



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

RODRIGO FERREIRA GONÇALVES SAU

**IDENTIFICAÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS EM REDES DE  
DISTRIBUIÇÃO USANDO TESTE DE HIPÓTESE**

CAMPINAS

2023

RODRIGO FERREIRA GONÇALVES SAU

**Identificação de Perdas Não Técnicas em Redes de  
Distribuição Usando Teste de Hipótese**

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica, na área de Energia Elétrica.

Orientadora: Profa. Dra. Fernanda Caseno Trindade Arioli

Este trabalho corresponde à versão final da tese defendida pelo aluno Rodrigo Ferreira Gonçalves Sau, orientado pela Profa. Dra. Fernanda Caseno Trindade Arioli.

CAMPINAS

2023

Ficha catalográfica  
Universidade Estadual de Campinas  
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura  
Rose Meire da Silva - CRB 8/5974

Sa85i      Sau, Rodrigo Ferreira Gonçalves, 1983-  
Identificação de perdas não técnicas em redes de distribuição usando teste de hipótese / Rodrigo Ferreira Gonçalves Sau. – Campinas, SP : [s.n.], 2023.

Orientador: Fernanda Caseno Trindade Arioli.  
Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Perdas comerciais. 2. Perdas elétricas. 3. Estimação de estado. 4. Energia elétrica - Distribuição. 5. Medidores elétricos. I. Arioli, Fernanda Caseno Trindade, 1984-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Informações Complementares

**Título em outro idioma:** Identification of non-technical losses in distribution networks using hypothesis testing

**Palavras-chave em inglês:**

Non-technical losses

Electrical losses

State estimation

Electrical energy - Distribution

Electricity meter

**Área de concentração:** Energia Elétrica

**Titulação:** Doutor em Engenharia Elétrica

**Banca examinadora:**

Fernanda Caseno Trindade Arioli [Orientador]

Joel David Melo Trujillo

Jonatas Boas Leite

Lucas Teles de Faria

Thiago Ramos Fernandes

**Data de defesa:** 28-07-2023

**Programa de Pós-Graduação:** Engenharia Elétrica

**Identificação e informações acadêmicas do(a) aluno(a)**

- ORCID do autor: <https://orcid.org/0009-0001-9643-5468>

- Currículo Lattes do autor: <https://lattes.cnpq.br/3733129696771185>

## COMISSÃO JULGADORA – TESE DE DOUTORADO

**Candidato:** Rodrigo Ferreira Gonçalves Sau      RA: 096038

**Data da Defesa:** 28 de julho de 2023

**Título da Tese:** Identificação de Perdas Não Técnicas em Redes de Distribuição Usando Teste de Hipótese

Profa. Dra. Fernanda Caseno Trindade Arioli (Presidente)

Prof. Dr. Joel David Melo Trujillo

Prof. Dr. Jonatas Boas Leite

Prof. Dr. Lucas Teles de Faria

Dr. Thiago Ramos Fernandes

A ata de defesa, com as respectivas assinaturas dos membros da Comissão Julgadora, encontra-se no SIGA (Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese) e na Secretaria de Pós-Graduação da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

## **AGRADECIMENTOS**

Eu gostaria de agradecer à Professora Fernanda Trindade, cuja orientação foi fundamental para o desenvolvimento deste trabalho. Sou grato pelas sugestões e pelas inúmeras revisões e correções, sem as quais este trabalho não poderia ter sido realizado. Agradeço também ao Professor Madson Almeida pela orientação na fase inicial do doutorado.

Agradeço a minha família. Principalmente a minha mãe, pelo apoio que sempre me deu, e a minha esposa, que me ajudou em todas as atividades e compromissos familiares de modo a permitir que eu pudesse desenvolver este trabalho.

Finalmente, eu agradeço ao Instituto Federal de São Paulo (IFSP) pelo apoio financeiro, em especial pelo afastamento para qualificação, e à Unicamp pela infraestrutura proporcionada.

## RESUMO

As perdas não técnicas são um problema relevante no mundo todo e notadamente no Brasil. Para mitigá-las, as distribuidoras precisam detectar e remover de suas redes consumos irregulares. Elas fazem isso por meio de inspeções, nas quais tentam descobrir adulterações nos medidores e/ou ligações ilegais. No entanto, inspeções massivas são financeiramente proibitivas e, se aleatórias, elas tendem a ter uma baixa taxa de sucesso. Por isso as distribuidoras demandam o desenvolvimento de métodos que aumentem a assertividade das inspeções dos consumidores. Entretanto, historicamente, devido à pouca informação disponível, havia formas limitadas de identificar consumidores suspeitos, o que tem mudado com a instalação de infraestrutura de medição nas redes de distribuição, tornando possível a estimação de estado, antes limitada às redes de alta tensão. Dentre as suas possíveis funcionalidades, os estimadores de estado contam com o tratamento de erros grosseiros – erros muito maiores do que o esperado, considerando a precisão dos sistemas de medição. Esta tese usa dessa funcionalidade para o desenvolvimento de um método de detecção de erros grosseiros causados por perdas não técnicas, visando a localização de furtos de energia em consumidores irregulares. O método proposto é baseado nos erros estimados das medições de potência nos consumidores, provenientes da infraestrutura avançada de medição. São realizados testes de hipótese com base nas distribuições desses erros. O método inclui também uma forma de calcular o limiar de localização (mínima potência não medida localizável). Além disso, é calculada, para cada consumidor, a probabilidade de ele ter uma perda não técnica, que é usada para ranquear os consumidores pelo risco de terem perdas não técnicas através da repetição do método ao longo do tempo. Testes foram realizados em um alimentador de distribuição trifásico, cujos resultados mostram que o método é promissor para localizar múltiplas perdas não técnicas de consumidores de baixa tensão, situação verificada em diversas redes reais brasileiras. Além de fornecer às distribuidoras um critério para orientar suas equipes de inspeção na localização assertiva de perdas não técnicas, o método proposto é uma forma de beneficiar da infraestrutura de medição que tem sido instalada nas redes de distribuição.

**Palavras-chave:** estimação de estado, medidores inteligentes, perdas comerciais, perdas não técnicas, sistemas de distribuição de energia elétrica.

## ABSTRACT

Non-technical losses are a relevant problem all over the world and notably in Brazil. To mitigate them, utilities need to detect and remove irregular consumption from their networks. They do it by using inspections, in which they try to find tamperings with meters and/or illegal connections. However, massive inspections are financially prohibitive and, if random, they tend to have a low success rate. For this reason, utilities demand the development of methods that increase the assertiveness of customers' inspections. However, historically, due to the poor information available, there were limited ways of identifying suspected customers, which has changed with the installation of measurement infrastructure in distribution networks, making it possible to use state estimation, that was limited to high voltage networks. Among their possible functionalities, the state estimators have the treatment of gross errors – errors much larger than expected, based on the accuracy of the measurement systems. This thesis uses this functionality to develop a method for detecting gross errors caused by non-technical losses, aiming at locating energy thefts in irregular customers. The proposed method is based on the estimated errors of power measurements on customers, coming from the advanced metering infrastructure. Hypothesis tests are performed using the distributions of these errors. The method also includes a way to calculate the location threshold (minimum identifiable unmeasured power). Furthermore, the probability of having a non-technical loss is calculated for each customer, which is used to rank customers by their risk of having non-technical losses by repeating the method over time. Tests were carried out on a three-phase distribution feeder and their results show that the method is promising for locating multiple non-technical losses of low-voltage customers, a situation verified in several Brazilian real networks. In addition to providing utilities with a criterion to guide their inspection teams in the assertive location of non-technical losses, the proposed method is a way to benefit from the measurement infrastructure that has been installed in the distribution networks.

**Keywords:** commercial losses, electrical distribution systems, non-technical losses, smart meters, state estimation.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Representação simplificada da AMI (adaptada de: [2]).	15
Figura 2.1 – Perdas na transmissão e distribuição de energia elétrica em percentual (extraído do relatório IEA 2018 [17] com dados de 2014).	19
Figura 2.2 – Evolução da perda sobre a energia injetada no Brasil (fonte: [23]).	20
Figura 2.3 – Perdas não técnicas regulatórias nos estados do Brasil em 2021 (fonte: [23]).	20
Figura 2.4 – Perdas não técnicas reais na baixa tensão no Brasil (fonte: [23]).	21
Figura 2.5 – Esquemas de ligação de cargas não medidas que são usados por consumidores irregulares.	22
Figura 2.6 – Furtos usando (a) <i>bypass</i> e (b) alimentação dupla (extraído de [15]).	23
Figura 2.7 – Representação simplificada do processo de medição e cobrança de forma (a) convencional e (b) com AMI.	25
Figura 3.1 – Soluções adotadas pelas distribuidoras para detectar PNTs (baseada em: [45]).	28
Figura 4.1 – Fluxograma de identificação de PNTs do método proposto.	40
Figura 4.2 – Esquema simplificado de uma rede secundária de distribuição (BT).	42
Figura 4.3 – Esquema simplificado de uma rede primária de distribuição (MT).	43
Figura 4.4 – Resíduos e erros nas medidas na presença de um furto (adaptado de: [60]).	49
Figura 4.5 – Fluxograma da localização de medidas com PNT.	50
Figura 4.6 – As duas etapas de criação de subconjuntos das medidas de potência dos consumidores para o teste de hipótese.	51
Figura 4.7 – Exemplo ilustrativo da separação das medidas em subconjuntos.	52
Figura 4.8 – Estimativa do erro de uma medida (adaptado de: [4]).	53
Figura 4.9 – Viés mínimo ( $\delta_{min}$ ) para localização de PNT de acordo com as distribuições dos erros das medidas regulares (sem PNT) e irregulares (com PNT).	55
Figura 4.10 – Representação na forma de circuito do risco de PNT do teste de localização da perda em 23.C.	58
Figura 4.11 – Risco de PNT nos consumidores, com furto em 23.C, considerando: (a) $\delta_{esp} = 400 W$ e alternativamente (b) $\delta_{esp} = 0 W$ .	58
Figura 4.12 – Distribuições dos erros de uma iteração da Tabela 4.2.	59
Figura 5.1 – Esquema usado nas simulações para o teste do método na rede de distribuição.	62
Figura 5.2 – Rede de MT do alimentador usado nos testes.	64
Figura 5.3 – Resultados do teste de localização de uma PNT 2F (2x1,5 kW), com FP = 0,92, na rede de BT: (a) caso base, (b) desconsiderando 5% das amostras e (c) resultado final do risco na forma de circuito.	65
Figura 5.4 – Múltiplas PNTs ao longo do dia nos consumidores das barras 6, 13 e 20.	66



Figura 5.5 – Resultados do teste com múltiplas PNTs na BT: (a) probabilidades acumuladas e (b) resultado final na forma de circuito. ....	67
Figura 5.6 – Localização de múltiplas PNTs sem medição no transformador de distribuição: (a) caso base e (b) desconsiderando 5% das amostras. ....	68
Figura 5.7 – Sensibilidade de potência ( $\delta_{min}$ ) com e sem o medidor do transformador de distribuição. ....	69
Figura 5.8 – Rede de teste de distribuição de MT com indicação da potência localizável $\delta_{min}$ [kW por fase]. ....	71
Figura 5.9 – Probabilidade acumulada de PNT das medidas de consumidores de uma rede de MT com furto de 50 kW por fase (FP = 0,92). ....	72
Figura 5.10 – Matriz de correlação dos erros estimados da rede de MT. ....	73
Figura 5.11 – PNTs ao longo do dia em consumidores de BT do alimentador completo. ....	74
Figura 5.12 – Resultado (risco de PNT) do teste do alimentador de distribuição completo (MT e 48 redes de BT) – as barras numeradas possuem PNTs (positivos verdadeiros) e as regiões com positivos falsos estão destacadas (ver a Figura 5.13 a seguir). ....	75
Figura 5.13 – Detalhes das redes de BT com PNTs do resultado da rede completa. ....	76
Figura B.1 – Quatro formulações possíveis do estimador de estado. ....	92
Figura B.2 – Conversão das medidas dos estimadores de estado AMB e BCB. ....	99
Figura B.3 – Rede de quatro barras (a) e sistema de equações correspondente (b) do AMB. ....	102
Figura B.4 – Fluxograma do estimador de estado AMB. ....	103
Figura B.5 – Rede de quatro barras (a) e sistema de equações correspondente (b) do BCB. ....	106
Figura B.6 – Fluxograma do estimador de estado BCB. ....	107
Figura C.1 – Resíduos normalizados com duas PNTs de 1 kW (8.B e 12.C). ....	108
Figura C.2 – Resíduos normalizados sucessivos de potência ativa. ....	109
Figura D.1 – Distribuições dos erros do processo iterativo de localização do exemplo ilustrativo da Seção 4.5. ....	114

## LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Fraudes típicas em sistemas de medição (baseada em: [15], [30] e [31]).	24
Tabela 2.2 – Adultrações do sistema de medição em redes com AMI (baseada em: [9] e [32]).	25
Tabela 3.1 – Classificação dos principais trabalhos de identificação de PNTs estudados.	34
Tabela 3.2 – Principais desafios da identificação de perdas não técnicas.	36
Tabela 4.1 – Redundância das medidas de uma rede monofásica de baixa tensão.	43
Tabela 4.2 – Exemplo de um processo iterativo de localização (furto de 2 kW na barra 23.C com PF = 0,92).	60
Tabela 5.1 – Dados de medição usados nos testes.	63
Tabela 5.2 – Principais características do alimentador incluindo as redes de MT e BT.	64
Tabela 5.3 – Comparação entre o método proposto e métodos baseados nos resíduos normalizados.	70
Tabela 5.4 – Tempo computacional médio de simulações realizadas.	77
Tabela E.1 – PNTs do teste da rede completa.	115

## LISTA DE ABREVIATURAS

AMB	<i>Admittance Matrix-Based</i> (Baseado na Matriz Admitância)
AMI	<i>Advanced Metering Infrastructure</i> (Infraestrutura Avançada de Medição)
AT	Alta Tensão
BCB	<i>Branch-Current-Based</i> (Baseado na Matriz Admitância)
BT	Baixa Tensão
MT	Média Tensão
FP	Fator de Potência
PNT	Perda Não Técnica
RTU	<i>Remote Terminal Unit</i>
WLS	<i>Weighted Least Squares</i> (Mínimos Quadrados Ponderados)
WLAV	<i>Weighted Least Absolute Value</i> (Mínimo Valor Absoluto Ponderado)

## LISTA DE NOMENCLATURA

$P_k$	Injeção de potência ativa do nó $k$
$P_{km}$	Fluxo de potência ativa entre $k$ e $m$
$Q_k$	Injeção de potência reativa do nó $m$
$Q_{km}$	Fluxo de potência reativa entre $k$ e $m$
$V_k$	Magnitude de tensão do nó $k$
$r_N$	Resíduos normalizados
$P_{r_N}$	Matriz de correlação dos resíduos normalizados
$\psi_k$	Resíduo composto do nó $k$
$M$	Matriz de planejamento
$M_{km}$	Elemento da linha $k$ e coluna $m$ da matriz $M$
$UC$	Unidade consumidora
$k$	Medidas nos consumidores ( $k$ é um subconjunto de $m$ )
$c$	Consumidor
$m$	Todas as medidas (número de medidas)
$n$	Todas as variáveis de estado (número de variáveis de estado)
$\eta$	Número de graus de liberdade ( $m - n$ )
$g$	Medidas regulares (sem perda não técnica)
$b$	Medidas irregulares (com perda não técnica)
$\delta^{esp}$	Viés especificado (potência localizável especificada)
$\delta^{min}$	Viés mínimo (de acordo com a significância especificada)
$\alpha$	Probabilidade de indicar uma medida regular como irregular
$\beta$	Probabilidade de indicar uma medida irregular como regular
$s$	Medidas suspeitas
$\hat{e}_s$	Erro estimado nas $s$ medidas suspeitas
$\tau$	Limiar de localização
$TPV$	Taxa de positivos verdadeiros
$TPF$	Taxa de positivos falsos
$PV$	Quantidade de positivos verdadeiros
$PF$	Quantidade de positivos falsos
$NV$	Quantidade de negativos verdadeiros
$NF$	Quantidade de negativos falsos

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>15</b>
1.1	Objetivo e contribuições	16
1.2	Organização da tese	17
<b>2</b>	<b>CARACTERIZAÇÃO DAS PERDAS NÃO TÉCNICAS</b>	<b>18</b>
2.1	Perdas técnicas e não técnicas	18
2.2	Panorama das perdas	19
2.3	Classificação das perdas não técnicas	22
2.4	As perdas não técnicas em redes com AMI	24
2.5	Conclusões parciais	26
<b>3</b>	<b>MÉTODOS ANALÍTICOS DE IDENTIFICAÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS</b>	<b>27</b>
3.1	Contextualização	28
3.2	Métodos baseados em dados	29
3.2.1	Identificação através de análise estatística	29
3.2.2	Identificação através de reconhecimento de padrões de consumo	30
3.3	Métodos baseados no modelo da rede	31
3.3.1	Métodos baseados em equações diretas de circuitos elétricos	31
3.3.2	Métodos baseados em fluxo de carga	31
3.3.3	Métodos baseados em estimação de estado	32
3.4	Sistematização da revisão bibliográfica	33
3.5	Desafios associados aos métodos de identificação de perdas não técnicas em redes de distribuição usando a AMI	36
3.6	Conclusões parciais	37
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA PROPOSTA</b>	<b>39</b>
4.1	Estimação de estado	41
4.1.1	Medidas coletadas para a estimação de estado	41
4.1.2	Estimação de estado	44
4.2	Detecção da perda não técnica	46
4.3	Localização da perda não técnica	47
4.3.1	Subconjuntos de medidas	50
4.3.2	Teste de hipótese	52
4.4	Ranqueamento	56
4.5	Exemplo ilustrativo	57
4.5.1	Discussão sobre a implementação do método	61

<b>5</b>	<b>ESTUDOS DE CASO.....</b>	<b>62</b>
5.1	Características e dados das simulações .....	62
5.2	Testes na rede de baixa tensão .....	64
5.2.1	Furto bifásico em um consumidor.....	64
5.2.2	Perdas não técnicas simultâneas.....	66
5.2.3	Localização sem medidor no transformador de distribuição .....	67
5.2.4	Análise comparativa.....	69
5.3	Testes na rede de média tensão .....	70
5.3.1	Redundância na rede de média tensão.....	70
5.3.2	Localização de um consumidor com perda não técnica na rede primária .....	71
5.4	Teste no alimentador completo .....	73
5.5	Discussão sobre os resultados da identificação .....	77
5.6	Tempo computacional.....	77
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>78</b>
6.1	Perspectivas de trabalhos futuros .....	79
<b>7</b>	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>81</b>
<b>APÊNDICE A</b>	<b>DIVULGAÇÃO DA PESQUISA .....</b>	<b>91</b>
<b>APÊNDICE B</b>	<b>POSSÍVEIS FORMULAÇÕES PARA O ESTIMADOR DE ESTADO. 92</b>	
B.1	Estimadores na forma polar .....	93
B.1.1	Estimador com tensões na forma polar ( $V, \theta$ ).....	93
B.1.2	Estimador com correntes na forma polar ( $I, \varphi$ ) .....	96
B.2	Estimadores na forma retangular.....	99
B.2.1	Estimador de estado AMB .....	100
B.2.2	Estimador de estado BCB .....	105
<b>APÊNDICE C</b>	<b>RESÍDUOS NORMALIZADOS.....</b>	<b>108</b>
C.1	Impacto de múltiplos erros grosseiros nos resíduos normalizados .....	108
C.2	Resíduos normalizados sucessivos .....	109
<b>APÊNDICE D</b>	<b>DISTRIBUIÇÃO DOS ERROS DO EXEMPLO ILUSTRATIVO.....</b>	<b>112</b>
<b>APÊNDICE E</b>	<b>PERDAS USADAS NO TESTE DA REDE COMPLETA.....</b>	<b>115</b>

# 1 INTRODUÇÃO

As perdas nas redes elétricas podem representar parte significativa da energia transmitida e distribuída. Além das perdas técnicas, próprias dos componentes da rede, há perdas não técnicas (PNTs), que podem ter diversas origens, como os erros nos medidores, erros no faturamento e furto de energia elétrica. Visando a redução das perdas, as distribuidoras adotam medidas para combater irregularidades em suas redes. Contudo, devido ao limitado monitoramento das redes de distribuição, a detecção de PNTs sempre foi um desafio, exigindo uma grande quantidade de inspeções técnicas *in loco*. Essas inspeções são onerosas, e podem até custar mais do que o valor da energia furtada. Entretanto, o cenário de monitoramento das redes de distribuição tem mudado nas últimas décadas, desde que essas redes passaram a receber a instalação de diversos dispositivos de medição com comunicação [1]. Em especial, a infraestrutura de medição avançada (AMI – do inglês, *Advanced Metering Infrastructure*), que está resumidamente apresentada na Figura 1.1, tem permitido o desenvolvimento e a implementação de inúmeras novas técnicas de análise e gerenciamento das redes, incluindo a identificação de PNTs, com o objetivo de tirar maior proveito das equipes técnicas, ao reduzir o número de inspeções malsucedidas.

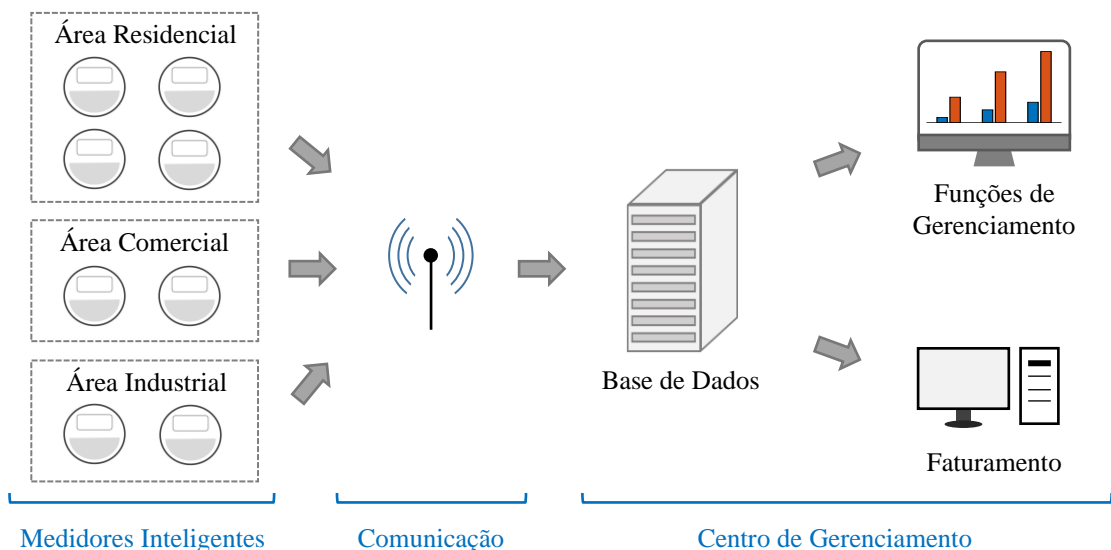


Figura 1.1 – Representação simplificada da AMI (adaptada de: [2]).

Com a AMI, as medições realizadas nos consumidores residenciais, comerciais e industriais são enviadas aos centros de gerenciamento das empresas distribuidoras por meio de sistemas de telecomunicação. Esses dados podem ser usados para o gerenciamento das redes e para o faturamento. Os métodos analíticos de identificação de PNTs têm por objetivo usar os

dados da AMI para localizar consumidores suspeitos. Vale ressaltar que esses métodos não eliminam a necessidade de inspeções. Ao indicarem uma possível fraude no sistema de medição de um consumidor, os técnicos da distribuidora devem verificá-la no local e, uma vez confirmada, removê-la. No entanto, métodos eficazes podem reduzir substancialmente inspeções desnecessárias.

Nesta tese é proposto um método de detecção e localização de consumidores suspeitos de terem PNT a partir da estimação de estado de redes de distribuição, com modelagem trifásica, que tem como base as medições da AMI. A estimação de estado é muito usada na operação das redes de transmissão e suas técnicas de tratamento de erros grosseiros podem ser aplicadas à identificação de PNTs. Entretanto, para que fosse possível a aplicação direta dessas técnicas, seria necessário certo nível de redundância que não é comum na distribuição, nem mesmo para as redes mais modernas. Neste trabalho, em substituição aos resíduos normalizados, que são normalmente empregados na identificação de erros grosseiros, a localização de consumidores suspeitos é feita através de teste de hipótese sobre os erros estimados – os erros estimados são os resíduos quando as medidas suspeitas são removidas da estimação [3], [4].

Neste trabalho, o termo detecção significa tomar ciência de que há alguma inconsistência no conjunto de medidas obtido da rede e a localização, a indicação dos consumidores suspeitos de terem PNTs (para cada conjunto de medidas analisado). Visando refinar a localização das PNTs, é realizado um ranqueamento dos consumidores em função do risco de terem PNT. Para isso, diversos conjuntos de medidas (*scans*) são analisados. É importante destacar que a análise, que tem três partes principais (detecção, localização e ranqueamento), pode ser realizada *offline*, visto que é baseada nos resultados da estimação de estado. Na operação da rede, as medidas são coletadas, permitindo a estimação de estado, cujos resultados podem ser armazenados em um banco de dados, o qual é analisado posteriormente usando o método proposto.

## 1.1 Objetivo e contribuições

Esta tese tem por objetivo o desenvolvimento de um método de detecção e localização de PNTs em consumidores conectados às redes de distribuição, com foco nas perdas causadas por furtos de energia elétrica. As principais contribuições deste trabalho são:

- Desenvolvimento de um novo método de identificação de PNTs por meio de teste de hipótese nos erros estimados de medição, que não depende de



histórico de carga de consumidores, e que usa a infraestrutura de medição que tem sido instalada nas redes de distribuição;

- Criação de um ranqueamento dos consumidores suspeitos em função do risco de terem PNT a partir da repetição do método proposto em diversos conjuntos de medidas (por exemplo, durante um dia, com coletas a cada 15 minutos);
- Proposição de um cálculo aproximado da potência mínima localizável (potência a partir da qual o método é capaz de indicar o consumidor com PNT) usando as distribuições dos erros estimados.

## 1.2 Organização da tese

Esta tese está organizada em sete capítulos. No Capítulo 2 há uma contextualização do problema das perdas nas redes de distribuição. São explicadas as diferenças entre perdas técnicas e não técnicas e são classificados os principais tipos de furtos de energia elétrica. Há também dados estatísticos das perdas no Brasil. O Capítulo 3 apresenta uma revisão bibliográfica do tema. Os trabalhos foram divididos em dois tipos: orientados a dados e orientados ao modelo da rede elétrica. O primeiro tipo está mais associado a análises estatísticas e ao aprendizado de máquina/mineração de dados, enquanto o segundo tipo, ao uso de técnicas de análise de rede, como o fluxo de carga e a estimação de estado. No Capítulo 4 é apresentado o método proposto, com a teoria sobre estimação de estado necessária para a sua compreensão, que inclui a solução do estimador por meio dos mínimos quadrados ponderados. Testes em um alimentador de uma distribuidora brasileira estão apresentados no Capítulo 5. As conclusões estão no Capítulo 6, onde também se encontram as perspectivas de trabalhos futuros. As referências bibliográficas estão no Capítulo 7. Os apêndices incluem, além da relação de trabalhos de divulgação da pesquisa, detalhes do modelamento matemático da estimação de estado, da identificação de erros grosseiros e dados dos testes realizados.

## 2 CARACTERIZAÇÃO DAS PERDAS NÃO TÉCNICAS

Neste capítulo é dada uma visão geral sobre as perdas nas redes de distribuição de energia elétrica. Inicialmente são apresentados os conceitos de perdas técnicas e não técnicas, sendo as PNTs o objeto de estudo deste trabalho. Na sequência, dados estatísticos mostram a relevância do problema. Este capítulo também contém uma classificação das PNTs, incluindo possíveis adulterações em sistemas com AMI.

### 2.1 Perdas técnicas e não técnicas

Nos sistemas de distribuição de energia elétrica, as perdas são a diferença entre a energia comprada pela distribuidora e a faturada/vendida aos consumidores. Elas são divididas em perdas técnicas e não técnicas. As perdas técnicas são inerentes aos elementos que compõem o sistema de distribuição e, portanto, estão ligadas à configuração da rede e aos equipamentos nela instalados. Elas podem ser reduzidas, por exemplo, pelo uso de transformadores mais eficientes, mas por serem intrínsecas ao sistema, as perdas técnicas sempre existirão.

As perdas técnicas são compostas por [5]:

- Perdas variáveis, proporcionais ao carregamento do sistema, que são as dissipações térmicas nos diversos elementos da rede (transformadores, linhas, dispositivos de manobra etc.);
- Perdas fixas, que não variam em função da carga, especialmente devidas à energização dos transformadores;
- Perdas relativas aos serviços das redes, tais como as dos dispositivos de medição e controle instalados ao longo das linhas.

Já as PNTs, também conhecidas como perdas comerciais, são devidas a furtos de energia, erros de leitura e medição, e até mesmo a erros na cobrança. De fato, pode ser considerada PNT toda a energia fornecida não faturada [6]. Neste trabalho o foco está nas perdas causadas por furtos, quando certa potência é desviada intencionalmente dos medidores de faturamento por consumidores. Os furtos podem ser realizados por meio de ligação clandestina à rede elétrica (ligação direta à rede) ou por adulteração no sistema de medição, que ocorre no medidor ou na instalação de entrada do consumidor que, usando uma ligação em paralelo, oculta parte do seu consumo.

## 2.2 Panorama das perdas

As perdas representam parte significativa da energia elétrica gerada. Estimam-se que as perdas globais nos sistemas de transmissão e de distribuição em 2020 (técnicas e não técnicas) tenham sido da ordem de 7% da produção mundial [7]. Uma visão geral das perdas no mundo está apresentada na Figura 2.1. As PNTs, especialmente as causadas por furtos, ocorrem muito frequentemente nos países em desenvolvimento, como o Brasil e a Índia. Inclusive, as PNTs podem ser consideradas um problema socioeconômico e até mesmo cultural [8]. Ainda que sejam menores nos países desenvolvidos, as PNTs também são um problema relevante em alguns desses países. Enquanto nos países em desenvolvimento elas estão mais associadas ao consumo residencial e comercial, e relacionadas a problemas socioeconômicos [9], os furtos de energia nos países desenvolvidos podem ter outras motivações, como exemplo a produção de substâncias ilegais [10], [11], a aquacultura [12] e a mineração de criptomoedas [13], [14], [15], [16].

