

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**SÉRGIO HALPERN BRAUNSTEIN**

**ABORDAGEM GEOMÉTRICA PARA O  
TRATAMENTO DE ERROS GROSSEIROS NA ESTIMAÇÃO  
DE ESTADOS TRIFÁSICA EM SISTEMAS DE  
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

Porto Alegre

2016

**SÉRGIO HALPERN BRAUNSTEIN**

**ABORDAGEM GEOMÉTRICA PARA O  
TRATAMENTO DE ERROS GROSSEIROS NA ESTIMAÇÃO  
DE ESTADOS TRIFÁSICA EM SISTEMAS DE  
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Energia - Sistemas de Energia

ORIENTADOR: Prof. Dr. Arturo Suman Bretas

Porto Alegre

2016

SÉRGIO HALPERN BRAUNSTEIN

**ABORDAGEM GEOMÉTRICA PARA O  
TRATAMENTO DE ERROS GROSSEIROS NA ESTIMAÇÃO  
DE ESTADOS TRIFÁSICA EM SISTEMAS DE  
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

Esta tese foi julgada adequada para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: \_\_\_\_\_

Prof. Dr. Arturo Suman Bretas, UFRGS  
Doutor pela Virginia Tech – Blacksburg, EUA

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Adriano Peres de Moraes, UFSM  
Doutor pela Universidade Federal de Santa Maria – Santa Maria, Brasil

Prof. Dr. Daniel da Silva Gazzana, UFRGS  
Doutor pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Porto Alegre, Brasil

Prof. Dr. Flávio Antônio Becon Lemos, UFRGS  
Doutor pela Universidade Federal de Santa Catarina – Florianópolis, Brasil

Prof. Dr. Ghendy Cardoso Junior, UFSM  
Doutor pela Universidade Federal de Santa Catarina – Florianópolis, Brasil

Prof. Dr. Gustavo Dorneles Ferreira, UFRGS  
Doutor pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Porto Alegre, Brasil

Coordenador do PPGEE: \_\_\_\_\_

Prof. Dr. Luís Fernando Alves Pereira

Porto Alegre, Maio de 2016.

**Aos meus pais, a minha  
esposa e as minhas filhas.**

## **AGRADECIMENTOS**

Inicialmente agradeço aos meus pais pelo amor inesgotável, por tudo o que fizeram por mim enquanto presentes neste mundo, sem medir esforços. A eles sou eternamente grato por tudo o que hoje sou, o que hoje posso, o que hoje faço.

A minha querida esposa pelo amor, companheirismo e pelo apoio fundamental que muito me auxiliam a superar as dificuldades que se apresentam. As minhas queridas filhas, que embora crianças, compreenderam e respeitaram os motivos de minha ausência em muitos momentos. A elas, minha família, meu enorme agradecimento pela tranquilidade transmitida para que fosse possível o desenvolvimento desta tese.

Agradeço aos meus familiares pelo apoio e solidariedade, em especial a minha irmã que, mesmo distante fisicamente, consegue nos manter unidos.

Ao Prof. Dr. Arturo Suman Bretas, por sua atenção, disponibilidade irrestrita e orientação ao longo desses anos, as quais proporcionaram muitos momentos de discussões técnicas extremamente valiosas para a concretização deste trabalho. Agradeço pelas palavras de otimismo e pelo voto de confiança.

Ao meu orientador no exterior, Prof. Dr. Sean Meyn, por oportunizar o desenvolvimento de parte de minha pesquisa no laboratório vinculado ao Departamento de Engenharia Elétrica e Computação da Faculdade de Engenharia da Universidade da Flórida.

Aos meus colegas de laboratório pela amizade construída nesses anos de convívio e estudo que acrescentaram muito na minha vida pessoal e profissional.

Ao Instituto Federal Sul-rio-grandense e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior pela oportunidade para a realização desse trabalho e suporte financeiro.

Por fim, agradeço a todos os meus amigos por compartilharem comigo a alegria desta conquista.

## RESUMO

A evolução dos sistemas elétricos de distribuição pode ser observada pela automação da operação desses sistemas, assim como pela inserção da geração distribuída e desenvolvimento das infraestruturas avançadas de medição, as quais contemplam a utilização de medidores inteligentes. Concessionárias de distribuição de energia elétrica vêm melhorando seus meios de monitoramento, principalmente para melhorar a confiabilidade do serviço. Esta realidade traz consigo um aumento na quantidade de informações disponíveis, beneficiando a estimação de estados nesses sistemas. O estimador de estados passa a contar com um maior número de medições reais e as previsões de cargas até então utilizadas para suprir a ausência de dados tendem a reduzir sua participação no processo. Quanto maior for a presença de dados em tempo real, mais confiável será a base de dados fornecida pelo estimador para a análise das condições de operação do sistema. Os métodos de estimação de estados utilizados na distribuição têm sido adaptados do sistema de transmissão, de forma que as suas particularidades não são totalmente consideradas. Diferentemente do sistema de transmissão, onde o equilíbrio entre as linhas permite a utilização do equivalente monofásico, o sistema de distribuição apresenta-se desequilibrado e com linhas não transpostas. Desta forma, a modelagem trifásica dos componentes é necessária. Este aspecto impacta diretamente no tratamento dos erros grosseiros e, conseqüentemente, implica modificações nas metodologias dos sistemas de transmissão aplicadas à distribuição. Assim sendo, a pesquisa visa desenvolver um estimador de estados trifásico para alimentadores do sistema de distribuição que atenda suas particularidades, formulado a partir do método dos mínimos quadrados ponderados e cujo tratamento de erros grosseiros dar-se-á em função da abordagem geométrica desse método.

**Palavras-chave:** estimador de estados trifásico, sistemas de distribuição, mínimos quadrados ponderados, erros grosseiros.

## ABSTRACT

The evolution of the electrical distribution systems can be observed through the automation of the operation of such systems, as well as through the insertion of the distributed generation and development of advanced metering infrastructures, which use smart meters. Utilities have been improving their means of monitoring, mainly to improve the service reliability. This reality brings an increased amount of information available, benefiting the state estimation in these systems. The state estimator rely on a greater number of real measurement and the load predictions used so far to eliminate the data absence tend to reduce its participation in the process. The greater the presence of real time data, most reliable will be the database provided by the estimator for the analysis of the operating system conditions. The methods of state estimation used in the distribution have been adapted from the transmission system, so that not all particularities are considered. Differently from the transmission system, in which the balanced system allow the utilization of its single-phase equivalent, the distribution system presents itself unbalanced and with non-transposed lines. In this way, it is necessary the three-phase modeling of all components. This aspect directly impacts the treatment of gross errors and, consequently, implies modifications in the transmission system methodologies applied to the distribution. Thus, the research aims to develop a three-phase state estimator for distribution system feeders which attends its particularities, formulated from the weighted least squares method. The geometric approach of the method will solve the gross errors problem.

**Keywords:** Three-phase state estimator, distribution systems, weighted least squares, gross errors.

# SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	13
1.1 MOTIVAÇÃO.....	14
1.2 OBJETIVO.....	16
1.3 CONTRIBUIÇÃO CIENTÍFICA.....	16
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	17
<b>2 ESTIMAÇÃO DE ESTADOS NOS SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA</b> .....	19
2.1 A ESTIMAÇÃO DE ESTADOS EM SISTEMAS DE TRANSMISSÃO	19
2.1.1 Modelo de Medição.....	21
2.1.2 Método dos Mínimos Quadrados Ponderados.....	23
2.1.3 Análise de Observabilidade e Redundância.....	26
2.1.4 Tratamento de Erros Grosseiros.....	27
2.1.4.1 Detecção de Erros Grosseiros.....	28
2.1.4.1.1 Teste Qui-Quadrado dos Resíduos de Medição.....	29
2.1.4.1.2 Teste do Maior Resíduo Normalizado.....	30
2.1.4.1.3 Teste Qui-Quadrado dos Erros Compostos de Medição.....	32
2.1.4.1.4 Teste do Maior Erro Composto Normalizado.....	34
2.1.4.2 Identificação de Erros Grosseiros.....	34
2.1.4.2.1 Teste do Maior Resíduo Normalizado.....	35
2.1.4.2.2 Teste do Maior Erro Composto Normalizado.....	35
2.1.4.3 Correção de Medição via Erro Normalizado Composto.....	35
2.2 A ESTIMAÇÃO DE ESTADOS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	36
2.2.1 Sistema de Distribuição Trifásico Equilibrado.....	37
2.2.2 Sistema de Distribuição Trifásico Desequilibrado.....	41
2.2.3 Monitoramento dos Alimentadores.....	44
2.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	45
<b>3 UMA NOVA PROPOSTA PARA TRATAMENTO DE ERROS GROSSEIROS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO</b> .....	46
3.1 INTRODUÇÃO.....	46
3.2 MODELAGEM DE LINHAS.....	47
3.3 MATRIZ ADMITÂNCIA DE BARRA.....	49



3.4	MODELOS DE CARGA.....	51
3.4.1	Cargas conectadas em Estrela.....	51
3.4.2	Cargas conectadas em Triângulo.....	53
3.5	EQUAÇÕES TRIFÁSICAS.....	54
3.5.1	Equações para Injeção de Potência na Barra.....	54
3.5.2	Equações para Fluxo de Potência entre Barras.....	56
3.6	SOLUÇÃO DO SISTEMA LINEARIZADO.....	57
3.7	ABORDAGEM GEOMÉTRICA DESACOPLADA DE ERROS DE MEDIÇÃO.....	59
3.8	DETECÇÃO DE ERROS GROSSEIROS.....	62
3.9	IDENTIFICAÇÃO DE ERROS GROSSEIROS.....	63
3.10	CORREÇÃO DE MEDIÇÃO .....	63
3.11	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	64
<b>4</b>	<b>ESTUDO DE CASO E RESULTADOS.....</b>	<b>65</b>
4.1	INTRODUÇÃO.....	65
4.2	DESCRIÇÃO DO SISTEMA.....	65
4.3	SIMULAÇÕES E RESULTADOS.....	67
4.3.1	Simulações 1 a 8 - EETAG.....	69
4.3.1.1	Simulação 1 - Conjunto de Medições T1.....	69
4.3.1.2	Simulação 2 - Conjunto de Medições T1.....	70
4.3.1.3	Simulação 3 - Conjunto de Medições T2.....	70
4.3.1.4	Simulação 4 - Conjunto de Medições T2.....	71
4.3.1.5	Simulação 5 - Medições em um Mesmo Circuito Lateral.....	72
4.3.1.6	Simulação 6 - Medições em um Mesmo Circuito Lateral.....	72
4.3.1.7	Simulação 7 - Conjunto de Medições T1 e T2.....	73
4.3.1.8	Simulação 8 - Conjunto de Medições T1 e T2.....	75
4.3.2	Simulações 1 a 8 - Análise dos Resíduos de Medição.....	76
4.3.3	Simulações 9 e 10.....	77
4.3.3.1	Simulação 9 - Medições com Alto Nível de Erro Grosseiro.....	77
4.3.3.2	Simulação 10- Medições com Alto Nível de Erro Grosseiro.....	79
4.3.4	Estimação de Estados.....	81
4.4	ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	83
4.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	83
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES.....</b>	<b>85</b>

5.1 TRABALHOS FUTUROS.....	86
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>87</b>

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	Diagrama funcional da avaliação de segurança do sistema.....	19
Figura 2	Diagrama de blocos do estimador de estados.....	20
Figura 3	Observações de um experimento físico.....	23
Figura 4	Interpretação geométrica do operador $\mathbf{K}$ atuando em $\Delta\mathbf{z}$ .....	32
Figura 5	Correção do erro grosseiro de medição.....	36
Figura 6	EETAG: detecção, identificação e correção de múltiplos erros grosseiros .....	47
Figura 7	Modelo $\pi$ – nominal - segmento de linha trifásico.....	48
Figura 8	Modelo $\pi$ – nominal - forma matricial.....	48
Figura 9	Carga - conexão em triângulo .....	53
Figura 10	Diagrama unifilar - sistema IEEE123 barras modificado.....	65

## LISTA DE TABELAS

Tabela1	Parâmetros para Modelos de Carga.....	53
Tabela2	Derivadas Parciais - Injeção de Potência.....	58
Tabela3	Derivadas Parciais - Fluxo de Potência.....	58
Tabela4	Dados de Carga Concentrada na Barra.....	66
Tabela5	Configuração dos Alimentadores.....	67
Tabela6	Simulação 1 - Medições T1.....	69
Tabela7	Simulação 2 - Medições T1.....	70
Tabela8	Simulação 3 - Medições T2.....	71
Tabela9	Simulação 4 - Medições T2.....	71
Tabela10	Simulação 5 - Medições T2 em um Mesmo Circuito Lateral.....	72
Tabela11	Simulação 6 - Medições T2 em um Mesmo Circuito Lateral.....	73
Tabela12	Simulação 7 - Medições T1 e T2.....	73
Tabela13	Simulação 8 - Medições T1 e T2.....	75
Tabela14	Simulações 1 a 8 - ARM.....	77
Tabela15	Simulação 9 - Medições T1 e T2 com Alto Nível de Erro Grosseiro.....	77
Tabela16	Simulação 9 - EETAG.....	78
Tabela17	Simulação 9 - ARM.....	78
Tabela18	Simulação 10 - Medições T1 e T2 com Alto Nível de Erro Grosseiro.....	79
Tabela19	Simulação 10 - EETAG.....	80
Tabela20	Simulação 10 - ARM.....	81
Tabela21	EETAG - Erro Percentual de Magnitude de Tensão.....	81
Tabela22	EETAG - Erro Percentual de Ângulo de Fase.....	82
Tabela23	ARM - Erro Percentual de Magnitude de Tensão.....	82
Tabela24	ARM - Erro Percentual de Ângulo de Fase.....	82

## LISTA DE ABREVIATURAS

AG	Abordagem Geométrica do método dos Mínimos Quadrados Ponderados
AMI	Infraestrutura Avançada de Medições ( <i>Advanced Metering Infrastructure</i> )
ARM	Análise dos Resíduos de Medição
DMS	Sistema de Gerenciamento de Distribuição ( <i>Distribution Management System</i> )
EMS	Sistema de Gerenciamento de Energia ( <i>Energy Management System</i> )
EET	Estimador de Estados Trifásico
IKF	Filtro de Kalman Iterativo ( <i>Iterated Kalman Filter</i> )
LCK	Lei das Correntes de Kirchhoff
LMS	Método do Mínimo Quadrado da Mediana ( <i>Least Median of Squares</i> )
PMU	Sincrofasor ( <i>Phasor Measurement Unit</i> )
SCADA	Supervisório de Controle e Aquisição de Dados ( <i>Supervisory Control and Data Acquisition</i> )
SHGM	Método SHGM ( <i>Schweppe Huber generalised M</i> )
WLAV	Método do Mínimo Valor Absoluto Ponderado ( <i>Weighted Least Absolute Value</i> )
WLS	Método dos Mínimos Quadrados Ponderados ( <i>Weighted Least Squares</i> )

## 1. INTRODUÇÃO

A análise das condições de operação do sistema elétrico de potência em um determinado instante no tempo, de forma a mantê-lo operando em estado normal seguro, constitui-se no principal objetivo do operador do sistema, visto que tais condições variam ao longo do dia. Quando o modelo da rede e as tensões complexas nas barras são conhecidos é possível determinar as condições de operação, ou seja, se o sistema está operando em estado normal, de emergência ou de recomposição. Para atingir este objetivo, o operador deve monitorar continuamente o sistema, identificar o seu estado de operação e tomar as ações preventivas necessárias, caso esse se encontre em estado inseguro de operação. Essa sequência de ações refere-se à análise de segurança do sistema (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004).

A fim de identificar as condições de operação do sistema, o estimador de estados é utilizado para determinar o estado do sistema observável, caracterizado pelas magnitudes e ângulos de tensão. Assim, o estimador facilita o monitoramento preciso e eficiente de restrições operacionais, tais como carregamento de linhas de transmissão ou magnitudes de tensão de barras.

A estimação de estados só se faz possível se, além da configuração do sistema, existirem medidas de grandezas do sistema interno em número suficiente para permitir a execução do estimador. Entretanto, pode haver uma redução dessas medidas em função de problemas com o sistema de telemedição, fazendo com que o sistema seja parcialmente observável. Alternativas como a utilização de pseudomedidas e medidas virtuais são utilizadas para fazê-lo coincidir com o sistema observável (MONTICELLI, 1983).

Comparando-se os problemas de fluxo de carga e de estimação de estados, tem-se que as equações básicas utilizadas para a representação dos componentes do sistema elétrico são as mesmas. A diferença fundamental entre os dois problemas reside no fato de que o estimador de estados manipula dados redundantes e sujeitos a erros. Através de um processo de filtragem, ele processa as medidas com erros grosseiros, detecta e identifica sua presença, de forma a eliminar ou corrigir seus efeitos no processo de estimação (MONTICELLI, 1983).

Portanto, o estimador de estados atua como um filtro entre as medições brutas recebidas do sistema e as funções de avaliação de segurança. Desta forma, ele fornece em tempo real o estado atual e uma base de dados confiável do sistema, a partir da qual as

funções de análise de segurança podem ser implementadas para analisar contingências e determinar quaisquer ações necessárias.

Por essas razões, o estimador de estados representa o coração da função de análise de segurança *on-line* do sistema de potência (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004).

## 1.1 MOTIVAÇÃO

Sistemas de transmissão utilizam amplamente o estimador de estados, mas sistemas de distribuição e, até certo ponto, de subtransmissão têm sido tradicionalmente excluídos, embora a noção de sua utilização para redes de distribuição tenha sido considerada há muito tempo (GÓMEZ-QUILES; GÓMEZ-EXPÓSITO; JAÉN, 2012). Em relação aos alimentadores de distribuição, isso se deve ao fato de que muito poucos dispositivos de medição foram instalados até recentemente para monitorar sua condição de operação. A utilização de dados obtidos *off-line* através de pseudomedições não é suficiente para a estimação de estados desses alimentadores. Por exemplo, pseudomedidas ou estimativas de corrente são obtidas a partir da curva média de carga e do fator de carga do alimentador, o qual é atualizado a cada hora. Em termos de exatidão de um estimador de estados, respostas devem ser produzidas em janelas de tempo mais reduzidas (ALMEIDA, 2003). Tipicamente, as informações sobre a corrente de saída de cada alimentador, juntamente com a magnitude da tensão das barras de média tensão, são enviadas por telemetria e reunidas em um Sistema de Gerenciamento de Distribuição (DMS), mas nenhuma informação em tempo real é obtida sobre o que acontece a jusante, a menos que ocorra uma falta (GÓMEZ-QUILES; GÓMEZ-EXPÓSITO; JAÉN, 2012). Assim, o controle do sistema de distribuição tem sido realizado normalmente apenas em função das medidas *on-line* da subestação de Alta/Média Tensão.

No entanto, a evolução da rede de distribuição observada pela automação da operação desses sistemas, devido ao aspecto de seletividade quando da ocorrência de faltas, pela inserção da geração distribuída, pela utilização de medidores inteligentes como parte integrante das Infraestruturas Avançadas de Medição (AMI), além de exigir o desenvolvimento de novas técnicas de controle para a tomada de decisões por parte do operador, está fornecendo cada vez mais informações adicionais em tempo real no nível dos alimentadores de distribuição (GÓMEZ-QUILES; GÓMEZ-EXPÓSITO; JAÉN, 2012; HUANG; LO; LU, 2013).

De acordo com (BARAN; JUNG; McDERMOTT, 2009), concessionárias de distribuição de energia elétrica vêm melhorando seus meios de monitoramento, principalmente para melhorar a confiabilidade do serviço. Incentivos adicionais têm ocorrido para melhorar o monitoramento de alimentadores, ou seja, para melhorar sua eficiência através da adoção de funções avançadas, tais como controle de tensão. A gestão eficaz desses sistemas de distribuição exige ferramentas de análise que possam estimar o estado da sua condição operacional e prever a resposta do sistema frente às mudanças nas condições de carga.

Diante dessa realidade e de acordo com os resultados positivos obtidos em sistemas de transmissão, algoritmos de estimação de estados utilizados nesses sistemas têm sido diretamente adaptados ao sistema de distribuição, assim como novas metodologias têm sido desenvolvidas.

Entretanto, os bons resultados em sistemas trifásicos equilibrados, como no caso dos sistemas de transmissão, não são suficientes para a sua aplicação direta em sistemas de distribuição. Esses, diferentemente dos sistemas de transmissão, apresentam-se desequilibrados, com topologia basicamente radial e com linhas não transpostas. Os diferentes acoplamentos mútuos entre as fases impõem um diferente fluxo de energia em cada uma delas, de forma que o equivalente monofásico utilizado em sistemas de transmissão não se aplica nesses sistemas, devendo para tal ser utilizada a modelagem trifásica dos componentes.

Tão importante quanto à modelagem trifásica, tem-se o aspecto do tratamento de erros grosseiros, referido como uma das qualidades mais importantes do estimador de estados. Dentre os trabalhos encontrados na literatura, em que a estimação de estados trifásica para sistemas de distribuição é baseada no Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (WLS), são utilizados para esse fim testes estatísticos em relação ao resíduo de medição.

No trabalho de (GÓMEZ-QUILES; GÓMEZ-EXPÓSITO; JAÉN, 2012), os autores comentam que para os baixos níveis de redundância presentes nos alimentadores do sistema de distribuição equilibrado analisado, o teste do maior resíduo normalizado nem sempre é confiável, como verificado em algumas simulações realizadas para uma única medição corrompida por erro grosseiro. Ainda destacam que, na presença de múltiplos erros grosseiros, o processo de identificação seria muito mais difícil.



Esse problema também é citado nos sistemas de transmissão. De acordo com (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004), o desempenho do teste do maior resíduo normalizado depende do tipo de dado envolvido. Uma vez que os resíduos do WLS são combinações lineares dos erros de medição, esse teste pode não conseguir identificar de maneira confiável erros múltiplos de medições que apresentam alta interação, especialmente quando os erros são conformes.

Uma nova metodologia para lidar com o tratamento de erros grosseiros em sistemas de transmissão, feita a partir da definição dos erros compostos de medição, é proposta por (BRETAS et al., 2013; BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013). Esses erros são obtidos através de uma abordagem geométrica do WLS clássico. Os resultados demonstram que a metodologia atua de forma precisa na detecção, identificação e correção de erros grosseiros, mesmo para os casos de erros múltiplos, além de ser adequada a erros conformes ou não (BRETAS et al., 2013).

Assim sendo, as modificações pelas quais o sistema de distribuição vem atravessando ou atravessará num futuro próximo associadas às novas metodologias propostas para sistemas de transmissão permitem vislumbrar o desenvolvimento de um novo estimador de estados voltado à distribuição.

## **1.2 OBJETIVO**

Com o intuito de se obter resultados adequados à realidade dos sistemas de distribuição, propõe-se o desenvolvimento de um estimador de estados trifásico para alimentadores de sistema de distribuição considerando-se: *i)* a aplicação do método dos mínimos quadrados ponderados, *ii)* a Abordagem Geométrica desse método (AG) para composição do erro de medição e *iii)* a análise de sistemas desequilibrados.

## **1.3 CONTRIBUIÇÃO CIENTÍFICA**

O Estimador de Estados Trifásico por mínimos quadrados ponderados com aplicação da Abordagem Geométrica desse método para o tratamento de múltiplos erros grosseiros de medição (EETAG), portanto, consistirá em um algoritmo que agregará ao estado da arte:

- otimização do processo de detecção, identificação e correção de erros grosseiros e, conseqüentemente, do processo de estimação final, visto que a

cada convergência alcançada pelo estimador é possível tratar até três erros simultaneamente;

- equacionamentos para realização do tratamento de erros grosseiros por fase, com avaliação do comportamento da etapa de correção de medições frente à utilização de pseudomedições com modelos de carga;
- alteração na estrutura da matriz Jacobiana em função da utilização de modelos de carga nos equacionamentos.

Desta forma, considerando-se que a abordagem geométrica do WLS para a determinação do erro composto de medição no processo de estimação de estados trata-se de uma metodologia ainda não explorada em sistemas de distribuição no campo da detecção, identificação e correção de erros grosseiros, o tema proposto representa uma contribuição relevante e inovadora para as funções destinadas à avaliação de segurança destes sistemas.

#### **1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO**

A tese está estruturada em cinco capítulos, sendo que esse primeiro apresenta uma contextualização do trabalho, seus aspectos relevantes, o objetivo a ser alcançado e suas contribuições ao estado da arte.

O capítulo 2 faz uma revisão bibliográfica sobre a estimação de estados em sistemas de transmissão e de distribuição. O capítulo aborda conceitos necessários para o entendimento sobre a resolução do problema e os trabalhos desenvolvidos para sistemas de distribuição, onde é destacada basicamente a estimação de estados por mínimos quadrados ponderados em função dos bons resultados obtidos nesses sistemas.

No capítulo 3 apresenta-se a contribuição analítica ao estado da arte referente ao desenvolvimento de todo o equacionamento em componentes de fase para a estimação de estados em alimentadores do sistema de distribuição, observando-se as particularidades desse sistema. O capítulo descreve a metodologia para a estimação trifásica proposta a partir da aquisição de dados e medidas do sistema até a solução final, obtida após o tratamento de erros grosseiros do conjunto de medições.

No capítulo 4 ocorre a validação da metodologia proposta a partir de simulações no sistema teste de 123 barras do IEEE, as quais envolvem todo o tipo de medição presente no sistema. A análise da comparação com o estado da arte também é discutida nesse capítulo.

O capítulo 5 traz as conclusões e contribuições do trabalho e encaminha trabalhos futuros.

## 2. ESTIMAÇÃO DE ESTADOS NOS SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

### 2.1 A ESTIMAÇÃO DE ESTADOS EM SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

Conforme mencionado no capítulo anterior, quando o modelo da rede e as tensões complexas nas barras são conhecidos é possível determinar as condições de operação do sistema e, assim, analisar se esse se encontra em estado seguro de operação. Com o objetivo de ilustrar a importância do estimador de estados nesse processo, a Figura 1 apresenta as várias funções envolvidas na avaliação de segurança do sistema.

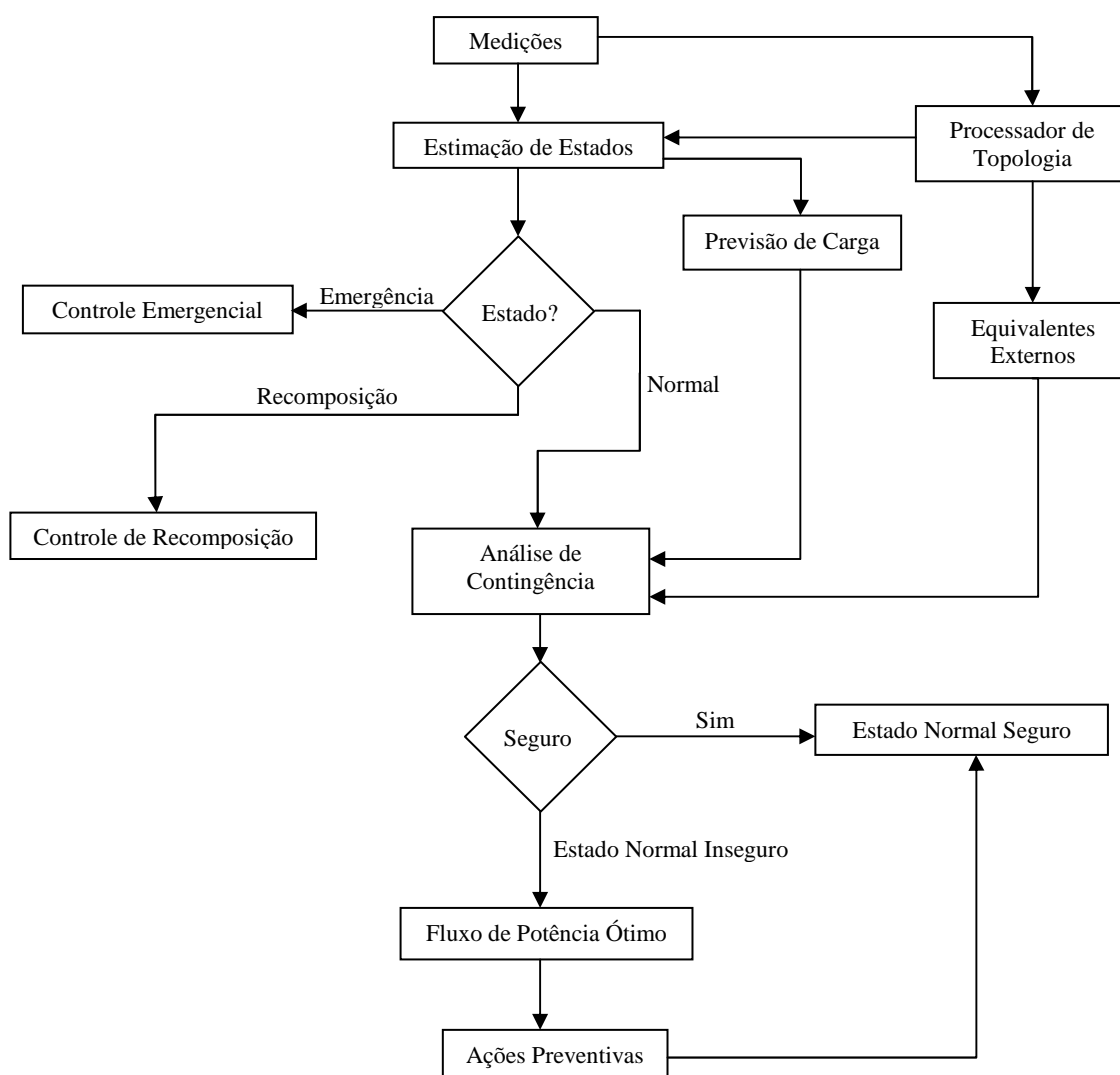


Figura 1 Diagrama funcional da avaliação de segurança do sistema

Fonte: Adaptado de (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004)

Percebe-se que o estimador de estados atua como um filtro de grande escala entre as medições remotas e o alto nível de aplicações que constituem o Sistema de Gerenciamento de Energia (EMS).

O conceito de estimação de estados em sistemas de potência e sua solução pelo método dos mínimos quadrados ponderados foram propostos inicialmente por Fred C. Schweppe. Desde sua apresentação em (SCHWEPPE; WILDES; ROM, 1970), o estimador de estados assumiu papel fundamental no EMS por fornecer uma solução em tempo real para o problema de fluxo de potência, base para a execução das funções que realizam a avaliação de segurança do sistema (DY LIACCO, 1978; LU; TENG; LIU, 1995).

A estrutura do estimador pode ser representada conforme a Figura 2:

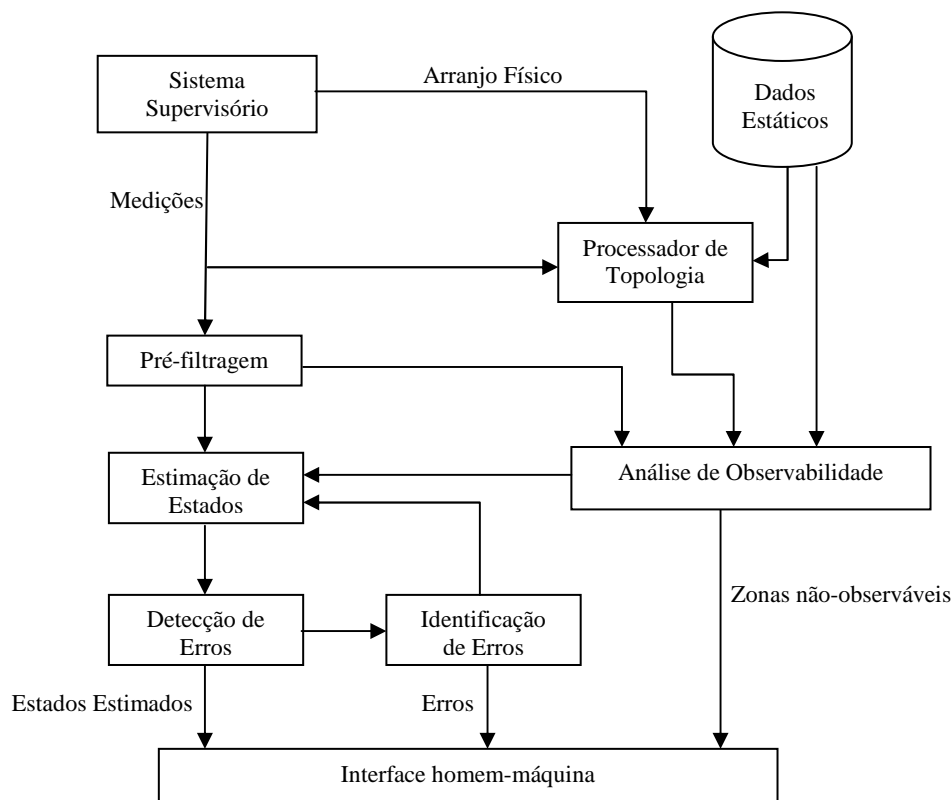


Figura 2 Diagrama de blocos do estimador de estados

Fonte: Adaptado de (GÓMEZ-EXPÓSITO; CONEJO; CAÑIZARES, 2009)

De acordo com a Figura 2, tem-se que as medições adquiridas do sistema Supervisório de Controle e Aquisição de Dados (SCADA) passam por uma etapa de pré-filtragem, a qual realiza uma série de verificações para detectar e descartar as medidas que são claramente inconsistentes (magnitudes de tensão negativa, fluxos de energia fora dos

limites, etc.). O processador de topologia, em função de medições lógicas disponíveis sobre a condição dos dispositivos de comutação e de informações sobre a localização e tipo de medidores instalados no sistema, constrói o modelo da rede elétrica.

Posteriormente, a análise de observabilidade determina se o estado do sistema pode ser obtido para toda a rede ou para apenas um subconjunto de nós considerando as medições disponíveis. Isto implica que o número de equações linearmente independentes seja igual ao número de estados a estimar.

A partir dessas etapas, a estimação de estados calcula estatisticamente os estados que melhor se adaptam às medições remotamente capturadas para um dado conjunto de parâmetros de rede e à conectividade dessa. Por fim, e com base em certas propriedades estatísticas da estimativa, ocorrem as etapas de detecção e identificação de erros não gaussianos presentes no conjunto de medições. Desde que a observabilidade seja garantida, as medições corrompidas por erros podem ser removidas, caso contrário devem ser corrigidas.

### **2.1.1 Modelo de Medição**

A estimação dos fasores de tensão (estados) em cada barra em um dado sistema de potência é conseguida através do processamento de várias medições, bem como através das informações sobre o estado dos disjuntores, chaves, taps de transformadores e dos parâmetros das linhas de transmissão, transformadores, capacitores e reatores. Os tipos de medição mais comumente utilizados são (GÓMEZ-EXPÓSITO; CONEJO; CAÑIZARES, 2009):

- Fluxos da linha: fluxos de potência ativa e reativa medidos nas barras terminais de linhas de transmissão ou transformadores;
- Injeções de barra: injeções de potência ativa e reativa nas barras do sistema;
- Magnitudes de tensão medidas nas barras do sistema;
- Magnitudes de corrente de linha medidas nas barras terminais de linhas de transmissão ou transformadores.

Além desses, existem quantidades que não são obtidas em tempo real, mas são efetivamente utilizadas como medições pelos estimadores de estados, como as medidas virtuais e pseudomedidas. Medidas virtuais referem-se aos valores que são associados a injeções de potências nulas (barras sem carga ou geração). As pseudomedidas, por sua vez,

correspondem aos valores que podem ser assumidos baseando-se em dados históricos. Tais medidas servem para permitir a observabilidade do sistema em áreas mal monitoradas. Previsão de cargas em barras de carga e geração programada em barras de geração são exemplos desse tipo de medições (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004).

Como já abordado anteriormente, cabe ao estimador de estados detectar, identificar e remover os erros das medidas obtidas em tempo real, as quais, em geral, apresentam-se corrompidas por diferentes tipos de erros. Assim, nos sistemas elétricos de potência as medidas se relacionam com o vetor de estado conforme o modelo matemático definido por (SCHWEPPE; WILDES; ROM, 1970)

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{e} \quad (2.1)$$

sendo:

- z**: vetor das medições com dimensão  $(nm \times 1)$ ;
- x**: vetor de estado do sistema com dimensão  $(nv \times 1)$ , onde  $nv = 2NB - 1$ . Este vetor apresenta as tensões complexas em todas as  $NB$  barras do sistema, exceto o ângulo de fase da barra de referência, o qual é fixado a priori;
- h**: vetor das funções não-lineares relativas às medições livres de erro. Dimensão  $(nm \times 1)$ ;
- e**: vetor que contém os erros das medições, com dimensão  $(nm \times 1)$ ;
- $nm$ : número de medições;
- $nv$ : número de variáveis de estado.

Com relação ao vetor dos erros de medição, quando na ausência de erros grosseiros, esse se refere especificamente a um vetor de variáveis aleatórias que representam os erros associados à precisão dos equipamentos de medição, aos parâmetros de rede, assim como aos ruídos introduzidos através dos sistemas de telecomunicações. Normalmente, assumem-se as seguintes propriedades estatísticas para os erros aleatórios de medição:

- Distribuição Normal com média igual a zero e matriz de covariância **R** conhecida;
- Erros independentes, não-correlacionados, de forma que **R** passa a ser definida por uma matriz diagonal dada pela variância ( $\sigma^2$ ) do erro associado à medição  $i$ .

Existem muitas metodologias já desenvolvidas para a estimação de estados em sistemas de transmissão. Entre elas cita-se o WLS, o qual pode ser modelado através de sua

solução clássica via equações normais, mas alternativamente através das Equações Normais com Restrições de Igualdade e outras abordagens, como Lagrangeano Aumentado, Método Peters-Wilkinson, Fatoração Ortogonal e Método Híbrido (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004). Além do WLS, existem estimadores baseados nos métodos do Mínimo Valor Absoluto Ponderado (WLAV) apresentado em (KOTIUGA; VIDYASAGAR, 1982; CELIK; ABUR, 1992), do Mínimo Quadrado da Mediana (LMS) abordado em (MILI; PHANIRAJ; ROUSSEUW, 1991), entre outros.

Diversos pesquisadores abordam sobre a popularidade do método dos mínimos quadrados ponderados clássico, afirmando sua aceitação universal na indústria de energia (MONTICELLI, 1999; DUGAN et al., 2004). Assim, sua descrição será feita a seguir.

### 2.1.2 Método dos Mínimos Quadrados Ponderados

Sabe-se que o método dos mínimos quadrados clássico busca obter os coeficientes de uma função  $h(x)$  tal que essa se ajuste o melhor possível ao conjunto de  $nm$  pontos oriundos de um experimento físico, conforme Figura 3.

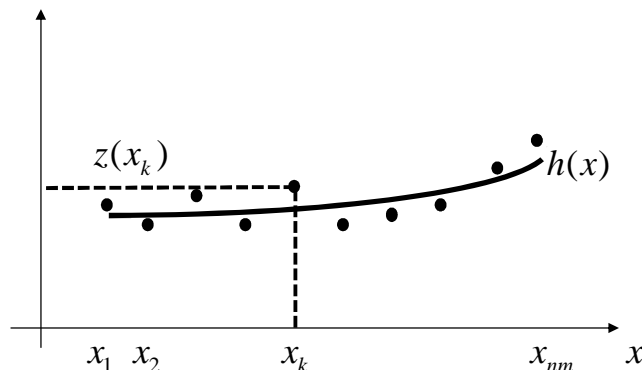


Figura 3 Observações de um experimento físico

Para isto, o método consiste em definir  $h(x)$  de forma que o somatório dos quadrados dos resíduos ( $r$ ) dos  $nm$  pontos à  $h(x)$  seja mínimo. Assim, procura-se minimizar o seguinte critério:

$$\sum_{k=1}^{nm} [z(x_k) - h(x_k)]^2 = \sum_{k=1}^{nm} r_k^2 \quad (2.2)$$

$$\sum_{k=1}^{nm} r_k^2 = \mathbf{r}^T \mathbf{r} \quad (2.3)$$



onde  $\mathbf{r}$  é o vetor dos resíduos oriundo dos erros cometidos pelo modelo ao tentar explicar os valores observados.

Entretanto, pode ocorrer que por um determinado período de tempo o grau de incerteza das observações seja maior, de forma que se deseje dar um peso menor aos resíduos nesse período, ao invés de peso unitário conforme a equação (2.3). Outra situação seria dar menor peso às observações feitas quando o processo estivesse operando em regime dinâmico (ponto de operação) distante daquele para qual se busca a modelagem matemática. Nesta situação, ainda que todas as observações tenham a mesma precisão, aquelas menos representativas para o ponto de operação em questão podem receber pesos menores (AGUIRRE, 2007).

Assim, a equação (2.3) passa a ser ponderada pelo peso ( $w$ ) dado à observação, ou seja,

$$\sum_{k=1}^{nm} r_k w_k r_k = \mathbf{r}^T \mathbf{W} \mathbf{r} \quad (2.4)$$

sendo que  $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{nm \times nm}$  é uma matriz diagonal cujos elementos são os pesos  $w_k$ , de forma que  $\mathbf{W} = \text{diag}\{w_1 w_2 \dots w_{nm}\}$ .

Aplicando-se o método à estimação de estados e formulando-se como um problema de otimização, a solução do problema passa a ter a forma

$$\begin{cases} \text{minimizar} & J(\mathbf{x}) = \mathbf{r}^T \mathbf{W} \mathbf{r} \\ \text{sujeito a} & \mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{r} \end{cases} \quad (2.5)$$

Definindo-se  $\mathbf{W} = \mathbf{R}^{-1}$ , onde  $\mathbf{R}$  é a matriz diagonal dada pela variância ( $\sigma^2$ ) do erro associado à medição  $i$ , e sabendo-se que  $J(\mathbf{x})$  é a função objetivo que minimiza a soma ponderada dos quadrados dos resíduos em relação às medidas, busca-se, portanto, o vetor de estado estimado ( $\hat{\mathbf{x}}$ ) que minimizará  $J(\hat{\mathbf{x}})$  (MONTICELLI, 1999).

A partir da equação (2.5), é possível reescrever o problema de otimização por

$$\min J(\hat{\mathbf{x}}) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})]^T \mathbf{W} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})] \quad (2.6)$$

onde todos os termos já foram definidos anteriormente.

Assim como no problema do fluxo de carga, a forma mais eficaz de resolver esse problema de minimização consiste na aplicação do processo iterativo de Newton-Raphson, o qual converge quadraticamente para a solução (GÓMEZ-EXPÓSITO; CONEJO; CAÑIZARES, 2009).

De acordo com (MONTICELLI, 1999), a determinação de  $\hat{\mathbf{x}}$  envolve satisfazer a condição ótima de primeira ordem  $g(\mathbf{x}) = \left. \frac{\partial J(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} = 0$ . Assim,

$$g(\mathbf{x}) = -2 \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial (\mathbf{x})} \mathbf{W} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} = 0 \Rightarrow -\mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}) \mathbf{W} \Delta \mathbf{z}(\hat{\mathbf{x}}) = 0 \quad (2.7)$$

onde  $\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}) = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}}$  é a matriz Jacobiana com dimensão  $(nm \times nv)$  e o termo  $\Delta \mathbf{z}(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})$ .

Quando se aplica um método iterativo, é necessário que a estimativa do vetor  $\hat{\mathbf{x}}$  seja atualizada a partir do vetor corrente  $\hat{\mathbf{x}}^u$  ao final da iteração  $u$  de acordo com

$$\hat{\mathbf{x}}^{u+1} = \hat{\mathbf{x}}^u + \Delta \hat{\mathbf{x}}^u \quad (2.8)$$

A expansão de Taylor de  $g(\mathbf{x})$  ao redor do vetor de estados  $\hat{\mathbf{x}}^u$  leva à

$$g(\mathbf{x}) = g(\hat{\mathbf{x}}^u) + \mathbf{G}(\hat{\mathbf{x}}^u)(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}^u) + \dots = 0 \quad (2.9)$$

onde  $\mathbf{G}(\hat{\mathbf{x}}^u)$  é a matriz Jacobiana de  $g(\hat{\mathbf{x}}^u)$  em relação à  $\hat{\mathbf{x}}$ , a qual é chamada matriz ganho. Na maioria das situações, o impacto das derivadas de segunda ordem na convergência da estimação de estado é insignificante e, portanto, negligenciado (MONTICELLI, 1999). Desta forma, pode-se escrever que

$$g(\mathbf{x}) \approx g(\hat{\mathbf{x}}^u) + \mathbf{G}(\hat{\mathbf{x}}^u)(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}^u) = 0 \quad (2.10)$$

Manipulando-se as equações (2.7), (2.8) e (2.10) e sabendo-se que a matriz ganho é dada por

$$\mathbf{G}(\hat{\mathbf{x}}^u) = \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}^u) \mathbf{W} \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^u) \quad (2.11)$$

chega-se à equação (MONTICELLI, 1999)

$$\Delta \hat{\mathbf{x}}^u = [\mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}^u) \mathbf{W} \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^u)]^{-1} \cdot \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}^u) \mathbf{W} \Delta \mathbf{z}(\hat{\mathbf{x}}^u) \quad (2.12)$$

a qual corresponde ao sistema linear a ser resolvido a cada iteração e é conhecida como Equação Normal.

O processo iterativo tem como critério de parada

$$\max |\Delta \hat{\mathbf{x}}^u| \leq \tau \quad (2.13)$$

onde  $\tau$  representa a tolerância pré-estabelecida, tendo como faixa de valores usual entre  $10^{-3}$  a  $10^{-6}$  (p.u.) para os módulos de tensão e  $10^{-3}$  a  $10^{-6}$  (rad) para os ângulos de fase (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004). Isto significa que, enquanto qualquer um dos elementos do vetor  $\Delta \hat{\mathbf{x}}^u$ , tomando-se os valores absolutos, for maior que  $\tau$ , os estados são atualizados conforme a equação (2.8) e o processo iterativo para a solução da Equação Normal continua. Quando todos os módulos das variações das variáveis de estado que compõem  $\Delta \hat{\mathbf{x}}^u$  forem no máximo iguais à tolerância especificada, significa que o método convergiu e a solução do problema linearizado é dada pelo vetor de estado estimado  $\hat{\mathbf{x}}^u$ .

### 2.1.3 Análise de Observabilidade e Redundância

De acordo com (MONTICELLI; WU, 1985), se o conjunto de medidas é suficiente para permitir a estimação de estados, diz-se que a rede é observável. Caso esse seja insuficiente, outras medições devem ser utilizadas, sejam medições reais ou pseudomedições. A definição da localização dessas medições é fundamental para que a estimação seja possível. Esses dois aspectos constituem o que se entende por Análise de Observabilidade, ou seja, a análise inclui o teste de observabilidade e a localização das medições para que essa seja garantida. A não observabilidade temporária pode ocorrer devido a imprevistos na topologia de rede ou falhas nos sistemas de telecomunicação. Algoritmos baseados em heurísticas e outras técnicas foram desenvolvidos para a realização dessa análise (MONTICELLI; WU, 1985).

As medições adquiridas em um sistema nada mais são do que aproximações da realidade, de forma que os resultados que nelas se baseiam também o são. Assim, o alvo de maior prioridade dentre todos os cálculos feitos relacionados a fenômenos concretos deve ser o de aproximá-los, tanto quanto possível, da verdade (AGUIRRE, 2007).

Ao estimador de estados cabe a tarefa de detectar, identificar e remover os erros das medidas obtidas em tempo real, as quais, em geral, apresentam-se corrompidas por diferentes tipos de erros, a fim de que seus resultados sejam os mais confiáveis possível. Isto, entretanto, não pode ser alcançado a não ser pela adequada combinação de medidas adicionais àquelas que garantem a observabilidade do sistema.

Portanto, a estimação de estados se faz a partir de um sistema de equações sobredeterminado, onde a redundância de medições é utilizada para reduzir o efeito de seus erros. Em (HANDSCHIN et al., 1975), a redundância é definida como a razão entre o número de medições disponíveis e o número de variáveis de estado a estimar. Geralmente, uma redundância mínima adequada é igual a 1,5, sendo que as medidas redundantes devem ser distribuídas uniformemente para que o efeito pretendido na precisão do estimador de estados seja obtido (BOSE; CLEMENTS, 1987).

#### **2.1.4 Tratamento de Erros Grosseiros**

Dentro do contexto da estimação de estado em sistemas de potência, dados ruins correspondem às medidas muito mais imprecisas do que aquelas assumidas quando os erros de medição são modelados. Na prática, esses dados são causados por uma variedade de motivos, dentre os quais citam-se as falhas nos canais de comunicação, defeitos nos equipamentos de medição e erros na modelagem das pseudomedidas. Medidas que são claramente inconsistentes, como magnitudes de tensão negativa, fluxos de potência acima da capacidade de transmissão das linhas são descartadas na etapa da pré-filtragem. Entretanto, os testes utilizados nessa etapa são incapazes de detectar dados ruins cujos desvios são menores que 30 vezes os desvios-padrão dos medidores (QUINTANA; SIMOES-COSTA; MIER, 1982; GÓMEZ-EXPÓSITO; CONEJO; CAÑIZARES, 2009).

A presença de dados ruins pode fazer com que o vetor de estados se afaste significativamente dos seus valores verdadeiros. Assim, tendo em vista que uma das qualidades mais importantes do estimador de estado consiste na sua capacidade de detectar e identificar os erros grosseiros de medição (dados ruins), seus resultados são preferíveis aos dados brutos adquiridos de um sistema supervisor de controle (ALLEMONG; RADU; SASSON, 1982; BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013).

Uma série de trabalhos têm se dedicado ao estudo do problema de processamento de erros grosseiros. Quando o WLS é utilizado, a metodologia com grande aceitação para esse

estudo baseia-se num procedimento em dois passos: o teste qui-quadrado dos resíduos de medição para detectar se erros grosseiros estão presentes ou não no conjunto de medições e a identificação das medições afetadas por erros grosseiros (se houver) através do teste do maior resíduo normalizado. Entretanto, dependendo do nível de significância utilizado, o teste qui-quadrado pode vir a falhar, no sentido de não detectar medições com erros grosseiros ou aumentar consideravelmente a quantidade de medidas detectadas. Isso representa uma grave deficiência desse teste (MONTICELLI; GARCIA, 1983). Com relação ao teste do maior resíduo normalizado, seu desempenho depende do tipo de dado envolvido. No caso de erros múltiplos de medições com alta interação, especialmente quando se tratam de erros conformes, ou seja, quando esses erros são consistentes entre si, esse método pode não ser capaz de identificá-los de maneira confiável, tendo em vista que os resíduos do WLS são combinações lineares dos erros de medição (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004).

Uma nova metodologia para lidar com o tratamento de erros grosseiros, feita a partir da definição dos erros compostos de medição, é proposta por (BRETAS et al., 2013; BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013). Esses erros são obtidos através de uma abordagem geométrica do WLS clássico. Os resultados demonstram que a metodologia atua de forma precisa na detecção, identificação e correção de erros grosseiros, mesmo para os casos de erros múltiplos, além de ser adequada a erros conformes ou não (BRETAS et al., 2013).

Portanto, a seguir serão abordados os testes estatísticos aplicados aos resíduos de medição e aos erros compostos de medição.

#### **2.1.4.1 Detecção de Erros Grosseiros**

A busca pela determinação se o conjunto de medições contém ou não algum dado ruim compõe a etapa de detecção de erros grosseiros. Observa-se que qualquer um dos testes descritos considera que:

- o vetor dos erros de medição apresenta distribuição Normal, com média zero e covariância  $R$ , ou seja,  $N \sim (0, R)$ ;
- a estrutura e os parâmetros de medição são exatamente conhecidos;
- a linearização do modelo de medição é obtida para um ponto suficientemente próximo da solução.

De acordo com (MONTICELLI; GARCIA, 1983), 99,7% das medições realizadas com equipamentos de medição situam-se dentro da faixa de  $\pm 3$  desvios-padrão do equipamento, aspecto que pode ser utilizado para detectar erros grosseiros. Logo, a simulação de erros grosseiros pode ser obtida adicionando-se ou subtraindo-se dos valores verdadeiros das medições quantidades em torno de 3 a 20 vezes o desvio-padrão  $\sigma$  da medição (QUINTANA; SIMOES-COSTA; MIER, 1982; BRETAS; BRETAS; PIERETI, 2011).