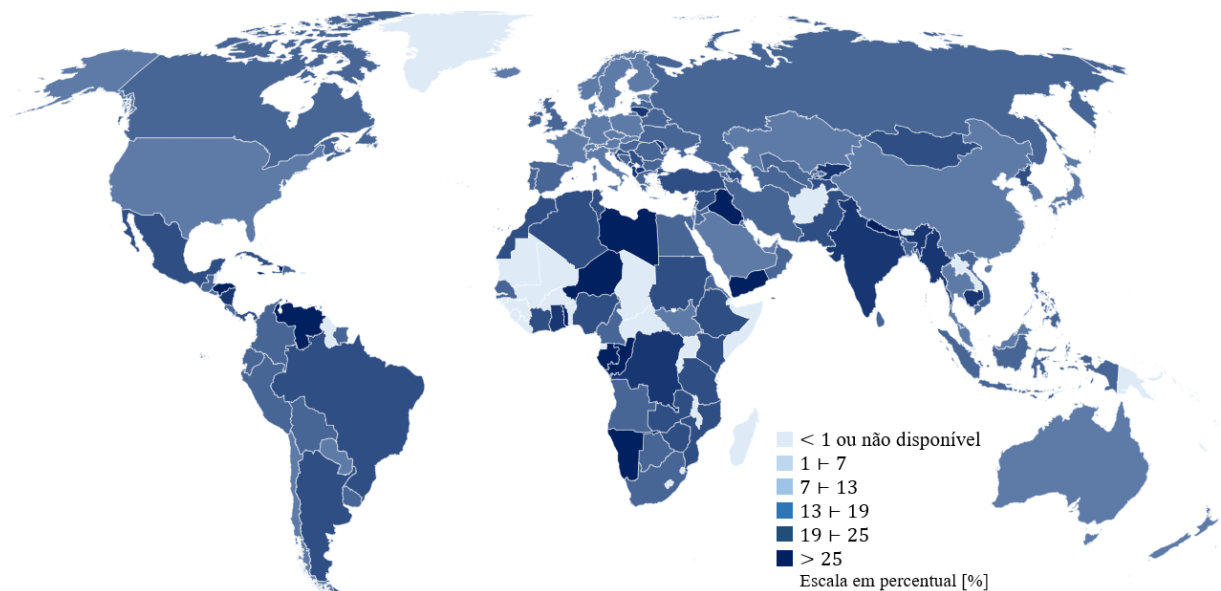


Figura 2.1 – Perdas na transmissão e distribuição de energia elétrica em percentual (extraído do relatório IEA 2018 [17] com dados de 2014).

No Brasil, as perdas comerciais também são um problema muito relevante. Há inúmeros casos de furtos e fraudes divulgados pela imprensa e pelas distribuidoras incluindo casas, comércio e até condomínios [18], [19], [20]. Há inclusive casos com ligação clandestina na rede de média tensão (MT), como o exemplo relatado em [21], onde uma ligação irregular foi realizada com um transformador de 300 kVA.

A Figura 2.2 apresenta a evolução das perdas técnicas e não técnicas no Brasil por mais de uma década. Nenhum dos dois tipos de perda tem tido mudança significativa, sendo

que as perdas técnicas têm sido superiores a 7%, enquanto as PNT são em torno de 6,5% (notar que a maior PNT foi registrada em 2020). Entretanto, há grande variação das perdas entre as diversas regiões do país, conforme apresentado no gráfico da Figura 2.3. Isso também ocorre na Índia, em que a perda total (técnica e não técnica) varia entre 15% e 65% dependendo da região do país [22].

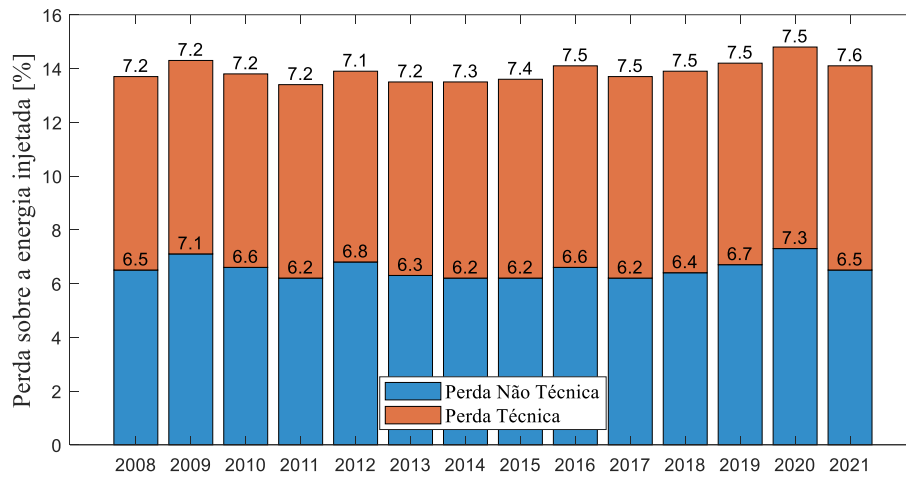


Figura 2.2 – Evolução da perda sobre a energia injetada no Brasil (fonte: [23]).

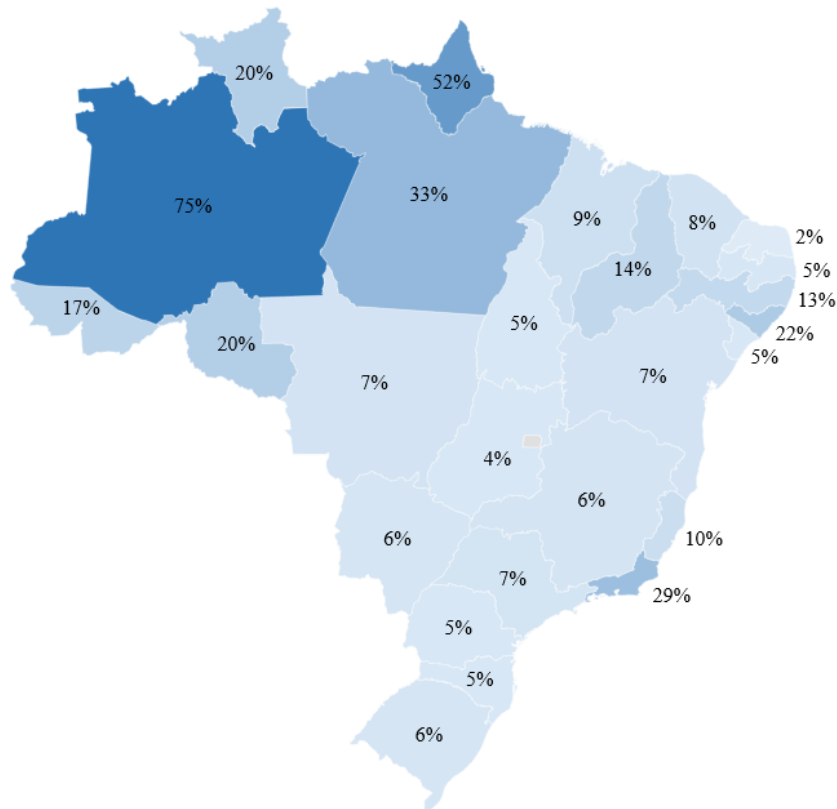


Figura 2.3 – Perdas não técnicas regulatórias nos estados do Brasil em 2021 (fonte: [23]).

O gráfico da Figura 2.3 apresenta os percentuais de PNTs regulatórias nos estados do Brasil segundo a metodologia da ANEEL [24]. Essas perdas são comparadas às perdas reais (as perdas regulatórias são normalmente menores do que as reais – os limites regulatórios de

PNTs são calculados por uma comparação de desempenho das distribuidoras, tendo como base critérios de eficiência e características socioeconômicas das áreas de concessão [25]). Nessa metodologia, os percentuais de PNTs são calculados em relação ao mercado de baixa tensão (BT). Inclusive, como o divisor da equação é somente o mercado de BT, as PNTs reais podem ser maiores do que 100%. Detalhes dos cálculos podem ser obtidos em [26]. Resumidamente, os percentuais desse gráfico não são os percentuais reais de PNTs nas regiões, mas as perdas calculadas visando revisões tarifárias. Apesar disso, é possível verificar nessa figura as diferenças relativas ou, em outras palavras, que os percentuais de perdas podem variar muito nas diversas regiões do país.

A Figura 2.4 trata especificamente das PNTs na BT. No início da série histórica, as PNTs eram maiores, particularmente em 2009, e depois houve uma redução. Em 2020 foi registrado novamente um valor elevado. Uma possível explicação para essa elevação da perda em 2020 é a pandemia de COVID-19, visto que há distribuidoras que relataram aumento das perdas em suas redes nesse período [27].

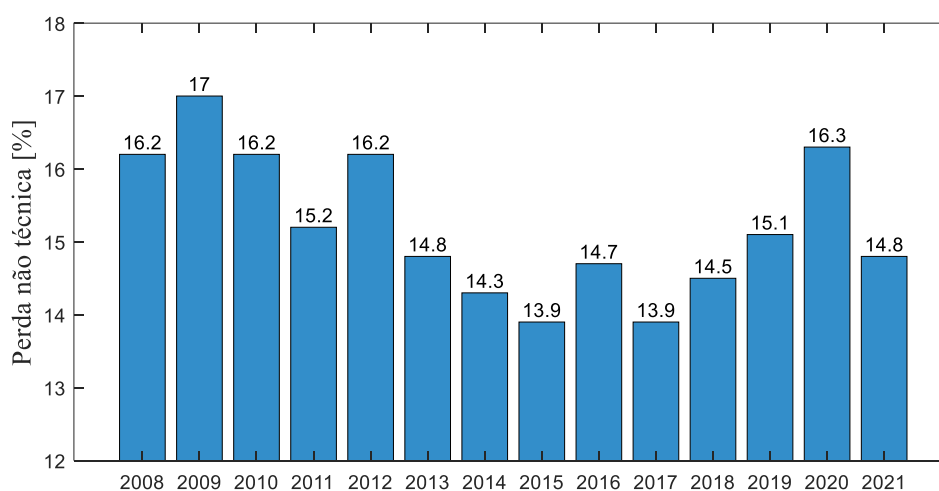


Figura 2.4 – Perdas não técnicas reais na baixa tensão no Brasil (fonte: [23]).

Além de impactarem negativamente no faturamento das distribuidoras e levarem ao aumento da tarifa de energia elétrica, as PNTs podem resultar em consumo excessivo, danificando equipamentos da rede, especialmente os transformadores [28]. Dada a importância do problema, as distribuidoras de energia elétrica têm interesse na redução das PNTs em seus sistemas, principalmente aquelas com percentual muito elevado. Por isso elas têm demandado o desenvolvimento de técnicas que mitiguem suas perdas, o que justifica o investimento na modernização dos sistemas de distribuição, incluindo a AMI.

### 2.3 Classificação das perdas não técnicas

As PNTs podem ocorrer devido a falhas nos sistemas de medição e/ou faturamento, mas nesta tese o foco está nas perdas causadas por furtos, que acontecem de diversas formas. Para reduzir ou eliminar o registro de consumo de energia, consumidores fraudulentos podem conectar diretamente à rede toda ou parte de suas cargas, ou mesmo usar de vários tipos de adulteração nos medidores. Em outros casos, consumidores clandestinos, que não têm medidores em suas instalações, conectam-se diretamente à rede. A Figura 2.5 representa essas condições. Os desvios de fluxo de potência no medidor (*bypass*) ou no ramal de entrada do consumidor (alimentação dupla) são mostrados no Caso 1 (canto inferior esquerdo); são os casos em que o sistema de medição da distribuidora está ativo. A ligação direta à rede, também conhecida como *fishing* ou *hooking*, está no Caso 2 (canto inferior direito).

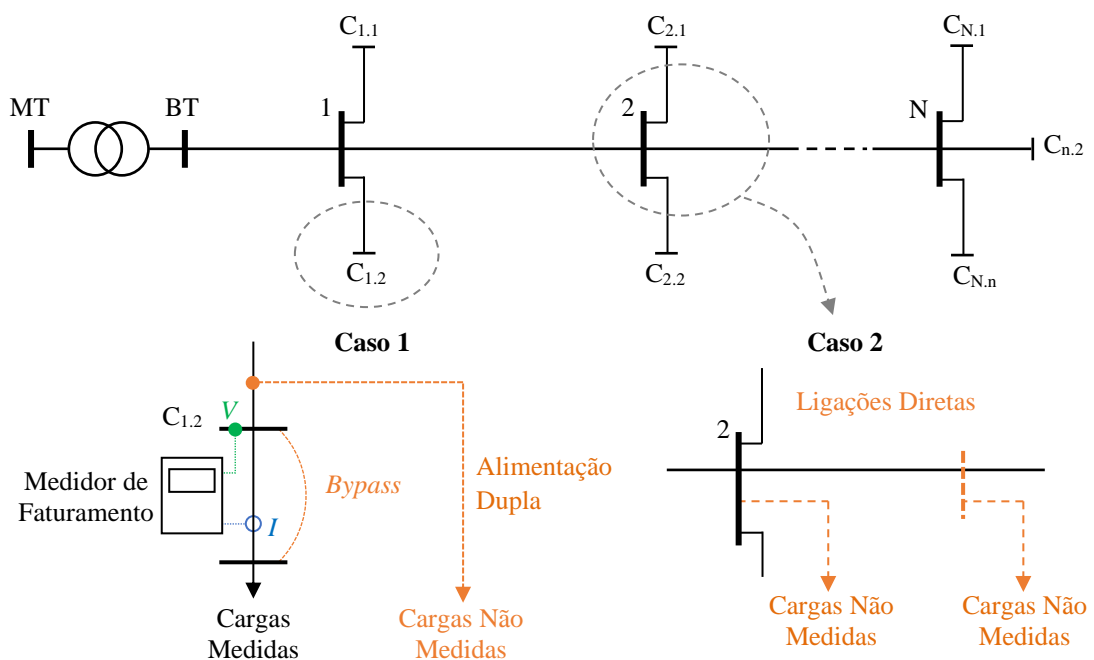


Figura 2.5 – Esquemas de ligação de cargas não medidas que são usados por consumidores irregulares.

No Caso 1, há um medidor instalado no consumidor, que está, portanto, registrado no banco de dados da distribuidora. Com o *bypass*, que é o uso de condutores em paralelo ao medidor, como exemplificado na Figura 2.6(a), o consumo de energia medido é muito menor que o real (próximo de zero). Com a alimentação dupla (Figura 2.6(b)) há uma segunda conexão à rede, ou seja, parte das cargas é medida e outra parte é alimentada diretamente da rede (normalmente cargas de maior consumo como aparelhos de ar-condicionado). Nessa condição, a parte não medida do consumo é intermitente (a medição de potência está errada quando as cargas não medidas estão ligadas).

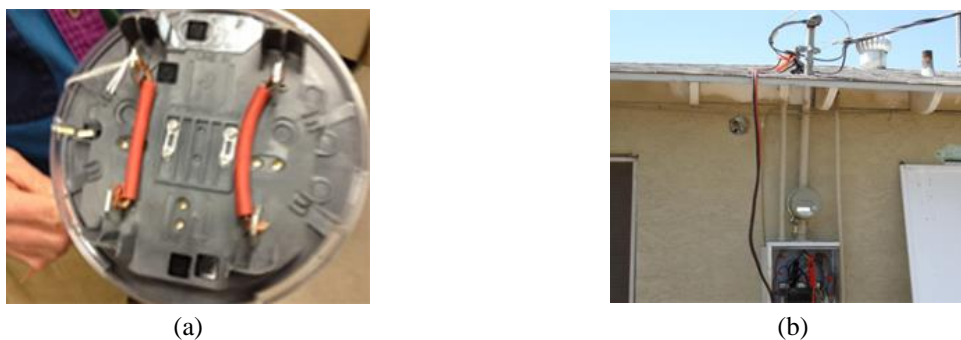


Figura 2.6 – Furtos usando (a) *bypass* e (b) alimentação dupla (extraído de [15]).

Do ponto de vista da identificação de PNTs, um aspecto importante é que as adulterações nos medidores por meio de conexões em paralelo afetam apenas as medições de corrente e potência, mas não as de magnitude de tensão. Seguindo o exemplo da Figura 2.5 (Caso 1), nota-se que embora a corrente no medidor seja somente de uma parte da carga do consumidor irregular, a medida de tensão está correta. Em sistemas de distribuição com medidores inteligentes, essa informação é útil para a identificação de furtos. O método proposto neste trabalho tem como foco a identificação de PNTs do Caso 1, ou seja, em consumidores onde há um medidor ativo.

No Caso 2, toda a instalação é diretamente conectada à rede, não havendo, portanto, um medidor de faturamento. Por conseguinte, não há cadastro do consumidor na distribuidora. Diferentemente do Caso 1, neste tipo de perda não há medição de tensão na barra do furto de energia. Em um caso especial, um consumidor desligado pela distribuidora pode se religar sem autorização e, apesar de a ligação estar na instalação do consumidor, como no Caso 1, ela pode ser classificada como uma ligação direta a uma barra da rede, visto que não há um medidor ativo. Nota-se também na Figura 2.5 que a conexão direta à rede se dá de duas formas. A primeira está em uma barra de passagem (nó da rede sem carga) e a segunda, na linha. Os métodos de identificação de PNTs baseados em estimação de estado e fluxo de carga usam essas barras de passagem como medidas virtuais de injeção nula de potência [29] – essas medidas virtuais são pseudomedidas nas barras em que não há carga (por exemplo: em bifurcações da rede), ou seja, as injeções de potência ativa e reativa são iguais a zero ( $P = 0$  e  $Q = 0$ ). Mas diferentemente de outras pseudomedidas, cujos valores são aproximados, as medidas virtuais são exatas (variância nula). Assim, a comparação da potência calculada com a medida virtual de potência poderia ser usada para a identificação do furto. Todavia, por não haver medição de tensão na barra, a redundância local é baixa. No caso de consumidores irregulares que se conectam à linha, essa injeção de potência não medida pode afetar as medidas virtuais antes e depois da ligação irregular.

Com relação aos medidores, muitos tipos de fraude podem ocorrer, inclusive algumas muito sofisticadas quando há medidores eletrônicos. A Tabela 2.1 resume as adulterações de medidores mais frequentes.

Tabela 2.1 – Fraudes típicas em sistemas de medição (baseada em: [15], [30] e [31]).

Tipo	Descrição
Elementos externos	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Para medidores eletromecânicos, a instalação de um ímã forte pode reduzir a rotação do registrador, diminuindo a medição de consumo.</li> <li>- Para medidores eletrônicos, ímãs podem apagar a memória e afetar os transformadores de corrente; a radiofrequência pode afetar a precisão.</li> </ul>
Modificações do medidor	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Instalação de um resistor no circuito de metrologia para diminuir o registro de consumo (os medidores podem usar <i>shunts</i> ou sensores de corrente do tipo Rogowski e, se resistores forem instalados em suas saídas de tensão, as correntes medidas são reduzidas).</li> <li>- Instalação de um circuito eletrônico para, por exemplo, eliminar o registro de parte das cargas durante as horas de pico de consumo.</li> <li>- Substituição de transformadores de corrente com relações maiores, mas usando a mesma constante de medição.</li> </ul>
Substituição do medidor	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Substituição do medidor da distribuidora por um similar (mas não da distribuidora) e a instalação do medidor da distribuidora em um consumidor não ativo (mais susceptível em condomínios ou moradias com mais de uma unidade consumidora).</li> </ul>
Inversão do medidor	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Inversão do medidor ou troca da posição dos cabos (ligar o consumidor nos terminais que deveriam ser ligados à rede e vice-versa).</li> </ul>
Modificações do neutro	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Quando o consumidor é uma ligação monofásica de uma rede trifásica, o neutro pode ser interrompido e conectado ao aterramento da instalação.</li> <li>- Desconexão do neutro do medidor.</li> <li>- Troca entre um condutor de fase e o neutro, fazendo com que a corrente em uma das fases seja menor que a do neutro (usado em medidores multifásicos).</li> </ul>
Desconexão de condutores	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Remoção do condutor de uma ou mais fases.</li> <li>- Isolação de condutores, por exemplo, pela aplicação de verniz nos seus terminais.</li> </ul>

## 2.4 As perdas não técnicas em redes com AMI

A instalação da AMI permite a leitura automatizada de consumo e de outras grandezas, substituindo os medidores convencionais e leituristas por medidores inteligentes e infraestrutura de comunicação, conforme ilustrado na Figura 2.7.



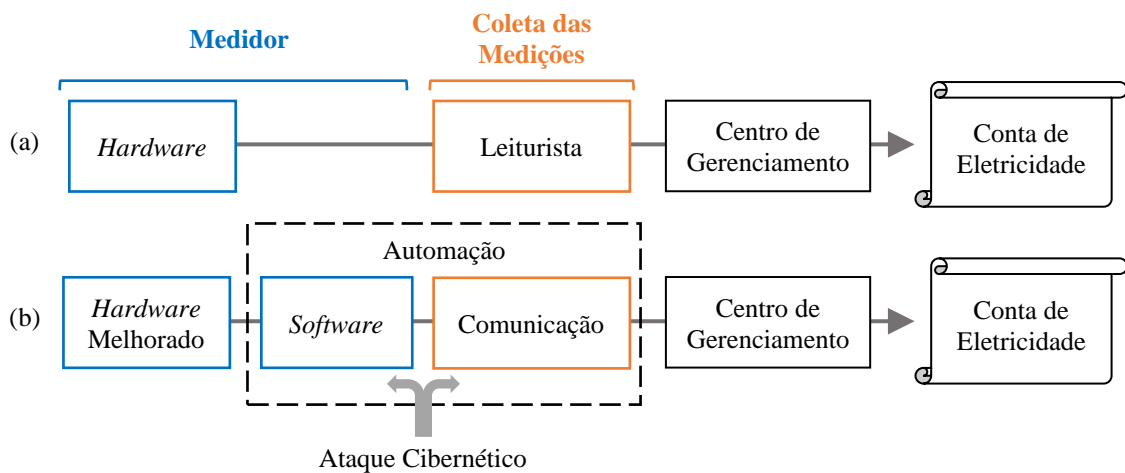


Figura 2.7 – Representação simplificada do processo de medição e cobrança de forma (a) convencional e (b) com AMI.

Os medidores inteligentes podem ser úteis para a detecção de PNTs. Com eles, diversas medidas podem ser coletadas ao longo do dia. Além disso, os medidores possuem dispositivos internos que dificultam possíveis adulterações, como sensores em seus invólucros para a detecção de tentativas de violação. Entretanto, diferentemente dos medidores eletromecânicos, em que as fraudes se limitam a ataques físicos, nos quais a potência consumida é desviada ou o medidor é fisicamente adulterado, com a AMI, a adulteração pode ser mais sofisticada e de várias formas. Por exemplo, quando invasores têm acesso ao sistema de comunicação, eles podem agir via *software* para modificar dados na memória do medidor ou impedir que ele salve dados de medição. Ao mesmo tempo, o invasor pode enviar dados de medição adulterados diretamente ao centro de gerenciamento via comunicação. Nesse contexto, além das adulterações físicas apresentadas na Tabela 2.1, a Tabela 2.2 mostra novas possíveis fraudes para sistemas de distribuição com AMI. Notar que inúmeras formas de adulteração de *software*/dados são possíveis, e a Tabela 2.2 apresenta as mais relevantes.

Tabela 2.2 – Adulterações do sistema de medição em redes com AMI (baseada em: [9] e [32]).

Manipulações do Medidor via <i>Software</i>	Informação Enviada ao Centro de Gerenciamento
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Modificações da memória do medidor:               <ul style="list-style-type: none"> <li>• Dados de medição;</li> <li>• Registro de eventos;</li> <li>• Exceder o limite de memória.</li> </ul> </li> <li>- Comunicação:               <ul style="list-style-type: none"> <li>• Interceptar/modificar a comunicação;</li> <li>• Ocupar toda a capacidade de comunicação.</li> </ul> </li> <li>- Violação do limite do processador do medidor.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Parar de reportar todo o consumo.</li> <li>- Remover/reduzir medidas de consumo elevado.</li> <li>- Reduzir toda a base de dados de consumo em uma porcentagem.</li> <li>- Mudar o perfil de carga do consumidor para ocultar cargas de elevado consumo.</li> <li>- Reportar consumo nulo.</li> <li>- Reportar consumo negativo (geração).</li> </ul>

A adulteração física consiste em modificações no medidor ou no circuito a montante do medidor para reduzir ou eliminar o registro de consumo. Já a adulteração realizada via *software*/dados pode alterar o registro do perfil de carga do consumidor além da redução de consumo. Com isso, outros tipos de fraudes podem ocorrer. Por exemplo, em sistemas nos quais o preço da energia varia ao longo do dia, é possível obter uma vantagem financeira alterando o horário de pico de consumo.

Um ponto que poderia ser levantado é que, como as medidas são coletadas remotamente, a verificação presencial não é mais necessária. Consequentemente, há uma redução no número de vezes que uma pessoa verifica os medidores. A visita periódica de um leiturista, mesmo que apenas para coletar o consumo, poderia desencorajar a adulteração do medidor, pois uma adulteração física exposta pode ser visualmente identificada. No entanto, as adulterações físicas, especialmente por alimentação dupla, estão encobertas na maioria dos casos, sendo necessário o uso de instrumentos para detectá-las, como exemplo o boroscópio, como será apresentado no Capítulo 3.

## **2.5 Conclusões parciais**

Em diversos países, as PNTs são parte importante da energia injetada nos sistemas de distribuição e, por isso, despertam interesse das distribuidoras para o desenvolvimento de métodos para sua identificação. Os furtos se destacam dentre as causas dessas perdas. Eles ocorrem muito frequentemente em países em desenvolvimento, mas também são um problema relevante nos países desenvolvidos.

A AMI é uma tecnologia que proporciona economia e facilidade na leitura de consumo, mas ao mesmo tempo ela cria novas possibilidades de adulteração. Ainda assim, essa tecnologia permite a medição de outras grandezas, além da demanda, e essas medidas coletadas nos consumidores permitem o desenvolvimento de novos métodos de identificação de PNTs por meio do reconhecimento de padrões de consumo ou através da análise de rede.

O próximo capítulo (Capítulo 3) apresenta uma visão geral dos métodos de identificação de PNTs, incluindo uma revisão bibliográfica.

### 3 MÉTODOS ANALÍTICOS DE IDENTIFICAÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS

A revisão bibliográfica realizada neste trabalho para o levantamento dos principais métodos de detecção e localização de PNTs está sintetizada neste capítulo. Os métodos encontrados na literatura são explicados individualmente ao longo do capítulo e, ao final, há uma tabela que lista os principais trabalhos estudados. Para facilitar o entendimento, os métodos de identificação de PNTs foram classificados em dois tipos, os baseados em dados e os baseados no modelo da rede elétrica. Por ser um tema relevante, para o qual métodos alternativos têm sido criados, além de trabalhos específicos, que propõem métodos de identificação de perdas, há diversos trabalhos que apresentam revisões bibliográficas e visões gerais sobre as PNTs nas redes de distribuição, dos quais destacam-se: [33], [34], [35] e [36]. Neste capítulo estão condensados muitos dos principais levantamentos desses trabalhos.

Apesar de não ser escopo desta tese, há ações tomadas pelas distribuidoras que visam a prevenção e o combate aos furtos. Objetivando dificultar a conexão irregular de consumidores (prevenção), as distribuidoras usam, por exemplo, cabos concêntricos [37] que evitam a conexão a montante dos medidores [38], ou a instalação de medidores em locais de difícil acesso (por exemplo: em postes [39], [40]). Em relação ao combate às perdas, existem propostas para o desenvolvimento de técnicas que danificam aparelhos elétricos conectados irregularmente à rede. Em [41], é proposto um método no qual, ao detectar um furto, os consumidores são desligados para que harmônicos sejam injetados na rede, visando danificar os aparelhos dos consumidores irregulares. Posteriormente, os consumidores regulares são reconectados. Com uma abordagem semelhante, em [42] é proposto um método em que os erros de tensão e energia são usados para a detecção de furtos. Quando o limiar de detecção é ultrapassado, os consumidores regulares são desligados e tensões de até 800 V são aplicadas em uma rede de 400 V, danificando os aparelhos irregularmente conectados. Os trabalhos [41] e [42] são mais acadêmicos por terem potencial de danificar cargas regulares, o que é malvisto pelas agências regulatórias de todo o mundo.

Alternativamente, há formas de usar dados geográficos e socioeconômicos para direcionar as equipes de inspeção [43], [44], as quais diferem dos métodos de identificação de perdas que são apresentados a seguir. Por exemplo, em [43] são criados mapas com a distribuição espacial da probabilidade de ocorrência de PNT usando um modelo aditivo generalizado e, por meio de cadeia de Markov, é possível prever a alteração dessa probabilidade; o método é

usado para indicar regiões com alta probabilidade de PNT. Esses métodos podem ser muito úteis para direcionar campanhas de inspeção e para a criação de políticas de combate às perdas. Eles também podem ser usados em associação aos métodos de detecção e localização de PNTs.

### 3.1 Contextualização

As distribuidoras usam diversas estratégias para identificar fraudes em seus sistemas de medição. Um resumo dessas ações é apresentado na Figura 3.1 (baseada no trabalho [45]) como **Soluções Descentralizadas**. Antes da implantação da AMI, as estratégias concentravam-se em ações presenciais, por meio de inspeções. E mesmo com a AMI, ainda que haja métodos precisos de localização de PNTs, as inspeções permanecem necessárias para a sua confirmação. Durante as inspeções em consumidores suspeitos, além das verificações visuais, são realizados testes de precisão para encontrar adulterações nos medidores. Boroscópios, que são dispositivos de inspeção visual remota, e *scanners* de parede também são usados para detectar fraudes por alimentação dupla. Ao mesmo tempo, práticas antifurto podem ser adotadas, sendo a instalação de lacres muito comum. No caso de medidores inteligentes, funções integradas auxiliam a detecção de fraudes, tais como a indicação de fluxo reverso, sensor de violação do invólucro e alerta de desconexão dos cabos de alimentação.