#### 2.1.4.1.1 Teste Qui-Quadrado dos Resíduos de Medição

Em estatística, a soma dos quadrados de variáveis aleatórias independentes, distribuídas de acordo com a distribuição normal padrão, tem uma distribuição Qui-quadrado ( $\chi^2$ ). Assim, uma vez assumindo-se que os resíduos de medição têm uma distribuição normal, conforme será demonstrado no item a seguir, a função objetivo  $J(\hat{\mathbf{x}})$  apresentada na equação (2.6) tem uma distribuição  $\chi^2$  com  $nm - nv$  graus de liberdade (GÓMEZ-EXPÓSITO; CONEJO; CAÑIZARES, 2009). Portanto, para qualquer medição que contenha erro grosseiro, a função objetivo deixa de apresentar a distribuição  $\chi^2$ . Sendo assim, o teste qui-quadrado dos resíduos de medição é executado comparando-se o valor  $J(\hat{\mathbf{x}})$  com um limiar ( $\lambda$ ) referente à função de distribuição acumulada da distribuição  $\chi^2$  para  $nm - nv$  graus de liberdade associada ao coeficiente de confiança  $\alpha = (1 - \alpha_0)$ , onde  $\alpha_0$  é o nível de significância e que está associado à probabilidade de alarme falso (probabilidade de que o limiar seja ultrapassado sem a existência de erro grosseiro). De acordo com o exposto, as seguintes hipóteses podem ser descritas por:

- $H_0$ :  $J(\hat{\mathbf{x}})$  apresenta distribuição  $\chi^2$ , ou seja,  $J(\hat{\mathbf{x}}) < \lambda \Rightarrow$  ausência de erros grosseiros;
- $H_1$ :  $H_0$  é falsa ( $J(\hat{\mathbf{x}}) \geq \lambda$ ).

Normalmente, valores iguais a 0,01 ou 0,05 são utilizados para  $\alpha_0$  (BOSE; CLEMENTS, 1987).

### 2.1.4.1.2 Teste do Maior Resíduo Normalizado

Com o intuito de detectar erro grosseiro no conjunto de medições, a análise dos resíduos das medições poderia sugerir que aquele com maior amplitude corresponde à medição com erro. No entanto, essa premissa nem sempre corresponde à realidade, pois (QUINTANA; SIMOES-COSTA; MIER, 1982):

- equipamentos de medição possuem diferentes precisões, de forma que as variâncias das medições correspondentes podem apresentar diferenças representativas;
- os resíduos geralmente são correlacionados, tal que um erro associado a uma medição  $i$  pode afetar os outros resíduos.

Mediante estas considerações, a normalização dos resíduos deve ser realizada para compensar estes desequilíbrios.

Conforme visto na equação (2.12), reapresentada abaixo, tem-se

$$\Delta \hat{\mathbf{x}}'' = \left[ \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}'') \mathbf{W} \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}'') \right]^{-1} \cdot \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}'') \mathbf{W} \Delta \mathbf{z}(\hat{\mathbf{x}}'')$$

Com o intuito de simplificação de notação, os termos  $\Delta \hat{\mathbf{x}}''$ ,  $\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}'')$  e  $\Delta \mathbf{z}(\hat{\mathbf{x}}'')$  passam a ser escritos, respectivamente, por  $\Delta \hat{\mathbf{x}}$ ,  $\mathbf{H}$  e  $\Delta \mathbf{z}$ .

Sabendo-se que a linearização do modelo descrito pela equação (2.1) em certo ponto de operação é dada por

$$\Delta \mathbf{z} = \mathbf{H} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{e} \quad (2.14)$$

observando-se a equação (2.12) e considerando-se que o vetor de erros não apresenta erros grosseiros, o valor estimado de  $\Delta \mathbf{z}$  é dado por (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004)

$$\Delta \hat{\mathbf{z}} = \mathbf{H} \Delta \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{K} \Delta \mathbf{z} \quad (2.15)$$

onde  $\mathbf{K} = \mathbf{H} \mathbf{G}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W}$ .

Assim, de acordo com (2.14) e (2.15), o vetor dos resíduos para o modelo linearizado pode ser definido como

$$\mathbf{r} = \Delta \mathbf{z} - \Delta \hat{\mathbf{z}} \quad (2.16)$$

$$\mathbf{r} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}) \Delta \mathbf{z} \quad (2.17)$$

Dentre as propriedades da matriz  $\mathbf{K}$  tem-se que

$$(\mathbf{I} - \mathbf{K})\mathbf{H} = 0 \quad (2.18)$$

onde  $\mathbf{I}$  é a matriz identidade com dimensão  $nm$ .

Portanto, manipulando-se as equações (2.14), (2.17) e (2.18) chega-se a

$$\mathbf{r} = (\mathbf{I} - \mathbf{K})\mathbf{e} \quad (2.19)$$

$$\mathbf{r} = \mathbf{S}\mathbf{e} \quad (2.20)$$

sendo a matriz quadrada  $\mathbf{S} = \mathbf{I} - \mathbf{K}$  a matriz sensibilidade dos resíduos, a qual corresponde à sensibilidade destes em relação aos erros de medição.

Tendo em vista a relação linear entre os resíduos e erros dada pela equação (2.20), é possível provar que  $\mathbf{r} \sim N(0, \mathbf{\Omega})$ , onde  $\mathbf{\Omega}$  é a matriz de covariância dos resíduos. Define-se, então

$$\mathbf{\Omega} = \mathbf{S}\mathbf{R} \quad (2.21)$$

Assim sendo, o resíduo normalizado de uma medição  $i$  é obtido através de (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004)

$$r_i^N = \frac{|r_i|}{\sqrt{\Omega_{ii}}} = \frac{|z_i - h_i(\hat{x})|}{\sqrt{S_{ii}R_{ii}}} \quad (2.22)$$

onde  $r_i$  é o resíduo da medição  $i$ ,  $S_{ii}$  é o elemento da linha e coluna  $i$  da matriz sensibilidade e  $R_{ii}$  é a covariância do erro da medição  $i$ . O teste do maior resíduo normalizado é realizado comparando-se o valor de  $r_i^N$  com um limiar ( $\gamma$ ), o qual assume valores iguais a 3 ou 4 (MONTICELLI; GARCIA, 1983). Testam-se as hipóteses:

- $H_0: r_i^N \leq \gamma$  a medição não apresenta erro grosseiro;
- $H_1: H_0$  é falsa ( $r_i^N > \gamma$ ).

Para o cálculo do desvio-padrão de cada medição  $i$ , em (ALLEMONG; RADU; SASSON, 1982), tem-se

$$\sigma_i = \frac{(0,02t + 0,0052f_s)}{3} \quad (2.23)$$

onde  $f_s$  é o fundo de escala do equipamento de medição e  $t$  é dado de acordo com o tipo de medição, sendo  $t = \sqrt{P_{km}^2 + Q_{km}^2}$  para medições de fluxo de potência entre as barras  $k$  e  $m$ ,



$t = \sqrt{P_k^2 + Q_k^2}$  e  $t = V_k$  para medições de injeção de potência e de tensão na barra  $k$ , respectivamente.

### 2.1.4.1.3 Teste Qui-Quadrado dos Erros Compostos de Medição

A abordagem geométrica do WLS clássico para a análise de erros grosseiros na estimação de estados em sistemas de transmissão proposta por (BRETAS et al., 2009) define o erro composto de medição e, portanto, será apresentada a seguir.

De acordo com (BRETAS et al., 2009), a partir da equação (2.14) e o sistema sendo observável, o espaço vetorial  $R^{nm}$  das  $nm$  medições pode ser decomposto na soma direta de dois subespaços vetoriais. Assim,  $R^{nm} = \mathfrak{R}(\mathbf{H}) \oplus (\mathfrak{R}(\mathbf{H}))^\perp$ , onde  $\mathfrak{R}(\mathbf{H})$  é um subespaço vetorial em  $R^{nm}$  com dimensão igual ao número de estados a estimar e  $\mathfrak{R}(\mathbf{H})^\perp$  é o seu complemento ortogonal.

A equação (2.15), solução para o modelo linearizado dado em (2.14), pode ser entendida como uma projeção do vetor  $\Delta \mathbf{z}$  em  $\mathfrak{R}(\mathbf{H})$  obtida através da aplicação do operador linear  $\mathbf{K}$ . Em outras palavras, a equação (2.15) representa o vetor das diferenças das medições no subespaço  $\mathfrak{R}(\mathbf{H})$ . A interpretação geométrica do operador  $\mathbf{K}$  e o vetor dos resíduos para o modelo linearizado são apresentados na Figura 4.

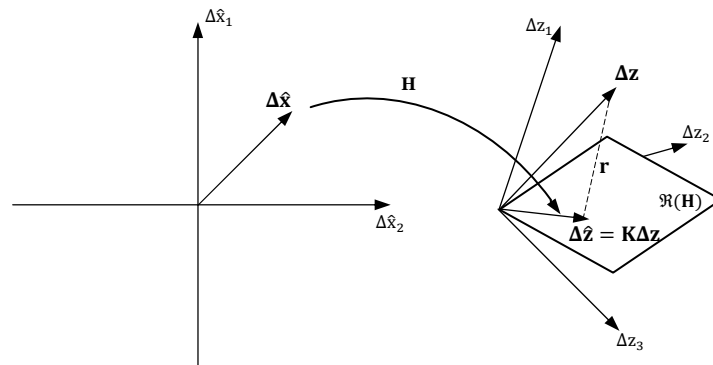


Figura 4 Interpretação geométrica do operador  $\mathbf{K}$  atuando em  $\Delta \mathbf{z}$

Fonte: Adaptado de (BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013)

Pode-se perceber que o vetor dos resíduos de medição, dado pelas equações (2.16) e (2.19), é ortogonal ao subespaço  $\mathfrak{R}(\mathbf{H})$ . Portanto, a análise geométrica permite decompor o vetor dos erros de medição na soma vetorial de duas componentes ( $\mathbf{e}_v$ ) e ( $\mathbf{e}_d$ ), sendo

- $\mathbf{e}_U$ : componente não detectável do vetor dos erros, a qual pertence ao subespaço  $\mathfrak{R}(\mathbf{H})$  e que não contribui para a estimativa do resíduo da medição;
- $\mathbf{e}_D$ : componente detectável deste vetor, ortogonal ao subespaço  $\mathfrak{R}(\mathbf{H})$ , cuja amplitude é igual ao resíduo da medição.

Assim,

$$\mathbf{e} = \mathbf{e}_U + \mathbf{e}_D = \mathbf{K}\mathbf{e} + (\mathbf{I} - \mathbf{K})\mathbf{e} \quad (2.24)$$

(BRETAS; BRETAS; PIERETI, 2011) utilizam a relação entre as normas destas componentes para definir o índice de inovação ( $II$ ), o qual fornece uma medida do nível de informação nova que uma medição contém. As medições críticas, cujos resíduos de medição são sempre iguais a zero (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004), são facilmente identificadas quando o índice de inovação assume valor nulo. Adicionalmente, a partir de  $II$ , o erro composto de medição é obtido de forma direta.

Em (BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013), tem-se que o índice de inovação da medição  $i$  é dado por

$$II_i = \frac{\|e_D^{(i)}\|_{W^{-1}}}{\|e_U^{(i)}\|_{W^{-1}}} = \frac{\sqrt{1 - K_{ii}}}{\sqrt{K_{ii}}} \quad (2.25)$$

e o erro composto dessa medição por

$$CME_i = r_i \sqrt{1 + \frac{1}{II_i^2}} \quad (2.26)$$

A aplicação do teste qui-quadrado dos erros compostos de medição consiste na comparação do valor de  $J(\hat{\mathbf{x}})$  com um limiar ( $\rho$ ) referente à função de distribuição acumulada da distribuição  $\chi^2$  com  $nm$  graus de liberdade associada ao coeficiente de confiança  $\alpha = (1 - \alpha_0)$ . A utilização do número de graus de liberdade igual ao número de medições deve-se ao fato de que os erros de medição são independentes. A função objetivo  $J(\hat{\mathbf{x}})$  da equação (2.6) passa a ser escrita em função do erro composto de medição (BRETAS et al., 2013; BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013)

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{CME}^T \mathbf{W} \mathbf{CME} \quad (2.27)$$

Desta forma, as seguintes hipóteses podem ser descritas por:

- $H_0$ :  $J(\hat{\mathbf{x}})$  apresenta distribuição  $\chi^2$ , ou seja,  $J(\hat{\mathbf{x}}) < \rho \Rightarrow$  ausência de erros grosseiros;
- $H_1$ :  $H_0$  é falsa ( $J(\hat{\mathbf{x}}) \geq \rho$ ).

#### 2.1.4.1.4 Teste do Maior Erro Composto Normalizado

As diferentes precisões dos equipamentos de medição levam a diferenças que podem ser significativas no que se refere às variâncias das medições correspondentes. Desta forma, a normalização do maior erro composto de medição faz-se necessária para compensar tal desequilíbrio. Portanto, de acordo com (BRETAS et al., 2013; BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013)

$$CME_i^N = \frac{|CME_i|}{\sigma_i} \quad (2.28)$$

Em (BRETAS; BRETAS, 2013) é proposto o cálculo do desvio-padrão do erro gaussiano da medição  $i$  de acordo com

$$\sigma_i = \frac{|z_i|}{100} \quad (2.29)$$

O teste do maior erro composto normalizado baseia-se na comparação entre o valor do  $CME_i^N$  com o limiar  $\gamma$ , já mencionado no item 2.1.4.1.2, de forma a testar as hipóteses:

- $H_0$ :  $CME_i^N \leq \gamma$  a medição não apresenta erro grosseiro;
- $H_1$ :  $H_0$  é falsa ( $CME_i^N > \gamma$ ).

#### 2.1.4.2 Identificação de Erros Grosseiros

O procedimento de descobrir especificamente qual(is) medição(ões) contem(ém) dados ruins refere-se à etapa de identificação de erros grosseiros, a qual é realizada caso a hipótese  $H_0$  seja falsa.

### 2.1.4.2.1 Teste do Maior Resíduo Normalizado

Uma vez efetuada a normalização dos resíduos é realizada, a medição associada ao maior resíduo normalizado é identificada como a medida com erro. Esse teste propõe que a medição identificada seja eliminada. Após tal eliminação, a estimação dos estados do sistema recomeça com o novo conjunto de medições (GÓMEZ-EXPÓSITO; CONEJO; CAÑIZARES, 2009).

Este processo é repetido até que o conjunto de medições esteja livre de erros grosseiros ou caso a observabilidade do sistema seja comprometida com a eliminação da medição.

### 2.1.4.2.2 Teste do Maior Erro Composto Normalizado

Após a normalização do erro composto, a medição associada ao maior erro composto normalizado é identificada e corresponde à medição com erro.

Nessa metodologia, (BRETAS et al., 2013; BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013) propõem a utilização do erro normalizado composto, a fim de que a medição identificada com erro grosseiro seja corrigida, ao invés de eliminada.

### 2.1.4.3 Correção de Medição via Erro Normalizado Composto

A correção da medição  $i$  corrompida por erro grosseiro identificada pelo teste do maior erro composto normalizado é dada a partir do erro normalizado composto ( $CNE$ ) associado a essa medição. De acordo com (BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013), a razão de sua utilização está no fato de que o cálculo do  $CNE$  é realizado no subespaço dos resíduos, cuja dimensão é menor quando comparada à do subespaço do  $CME$ . Portanto, a utilização do  $CNE$  torna a correção mais precisa, sendo este dado por

$$CNE_i = r_i^N \sqrt{1 + \frac{1}{\Pi_i^2}} \quad (2.30)$$

Assim sendo, a medição  $i$  corrigida é obtida pela equação

$$z_{i_{corrigida}} = z_{i_{erro\_grosseiro}} \pm \sigma_i \cdot CNE_i \quad (2.31)$$

O sinal do termo de correção ( $\sigma_i.CNE_i$ ) depende do valor do  $CME_i$ , visto que este reporta se o erro existente na medição é positivo ou negativo. Assim, se o  $CME_i$  é positivo, significa que existe um erro positivo em  $z_i$  e, portanto, o termo de correção deve ser diminuído do valor da medição com erro grosseiro para compensá-lo. Caso contrário, o oposto deve ser feito.

De acordo com a Figura 5, percebe-se que a correção leva o valor da medição corrigida a um valor muito próximo daquele da medição verdadeira.

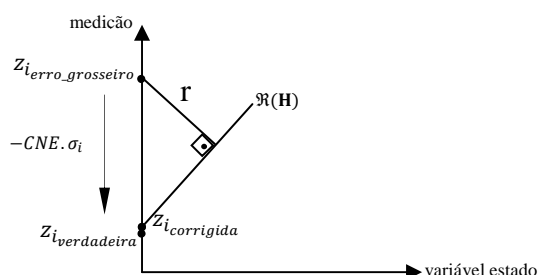


Figura 5 Correção do erro grosseiro de medição

Fonte: Adaptado de (BRETAS; BRETAS; MARTINS, 2013)

A estimação de estados é realizada novamente, agora com o valor de  $z_{i_{corrigida}}$  de acordo com a equação (2.31). Esta estimação fornecerá aproximadamente os mesmos estados estimados que seriam obtidos caso a medição tivesse sido eliminada do conjunto de medições. O processo se repete até que não mais existam medições com erros grosseiros. A vantagem da correção é a preservação da redundância do sistema, principalmente em sistemas em que esta não seja muito elevada.

## 2.2 A ESTIMAÇÃO DE ESTADOS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Nos últimos anos, mais atenção tem sido dedicada à modelagem computacional e análise de sistemas de distribuição. Estudos de fluxo de potência passam a ser executados para simular condições de carga atuais e ajudar no planejamento de longo prazo de novas instalações. Diferentes cenários de comutação entre condições normal e de emergência também são simulados e estudos de curto-circuito fornecem os dados necessários para o projeto confiável de coordenação de fusíveis, religadores e relés / disjuntores (KERSTING, 2001).

(HE et al., 2000) apresenta as diversas funções que compõem o DMS, presente nos centros de operação dos sistemas de distribuição e cujo objetivo consiste em auxiliar o operador nas tarefas de supervisão, monitoramento e controle em tempo real, a fim de melhorar a confiabilidade e qualidade de serviço destes sistemas. As funções em tempo real incluem estimação de estados, controle de banco de capacitores, detecção/isolação de falta e restauração do serviço.

Em relação à estimação de estados na distribuição, tendo em vista os resultados positivos obtidos em sistemas de transmissão, observa-se em várias publicações que os algoritmos de estimação de estados utilizados nesses sistemas têm sido diretamente adaptados ao sistema de distribuição, particularmente o WLS (SINGH; PAL; JABR, 2009).

Contudo, o fato de que tais metodologias funcionam bem em sistemas trifásicos equilibrados, como no caso dos sistemas de transmissão, não é suficiente para a sua aplicação direta no sistema de distribuição. Um sistema de distribuição é inerentemente desequilibrado, devido ao grande número de cargas monofásicas desiguais que devem ser atendidas. Esse aspecto, associado a sua característica basicamente radial e constituição por linhas não transpostas representam diferenças significativas no que se refere a desenvolver o estimador de estados para um sistema de distribuição e para um sistema de transmissão, o qual é totalmente interligado e com linhas transpostas. Portanto, a modelagem trifásica dos componentes deve ser empregue e não apenas o equivalente monofásico como utilizado nos sistemas de transmissão, pois nos sistemas de distribuição as linhas têm diferentes acoplamentos mútuos entre os pares de condutores de fase e, conseqüentemente, a energia que flui através de cada um dos três condutores das linhas não é a mesma. (ALMEIDA, 2003; SINGH; PAL; JABR, 2009; KERSTING, 2001).

### **2.2.1 SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO TRIFÁSICO EQUILIBRADO**

(DENG; HE; ZHANG, 2002) propõem decompor o problema da estimação de estados de todo o sistema em uma série de subproblemas do WLS clássico, onde cada um lida apenas com a estimação de estados de um único ramo. Os autores adotam o método por varredura para resolver a estimação de estados, argumentando sobre a eficiência deste método para a solução do problema de fluxo de carga monofásico e trifásico em sistemas de distribuição radial. Um alimentador radial com  $n$  ramos,  $n+1$  nós e uma única fonte de tensão no nó da subestação é considerado no estudo. Para a aplicação do método, as medições (em tempo real

ou pseudomedições) são divididas em  $n$  grupos, onde cada grupo representa um ramo. Desvios-padrão de 1% para os valores de medições reais e entre 20% e 50% para pseudomedidas são utilizados. O teste é realizado em um modelo de rede monofásica, devido à ausência de dados trifásicos, conforme afirmam os próprios autores. Os resultados apresentados mostram que os valores estimados pelo algoritmo proposto são muito próximos aos valores das 10 medições instaladas no alimentador. Os autores ainda salientam que o algoritmo proposto é simples de ser implementado e pode ser adaptado diretamente para utilização em sistemas trifásicos.

(SINGH; PAL; JABR, 2009) avaliam o desempenho de três metodologias utilizadas nos sistemas de transmissão adaptadas diretamente para um sistema de distribuição com o intuito de analisar qual delas é mais adequada à estimação de estados deste sistema. O WLS clássico, WLAV e uma combinação entre estes dois, denominada *Schwepe Huber generalised M* (SHGM), são avaliados. A fim de lidar com a questão da grande utilização de pseudomedidas, cujo comportamento estocástico, de acordo com os autores, não é abordado na literatura dos estimadores de estados para distribuição, várias medidas estatísticas como viés, consistência e qualidade da estimativa são adotadas para este estudo. Os testes são aplicados em duas redes de distribuição equilibradas do Reino Unido, conseqüentemente foi utilizado modelo monofásico para a estimação. De qualquer forma, os autores consideram que o método de avaliação é genérico, uma vez que as medidas estatísticas utilizadas dependem principalmente da distribuição de probabilidade das medições e não do modelo de linha da rede. Os resultados mostram que os métodos WLAV e SHGM não devem ser aplicados nas redes de distribuição, a menos que modificações significativas sejam realizadas nesses algoritmos. Por outro lado, um estimador baseado no WLS apresenta desempenho consistente e melhor qualidade quando aplicado a sistemas de distribuição, sendo considerado adequado para o problema de estimação de estados nestes sistemas.

Em (SARRI et al., 2012) a estimação de estados é proposta através do uso do Filtro de Kalman Iterativo (IKF) com a utilização de medidas adquiridas de sincrofasores (PMU). Uma análise de sensibilidade entre o desempenho do WLS e do IKF é realizada com o objetivo de mostrar a grande dependência do método IKF com relação à seleção das matrizes de covariância  $\mathbf{R}$  e  $\mathbf{Q}$ , as quais se referem às incertezas das medições e aproximações introduzidas na linearização do processo, respectivamente. Em outras palavras,  $\mathbf{R}$  pondera o quanto o método IKF confia nas medições e  $\mathbf{Q}$  o quanto o método confia nas estimações, sendo que a melhor precisão da estimação envolve a adequada relação  $\mathbf{Q}/\mathbf{R}$ . Os testes foram

realizados no sistema de referência 13 barras do IEEE, sendo utilizadas medições de injeções de potência PQ em todas as barras e de PMUs em 6 barras. Os autores demonstram que quando a relação de sintonia  $Q/R$  é pequena, as estimações do método IKF apresentam qualidade inferior quando comparadas àquelas fornecidas pelo WLS. Em contrapartida, uma maior relação faz com que os resultados do método IKF apresentem o mesmo nível de precisão do WLS. A estimação dos estados pelo WLS é aproximadamente igual aos valores tomados como verdadeiros na barra em teste. Os autores ressaltam que, embora as redes de distribuição sejam caracterizadas por linhas desequilibradas e cargas assimétricas, consideram o caso de redes equilibradas. Assim, o alimentador de teste foi considerado equilibrado e, portanto, as referências feitas são somente à sequência positiva.

(GÓMEZ-QUILES; GÓMEZ-EXPÓSITO; JAÉN, 2012) apresentam, como solução para o problema de estimação de estados na distribuição, a decomposição da estimação global do sistema em duas etapas. A primeira etapa consiste em resolver separadamente a estimação para cada alimentador da(s) subestação(ões) e para cada subestação interligada. A segunda etapa refere-se à coordenação da solução fornecida por cada subsistema (alimentador ou subestação). Para sistemas com operação radial, cada subestação pode ser considerada individualmente. Assim, o número de subsistemas a resolver é igual ao número de alimentadores que saem da subestação. Na estimação de cada subsistema, as variáveis de estado são compostas pelas variáveis internas deste e pelas variáveis associadas ao conjunto de barras que são compartilhadas por dois ou mais subsistemas (variáveis de fronteira). Os subsistemas são obtidos com a replicação das variáveis de fronteira tantas vezes quantos forem os subsistemas aos quais pertencem. Como resultado, as estimativas das variáveis de fronteira obtidas por cada subsistema são ligeiramente diferentes devido aos erros aleatórios de medição destes. Na segunda etapa do processo ocorre a coordenação das estimativas, a fim de conciliar as estimativas das variáveis de fronteira, estimar o ângulo de referência de cada subsistema e eventualmente refinar as estimativas das variáveis internas. O processo é baseado na transformação do WLS em dois problemas, um para cada etapa. Na 1ª etapa, os estados de cada subsistema são obtidos através da solução clássica do WLS. Na 2ª etapa, usando as estimações da etapa anterior e tendo em vista as incertezas destas, o problema WLS linear é resolvido. Os testes são realizados em um sistema constituído de uma subestação com dois transformadores em paralelo. A barra de média tensão alimenta um conjunto de 4 alimentadores radiais, que são duas réplicas do sistema de referência 69 barras



e duas do sistema de referência 85 barras, modelados por seu equivalente monofásico. Os resultados indicam que o desempenho do método proposto é praticamente igual quando comparado com o WLS clássico, apesar da baixa redundância adotada. A identificação de erros grosseiros (um por vez) é aplicada com base no teste do maior resíduo normalizado. No entanto, os autores comentam que para os baixos níveis de redundância presentes nos alimentadores, este teste nem sempre é confiável, como verificado em 4 situações dos 30 cenários diferentes de testes. Para cada um desses 4 testes, uma única medição estava corrompida por erro grosseiro e a identificação foi errônea. Ainda destacam que, na presença de múltiplos erros grosseiros, o processo de identificação seria muito mais difícil. Portanto, níveis mais elevados de redundância são fortemente recomendados antes da função de detecção de erros grosseiros ser ativada. Como principais vantagens da solução proposta são citadas a capacidade de processamento de erros grosseiros na 1ª etapa do processo, desde que a redundância seja suficientemente grande, e a possibilidade de adaptar o modelo de rede e técnica de solução de acordo com as peculiaridades de cada subsistema, como por exemplo, alimentadores desequilibrados ou mal-condicionados.