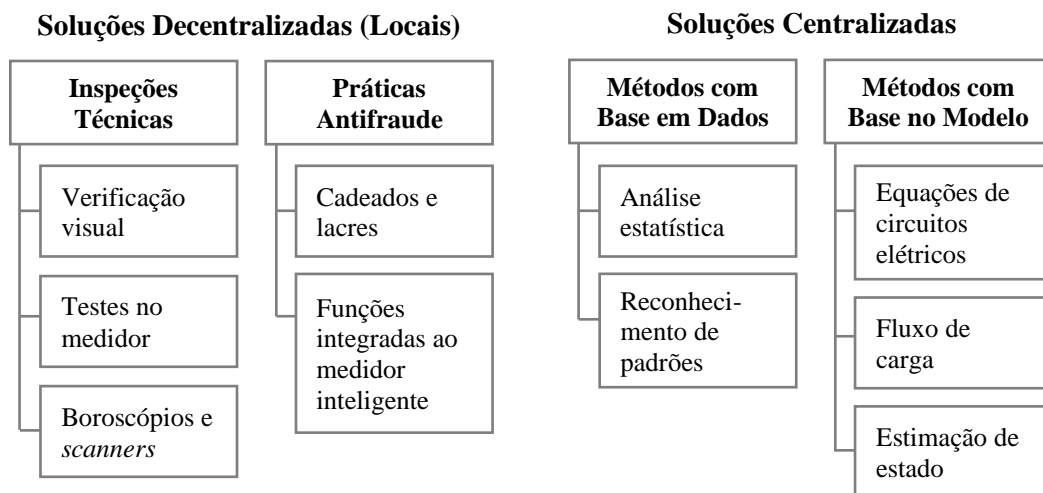


Figura 3.1 – Soluções adotadas pelas distribuidoras para detectar PNTs (baseada em: [45]).

Por outro lado, a AMI é a base de métodos centralizados, que podem ser classificados como métodos orientados a dados e métodos orientados ao modelo da rede, dependendo de como eles fazem uso dos dados coletados dos medidores inteligentes. Esses métodos são apresentados na Figura 3.1 como **Soluções Centralizadas**. Alguns métodos usam o reconhecimento de padrões por meio de mineração de dados e algoritmos de aprendizado de máquina. Outros

métodos usam o modelo de rede, a partir do qual é possível obter estimativas das medidas coletadas pelos medidores inteligentes. Desvios significativos entre as grandezas medidas e estimadas levantam suspeitas sobre possíveis PNTs.

Além dos métodos baseados especificamente em dados ou no modelo da rede, há também soluções centralizadas híbridas. Por exemplo, em [46] a estimação de estado é utilizada para calcular a melhor estimativa das grandezas medidas, que são usadas em um método de classificação baseado em floresta de caminhos ótimos (OPF – *Optimum-Path Forest*) para identificar PNTs. De forma alternativa, [47] propõe uma abordagem que combina o fluxo de carga para calcular o estado da rede, e um método baseado em dados para classificar os consumidores. Também com estimação de estado, [48] apresenta um método que utiliza sincrofasores para localizar transformadores com PNTs. Em seguida, um algoritmo baseado em rede neural artificial é usado para classificar potenciais consumidores irregulares conectados aos transformadores localizados.

Este capítulo tem como foco as soluções centralizadas. Na sequência, são apresentados os principais conceitos dos métodos baseados em dados e no modelo da rede, lembrando que o termo detecção significa tomar conhecimento de alguma PNT na rede e localização, indicar o consumidor suspeito (a barra onde está a perda).

## 3.2 Métodos baseados em dados

Os métodos baseados em dados são aqueles que usam análises numéricas sobre as medidas, especialmente de demanda (potência ativa) e energia. O objetivo é classificar os consumidores em suspeitos ou não (com ou sem PNT), sendo o reconhecimento de padrões de consumo frequentemente empregado. As principais ideias desses métodos são apresentadas a seguir.

### 3.2.1 Identificação através de análise estatística

Os métodos de detecção de PNTs baseados em análises estatísticas fazem testes sobre dados dos consumidores, sendo que um banco de dados histórico pode ser usado para definir os limiares de detecção. Como exemplo, usando dados históricos provenientes de medidores inteligentes, é possível usar a lei de Benford, que testa a distribuição dos primeiros dígitos de um banco de dados, como em [49], em que é usada a potência dos consumidores ao longo do dia.

Além dos métodos estatísticos convencionais, pode ser usada a teoria dos jogos, como o exemplo de [50], em que é proposto um jogo entre a distribuidora e os consumidores fraudulentos. O objetivo do consumidor fraudulento é subtrair certa quantidade de energia minimizando o risco de ser identificado, enquanto a distribuidora visa maximizar a chance de localizar os consumidores fraudulentos. Nesse método, as demandas dos consumidores são comparadas com perfis de consumo previamente levantados (com dados históricos).

### 3.2.2 Identificação através de reconhecimento de padrões de consumo

Além da análise estatística, é comum o uso de métodos baseados em dados para o reconhecimento de padrões de consumo. Um padrão anômalo pode indicar que o consumidor a ele associado possui um medidor adulterado. Como os algoritmos de aprendizado de máquina têm sido amplamente utilizados no reconhecimento de padrões, com a instalação da AMI, esses algoritmos têm sido testados para a identificação de padrões de consumo de energia elétrica, o que pode ajudar na identificação de furtos.

Nos métodos baseados em aprendizado de máquina não supervisionado, tais como *k-means* e DCAN (do inglês, *Density-based Clustering of Applications with Noise*), os padrões de consumo são utilizados para o levantamento de características usadas no agrupamento de consumidores. Uma dificuldade na aplicação de detecção de PNTs está no fato de o sistema de medição coletar uma grande quantidade de dados básicos [51]. Em outras palavras, apesar de o banco de dados de consumo ser grande, ele normalmente contém pouca informação, em muitos casos somente a demanda, que é usada para o levantamento dos perfis de carga dos consumidores.

Os métodos de aprendizado de máquina supervisionado normalmente usam rótulos (variáveis para o treinamento do algoritmo). Exemplos são *k-NN* (do inglês, *k-Nearest Neighbor*) [52], máquina de vetores de suporte (SVM – do inglês, *Support-Vector Machine*) [53], regressão logística e floresta aleatória [54]. A ideia é usar esses rótulos para classificar os consumidores como suspeitos ou não. Exemplos de rótulos são o consumo médio, consumo máximo e características geográficas ou de vizinhança do consumidor. A dificuldade está no desequilíbrio dos dados – há muito menos amostras de consumidores irregulares (com furto de energia) do que de consumidores regulares. Além disso, existem muitos motivos pelos quais a variação de consumo é atípica, como mudança de moradores numa residência ou a troca de eletrodomésticos. Essas limitações podem levar a elevadas taxas de positivos falsos [55]. Ademais, o aprendizado requer uma grande quantidade de dados (curvas de carga de consumidores

regulares e irregulares) e, mesmo assim, novas formas de adulteração podem ter perfis de carga muito diferentes dos padrões do treinamento.

### 3.3 Métodos baseados no modelo da rede

Os métodos baseados nas redes são aqueles que usam o modelo de rede elétrica para identificar as PNTs, comparando grandezas calculadas e medidas. Eles podem ser separados em três categorias principais: solução de equações diretas de circuitos elétricos [56], [57], [58], fluxo de carga [46], [59] e estimação de estado [12], [60], [61], [62], [63]. Um aspecto importante é que esses métodos dependem dos parâmetros da rede. O modelo matemático pode ser afetado por erros nesses parâmetros, tais como nos comprimentos e tipos de condutores; a título de exemplo, reparos na rede podem levar a uma mudança no tipo de condutor [57], incluindo, assim, erros nas impedâncias usadas na criação do modelo da rede.

#### 3.3.1 Métodos baseados em equações diretas de circuitos elétricos

Alguns métodos de detecção usam equações diretas de circuitos elétricos para comparação de magnitude de tensão nas barras da rede. Essas técnicas se baseiam no fato de que a defasagem de tensão entre barras é muito pequena nas redes de distribuição e, portanto, podem ser desprezadas [56]. Esta consideração é possível pois nas redes de distribuição, a relação  $R/X$  é alta e a distância entre as barras é curta. Adicionalmente, o método proposto em [58] cria a matriz da rede apenas com as resistências das linhas. Nesses métodos, as medidas de tensão provenientes de medidores instalados na rede podem ser diretamente usadas, ou as tensões podem ser calculadas usando as magnitudes de corrente de medidores inteligentes.

Os métodos que utilizam a queda de tensão entre as barras da rede podem não ser satisfatórios devido à falta de precisão das medições. Erros normais das magnitudes de tensão nas barras podem afetá-los significativamente. Por exemplo, uma precisão de 0,5% pode levar a um erro de diferença de tensão entre a subestação e um consumidor de 200% [57].

#### 3.3.2 Métodos baseados em fluxo de carga

Esses métodos muitas vezes usam o princípio do balanço de potência e/ou energia, no qual a soma da potência dos consumidores e das perdas técnicas deve ser igual à potência injetada na rede, caso não haja PNT. Para isso, as perdas técnicas precisam ser estimadas; o cálculo de fluxo de carga pode ser usado para essa finalidade. Nas redes de distribuição é muito

comum o uso dos algoritmos de fluxo de carga do tipo varredura (*backward/forward sweep*), seja por soma de corrente ou de potência [64], [65].

Um método alternativo, baseado em um fluxo de carga modificado, foi proposto em [59]. Nesse método, as barras dos consumidores são admitidas tendo potência reativa e magnitudes de tensão especificadas (método *QV*). Ele utiliza as medidas de tensão na raiz do sistema (subestação ou transformador de distribuição) e as medidas dos consumidores (*PQV*). As medidas *QV* são usadas para calcular as potências ativas (*P*), que são comparadas com as medidas de potência ativa para localizar um eventual furto de energia. O método assume que as medidas de tensão contêm informações sobre adulteração física por alimentação dupla e que as cargas dos consumidores possuem fator de potência elevado.

### 3.3.3 Métodos baseados em estimação de estado

Os métodos baseados em estimação de estado podem usar técnicas de tratamento de erros grosseiros para identificar PNTs. No entanto, o sucesso da detecção depende da redundância. É conhecido que as medidas não podem ser críticas para realizar a detecção de erros grosseiros [66] – uma medida é crítica quando sua remoção resulta na não observabilidade do sistema (o estado não pode ser estimado). Portanto, a maior dificuldade dessas técnicas está na falta de redundância. Diferentemente das redes de alta tensão (AT), em que há grande quantidade de medidores, as redes de distribuição, mesmo com a AMI, têm baixa redundância.

A estimação de estado é estática (*snapshot*), mas há propostas de métodos que fazem uso dessa técnica a partir de diversas coletas de medidas obtidas da rede ao longo do tempo. Com essa ideia, foi proposto em [61] um índice de detecção de erros grosseiros que é incrementado à medida que as estimações de estado são realizadas. Também aproveitando medidas no tempo, há um trabalho que usa a variação brusca do estado da rede para detectar ataques cibernéticos [67]. Há ainda um método baseado no cálculo da média dos resíduos ao longo do tempo [68], cujos limiares de detecção são obtidos de forma empírica.

Um ponto positivo do uso da estimação de estado é a possibilidade de inclusão de novas medidas, quando disponíveis. Se novos dispositivos de medição forem instalados na rede, suas medidas podem ser incluídas no estimador, aumentando a qualidade do estado estimado (por exemplo: a magnitude de corrente ou o fluxo de potência em religadores). Em [63] existe um método de detecção de PNT que admite medições de fluxo de potência em alguns ramos da rede de média tensão (MT). A detecção das perdas em [63] tem o mesmo princípio deste



trabalho, o índice  $J(x)$ , que será apresentado no Capítulo 4. E a localização de consumidores com PNTs também é baseada em teste de hipótese, mas ela é feita sobre curvas de demanda, que dependem de dados históricos de demanda sem PNT. No método desta tese, o teste de hipótese é feito sobre erros estimados, os quais não dependem de dados históricos de curvas de carga. Ademais, além da localização, o método proposto neste trabalho inclui o ranqueamento dos consumidores por meio de suas probabilidades de PNT.

### **3.4 Sistematização da revisão bibliográfica**

Nesta seção é apresentada uma tabela na qual estão classificados os principais trabalhos estudados para a elaboração desta tese. Mais especificamente, são os trabalhos de detecção e localização de PNTs (Tabela 3.1). Recentemente tem sido publicada uma quantidade elevada de artigos que usam inteligência artificial, a tabela inclui apenas alguns deles. Analisando a tabela, verifica-se que os métodos orientados a dados usam, muito frequentemente, a demanda dos consumidores. Isso se dá pelo fato de esses métodos, em sua maioria, visarem a identificação de curvas atípicas de consumo. Já os métodos baseados no modelo da rede usam outras grandezas, tais como: a potência ativa, a potência reativa e a magnitude de tensão. Observa-se também que os trabalhos orientados a dados estão mais associados às fraudes cibernéticas, enquanto os métodos baseados no modelo da rede se concentram nas fraudes físicas.

Tabela 3.1 – Classificação dos principais trabalhos de identificação de PNTs estudados.

	Referência	Ano	Técnicas / Algoritmos <sup>1,2</sup>	Medições								Tipo	
				GIS	DEM	PQV	EQ	V/VI	MF	MO	PMU	Física	Soft. / Com.
Baseados em dados	[69]	2017	AN: PCA		X								X
	[55]	2018	ES: KL; N: PCA		X								X
	[54]	2016	AS: KNN, RF, RL, SVM	X	X							X	X
	[32]	2013	ES: NILM; S: NB; N: K-M		X							X	X
	[70]	2019	AN: DCAN, MAS, PCA			X						X	
	[71]	2019	AN: DCAN, GMM, K-M, SCA		X							X	
	[72]	2017	ES: RLS		X						X		X
	[73]	2018	ES: EST		X							X	
	[50]	2012	ES: TJ		X								X
	[74]	2018	ES: A*; N: MPC	X		X							X
	[75]	2017	ES: LB, TJ		X								X
	[76]	2020	AN: K-M		X							X	X
	[52]	2020	AS: KNN		X							X	X
	[77]	2020	AN: K-M, VAE		X							X	X
	[78]	2020	ES: HC			X						X	X
	[79]	2020	NA: PCA									X	
	[80]	2020	AN: K-M		X							X	X
	[81]	2020	AS: RNA-S			X	X						X
	[82]	2023	AS: CNN		X							X	X
	[83]	2019	ES: KL; AN: PCA		X								X
[84]	2023	AS: CNN		X							X	X	
Baseados no modelo da rede	[85]	2014	FC			X						X	
	[86]	2012	FC									X	
	[10]	2010	FC, CV								X	X	
	[60]	2020	EE			X						X	
	[87]	2006	EE		X							X	
	[88]	2020	FC			X	X					X	
	[56]	2017	CV					X				X	
	[57]	2011	CV			X						X	
	[89]	2013	BP		X						X	X	X
	[62]	2016	EE			X						X	X
	[90]	2003	BP		X						X	X	
	[12]	2016	EE			X						X	
	[59]	2020	FC			X						X	X
	[68]	2020	EE				X					X	
	[91]	2021	EE; FC			X						X	
	[58]	2020	CV					X				X	
Híbridos	[46]	2015	AN: OPF; EE	X	X				X			X	
	[92]	2013	ES: EST; N: OPF; EE	X					X			X	
	[63]	2013	ES: EST; EE			X						X	
	[53]	2019	AS: SVM; CV		X	X						X	X
	[48]	2020	AS: RNA-S; N: RNA-N; EE							X		X	X
	[47]	2020	ST: EST; BP, EE			X						X	X
	[51]	2021	AS: CNN; AN: CFSFDP; EE			X						X	

<sup>1</sup> ES: Análise Estatística, AS: Aprendizado Supervisionado, AN: Aprendizado Não Supervisionado

## <sup>2</sup> Siglas usadas na Tabela 3.1

### Métodos baseados em dados

#### Análise estatística (ES)

A*	Algoritmo A*
EST	Detecção de anomalia usando estatística (exemplos: análise da variância e redes de Petri)
KL	Distância de Kullback-Leibler (entropia relativa)
LB	Lei de Benford
HC	Código de Hamming ( <i>Hamming code</i> )
NILM	Monitoramento não invasivo de carga ( <i>nonintrusive load monitoring</i> )
RLS	Mínimos quadrados recursivos ( <i>recursive least square</i> )
TJ	Teoria dos jogos

#### Aprendizado de máquina supervisionado (AS)

KNN	<i>K nearest neighbor</i>
NB	Classificador de Bayes ingênuo ( <i>naive Bayes classifiers</i> )
OPF	Floresta de caminhos ótimos ( <i>optimum-path forest</i> )
RF	Floresta aleatória ( <i>random forest</i> )
RL	Regressão logística
RNA-S	Rede neural artificial supervisionada
SVM	Máquina de suporte vetorial ( <i>support vector machine</i> )

#### Aprendizado de máquina não supervisionado (AN)

DCAN	<i>Density-based spatial clustering of applications with noise</i>
GMM	<i>Gaussian mixture model</i>
K-M	<i>k-means</i>
MAS	<i>Mean shift algorithm</i>
MPC	Controle multivariado de processo ( <i>multivariate process control</i> )
PCA	Análise de componentes principais ( <i>principal component analysis</i> )
RNA-N	Rede neural artificial não supervisionada
SBCA	<i>Spectral-based clustering algorithm</i>
VAE	Autoencoder variacional ( <i>variational autoencoder</i> )
CFSFDP	<i>clustering by fast search and find of density peaks</i>

### Métodos baseados no modelo da rede

BP	Balço de potência
CV	Comparação de tensão (magnitude)
EE	Estimação de estado
FC	Fluxo de carga

### Dados / Medições

DEM	Medida de demanda (potência), inclusive com diferenciação de cliente (comercial, residencial etc.)
EQ	Instalação de equipamentos, exemplos: sensor de temperatura e radiação solar
GIS	Dados geográficos/demográficos
MF	Medição de fluxo nas linhas
MO	Medidor de observação ( $P$ , $Q$ ou $V$ ) no transformador ou medição na barra de referência
PQV	Além da demanda, são usadas medidas de magnitude de tensão e/ou de potência reativa
V	Medidor de magnitude de tensão

### 3.5 Desafios associados aos métodos de identificação de perdas não técnicas em redes de distribuição usando a AMI

Embora a AMI traga diversos benefícios, ela também traz novos desafios. Além das formas tradicionais de adulteração física dos medidores, existe o risco de ataques cibernéticos. Outros desafios são apresentados na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 – Principais desafios da identificação de perdas não técnicas.

Tipo	Método	Possíveis Desafios
Baseado em dados	Análise estatística	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Banco de dados incompleto (por exemplo, um banco de dados completo dos consumidores incluindo dados geográficos e sociais pode não estar disponível).</li> <li>- Complexidade do banco de dados.</li> <li>- Criação do modelo (a identificação de constantes com base na correlação pode ser problemática, pois a correlação não significa necessariamente causa e efeito).</li> </ul>
	Reconhecimento de padrões	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Banco de dados:               <ul style="list-style-type: none"> <li>• Falta de dados para treinamento dos algoritmos;</li> <li>• Desequilíbrio na base de dados (poucas amostras de padrões de furto para treinamento).</li> </ul> </li> <li>- Escolha dos rótulos (escolher os rótulos mais eficazes para identificar as medidas com PNTs).</li> </ul>
Baseado no modelo da rede	Comparação de tensão	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Baixa precisão dos dispositivos de medição, o que leva a um cálculo de queda de tensão com erro muito grande.</li> <li>- Erro nos parâmetros da rede.</li> <li>- Topologia da rede incorreta.</li> </ul>
	Fluxo de carga	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Falta de sincronização das medidas.</li> <li>- Erros nos parâmetros da rede.</li> <li>- Topologia da rede incorreta.</li> </ul>
	Estimação de estado	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Falta de sincronização das medidas.</li> <li>- Erros nos parâmetros da rede.</li> <li>- Topologia da rede incorreta.</li> <li>- Infraestrutura limitada (baixa redundância devido a poucos dispositivos de medição).</li> <li>- Falta de medidas (o monitoramento limitado pode piorar quando os dispositivos de medição falham no envio de dados. Pode ser o caso de ter uma rede não observável).</li> </ul>

Uma preocupação em relação aos métodos de identificação de PNTs que usam dados da AMI é a privacidade do consumidor. Como as medidas são coletadas em intervalos curtos, como 15 min, é possível estimar a curva de demanda com razoável precisão, permitindo identificar os tipos de eletrodoméstico conectados nas residências dos consumidores. Para lidar

com esse requisito, houve o desenvolvimento de métodos de detecção que preservam a privacidade, por exemplo usando estimação de estado [62], [89] e aprendizado de máquina [93].

### 3.6 Conclusões parciais

As PNTs são um problema antigo para o qual não havia meios eficazes de identificação, além das inspeções nos consumidores, devido à quantidade limitada de dispositivos de medição nas redes de distribuição. Com a inclusão da AMI, tem sido possível o desenvolvimento de técnicas computacionais para a identificação de PNTs ou, ao menos, direcionamento das campanhas de inspeção, aumentando as suas taxas de sucesso. As técnicas de análise de rede empregadas na AT se tornam possíveis, em particular a estimação de estado.

O levantamento bibliográfico mostrou que os métodos de detecção e localização de PNTs têm foco nas adulterações dos sistemas de medição dos consumidores, sejam elas físicas ou cibernéticas. Os casos em que a conexão é feita diretamente à rede são pouco estudados. Dos trabalhos apresentados na Tabela 3.1, apenas quatro visam a localização de conexão direta à rede. Normalmente esse tipo de conexão é de fácil identificação visual. Sobre os métodos de identificação, os que usam aprendizado de máquina são promissores. Entretanto, eles dependem de um banco de dados grande e confiável. Além disso, a quantidade de alarmes falsos desses métodos é normalmente grande, o que pode gerar custos elevados de inspeção. Já as técnicas baseadas no modelo da rede são mais empregadas nos casos em que há adulterações físicas. Essas técnicas também são robustas no caso de ataques cibernéticos, pois as grandezas medidas são confrontadas com o modelo da rede, ao qual o responsável pelo ataque pode não ter acesso ou não conseguir representar em seu ataque. Uma adulteração de dados, por exemplo na potência ativa, leva a uma grande discrepância em relação ao valor calculado usando o modelo da rede.

Os métodos baseados no modelo da rede não usam dados históricos como base de comparação. Neles, as grandezas medidas são testadas contra as calculadas usando o modelo da rede. Desses métodos, destaca-se a estimação de estado, com a qual é possível criar modelos computacionais da rede elétrica, que evitam as simplificações dos métodos que comparam a tensão nas barras através de equações diretas de circuitos elétricos (cálculo de quedas de tensão). Em relação aos métodos que usam fluxo de carga, a estimação de estado pode ser vista como uma extensão, desde que haja redundância. Com a estimação de estado, é possível incluir as medidas de todos os dispositivos de medição que estiverem disponíveis na rede. Todavia, a redundância tende a ser limitada nos sistemas de distribuição e, por isso, o resultado de uma

avaliação momentânea (*snapshot*) pode localizar erroneamente consumidores regulares. O método proposto nesta tese atribui aos consumidores o risco de terem PNT fazendo a repetição da localização sempre que novos conjuntos de medidas estiverem disponíveis. Consequentemente, quanto mais conjuntos de medidas coletados para a análise, melhor.

## 4 METODOLOGIA PROPOSTA

Este capítulo trata de contextualizar brevemente a estimação de estado em sistemas de distribuição de energia elétrica e apresentar a metodologia proposta neste trabalho, a qual tem por objetivo a identificação e o ranqueamento de consumidores com PNT usando teste de hipótese. A contextualização da estimação de estado é necessária para fundamentar a explicação da proposta desta tese.

Inicialmente são apresentadas algumas premissas em relação à modelagem da rede e às características das medições:

- **Os parâmetros e a topologia da rede estão corretos (topologia sem o furto):** o modelo da rede é considerado correto, ou seja, a topologia é conhecida e os parâmetros das linhas, como comprimentos e impedâncias, estão corretos. Portanto, os erros têm origem nas medições;
- **As medidas de potência nos consumidores ( $P_k, Q_k$ ) são suspeitas:** quando há um furto, o medidor adulterado mede menos potência do que a real demanda ( $P_k$ ). A medida de potência reativa ( $Q_k$ ) também pode apresentar erro grosseiro, dependendo do fator de potência (FP) da carga não medida. Assim, em todos os consumidores,  $P$  e  $Q$  têm potencialmente erros grosseiros (apesar de ambas estarem potencialmente adulteradas, os testes de hipótese são realizados somente em  $P$  devido à baixa redundância);
- **As medidas de magnitude de tensão  $V_k$  não são suspeitas:** conforme mostrado na Figura 2.5, as magnitudes de tensão ( $V$ ) não são afetadas por *bypass* ou alimentação dupla. Admite-se que  $V$  tenha erros gaussianos com média zero;
- **As medidas do mesmo *scan* são coletadas em um intervalo de tempo curto:** a estimação de estado é uma técnica usada para calcular o estado da rede em um momento específico. Medições realizadas em momentos diferentes coletam amostras de diferentes estados da rede. Os testes realizados neste trabalho admitem que vários conjuntos de medidas (*scans*) são coletados ao longo do tempo e as medidas do mesmo *scan* ( $z_t$ ) são coletadas em

um intervalo de tempo muito curto, de modo que não haja variação significativa do estado da rede entre os pontos de medição.

O foco deste trabalho está na identificação de PNTs causadas por furtos de energia. No entanto, outros tipos de PNTs podem ser identificados, como falhas nos medidores, desde que as premissas sejam atendidas.

O método proposto é baseado em testes de hipótese nos erros estimados de medidas de potência, sendo executado após a estimação de estado. O fluxograma da Figura 4.1 apresenta os seus passos.

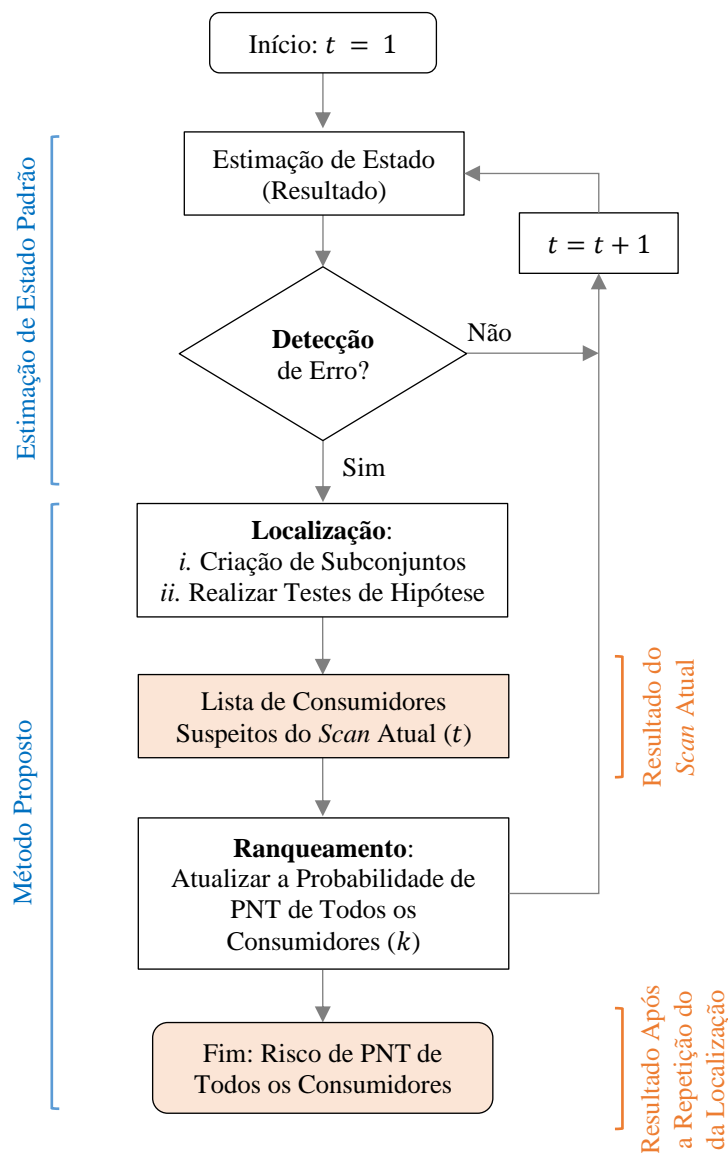


Figura 4.1 – Fluxograma de identificação de PNTs do método proposto.

O fluxograma do método de identificação (Figura 4.1) inicia com o resultado da estimação de estado. Ele indica a aplicação da identificação logo que o estado da rede é



estimado, sendo que os resultados são acumulados ao longo do tempo para gerar o ranqueamento dos consumidores. Alternativamente, os resultados da estimação de diversos conjuntos de medidas (*scans*) pode ser armazenado em um banco de dados e o método ser aplicado nesse banco de dados (*offline*). O contador  $t$  indica cada conjunto de medidas a ser avaliado. A identificação começa com a etapa de detecção, analisando os resíduos das medidas para verificar a existência de erros grosseiros, e, caso sejam detectados, a etapa de localização é iniciada. Ela consiste em testar subconjuntos de medidas de injeção de potência para criar uma lista de consumidores suspeitos da coleta de medidas avaliada (é esperado que sejam coletados diversos conjuntos de medidas ao longo do dia, por exemplo, a cada 15 minutos). Para a lista reduzida de consumidores suspeitos, são calculadas as probabilidades de eles terem PNT, que são armazenadas. O processo é repetido para cada instante  $t$  em que um novo conjunto de medidas é avaliado. Por fim, é apresentada a lista de consumidores suspeitos com suas respectivas probabilidades somadas de PNT, permitindo ranquear os consumidores. Os detalhes dessas etapas são mostrados nas seções a seguir.

## 4.1 Estimação de estado

Conforme as medidas são coletadas, a estimação de estado é realizada. Nesta seção são apresentadas as medidas usadas como base para a estimação e, na sequência, o estimador usado.

### 4.1.1 Medidas coletadas para a estimação de estado

Diferentemente das redes de transmissão, que são malhadas, as redes de distribuição operam normalmente de forma radial, com alimentadores que partem das subestações (AT/MT). São sistemas compostos por redes primárias de MT e redes secundárias de BT.

A Figura 4.2 apresenta um possível esquema de redes secundárias. Propositalmente a rede elétrica não está muito detalhada, pois a ideia é mostrar onde os dispositivos de medição são potencialmente instalados. Para que o estado seja estimado, as medidas coletadas precisam ser enviadas a um centro de gerenciamento. Considerando uma rede com AMI, na qual todos os consumidores têm medidores eletrônicos com capacidade de comunicação, podem ser coletadas: a potência ativa, a potência reativa e a magnitude de tensão ( $PQV$ ). Nota-se na figura que além dos medidores dos consumidores, há um medidor no transformador de distribuição, também conhecido como medidor de observação [90]. Quando instalado na rede, suas medições

também podem ser usadas ( $PQV$ ). Além dessas, as barras de passagem, nas quais não há injeção de potência, são consideradas como tendo medições virtuais de injeção nula ( $PQ$ ).