(BRAUNSTEIN et al., 2015) utilizam o estimador de estados WLS para realizar a análise de erros grosseiros em sistemas de distribuição equilibrados com AMI. O conjunto de medições considera como medições as tensões e fluxo de potência entre barras obtidos através do fluxo de carga e como pseudomedições as injeções de potência em todas as barras, onde os modelos de carga com impedância constante, corrente constante e potência constante são considerados. O tratamento de erros grosseiros é executado a partir de dois métodos: análise dos resíduos de medição e análise dos erros compostos de medição obtidos em função da abordagem geométrica do WLS. No primeiro método, a detecção de erros grosseiros é feita pelo teste qui-quadrado dos resíduos e a identificação pelo teste do maior resíduo normalizado. No segundo, os referidos testes utilizam, respectivamente, o erro composto de medição e o erro composto normalizado, sendo esse o primeiro trabalho que avalia a análise geométrica do WLS em sistemas de distribuição. O teste qui-quadrado é realizado com nível de significância de 5%. Ambos os métodos propõem a correção da medição identificada, considerando que o conjunto de medições apresenta a existência de uma única medição corrompida. Assim, erros grosseiros simples de magnitude de  $10\sigma_i$  e  $20\sigma_i$  são utilizados para analisar a sensibilidade dos métodos frente a diferentes níveis de erros. Ruídos com média zero e desvio-padrão igual a  $1\sigma_i$  são adicionados em todas as medições. Um total de

200 simulações para cada um dos métodos e cada nível de erro grosseiro é realizado no sistema 69 barras, onde é adotado um nível de redundância global de 1,72. De acordo com os resultados apresentados, a análise geométrica demonstrou-se melhor que análise dos resíduos na detecção, identificação e correção de erros grosseiros simples de medição. Os autores ainda destacam que, apesar do baixo nível de redundância utilizado, a abordagem geométrica apresenta-se como um aperfeiçoamento potencial para análise de erros grosseiros em sistemas de distribuição inteligentes.

### **2.2.2 SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO TRIFÁSICO DESEQUILIBRADO**

Em (LU; TENG; LIU, 1995) é proposto um estimador de estados trifásico para sistemas de distribuição utilizando o WLS clássico. O algoritmo utiliza formulação baseada na corrente ao invés de potência, tendo em vista que as medições de magnitude de corrente são frequentemente enviadas por telemetria no sistema de distribuição. Assim, a cada iteração, as medições de potência são convertidas para seus equivalentes de corrente. A formulação apresentada utiliza coordenadas retangulares de tensão e corrente. Portanto, se as medições são transformadas em equivalentes de corrente e tensões são expressas na forma retangular, os termos da matriz Jacobiana são constantes e iguais à matriz admitância. A formulação proposta é comparada com a aplicação de equações de potência na forma polar. Os testes são realizados em três alimentadores, com diferente número de barras (60, 30 e 15). Os dados de medição são obtidos via solução do fluxo de carga trifásico, sendo que são considerados erros aleatórios de medição na ordem de  $\pm 10\%$  para as medições reais e de  $\pm 30\%$  para as pseudomedidas. A comparação entre a solução do fluxo de carga e do estimador proposto é apresentada para o sistema de 60 barras e indica diferença na ordem de 2,2% quando são utilizadas medições reais e pseudomedidas. Essa diferença fica em torno de 1,8% quando feita a comparação entre a solução do fluxo de carga e a solução do estimador utilizando o método de equações normais com formulação de potência na forma polar.

(WANG; SHULZ, 2004) apresentam um estimador de estados trifásico para sistemas de distribuição baseado no WLS clássico e nas correntes de ramo, cuja magnitude e ângulo de fase representam as variáveis de estado do algoritmo. O impacto do tipo e da localização de medição utilizada na estimação também é avaliado. Observa-se que as entradas da matriz Jacobiana são nulas quando as medições e variáveis de estado não estão na mesma fase,

situação que também é válida para as derivadas parciais das tensões em relação às variáveis de estado das diferentes fases, pois os autores argumentam que a impedância entre estas é muito pequena, muito menor do que a da própria fase. Os testes foram realizados em três alimentadores radiais do IEEE (13, 34 e 123 barras) com algumas simplificações como, por exemplo, a consideração de todas as cargas conectadas em estrela e com potência constante. As cargas P e Q em todos os nós são aquelas referenciadas pelo alimentador teste do IEEE e são consideradas pseudomedidas. Os resultados do fluxo de potência obtidos por um software comercial para análise de distribuição radial são tratados como estados verdadeiros do sistema e usados como medições reais para o estimador. Os erros máximos aleatórios considerados nos testes foram 5% e 3% para as medições reais e 50% e 20% para as pseudomedidas. As combinações de erro 50% – 5% e 20% – 3% também foram testadas. Os pesos atribuídos às medições reais foram iguais a 0,1 e às pseudomedidas foram 0,01. Os resultados do estimador proposto são comparados com os estados estimados pelo software comercial. Os erros médios de magnitude de tensão no nó e de ângulo de fase, associados ao tipo de medição a ser utilizada e sua localização, são escolhidos para medir o desempenho do estimador. Os resultados mostram que para o seu melhor desempenho, as medições de potência no ramo são as melhores, seguidas de medições de magnitude da corrente. Estes dois tipos de medição são muito melhores do que a medição de magnitude de tensão. Quanto à localização, os melhores resultados são obtidos quando os medidores de potência e corrente são instalados perto da fonte e no alimentador principal que tem muitos nós a jusante e quando os medidores de tensão são instalados longe da fonte.

O estimador de estados trifásico proposto por (BARAN; JUNG; McDERMOTT, 2009) também é baseado no WLS clássico e nas correntes de ramo, sendo que as variáveis de estado consideradas são as componentes real e imaginária das correntes de ramos dos alimentadores do sistema de distribuição. As medições de potência são convertidas para seus equivalentes de corrente. Entretanto, além dessas, o algoritmo incorpora a medição de tensão, uma vez que estas estarão disponíveis no nível da distribuição devido à adoção de medição automatizada em larga escala, presente na AMI. As medições de magnitudes de tensão introduzem termos de acoplamento entre as fases do ramo e as partes real e imaginária das correntes do ramo. Assim, a medida de tensão contribui para os elementos da matriz Jacobiana. Portanto, com a matriz Jacobiana acoplada, as componentes real e imaginária são resolvidas conjuntamente na equação normal. Os testes são realizados a partir do IEEE 34

barras. Cargas distribuídas em um ramo são divididas igualmente e concentradas nos nós terminais deste. Os dados de carga nominal são utilizados como cargas reais para a solução do fluxo de potência e os resultados são considerados como medições verdadeiras. São assumidos erros de medição com distribuição normal, com desvio-padrão igual a 7% do valor medido no caso de medições de potência e corrente e 2% para medições de tensão. Quatro casos são testados, sendo que o caso 1 apenas utiliza as medições de carga e o caso 2 considera as medições do caso 1, além de adicionar medições de tensão em dois nós. Os resultados da comparação entre estes dois casos demonstram que a adição de medições de tensão diminui o erro nas estimativas das correntes dos ramos. Para os outros dois casos, medições de potência na subestação e uma medição de corrente são adicionadas aos casos 1 e 2, compondo os casos 3 e 4, respectivamente. Os resultados da comparação destes indicam que as diferenças na estimação não são estatisticamente significativas. Logo, o impacto das medições de tensão sobre a estimação depende da existência de outras medições no alimentador.

Em (HUANG; LO; LU, 2013) a estimação de estados trifásica WLS é utilizada para detectar a adulteração do medidor, com o intuito de fornecer evidências quantitativas de perdas não técnicas. Os autores exploram a utilização de medidores inteligentes em um sistema de distribuição implementado em Taiwan como parte integrante das infraestruturas avançadas de medição para a obtenção de um melhor modelo de carga do consumidor. A proposta adota a Análise dos Resíduos de Medição (ARM) para a detecção e identificação de erros grosseiros, sendo a detecção dos erros grosseiros feita pelo teste qui-quadrado dos resíduos e a identificação em função do teste do maior resíduo normalizado. Desvios-padrão fixos iguais a  $1.10^{-3}$  para medidas de fluxo e injeção de potência e  $1.10^{-7}$  para medidas de tensão são utilizados. Os estudos de caso são realizados nos sistemas de 13 barras do IEEE modificado e de 39 barras da Companhia de Energia de Taiwan, cujo alimentador e circuitos laterais são trifásicos. Os resultados demonstram o correto tratamento de erros grosseiros, entretanto, apenas 2 situações (uma para cada sistema) são reportadas em relação à presença de erros grosseiros. No sistema de 13 barras é considerado um alto nível de erro grosseiro nas medidas de injeção de uma única barra monofásica. Para o sistema de 39 barras são consideradas 2 barras, onde erros grosseiros são aplicados também em medidas de injeção de uma das fases de cada barra.

Não menos importante que a modelagem trifásica do sistema, apresenta-se a questão do tratamento de erros grosseiros, reconhecido como uma das qualidades mais importantes do estimador. Nas publicações de estimação de estados com modelagem trifásica para sistemas de distribuição, quando são explorados testes envolvendo detecção e identificação de erros grosseiros, a exemplo de (HUANG; LO; LU, 2013), a abordagem geométrica do WLS para composição do erro de medição não é analisada. Assim, persistem os problemas já conhecidos com o teste do maior resíduo normalizado.

### 2.2.3 MONITORAMENTO DOS ALIMENTADORES

A quantidade de informações disponível em tempo real nos sistemas de distribuição, assim como a modelagem trifásica do sistema e o tratamento de erros grosseiros de medição, representa outro aspecto de extrema relevância na tarefa de estimação de estados nesses sistemas. Muito poucos dispositivos de medição foram instalados até recentemente para monitorar a condição de operação dos alimentadores. Normalmente apenas medidas de tensão e corrente nas subestações de Alta/Média Tensão são capturadas e a utilização de dados obtidos *off-line* através de pseudomedições se faz necessária para tornar o sistema observável. No entanto, essas pseudomedições obtidas a partir da curva média de carga e do fator de carga do alimentador, cuja taxa de atualização é horária, prejudicam a exatidão de um estimador de estado, pois respostas devem ser produzidas em menores intervalos de tempo (ALMEIDA, 2003). Tipicamente, as medições de saída de cada alimentador são enviadas por telemetria para o DMS, mas outras informações em tempo real sobre o que acontece a jusante só são obtidas quando da ocorrência de uma falta (GÓMEZ-QUILES; GÓMEZ-EXPÓSITO; JAÉN, 2012).

De acordo com (GHOSH et al., 1997), estimativas de demanda de carga do consumidor são tratadas como pseudomedições e normalmente existe um significativo grau de incompatibilidade entre os pesos associados a estas e aos dados medidos, o que pode conduzir a problemas de convergência.

Entretanto, a evolução dos sistemas de distribuição, a qual pode ser constatada pela automação da sua operação em função do aspecto de seletividade quando da ocorrência de faltas, pela inserção da geração distribuída e outros aspectos, traz consigo cada vez mais informações adicionais que são obtidas em tempo real no que tange aos alimentadores de distribuição (GÓMEZ-QUILES; GÓMEZ-EXPÓSITO; JAÉN, 2012). Adicionalmente,

diversos trabalhos passam a fazer referência à AMI e utilizá-la em suas propostas, a exemplo de (HUANG; LO; LU, 2013), (BARAN; JUNG; McDERMOTT, 2009) e (BRAUNSTEIN et al., 2015), conforme apresentado anteriormente.

A presença dessas modificações no sistema de distribuição, seja a médio ou longo prazo, originará um sistema de informação mais preciso e altamente redundante, permitindo concluir que existe uma perspectiva otimista de melhor desempenho para os estimadores de estados voltados à distribuição.

### **2.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS**

Na revisão bibliográfica realizada nesse capítulo, importantes conceitos e equacionamentos relacionados à estimação de estados com tratamento de erros grosseiros de medição foram enfocados.

As publicações apresentadas para o sistema de distribuição abordaram basicamente as metodologias desenvolvidas a partir do estimador de estados WLS, levando-se em conta o bom resultado do referido estimador quando aplicado a esse sistema, conforme destacado em (SINGH; PAL; JABR, 2009). Considerando-se os estimadores trifásicos destacados no item 2.2.2, apenas em (HUANG; LO; LU, 2013) é avaliado o tratamento de erros, sendo esse baseado na análise do resíduo de medição e, além disso, o estudo contempla somente duas situações. Estendendo-se a questão em função da abordagem geométrica do WLS para determinar o erro composto de medição, observa-se que se trata de um tema ainda não explorado nas publicações encontradas na literatura voltadas à estimação de estados do sistema de distribuição com modelagem trifásica.

Assim sendo, o desenvolvimento de um estimador de estados trifásico para alimentadores de sistema de distribuição passa a ser alvo de estudo, onde a análise de sistemas desequilibrados será considerada e desenvolvida com a aplicação do método dos mínimos quadrados ponderados associada à abordagem geométrica desse método para o tratamento de erros múltiplos de medição.

Dando-se continuidade, o próximo capítulo dedica-se a apresentar as contribuições dessa tese.

### **3. UMA NOVA PROPOSTA PARA TRATAMENTO DE ERROS GROSSEIROS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO**

#### **3.1 INTRODUÇÃO**

O presente capítulo formaliza a metodologia proposta e destaca as contribuições da tese para a estimação de estados trifásica em sistemas de distribuição.

Inicialmente, o capítulo descreve os aspectos essenciais a serem considerados na estimação de estados em sistemas de distribuição. As características desse sistema, as quais incluem diferentes níveis de desequilíbrio de carga e linhas não transpostas, implicam que seja feito o equacionamento trifásico de seus componentes. Assim, é apresentada a obtenção de todo o equacionamento em componentes de fase a ser utilizado na metodologia, contemplando a modelagem de linhas adotada, considerações sobre modelos de carga e tipo de conexão da carga associada às barras do sistema.

Posteriormente, o detalhamento da etapa correspondente à análise de múltiplos erros grosseiros baseada na abordagem geométrica do WLS é exposto. Embora seja considerado um dos maiores atributos do estimador de estados, poucos trabalhos referentes ao tratamento de erros grosseiros foram encontrados na revisão bibliográfica para o estimador WLS voltado a sistemas trifásicos de distribuição. Quando o assunto é alvo de estudo, os testes estatísticos envolvem a análise dos resíduos de medição.

As etapas do estimador de estados trifásico desenvolvido são sintetizadas no fluxograma da Figura 6, onde é possível observar o processo desde a aquisição de dados e medidas do sistema até a solução final do estimador com a utilização de medidas livres de erros grosseiros. Os equacionamentos são desenvolvidos para a aplicação dos testes de detecção, identificação e correção de erros grosseiros de medição para cada uma das fases e de forma simultânea, além de considerar formulações diferentes em função do tipo de medida a ser corrigida como pode ser verificado no fluxograma.

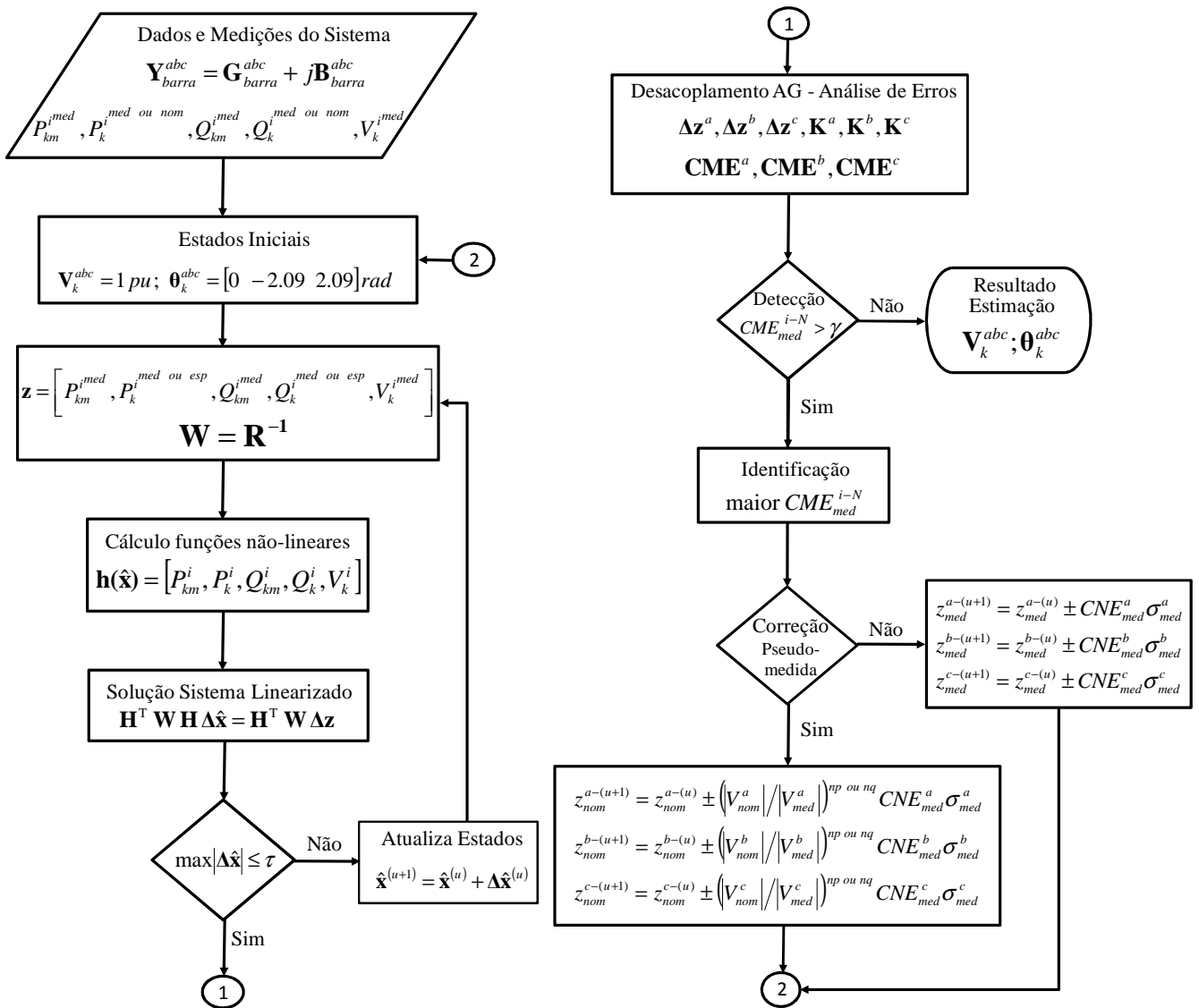


Figura 6 EETAG: detecção, identificação e correção de múltiplos erros grosseiros

### 3.2 MODELAGEM DE LINHAS

A impedância série de uma linha de distribuição monofásica, bifásica ou trifásica é composta da resistência dos condutores e da reatância indutiva própria e mútua, resultante dos campos magnéticos ao redor dos condutores. A admitância em derivação da linha, por sua vez, é composta pela condutância e susceptância capacitiva.



O modelo de linha  $\pi$  – nominal , onde a admitância total em derivação da linha ( $Y_{sh}$ ) é concentrada em duas partes iguais em ambas as extremidades da mesma, é utilizado para representar o segmento de linha trifásico, conforme Figuras 7 e 8.

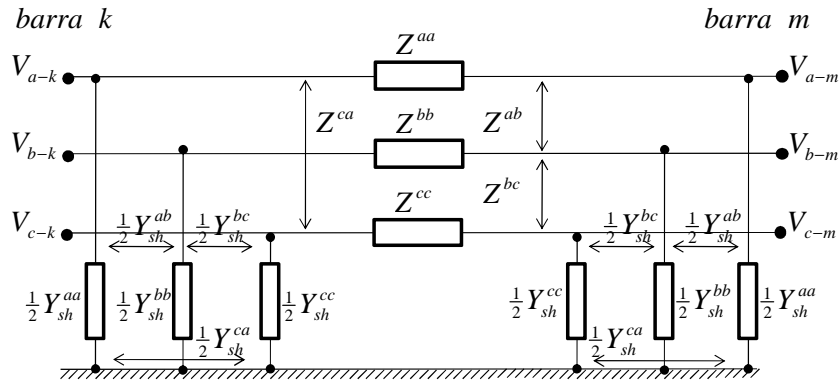


Figura 7 Modelo  $\pi$  – nominal - segmento de linha trifásico

Fonte: Adaptado de (KERSTING, 2001)

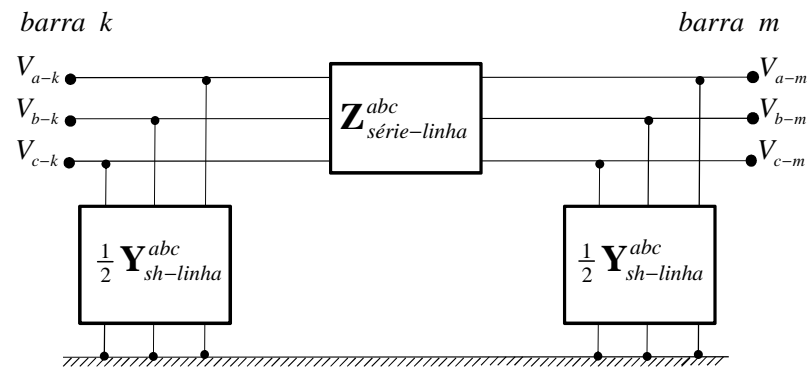


Figura 8 Modelo  $\pi$  – nominal - forma matricial

Os componentes da Figura 8 são dados pelas equações de Carson e redução de Kron e constituem-se em matrizes com dimensão  $(3 \times 3)$ . Quando comparada com a susceptância capacitiva, a condutância é muito pequena, de forma que a mesma passa a ser desconsiderada (KERSTING, 2001). Logo, as matrizes impedância e admitância de fase são dadas, respectivamente, por

$$\mathbf{Z}_{série-linha}^{abc} = \begin{bmatrix} z_{linha}^{aa} & z_{linha}^{ab} & z_{linha}^{ac} \\ z_{linha}^{ba} & z_{linha}^{bb} & z_{linha}^{bc} \\ z_{linha}^{ca} & z_{linha}^{cb} & z_{linha}^{cc} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$\mathbf{Y}_{sh-linha}^{abc} = j \begin{bmatrix} b_{sh-linha}^{aa} & b_{sh-linha}^{ab} & b_{sh-linha}^{ac} \\ b_{sh-linha}^{ba} & b_{sh-linha}^{bb} & b_{sh-linha}^{bc} \\ b_{sh-linha}^{ca} & b_{sh-linha}^{cb} & b_{sh-linha}^{cc} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Considerando-se que em sistemas de distribuição podem haver configurações de linhas monofásicas e ou bifásicas, as matrizes impedância e admitância de fase podem ser representadas com dimensão  $(3 \times 3)$  adicionando-se elementos nulos nas fases inexistentes. Portanto, para o caso de uma linha monofásica (fase b) tem-se (KERSTING, 2001)

$$\mathbf{Z}_{série-linha}^{abc} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & z_{linha}^{bb} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{Y}_{sh-linha}^{abc} = j \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & b_{sh-linha}^{bb} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

### 3.3 MATRIZ ADMITÂNCIA DE BARRA

Considerando-se o caso de duas barras apresentado na figura 8, a matriz admitância de barra ( $\mathbf{Y}_{barra}$ ) é obtida aplicando-se as Leis de Kirchhoff ao circuito.

Para a demonstração das formulações, as matrizes  $\mathbf{Z}_{série-linha}^{abc}$  e  $\mathbf{Y}_{sh-linha}^{abc}$  do segmento de linha entre as barras  $k - m$  são representadas por  $\mathbf{Z}_{km}^{abc}$  e  $\mathbf{Y}_{sh-km}^{abc}$ .

Seja  $\mathbf{V}_k^{abc}$  a tensão na barra  $k$ ,  $\mathbf{I}_k^{abc}$  a corrente injetada na barra  $k$  e  $\mathbf{I}_{km}^{abc}$  a corrente de linha que passa por  $\mathbf{Z}_{km}^{abc}$  no sentido  $k - m$ . Aplicando-se a Lei das Correntes de Kirchhoff (LCK), tem-se

$$\mathbf{I}_k^{abc} = \mathbf{I}_{km}^{abc} + \frac{1}{2} \mathbf{Y}_{sh-km}^{abc} \cdot \mathbf{V}_k^{abc} \quad (3.4)$$

onde  $\mathbf{V}_k^{abc}$ ,  $\mathbf{I}_k^{abc}$  e  $\mathbf{I}_{km}^{abc}$  são vetores com dimensão  $(3 \times 1)$ .

De forma semelhante, aplicando-se a LCK no nó  $m$ , sendo  $\mathbf{V}_m^{abc}$  a tensão na barra  $m$ ,  $\mathbf{I}_m^{abc}$  a corrente injetada na barra  $m$ , ambos vetores com dimensão  $(3 \times 1)$ , tem-se

$$\mathbf{I}_m^{abc} = -\mathbf{I}_{km}^{abc} + \frac{1}{2} \mathbf{Y}_{sh-km}^{abc} \cdot \mathbf{V}_m^{abc} \quad (3.5)$$

De acordo com a Lei das Tensões de Kirchhoff, pode-se escrever que

$$\mathbf{V}_k^{abc} = \mathbf{V}_m^{abc} + \mathbf{Z}_{km}^{abc} \cdot \mathbf{I}_{km}^{abc} \quad (3.6)$$

$$\mathbf{I}_{km}^{abc} = \mathbf{Z}_{km}^{abc^{-1}} \cdot (\mathbf{V}_k^{abc} - \mathbf{V}_m^{abc}) \quad (3.7)$$

Substituindo-se a equação (3.7) em (3.4) e (3.5) e agrupando-se as equações em uma única equação matricial, tem-se

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I}_k^{abc} \\ \mathbf{I}_m^{abc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{km}^{abc^{-1}} + \frac{1}{2} \mathbf{Y}_{sh-km}^{abc} & -\mathbf{Z}_{km}^{abc^{-1}} \\ -\mathbf{Z}_{km}^{abc^{-1}} & \mathbf{Z}_{km}^{abc^{-1}} + \frac{1}{2} \mathbf{Y}_{sh-km}^{abc} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{V}_k^{abc} \\ \mathbf{V}_m^{abc} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Logo, de forma compacta, a relação entre os vetores  $\mathbf{V}_k^{abc}$ ,  $\mathbf{V}_m^{abc}$ ,  $\mathbf{I}_k^{abc}$  e  $\mathbf{I}_m^{abc}$  é dada por

$$\mathbf{I} = \mathbf{Y}_{barra} \cdot \mathbf{V} \quad (3.9)$$

$$\mathbf{Y}_{barra} = [\mathbf{Y}_{km}^{ij}] = \mathbf{G} + j\mathbf{B} \quad (3.10)$$

onde  $\mathbf{I}$  é o vetor das injeções de corrente,  $\mathbf{V}$  é o vetor tensões nodais, ambos com dimensão  $(6 \times 1)$  e  $\mathbf{Y}_{barra}$  é uma matriz quadrada com dimensão  $(6 \times 6)$ . As matrizes condutância nodal ( $\mathbf{G}$ ) e susceptância nodal ( $\mathbf{B}$ ) têm seus elementos representados, respectivamente, por  $G_{km}^{ij}$  e  $B_{km}^{ij}$ .