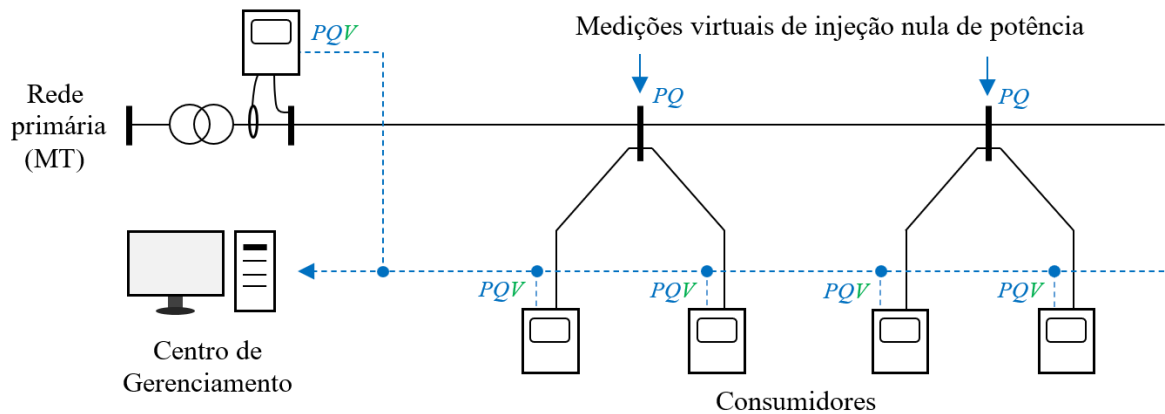


Figura 4.2 – Esquema simplificado de uma rede secundária de distribuição (BT).

Com o objetivo de identificar PNTs, as medidas não precisam ser enviadas ao centro de gerenciamento em intervalos regulares. Ainda, principalmente no caso de haver o medidor do transformador de distribuição, cada rede de BT pode ser estimada isoladamente. Nesse caso, se o conjunto de medidas for salvo junto ao medidor de observação ou em uma RTU (do inglês *Remote Terminal Unit*), ele pode ser enviado ao centro de gerenciamento quando houver disponibilidade da rede de comunicação. Dessa forma, é possível analisar cada rede de BT do sistema de distribuição conforme chegam as medidas ao centro de gerenciamento. É claro que aplicações em tempo real podem ter seu desempenho afetado pelo atraso no envio das medidas. No entanto, para a identificação de PNTs isso não é um complicador.

A Figura 4.3 apresenta outro esquema simplificado, o de um alimentador de MT. As configurações variam bastante, mas normalmente essas redes são operadas de forma radial. Na subestação é comum haver medidores e, saindo do tronco principal (linha horizontal), há ramos laterais a partir dos quais são alimentados os transformadores de distribuição (MT/BT) e consumidores diretamente ligados à rede primária. Portanto, poderiam ser usadas na estimação da MT, além das medidas da subestação ( $PQV$ ), as injeções virtuais nulas de potência ( $PQ$ ), as medidas dos transformadores de distribuição ( $PQV$ ) e as medidas dos consumidores ligados diretamente à rede primária ( $PQV$ ).

As medições são o ponto de partida para a estimação de estado. Com a disponibilidade das medidas de potência e magnitude de tensão, é possível montar o vetor de medidas do estimador ( $z$ ). Na seção seguinte estão detalhados os passos usados na obtenção do vetor de estado estimado a partir desse conjunto de medidas.

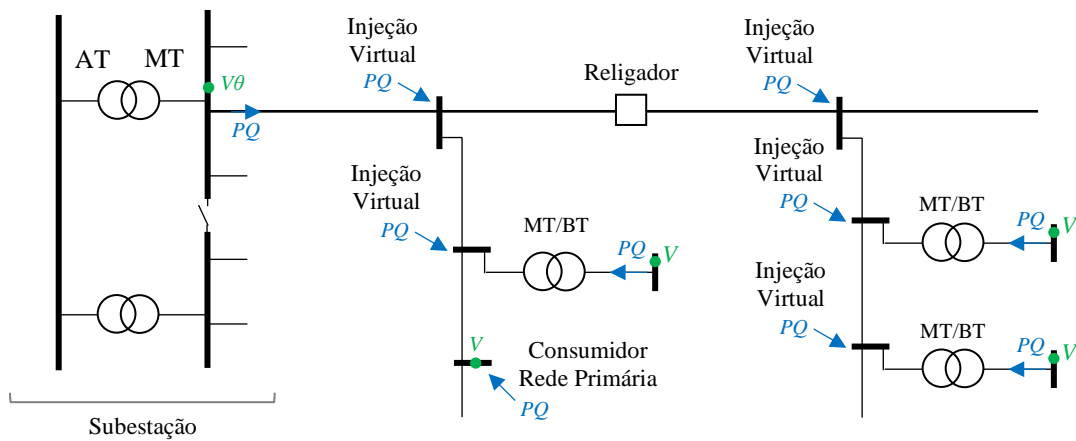


Figura 4.3 – Esquema simplificado de uma rede primária de distribuição (MT).

Um ponto importante a destacar é a redundância oferecida pelas medidas acima descritas. Mesmo com a AMI, a redundância é baixa como mostrado na Tabela 4.1. Usando somente a rede de BT e, por simplificação, considerando uma rede monofásica, e sabendo que cada barra da rede tem duas variáveis de estado, o número de graus de liberdade do sistema ( $\eta$ ) é o dado na Equação 1. Nessa equação,  $m$  representa o número total de medidas,  $n$  o número de variáveis de estado,  $v$  o número de medidas virtuais,  $k$  o número de medidas dos consumidores. Portanto, como o número de graus de liberdade ( $\eta$ ) é igual a dois mais o número de consumidores ( $k$ ), ou seja, ( $\eta = 2 + k$ ), para um número grande de consumidores,  $\eta \cong k$  (o número de graus de liberdade é aproximadamente o número de medidas nos consumidores).

$$\eta = m - n = (4 + 2v + 3k) - (2 + 2v + 2k) = 2 + k \quad (1)$$

Tabela 4.1 – Redundância das medidas de uma rede monofásica de baixa tensão.

Rede	Tipo	Medidas Coletadas	Quantidade de Medidas
BT	Transformador de Distribuição	$P, Q, V, \theta^{(1)}$	3 (rede completa), ou 4 (apenas BT)
	Virtual	$P_v, Q_v$	$2v$
	Consumidores	$P_k, Q_k, V_k$	$3k$
MT	Medidor da Subestação	$P, Q, V, \theta$	4
	Virtual	$P_v, Q_v$	$2v$
	Consumidores	$P_k, Q_k, V_k$	$3k$

<sup>1</sup> A medida de ângulo de referência está disponível apenas quando a rede de BT é estimada isoladamente.

É devido ao limitado número de graus de liberdade que o teste de hipótese é realizado somente na potência ativa ( $P$ ), apesar de a potência reativa ( $Q$ ) ter potencialmente PNT. Ao colocar  $P$  e  $Q$  como suspeitas no teste de hipótese, o número de graus de liberdade pode ser excedido.

#### 4.1.2 Estimação de estado

A função do estimador de estado é prover o estado de operação mais provável de um sistema, tendo como base medições realizadas nesse sistema. Isso se traduz no cálculo do seu conjunto de variáveis de estado. Nas redes elétricas de distribuição, como mostrado anteriormente, as medidas disponíveis são os fluxos e injeções de potência e as magnitudes de tensão. As variáveis de estado são as tensões nas barras e/ou as correntes nos ramos. Essas variáveis permitem calcular as grandezas usadas na análise da rede, como exemplo os fluxos de potência nas linhas. Neste trabalho foram usadas as tensões nas barras em coordenadas polares como variáveis de estado. É importante notar que, como a estimação de estado tem como base as medidas, que possuem erros, quanto mais medidores na rede, melhor. Dessa forma, o estimador de estado pode usar as medidas redundantes para filtrar os erros.

De forma geral, a estimação de estado pode ser usada para verificar se a operação do sistema elétrico de potência está no seu estado normal e seguro. Caso se encontre em estado de emergência, ações para restabelecer a normalidade do sistema devem ser tomadas. Há técnicas que auxiliam nessa tomada de decisão, como a análise de contingências. Além disso, o estimador pode ter outras funções, tais como: processador topológico, análise de observabilidade, processamento de erros de parâmetros do modelo da rede e, em especial, o processamento de erros grosseiros nas medidas. Neste trabalho, avalia-se o uso dessa última função para a identificação de PNTs, dado que a adulteração de um medidor, visando a redução do registro de consumo, cria um viés na medida adulterada. Aqui as medidas dos consumidores que praticam furto são tratadas como contendo erros grosseiros, e métodos estatísticos são usados para localizá-las.

##### 4.1.2.1 Estimação de estado usando os mínimos quadrados ponderados

A estimação de estado é uma técnica conhecida e tradicionalmente usada nas redes de AT. Detalhes da sua teoria podem ser obtidos em [66] e [29]. A modelagem do sistema para a estimação de estado descreve as variações das medidas ( $z$ ), que são divididas em uma componente determinística, funções ( $h(x)$ ) das variáveis de estado ( $x$ ), e uma componente aleatória

( $e$ ). A Equação 2 representa essa formulação. O vetor de medidas ( $z$ ) é  $m$ -dimensional, assim como o vetor de erros ( $e$ ), enquanto o vetor de estado ( $x$ ) é  $n$ -dimensional. Observe que  $e$  tem distribuição gaussiana com média zero para medidas regulares (sem PNT), mas é desconhecido para medidas adulteradas. Notar também que se trata de um sistema sobredeterminado de equações, ou seja, há mais medidas do que variáveis de estado ( $m > n$ ).

$$z = h(x) + e \quad (2)$$

A solução da Equação 2 pela abordagem dos mínimos quadrados ponderados usa a equação normal (Equação 3), na qual  $H$  é a matriz Jacobiana com as derivadas das funções das grandezas do sistema em relação às variáveis de estado, e  $W$  é a matriz de ponderação (inversa da matriz de covariância das medidas ( $R_z$ )), calculada com as precisões das medidas. O erro entre o vetor de medidas e o de grandezas calculadas é o vetor de resíduos ( $r = z - h(\hat{x})$ ). Quando  $e$  não tem erros grosseiros, os resíduos seguem uma distribuição normal  $r \sim N(0, SR_z)$ , sendo  $S$  a matriz de sensibilidade dos resíduos, com  $\text{posto}(S) = m - n$ , e expressa pela Equação 5. As equações que compõem a matriz Jacobiana e os detalhes do modelamento da rede estão no APÊNDICE B. Como a estimação de estado é usada neste trabalho em sistemas de distribuição, nos quais a rede e as cargas são desbalanceadas, foi usado o modelamento trifásico da rede.

$$(H'WH)\Delta\hat{x}^v = H'W[z - h(\hat{x}^v)] \quad (3)$$

$$\hat{x}^{v+1} = \hat{x}^v + \Delta\hat{x}^v \quad (4)$$

$$S = I - H(H'WH)^{-1}H'W \quad (5)$$

Os resíduos podem ser usados na detecção de medidas com erros grosseiros. Quando há furtos, os resíduos das medidas dos consumidores tendem a ser muito maiores do que o esperado de acordo com as precisões dos medidores. A maior dificuldade está em indicar corretamente os consumidores com PNT (localização).

A matriz de ponderação  $W = R_z^{-1}$  é calculada em função das precisões dos dispositivos de medição. A matriz  $R_z$  é diagonal tendo como elementos as variâncias das medidas usadas ( $R_{z,i,i} = \sigma_i^2$ ). Um exemplo do cálculo dessas variâncias é apresentado na Seção 5.1 (Tabela 5.1). Detalhes de como a ponderação é feita e outras formas de ponderação podem ser obtidas em [94] e [95].

#### 4.1.2.2 Tratamento de erros grosseiros

O tratamento de erros grosseiros é uma parte importante da estimação de estado. Medidas erradas precisam ser corrigidas ou eliminadas para não contaminarem o estado estimado. No estudo deste trabalho, as PNTs são vistas como medidas erradas e, por isso, são tratadas como erros grosseiros. A identificação de medidas com erros grosseiros pode ser dividida em duas etapas: a detecção (descobrir que há erros grosseiros no conjunto de medidas) e a localização (indicar quais medidas estão erradas) [29]. As formas mais usadas para a detecção são o índice  $J(x)$  e os resíduos normalizados, sendo que os resíduos normalizados também são usados para a localização. Nesta tese são adotadas para a detecção essas duas técnicas bem estabelecidas. A localização também se inicia pela análise dos resíduos, mas tem um passo adicional, o teste de hipótese sobre os erros estimados.

A localização pelo método dos resíduos normalizados funciona bem quando há elevada redundância. O que também facilita a localização de erros grosseiros é o fato de haver apenas um ou poucos erros simultaneamente. Quando há apenas uma medida com erro grosseiro no conjunto, ela terá o maior resíduo normalizado [66]. Isso não significa, necessariamente, que seu resíduo se destacará em relação aos demais. Em outros termos, pode haver outros resíduos com a mesma magnitude, o que, na prática, pode levar a localizações erradas (positivos falsos, ou seja, uma medida correta pode ser indicada como errada). Esse problema torna-se preocupante quando há múltiplos erros grosseiros, notadamente quando seus resíduos têm forte interação, o que é muito provável em redes de distribuição. Notar que uma única rede de distribuição de BT pode ter dezenas de consumidores.

## 4.2 Detecção da perda não técnica

Uma forma de detectar erros grosseiros inicia-se pelo cálculo de  $J(x)$  usando a Equação 6. Admitindo que os erros das medidas sejam normais (gaussianos) e independentes, com média zero e variância conhecida  $\sigma^2$ ,  $J(x)$  tem distribuição qui-quadrado com  $m - n$  graus de liberdade ( $\chi_{m-n}^2$ ). Para um nível de significância desejado (normalmente são usados  $\alpha = 0,05$  ou  $\alpha = 0,01$  [29]), é possível testar a hipótese de que o índice  $J(x)$  foi calculado com medidas que possuem erros gaussianos, contra a hipótese alternativa de que foram gerados por outro mecanismo, como as PNTs nos consumidores. A ideia geral é que, havendo medidores adulterados, o modelo não será capaz de descrever/explicar as medidas de acordo com a precisão dos dispositivos de medição; em outras palavras, os resíduos serão grandes. Caso o índice

$J(x)$  seja grande o suficiente para que a hipótese nula seja rejeitada, chega-se à conclusão de que é muito provável haver ao menos um erro grosseiro (PNT) – o valor é grande o suficiente para a rejeição da hipótese nula quando o seu valor- $p$  é menor do que a significância ( $\alpha$ ). Como as medidas em consumidores com furto têm viés relativo à potência não medida, eles podem ser detectados por este teste; contudo, ainda que possa detectar, o teste de  $J(x)$  não dá informação acerca de qual medida tem a PNT.

$$J(\hat{x}) = \sum_{i=1}^m \left( \frac{r_i}{\sigma_i} \right)^2 \quad (6)$$

A outra técnica amplamente utilizada é a dos resíduos normalizados. Ela usa um teste de hipótese baseado na distribuição dos resíduos. O número três ( $3\sigma$ ) é frequentemente usado como limiar em sistemas de potência [66] (confiança maior que 99%). Portanto, se o maior resíduo normalizado for maior do que três, o conjunto de medidas é suspeito de ter erros grosseiros. Os resíduos normalizados são calculados usando a Equação 7 e, diferentemente do teste de  $J(x)$ , eles são calculados para cada medida ( $i$ ), sendo útil na localização de erros grosseiros quando o sistema tem redundância suficiente. Entretanto, neste trabalho, dado que o objetivo é localizar PNTs em redes de distribuição, que têm baixa redundância, os resíduos normalizados são usados exclusivamente para a detecção (não são usados para a localização).

$$r_{Ni} = \frac{r_i}{\sigma_i \cdot \sqrt{S_{ii}}} \quad (7)$$

Neste trabalho, ambos os resíduos normalizados e o índice  $J(x)$  são usados para a detecção de PNT. Quando os dois testes falham, admite-se que haja ao menos uma medida com PNT. Ambos os métodos são utilizados, visto que a carga computacional é muito pequena. Nos testes realizados, verificou-se que a detecção com as duas técnicas funciona bem, sendo que a grande dificuldade está na localização.

### 4.3 Localização da perda não técnica

Além de detectar que há medidas discrepantes no conjunto, é necessário indicar quais delas estão erradas (localizar), o que nem sempre é uma tarefa fácil. Os resíduos normalizados podem ser usados para essa localização. Em um sistema com elevada redundância, os resíduos normalizados são eficazes para localizar erros grosseiros. É o limitado monitoramento das redes de distribuição que exige métodos dedicados, que usem características específicas da rede ou testes alternativos para aumentar a assertividade da localização. No limite, quando uma

medida é crítica, o valor da grandeza calculada se iguala ao medido (resíduo nulo), impossibilitando a análise. Um exemplo da aplicação dos resíduos normalizados para a localização de erros grosseiros, incluindo o caso de múltiplos erros, está no APÊNDICE C.

Com baixa redundância, ao tomar a medida com o maior resíduo normalizado como errada, existe o risco de escolher uma medida correta erroneamente. Visando aprimorar a escolha das medidas suspeitas podem ser usadas soluções personalizadas que exploram a natureza do problema. Um exemplo é o proposto em [60], com foco na identificação de PNTs, no qual há um refinamento na seleção das medidas suspeitas. Ao invés de simplesmente pegar o maior resíduo normalizado, é proposto um novo índice que usa o maior resíduo normalizado de  $P$  ou  $Q$  associado ao resíduo de  $V$ , conforme mostrado na Equação 8.

$$\psi_c = \max(r_{N_{P_c}}, r_{N_{Q_c}}) - r_{N_{V_c}} \quad (8)$$

Na Equação 8, o índice composto  $\psi$  é calculado para cada consumidor  $c$  como o máximo resíduo normalizado de potência ativa ou reativa, menos o resíduo normalizado da magnitude de tensão no mesmo consumidor; a Figura 4.4 ilustra o porquê. Quando um consumidor tenta encobrir seu consumo, criando um caminho alternativo para o fluxo de potência, a medida de potência é maior que a demanda real (menor magnitude) – observar que a potência é negativa, pois a injeção na barra do consumidor é negativa; ela é uma carga. A potência estimada tende a estar mais próxima da demanda real e está, portanto, entre a potência real e a medida. Isso resulta em um resíduo positivo ( $r = P^{med} - P^{est}$ ). O oposto é válido para a magnitude de tensão, fazendo com que o resíduo tenda a ser negativo ( $r_{V_c}$  tende a ser um número negativo). Neste trabalho, o índice da Equação 8 é usado na seleção de consumidores suspeitos, mais especificamente na criação de subconjuntos de medidas, cujo procedimento está apresentado na Seção 4.3.1.

Na abordagem proposta, a localização de PNTs assume a perspectiva oposta ao teste de hipótese usual. Inicialmente, todas as medidas de potência dos consumidores ( $P_k$ ) são suspeitas de furto, e o teste de hipótese é usado para eliminar as medidas regulares (sem perda) dessa lista de medidas suspeitas. Idealmente, todas as medidas  $P_k$  deveriam ser incluídas no teste simultaneamente. No entanto, na estimação dos erros, um número grande de medidas suspeitas ( $s$ ) implica em variância muito grande, o que dificulta a diferenciação entre medidas de consumidores regulares e com PNT. Na prática, como o número de graus de liberdade ( $\eta$ ) das redes de distribuição é quase igual ao número de consumidores, ao incluir todos os consumidores como suspeitos ( $s = k$ ), a variância é tão grande que o teste se torna impraticável. Para lidar



com essa condição, o conjunto completo de medidas de potência dos consumidores pode ser dividido em subconjuntos, que são incluí-los em sequência nos testes de hipótese.

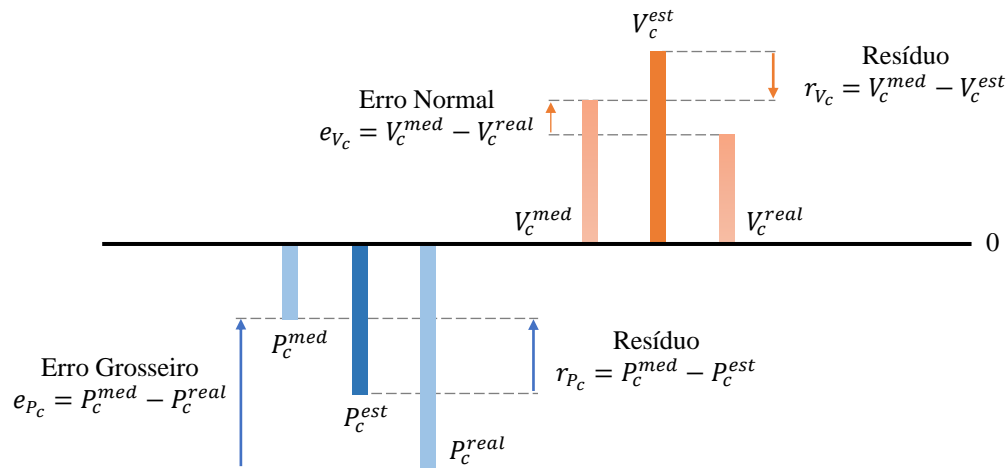


Figura 4.4 – Resíduos e erros nas medidas na presença de um furto (adaptado de: [60]).

O fluxograma da Figura 4.5 ilustra o processo de localização, sendo  $\hat{e}_s$  os erros estimados das medidas suspeitas selecionadas  $s$ , que são comparados a limiares de localização ( $\tau_s$ ). Este fluxograma é o detalhamento da etapa “Localização” do fluxograma anterior (Figura 4.1). Havendo a detecção de PNT(s), ou seja, ocorrendo a detecção de erros grosseiros no conjunto de medidas da coleta atual (*scan*), é iniciado o processo de localização. O processo começa pela divisão das medidas dos consumidores ( $k$ ) em subconjuntos. O primeiro desses subconjuntos passa por testes de hipótese, com o objetivo de eliminar as medidas regulares do conjunto de suspeitas, onde os erros estimados ( $\hat{e}$ ) são confrontados com um limiar calculado ( $\tau$ ). Não havendo novas medidas a eliminar, um novo subconjunto é acrescentado. Esse processo se repete até que não existam mais subconjuntos a acrescentar. O resultado desse processo é uma lista de medidas suspeitas da coleta de medidas atual.

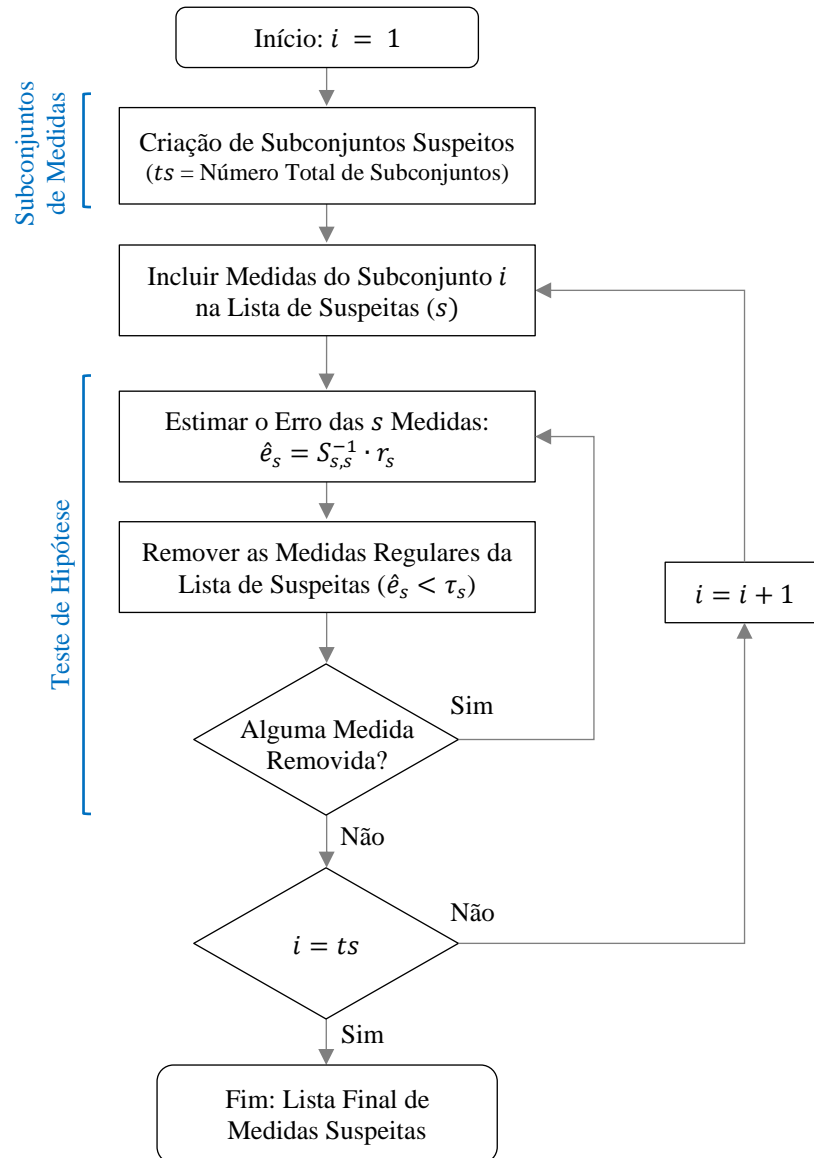


Figura 4.5 – Fluxograma da localização de medidas com PNT.

### 4.3.1 Subconjuntos de medidas

Ao tentar localizar erros grosseiros na estimação de estado, pode haver medidas com resíduos normalizados de semelhante magnitude, e conforme proposto em [96] essas medidas podem ser agrupadas (grupos de resíduos altamente correlacionados). Quando há mais de uma medida com erro grosseiro em um certo conjunto, o resíduo normalizado de cada uma delas geralmente está em grupos diferentes. Esse agrupamento é usado na primeira etapa da criação dos subconjuntos.

Para maximizar as chances de selecionar inicialmente todas as medidas com PNT para o teste de hipótese, são criados subconjuntos das medidas suspeitas. O processo tem duas etapas, conforme mostrado na Figura 4.6. Na primeira etapa, as medidas dos consumidores são

divididas em grupos, que são identificados pelos fatores de correlação de seus resíduos normalizados. Se os elementos fora da diagonal da matriz de correlação de resíduos normalizados (Equação 9) forem maiores que um limiar (por exemplo:  $\rho > 0,99$ ), suas medidas serão incluídas no mesmo grupo (na Equação 9,  $R_{\hat{r}} = SR_z$ ). Caso contrário, as medidas são incluídas em grupos diferentes. Com muita redundância, o que é mais favorável para a identificação de erros grosseiros, a correlação entre os resíduos tende a diminuir. No entanto, nas redes de distribuição com baixa redundância, as medidas próximas, especialmente da mesma fase, normalmente têm resíduos com elevada correlação. A quantidade de grupos varia livremente, pois os grupos se formam em função da redundância local, que é uma característica da rede. Se  $\rho$  for grande, muito próximo da unidade, haverá mais grupos e, ao contrário, ao diminuir  $\rho$ , deve haver menos grupos com mais medidas em cada um deles.

Na segunda etapa, os subconjuntos são criados da seguinte forma: o primeiro subconjunto é formado pelos maiores resíduos compostos  $\psi$  (Equação 8) de cada grupo, o segundo subconjunto, com os segundo maiores  $\psi$ , e assim por diante.

$$P_{r_N} = (\text{diag}(R_{\hat{r}}))^{-1/2} \cdot R_{\hat{r}} \cdot (\text{diag}(R_{\hat{r}}))^{-1/2} \quad (9)$$

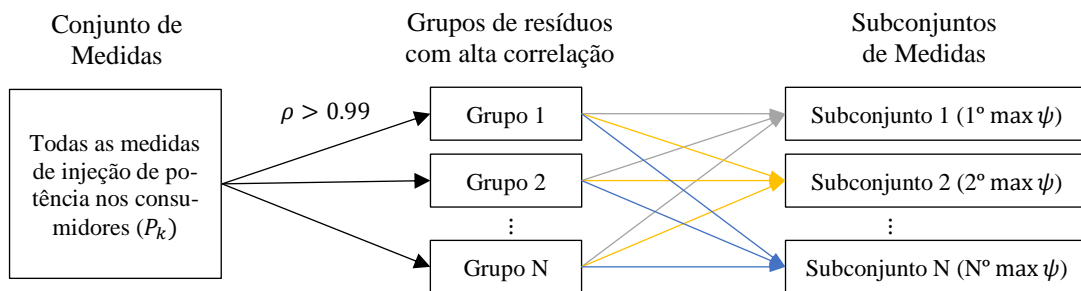
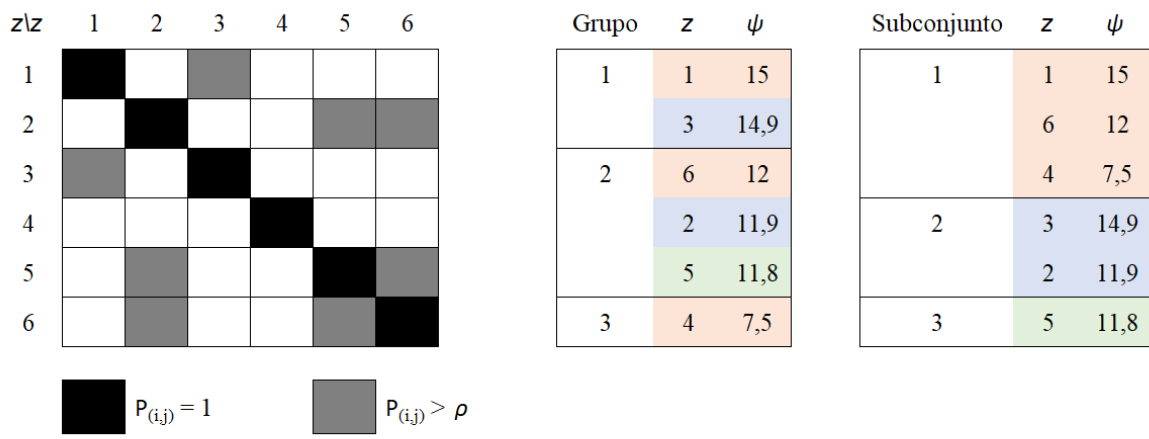


Figura 4.6 – As duas etapas de criação de subconjuntos das medidas de potência dos consumidores para o teste de hipótese.