Generalizando-se para um sistema de  $NB$  barras, tem-se que o vetor das injeções de corrente, assim como o vetor tensões nodais passa a apresentar dimensão  $(3NB \times 1)$  e a matriz quadrada  $\mathbf{Y}_{barra}$  a dimensão  $3NB$ , cujos elementos  $\mathbf{Y}_{km}^{ij}$  com dimensão  $(3 \times 3)$  podem ser descritos por

$$Y_{kk}^{ij} = j b_{sh-k}^i + \sum_{m \in \Omega_k} (y_{km}^{ij} + \frac{1}{2} j b_{sh-km}^{ij}) \quad (3.11)$$

$$Y_{km}^{ij} = -y_{km}^{ij} \quad (3.12)$$

sendo

$$\mathbf{y}_{km}^{abc} = \mathbf{g}_{km}^{abc} + j\mathbf{b}_{km}^{abc} = (\mathbf{Z}_{km}^{abc})^{-1} \quad (3.13)$$

Em relação às equações (3.11) e (3.12), os índices  $i$  e  $j$  são referentes às fases e  $\Omega_k$  o conjunto de todas as barras adjacentes à barra  $k$ . O elemento  $b_{sh-k}$  corresponde à susceptância em derivação ligada à barra  $k$ , uma vez que capacitores em derivação são utilizados frequentemente como fonte de potência reativa e posicionados estrategicamente na rede.

### 3.4 MODELOS DE CARGA

As cargas dos alimentadores de distribuição podem se apresentar monofásicas, bifásicas ou trifásicas com qualquer nível de desequilíbrio e conectadas em estrela ou triângulo. Os modelos de carga tradicionais do sistema são definidos como potência constante (P), corrente constante (I), impedância constante (Z) ou ainda uma combinação desses modelos (KERSTING, 2001). Os modelos assumidos como potência constante representam as cargas cuja potência independe da variação da tensão. Cargas com modelo corrente constante apresentam sua potência linearmente dependente da tensão. As cargas com modelo impedância constante, por sua vez, tem sua potência alterada proporcionalmente com o quadrado da tensão.

#### 3.4.1 Cargas conectadas em Estrela

Os modelos de carga citados anteriormente podem ser combinados através do uso do modelo polinomial, também chamado modelo ZIP. Assim, as potências de fase ativa e reativa, podem ser expressas por (MACHOWSKI; BIALEK; BUMBY, 2008).

$$P_k^{i-esp} = P_k^{i-nom} \left[ a_1 \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right)^2 + a_2 \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right) + a_3 \right] \quad (3.14)$$

$$Q_k^{i-esp} = Q_k^{i-nom} \left[ b_1 \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right)^2 + b_2 \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right) + b_3 \right] \quad (3.15)$$

onde  $P_k^{i-esp}$  e  $Q_k^{i-esp}$  são os valores de potência esperados na fase  $i$  da barra  $k$  a partir da magnitude de tensão  $|V_k^i|$  naquela barra e considerando seus valores nominais de potência

$P_k^{i-nom}$ ,  $Q_k^{i-nom}$  e tensão  $|V_k^{i-nom}|$ . Os coeficientes  $a$  e  $b$  representam as parcelas dos diferentes modelos na fase  $i$  da barra  $k$ , onde  $(a_1$  e  $b_1)$ ,  $(a_2$  e  $b_2)$  e  $(a_3$  e  $b_3)$  são, respectivamente, cargas modeladas com impedância constante, corrente constante e potência constante. Logo,  $a_1 + a_2 + a_3 = 1$  e  $b_1 + b_2 + b_3 = 1$ .

Em (MACHOWSKI; BIALEK; BUMBY, 2008) encontra-se que a modelagem da carga também pode ser definida a partir do uso do modelo exponencial, dado por

$$P_k^{i-esp} = P_k^{i-nom} \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right)^{np} \quad (3.16)$$

$$Q_k^{i-esp} = Q_k^{i-nom} \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right)^{nq} \quad (3.17)$$

onde  $np$  e  $nq$  são os parâmetros do modelo. Observa-se que assumindo-se valores 0, 1 e 2 para esses parâmetros tem-se a representação de carga com modelo potência constante, corrente constante e impedância constante, respectivamente.

Assim, a partir das equações (3.14) a (3.17) pode-se desenvolver uma expressão que contemple os modelo ZIP e exponencial, dada por

$$P_k^{i-esp} = P_k^{i-nom} \sum_{l=1}^{mc} a_l \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right)^{np_l} \quad (3.18)$$

$$Q_k^{i-esp} = Q_k^{i-nom} \sum_{l=1}^{mc} b_l \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right)^{nq_l} \quad (3.19)$$

Neste modelo,  $mc$  é o número dos diferentes modelos de carga e, portanto, o número das parcelas dos diferentes modelos na fase  $i$  da barra  $k$ . Os parâmetros  $np$  e  $nq$  apresentados na Tabela 1, definidos em função dos modelos típicos de carga e do tipo de consumidor, são utilizados para expressar a sensibilidade da carga com a variação de tensão. Da mesma forma que no modelo polinomial, os coeficientes  $a$  e  $b$  representam as parcelas dos diferentes modelos na barra  $k$ .

Tabela 1: Parâmetros para Modelos de Carga

Tipo de Carga	$np$	$nq$
Potência Constante	0	0
Corrente Constante	1	1
Impedância Constante	2	2
Consumidor Residencial	0,9 a 1,7	2,4 a 3,1
Consumidor Comercial	0,5 a 0,8	2,4 a 2,5
Consumidor Industrial	0,1 a 1,8	0,6 a 2,2

Fonte: (MACHOWSKI; BIALEK; BUMBY, 2008) - modificada

### 3.4.2 Cargas conectadas em Triângulo

Os equacionamentos a serem introduzidos nos itens posteriores foram desenvolvidos considerando as cargas conectadas em estrela, onde as injeções de potência são dadas por fase. Assim sendo, para a obtenção das potências ativa e reativa esperadas na fase  $i$  da barra  $k$ , as correntes de linha para as cargas conectadas em triângulo, conforme Figura 9, são calculadas a cada iteração.

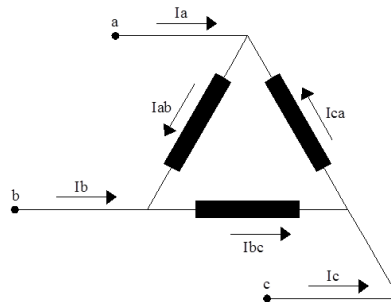


Figura 9 Carga - conexão em triângulo

Sabendo-se que as potências e tensões complexas na barra  $k$  são dadas por

$$S_k^{ab} = |S_k^{ab}| \angle \delta_k^{ab}; \quad S_k^{bc} = |S_k^{bc}| \angle \delta_k^{bc} \quad \text{e} \quad S_k^{ca} = |S_k^{ca}| \angle \delta_k^{ca} \quad (3.20)$$

$$V_k^{ab} = |V_k^{ab}| \angle \theta_k^{ab}; \quad V_k^{bc} = |V_k^{bc}| \angle \theta_k^{bc} \quad \text{e} \quad V_k^{ca} = |V_k^{ca}| \angle \theta_k^{ca} \quad (3.21)$$

e obtendo-se  $P_k^{ij-esp}$  e  $Q_k^{ij-esp}$  de forma semelhante às equações (3.18) e (3.19), pode-se calcular as correntes

$$\begin{aligned}
I_k^{ab} &= \left( \frac{S_k^{ab-esp}}{V_k^{ab}} \right)^* = \frac{|S_k^{ab-esp}|}{|V_k^{ab}|} \angle(\theta_k^{ab} - \delta_k^{ab}) \\
I_k^{bc} &= \left( \frac{S_k^{bc-esp}}{V_k^{bc}} \right)^* = \frac{|S_k^{bc-esp}|}{|V_k^{bc}|} \angle(\theta_k^{bc} - \delta_k^{bc}) \\
I_k^{ca} &= \left( \frac{S_k^{ca-esp}}{V_k^{ca}} \right)^* = \frac{|S_k^{ca-esp}|}{|V_k^{ca}|} \angle(\theta_k^{ca} - \delta_k^{ca})
\end{aligned} \tag{3.22}$$

as potências complexas esperadas na barra  $k$ , conforme

$$\begin{aligned}
S_k^{a-esp} &= (I_k^{ab} - I_k^{ca})^* |V_k^a| \angle \theta_k^a \\
S_k^{b-esp} &= (I_k^{bc} - I_k^{ab})^* |V_k^b| \angle \theta_k^b \\
S_k^{c-esp} &= (I_k^{ca} - I_k^{bc})^* |V_k^c| \angle \theta_k^c
\end{aligned} \tag{3.23}$$

e, conseqüentemente,  $P_k^{i-esp}$  e  $Q_k^{i-esp}$ .

A formulação (3.23) aplica-se também a cargas bifásicas, uma vez que as correntes que envolvem a fase inexistente são nulas.

### 3.5 EQUAÇÕES TRIFÁSICAS

As equações trifásicas para a injeção de potência na barra e fluxo de potência são apresentadas e envolvem a utilização da matriz admitância de barra.

#### 3.5.1 Equações para Injeção de Potência na Barra

Este item apresenta o equacionamento trifásico para injeção de potência, sendo baseado na referência (ZIMMERMAN, 1992).

A corrente injetada na barra  $k$  na fase  $i$  pode ser escrita, a partir da equação (3.9), como

$$I_k^i = \sum_{j \in \phi} \sum_{m \in K} Y_{km}^{ij} V_m^j \tag{3.24}$$

onde  $\phi$  é o conjunto referente às fases do sistema e  $K$  o conjunto de todas as barras adjacentes à barra  $k$ , incluindo a própria barra.

Assim, pode-se chegar à expressão da potência complexa injetada na fase  $i$  da barra  $k$ , conforme

$$S_k^i = V_k^i (I_k^i)^* \quad (3.25)$$

$$S_k^i = V_k^i \left( \sum_{j \in \phi} \sum_{m \in K} Y_{km}^{ij} V_m^j \right)^* \quad (3.26)$$

$$S_k^i = \sum_{j \in \phi} \sum_{m \in K} V_k^i (V_m^j)^* (Y_{km}^{ij})^* \quad (3.27)$$

onde as tensões nas barras  $V_k^i$  e  $V_m^j$  estão expressas na forma polar, de forma que  $V_k^i = |V_k^i| e^{j\theta_k^i}$  e  $V_m^j = |V_m^j| e^{j\theta_m^j}$ .

Reescrevendo-se a equação (3.27), tem-se

$$S_k^i = \sum_{j \in \phi} \sum_{m \in K} \left( |V_k^i| e^{j\theta_k^i} \right) \left( |V_m^j| e^{-j\theta_m^j} \right) (Y_{km}^{ij})^* \quad (3.28)$$

Aplicando-se a fórmula de Euler e reagrupando-se os termos da equação (3.28),

$$S_k^i = \sum_{j \in \phi} \sum_{m \in K} |V_k^i| |V_m^j| \left( \cos \theta_{km}^{ij} + j \operatorname{sen} \theta_{km}^{ij} \right) \left( G_{km}^{ij} + j B_{km}^{ij} \right)^* \quad (3.29)$$

sendo  $\theta_{km}^{ij} = \theta_k^i - \theta_m^j$ .

Sabendo-se que

$$S_k^i = P_k^i + j Q_k^i \quad (3.30)$$

a expressão 3.29, após a separação das partes real e imaginária, conduz ao equacionamento trifásico das potências ativa e reativa injetadas na barra, respectivamente, conforme

$$P_k^i = |V_k^i| \cdot \sum_{j \in \phi} \sum_{m \in K} |V_m^j| \left( G_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij} + B_{km}^{ij} \operatorname{sen} \theta_{km}^{ij} \right) \quad (3.31)$$

$$Q_k^i = |V_k^i| \cdot \sum_{j \in \phi} \sum_{m \in K} |V_m^j| \left( G_{km}^{ij} \operatorname{sen} \theta_{km}^{ij} - B_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij} \right) \quad (3.32)$$



### 3.5.2 Equações para Fluxo de Potência entre Barras

As equações trifásicas para os fluxos de potência ativa e reativa podem ser obtidas a partir de

$$S_{km}^i = P_{km}^i + jQ_{km}^i = V_k^i (I_{km}^i)^* \quad (3.33)$$

De acordo com as equações (3.7) e (3.12), transcritas abaixo, tem-se respectivamente

$$\mathbf{I}_{km}^{abc} = \mathbf{Z}_{km}^{abc-1} \cdot (\mathbf{V}_k^{abc} - \mathbf{V}_m^{abc})$$

$$Y_{km}^{ij} = -y_{km}^{ij}$$

Portanto, pode-se escrever

$$I_{km}^i = \sum_{j \in \phi} \left( (-Y_{km}^{ij}) V_k^j - (-Y_{km}^{ij}) V_m^j \right) \quad (3.34)$$

$$I_{km}^i = \sum_{j \in \phi} \left( (-Y_{km}^{ij}) V_k^j + Y_{km}^{ij} V_m^j \right) \quad (3.35)$$

Substituindo-se (3.35) em (3.33), tem-se

$$P_{km}^i + jQ_{km}^i = V_k^i \left( \sum_{j \in \phi} \left( (-Y_{km}^{ij}) V_k^j + Y_{km}^{ij} V_m^j \right) \right)^* \quad (3.36)$$

Sabendo-se que as tensões nas barras  $V_k^j$  e  $V_m^j$  estão expressas na forma polar,

$$P_{km}^i + jQ_{km}^i = |V_k^i| e^{j\theta_k^i} \left( \sum_{j \in \phi} \left( (-Y_{km}^{ij})^* |V_k^j| e^{-j\theta_k^j} + Y_{km}^{ij*} |V_m^j| e^{-j\theta_m^j} \right) \right) \quad (3.37)$$

Aplicando-se a fórmula de Euler e reagrupando-se os termos,

$$P_{km}^i + jQ_{km}^i = |V_k^i| \sum_{j \in \phi} \left( -|V_k^j| (G_{km}^{ij} + jB_{km}^{ij})^* (\cos \theta_{kk}^{ij} + j \operatorname{sen} \theta_{kk}^{ij}) + |V_m^j| (G_{km}^{ij} + jB_{km}^{ij})^* (\cos \theta_{km}^{ij} + j \operatorname{sen} \theta_{km}^{ij}) \right) \quad (3.38)$$

Separando-se a parte real da imaginária, chega-se as equações para o fluxo de potência ativa e reativa entre as barras. São elas, respectivamente, dadas por

$$P_{km}^i = |V_k^i| \sum_{j \in \phi} \left( -|V_k^j| (G_{km}^{ij} \cos \theta_{kk}^{ij} + B_{km}^{ij} \operatorname{sen} \theta_{kk}^{ij}) + |V_m^j| (G_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij} + B_{km}^{ij} \operatorname{sen} \theta_{km}^{ij}) \right) \quad (3.39)$$

$$Q_{km}^i = |V_k^i| \sum_{j \in \phi} \left( -|V_k^j| \left( G_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{kk}^{ij} - B_{km}^{ij} \cos \theta_{kk}^{ij} \right) + |V_m^j| \left( G_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{km}^{ij} - B_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij} \right) \right) \quad (3.40)$$

### 3.6 SOLUÇÃO DO SISTEMA LINEARIZADO

No capítulo 2 foi visto que o problema a ser resolvido é

$$\begin{cases} \text{minimizar} & J(\mathbf{x}) = \mathbf{r}^T \mathbf{W} \mathbf{r} \\ \text{sujeito a} & \mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{r} \end{cases}$$

Entretanto, em função da modelagem trifásica dos componentes do sistema de distribuição, a formulação apresentada para o estimador WLS monofásico é alterada no que se refere às dimensões dos elementos envolvidos. Assim sendo, a solução do sistema linearizado descrita na equação (2.12) e transcrita abaixo

$$\Delta \hat{\mathbf{x}}^u = \left[ \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}^u) \mathbf{W} \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^u) \right]^{-1} \cdot \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}^u) \mathbf{W} \Delta \mathbf{z}(\hat{\mathbf{x}}^u)$$

passa a considerar que o vetor das variações dos estados  $\Delta \hat{\mathbf{x}}$  possui dimensão  $(3nv \times 1)$  e o vetor das diferenças de medições  $\Delta \mathbf{z}$  tem a sua dimensão alterada para  $(3nm \times 1)$ . Conforme citado no capítulo 2,  $nv$  é o número de variáveis de estado a estimar por fase e igual a  $(2NB - 1)$ ,  $NB$  é o número de barras do sistema e  $nm$  é o número de medições por fase. Já a matriz Jacobiana  $\mathbf{H}$  passa à dimensão  $(3nm \times 3nv)$  e, por fim, a matriz peso  $\mathbf{W}$  apresenta dimensão  $3nm$ .

De acordo com o modelo de medição, tem-se que

$$\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) = \begin{bmatrix} P_{km}^{i,medida} & - & P_{km}^i \\ P_k^{i,medida \text{ ou } esperada} & - & P_k^i \\ Q_{km}^{i,medida} & - & Q_{km}^i \\ Q_k^{i,medida \text{ ou } esperada} & - & Q_k^i \\ V_k^{i,medida} & - & V_k^i \end{bmatrix}_{(3nm \times 1)} \quad (3.41)$$

onde as medidas de fluxo de potência e magnitude de tensão são consideradas medições reais, ao passo que as medidas de injeção podem ser tanto medições reais, como medições esperadas, indicando que se referem a pseudomedições.

A partir das equações do item 3.5, os elementos da matriz Jacobiana são obtidos a cada iteração. As derivadas das injeções de potência e dos fluxos de potência em relação às magnitudes de tensão e ângulos de fase são apresentadas nas Tabelas 2 e 3, respectivamente.

Tabela 2: Derivadas Parciais - Injeção de Potência

Potência Ativa	Potência Reativa
$\frac{\partial P_k^i}{\partial V_k^i} = \frac{P_k^i}{ V_k^i } +  V_k^i  G_{kk}^{ii}$	$\frac{\partial Q_k^i}{\partial V_k^i} = \frac{Q_k^i}{ V_k^i } -  V_k^i  B_{kk}^{ii}$
$\frac{\partial P_k^i}{\partial V_m^j} =  V_k^i  (G_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij} + B_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{km}^{ij})$	$\frac{\partial Q_k^i}{\partial V_m^j} =  V_k^i  (G_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{km}^{ij} - B_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij})$
$\frac{\partial P_k^i}{\partial \theta_k^i} = -Q_k^i - ( V_k^i )^2 B_{kk}^{ii}$	$\frac{\partial Q_k^i}{\partial \theta_k^i} = P_k^i - ( V_k^i )^2 G_{kk}^{ii}$
$\frac{\partial P_k^i}{\partial \theta_m^j} =  V_k^i   V_m^j  (G_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{km}^{ij} - B_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij})$	$\frac{\partial Q_k^i}{\partial \theta_m^j} = - V_k^i   V_m^j  (G_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij} + B_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{km}^{ij})$

Tabela 3: Derivadas Parciais - Fluxo de Potência

Potência Ativa	Potência Reativa
$\frac{\partial P_{km}^i}{\partial V_k^i} = ( V_k^i )^{-1} (P_{km}^i - ( V_k^i )^2 G_{km}^{ii})$	$\frac{\partial Q_{km}^i}{\partial V_k^i} = ( V_k^i )^{-1} (Q_{km}^i + ( V_k^i )^2 B_{km}^{ii})$
$\frac{\partial P_{km}^i}{\partial V_k^j} = - V_k^i  (G_{km}^{ij} \cos \theta_{kk}^{ij} + B_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{kk}^{ij})$	$\frac{\partial Q_{km}^i}{\partial V_k^j} = - V_k^i  (G_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{kk}^{ij} - B_{km}^{ij} \cos \theta_{kk}^{ij})$
$\frac{\partial P_{km}^i}{\partial V_m^j} =  V_k^i  (G_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij} + B_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{km}^{ij})$	$\frac{\partial Q_{km}^i}{\partial V_m^j} =  V_k^i  (G_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{km}^{ij} - B_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij})$
$\frac{\partial P_{km}^i}{\partial \theta_k^i} = -Q_{km}^i + ( V_k^i )^2 B_{km}^{ii}$	$\frac{\partial Q_{km}^i}{\partial \theta_k^i} = P_{km}^i + ( V_k^i )^2 G_{km}^{ii}$
$\frac{\partial P_{km}^i}{\partial \theta_k^j} = - V_k^i   V_k^j  (G_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{kk}^{ij} - B_{km}^{ij} \cos \theta_{kk}^{ij})$	$\frac{\partial Q_{km}^i}{\partial \theta_k^j} =  V_k^i   V_k^j  (G_{km}^{ij} \cos \theta_{kk}^{ij} + B_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{kk}^{ij})$
$\frac{\partial P_{km}^i}{\partial \theta_m^j} =  V_k^i   V_m^j  (G_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{km}^{ij} - B_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij})$	$\frac{\partial Q_{km}^i}{\partial \theta_m^j} = - V_k^i   V_m^j  (G_{km}^{ij} \cos \theta_{km}^{ij} + B_{km}^{ij} \text{sen} \theta_{km}^{ij})$

As derivadas das medições de tensão em relação às magnitudes de tensão e ângulos de fase são nulas, exceto aquelas associadas à variável medida, a qual é igual à unidade, ou seja,

$$\frac{\partial V_k^i}{\partial V_k^i} = 1 \quad (3.42)$$

$$\frac{\partial V_k^i}{\partial V_k^j} = \frac{\partial V_k^i}{\partial V_m^i} = \frac{\partial V_k^i}{\partial V_m^j} = \frac{\partial V_k^i}{\partial \theta_k^i} = \frac{\partial V_k^i}{\partial \theta_k^j} = \frac{\partial V_k^i}{\partial \theta_m^i} = \frac{\partial V_k^i}{\partial \theta_m^j} = 0 \quad (3.43)$$

No caso de serem consideradas as equações (3.18) e (3.19) para as pseudomedições, tem-se alteração no resultado final da estimação de estados (KARIMI et al., 2012). Assim, os elementos da matriz Jacobiana apresentados na Tabela 2 e referentes a essas pseudomedições são alterados, conforme as equações (3.45) e (3.47), visto que as mesmas passam a ser calculadas em função da estimativa mais recente da tensão da fase  $i$  na barra  $k$  ( $V_k^i$ ) obtida durante o processo iterativo de resolução do estimador.

$$-\frac{\partial(P_k^{i-esp} - P_k^i)}{\partial V_k^i} = \frac{\partial(P_k^i)}{\partial V_k^i} - \frac{\partial(P_k^{i-esp})}{\partial V_k^i} \quad (3.44)$$

$$-\frac{\partial(P_k^{i-esp} - P_k^i)}{\partial V_k^i} = \frac{P_k^i}{|V_k^i|} + |V_k^i| G_{kk}^{ii} - P_k^{i-nom} \sum_{l=1}^{mc} n p_l a_l \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right)^{(np_l-1)} \quad (3.45)$$

$$-\frac{\partial(Q_k^{i-esp} - Q_k^i)}{\partial V_k^i} = \frac{\partial(Q_k^i)}{\partial V_k^i} - \frac{\partial(Q_k^{i-esp})}{\partial V_k^i} \quad (3.46)$$

$$-\frac{\partial(Q_k^{i-esp} - Q_k^i)}{\partial V_k^i} = \frac{Q_k^i}{|V_k^i|} - |V_k^i| B_{kk}^{ii} - Q_k^{i-nom} \sum_{l=1}^{mc} n q_l b_l \left( \frac{|V_k^i|}{|V_k^{i-nom}|} \right)^{(nq_l-1)} \quad (3.47)$$

O processo iterativo para a estimação de estados trifásica é repetido até que a convergência seja atingida, momento em que o máximo valor absoluto do vetor das variações de estados  $\Delta \hat{\mathbf{x}}$  é menor ou igual a tolerância  $\tau$  pré-estabelecida.

### 3.7 ABORDAGEM GEOMÉTRICA DESACOPLADA DE ERROS DE MEDIÇÃO

Com o intuito de realizar a abordagem geométrica para o tratamento de erros grosseiros em sistemas de distribuição desequilibrados é desenvolvida a formulação para o desacoplamento do sistema, o qual ocorre somente após a convergência do estimador trifásico.

O motivo para que seja feito tal desacoplamento resulta da possibilidade de analisar múltiplos erros grosseiros em cada uma das fases simultaneamente. Assim, otimiza-se o processo de detecção, identificação e correção e, conseqüentemente, o processamento da estimação final, pois para toda convergência alcançada pode-se tratar até três erros por vez.

A fim de aplicá-lo, o vetor dos resíduos de medição passa a

$$\mathbf{r}^a = \Delta \mathbf{z}^a = \mathbf{z}^a - \mathbf{h}^a(\hat{\mathbf{x}}) \quad (3.48)$$

$$\mathbf{r}^b = \Delta \mathbf{z}^b = \mathbf{z}^b - \mathbf{h}^b(\hat{\mathbf{x}}) \quad (3.49)$$

$$\mathbf{r}^c = \Delta \mathbf{z}^c = \mathbf{z}^c - \mathbf{h}^c(\hat{\mathbf{x}}) \quad (3.50)$$

onde os elementos do vetor  $\Delta \mathbf{z}$ , calculados por (3.41), são separados para compor o vetor dos resíduos de medição de cada fase. Percebe-se que cada um desses vetores contém a diferença entre a medição e os seus valores estimados para as fases  $a$ ,  $b$  e  $c$  tomadas individualmente.

Apresentando-se as equações (3.48) a (3.50) de forma mais genérica, tem-se para a fase  $i$

$$\mathbf{r}^i = \Delta \mathbf{z}^i = [\mathbf{z}^i - \mathbf{h}^i(\hat{\mathbf{x}})]_{(nm \times 1)} \quad (3.51)$$

Nessa mesma linha, a matriz peso  $\mathbf{W}$  é separada em 3 matrizes diagonais:  $\mathbf{W}_{(nm)}^a$ ,  $\mathbf{W}_{(nm)}^b$  e  $\mathbf{W}_{(nm)}^c$ , sendo  $\mathbf{W}^i = \text{diag}\left\{(\sigma_1^i)^{-2} (\sigma_2^i)^{-2} \dots (\sigma_{nm}^i)^{-2}\right\}$ .