A Figura 4.7 ilustra a separação das medidas usando a estratégia proposta. À esquerda está a representação de uma matriz de correlação dos resíduos normalizados. As medidas com resíduos muito correlacionados estão destacadas (por exemplo, na primeira linha as medidas 1 e 3). No centro da figura estão as medidas separadas em grupos. Notar que a medida 4 não têm elevada correlação com nenhuma outra (ver linha 4 e coluna 4 da matriz de correlação). Ainda, os grupos estão ordenados pelos resíduos compostos ( $\psi$ ) – os números usados para representar  $\psi$  foram escolhidos arbitrariamente para dar o exemplo. Os subconjuntos são formados a partir da ordenação dos grupos, pegando as medidas na sequência, da maior para a menor. Os grupos possuem quantidades diferentes de medidas e, portanto, alguns subconjuntos podem ter poucas medidas.



Matriz de correlação dos resíduos normalizados

Figura 4.7 – Exemplo ilustrativo da separação das medidas em subconjuntos.

Pode haver outros arranjos para a seleção das medidas, mas usando esta estratégia, quando os maiores resíduos normalizados compostos representam as medidas com PNT, para cada grupo, o primeiro subconjunto inclui todas elas, melhorando a estimativa dos erros. Isso acontece porque as medidas adulteradas têm um viés grande. Em oposição, os erros das medidas de consumidores regulares têm média nula.

### 4.3.2 Teste de hipótese

Depois de ter as medidas organizadas em subconjuntos, elas são testadas. Toda medida de potência é suspeita, a menos que ela falhe no teste de hipótese. É um processo iterativo de comparação de erros estimados de subconjuntos das medidas de potência nos consumidores com o limiar  $\tau$ . O erro estimado, para qualquer medida, é calculado como seu resíduo excluindo sua própria medida. As ideias a seguir são baseadas nos trabalhos [3], [4] e [97]. A Figura 4.8 apresenta o efeito de remover uma medida com erro do conjunto. No exemplo, o terceiro dado tem um erro grosseiro. O ajuste da função por meio dos mínimos quadrados, com o erro grosseiro, leva à linha superior ( $\square$ ). Ao repetir o ajuste, sem a terceira medida, chega-se à linha inferior ( $\triangle$ ). O erro estimado é o resíduo da terceira medida na segunda condição.

Neste trabalho, os erros das medidas de potência são usados para a localização de consumidores com PNT. Os erros estimados das medidas suspeitas ( $\hat{e}_s$ ), expressos pela Equação 10, são calculados usando o modelo linearizado, em que os resíduos são a projeção das medidas feitas pela matriz de sensibilidade dos resíduos ( $S$ ).

$$\hat{e}_s = S_{s,s}^{-1} \cdot r_s = S_{s,s}^{-1} \cdot (S_{s,s}z_s + S_{s,h}z_h) \quad (10)$$

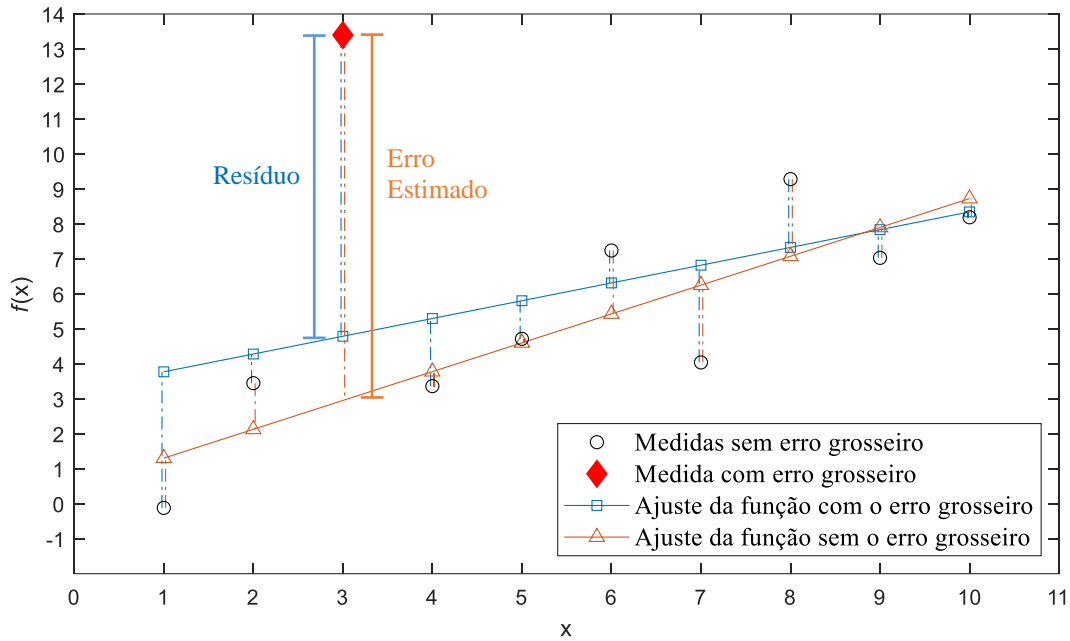


Figura 4.8 – Estimativa do erro de uma medida (adaptado de: [4]).

O índice  $s$  indica um subconjunto de medidas suspeitas, que são selecionadas para o teste, sendo  $h$  seu o complemento ( $h = m - s$ ). Deste modo, o vetor de resíduos pode ser dividido em duas partes (as  $s$  medidas suspeitas e as  $h$  não suspeitas). O produto de  $S_{s,s}^{-1}$  remove o efeito das  $s$  medidas no vetor de resíduos, conforme ilustrado na Figura 4.8. Se  $s$  incluir todas as medidas com erro grosseiro (ainda que também inclua medidas regulares), seu complemento  $h$  possuirá apenas medidas regulares (sem PNT). Mas isso não significa que não haja medidas sem erros no vetor  $s$ . Portanto, o vetor de erro estimado também é dividido em duas partes: as medidas regulares ( $g$ ) e irregulares ( $b$ ) incluídas em  $s$ . As medidas regulares no subconjunto  $s$  não têm viés e têm variância conhecida. Seus erros são expressos pela Equação 11.

$$\hat{e}_{s_g} \sim N(0, \sigma_g^2 T_{g,g}) \quad (11)$$

Por outro lado, as medidas irregulares (com PNT) têm um viés desconhecido  $\delta$ , e são expressas pela Equação 12.

$$\hat{e}_{s_b} \sim N[\delta, \sigma_b^2 (T_{b,b} - 1)] \quad (12)$$

Nas equações acima,  $T$  é o inverso de uma submatriz  $S$  ( $T_{g,g} = S_{g,g}^{-1}$  e  $T_{b,b} = S_{b,b}^{-1}$ ). Essas equações possibilitam um teste de hipótese sobre o vetor de erros estimados ( $\hat{e}_s$ ). Para isso, a seleção das medidas suspeitas ( $s$ ) e uma estimativa do viés ( $\delta$ ) são muito importantes. A abordagem básica seria testar a hipótese nula de que os erros vêm de medidas regulares contra a alternativa de que há erros grosseiros, fixando um nível de significância  $\alpha$ . No entanto,

especialmente em casos com redundância limitada, como dos sistemas de distribuição, é mais produtivo testar um  $\beta$  fixo [98], dando mais potência à hipótese alternativa.

Dois pontos devem ser notados. Primeiro, o vetor de erros do subconjunto  $g$  tem média zero, enquanto  $b$  têm o viés das PNTs. Se  $s$  não incluir todas as medidas com PNT, as medidas  $h$  terão média diferente de zero e as medidas  $s$  terão seu viés reduzido. Na prática, isso piora a estimação dos erros. Em segundo lugar, o número de graus de liberdade ( $\eta$ ) é aproximadamente igual ao número de consumidores em uma rede de distribuição, seguindo as medições admitidas na Seção 4.1. Conforme o número de medidas suspeitas aumenta, o número de graus de liberdade diminui. No limite, quando  $s$  inclui todos os consumidores, os resíduos são aproximadamente nulos. Em outras palavras, a estimativa do erro se deteriora quando mais medidas são incluídas em  $s$ ; a variância aumenta para compensar a redução dos resíduos. Portanto, a seleção de  $s$  deve idealmente ter o menor número possível de medidas, mas incluindo todos os erros grosseiros. Por isso foi proposta a criação de subconjuntos de medidas, conforme apresentado na seção anterior.

O limiar de localização é calculado usando a distribuição de erros da Equação 13, onde  $N_\beta$  é definido pela significância desejada (por exemplo, para  $\beta = 0,05$ ,  $N_\beta = -1,64$ ) e  $\delta^{esp}$  é o viés especificado, que representa a sensibilidade de localização. Não é esperado que o consumidor injete potência na rede, resultando em  $\hat{\epsilon}$  negativo, por isso  $\tau$  é limitado em zero. Essa última afirmação é válida para consumidores sem geração própria. Não foram investigados casos em que o consumidor também gera energia.

$$\tau_s = \min(\sigma_k N_\beta \sqrt{T_{s,s} - 1} + \delta^{esp}, 0) \quad (13)$$

O viés especificado  $\delta^{esp}$  pode ser visto como a sensibilidade desejada, ou seja, é a mínima potência de furto a ser localizada considerando o risco de indicar erroneamente consumidores regulares. A Figura 4.9 ilustra o viés mínimo a ser especificado, usando  $\alpha = \beta = 0,05$ . Na figura,  $\delta^{min} \cong 0,4$  kW (a média da distribuição dos erros com PNT). Caso seja usado  $\delta^{esp} < \delta^{min}$ , o risco de indicar um consumidor regular como tendo PNT é maior do que a significância desejada ( $\alpha$ ).

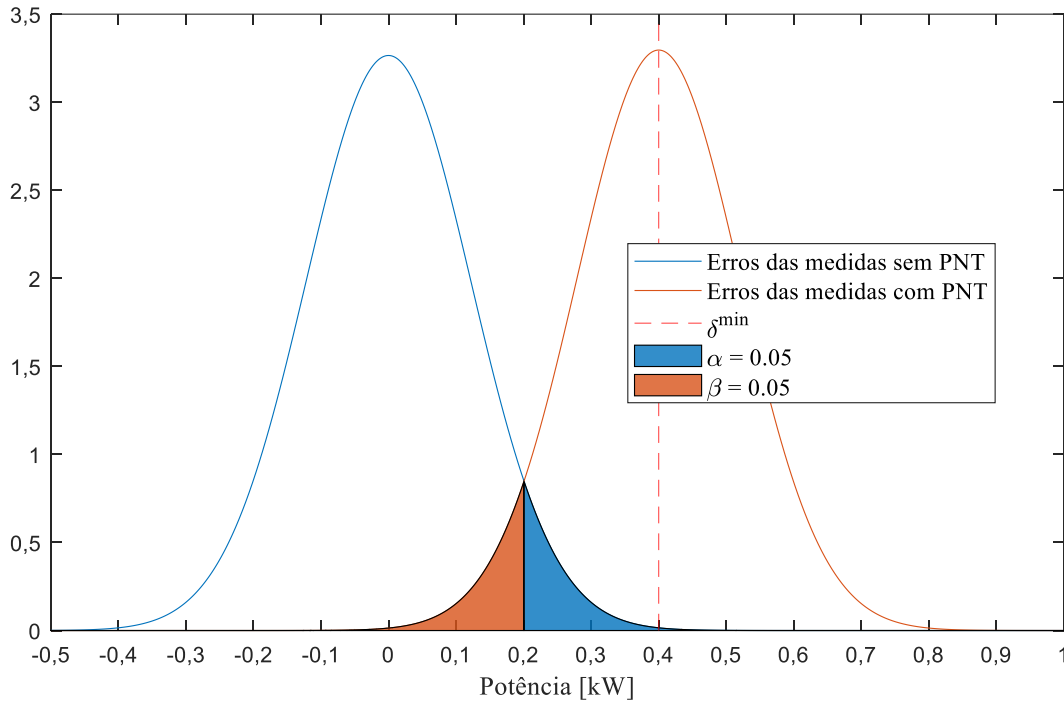


Figura 4.9 – Viés mínimo ( $\delta^{min}$ ) para localização de PNT de acordo com as distribuições dos erros das medidas regulares (sem PNT) e irregulares (com PNT).

Mas dependendo da posição da rede e do mau condicionamento numérico causado pela baixa redundância, a potência mínima detectável pode ser relativamente elevada, pois medidas de consumidores regulares podem ter variâncias grandes devido à propagação dos erros. Uma estimativa do viés mínimo pode ser obtida combinando as Equações 11 e 12, e isolando  $\delta$ , cujo resultado está na Equação 14. Como a melhor condição para a localização é ter apenas uma medida com PNT, nessa condição, o viés mínimo é calculado de maneira exata pela Equação 14 para cada consumidor  $k$ . Isso equivale a fixar o limiar de localização pela significância  $\alpha$ . Contudo, notar que esta equação representa a melhor condição. Durante o processo de localização, mais de uma medida é testada ao mesmo tempo, aumentando a propagação dos erros ( $T$ ) e, conseqüentemente,  $\delta_k^{min}$ .

$$\delta_k^{min} = \sigma_k (N_\alpha \sqrt{T_{k,k}} - N_\beta \sqrt{T_{k,k} - 1}) \quad (14)$$

O exemplo da Figura 4.9 foi calculado usando a Equação 14. Os parâmetros usados são  $\sigma_k = 16,67$  e  $T_{k,k} = 54$  (baseados nos testes do Capítulo 5). Olhando para a figura, pode-se ver que, ao escolher uma significância menor ( $\alpha$  e  $\beta$ ), a sobreposição das distribuições é reduzida, tornando o  $\delta^{min}$  maior. Dessa forma, o método fica mais seletivo, ou seja, menos medidas com PNT são localizadas, mas com confiança maior para perdas com elevada potência (perdas com baixa potência podem não ser localizadas). Outro ponto a destacar é que o aumento do número de medidas com PNT ao mesmo tempo, causadas por vários furtos, tende a aumentar

a propagação dos erros (maior  $T$ ) e, conseqüentemente, o  $\delta^{min}$ , lembrando que, na Equação 14,  $N_\beta$  é um número negativo. Por outro lado, o  $\delta^{min}$  pode ser reduzido se a precisão da medição aumentar (menor  $\sigma$ ) ou se a redundância aumentar pela instalação de novos dispositivos, o que leva a uma menor propagação de erros (menor  $T$ ).

Nos testes realizados, cujos principais resultados são apresentados no Capítulo 5, o uso de um  $\delta^{esp} = 2 \max \delta_k^{min}$  mostrou-se eficaz. Entretanto, como o  $\delta^{min}$  pode variar de acordo com o número de medidas testadas ao mesmo tempo, pode ser que, durante a localização, em alguma iteração,  $\delta_k^{esp} > \delta^{min}$ . Quando isso acontecer, é recomendável substituir o  $\delta_k^{esp}$  pelo  $\delta^{min}$  na iteração, voltando ao especificado na iteração seguinte.

#### 4.4 Ranqueamento

Ao final do teste de hipótese sobre os erros das medidas de um determinado *scan* ( $t$ ), há um número reduzido de medidas suspeitas ( $s$ ). O próximo passo é calcular a probabilidade de PNT para cada uma dessas medidas ( $Pr_s^{PNT}$ ). Para isso, propõe-se a utilização da Equação 15, que é a probabilidade de os erros estimados serem maiores do que o viés especificado, seguindo a Equação 12, que é a distribuição dos erros incluindo as medidas com PNT.

$$Pr_{s(t)}^{PNT} = Prob(\hat{e}_s > \delta^{esp}) \quad (15)$$

Essas probabilidades são calculadas e armazenadas toda vez que o algoritmo de localização é executado, ou seja, quando alguma PNT é detectada. Após várias execuções da localização, o risco de haver PNT, para todos os consumidores ( $k$ ), é calculado como a soma das probabilidades armazenadas, como expresso na Equação 16. Observar que a aplicação da localização em diferentes conjuntos de medidas ( $t$ ) pode levar a diferentes probabilidades, especialmente devido aos furtos intermitentes. Ainda, é esperado que muitos consumidores tenham probabilidade nula, correspondendo aos consumidores regulares.

$$\lambda_k = \sum_{\forall t} Pr_{k(t)}^{PNT} \quad (16)$$

Os consumidores suspeitos são ranqueados usando a Equação 16. Em um caso prático a distribuidora pode usar essa informação para direcionar suas equipes de inspeção. Adicionalmente, os consumidores podem ser classificados de acordo com o risco de terem PNT usando a Equação 17, em que a soma do número de detecções ( $nd$ ) – o número de detecções é o número de vezes que inconsistências foram encontradas nos conjuntos de medidas, ou seja, o



número de vezes que os testes do  $J(x)$  e dos resíduos normalizados falharam – é multiplicada pela significância ( $\beta$ ). Os riscos baixo, médio e alto são dados por uma, duas e três vezes o limiar ( $l$ ), respectivamente. O limiar proposto é arbitrário. Ele foi baseado nos testes realizados em um alimentador de distribuição apresentado no Capítulo 5.

$$l = nd \cdot \beta \quad (17)$$

Na próxima seção será apresentado um exemplo de localização de um furto de energia. Os gráficos com os resultados apresentam as somas das probabilidades ( $\lambda$ ) e incluem também a classificação de risco usando o limiar da Equação 17. Com o ranqueamento de acordo com a probabilidade de terem PNTs, que é uma variável quantitativa, as distribuidoras podem ter um critério objetivo para a alocação de suas equipes de inspeção.

#### 4.5 Exemplo ilustrativo

O exemplo a seguir apresenta a identificação de um furto de energia simples. Foi utilizada a rede de BT da Figura 4.10, na qual a barra 1 é a referência (o lado de BT do transformador de distribuição). Na barra 23 há um furto de potência de 2 kW com PF = 0,92 (24 h por dia). Essa rede faz parte de um alimentador de uma distribuidora brasileira, que será apresentado com mais detalhes no Capítulo 5. A rede de BT possui 9 consumidores monofásicos, 11 bifásicos e 2 trifásicos. O consumo médio mensal por consumidor é de 361 kWh. O método foi repetido 96 vezes, correspondendo a um dia de semana completo com coletas de medidas a cada 15 minutos (estimativas do custo computacional, ou seja, dos tempos necessários para os cálculos, são apresentadas na Seção 5.6). Essas medidas são obtidas de um fluxo de carga usando os perfis de carga de consumidores, às quais erros gaussianos foram adicionados. Os resultados estão apresentados na Figura 4.11, sendo que para que as baixas probabilidades sejam visíveis, os gráficos têm escala logarítmica. Como havia PNT nos 96 conjuntos de medidas, as faixas indicando os riscos baixo, médio e alto, calculadas usando Equação 17, representam uma, duas ou três vezes 4,8 ( $l = nd \cdot \beta = 96 \cdot 0,05 = 4,8$ ).

Na Figura 4.11 foram adotados  $\alpha = 0,05$  e  $\beta = 0,05$ . O viés usado no gráfico da Figura 4.11(a) é  $\delta^{esp} = 400 W$  ( $\max \delta_k^{min} \cong 200 W$ ), enquanto na Figura 4.11(b) não foi especificada nenhuma potência mínima detectável ( $\delta^{esp} = 0 W$ ), o que, na prática, faz o limiar de detecção variável em função de  $\alpha$ . Neste exemplo foi usado um furto de potência fixa com duração de 24 horas. Furtos intermitentes são apresentados no Capítulo 5.

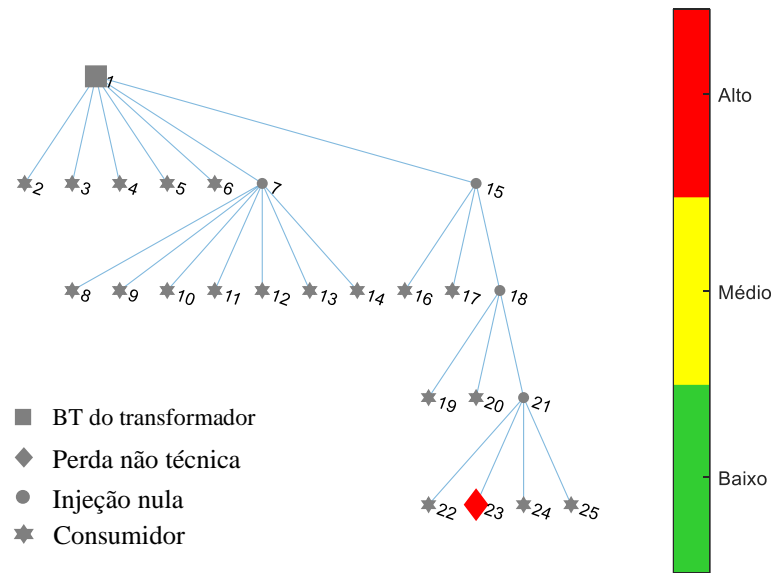


Figura 4.10 – Representação na forma de circuito do risco de PNT do teste de localização da perda em 23.C.

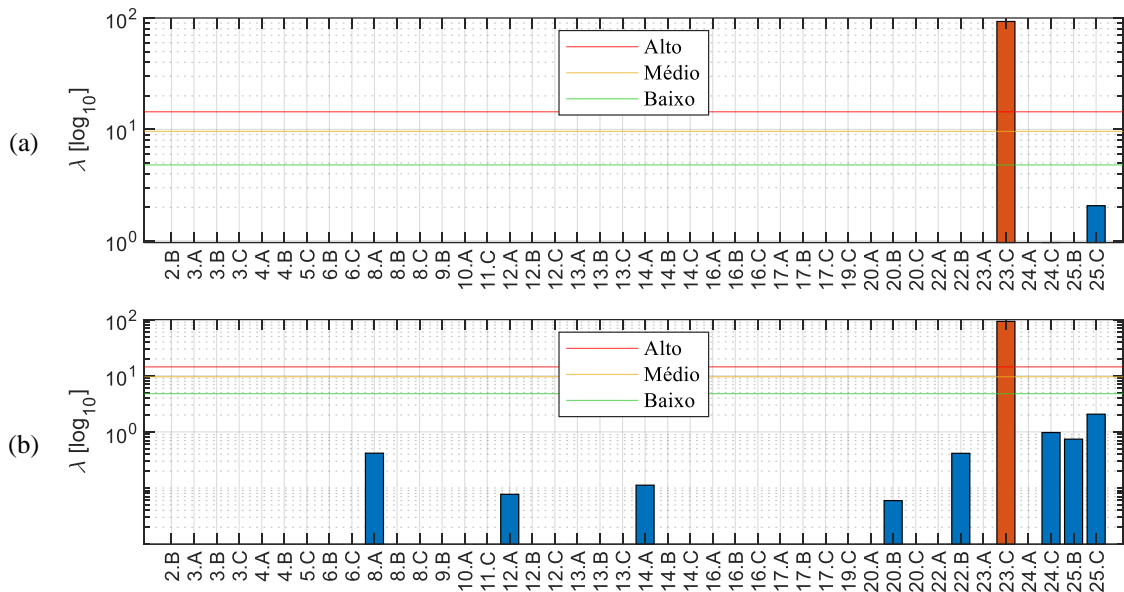


Figura 4.11 – Risco de PNT nos consumidores, com furto em 23.C, considerando: (a)  $\delta^{esp} = 400 W$  e alternativamente (b)  $\delta^{esp} = 0 W$ .

As probabilidades somadas de PNT ( $\lambda_k$ ), apresentadas no gráfico da Figura 4.11(a), são referentes ao resultado final do teste de um dia inteiro (96 *scans*). O nó com furto (23.C) tem um risco muito elevado e o nó vizinho (25.C) tem um risco muito baixo. Nesse gráfico foram traçadas três linhas horizontais, que representam os limiares de classificação de risco. A Figura 4.11(b) apresenta o mesmo teste desconsiderando o  $\delta^{esp}$ . Nessa condição o método fica menos seletivo, mas ainda apresenta bons resultados, lembrando que neste teste apenas duas medidas têm erros grosseiros ( $P_{23.C}$ ,  $Q_{23.C}$ ). Por fim, a figura anterior (Figura 4.10) usa uma representação de circuito para apresentar os resultados.

Para dar mais detalhes, o processo iterativo de localização de PNT de um conjunto de medidas é apresentado na Tabela 4.2. Ele representa um dos testes de hipótese que levou aos resultados da Figura 4.11(a). As medidas de potência nos consumidores ( $P_k$ ) foram divididas em quatro subconjuntos, que foram incluídos nas iterações 1, 6, 11 e 13. No final do processo iterativo, o erro estimado é próximo da potência do furto, que é a potência não medida (PNT = 2 kW e  $\hat{e} = 2,16$  kW).

A Figura 4.12 mostra um gráfico com as distribuições referentes a uma iteração da Tabela 4.2. O nó 23.C tem o maior erro estimado. Já as demais medidas, dos consumidores regulares, têm erros mais próximos de zero. As medidas dos consumidores regulares tendem a ter média nula, enquanto a medida com a PNT tem um viés acentuado. Notar que as distribuições têm variâncias distintas. Por exemplo, a distribuição do erro do nó 22.B tem menos variância, sendo o seu  $\tau$  maior do que zero. Em contrapartida, a medida 25.C tem maior variância, o que implicaria um  $\tau$  negativo, que foi limitado em zero, seguindo a Equação 13. No teste de localização, todas as medidas cujos erros estimados (\*) forem menores do que os limiares ( $\tau$ ) calculados (o) são eliminadas, ou seja, são classificadas como regulares. Nesse exemplo foram eliminadas da lista de suspeitas as medidas de 3.B, 17.A, 22.B e 17.C. Gráficos similares aos da Figura 4.12 de todas as iterações do exemplo estão no APÊNDICE D.

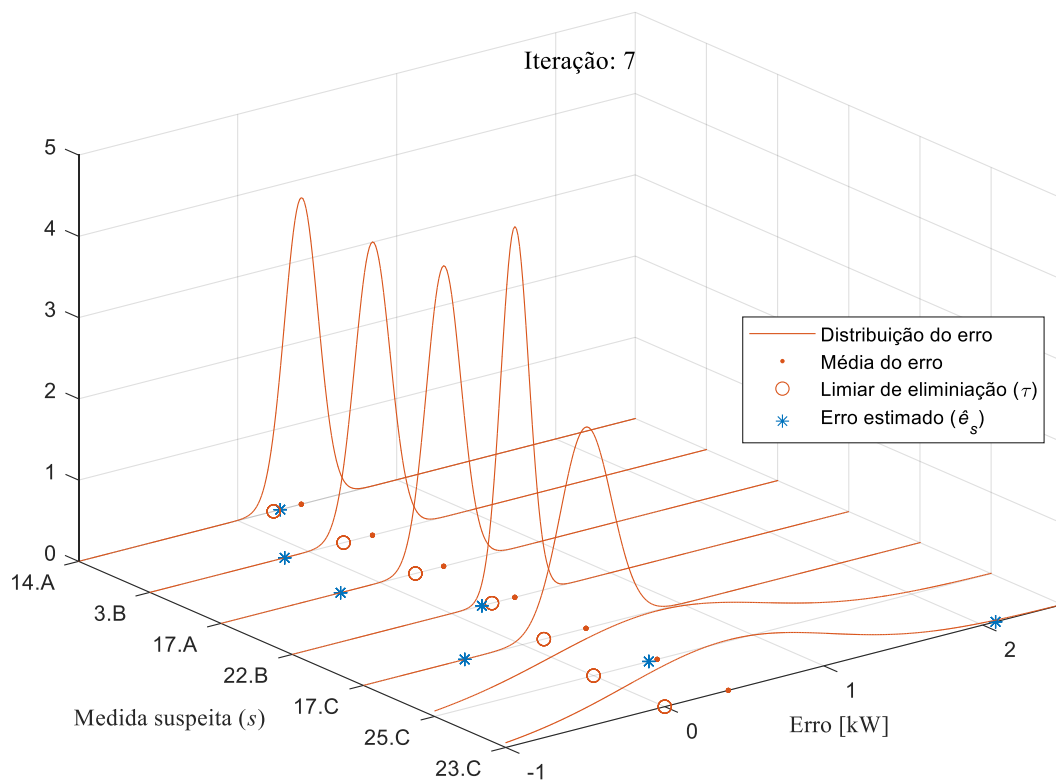


Figura 4.12 – Distribuições dos erros de uma iteração da Tabela 4.2.

Tabela 4.2 – Exemplo de um processo iterativo de localização (furto de 2 kW na barra 23.C com PF = 0,92).

Iter	Nó (s)	Subconjunto	$\hat{e}_s$ [kW]	$\tau$ [kW]
1	23.C	1	2,59	0,00
1	24.C	1	-0,09	0,00
1	19.C	1	-0,36	0,00
1	16.C	1	0,30	0,00
1	5.C	1	0,63	0,00
1	3.C	1	-1,12	0,00
1	12.C	1	-0,29	0,00
1	25.B	1	0,41	0,00
1	8.C	1	0,34	0,00
1	20.B	1	-0,07	0,00
1	23.A	1	-0,39	0,00
1	24.A	1	0,05	0,00
1	16.B	1	-0,44	0,00
1	20.A	1	-0,12	0,00
1	16.A	1	0,29	0,00
1	6.B	1	0,33	0,00
1	2.B	1	0,36	0,00
1	4.B	1	-0,02	0,00
1	12.B	1	0,00	0,00
1	8.B	1	-0,54	0,00
1	4.A	1	0,27	0,00
1	13.A	1	0,01	0,00
1	8.A	1	0,21	0,00
1	3.A	1	-0,30	0,00
2	23.C	1	2,36	0,14
2	16.C	1	-0,08	0,00
2	5.C	1	-0,22	0,00
2	25.B	1	0,15	0,25
2	8.C	1	-0,05	0,09
2	24.A	1	-0,24	0,19
2	16.A	1	-0,04	0,01
2	6.B	1	0,23	0,00
2	2.B	1	0,14	0,00
2	12.B	1	-0,48	0,03
2	4.A	1	0,13	0,00
2	13.A	1	0,02	0,00
2	8.A	1	0,16	0,00
3	23.C	1	2,17	0,30
3	6.B	1	0,14	0,00
3	2.B	1	-0,12	0,00
3	4.A	1	-0,06	0,08

Iter	Nó (s)	Subconjunto	$\hat{e}_s$ [kW]	$\tau$ [kW]
3	13.A	1	-0,04	0,00
3	8.A	1	0,16	0,00
4	23.C	1	2,17	0,30
4	6.B	1	0,02	0,27
4	8.A	1	0,07	0,28
5	23.C	1	2,16	0,30
6	23.C	1	2,19	0,00
6	25.C	2	0,34	0,00
6	20.C	2	-0,28	0,00
6	17.C	2	0,01	0,00
6	6.C	2	-0,15	0,00
6	14.C	2	-0,12	0,07
6	22.B	2	0,34	0,12
6	22.A	2	-0,40	0,14
6	17.B	2	-0,36	0,00
6	17.A	2	0,19	0,01
6	3.B	2	0,47	0,00
6	9.B	2	-0,43	0,04
6	14.A	2	0,21	0,20
7	23.C	1	2,08	0,00
7	25.C	2	0,35	0,00
7	<b>17.C</b>	<b>2</b>	<b>-0,36</b>	<b>0,14</b>
7	<b>22.B</b>	<b>2</b>	<b>0,19</b>	<b>0,26</b>
7	<b>17.A</b>	<b>2</b>	<b>-0,25</b>	<b>0,22</b>
7	<b>3.B</b>	<b>2</b>	<b>-0,15</b>	<b>0,22</b>
7	14.A	2	0,27	0,23
8	23.C	1	2,08	0,00
8	25.C	2	0,09	0,00
8	14.A	2	0,07	0,28
9	23.C	1	2,07	1,05
9	25.C	2	0,09	1,06
10	23.C	1	2,16	0,30
11	23.C	1	2,26	0,29
11	13.C	3	-0,26	0,26
11	14.B	3	-0,04	0,28
11	10.A	3	0,09	0,28
12	23.C	1	2,16	0,30
13	23.C	1	2,26	0,29
13	11.C	4	-0,26	0,26
13	13.B	4	-0,04	0,28
13	12.A	4	0,09	0,28
<b>14</b>	<b>23.C</b>	<b>1</b>	<b>2,16</b>	<b>0,30</b>

#### 4.5.1 Discussão sobre a implementação do método

Na implementação do método, alguns refinamentos podem ser incluídos. Como ele é baseado em teste de hipótese, ao ser repetido diversas vezes, haverá alguns casos em que medidas de consumidores regulares serão classificadas como suspeitas. Uma forma de reduzir o efeito desses erros no ranqueamento dos consumidores é descartar parte das probabilidades calculadas ( $Pr_{k(t)}^{PNT}$ ). Por exemplo, no cálculo da soma das probabilidades ( $\lambda_k$ ), as 5% maiores probabilidades podem ser descartadas. Outro aspecto importante a destacar é que, para um determinado instante  $t$  em que houver a coleta de medidas, se o conjunto não estiver completo, o número de graus de liberdade é reduzido, deteriorando a estimação dos erros. Portanto, esse conjunto deve ser desprezado, sendo o teste realizado com os dados da próxima coleta.

A localização de medidas com PNT pode exigir um número significativo de iterações. Contudo, o método proposto é aplicado somente após a estimação, ou seja, ele não requer uma nova estimação do estado da rede a cada iteração, o que seria uma grande carga computacional. Além disso, a cada iteração são usados apenas subconjuntos das medidas (uma parte das medidas dos consumidores), e, portanto, o método não tem uma carga computacional significativa. Ademais, o método pode ser aplicado *offline*, ou seja, a carga computacional não é uma característica fundamental para o emprego do método. Ainda assim, no Capítulo 5 há uma seção indicando os tempos de simulação de alguns testes.

## 5 ESTUDOS DE CASO

Nesta seção estão os resultados de testes dos conceitos previamente apresentados, que foram realizados em um alimentador de distribuição. Inicialmente, a estrutura de simulação e as principais características da rede de teste são apresentadas. Na sequência há simulações de identificação de PNTs em consumidores de BT e MT.

### 5.1 Características e dados das simulações

O método foi testado por meio de simulações de acordo com o fluxograma da Figura 5.1. Os dados de medição estão descritos a seguir. Eles incluem os medidores disponíveis, com suas perspectivas precisões, e a rede na qual as simulações foram feitas.

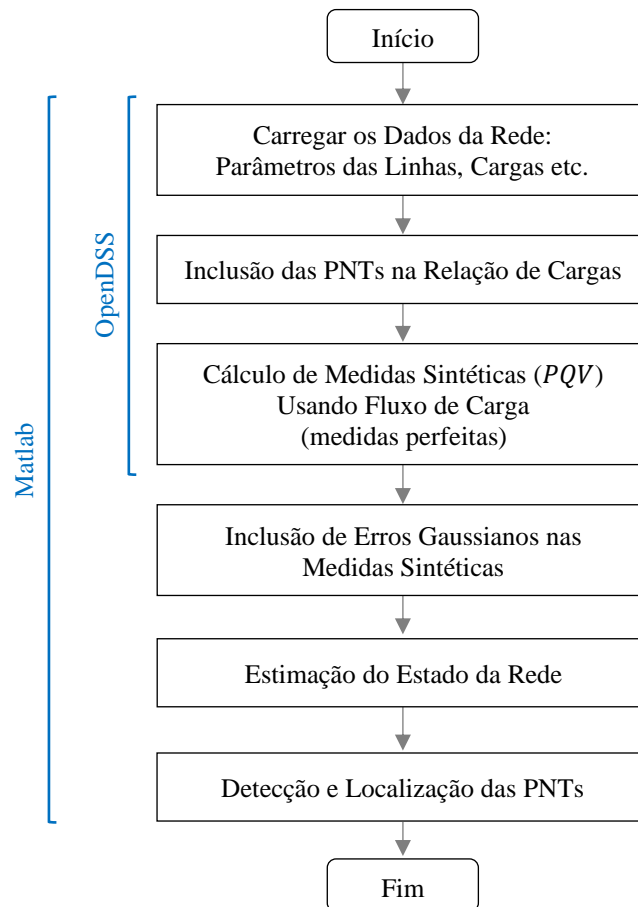


Figura 5.1 – Esquema usado nas simulações para o teste do método na rede de distribuição.

Os dados da rede de teste foram organizados em arquivos de texto contendo os comprimentos das linhas e suas configurações, curvas de carga, dados dos transformadores etc. São dados de um alimentador real, com as respectivas curvas de carga dos consumidores. Esses

dados são carregados no programa de cálculo de fluxo de carga do OpenDSS. Na sequência, cargas adicionais são incluídas para representar as PNTs (as cargas não medidas). No passo seguinte é realizado o cálculo do fluxo de carga, fornecendo as medidas sintéticas. Elas representam as medidas perfeitas (sem erros). Antes de iniciar a estimação de estado, erros gaussianos de média zero e desvio padrão de acordo com a Tabela 5.1 são adicionados às medidas perfeitas. Então a estimação de estado pode ser realizada, conforme descrito no Capítulo 4. Ao final, com o estado estimado, o método de identificação de PNTs é aplicado.

A Tabela 5.1 apresenta as medidas usadas nos testes, compreendendo os dados empregados para a inclusão de erros nas medidas perfeitas e também para a montagem da matriz de ponderação do estimador ( $W = R_z^{-1}$ ). Os desvios padrões ( $\sigma$ ) são calculados usando a Equação 18, admitindo que os erros de medição seguem a distribuição normal. Um valor de base foi usado para cada medida (a tensão nominal ou a potência, ambos por fase).

$$\sigma = \frac{z_{base} \cdot \epsilon}{3 \cdot 100} \quad (18)$$

Tabela 5.1 – Dados de medição usados nos testes.

Rede	Tipo	Medida	Precisão ( $\epsilon$ )	Valor de Base ( $z_{base}$ )	Desvio Padrão ( $\sigma$ )
BT	Medidor Inteligente	$P_k, Q_k$	1,0%	5 kVA	16,67 kVA
		$V_k$	0,2%	127 V	0,08 V
	Medidor do Transformador	$P_{BT-MT}, Q_{BT-MT}$	1,0%	15 kVA	33,33 kVA
		$V_{BT}$	0,2%	127 V	0,08 V
		$\theta_{BT}$	-	-	0,001 rad
	Injeção Virtual	$P_v, Q_v$	-	-	0,10 kVA
MT	Medidor do Consumidor	$P_k, Q_k$	1,0%	50 kVA	166,67 kVA
		$V_k$	0,2%	6,58 kV	4,39 V
	Medidor da Subestação	$P_{SE}, Q_{SE}$	1,0%	1 MVA	333,33 kVA
		$V_{SE}$	0,2%	6,58 kV	4,39 V
		$\theta_{SE}$	-	-	0,001 rad
	Injeção Virtual	$P_v, Q_v$	-	-	1,000 kVA

Os testes foram realizados em um sistema de distribuição completo. Trata-se de um alimentador de MT (11,4 kV), com consumidores ligados à rede primária e contendo diversos

transformadores de distribuição com seus respectivos consumidores. A Tabela 5.2 apresenta as principais características dessa rede, e a Figura 5.2 ilustra a rede primária de MT.

Tabela 5.2 – Principais características do alimentador incluindo as redes de MT e BT.

Elementos da Rede	Quantidade
Transformador de distribuição (220/110-127 V, 10 a 150 kVA)	48
Consumidores de MT	5
Consumidores de BT	474

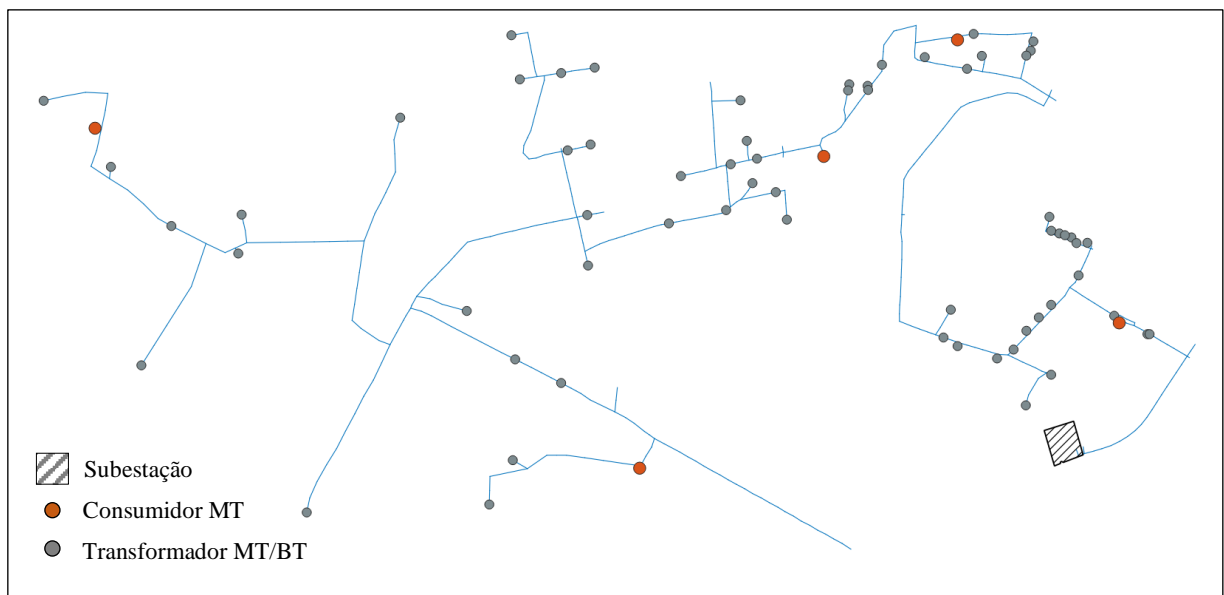


Figura 5.2 – Rede de MT do alimentador usado nos testes.

## 5.2 Testes na rede de baixa tensão

Nesta seção, testes com uma e múltiplas PNTs em uma rede de BT são apresentados. Também há um comparativo de desempenho do método frente aos resíduos normalizados sem nenhuma adaptação feita para a localização de PNTs.

### 5.2.1 Furto bifásico em um consumidor

Os testes limitados à BT foram realizados na mesma rede apresentada na Seção 4.5, sendo o primeiro teste muito parecido com o exemplo ilustrativo. O esquema da rede está novamente mostrado na Figura 5.3, que apresenta agora o resultado da identificação de PNT em outra barra. Essa é uma das redes secundárias do alimentador da Figura 5.2. Neste teste é



admitido um furto por alimentação dupla na barra 6. Diferentemente do exemplo ilustrativo, foi considerado um furto bifásico ( $Y_g$ ), cuja potência é 3 kW (1,5 kW por fase), também com  $FP = 0,92$  indutivo. Por conseguinte, há quatro medidas com erro grosseiro:  $P_{6,A}$ ,  $Q_{6,A}$ ,  $P_{6,C}$  e  $Q_{6,C}$ . Outro aspecto diferente é que a carga irregular não fica ligada o dia todo, mas apenas uma parte do dia, das 14 h às 18 h. Portanto, para um dia em que há 96 medições (a cada 15 min), 20 delas incluem a PNT.

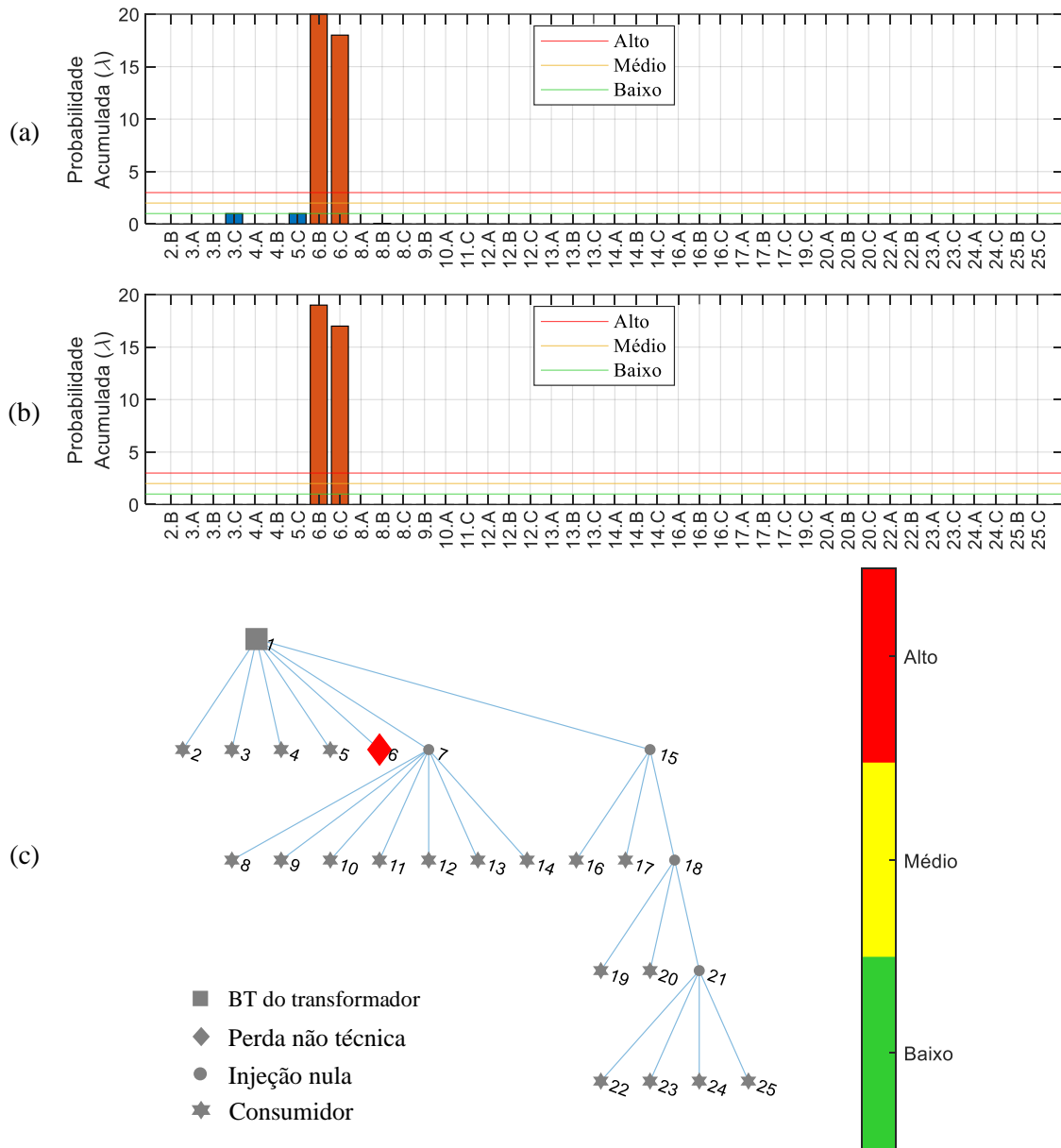


Figura 5.3 – Resultados do teste de localização de uma PNT 2F (2x1,5 kW), com  $FP = 0,92$ , na rede de BT: (a) caso base, (b) desconsiderando 5% das amostras e (c) resultado final do risco na forma de circuito.

O método de localização é executado quando são detectados erros grosseiros no conjunto de medidas, o que acontece quando os testes de  $J(x)$  e dos resíduos normalizados falham. O viés de sensibilidade admitido foi  $\delta^{esp} = 400$  W. Os resultados do caso base estão

na Figura 5.3(a), considerando as condições acima citadas, e na Figura 5.3(b) os resultados têm 5% das maiores probabilidades ( $Pr_k^{PNT}$ ) removidas – caso haja uma grande quantidade de medidas coletadas, é possível excluir uma parte delas visando a eliminação da localização indevida de consumidores regulares. Neste caso, assim como no exemplo ilustrativo, a localização da barra com PNT é bem clara.

### 5.2.2 Perdas não técnicas simultâneas

Para verificar o método na presença de PNTs simultâneas, foi realizado um teste com três consumidores com furto ao longo do dia (à medida que existem mais consumidores adulteram seus medidores, a localização se torna mais desafiadora devido à baixa redundância). As condições do teste são semelhantes às do anterior, mas agora há três consumidores com furtos intermitentes, conforme detalhado na Figura 5.4. A figura possui três gráficos, um para cada fase do sistema, sendo que a potência dos furtos é diferente para cada consumidor ( $FP = 0,92$  indutivo para todos). Por exemplo, às 12 h há furtos nas barras 13 e 20, e incluindo os erros de potência reativa ( $Q_k$ ), há 12 erros grosseiros (a figura mostra apenas as potências ativas das perdas).

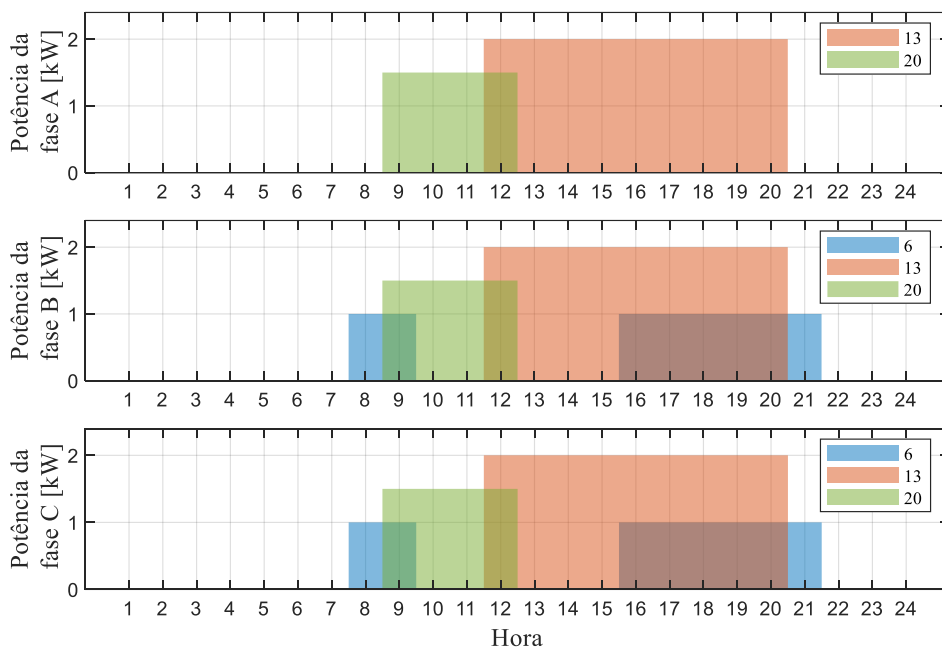


Figura 5.4 – Múltiplas PNTs ao longo do dia nos consumidores das barras 6, 13 e 20.

As simulações foram realizadas ao longo de um dia de semana com as PNTs seguindo a Figura 5.4. Os resultados do teste são apresentados na Figura 5.5. Nota-se na Figura 5.5(a) que diversas medidas foram identificadas como possíveis PNTs. No entanto, somente as medidas que realmente têm as perdas possuem alto risco. Essas medidas têm probabilidades

somadas ( $\lambda_k^{PNT}$ ) grandes, permitindo a classificação. A Figura 5.5(b) novamente apresenta o resultado na forma de circuito. Caso fossem removidas 5% das amostras, seriam indicadas apenas as PNT com alto risco, visto que as demais não atingiriam o limiar de baixo risco. Resumindo, este teste mostra que a localização usando o método proposto teve bons resultados. Em um caso prático, os consumidores das barras 6, 13 e 20 deveriam ser inspecionados.

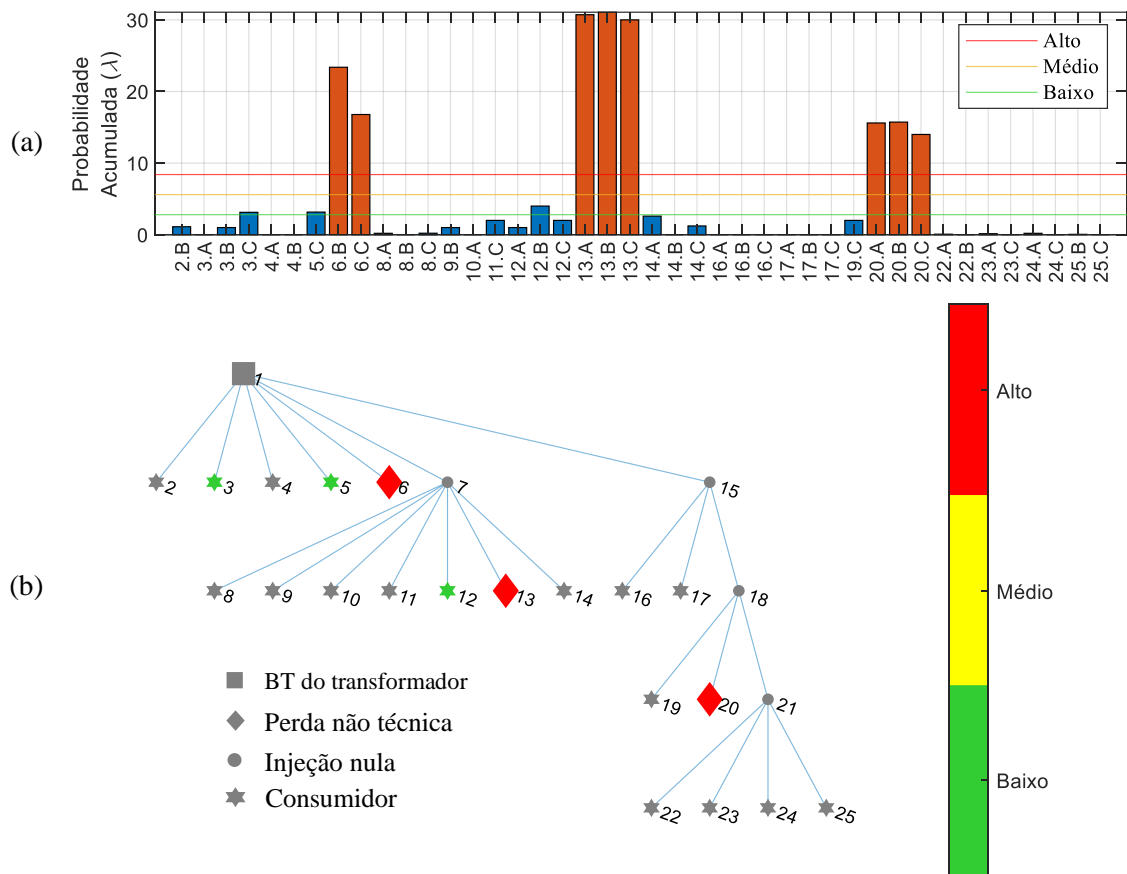


Figura 5.5 – Resultados do teste com múltiplas PNTs na BT: (a) probabilidades acumuladas e (b) resultado final na forma de circuito.

Os resultados apresentados aqui são de uma simulação, mas durante o processo de desenvolvimento do método, diversos outros testes foram realizados. Durante esses testes, verificou-se que, com a disponibilidade de medição nos transformadores de distribuição, os resultados são normalmente bons. Entretanto, a remoção desse medidor torna a localização mais difícil. Esse aspecto é analisado na seção seguinte.

### 5.2.3 Localização sem medidor no transformador de distribuição

O teste realizado com múltiplas PNTs é repetido nesta seção desconsiderando a disponibilidade de medição no transformador de distribuição ( $PQV^{TR}$ ). As condições são iguais às do teste anterior, apenas removendo o medidor do transformador. Os resultados estão na

Figura 5.6. A primeira condição, da Figura 5.6(a), considera a soma de todas as probabilidades calculadas, enquanto a segunda, da Figura 5.6(b), desconsidera 5% das maiores probabilidades. Nota-se que, em comparação ao resultado do teste anterior (Figura 5.5), houve uma piora do resultado ao remover  $PQV^{TR}$ , especialmente na perda mais próxima da barra 1, onde está o secundário do transformador. Ao remover  $PQV^{TR}$ , o número de graus de liberdade é significativamente reduzido. Nove medidas são removidas ( $3 \times PQV$ ) e, portanto, a redundância local é comprometida.

Entretanto, mesmo com a redundância menor, os resultados ainda são aceitáveis. Na Figura 5.6(a), as três barras com PNT foram ranqueadas com alto risco. Contudo, barras vizinhas à 6 foram ranqueadas com médio risco, apesar de não terem PNT. Nesse caso, os três consumidores poderiam ser inspecionados (barras 3, 5 e 6). Na Figura 5.6(b), ao desconsiderar parte das probabilidades, o método fica mais seletivo, deixando a barra 6 com médio risco. Como regra geral, as barras com baixo risco poderiam ficar em alerta e serem monitoradas após da remoção das perdas dos consumidores de alto e médio risco.

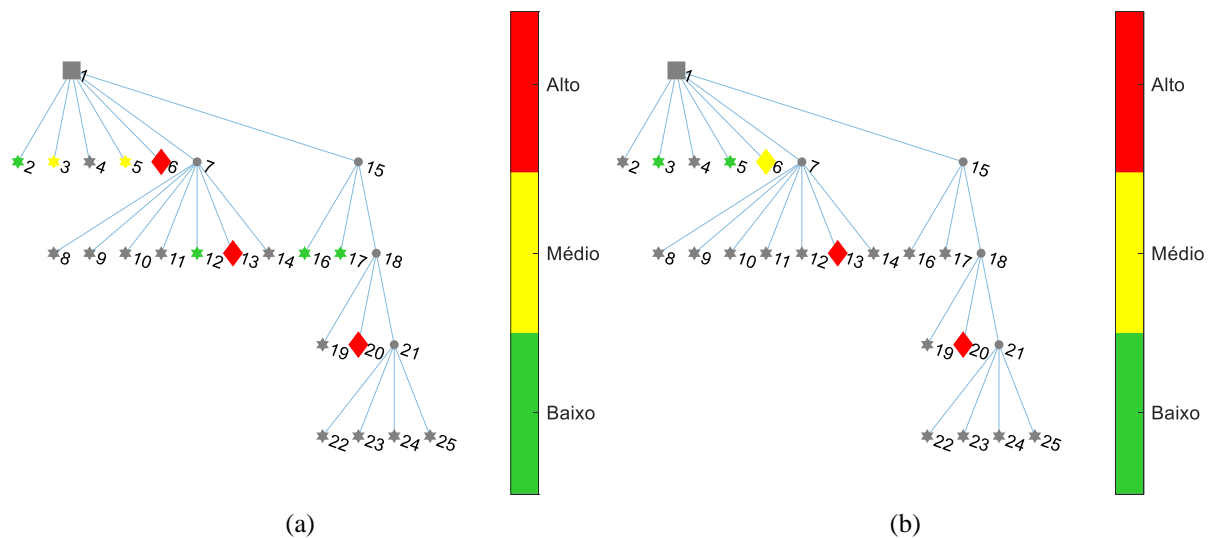


Figura 5.6 – Localização de múltiplas PNTs sem medição no transformador de distribuição: (a) caso base e (b) desconsiderando 5% das amostras.

Uma forma de interpretar o resultado anterior é notar que, dependendo da barra da rede, a sensibilidade do método pode variar, principalmente quando as medidas do transformador não estão presentes, conforme a Figura 5.7. Verifica-se que o furto na barra 6 é menor do que  $\delta^{min}$  na condição sem  $PQV^{TR}$ , mas é maior quando as medidas do transformador estão presentes. A sensibilidade para barras próximas à referência sem  $PQV^{TR}$  é afetada de forma crítica. Isso não significa que a PNT não é detectada, mas que a sua localização é prejudicada,

atribuindo menor risco ao consumidor com PNT (6) ou atribuindo risco a consumidores regulares (por exemplo nas barras 3 e 5).

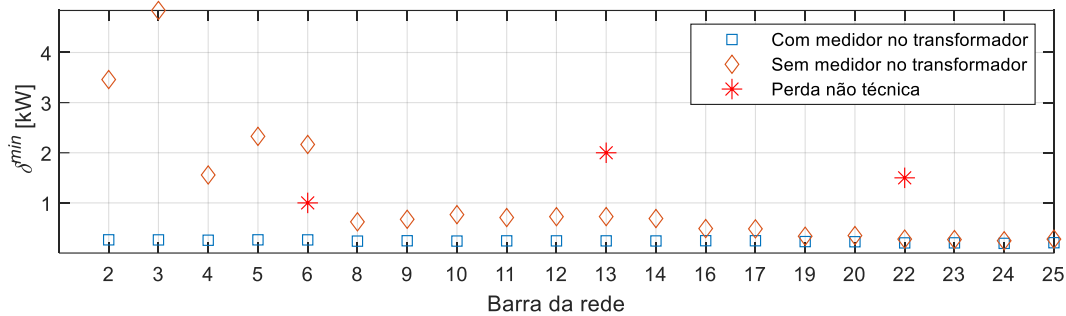


Figura 5.7 – Sensibilidade de potência ( $\delta^{min}$ ) com e sem o medidor do transformador de distribuição.