A matriz Jacobiana  $\mathbf{H}$  definida para a solução do sistema linearizado por

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{P}_{km}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{P}_{km}}{\partial \mathbf{V}} \\ \frac{\partial \mathbf{P}_k}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{P}_k}{\partial \mathbf{V}} \\ \frac{\partial \mathbf{Q}_{km}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{Q}_{km}}{\partial \mathbf{V}} \\ \frac{\partial \mathbf{Q}_k}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{Q}_k}{\partial \mathbf{V}} \\ \frac{\partial \mathbf{V}_k}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{V}_k}{\partial \mathbf{V}} \end{bmatrix}_{(3nm \times 3nv)} \quad (3.52)$$

também é separada nessa etapa em 3 matrizes, sendo uma para cada fase. Assim, cada matriz considera apenas as derivadas parciais das funções não-lineares da referida fase pelos estados relacionados à mesma fase, as quais foram calculadas antes da convergência. Portanto, as derivadas parciais devido ao acoplamento mútuo do sistema são eliminadas, de forma que

$$\mathbf{H}^i = \left[ \frac{-\partial \Delta \mathbf{z}^i}{\partial \mathbf{x}^i} \right]_{(nm \times nv)} \quad (3.53)$$

A partir da separação da matriz Jacobiana, o operador linear  $\mathbf{K}$  por fase pode ser obtido conforme

$$\mathbf{K}^i = [\mathbf{H}^i ((\mathbf{H}^i)^T \mathbf{W}^i \mathbf{H}^i)^{-1} (\mathbf{H}^i)^T \mathbf{W}^i]_{(nm \times nm)} \quad (3.54)$$

Utilizando-se os elementos dos vetores e matrizes chega-se aos elementos da análise geométrica por fase. O índice de inovação da medida (*med*) de cada fase é dado por

$$II_{med}^i = \frac{\sqrt{1 - K_{med,med}^i}}{\sqrt{K_{med,med}^i}} \quad (3.55)$$

o erro composto de medição conforme

$$CME_{med}^i = r_{med}^i \sqrt{1 + 1/(II_{med}^i)^2} \quad (3.56)$$

e o erro composto de medição normalizado definido como

$$CME_{med}^{i-N} = \frac{|CME_{med}^i|}{\sigma_{med}^i} \quad (3.57)$$

Definindo-se o resíduo normalizado de cada medida para cada uma das fases como sendo

$$r_{med}^{i-N} = \frac{|r_{med}^i|}{\sqrt{(\mathbf{W}_{med,med}^i)^{-1} S_{med,med}^i}} = \frac{|z_{med}^i - h_{med}^i(\hat{x})|}{\sqrt{(\mathbf{W}_{med,med}^i)^{-1} S_{med,med}^i}} \quad (3.58)$$

onde a matriz sensibilidade dos resíduos  $\mathbf{S}$  de cada fase é obtida pela diferença entre a matriz identidade  $\mathbf{I}$  com dimensão  $nm$  e o operador linear  $\mathbf{K}$  da fase, ou seja

$$\mathbf{S}^i = \mathbf{I} - \mathbf{K}^i \quad (3.59)$$

é possível definir o erro normalizado composto conforme

$$CNE_{med}^i = r_{med}^{i-N} \sqrt{1 + 1/(II_{med}^i)^2} \quad (3.60)$$

De posse dessas variáveis de fase, o método proposto para detecção, identificação e correção de múltiplos erros grosseiros na estimação de estados trifásica em sistemas de

distribuição pode ser realizado, conforme descrito a seguir.

### 3.8 DETECÇÃO DE ERROS GROSSEIROS

Nessa etapa, os testes qui-quadrado dos erros compostos de medição e do maior erro composto normalizado foram analisados a fim de se buscar aquele que melhor atende à questão da análise de erros grosseiros desacoplada.

Conforme apresentado no capítulo 2, a abordagem geométrica do WLS demonstra que os erros compostos são independentes e dados pela soma vetorial de duas componentes, diferentemente dos resíduos de medição, os quais são combinações lineares dos erros de medição.

A partir desse entendimento, sejam quais forem as características do sistema, trifásico equilibrado e com linhas transpostas ou desequilibrado, com linhas não transpostas e com diferentes acoplamentos mútuos entre as fases, os erros são sempre independentes.

Dessa forma, a proposta do desacoplamento do sistema quando aplicada ao teste qui-quadrado implica que, para cada fase, esse seja feito frente ao limiar  $\rho = \chi_{3nm,1-\alpha_0}^2$ . Observa-se que o número de graus de liberdade utilizado é igual ao número total de medições do sistema, denotando a independência dos erros. Assim,

- $H_0$ :  $J(\hat{\mathbf{x}})^i$  apresenta distribuição  $\chi^2$ , ou seja,  $J(\hat{\mathbf{x}})^i < \rho \Rightarrow$  ausência de erros grosseiros;
- $H_1$ :  $H_0$  é falsa ( $J(\hat{\mathbf{x}})^i \geq \rho$ ).

Portanto, se  $J(\hat{\mathbf{x}})^i$  se refere ao somatório dos quadrados dos erros da fase em questão distribuídos de acordo com a distribuição normal padrão  $N(0;1)$ , percebe-se que a sensibilidade do teste tende a ser prejudicada devido à comparação com o limiar  $\rho$  definido acima. Supondo-se, por exemplo, que o número de medidas seja igual em cada uma das fases, o número de graus de liberdade de  $\rho$  é 3 vezes maior que o de cada fase.

Em contrapartida, o desacoplamento do sistema quando aplicado ao teste do maior erro composto normalizado utiliza a comparação entre o valor do  $CME_{med}^{i-N}$  e o limiar  $\gamma$ , cujos valores são iguais a 3 ou 4. Conforme já mencionado no capítulo 2, os valores assumidos para o limiar está associado à precisão do equipamentos, de forma que são testadas as hipóteses:

- $H_0: CME_{med}^{i-N} \leq \gamma$  a medição não apresenta erro grosseiro;
- $H_1: H_0$  é falsa ( $CME_{med}^{i-N} > \gamma$ ).

Os testes realizados comprovaram que o teste do maior erro composto normalizado apresenta maior sensibilidade para a detecção de múltiplos erros grosseiros de baixa magnitude, de forma que o mesmo passou a ser escolhido para a metodologia proposta.

### 3.9 IDENTIFICAÇÃO DE ERROS GROSSEIROS

Considerando que erros grosseiros foram detectados em qualquer uma das fases  $a, b$  e  $c$ , a medição identificada em cada fase é aquela que apresenta o maior  $CME_{med}^{i-N}$ .

### 3.10 CORREÇÃO DE MEDIÇÃO

As medidas identificadas com erro grosseiro em cada fase são corrigidas para a iteração  $u + 1$ . A correção de medidas reais é realizada por

$$z_{med}^{i-(u+1)} = z_{med}^{i-(u)} \pm CNE_{med}^i \sigma_{med}^i \quad (3.61)$$

Para o caso de pseudomedições dadas conforme equações (3.18) e (3.19), a correção deve levar em consideração o efeito do modelo de carga associado à tensão estimada. Assim sendo, a correção de acordo com a equação (3.62) deve ser utilizada, a fim de compensar a mudança que ocorre no valor da pseudomedição em função da utilização do modelo de carga ao longo do processo iterativo e possibilitar a obtenção do novo valor nominal dessa pseudomedição.

$$z_{nom}^{i-(u+1)} = z_{nom}^{i-(u)} \pm \left( \left| V_{nom}^i \right| / \left| V_{med}^i \right| \right)^{np ou nq} CNE_{med}^i \sigma_{med}^i \quad (3.62)$$

Em ambas equações, o sinal associado ao termo de correção é definido conforme descrito no item 2.1.4.3.

Após a correção das medidas identificadas com erro grosseiro, a estimação de estados é realizada novamente. Esse processo é repetido até que não existam mais medidas com erro grosseiro no sistema.



### 3.11 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesse capítulo apresentou-se o desenvolvimento das equações trifásicas em componentes de fase, onde foi demonstrada a obtenção das equações de injeção e fluxo de potência, bem como suas derivadas parciais em relação às variáveis de estado. Associadas a essas, foram incluídas formulações envolvendo modelos e conexões de carga, tendo em vista que os alimentadores do sistema de distribuição podem apresentar cargas ligadas em estrela ou triângulo. A presença de diferentes tipos de modelos de carga implicou alterações na matriz Jacobiana, uma vez que as injeções de potência passam a ser calculadas em função da estimativa mais recente da tensão.

Uma nova metodologia analítica baseada na abordagem geométrica do método dos mínimos quadrados ponderados para tratamento de múltiplos erros grosseiros em alimentadores de sistemas de distribuição desequilibrados foi desenvolvida. Nessa, são realizadas detecção, identificação e correção de erros presentes nas medições de cada fase do sistema ao mesmo tempo, a cada etapa de análise de erros. Para tal, utiliza-se o desacoplamento do sistema após a convergência do estimador trifásico.

Primeiramente, o teste de detecção realizado em cada fase é baseado no teste do maior erro composto normalizado. Em seguida, para todas as fases em que o erro grosseiro foi detectado, a medida identificada é aquela que apresenta o maior valor para o erro composto de medição normalizado associado a cada fase. Finalmente, a correção é feita através de uma análise do tipo de medição da fase. Se a medição é uma pseudomedida, o efeito do modelo de carga relacionado com a tensão estimada é considerado. Se a medição é uma medida real, a correção é feita usando apenas o erro normalizado composto.

No capítulo a seguir, o EETAG é validado a partir de simulações em um sistema teste do IEEE e comparado com o estado da arte, o qual utiliza a análise dos resíduos para a detecção e identificação de erros grosseiros de medição.

## 4. ESTUDO DE CASO E RESULTADOS

### 4.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo descreve o estudo de caso e os resultados obtidos a partir da utilização da metodologia apresentada no capítulo anterior, implementada no programa computacional Matlab (MATLAB, 2010). A estimação de estados com o tratamento de erros grosseiros em alimentadores de sistemas de distribuição desequilibrados é verificada em diferentes cenários, simulações de 1 a 10, envolvendo todos os tipos de medição presentes no sistema.

### 4.2 DESCRIÇÃO DO SISTEMA

O estudo foi desenvolvido no sistema teste de 123 barras (IEEE DISTRIBUTION SYSTEM ANALYSIS SUBCOMMITTEE). Modificações no sistema original foram realizadas no que se refere às cargas nas barras e configurações dos alimentadores, os quais passaram a ser todos trifásicos a fim de considerar a realidade brasileira para centros urbanos. Os reguladores de tensão foram eliminados, conforme mostra a Figura 10. As tensões na subestação foram adotadas iguais a 1 p.u. e defasadas de  $120^\circ$  entre si, conforme a referência.

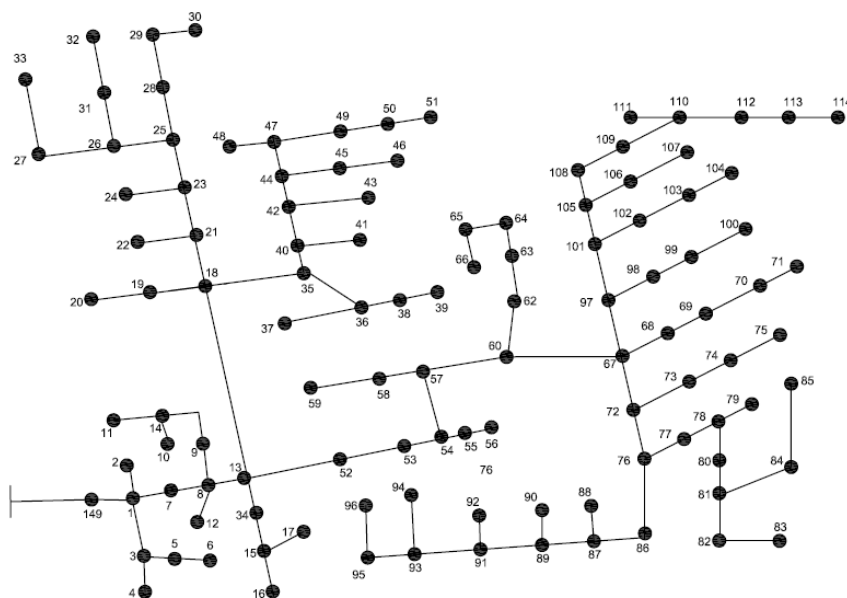


Figura 10 Diagrama unifilar - sistema IEEE123 barras modificado

Os valores nominais de carga dados em kW e kvar, tipo de conexão e modelo de carga e as configurações adotadas para os alimentadores monofásicos e bifásicos substituídos



Tabela 5: Configuração dos Alimentadores

Barra	Barra	Configuração	Barra	Barra	Configuração
1	2	6	44	45	5
1	3	5	45	46	5
3	4	5	57	58	2
3	5	5	58	59	2
5	6	5	67	68	4
8	12	3	68	69	4
8	9	4	69	70	4
9	14	4	70	71	4
13	34	3	72	73	2
14	11	4	73	74	2
14	10	4	74	75	2
15	16	3	81	84	1
15	17	3	84	85	1
18	19	1	87	88	5
19	20	1	89	90	4
21	22	6	91	92	3
23	24	5	93	94	2
25	26	4	95	96	1
26	27	4	101	102	5
26	31	4	102	103	5
27	33	4	103	104	5
31	32	4	105	106	6
34	15	3	106	107	6
35	36	3	108	109	2
36	37	3	109	110	2
36	38	3	110	111	2
38	39	3	110	112	2
40	41	2	112	113	2
42	43	6	113	114	2

Entretanto, barras com injeções nulas de potência, posicionamento e potência nominal dos bancos de capacitores, comprimentos de todos os alimentadores e demais configurações foram mantidos exatamente como o sistema original. Em função do aumento de carga no sistema, os valores nominais de potência aparente e tensão de linha na subestação passaram a 10MVA e 13,8kV, respectivamente.

### 4.3 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Nas simulações apresentadas a seguir, medições de fluxos de potência ativa e reativa entre barras, injeções de potência ativa e reativa e tensões nas barras foram corrompidas por erros grosseiros.

O desempenho da metodologia proposta foi analisado através da quantidade de medidas que foram detectadas, identificadas e corrigidas corretamente quando da inserção de erros grosseiros.

Os valores assumidos como medidas reais (fluxos e tensões) foram obtidos através do fluxo de carga Newton-Raphson considerando modelo de carga ZIP. Considerando-se essas medidas e as pseudomedidas de injeção de potência, obteve-se um nível de redundância global igual a 3,24. O critério de convergência utilizado foi  $1.10^{-6}$  p.u. para os módulos de tensão e  $1.10^{-6}$  rad para os ângulos de fase.

Diferentes níveis de erros grosseiros foram testados em medições escolhidas aleatoriamente em cada fase. Dois tipos de conjuntos de medidas foram definidos:

- Tipo 1 (T1): conjunto formado por medições cuja função não-linear  $h(x)$  não apresenta variáveis de estado comuns às demais medições do teste;
- Tipo 2 (T2): conjunto formado por medições cuja função não-linear  $h(x)$  apresenta variáveis de estados comuns a pelo menos uma das demais medições do teste.

A definição desses conjuntos teve por objetivo explorar a questão da identificação das medições com erros grosseiros quando esses são inseridos em medidas que se presume poderem apresentar alta interação, as quais estão representadas pelo conjunto T2.

Em todas as medições, erros aleatórios com distribuição normal com média zero e desvio-padrão igual a  $1\sigma_{med}$  foram adicionados.

Para analisar o EETAG utilizou-se o desvio-padrão  $\sigma_{med}^i = |z_{med}^i|/100$ , conforme a equação (2.29), e o limiar  $\gamma = 4$  para o teste de detecção.

Para todos os casos apresentados foi realizada comparação com a metodologia descrita em (HUANG; LO; LU, 2013).

Dentre as informações presentes nas tabelas abaixo, constam as medições com seus valores de referência em p.u., sendo as injeções de potência e magnitude de tensão na barra representadas por  $P_k^i$ ,  $Q_k^i$  e  $V_k^i$  e as medições de fluxo de potência entre barras por  $P_{k,m}^i$  e  $Q_{k,m}^i$ . O nível de erro grosseiro inserido é dado em função do número de desvios-padrão da medição e o erro relativo por

$$e_{rel} = \frac{|z_{ref} - z_{est}|}{|z_{ref}|} \cdot 100\% \quad (4.1)$$

sendo:

$e_{rel}$ : erro relativo (%);

$z_{ref}$ : valor de referência da medição (p.u.);

$z_{est}$ : valor estimado da medição após sua correção (p.u.).

### 4.3.1 Simulações 1 a 8 - EETAG

Nas simulações a seguir, são apresentados os casos onde foram adicionados erros grosseiros apenas em medidas T1 (simulações 1 e 2), apenas em medidas T2 (simulações 3 a 6) e aqueles que consideraram um maior número de medidas (simulações 7 e 8), compostos por medidas T1 e T2.

#### 4.3.1.1 Simulação 1 - Conjunto de Medições T1

Tabela 6: Simulação 1 - Medições T1

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido							
$P_{31}^a$ : -0,0021	-7 $\sigma$	$P_{113}^b$ : -0,0017	8 $\sigma$	$P_{149,1}^c$ : 0,1886	-3 $\sigma$		
$Q_{34,15}^a$ : 0,0029	5 $\sigma$	$Q_{78,79}^b$ : 0,0010	-5 $\sigma$	$P_{69}^c$ : -0,0031	-6 $\sigma$		
$V_{38}^a$ : 0,9938	-3 $\sigma$	$Q_{64}^b$ : -0,0019	-6 $\sigma$	$Q_{22}^c$ : -0,0012	5 $\sigma$		
Convergência	Deteccão	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
1	Sim	$V_{38}^a$	14,1643	4,4909	-4,5021	0,9944	0,0646
	Sim	$P_{113}^b$	0,6571	4,8837	8,8931	-0,0017	0,1499
	Sim	$P_{149,1}^c$	2,1974	5,6824	-6,2431	0,1903	0,8814
2	Sim	$Q_{34,15}^a$	1,4786	4,3694	5,2749	0,0029	0,5280
	Sim	$Q_{78,79}^b$	1,3281	4,7247	-5,9142	0,0010	0,0425
	Sim	$Q_{22}^c$	1,3244	4,2409	5,3140	-0,0012	0,1730
3	Sim	$P_{31}^a$	0,7233	4,2794	-7,3016	-0,0021	0,9134
	Sim	$Q_{64}^b$	0,9314	4,5775	-6,7163	-0,0019	0,5418
	Sim	$P_{69}^c$	0,7125	4,0412	-6,9643	-0,0031	0,6438
4	Não	-	-	-	-	-	-

Analisando-se os resultados da simulação, pode-se observar que todas as medições com erros grosseiros foram detectadas, identificadas e corrigidas perfeitamente. Adicionalmente, observa-se que na quarta convergência do estimador nenhuma medida foi detectada, demonstrando que a correção proposta foi satisfatória e que o método atuou especificamente nas medidas em que erros grosseiros foram inseridos, ou seja, que a

metodologia não produziu alarmes falsos. O teste envolveu, além das medições reais, as pseudomedições  $Q_{22}^c$  e  $P_{113}^b$  modeladas através do modelo impedância constante e  $Q_{64}^b$  com modelo corrente constante. As outras duas,  $P_{31}^a$  e  $P_{69}^c$ , são modeladas por modelo potência constante. Erros relativos entre a medição estimada e o valor de referência são menores que 1%, denotando alta qualidade do método proposto para correção de pseudomedições.

#### 4.3.1.2 Simulação 2 - Conjunto de Medições T1

Tabela 7: Simulação 2 - Medições T1

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido							
$P_{18,35}^a$ : 0,0323	$4\sigma$	$P_{73,74}^b$ : 0,0037	$5\sigma$	$P_9^c$ : -0,0023	$-10\sigma$		
$P_6^a$ : -0,0026	$-5\sigma$	$Q_{28}^b$ : -0,0016	$-8\sigma$	$P_{90}^c$ : -0,0024	$4\sigma$		
$Q_{102}^a$ : -0,0015	$-9\sigma$	$V_{80}^b$ : 0,9959	$-4\sigma$	$Q_{49,50}^c$ : 0,0026	$-4\sigma$		
Convergência	Deteção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
1	Sim	$P_6^a$	1,5911	4,4382	-5,2420	-0,0026	0,0864
	Sim	$V_{80}^b$	13,9572	4,7482	-4,7604	0,9954	0,0457
	Sim	$P_{90}^c$	1,3296	4,7015	5,8829	-0,0024	0,4620
2	Sim	$Q_{102}^a$	0,5689	4,3772	-8,8519	-0,0015	0,2184
	Sim	$P_{73,74}^b$	2,2270	4,1982	4,6020	0,0037	0,0834
	Sim	$P_9^c$	0,4877	4,5839	-10,4569	-0,0023	0,4721
3	Sim	$P_{18,35}^a$	2,2164	4,2688	4,6832	0,0320	0,8780
	Sim	$Q_{28}^b$	0,6584	4,1614	-7,5673	-0,0015	0,5982
	Sim	$Q_{49,50}^c$	1,9067	4,5705	-5,1609	0,0026	0,2546
4	Não	-	-	-	-	-	-

De acordo com os resultados apresentados acima, todas as medições com erros grosseiros foram corretamente detectadas, identificadas e corrigidas. As correções das medições reais e pseudomedições modeladas através de modelos de impedância constante ( $P_6^a$ ), corrente constante ( $Q_{28}^b$  e  $P_{90}^c$ ) e potência constante ( $P_9^c$  e  $Q_{102}^a$ ) são muito precisas, com erros relativos menores que 1%.

#### 4.3.1.3 Simulação 3 - Conjunto de Medições T2

Nesta simulação, a presença de erros grosseiros em medições T2 não ocasionou problemas para a metodologia, visto que todas as detecções e, especialmente as identificações foram corretas. Situações desse tipo podem levar à identificação incorreta de medições, conforme abordado no capítulo 2, onde é citado que o método da análise dos resíduos de

medição pode falhar quando múltiplos erros grosseiros ocorrem em medições com alta interação, principalmente quando se tratam de erros conformes. O erro relativo manteve-se no mesmo patamar dos casos anteriores, conforme pode ser observado na Tabela 8.

Tabela 8: Simulação 3 - Medições T2

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido							
$P_{44,45}^a$ : 0,0042	$6\sigma$	$V_{46}^a$ : 0,9935	$-3\sigma$	$P_{55,56}^c$ : 0,0029	$-7\sigma$		
$P_{46}^a$ : -0,0021	$-7\sigma$	$P_{67,72}^b$ : 0,0362	$6\sigma$	$V_{55}^c$ : 0,9948	$-4\sigma$		
$V_{45}^a$ : 0,9935	$7\sigma$	$V_{72}^b$ : 0,9958	$5\sigma$	$Q_{56}^c$ : -0,0017	$-3\sigma$		
Convergência	Deteção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
1	Sim	$V_{46}^a$	14,0903	4,9914	-5,0040	0,9946	0,1062
	Sim	$V_{72}^b$	15,3061	4,4661	4,4757	0,9953	0,0427
	Sim	$P_{55,56}^c$	1,4353	4,7362	-5,7724	0,0029	0,5589
2	Sim	$V_{45}^a$	15,5499	4,8374	4,8473	0,9944	0,0854
	Sim	$P_{67,72}^b$	1,0610	4,1967	5,7669	0,0361	0,1550
	Sim	$Q_{56}^c$	1,6015	4,4073	-5,1959	-0,0017	0,3197
3	Sim	$P_{44,45}^a$	2,1179	4,6727	5,1674	0,0042	0,6524
	Sim	$V_{55}^c$	14,1005	4,1537	-4,1642	0,9938	0,0969
4	Sim	$P_{46}^a$	1,6294	5,1800	-6,0777	-0,0021	0,1889
5	Não	-	-	-	-	-	-

#### 4.3.1.4 Simulação 4 - Conjunto de Medições T2

Tabela 9: Simulação 4 - Medições T2

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido							
$Q_{57,60}^a$ : 0,0339	$6\sigma$	$P_{87,89}^b$ : 0,0084	$5\sigma$	$Q_{105,106}^c$ : 0,0021	$5\sigma$		
$Q_{60,62}^a$ : 0,0074	$-4\sigma$	$Q_{86,87}^b$ : 0,0017	$6\sigma$	$Q_{107}^c$ : -0,0009	$4\sigma$		
$P_{87,88}^b$ : 0,0018	$-4\sigma$	$P_{105,106}^c$ : 0,0037	$-4\sigma$	$V_{106}^c$ : 0,9925	$-5\sigma$		
Convergência	Deteção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
1	Sim	$Q_{60,62}^a$	2,9512	4,7433	-5,0082	0,0074	0,2252
	Sim	$Q_{86,87}^b$	1,9189	4,4288	4,9941	0,0017	0,3409
	Sim	$Q_{105,106}^c$	1,9829	5,2811	5,9147	0,0021	1,2263
2	Sim	$Q_{57,60}^a$	2,2797	4,2318	4,6210	0,0338	0,2145
	Sim	$P_{87,89}^b$	1,6819	4,1475	4,8252	0,0084	0,2592
	Sim	$V_{106}^c$	13,9215	4,9562	-4,9689	0,9915	0,1044
3	Sim	$P_{87,88}^b$	1,3585	4,1439	-5,1455	0,0018	0,4300
	Sim	$P_{105,106}^c$	1,7974	4,7178	-5,3987	0,0037	0,3527
4	Sim	$Q_{107}^c$	1,4219	4,1433	5,0653	-0,0009	0,9175
5	Não	-	-	-	-	-	-



Novamente, todas as medições do tipo T2 com erro grosseiro foram detectadas, identificadas e corrigidas corretamente.

#### 4.3.1.5 Simulação 5 - Medições em um Mesmo Circuito Lateral

Nesta simulação, assim como nas simulações dos itens 4.3.1.3 e 4.3.1.4, foram utilizadas medidas T2. Entretanto, diferentemente daquelas simulações, nesta foram adicionados erros grosseiros em apenas duas fases. Além disso, todas as medições envolvidas estão localizadas nas barras 18, 19 e 20, as quais pertencem a um mesmo circuito lateral do alimentador.