#### 5.2.4 Análise comparativa

O método proposto inclui a localização de medidas suspeitas e o seu ranqueamento, no qual as medidas são classificadas pelo risco de possuírem PNTs. Considerando somente a primeira parte (localização), é possível comparar o método proposto à análise feita com os resíduos normalizados. A Tabela 5.3 apresenta os resultados dessa comparação. Três métodos estão listados, sendo o primeiro baseado nos resíduos normalizados (o mais usual), o segundo considerando a melhoria proposta por [60] e, por fim, o método desta tese. Os resultados presentes na tabela foram obtidos nas condições dos testes anteriores com  $PQV^{TR}$ , mas ao invés de um único dia, os testes foram repetidos por vinte dias (repetições suficientes para que houvesse convergência). A tabela possui dois critérios de comparação, sendo o primeiro a taxa de positivos verdadeiros ( $TPV$ ), e o segundo representa a taxa de positivos falsos ( $TPF$ ). Essas taxas são expressas pelas Equações 19 e 20 [99].

$$TPV = \frac{PV}{PV + NF} \quad (19)$$

em que  $PV$  é a quantidade de positivos verdadeiros e  $NF$  é a quantidade de negativos falsos.

$$TPF = \frac{PF}{PF + NV} \quad (20)$$

em que  $PF$  é a quantidade de positivos falsos e  $NV$  é a quantidade de negativos verdadeiros.

Os resultados dos resíduos normalizados (primeira linha da Tabela 5.3) foram calculados repetindo a estimação de estado a cada erro localizado. No caso dos resíduos compostos, foi usada a correção dos erros com a Equação 78 (Apêndice C.2). O número de  $PV$  foi admitido como o número de vezes em que o método indicou uma barra à qual havia um consumidor irregular conectado. Ao contrário,  $PF$  indica o número de vezes que barras de

consumidores regulares foram indicadas como tendo PNT. O número de  $NF$  é a quantidade de vezes que uma barra foi considerada como regular quando, de fato, havia nela um consumidor irregular, e  $NV$  é a quantidade de barras regulares que foram classificadas corretamente.

Tabela 5.3 – Comparação entre o método proposto e métodos baseados nos resíduos normalizados.

Método	Exemplo Ilustrativo (Seção 4.5)		Caso Bifásico (Seção 5.2.1)		Caso Múltiplo (Seção 5.2.2)	
	$TPV$	$TPF$	$TPV$	$TPF$	$TPV$	$TPF$
Resíduos normalizados (conforme APÊNDICE C)	1,0000	0,0306	1,0000	0,0640	0,9762	0,1565
Resíduos compostos $\Psi$ (conforme Seção 4.3, baseado em [60])	1,0000	0,0041	1,0000	0,0127	0,9881	0,0567
Teste de hipótese sobre os erros estimados (método proposto)	0,9995	0,0035	1,0000	0,0201	1,0000	0,0298

Os resultados apresentados na Tabela 5.3 mostram que a  $TPV$  dos três métodos é boa, sendo a menor taxa de todos os casos simulados igual a 0,9762. A principal diferença está na  $TPF$ , em particular no caso de múltiplas perdas. O método dos resíduos normalizados sem adaptação apresenta uma  $TPF$  elevada. Não indicar um consumidor com PNT é ruim, mas a indicação indevida de consumidores regulares pode ser pior. Caso o método identifique apenas parte dos consumidores irregulares, após a remoção deles o método pode ser repetido. Nessa nova condição, com menos erros grosseiros, aumentam as chances de identificação dos consumidores irregulares que passaram despercebidos na condição inicial. Já no caso de indicar um consumidor regular como irregular, os custos do deslocamento de técnicos para a inspeção serão desperdiçados.

### 5.3 Testes na rede de média tensão

Nesta seção são apresentados testes realizados com PNTs exclusivamente na MT. Na sequência, será apresentado um teste com o alimentador completo (MT e BT). Mas antes de apresentar o teste de localização na MT, a sua redundância será discutida.

#### 5.3.1 Redundância na rede de média tensão

A redundância nas redes de MT tende a ser menor do que nas de BT. Diferentemente das redes secundárias, há menos consumidores nas redes primárias e muito mais barras

de passagem. Nessas barras, apesar de serem consideradas as medidas virtuais de injeção de potência nula ( $PQ$ ), não estão disponíveis as medidas de magnitude de tensão ( $V$ ). Ademais, na BT há diversos consumidores ligados à mesma barra, o que aumenta a redundância local. Essas condições são menos favoráveis para a aplicação do método proposto. Para exemplificar, a Figura 5.8 representa a rede de MT usada nos testes, que possui cinco consumidores, os quais estão enumerados na figura. A representação do alimentador não inclui as diversas redes secundárias, mas somente as barras de passagem de MT e os transformadores (barra do secundário dos transformadores de distribuição), onde foram admitidas as medidas  $PQV$ . De acordo com a escala de cores apresentada, nota-se que o consumidor da barra 100, no meio da rede, têm  $\delta^{min}$  grande (um pouco acima de 25 kW por fase); o furto deve ter potência maior nessa barra para que seja adequadamente localizado. Ao contrário, a barra no final da rede (65) tem potência um pouco menor, da ordem de 15 kW.

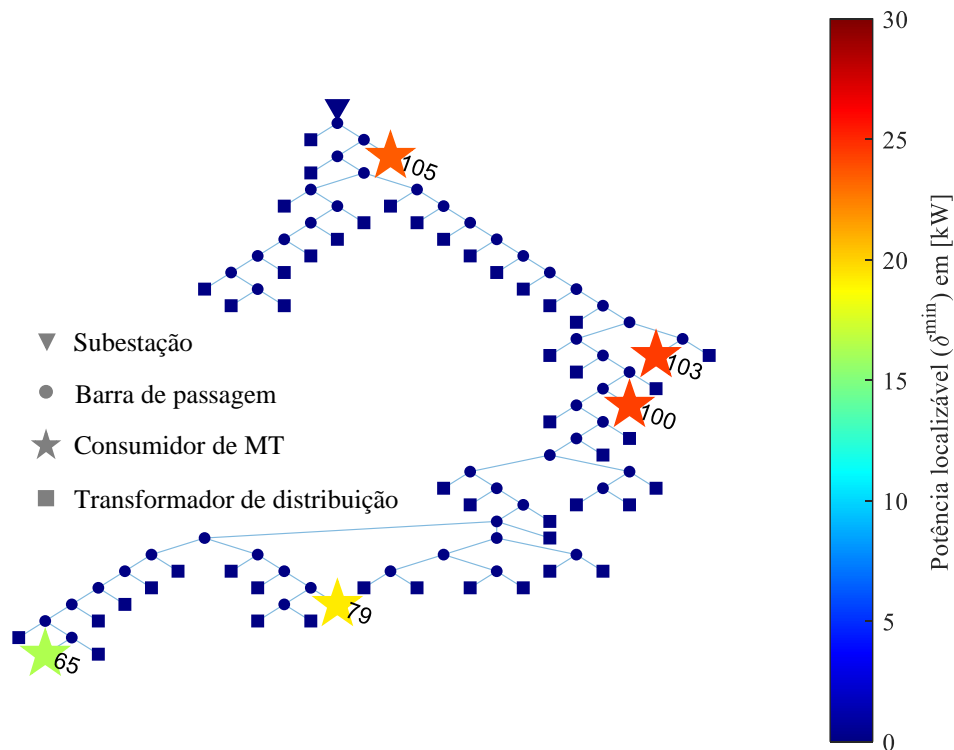


Figura 5.8 – Rede de teste de distribuição de MT com indicação da potência localizável  $\delta^{min}$  [kW por fase].

### 5.3.2 Localização de um consumidor com perda não técnica na rede primária

Neste teste um consumidor de MT tem furto com potência trifásica de 150 kW (50 kW por fase) e  $FP = 0,92$  indutivo. Foram consideradas condições similares aos testes realizados na rede de BT e, como o consumidor é trifásico, há seis medidas com erros grosseiros ( $3 \times PQ$ ). O viés de sensibilidade admitido foi  $\delta^{esp} = 30$  kW, que equivale a  $\delta^{esp} \cong \delta^{min}$  para

o consumidor da barra 100 e  $\delta^{esp} \cong 2 \cdot \delta^{min}$  para o consumidor da barra 65. A Figura 5.9 apresenta os resultados. Como esperado, dada a potência mínima localizável, os gráficos mostram que os furtos nas barras 100 e 103 (barras próximas e no meio da rede), apesar de detectados, não são localizados de forma clara. Particularmente no segundo gráfico, não fica claro em qual consumidor a perda está. Já para as barras distantes da fonte, que têm  $\delta^{min}$  menores, a localização teve bons resultados.

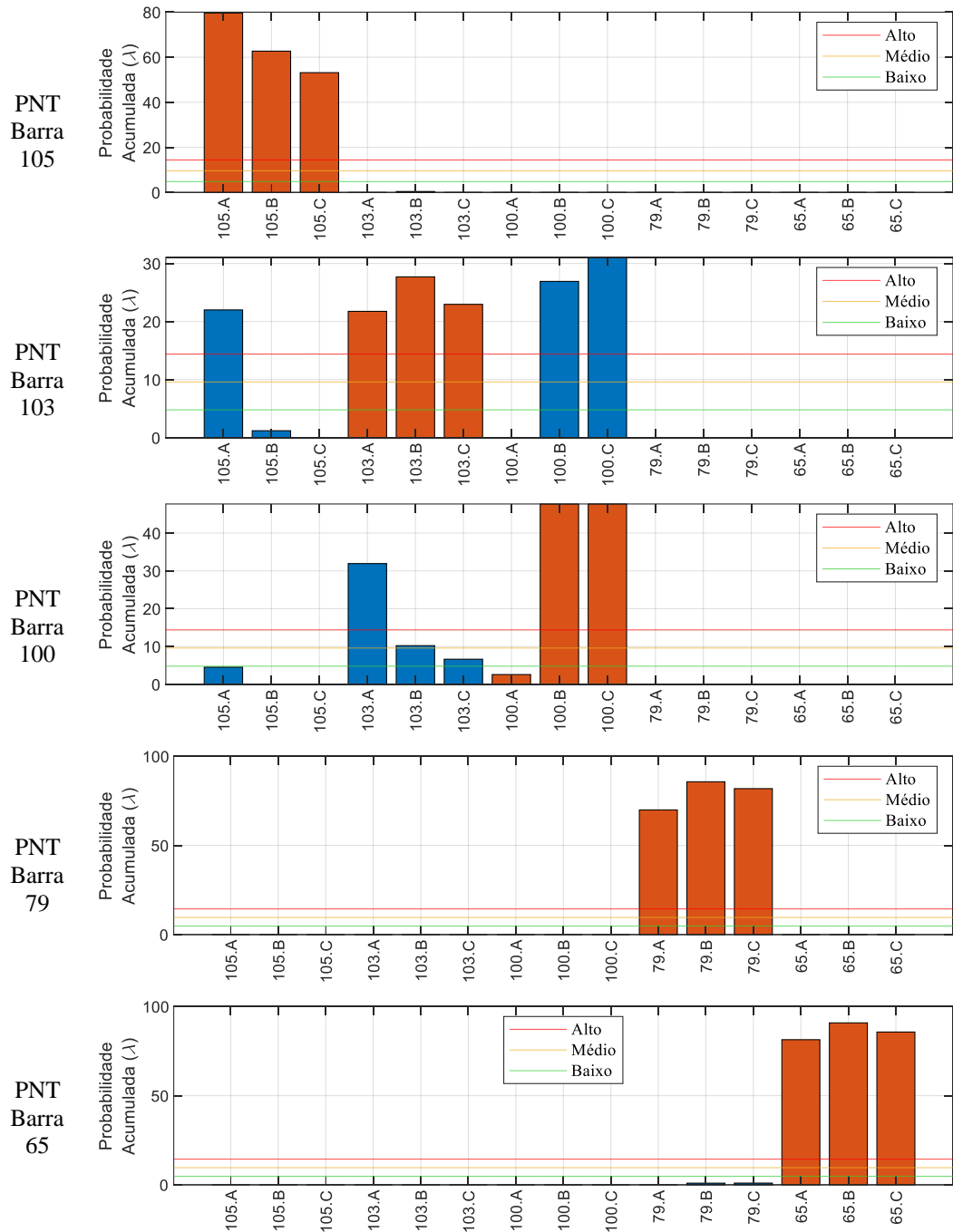


Figura 5.9 – Probabilidade acumulada de PNT das medidas de consumidores de uma rede de MT com furto de 50 kW por fase (FP = 0,92).



Um aspecto importante é que, quando os consumidores estão próximos, eles tendem a ter seus erros estimados mais fortemente correlacionados. A Figura 5.10 mostra os fatores de correlação linear entre os erros das medidas da rede de MT do teste. As barras no final da rede possuem fatores mais dispersos, enquanto no início, principalmente entre as barras 105 e 100, a correlação é muito alta para as mesmas fases (esses fatores estão destacados na figura).

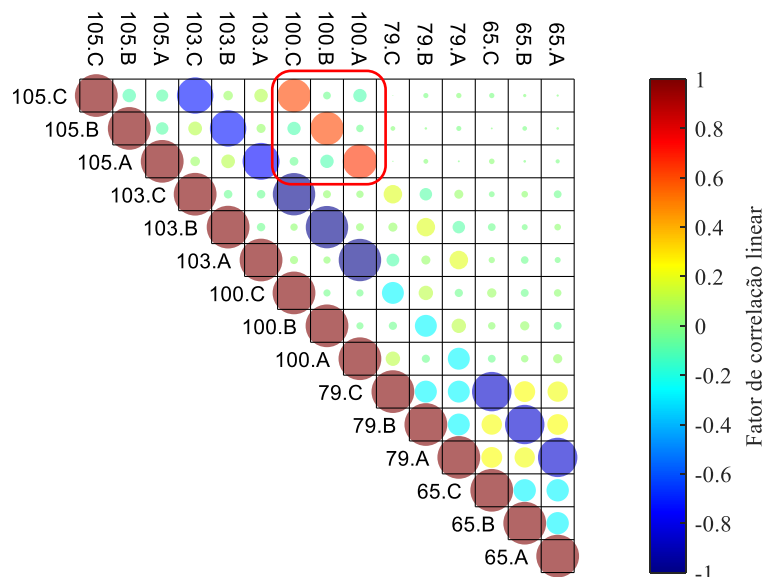


Figura 5.10 – Matriz de correlação dos erros estimados da rede de MT.

Apesar de o método ser menos assertivo nas redes de MT, há bem menos consumidores nessas redes em comparação com as de BT. Além disso, o custo relativo à inspeção de um consumidor de MT é muito menor do que de um de BT (custo de inspeção em comparação com o custo da energia furtada). Na BT, uma inspeção pode custar mais do que a energia não medida.

## 5.4 Teste no alimentador completo

Nesta seção há um teste usando o alimentador completo (MT e BT) com diversas PNTs ao longo do dia. Assim como nos testes anteriores, foram admitidas coletas de medidas a cada 15 min, e o teste foi realizado considerando todos os conjuntos de medidas de um dia (96 conjuntos). A Figura 5.11 mostra as barras com PNT e em que horários elas estão ativas. Essa figura apenas dá uma ideia da sobreposição das perdas, mas, como são muitas, não é possível identificar todas as cargas irregulares. Há uma tabela em apêndice (Tabela E.1), na qual os horários e as potências estão detalhados. No teste realizado, as perdas variam de 1 a 2 kW por medida (fase) e estão ativas durante o dia, mas desligadas entre 22:00 e 7:00. Além das PNTs na BT indicadas na figura, há uma na MT de 75 kW (25 kW por fase).

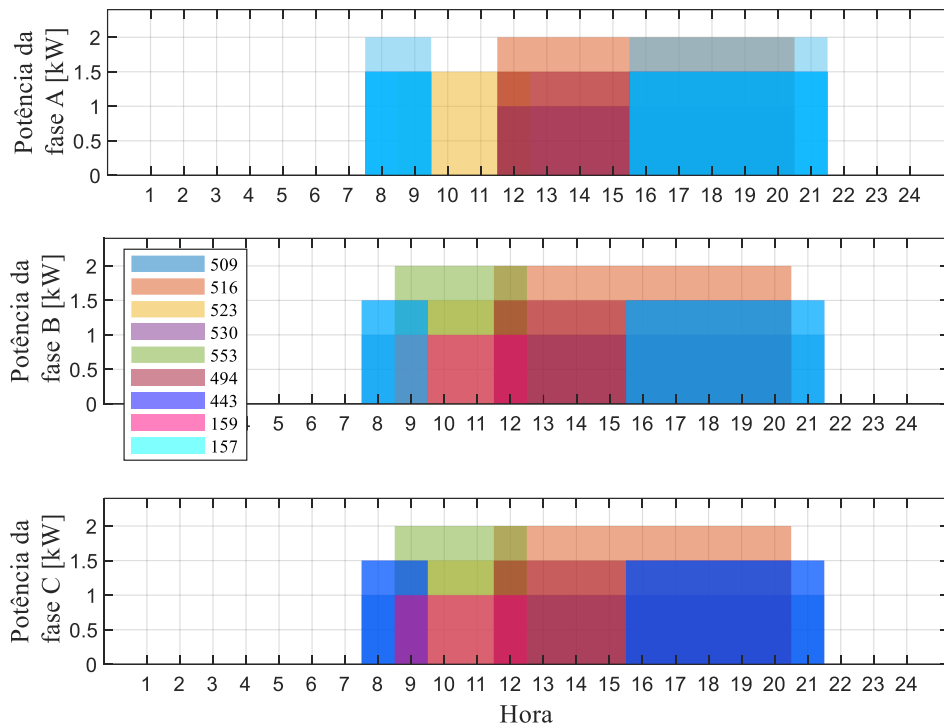


Figura 5.11 – PNTs ao longo do dia em consumidores de BT do alimentador completo.

Na Figura 5.12 estão os resultados da localização das PNTs. As redes de BT podem ser identificadas como as barras a jusante dos transformadores de distribuição. A subestação está na parte superior da figura. Um dos consumidores de MT tem PNT e as demais perdas estão nas redes de BT. Os furtos que estão em diferentes redes de BT não se afetam mutuamente de forma significativa (as correlações de seus erros são baixas). Ao contrário, as PNTs próximas dificultam a localização. De modo geral, as perdas foram localizadas, mas há imprecisões em algumas redes de BT.

A Figura 5.13 apresenta os detalhes das redes secundárias de BT. As redes dos transformadores 411, 529 e 531, à esquerda na figura, tiveram ótimos resultados. Nessas redes, a localização é facilitada por haver menos PNTs, em particular na rede 529, que tem apenas um consumidor. As redes com mais de um consumidor com PNT indicaram outras barras com baixo ou médio risco de PNT. Na rede do transformador 504, barras vizinhas à barra 616 foram ranqueadas com baixo risco. Já na rede do transformador 97, barras vizinhas à barra 181 foram ranqueadas com risco médio, o que indicaria às equipes de inspeção a necessidade de verificar os três consumidores.

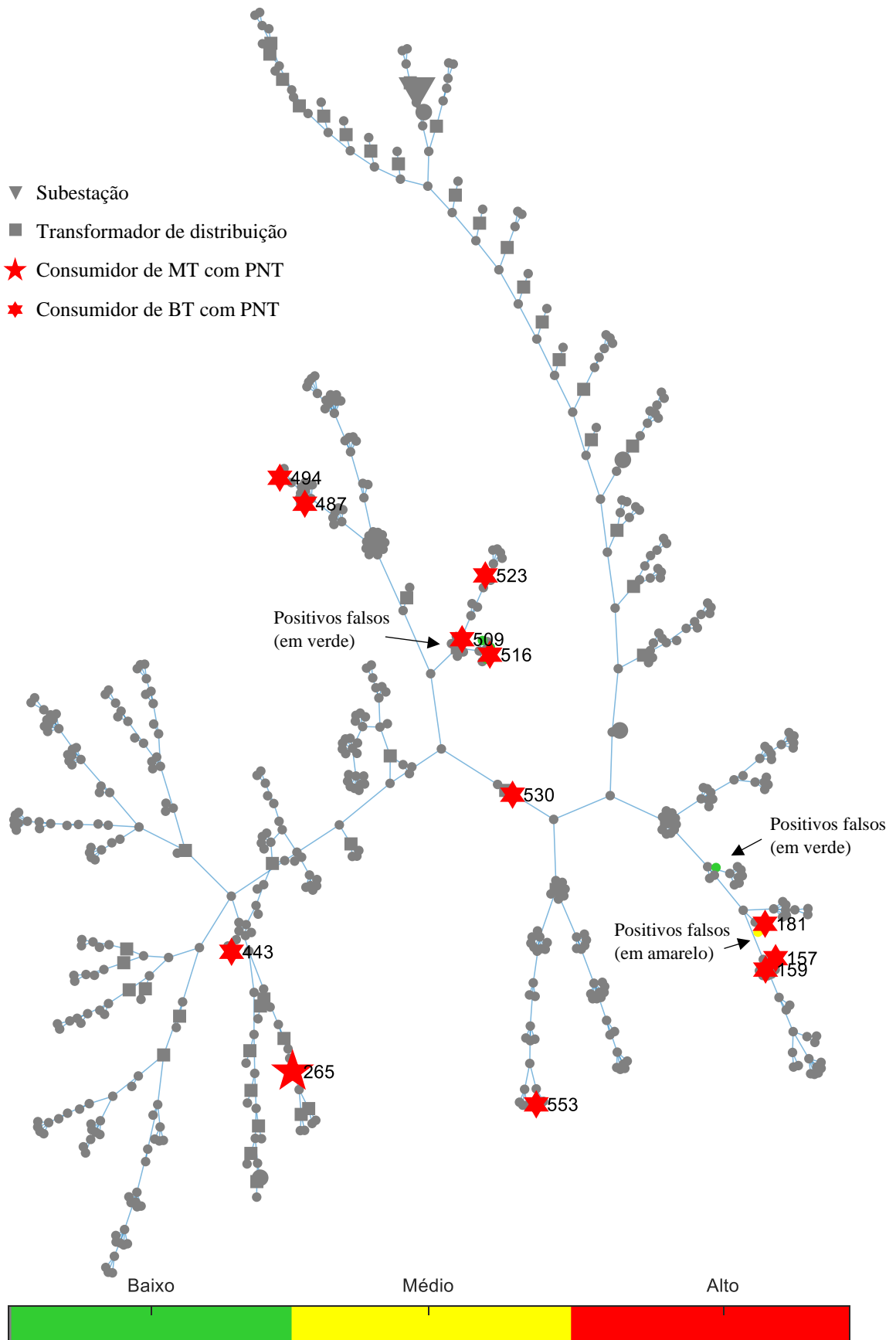


Figura 5.12 – Resultado (risco de PNT) do teste do alimentador de distribuição completo (MT e 48 redes de BT) – as barras numeradas possuem PNTs (positivos verdadeiros) e as regiões com positivos falsos estão destacadas (ver a Figura 5.13 a seguir).

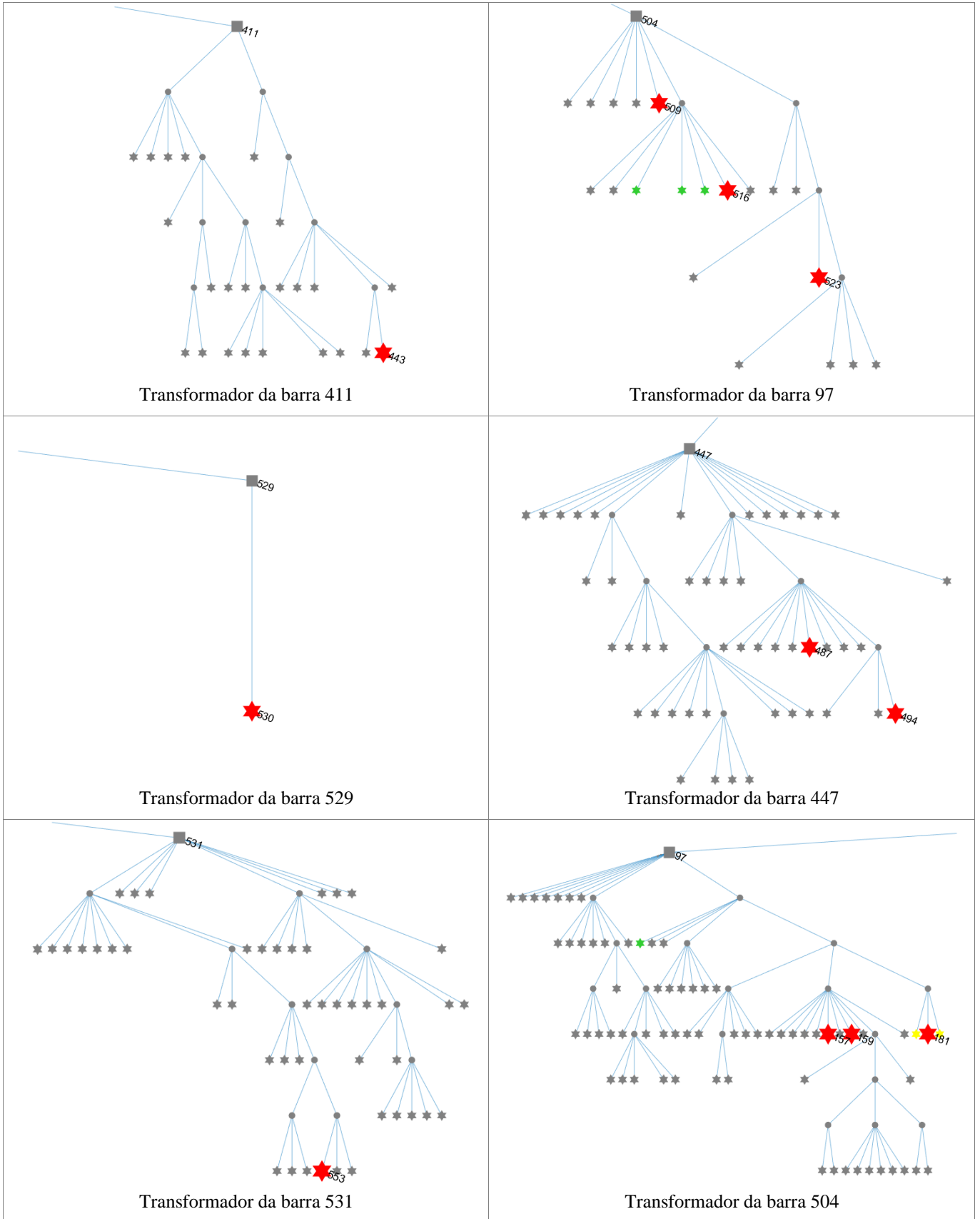


Figura 5.13 – Detalhes das redes de BT com PNTs do resultado da rede completa.

## 5.5 Discussão sobre os resultados da identificação

Ao final do processo de identificação, é atribuído a cada consumidor o risco de ter PNTs. Essa informação pode ser usada pela distribuidora para enviar suas equipes de inspeção com o objetivo de confirmar localmente as possíveis fraudes. Do ponto de vista prático, algumas situações podem acontecer. Primeiramente, os consumidores indicados como tendo possíveis PNTs podem ser regulares, especialmente nos casos em que o risco é médio ou, ainda mais, quando baixo. Pelos testes realizados, e sabendo que os resíduos têm elevada correlação quando as medições estão próximas, caso o consumidor com maior risco de PNT seja regular, seria recomendável verificar os seus vizinhos. Também pode acontecer de consumidores irregulares não serem localizados, notadamente quando os furtos não têm potência elevada. Nesse caso, é recomendável repetir a análise após a remoção das fraudes encontradas, ou seja, o método é aplicado, as equipes de inspeção removem as PNT localizadas e, com menos medidas com erros grosseiros, novas fraudes podem ser identificadas. Idealmente, o método deveria ser de uso permanente no sistema de gerenciamento da distribuidora, assim como outras funções de monitoramento e controle da rede.

## 5.6 Tempo computacional

A Tabela 5.4 indica os tempos computacionais médios da estimação de estado e da identificação de PNTs. Esses tempos foram calculados como a média do teste de um dia (96 conjuntos de medição). Os testes foram realizados em Matlab e, embora possam ser reduzidos por uma implementação otimizada, eles dão uma ideia do tempo necessário, particularmente o tempo relativo (Estimação de Estado versus Identificação de PNTs).

Tabela 5.4 – Tempo computacional médio de simulações realizadas.

<b>Rede</b>	<b>Estimação de Estado [ms]</b>	<b>Identificação de PNTs [ms]</b>
BT (com 25 barras, usada como exemplo)	563,43	23,32
MT (5 consumidores de MT)	5.848,20	11,11
MT + 48 redes de BT (alimentador completo)	42.740,96	256,76

## 6 CONCLUSÃO

O aumento do monitoramento das redes de distribuição tem permitido o desenvolvimento de novas ferramentas de gerenciamento, e os impactos negativos das PNTs têm motivado a criação de métodos analíticos para sua identificação, sobretudo na realidade brasileira em que as perdas representam parte significativa da energia injetada nas redes. Com a implementação da AMI e os novos métodos analíticos, espera-se um aumento da assertividade das inspeções, ou seja, uma redução do número de inspeções malsucedidas. A principal contribuição deste trabalho está na proposição de um método de detecção e localização de PNTs, principalmente aquelas causadas por adulterações nos sistemas de medição via *bypass* e alimentação dupla com objetivo de furtar energia elétrica.

Mesmo em um cenário com AMI, a identificação de PNTs continua sendo um desafio. Nos sistemas de distribuição, a quantidade de dispositivos de medição, as grandezas medidas e a frequência com que as medidas são coletadas são limitadas. Contudo, mesmo com o limitado monitoramento, se comparado ao das redes de transmissão, já é possível o desenvolvimento de métodos de identificação de PNTs. Nesse contexto, a estimação de estado se destaca. Essa técnica tem a vantagem de ter múltiplas funções para a supervisão e controle das redes e, inclusive, contribuir para o cálculo das perdas técnicas. Em relação à identificação de PNTs, a estimação de estado tem outras vantagens. Uma delas está no fato de não precisar de dados históricos com curvas de carga de consumidores. No método proposto, o teste de hipótese para localização de consumidores irregulares é realizado nos erros das medidas, que são a diferença entre os valores das grandezas medidas pela AMI, em um determinado momento, e as mesmas grandezas calculadas usando o modelo da rede. Outra vantagem em usar a estimação de estado é que, caso a infraestrutura de medição e comunicação seja ampliada, incluindo mais dispositivos de medição, ou as medidas sejam coletadas com maior frequência, a identificação terá seus resultados aprimorados.