Tabela 10: Simulação 5 - Medições T2 em um Mesmo Circuito Lateral

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido								
$P_{19}^a$ :	-0,0023	$-9\sigma$	$Q_{20}^a$ :	-0,0021	$-5\sigma$	$Q_{19}^b$ :	-0,0011	$7\sigma$
$P_{20}^a$ :	-0,0040	$6\sigma$	$V_{18}^a$ :	0,9941	$-4\sigma$	$V_{18}^b$ :	0,9973	$-4\sigma$
$Q_{18,19}^a$ :	0,0033	$3\sigma$	$P_{19}^b$ :	-0,0021	$8\sigma$	$V_{19}^b$ :	0,9973	$-4\sigma$
Convergência	Deteção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo	
1	Sim	$P_{20}^a$	1,4765	5,8586	7,0758	-0,0040	0,7571	
	Sim	$V_{19}^b$	14,0010	4,8285	-4,8408	0,9968	0,0547	
2	Sim	$P_{19}^a$	0,5106	4,5268	-9,9543	-0,0023	0,1845	
	Sim	$V_{18}^b$	14,0242	4,6613	-4,6732	0,9970	0,0322	
3	Sim	$Q_{20}^a$	1,7119	4,1298	-4,7828	-0,0021	0,9975	
	Sim	$P_{19}^b$	0,5658	4,4384	9,0133	-0,0021	0,9554	
4	Sim	$Q_{18,19}^a$	2,2906	4,4796	4,8879	0,0033	0,4431	
	Sim	$Q_{19}^b$	0,5651	4,1818	8,5000	-0,0011	0,4186	
5	Sim	$V_{18}^a$	14,2301	4,0940	-4,1041	0,9947	0,0606	
6	Não	-	-	-	-	-	-	

Os resultados apresentados demonstram que, para erros grosseiros concentrados em medições T2 de um mesmo circuito lateral, também foi obtido excelente desempenho do método EETAG, visto que houve a correta deteção, identificação e correção de todos os erros grosseiros inseridos.

#### 4.3.1.6 Simulação 6 - Medições em um Mesmo Circuito Lateral

Nesta simulação, adotou-se o mesmo critério da simulação anterior.

Tabela 11: Simulação 6 - Medições T2 em um Mesmo Circuito Lateral

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido							
$P_{98}^b$ : -0,0020	-10 $\sigma$	$V_{97}^b$ : 0,9957	5 $\sigma$	$Q_{99,100}^c$ : 0,0007	6 $\sigma$		
$Q_{97,98}^b$ : 0,0033	-6 $\sigma$	$P_{98,99}^c$ : 0,0040	7 $\sigma$	$Q_{99}^c$ : -0,0015	-6 $\sigma$		
$Q_{99}^b$ : -0,0009	-9 $\sigma$	$P_{100}^c$ : -0,0014	4 $\sigma$	$V_{98}^c$ : 0,9927	5 $\sigma$		
Convergência	Detecção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
1	Sim	$Q_{97,98}^b$	2,3788	6,3924	-6,9343	0,0034	1,3990
	Sim	$Q_{99,100}^c$	1,5315	5,0019	5,9737	0,0007	0,3550
2	Sim	$Q_{99}^b$	0,6119	4,4864	-8,5962	-0,0009	1,3981
	Sim	$P_{100}^c$	1,3590	5,0162	6,2278	-0,0014	1,2901
3	Sim	$V_{97}^b$	15,2592	4,1881	4,1971	0,9953	0,0441
	Sim	$V_{98}^c$	15,3163	4,5752	4,5850	0,9915	0,1169
4	Sim	$P_{98}^b$	0,4491	4,0528	-9,8932	-0,0019	0,0693
	Sim	$P_{98,99}^c$	2,0528	4,4001	4,8945	0,0040	0,2901
5	Sim	$Q_{99}^c$	1,1030	4,2418	-5,7256	-0,0015	0,5274
6	Não	-	-	-	-	-	-

Mais uma vez, todas as medições do tipo T2 com erro grosseiro foram detectadas, identificadas e corrigidas corretamente.

#### 4.3.1.7 Simulação 7 - Conjunto de Medições T1 e T2

Com o intuito de verificar o desempenho da metodologia para um número maior de medidas com erro grosseiro em cada fase, nesta simulação 27 medidas foram utilizadas, sendo:

- Grupo 1: medidas da simulação do item 4.3.1.1;
- Grupo 2: medidas da simulação do item 4.3.1.4;
- Grupo 3: medidas da simulação do item 4.3.1.6.

O nível de erro grosseiro de cada medida foi mantido o mesmo, de acordo com as referidas simulações.

Tabela 12: Simulação 7 - Medições T1 e T2

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido					
Grupo 1		Grupo 2		Grupo 3	
$P_{31}^a$ : -0,0021	-7 $\sigma$	$Q_{57,60}^a$ : 0,0339	6 $\sigma$	$P_{98}^b$ : -0,0020	-10 $\sigma$

Tabela 12: Simulação 7 - Medições T1 e T2

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido							
Grupo 1		Grupo 2		Grupo 3			
Q <sub>34,15</sub> <sup>a</sup> : 0,0029	5 $\sigma$	Q <sub>60,62</sub> <sup>a</sup> : 0,0074	-4 $\sigma$	Q <sub>97,98</sub> <sup>b</sup> : 0,0033	-6 $\sigma$		
V <sub>38</sub> <sup>a</sup> : 0,9938	-3 $\sigma$	P <sub>87,88</sub> <sup>b</sup> : 0,0018	-4 $\sigma$	Q <sub>99</sub> <sup>b</sup> : -0,0009	-9 $\sigma$		
P <sub>113</sub> <sup>b</sup> : -0,0017	8 $\sigma$	P <sub>87,89</sub> <sup>b</sup> : 0,0084	5 $\sigma$	V <sub>97</sub> <sup>b</sup> : 0,9957	5 $\sigma$		
Q <sub>78,79</sub> <sup>b</sup> : 0,0010	-5 $\sigma$	Q <sub>86,87</sub> <sup>b</sup> : 0,0017	6 $\sigma$	P <sub>98,99</sub> <sup>c</sup> : 0,0040	7 $\sigma$		
Q <sub>64</sub> <sup>b</sup> : -0,0019	-6 $\sigma$	P <sub>105,106</sub> <sup>c</sup> : 0,0037	-4 $\sigma$	P <sub>100</sub> <sup>c</sup> : -0,0014	4 $\sigma$		
P <sub>149,1</sub> <sup>c</sup> : 0,1886	-3 $\sigma$	Q <sub>105,106</sub> <sup>c</sup> : 0,0021	5 $\sigma$	Q <sub>99,100</sub> <sup>c</sup> : 0,0007	6 $\sigma$		
P <sub>69</sub> <sup>c</sup> : -0,0031	-6 $\sigma$	Q <sub>107</sub> <sup>c</sup> : -0,0009	4 $\sigma$	Q <sub>99</sub> <sup>c</sup> : -0,0015	-6 $\sigma$		
Q <sub>22</sub> <sup>c</sup> : -0,0012	5 $\sigma$	V <sub>106</sub> <sup>c</sup> : 0,9925	-5 $\sigma$	V <sub>98</sub> <sup>c</sup> : 0,9927	5 $\sigma$		
Convergência	Detecção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
1	Sim	Q <sub>60,62</sub> <sup>a</sup>	2,9516	4,7370	-5,0015	0,0074	0,2188
	Sim	Q <sub>97,98</sub> <sup>b</sup>	2,3788	6,3915	-6,9333	0,0034	1,3981
	Sim	P <sub>149,1</sub> <sup>c</sup>	2,1974	5,6822	-6,2429	0,1903	0,8812
2	Sim	V <sub>38</sub> <sup>a</sup>	14,1642	4,4947	-4,5058	0,9945	0,0682
	Sim	P <sub>113</sub> <sup>b</sup>	0,6572	4,8736	8,8738	-0,0017	0,1322
	Sim	Q <sub>105,106</sub> <sup>c</sup>	1,9829	5,2815	5,9152	0,0021	1,2268
3	Sim	Q <sub>34,15</sub> <sup>a</sup>	1,4786	4,3704	5,2760	0,0029	0,5292
	Sim	Q <sub>78,79</sub> <sup>b</sup>	1,3280	4,7312	-5,9225	0,0010	0,0347
	Sim	V <sub>106</sub> <sup>c</sup>	13,9287	5,0582	-5,0712	0,9925	0,0071
4	Sim	P <sub>31</sub> <sup>a</sup>	0,7233	4,2794	-7,3016	-0,0021	0,9135
	Sim	Q <sub>64</sub> <sup>b</sup>	0,9315	4,5815	-6,7218	-0,0019	0,5477
	Sim	Q <sub>99,100</sub> <sup>c</sup>	1,5310	4,9777	5,9454	0,0007	0,3250
5	Sim	Q <sub>57,60</sub> <sup>a</sup>	2,2797	4,2304	4,6195	0,0338	0,2130
	Sim	Q <sub>99</sub> <sup>b</sup>	0,6119	4,4891	-8,6013	-0,0009	1,3924
	Sim	P <sub>100</sub> <sup>c</sup>	1,3599	4,9614	6,1583	-0,0014	1,2239
6	Sim	Q <sub>86,87</sub> <sup>b</sup>	1,9189	4,4291	4,9944	0,0017	0,3406
	Sim	P <sub>105,106</sub> <sup>c</sup>	1,7974	4,7178	-5,3987	0,0037	0,3528
7	Sim	V <sub>97</sub> <sup>b</sup>	15,2594	4,1831	4,1921	0,9953	0,0389
	Sim	V <sub>98</sub> <sup>c</sup>	15,3235	4,5441	4,5538	0,9919	0,0842
8	Sim	P <sub>87,89</sub> <sup>b</sup>	1,6819	4,1476	4,8253	0,0084	0,2591
	Sim	P <sub>98,99</sub> <sup>c</sup>	2,0528	4,4001	4,8944	0,0040	0,2901
9	Sim	P <sub>87,88</sub> <sup>b</sup>	1,3585	4,1439	-5,1455	0,0018	0,4300
	Sim	Q <sub>22</sub> <sup>c</sup>	1,3240	4,2682	5,3488	-0,0012	0,1399
10	Sim	P <sub>98</sub> <sup>b</sup>	0,4491	4,0540	-9,8961	-0,0019	0,0725
	Sim	Q <sub>99</sub> <sup>c</sup>	1,1030	4,2452	-5,7302	-0,0015	0,5323
11	Sim	Q <sub>107</sub> <sup>c</sup>	1,4219	4,1431	5,0651	-0,0009	0,9173
12	Sim	P <sub>69</sub> <sup>c</sup>	0,7125	4,0412	-6,9644	-0,0031	0,6438
13	Não	-	-	-	-	-	-

O número maior de erros múltiplos por fase presente neste teste também não acarretou problemas para o EETAG, pois houve a detecção e identificação correta de 100%

das medições. Os níveis de correção atingiram ótimos patamares, com valores iguais à 1,4% e 0,49% para erros relativos máximo e médio, respectivamente.

#### 4.3.1.8 Simulação 8 - Conjunto de Medições T1 e T2

Da mesma forma que a simulação anterior, as medidas envolvidas foram:

- Grupo 1: medidas da simulação do item 4.3.1.2;
- Grupo 2: medidas da simulação do item 4.3.1.3;
- Grupo 3: medidas da simulação do item 4.3.1.5.

Tabela 13: Simulação 8 - Medições T1 e T2

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido							
Grupo 1			Grupo 2			Grupo 3	
$P_{18,35}^a$ : 0,0323	$4\sigma$		$P_{44,45}^a$ : 0,0042	$6\sigma$		$P_{19}^a$ : -0,0023	$-9\sigma$
$P_6^a$ : -0,0026	$-5\sigma$		$P_{46}^a$ : -0,0021	$-7\sigma$		$P_{20}^a$ : -0,0040	$6\sigma$
$Q_{102}^a$ : -0,0015	$-9\sigma$		$V_{45}^a$ : 0,9935	$7\sigma$		$Q_{18,19}^a$ : 0,0033	$3\sigma$
$P_{73,74}^b$ : 0,0037	$5\sigma$		$V_{46}^a$ : 0,9935	$-3\sigma$		$Q_{20}^a$ : -0,0021	$-5\sigma$
$Q_{28}^b$ : -0,0016	$-8\sigma$		$P_{67,72}^b$ : 0,0362	$6\sigma$		$V_{18}^a$ : 0,9941	$-4\sigma$
$V_{80}^b$ : 0,9959	$-4\sigma$		$V_{72}^b$ : 0,9958	$5\sigma$		$P_{19}^b$ : -0,0021	$8\sigma$
$P_9^c$ : -0,0023	$-10\sigma$		$P_{55,56}^c$ : 0,0029	$-7\sigma$		$Q_{19}^b$ : -0,0011	$7\sigma$
$P_{90}^c$ : -0,0024	$4\sigma$		$V_{55}^c$ : 0,9948	$-4\sigma$		$V_{18}^b$ : 0,9973	$-4\sigma$
$Q_{49,50}^c$ : 0,0026	$-4\sigma$		$Q_{56}^c$ : -0,0017	$-3\sigma$		$V_{19}^b$ : 0,9973	$-4\sigma$
Convergência	Detecção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
1	Sim	$P_{20}^a$	1,4763	5,8696	7,0894	-0,0040	0,7446
	Sim	$V_{19}^b$	13,9989	4,8249	-4,8372	0,9968	0,0582
	Sim	$P_{55,56}^c$	1,4353	4,7327	-5,7682	0,0029	0,5629
2	Sim	$V_{45}^a$	15,5460	4,9282	4,9383	0,9934	0,0103
	Sim	$V_{80}^b$	13,9567	4,7598	-4,7720	0,9955	0,0346
	Sim	$P_{90}^c$	1,3293	4,7188	5,9050	-0,0024	0,4830
3	Sim	$V_{46}^a$	14,0866	4,8939	-4,9062	0,9937	0,0130
	Sim	$V_{18}^b$	14,0190	4,6822	-4,6941	0,9972	0,0122
	Sim	$P_9^c$	0,4877	4,5839	-10,4569	-0,0023	0,4722
4	Sim	$P_{44,45}^a$	2,1187	4,6957	5,1925	0,0042	0,6257
	Sim	$V_{72}^b$	15,3031	4,4552	4,4647	0,9955	0,0313
	Sim	$Q_{49,50}^c$	1,9067	4,5713	-5,1619	0,0026	0,2555
5	Sim	$P_{46}^a$	1,6295	5,1749	-6,0716	-0,0021	0,1955
	Sim	$P_{19}^b$	0,5658	4,4384	9,0132	-0,0021	0,9555
	Sim	$Q_{56}^c$	1,6015	4,4061	-5,1945	-0,0017	0,3182

Tabela 13: Simulação 8 - Medições T1 e T2

Convergência	Deteccção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
6	Sim	P <sub>19</sub> <sup>a</sup>	0,5106	4,5263	-9,9532	-0,0023	0,1857
	Sim	P <sub>67,72</sub> <sup>b</sup>	1,0610	4,1974	5,7679	0,0361	0,1561
	Sim	V <sub>55</sub> <sup>c</sup>	14,1000	4,1479	-4,1583	0,9937	0,1025
7	Sim	P <sub>6</sub> <sup>a</sup>	1,5905	4,4064	-5,2049	-0,0026	0,1255
	Sim	P <sub>73,74</sub> <sup>b</sup>	2,2268	4,1923	4,5956	0,0037	0,0767
8	Sim	Q <sub>102</sub> <sup>a</sup>	0,5689	4,3773	-8,8522	-0,0015	0,2187
	Sim	Q <sub>19</sub> <sup>b</sup>	0,5651	4,1840	8,5044	-0,0011	0,4145
9	Sim	P <sub>18,35</sub> <sup>a</sup>	2,2164	4,2698	4,6843	0,0320	0,8792
	Sim	Q <sub>28</sub> <sup>b</sup>	0,6585	4,1668	-7,5768	-0,0015	0,6085
10	Sim	Q <sub>20</sub> <sup>a</sup>	1,7122	4,1461	-4,8015	-0,0021	0,9776
11	Sim	Q <sub>18,19</sub> <sup>a</sup>	2,2906	4,4797	4,8880	0,0033	0,4432
12	Sim	V <sub>18</sub> <sup>a</sup>	14,2286	4,1146	-4,1247	0,9949	0,0805
13	Não	-	-	-	-	-	-

Assim como no caso anterior, os resultados permitem observar que 100% das medições foram corretamente detectadas, identificadas e corrigidas.

#### 4.3.2 Simulações 1 a 8 - Análise dos Resíduos de Medição

Neste item, as simulações anteriores foram realizadas de acordo com (HUANG; LO; LU, 2013). No entanto, a consideração de desvios-padrão fixos para as medições, conforme descrito no capítulo 2, demonstrou-se inadequada para as etapas de deteção e identificação de erros grosseiros nos casos testados. Para esses valores, ocorreram mais de 330 deteções, sendo que os testes apresentavam no máximo 27 medidas com erro grosseiro. Assim sendo, todos os testes foram refeitos para (HUANG; LO; LU, 2013) utilizando-se a equação (2.23) para o cálculo do desvio-padrão e assumindo-se o dobro do valor medido para a definição do fundo de escala dos equipamentos de medição, resultando em  $\sigma_{med}^i \approx 0,01t_{med}^i$ .

A Tabela 14 apresenta os resultados, onde se observa que a metodologia ARM foi incapaz de detectar erros grosseiros, uma vez que, para todos os casos, a função objetivo  $J(\hat{\mathbf{x}})$  ficou abaixo do limiar do teste qui-quadrado dos resíduos de medição  $\chi^2$ .

Tabela 14: Simulação 1 a 8 - ARM

Simulação	$\chi^2_{(1527),0,95}$	$J(\hat{x})$	Deteccção
1		1025,04	Não
2		1032,80	Não
3		1075,27	Não
4	1619,02	1011,53	Não
5		1050,92	Não
6		1029,28	Não
7		1214,29	Não
8		1307,55	Não

### 4.3.3 Simulações 9 e 10

Nessas simulações é proposto analisar o desempenho das duas metodologias frente a medidas com um alto nível de erro grosseiro, definido como 20 desvios-padrão.

Deve-se salientar que, considerando a metodologia da análise dos resíduos de medição, o valor do teste qui-quadrado  $\chi^2_{(nm-nv),\alpha}$  muda a cada análise de erros grosseiros. Isto se dá em função de que a medida identificada com erro grosseiro é eliminada, alterando assim o número de graus de liberdade para o teste.

#### 4.3.3.1 Simulação 9 - Medições com Alto Nível de Erro Grosseiro

As medidas utilizadas na Tabela 15 referem-se aquelas utilizadas no item 4.3.1.7. Como pode ser observado, o nível de erro grosseiro foi alterado, mas o sinal utilizado foi mantido conforme o caso de origem.

Tabela 15: Simulação 9 - Medições T1 e T2 com Alto Nível de Erro Grosseiro

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido						
Grupo 1		Grupo 2		Grupo 3		
$P_{31}^a$ : -0,0021	-20 $\sigma$	$Q_{57,60}^a$ : 0,0339	20 $\sigma$	$P_{98}^b$ : -0,0020	-20 $\sigma$	
$Q_{34,15}^a$ : 0,0029	20 $\sigma$	$Q_{60,62}^a$ : 0,0074	-20 $\sigma$	$Q_{97,98}^b$ : 0,0033	-20 $\sigma$	
$V_{38}^a$ : 0,9938	-20 $\sigma$	$P_{87,88}^b$ : 0,0018	-20 $\sigma$	$Q_{99}^b$ : -0,0009	-20 $\sigma$	
$P_{113}^b$ : -0,0017	20 $\sigma$	$P_{87,89}^b$ : 0,0084	20 $\sigma$	$V_{97}^b$ : 0,9957	20 $\sigma$	
$Q_{78,79}^b$ : 0,0010	-20 $\sigma$	$Q_{86,87}^b$ : 0,0017	20 $\sigma$	$P_{98,99}^c$ : 0,0040	20 $\sigma$	
$Q_{64}^b$ : -0,0019	-20 $\sigma$	$P_{105,106}^c$ : 0,0037	-20 $\sigma$	$P_{100}^c$ : -0,0014	20 $\sigma$	
$P_{149,1}^c$ : 0,1886	-20 $\sigma$	$Q_{105,106}^c$ : 0,0021	20 $\sigma$	$Q_{99,100}^c$ : 0,0007	20 $\sigma$	

Tabela 15: Simulação 9 - Medições T1 e T2 com Alto Nível de Erro Grosseiro

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido						
Grupo 1		Grupo 2			Grupo 3	
$P_{69}^c$ : -0,0031	$-20\sigma$	$Q_{107}^c$ : -0,0009	$20\sigma$	$Q_{99}^c$ : -0,0015	$-20\sigma$	
$Q_{22}^c$ : -0,0012	$20\sigma$	$V_{106}^c$ : 0,9925	$-20\sigma$	$V_{98}^c$ : 0,9927	$20\sigma$	

Tabela 16: Simulação 9 - EETAG

Convergência	Deteção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
1	Sim	$V_{38}^a$	11,6830	26,5212	-26,6182	0,9937	0,0069
	Sim	$Q_{97,98}^b$	1,9954	24,4665	-27,3671	0,0034	2,7865
	Sim	$P_{149,1}^c$	1,8125	25,2318	-28,8171	0,1903	0,8793
2	Sim	$Q_{60,62}^a$	2,4597	24,2678	-26,1967	0,0074	0,3738
	Sim	$Q_{78,79}^b$	1,1182	19,2889	-25,8767	0,0010	0,0397
	Sim	$V_{106}^c$	11,7605	25,1084	-25,1990	0,9959	0,3350
3	Sim	$Q_{34,15}^a$	1,6899	14,7311	17,1172	0,0029	0,5300
	Sim	$P_{87,88}^b$	1,1313	18,9407	-25,2799	0,0018	0,2822
	Sim	$P_{105,106}^c$	1,4978	22,0221	-26,4790	0,0037	0,3532
4	Sim	$Q_{57,60}^a$	2,5807	14,6791	15,7426	0,0338	0,2075
	Sim	$V_{97}^b$	17,4393	16,1459	16,1724	0,9953	0,0441
	Sim	$Q_{107}^c$	1,1791	21,6150	28,3421	-0,0009	2,7294
5	Sim	$P_{31}^a$	0,8112	10,9266	-17,3440	-0,0021	0,9136
	Sim	$P_{87,89}^b$	1,9218	14,9765	16,8827	0,0084	0,0658
	Sim	$P_{100}^c$	1,1400	20,8215	27,6973	-0,0014	1,4680
6	Sim	$Q_{86,87}^b$	2,1723	14,6056	16,0788	0,0017	0,3400
	Sim	$Q_{22}^c$	1,1201	18,5235	24,8319	-0,0012	0,3553
7	Sim	$Q_{64}^b$	1,0546	12,8282	-17,6784	-0,0019	0,6372
	Sim	$V_{98}^c$	17,4991	16,4497	16,4765	0,9919	0,0747
8	Sim	$P_{113}^b$	0,5722	12,5007	25,1704	-0,0017	0,1046
	Sim	$Q_{99,100}^c$	1,7268	15,7094	18,1534	0,0007	1,8066
9	Sim	$Q_{99}^b$	0,6729	9,1509	-16,3922	-0,0009	2,1097
	Sim	$Q_{105,106}^c$	2,2608	15,6425	17,1045	0,0021	0,5413
10	Sim	$P_{98}^b$	0,4899	7,6570	-17,4049	-0,0019	0,0727
	Sim	$P_{98,99}^c$	2,3022	13,9318	15,1894	0,0040	0,2997
11	Sim	$Q_{99}^c$	1,2492	12,8899	-16,5110	-0,0015	0,2727
12	Sim	$P_{69}^c$	0,8066	11,1869	-17,8185	-0,0031	0,6438
13	Não	-	-	-	-	-	-

Tabela 17: Simulação 9 - ARM

$\chi^2$	$J(\hat{\mathbf{x}})$	Identificação	$r^N$	$\chi^2$	$J(\hat{\mathbf{x}})$	Identificação	$r^N$
1-1619,02	5558,14	$V_{38}^a$	26,2909	9- 1610,78	2492,02	$P_{87,89}^b$	14,7026
2- 1617,99	4867,16	$V_{106}^c$	24,5552	10- 1609,75	2276,47	$Q_{105,106}^c$	14,0822

Tabela 17: Simulação 9 - ARM

$\chi^2$	$J(\hat{\mathbf{x}})$	Identificação	$r^N$	$\chi^2$	$J(\hat{\mathbf{x}})$	Identificação	$r^N$
3- 1616,96	4264,90	P <sub>149,1</sub> <sup>c</sup>	22,1683	11-1608,72	2078,15	P <sub>98,99</sub> <sup>c</sup>	12,2992
4- 1615,93	3773,51	P <sub>100</sub> <sup>c</sup>	17,5199	12- 1607,69	1942,27	P <sub>113</sub> <sup>b</sup>	10,7824
5- 1614,90	3471,38	P <sub>105,106</sub> <sup>c</sup>	17,0801	13- 1606,66	1826,33	Q <sub>60,62</sub> <sup>a</sup>	10,1014
6- 1613,87	3264,33	V <sub>98</sub> <sup>c</sup>	16,2205	14- 1605,63	1724,37	P <sub>69</sub> <sup>c</sup>	9,8613
7- 1612,84	3001,23	P <sub>87,88</sub> <sup>b</sup>	15,9864	15- 1604,60	1627,30	Q <sub>97,98</sub> <sup>b</sup>	9,7936
8- 1611,81	2745,67	V <sub>97</sub> <sup>b</sup>	15,9202	16- 1603,57	1534,51	-	-

Os resultados para a metodologia EETAG, conforme Tabela 16, demonstram a correta detecção, identificação e correção de todas as medições envolvidas no teste. As correções efetuadas apresentaram ótimos resultados, com erro médio relativo igual à 0,68%. O máximo valor para o erro relativo (2,79%) é inferior ao menor valor citado no capítulo 2 como valor de referência para erro grosseiro de medição, sendo este igual a 3 desvios-padrão da medição. A partir dos valores dos índices de inovação, pode-se concluir que as medições analisadas não se tratam de medições críticas, visto que para todas as medições os valores obtidos foram maiores que zero.

De acordo com os resultados obtidos com a metodologia ARM, apresentados na Tabela 17, percebe-se que ocorre a detecção de apenas 55% das medições com erro grosseiro, mesmo para o elevado nível de erro grosseiro considerado. A observabilidade do sistema não foi afetada pela eliminação das medições, já que estas não são medidas críticas, conforme citado anteriormente.

#### 4.3.3.2 Simulação 10 - Medições com Alto Nível de Erro Grosseiro

A Tabela 18 contempla as medidas utilizadas. Assim como no caso anterior, essas são relativas ao item 4.3.1.8, porém com nível de erro grosseiro alterado.

Tabela 18: Simulação 10 - Medições T1 e T2 com Alto Nível de Erro Grosseiro

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido						
Grupo 1		Grupo 2		Grupo 3		
P <sub>18,35</sub> <sup>a</sup> : 0,0323	20 $\sigma$	P <sub>44,45</sub> <sup>a</sup> : 0,0042	20 $\sigma$	P <sub>19</sub> <sup>a</sup> : -0,0023	-20 $\sigma$	
P <sub>6</sub> <sup>a</sup> : -0,0026	-20 $\sigma$	P <sub>46</sub> <sup>a</sup> : -0,0021	-20 $\sigma$	P <sub>20</sub> <sup>a</sup> : -0,0040	20 $\sigma$	



Tabela 18: Simulação 10 - Medições T1 e T2 com Alto Nível de Erro Grosseiro

Medições sem Erro Grosseiro / Erro Grosseiro inserido						
Grupo 1		Grupo 2			Grupo 3	
Q <sub>102</sub> <sup>a</sup> : -0,0015	-20 $\sigma$	V <sub>45</sub> <sup>a</sup> : 0,9935	20 $\sigma$	Q <sub>18,19</sub> <sup>a</sup> : 0,0033	20 $\sigma$	
P <sub>73,74</sub> <sup>b</sup> : 0,0037	20 $\sigma$	V <sub>46</sub> <sup>a</sup> : 0,9935	-20 $\sigma$	Q <sub>20</sub> <sup>a</sup> : -0,0021	-20 $\sigma$	
Q <sub>28</sub> <sup>b</sup> : -0,0016	-20 $\sigma$	P <sub>67,72</sub> <sup>b</sup> : 0,0362	20 $\sigma$	V <sub>18</sub> <sup>a</sup> : 0,9941	-20 $\sigma$	
V <sub>80</sub> <sup>b</sup> : 0,9959	-20 $\sigma$	V <sub>72</sub> <sup>b</sup> : 0,9958	20 $\sigma$	P <sub>19</sub> <sup>b</sup> : -0,0021	20 $\sigma$	
P <sub>9</sub> <sup>c</sup> : -0,0023	-20 $\sigma$	P <sub>55,56</sub> <sup>c</sup> : 0,0029	-20 $\sigma$	Q <sub>19</sub> <sup>b</sup> : -0,0011	20 $\sigma$	
P <sub>90</sub> <sup>c</sup> : -0,0024	20 $\sigma$	V <sub>55</sub> <sup>c</sup> : 0,9948	-20 $\sigma$	V <sub>18</sub> <sup>b</sup> : 0,9973	-20 $\sigma$	
Q <sub>49,50</sub> <sup>c</sup> : 0,0026	-20 $\sigma$	Q <sub>56</sub> <sup>c</sup> : -0,0017	-20 $\sigma$	V <sub>19</sub> <sup>b</sup> : 0,9973	-20 $\sigma$	

Tabela 19: Simulação 10 - EETAG

Convergência	Detecção	Identificação	II	CME <sup>N</sup>	CNE	Medida Corrigida	Erro Relativo
1	Sim	V <sub>46</sub> <sup>a</sup>	11,6102	27,0087	-27,1087	0,9929	0,0578
	Sim	V <sub>19</sub> <sup>b</sup>	11,6816	25,4706	-25,5638	0,9948	0,2495
	Sim	V <sub>55</sub> <sup>c</sup>	11,7562	25,0258	-25,1161	0,9947	0,0017
2	Sim	V <sub>18</sub> <sup>a</sup>	11,8291	24,8668	-24,9555	0,9950	0,0852
	Sim	V <sub>80</sub> <sup>b</sup>	11,6338	25,5482	-25,6424	0,9949	0,1013
	Sim	Q <sub>49,50</sub> <sup>c</sup>	1,5889	22,1636	-26,1875	0,0026	0,2502
3	Sim	P <sub>20</sub> <sup>a</sup>	1,2497	18,7980	24,0752	-0,0039	2,1288
	Sim	V <sub>18</sub> <sup>b</sup>	11,6736	25,6145	-25,7083	0,9978	0,0478
	Sim	P <sub>90</sub> <sup>c</sup>	1,1089	20,0831	27,0435	-0,0024	0,4494
4	Sim	P <sub>18,35</sub> <sup>a</sup>	2,5574	16,2031	17,3978	0,0320	0,8849
	Sim	V <sub>72</sub> <sup>b</sup>	17,4857	16,3664	16,3931	0,9956	0,0151
	Sim	P <sub>55,56</sub> <sup>c</sup>	1,2346	17,8409	-22,9588	0,0029	0,5602
5	Sim	V <sub>45</sub> <sup>a</sup>	17,4007	15,2529	15,2781	0,9929	0,0592
	Sim	P <sub>73,74</sub> <sup>b</sup>	2,5444	15,3788	16,5239	0,0037	0,0800
	Sim	Q <sub>56</sub> <sup>c</sup>	1,8658	16,4201	-18,6298	-0,0017	0,3237
6	Sim	Q <sub>18,19</sub> <sup>a</sup>	2,6113	15,2313	16,3099	0,0034	2,0595
	Sim	P <sub>67,72</sub> <sup>b</sup>	1,2011	12,8820	16,7622	0,0361	0,1567
	Sim	P <sub>9</sub> <sup>c</sup>	0,5321	8,4166	-17,9188	-0,0023	0,4721
7	Sim	Q <sub>20</sub> <sup>a</sup>	1,9590	15,1430	-17,0018	-0,0021	0,6134
	Sim	Q <sub>19</sub> <sup>b</sup>	0,4861	11,4291	26,1423	-0,0011	0,4099
8	Sim	P <sub>6</sub> <sup>a</sup>	1,8167	15,0065	-17,1297	-0,0026	0,0346
	Sim	P <sub>19</sub> <sup>b</sup>	0,4920	11,2048	25,3815	-0,0021	0,9426
9	Sim	P <sub>44,45</sub> <sup>a</sup>	2,3821	14,0930	15,2845	0,0043	1,7899
	Sim	Q <sub>28</sub> <sup>b</sup>	0,7315	9,9290	-16,8179	-0,0015	0,6070
10	Sim	P <sub>46</sub> <sup>a</sup>	1,8264	14,1404	-16,1211	-0,0021	0,3463
11	Sim	Q <sub>102</sub> <sup>a</sup>	0,6263	9,1336	-17,2070	-0,0015	0,2183
12	Sim	P <sub>19</sub> <sup>a</sup>	0,5627	8,6075	-17,5527	-0,0023	0,9877
13	Não	-	-	-	-	-	-

Tabela 20: Simulação 10 - ARM

$\chi^2$	$J(\hat{\mathbf{x}})$	Identificação	$r^N$	$\chi^2$	$J(\hat{\mathbf{x}})$	Identificação	$r^N$
1-1619,02	7572,55	V <sub>46</sub> <sup>a</sup>	26,6863	10- 1609,75	3022,23	V <sub>45</sub> <sup>a</sup>	14,9861
2- 1617,99	6861,22	V <sub>19</sub> <sup>b</sup>	25,0492	11-1608,72	2797,42	P <sub>55,56</sub> <sup>c</sup>	14,5517
3- 1616,96	6233,77	V <sub>80</sub> <sup>b</sup>	25,1686	12- 1607,69	2600,96	P <sub>18,35</sub> <sup>a</sup>	14,3986
4- 1615,93	5600,34	V <sub>18</sub> <sup>b</sup>	25,2800	13- 1606,66	2393,74	P <sub>73,74</sub> <sup>b</sup>	13,6868
5- 1614,90	4961,29	V <sub>55</sub> <sup>c</sup>	24,6444	14- 1605,63	2207,05	P <sub>6</sub> <sup>a</sup>	13,3782
6- 1613,87	4354,23	V <sub>18</sub> <sup>a</sup>	24,6227	<b>15- 1604,60</b>	<b>2029,37</b>	<b>P<sub>72,67</sub><sup>b</sup></b>	<b>12,6590</b>
7- 1612,84	3748,71	P <sub>90</sub> <sup>c</sup>	16,6370	16- 1603,57	1869,14	P <sub>44,45</sub> <sup>a</sup>	12,5171
8- 1611,81	3472,09	V <sub>72</sub> <sup>b</sup>	16,1415	17- 1602,54	1712,48	P <sub>46</sub> <sup>a</sup>	12,6069
9- 1610,78	3211,52	P <sub>20</sub> <sup>a</sup>	15,0338	18- 1601,51	1554,00	-	-

Observa-se na Tabela 20 que a metodologia ARM detecta apenas 60% das medições com erro grosseiro. Além disso, a medição P<sub>72,67</sub><sup>b</sup>, em destaque na Tabela, é identificada erroneamente, demonstrando que o teste do maior resíduo normalizado falhou para essas medidas que apresentam alta interação, conforme reportado no capítulo 2. Neste caso, o resíduo normalizado da medida P<sub>67,72</sub><sup>b</sup> era de 12,6583.

O problema abordado acima não ocorre para a metodologia EETAG. Conforme a Tabela 19, houve a correta detecção, identificação e correção de todas as medições. As correções efetuadas apresentaram ótimos resultados, com valores iguais à 2,13% e 0,52% para erros relativos máximo e médio, respectivamente.

#### 4.3.4 Estimação de Estados

A análise final da estimação de estados é dada pela comparação dos estados estimados a partir da aplicação do EETAG com os valores de referência obtidos pelo fluxo de carga. As Tabelas 21 e 22 consideram todas as barras e todos os casos simulados. Erros médio e máximo entre os valores de tensão e ângulos de fase são utilizados como critério para a análise.

Tabela 21: EETAG - Erro Percentual de Magnitude de Tensão

Simulação	Erro Médio			Erro Máximo		
	A	B	C	A	B	C
1	0,07	0,04	0,10	0,07	0,04	0,10
2	0,07	0,04	0,11	0,07	0,04	0,11
3	0,08	0,04	0,10	0,08	0,04	0,10
4	0,07	0,04	0,10	0,07	0,05	0,10
5	0,06	0,04	0,10	0,06	0,04	0,10

Tabela 21: EETAG - Erro Percentual de Magnitude de Tensão

Simulação	Erro Médio			Erro Máximo		
	A	B	C	A	B	C
6	0,06	0,04	0,11	0,07	0,04	0,12
7	0,07	0,04	0,11	0,07	0,04	0,12
8	0,08	0,03	0,10	0,08	0,04	0,11
9	0,07	0,03	0,12	0,07	0,04	0,12
10	0,09	0,04	0,10	0,09	0,04	0,10

Tabela 22: EETAG - Erro Percentual de Ângulo de Fase

Simulação	Erro Médio			Erro Máximo		
	A	B	C	A	B	C
1	0,05	0,00	0,00	0,18	0,00	0,00
2	0,07	0,00	0,00	0,21	0,00	0,00
3	0,05	0,00	0,00	0,17	0,00	0,00
4	0,06	0,00	0,00	0,21	0,00	0,00
5	0,07	0,00	0,00	0,23	0,00	0,00
6	0,07	0,00	0,00	0,22	0,00	0,00
7	0,05	0,00	0,00	0,18	0,00	0,00
8	0,05	0,00	0,00	0,18	0,00	0,00
9	0,05	0,00	0,00	0,18	0,00	0,00
10	0,06	0,00	0,00	0,19	0,00	0,00

As Tabelas 23 e 24 apresentam os resultados finais da estimação de estado para a metodologia baseada na análise dos resíduos de medição. São consideradas apenas as simulações 9 e 10, tendo em vista que nas demais simulações não houve detecção de erros grosseiros por esse método.

Tabela 23: ARM - Erro Percentual de Magnitude de Tensão

Simulação	Erro Médio			Erro Máximo		
	A	B	C	A	B	C
9	0,12	0,11	0,07	0,13	0,11	0,07
10	0,10	0,05	0,12	0,11	0,05	0,12

Tabela 24: ARM - Erro Percentual de Ângulo de Fase

Simulação	Erro Médio			Erro Máximo		
	A	B	C	A	B	C
9	0,29	0,00	0,00	0,42	0,00	0,00
10	0,13	0,00	0,00	0,28	0,00	0,00

Conforme os resultados das Tabelas 21 a 24, as duas metodologias apresentaram valores perfeitamente aceitáveis para os erros relativos dos estados estimados em relação à referência, sendo que os erros apresentados pelo EETAG foram em sua maioria menores que aqueles referentes ao método ARM. Portanto, ainda que o nível de redundância do sistema permita a eliminação de medições, a correção das medições demonstra-se mais vantajosa que a eliminação das mesmas.

#### 4.4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os resultados dos testes demonstram que a metodologia proposta apresenta excelente desempenho, mesmo para erros grosseiros de baixa magnitude. Erros múltiplos inseridos em diferentes fases do sistema teste 123 barras IEEE são detectados e identificados corretamente em 100% dos casos apresentados. Em relação à correção das medições, essa apresenta-se com grande precisão, independentemente do tipo de medição. Considerando-se todas as correções efetuadas, 98,8% das medições corrigidas apresentaram erro relativo entre  $0,01\sigma_{med}$  e  $2,13\sigma_{med}$  valores bem inferiores a  $3\sigma_{med}$  da medição, menor valor citado na literatura como valor de referência para erro grosseiro de medição. Adicionalmente, o erro médio das correções foi de  $0,48\sigma_{med}$ .

Em relação à comparação com o estado da arte, pode-se observar a dificuldade da detecção de erros grosseiros através da análise residual, especialmente para erros de baixa magnitude. Quando utilizado alto nível de erro grosseiro, a análise residual foi capaz de detectar e identificar corretamente no máximo 60% dos erros grosseiros, além de apresentar uma identificação de forma incorreta, correspondente à 3% dos casos detectados.

A estimação final do EETAG quando comparada com a referência apresenta excelentes resultados, visto que os erros máximos observados são iguais a 0,12% para as tensões e 0,23% para os ângulos.

#### 4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo avaliou-se a metodologia analítica proposta para a estimação de estados voltada a sistemas de distribuição desequilibrados, a qual inclui detecção, identificação e correção de erros grosseiros presentes nos alimentadores do sistema.

A formulação desenvolvida com base na análise de componentes de fase considerou as três fases e características inerentes ao sistema de distribuição: cargas desequilibradas, diferentes modelos de carga e linhas não transpostas.

As etapas de detecção, identificação e correção de múltiplos erros grosseiros em cada fase foram realizadas simultaneamente a cada convergência do estimador. Como resultado, essas etapas foram corretas em 100% dos casos testados. A correção das medições identificadas demonstrou-se precisa para qualquer tipo de dado envolvido.

Comparativamente com o estado da arte, esse apresentou problemas na detecção de erros de baixa magnitude, uma vez que nenhuma detecção ocorreu nos casos testados. A inserção de alto nível de erro grosseiro possibilitou a detecção de medições com erros grosseiros, as quais foram eliminadas após sua identificação. Questões quanto à não observabilidade do sistema não ocorreram nos testes apresentados, seja pelo grau de redundância utilizado, seja pela escolha aleatória das medições, a qual não contemplou a inserção de erros grosseiros em medidas críticas. No entanto, a não observabilidade é um problema que deve ser evitado, aspecto que destaca ainda mais a metodologia proposta, a qual alcançou excelente nível de correção, validando a metodologia desenvolvida.

## 5. CONCLUSÕES

Nesse trabalho apresentou-se como objetivo desenvolver um estimador de estados trifásico com tratamento de múltiplos erros grosseiros de medição voltado para alimentadores de sistema de distribuição desequilibrado.

Tal objetivo foi atingido a partir da aplicação do método dos mínimos quadrados ponderados e da abordagem geométrica desse método para composição do erro de medição.

A realização do estimador proposto considerou o equacionamento trifásico referente aos componentes do sistema, o qual envolveu a modelagem de linhas com diferentes acoplamentos mútuos entre as fases e cargas com diferentes tipos de modelos e conexões junto às barras do sistema.

Em relação à extensão da abordagem geométrica do WLS utilizada em sistemas de transmissão, desenvolveu-se para o sistema de distribuição uma metodologia onde o tratamento de erros grosseiros é realizado de forma desacoplada, onde o erro composto de medição e as demais variáveis envolvidas nessa etapa são formulados para cada fase. A partir dessa metodologia, múltiplos erros grosseiros podem ser analisados simultaneamente em cada uma das fases após a convergência do estimador trifásico, otimizando-se o processo da estimação final em função da possibilidade de detectar, identificar e corrigir até 3 erros grosseiros a cada convergência. A análise dos testes estatísticos a serem utilizados para a etapa de detecção resultou na escolha do teste do maior erro composto normalizado em função de sua maior sensibilidade para a proposta de análise desacoplada de erros grosseiros. Adicionalmente, uma nova formulação para a correção de pseudomedições considerou o efeito do modelo de carga associado à tensão estimada, de forma que o valor obtido após a correção compensa a alteração que ocorre no valor da pseudomedição durante o processo iterativo em função da utilização do modelo de carga.

De acordo com os resultados obtidos, validou-se a metodologia proposta, a qual demonstrou excelente desempenho e, assim, passa a contribuir de forma relevante e inovadora para a estimação de estados trifásica em sistemas de distribuição.

## 5.1 TRABALHOS FUTUROS

Em se tratando de trabalho de pesquisa, embora a tese tenha apresentado contribuições analíticas conforme descrito anteriormente, essa pode ser aperfeiçoada conforme discutido a seguir.

O estudo de caso apresentado nesse trabalho considerou a análise do sistema com um alto nível de redundância global. Sabe-se que a difusão da utilização de medidores inteligentes corresponde a um aumento sem precedentes na quantidade de informações sobre o consumidor e que este tem se tornado cada vez mais disponível. Na mesma direção, sistemas de distribuição vêm se apresentando mais complexos, com a inserção de geração distribuída, microgrids, suporte à veículos elétricos, entre outros. Esses aspectos trazem uma maior necessidade de automação e monitoramento da operação, o que contribui significativamente para a maior exatidão da estimação de estados nesses sistemas. Entretanto, deve-se considerar que isto se trata de um cenário de médio a longo prazo.

Assim sendo, como trabalho futuro, o desenvolvimento de um modelo matemático para a alocação otimizada de equipamentos de medição vem ao encontro desse trabalho, a fim de que se consiga, mesmo para um cenário de redes inteligentes, alcançar um plano de medição mais real.

Adicionalmente, se por um lado o aumento de medições favorece a estimação nos sistemas de distribuição, por outro lado exige que o estimador de estados seja capaz de lidar com muitas informações originadas a partir de um grande número de fontes geograficamente distribuídas e heterogêneas, seja em função dos protocolos de comunicação e modelos de dados utilizados, seja pelas diferentes taxas de amostragens. Dessa forma, a investigação de metodologias e proposição para lidar com a interoperabilidade entre os diferentes sistemas de informação presentes nas redes inteligentes constituem-se em objeto de estudo futuro.

Outro aspecto a ser explorado refere-se ao estudo de metodologias para tentar resolver o problema da dificuldade de detecção de erros grosseiros em medidas cujo valor absoluto é bem inferior a outras medidas locais, a exemplo de medidas de injeção de potência em barras localizadas no início de um alimentador frente a medidas de fluxo de potência ali presentes.

Finalmente, o estudo de tratamento de erros grosseiros em medições associado a erros paramétricos e topológicos também apresenta-se como tópico potencial para aperfeiçoamento dessa tese.

## REFERÊNCIAS

ABUR, A.; GÓMEZ-EXPÓSITO, A. **Power System State Estimation: Theory and Implementation**. New York: Marcel Dekker, 2004. 327p.

AGUIRRE, L. A. **Introdução à Identificação de Sistemas: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais**. Belo Horizonte: UFMG, 2007. 728p.

ALLEMONG, J. J.; RADU, L.; SASSON, A. M. A fast and reliable state estimation algorithm for AEP's new control center. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS-101, n. 4, p. 933-944, Apr. 1982.

ALMEIDA, M. A. D. **Um algoritmo para estimação de estado em alimentadores de distribuição de energia elétrica com base no método da soma de potências**. 2003. 134 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica), Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Brasil, 2003.

BARAN, M. E.; JUNG, J.; McDERMOTT, T. E. Including voltage measurements in branch current state estimation for distribution systems. In: IEEE POWER & ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2009, Calgary. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2009. p. 1-5.

BOSE, A.; CLEMENTS, K. A. Real-time modeling of power networks. **Proceedings of the IEEE**, Piscataway, v. 75, n. 12, p. 1607-1622, Dec. 1987.

BRAUNSTEIN, S. H. *et al.* Bad data analysis in distribution state estimation considering load models. In: IEEE POWER & ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2015, Denver. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2015. p. 1-5.

BRETAS N. G. *et al.* Geometrical approaches for gross errors analysis in power systems state estimation. In: IEEE POWER TECH, 2009, Bucharest. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2009. p. 1-7.

BRETAS, N. G.; BRETAS, A. S.; PIERETI, S. A. Innovation concept for measurement gross error detection and identification in power system state estimation. **IET Generation, Transmission & Distribution**, London, v. 5, n. 6, p. 603-608, 2011.

BRETAS, N. G. *et al.* A geometrical view for multiple gross errors detection, identification, and correction in power system state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 28, n. 3, p. 2128-2135, Aug. 2013.

BRETAS, N. G.; BRETAS, A. S.; MARTINS, A. C. P. Convergence property of the measurement gross error correction in power system state estimation, using geometrical background. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 28, n. 4, p. 3729-3736, Nov. 2013.

BRETAS, N. G.; BRETAS, A. S. A new approach for non-linear equations solution with the possibility of gross error presence. In: IEEE POWER TECH, 2013, Grenoble. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2013. p. 1-6.



CELIK, M. K.; ABUR, A. Use of scaling in WLAV estimation of power system states. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 7, n. 2, p. 684-692, May. 1992.

DENG, Y; HE, Y.; ZHANG, B. A branch-estimation-based state estimation method for radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 17, n. 4, p. 1057-1062, Oct. 2002.

DUGAN, R. C *et al.* **Electrical Power Systems Quality**, Second Edition, [S.l.]: McGraw-Hill, 2004. 521p.

DY LIACCO, T. E. Power/energy: system security: the computer's role: several security-related functions can be aided by the digital computer, and linked together by a software scheme. **IEEE Spectrum**, New York, v. 15, n. 6, p. 43-50, Jun. 1978.

GÓMEZ-EXPÓSITO, A.; CONEJO, A. J.; CAÑIZARES, C. **Electric Energy Systems: Analysis and Operation**. CRC Press, 2009. 648p.

GÓMEZ-QUILES, C.; GÓMEZ-EXPÓSITO, A.; JAÉN, A. V. State estimation for smart distribution substations. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 3, n. 2, p. 986-995, Jun. 2012.

GHOSH, A. K. *et al.* Distribution circuit state estimation using a probabilistic approach. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 12, n. 1, p. 45-51, Feb. 1997.

HANDSCHIN, E. *et al.* Bad data analysis for power system state estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS-94, n. 2, p. 329-337, Mar./Apr. 1975.

HE, Y. *et al.* A novel architecture of distribution management system. In: IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING, 2000, Seattle. IEEE, 2000. v. 1, p. 67-72.

HUANG, S. C.; LO, Y. L.; LU, C. N. Non-technical loss detection using state estimation and analysis of variance. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 28, n. 3, p. 2959-2966, Aug. 2013.

IEEE DISTRIBUTION SYSTEM ANALYSIS SUBCOMMITTEE. **IEEE 123 node test feeder**. Disponível em: <<http://ewh.ieee.org/soc/pes/dsacom/testfeeders/>>. Acesso em: 5 ago. 2014.

KARIMI, M. *et al.* Impact of load modeling in distribution state estimation. In: IEEE INTERNATIONAL POWER ENGINEERING AND OPTIMIZATION CONFERENCE, 2012, Melaka. IEEE, 2012. p. 67 - 71.

KERSTING, W. H. **Distribution System Modeling and Analysis**. CRC Press, 2001. 314p.

KOTIUGA, W. W.; VIDYASAGAR, M. Bad data rejection properties of weighted least absolute value techniques applied to static state estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS-101, n. 4, p. 844-853, Apr. 1982.

- LU, C. N.; TENG, J. H.; LIU W. H. E. Distribution system state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 10, n. 1, p. 229-240, Feb. 1995.
- MACHOWSKI, J.; BIALEK, J. W.; BUMBY, J. R. **Power System Dynamics: Stability and Control**, 2nd ed., Chichester: John Wiley & Sons, 2008. 629p.
- MATLAB. **The Language of Technical Computing**. [S.l.]: The Mathworks, 2010.
- MILI, L.; PHANIRAJ, V; ROUSSEEUW, P. J. Least median of squares estimation in power systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 6, n. 2, p. 511-523, May 1991.
- MONTICELLI, A. J. **Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica**. São Paulo: Edgar Blücher, 1983. 164p.
- MONTICELLI, A.; GARCIA, A. Reliable bad data processing for real-time state estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS-102, n. 5, p. 1126-1139, May. 1983.
- MONTICELLI, A. J. **State Estimation in Electric Power Systems: A Generalized Approach**. Norwell, Massachusetts: Kluwer Academic Publishers, 1999. 394p.
- MONTICELLI, A.; WU, F. F. Network observability: theory. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS-104, n. 5, p. 1042-1048, May. 1985.
- QUINTANA, V. H.; SIMOES-COSTA, A.; MIER, M. Bad data detection and identification techniques using estimation orthogonal methods. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS-101, n. 9, p. 3356-3364, Sept. 1982.
- SARRI, S. *et al.* State estimation of active distribution networks: comparison between WLS and iterated kalman-filter algorithm integrating PMUs. In: IEEE PES INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES EUROPE, 2012, Berlin. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2012. p. 1 - 8.
- SCHWEPPE, F. C.; WILDES, J.; ROM, D. P. Power system static-state estimation, parts I, II, III. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS-89, p. 120-135, Jan. 1970.
- SINGH, R.; PAL, B. C.; JABR, R. A. Choice of estimator for distribution system state estimation. **IET Generation, Transmission & Distribution**, London, v. 3, n. 7, p. 666-678, 2009.
- WANG, H.; SCHULZ, N. N. A revised branch current-based distribution system state estimation algorithm and meter placement impact. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 19, n. 1, p. 207-213, Feb. 2004.
- ZIMMERMAN, R. D. **Network reconfiguration for loss reduction in three-phase power distribution systems**. 1992. 60 f. Dissertação (Mestrado em Ciência), Cornell University, EUA, 1992.