O método proposto faz o aproveitamento da AMI que vem sendo instalada nas redes de distribuição, que é uma infraestrutura cara e, portanto, deve ter todo o seu potencial explorado. É um método aplicado aos resultados da estimação de estado. A detecção é realizada pelas técnicas convencionais de tratamento de erros grosseiros:  $J(x)$  e resíduos normalizados. Nos testes realizados durante a elaboração deste trabalho, essas técnicas funcionaram bem para a detecção, estando a dificuldade da identificação de PNTs na localização dos consumidores

irregulares. Por isso, foi proposto para a localização que sejam realizados testes de hipótese em subconjuntos selecionados de erros estimados de medição, oferecendo ao final, probabilidades de PNT para os consumidores suspeitos. A localização é repetida sempre que houver a coleta de um novo conjunto de medidas, e após certo número de repetições, é possível ranquear os consumidores pelo risco de PNT, que é a soma dessas probabilidades. O ranqueamento de acordo com o risco de terem PNTs usa uma variável quantitativa, que fornece à distribuidora um critério objetivo de decisão em relação à alocação de suas equipes de inspeção. Dessa forma, as distribuidoras podem usar o ranqueamento disponibilizado para enviar suas equipes de inspeção aos locais com maior risco de PNT, evitando, dessa forma, inspeções desnecessárias.

Em relação ao desempenho, toda técnica que usa teste de hipótese apresenta positivos falsos, mas a repetição do método com diversos conjuntos de medidas evita localizações indevidas de consumidores regulares. Os resultados dos testes em um alimentador de distribuição mostram que, mesmo com baixa redundância, o método tem bom desempenho para a localização de PNTs na BT, inclusive quando há múltiplos furtos. Nos testes realizados, a potência mínima identificável ficou na ordem de 400 W. Isso significa que o método é capaz de detectar potências acima desse patamar. Contudo, a localização mostrou desempenho satisfatório a partir de 1 kW. Quando as PNTs estão na MT, a sensibilidade é menor. Ela depende da precisão da medição e da redundância local que, por sua vez, depende da quantidade de dispositivos de medição em torno da medida a ser avaliada e da topologia da rede. Nas redes de BT, em que os consumidores estão mais próximos, a redundância local tende a ser um pouco maior do que na MT, onde os medidores estão mais distantes entre si, havendo barras somente com medição virtual entre eles. Contudo, a localização é possível caso a perda seja suficientemente grande (na rede testada para esta tese, acima de 50 kW por fase).

## 6.1 Perspectivas de trabalhos futuros

Durante a elaboração deste trabalho foram identificadas possíveis investigações e extensões do método proposto, as quais estão listadas a seguir:

- Avaliar o desempenho do método frente a erros de comunicação e falta de sincronismo (medidas coletadas em momentos diferentes);
- Criar uma adaptação otimizada do método proposto para os estimadores AMB e BCB (Apêndice B.2). O método proposto pode ser usado nesses dois estimadores, e é possível haver aprimoramentos e otimizações. Esses

estimadores têm a matriz de planejamento constante, visto que as medidas são linearizadas. Assim como na estimação do estado da rede, a estimação dos erros das medidas pode tirar proveito da matriz constante. A dificuldade está no fato de esses estimadores usarem medidas equivalentes de corrente (as medidas de potência são convertidas em medidas de corrente complexa na forma retangular). Por isso, um erro na medida de potência ativa de um consumidor se espalha nas partes real e imaginária das medidas equivalentes de corrente;

- Alternativamente, poderia ser estudada a aplicação de estimadores robustos como o de mínimo valor absoluto ponderado (WLAV);
- Analisar a possibilidade de aplicação do método para outros tipos de fraudes nos sistemas de medição, sobretudo as cibernéticas;
- Investigar o potencial da utilização do erro estimado para obter a energia furtada pelos consumidores candidatos a apresentarem PNTs. Essa informação pode ser usada para o cálculo do retorno do investimento nos sistemas de monitoramento da rede (instalação dos medidores)



## 7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] S. I. Gerasopoulos, N. M. Manousakis e C. S. Psomopoulos, “Smart metering in EU and the energy theft problem,” *Springer - Energy Efficiency*, vol. 15, nº 1, p. 18, 2022.
- [2] G. B. Gharehpetian, M. S. Naderi, H. Modagheh e A. Zakariazadeh, *Application of smart grid technologies: case studies in saving electricity in different parts of the world*, Elsevier - Academic Press, 2018.
- [3] L. Mili, T. V. Cutsem e M. Ribbens-Pavella, “Bad data identification methods in power system state estimation - a comparative study,” *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, Vols. %1 de %2PAS-104, nº 11, pp. 3037-3049, Novembro 1985.
- [4] L. Mili e T. V. Cutsem, “Implementation of the hypothesis testing identification in power system state estimation,” *IEEE Transacction on Power System*, vol. 3, nº 3, pp. 887-893, 1988.
- [5] A. Beutel, R. Caire, D. Jeanneau, P. Mousinho, G. Pannunzio, N. Ruiz, M. Safanda, M. Zerbi, R. Canto, B. Kirba, W. Luan e E. Poma, “Reduction of technical and non-technical losses,” CIREN, Belgium, 2017.
- [6] F. d. S. Savian, J. C. M. Siluk, T. B. Garlet, F. M. d. Nascimento, J. R. Pinheiro e Z. Vale, “Non-technical losses: a systematic contemporary article review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 147, 2021.
- [7] International Energy Agency, “Energy Statistics Data Browser,” 2020. [Online]. Disponível: <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/energy-statistics-data-browser?country=WORLD&energy=Electricity&year=2020>. [Acesso em 31 01 2023].
- [8] F. S. Savian, J. C. M. Siluk, T. B. Garlet, F. M. d. Nascimento, J. R. Pinheiro e Z. Vale, “Non-technical losses in brazil: overview, challenges, and directions for identification and mitigation,” *International Journal of Energy Economics and Policy*, vol. 12, nº 3, pp. 93-107, 2022.
- [9] R. Jiang, R. Lu, Y. Wang, J. Luo, C. Shen e X. Shen, “Energy-theft detection issues for advanced metering infrastructure,” *Tsinghua Science and Technology*, vol. 19, nº 2, pp. 105-120, 15 04 2014.
- [10] P. Kadurek, J. Blom, J. F. G. Cobben e W. L. Kling, “Theft detection and smart metering practices and expectations in the Netherlands,” em *PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT Europe)*, Gotemburgo, Suécia, 2010.
- [11] R. Bryce, “Business Energy,” *Forbes*, 20 04 2020. [Online]. Disponível: <https://www.forbes.com/sites/robertbryce/2020/04/20/an-epidemic-of-stealing-watts-for-weed/#5340660072a5>. [Acesso em 03 06 2023].

- [12] C.-L. Su, W.-H. Lee e C.-K. Wen, “Electricity theft detection in low voltage networks with smart meters using state estimation,” em *International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, Taipei, Taiwan, 2016.
- [13] The Guardian, “News World,” The Guardian, 12 07 2019. [Online]. Disponível: <https://www.theguardian.com/world/2019/jul/12/chinese-police-crack-down-on-bitcoin-miners-over-3m-of-stolen-electricity>. [Acesso em 08 06 2020].
- [14] A. Alexandre, “Germany: suspects arrested for stealing electricity in crypto mining operation,” Cointelegraph, 07 02 2019. [Online]. Disponível: <https://cointelegraph.com/news/germany-suspects-arrested-for-stealing-electricity-in-crypto-mining-operation>. [Acesso em 03 06 2023].
- [15] Network Energy Services, “Energy theft and fraud reduction,” 17 06 2020. [Online]. Disponível: [https://www.networkedenergy.com/en/news-events/energy-theft-and-fraud-reduction?utm\\_medium=sei&utm\\_source=external&utm\\_campaign=article%20f&t](https://www.networkedenergy.com/en/news-events/energy-theft-and-fraud-reduction?utm_medium=sei&utm_source=external&utm_campaign=article%20f&t). [Acesso em 10 10 2022].
- [16] Sarawak Energy, “First Bintulu Case of Cryptocurrency Mining Centre Power Theft,” 06 03 2020. [Online]. Disponível: <https://www.sarawakenergy.com/media-info/media-releases/2020/first-bintulu-case-of-cryptocurrency-mining-centre-power-theft>. [Acesso em 05 06 2023].
- [17] International Energy Agency, “The World Bank,” IEA, 2018. [Online]. Disponível: [https://data.worldbank.org/indicator/EG.ELC.LOSS.ZS?end=2014&most\\_recent\\_value\\_desc=false&start=1960&view=chart](https://data.worldbank.org/indicator/EG.ELC.LOSS.ZS?end=2014&most_recent_value_desc=false&start=1960&view=chart). [Acesso em 06 02 2023].
- [18] CPFL Paulista, “CPFL Energia,” 28 12 2021. [Online]. Disponível: <https://www2.cpfl.com.br/noticia/com-apoio-de-tecnologia-e-denuncias-cpfl-paulista-regulariza-13-mil-fraudes-no-1o-semester>. [Acesso em 28 03 2023].
- [19] M. Teixeira, “Jornal Nacional,” 12 04 2016. [Online]. Disponível: <https://g1.globo.com/jornal-nacional/noticia/2016/04/gatos-de-energia-eletrica-sao-encontrados-em-mansoes-do-rio.html>. [Acesso em 28 03 2023].
- [20] A. L. Azevedo, D. Dias e J. Alves, “Light faz operação contra 'gatos de luz' em condomínios de classe média,” G1, 30 08 2018. [Online]. Disponível: <https://g1.globo.com/rj/rio-de-janeiro/noticia/2018/08/30/light-faz-operacao-contra-gatos-de-luz-em-condominios-de-classe-media.ghtml>. [Acesso em 17 06 2023].
- [21] Portal Integração, “Jornal Integração On-line,” 10 02 2022. [Online]. Disponível: <https://www.integracaodaserra.com.br/rge-regularizou-quase-25-mil-fraudes-na-area-de-concessao-em-2021/>. [Acesso em 05 06 2023].
- [22] S. Chatterjee e H. Viriyam, “Power theft management: the india chapter – is it time for a refurbishment?,” *Indian Journal of Projects, Infrastructure and Energy Law - IJPIEL*, New Delhi, 2021.

- [23] L. C. Carrazza, M. H. d. Souza, R. K. Yatsu, G. d. F. O. Rodrigues, D. A. Lima e C. E. Carvalho, “Perdas de energia elétrica na distribuição,” ANEEL, Brasília, 2022.
- [24] ANEEL, “Perdas de energia,” 2015. [Online]. Disponível: [https://www2.aneel.gov.br/cedoc/aren2015660\\_Proret\\_Submod\\_2\\_6\\_V3.pdf](https://www2.aneel.gov.br/cedoc/aren2015660_Proret_Submod_2_6_V3.pdf). [Acesso em 08 16 2023].
- [25] ANEEL, “Perdas de Energia,” [Online]. Disponível: <https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/distribuicao/perdas-de-energia>. [Acesso em 12 08 2023].
- [26] ANEEL, “Módulo 7 – Cálculo de Perdas na Distribuição,” [Online]. Disponível: <https://www.gov.br/aneel/pt-br/centrais-de-conteudos/procedimentos-regulatorios/prodist>. [Acesso em 09 08 2023].
- [27] Instituto Acende Brasil, “Perdas de energia: o desafio durante a pandemia,” Canal Energia, 26 03 2021. [Online]. Disponível: <https://acendebrasil.com.br/imprensa/perda-de-energia-desafio-durante-a-pandemia/>. [Acesso em 05 05 2023].
- [28] P. Kelly-Detwiler, “Sustainability,” Forbes, 23 04 2013. [Online]. Disponível: <http://www.forbes.com/sites/peterdetwiler/2013/04/23/electricity-theft-a-bigger-issue-than-you-think>. [Acesso em 05 06 2023].
- [29] A. Abur e A. G. Expósito, Power system state estimation, New York: Marcel Dekker, Inc, 2004.
- [30] U. Hashmi e J. G. Priolkar, “Anti-theft energy metering for smart electrical,” em *International Conference on Industrial Instrumentation and Control*, Pune, India, 2015.
- [31] P. B. A. Oliveira, “Fraudes mais comuns na medição de energia elétrica,” [Online]. Disponível: <https://sites.google.com/site/punarobley/fraudes-mais-comuns-na-medicao-de-energia-eletrica>. [Acesso em 06 02 2023].
- [32] S. McLaughlin, B. Holbert, A. Fawaz, R. Berthier e S. Zonouz, “A multi-sensor energy theft detection framework for advanced metering infrastructure,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 31, nº 7, pp. 1319-1330, 07 2013.
- [33] G. M. Messinis e N. D. Hatziargyriou, “Review of non-technical loss detection methods,” *Electric Power Systems Research*, vol. 158, pp. 250-266, 2018.
- [34] F. S. Savian, J. C. M. Siluk, T. B. Garlet, F. M. Nascimento e J. R. Pinheiro, “Non-technical losses in electricity distribution: a bibliometric analysis,” *IEEE Latin America Transactions*, vol. 19, nº 3, pp. 359-368, 03 2021.
- [35] D. Carr e M. Thomson, “Non-technical electricity losses,” *Energies*, vol. 15, nº 2218, p. 14, 03 2022.

- [36] M. Ahmed, A. Khan, M. Ahmed, M. Tahir, G. Jeon, G. Fortino e F. Piccialli, “Energy theft detection in smart grids: taxonomy, comparative analysis, challenges, and future research directions,” *IEEE / CAA Journal of Automatica Sinica*, vol. 9, nº 4, pp. 578-600, 4 2022.
- [37] Prysmian, “Cabo concêntrico 1 kV Cu/XLPE,” 7 2020. [Online]. Disponível: [https://br.prysmiangroup.com/sites/default/files/atoms/files/TDS\\_092\\_CONC%C3%80ANTRICO%20COBRE%201kV%20Cu-X\\_NBR%2015716\\_BR30.pdf](https://br.prysmiangroup.com/sites/default/files/atoms/files/TDS_092_CONC%C3%80ANTRICO%20COBRE%201kV%20Cu-X_NBR%2015716_BR30.pdf). [Acesso em 05 05 2023].
- [38] C. V. S. Malagoli, M. d. Moraes e C. R. T. d. Santos, “CPFL - Rede secundária cabos multiplexados com ramais concêntricos,” 29 01 2020. [Online]. Disponível: <https://cpfl.com.br/sites/cpfl/files/2021-12/GED-5958%20-%20Rede%20Secund%C3%A1ria%20Cabos%20Multiplexados%20Com%20Ramais%20Conc%C3%AAntricos.pdf>. [Acesso em 05 05 2023].
- [39] M. Imenes, “Extra Economia e Finanças,” *Globo*, 26 03 2022. [Online]. Disponível: <https://extra.globo.com/economia-e-financas/light-instala-caixas-blindadas-para-evitar-furto-de-energia-cada-100-na-conta-de-luz-10-sao-para-custear-gatos-25448378.html>. [Acesso em 02 05 2023].
- [40] C. Lanhi, “Notícias,” *Procon-MT*, 16 10 2019. [Online]. Disponível: <https://www.procon.mt.gov.br/-/13083229-troca-de-medidor-de-energia-nao-pode-gerar-custo-para-o-consumidor-alerta-o-procon-mt>. [Acesso em 02 05 2023].
- [41] S. S. S. R. Depuru, L. Wang e V. Devabhaktuni, “A conceptual design using harmonics to reduce pilfering of electricity,” em *IEEE PES General Meeting*, Providence, RI, USA, 2010.
- [42] M. S. Ballal, H. Suryawanshi, M. K. Mishra e G. Jaiswal, “Online electricity theft detection and prevention scheme for smart cities,” *IET Smart Cities*, vol. 2, nº 3, pp. 155-164, Setembro 2020.
- [43] L. T. Faria, J. D. Melo e A. Padilha-Feltrin, “Spatial-temporal estimation for nontechnical losses,” *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 31, nº 1, pp. 362-369, 28 02 2016.
- [44] G. E. Felix, N. C. D. Silva e L. T. Faria, “Estimação da distribuição espacial das perdas não técnicas via regressão ponderada geograficamente em sistemas de distribuição de energia elétrica,” *CBA 2020*, 2020.
- [45] T. R. Garcia, “Investigação de metodologias para localização de perdas não-técnicas em sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando dados de medidores inteligentes,” *Dissertação de Mestrado, FEEC - Unicamp, Campinas*, 2022.
- [46] R. D. Trevizan, A. Rossoni, A. S. Bretas, D. d. S. Gazzana, R. d. P. Martin, N. G. Bretas, A. L. Bettiol, A. Carniato e L. F. d. N. Passos, “Non-technical losses

- identification using optimum-path forest and state estimation,” em *IEEE PowerTech*, Eindhoven, 2015.
- [47] A. S. Bretas, A. Rossoni, R. D. Trevizan e N. G. Bretas, “Distribution networks nontechnical power loss estimation: a hybrid datadriven physics model-based framework,” *Electric Power Systems Research*, vol. 186, p. 10, 05 2020.
- [48] M. A. Souza, J. L. R. Pereira, G. Alves, B. Oliveira, I. D. Melo e P. A. N. Garcia, “Detection and identification of energy theft in advanced metering infrastructures,” *Electric Power Systems Research*, vol. 182, p. 12, 02 2020.
- [49] L. Wei, A. Sundararajan, A. I. Sarwat, S. Biswas e E. Ibrahim, “A distributed intelligent framework for electricity theft,” em *Resilience Week*, Wilmington, 2017.
- [50] A. A. Cárdenas, S. Amin, G. Schwartz, R. Dong e S. Sastry, “A game theory model for electricity theft detection and privacy-aware control in AMI systems,” em *Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, Allerton, 2012.
- [51] Q. Li, Z. Zhang, Y. Li e W. Jin, “A combined data-driven method for electricity theft identification,” em *4th International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Yibin, 2021.
- [52] S. Aziz, S. Z. H. Naqvi, M. U. Khan e T. Aslam, “Electricity theft detection using empirical mode decomposition and k-nearest neighbors,” em *International Conference on Emerging Trends in Smart Technologies (ICETST)*, Karachi, Pakistan, 2020.
- [53] G. M. Messinis, A. E. Rigas e N. D. Hatziargyriou, “A hybrid method for non-technical loss detection in smart distribution grids,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 10, n° 6, pp. 6080-6091, 11 2019.
- [54] P. Glauner, J. A. Meira, L. Dolberg, R. State, F. Bettinger e Y. Rangoni, “Neighborhood features help detecting non technical losses in big data sets,” em *ACM International Conference on Big Data Computing, Applications and Technologies*, Shanghai, 2016.
- [55] S. K. Singh, R. Bose e A. Joshi, “Entropy-based electricity theft detection in AMI network,” *The Institution of Engineering and Technology (IET)*, vol. 3, n° 2, pp. 99-105, 07 2018.
- [56] K. Dasgupta, M. Padmanaban e J. Hazra, “Power theft localisation using voltage measurements from distribution feeder nodes,” *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 11, pp. 2831-2839, 07 2017.
- [57] F. V. D. Bergh, P. Kadurek, S. Cobben e W. Kling, “Electricity theft localization based on smart metering,” em *CIGRE*, Frankfurt, 2011.
- [58] O. M. Komolafe e K. M. Udofia, “A technique for electrical energy theft detection and location in low voltage power distribution systems,” *Engineering and Applied Sciences*, vol. 5, n° 2, pp. 41-49, 2020.

- [59] T. S. D. Ferreira, F. C. L. Trindade e J. C. M. Vieira, "Load flow-based method for nontechnical electrical loss detection and location in distribution systems using smart meters," *IEEE - Transactions on Power Systems*, vol. 35, n° 5, pp. 3671-3681, 03 2020.
- [60] L. M. R. Raggi, F. C. L. Trindade, V. C. Cunha e W. Freitas, "Non-technical loss identification by using data analytics and customer smart meters," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 35, n° 6, pp. 2700-2710, 02 2020.
- [61] B. C. d. Oliveira, I. D. Melo e M. A. Souza, "Bad data detection, identification and correction in distribution system state estimation based on PMUs," *Electrical Engineering - Springer*, vol. 104, pp. 1573-1589, 11 2021.
- [62] S. A. Salinas e P. Li, "Privacy-preserving energy theft detection in microgrids: a state estimation approach," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, n° 2, pp. 883-894, 2016.
- [63] S.-C. Huang, Y.-L. Lo e C.-N. Lu, "Non-technical loss detection using state estimation and analysis of variance," *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 8, n° 3, pp. 2959-2966, 08 2013.
- [64] C. S. Cheng e D. Shirmohammadi, "A three-phase power flow method for real-time distribution system analysis," *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 10, n° 2, pp. 671-679, 1995.
- [65] G. W. Chang, S. Y. Chu e H. L. Wang, "An improved backward/forward sweep load flow algorithm for radial distribution systems," *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 22, n° 2, pp. 882-884, 2007.
- [66] A. Monticelli, *State estimation in electric power systems: a generalized approach*, Kluwer, 1999.
- [67] H. Long, Z. Wu, C. Fang, W. Gu, X. Wei e H. Zhan, "Cyber-attack detection strategy based on distribution system state estimation," *IEEE Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 8, n° 4, p. 10, 6 2020.
- [68] H. Ban, M. Pau, C. Pirak, F. Ponci e A. Monti, "Electricity theft detection via time series analysis of state estimation measurement residuals," em *NEIS Conference 2020*, Hamburg, 2020.
- [69] S. K. Singh, R. Bose e A. Joshi, "PCA based electricity theft detection in advanced metering infrastructure," em *7th International Conference on Power Systems (ICPS)*, Pune, 2017.
- [70] B. Konstantinos e S. Georgios, "Efficient power theft detection for residential consumers using mean shift data mining knowledge discovery process," *International Journal of Artificial Intelligence and Applications*, vol. 10, n° 1, pp. 69-85, Janeiro 2019.

- [71] Z. Wang e C. Chen, "Analysis of 10 kV non-technical loss detection with data-driven approaches," em *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Asia*, Chengdu, 2019.
- [72] W. Han e Y. Xiao, "A novel detector to detect colluded non-technical loss frauds in smart grid," *Elsevier - Computer Networks*, vol. 117, pp. 19-31, 2017.
- [73] M. Tariq e H. V. Poor, "Electricity theft detection and localization," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 9, n° 3, pp. 1920-1929, 05 2018.
- [74] J. B. Leite e J. R. S. Mantovani, "Detecting and locating non-technical losses in modern distribution networks," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 9, n° 2, pp. 1023-1032, 03 2018.
- [75] L. Wei, A. Sundararajan, A. I. Sarwat, S. Biswas e E. Ibrahim, "A distributed intelligent framework for electricity theft detection using Benford's law and Stackelberg game," em *Resilience Week*, Wilmington, 2017.
- [76] A. Jindal, A. Schaeffer-Filho, A. K. Marnierides, P. Smith, A. Mauthe e L. Granville, "Tackling energy theft in smart grids through data-driven analysis," em *International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC): Communications and Information Security Symposium*, Big Island, 2020.
- [77] Y. Zhanga, Q. Aia, H. Wangb, Z. Lia e X. Zhoua, "Energy theft detection in an edge data center using threshold-based abnormality detector," *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 121, p. 13, 10 2020.
- [78] A. L. Shah, W. Mesbah e A. T. Al-Awami, "An algorithm for accurate detection and correction of technical and non-technical losses using smart metering," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 69, n° 11, pp. 8809-8820, 06 2020.
- [79] R. F. G. Sau e M. C. d. Almeida, "Princípios da detecção de perdas não técnicas em rede de distribuição usando a análise de componentes principais," em *CBA - Congresso Brasileiro de Automática*, Porto Alegre, 2020.
- [80] C. H. Park e T. Kim, "Energy theft detection in advanced metering infrastructure based on anomaly pattern detection," *Energies*, vol. 13, p. 10, 07 2020.
- [81] M. Ismail, M. F. Shaaban, M. Naidu e E. Serpedin, "Deep learning detection of electricity theft cyber-attacks in renewable distributed generation," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 11, n° 4, pp. 3428-3437, 07 2020.
- [82] E. U. Haq, C. Peib, R. Zhanga, H. Jianjunb e F. Ahmadc, "Electricity-theft detection for smart grid security using smart meter data: A deep-CNN based approach," em *9th International Conference on Power and Energy Systems Engineering*, Kyoto, 2022.

- [83] S. K. Singh, R. Bose e A. Joshi, “Energy theft detection for AMI using principal component analysis based reconstructed data,” *IET Cyber-Physical Systems: Theory & Applications*, vol. 4, n° 2, pp. 179-185, 02 2019.
- [84] J. Chen, Y. Nanekaran, W. Chen, Y. Liu e D. Z. b, “Data-driven intelligent method for detection of electricity theft,” *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, p. 13, 10 01 2023.
- [85] T. S. D. Ferreira, F. C. L. Trindade, S. A. Morais, J. C. M. Vieira e W. Freitas, “Método para detecção e localização de perdas não-técnicas em sistemas de distribuição explorando medidores inteligentes,” em *XX Congresso Brasileiro de Automática*, Belo Horizonte, 2014.
- [86] S. Weckx, C. Gonzalez, J. Tant, T. D. Rybel e J. Driesen, “Parameter identification of unknown radial grids for theft detection,” em *3rd PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe)*, Belin, 2012.
- [87] R. V. Cruz, C. V. Quintero e F. Perez, “Detecting non-technical losses in radial distribution system transformation point through the real time state estimation method,” em *Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America*, Morelia, 2006.
- [88] H. Henriques, R. Corrêa, M. Fortes, B. Borba e V. Ferreira, “Monitoring technical losses to improve non-technical losses estimation and detection in LV distribution systems,” *Elsevier - Measurement*, n° 161, p. 11, 04 2020.
- [89] S. Salinas, M. Li e P. Li, “Privacy-preserving energy theft detection in smart grids: a P12 computing approach,” *IEEE Journal on selected areas in communications/supplement*, vol. 31, n° 9, pp. 257-267, 09 2013.
- [90] C. J. Bandim, J. E. R. A. Jr., A. V. P. Jr, F. C. Souza, M. R. B. Loureiro, C. A. Magalhães e F. Galvez-Durand, “Identification of energy theft and tampered meters using a central observer meter: a mathematical approach,” em *IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition*, Dallas, 2003.
- [91] M. H. Medeiros, M. A. Sanz-Bobi, J. M. Domingo e D. Picchi, “Network oriented approaches using smart metering data for non-technical losses detection,” em *PowerTech*, Madrid, 2021.
- [92] A. Rossoni, R. D. Trevizan, A. S. Bretas, D. d. S. Gazzana, A. C. Arlan L. Bettiol, L. F. N. Passos e R. P. Martin, “Estimação, identificação e localização de perdas técnicas e comerciais em sistemas de distribuição: método híbrido baseado em estimador de estados e reconhecimento de padrões,” em *VIII Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica (VIII CITENEL)*, Costa do Sauípe, 2013.
- [93] M. I. Ibrahim, M. Mahmoud, M. M. Fouda, B. M. ElHalawany e W. Alasmay, “Privacy-preserving and efficient decentralized,” em *IEEE Global Communications Conference: IoT and Sensor Networks*, Rio de Janeiro, 2022.



- [94] M. Asprou, E. Kyriakides e M. Albu, "The effect of variable weights in a WLS state estimator considering instrument transformer uncertainties," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurements*, vol. 63, n° 6, pp. 1484-1495, 06 2014.
- [95] S. Zhong e A. Abur, "Auto tuning of measurement weights in WLS state estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 19, n° 4, pp. 2006-2013, 2004.
- [96] M. Ayres e P. H. Haley, "Bad data groups in power system state estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 1, n° 3, pp. 1-7, 1986.
- [97] L. Mili, T. V. Custem e M. Ribbens-Pavella, "Decision theory applied to bad data identification in power system state estimation," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 18, n° 5, pp. 945-950, 1985.
- [98] L. Mili, T. V. Custem e M. Ribbens-Pavella, "Hypothesis testing identification: a new method for bad data analysis in power system state estimation," *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, Vols. %1 de %2PAS-103, n° 11, pp. 3239-3252, 1984.
- [99] D. M. W. Powers, "Evaluation: from precision, recall and F-factor to ROC, informedness, markedness & correlation," Flinders University, Adelaide, Australia, 2007.
- [100] A. Primadianto e C.-N. Lu, "A review on distribution system state estimation," *IEEE Transactions on power systems*, vol. 32, n° 5, pp. 3875-3883, 2017.
- [101] Y. Bésanger, R. Caire, O. Chilard e P. Deschamps, "Distribution state estimation performances with different state vectors," em *IEEE Grenoble Conference (Power Tech Conference)*, Grenoble, 2013.
- [102] R. F. Sau, L. F. Ugarte, D. A. Sarmiento e M. C. d. Almeida, "Assessing the normalized residuals technique with ABM-SE for non-technical loss detection," IEEE, Milão, Itália, 2019.
- [103] H. Wang e N. N. Schulz, "A revised branch current-based distribution system state estimation algorithm and meter placement impact," *IEEE Transactions On Power Systems*, vol. 19, n° 1, pp. 207-213, 2004.
- [104] C. N. Lu, J. H. Teng e W. H. E. Liu, "Distriution system state estimaion," *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 10, p. 12, Fevereiro 1995.
- [105] M. C. d. Almeida, R. Schincariol e L. F. Ochoa, "Assessing the statistical consistency of the AMB State Estimator in distribution systems," em *PES Innovative Smart Grid Technologies Latin America*, Denver, CO, 2015.
- [106] M. C. d. Almeida e L. F. Ochoa, "An improved three-phase AMB distribution system state estimator," *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 32, n° 2, pp. 1463-1473, Março 2017.

- [107] M. E. Baran e A. W. Kelly, “A branch-current-based state estimation method for distribution systems,” *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 10, n° 1, p. 9, Fevereiro 1995.
- [108] M. E. Baran, J. Jung e T. E. McDermott, “Including voltage measurements in branch current state estimation for distribution systems,” em *IEEE Power & Energy Society General Meeting*, Calgary, AB, Canada, 2009.
- [109] W.-M. Lin, J.-H. Teng e S.-J. Chen, “A highly efficient algorithm in treating current measurements for the branch-current-based distribution state estimation,” *IEEE Transaction on Power Delivery*, vol. 16, pp. 433-439, Julho 2001.

## APÊNDICE A DIVULGAÇÃO DA PESQUISA

### Trabalhos originados desta tese:

1. (submetido) Rodrigo F. G. Sau; Madson C. de Almeida; Tailan R. Garcia; Fernanda C. L. Trindade, “Identification and ranking customers with energy theft using hypothesis test”, *Electric Power System Research*, 2023.
2. (aceito) Rodrigo F. G. Sau; Tailan R. Garcia; Fernanda C. L. Trindade; Madson C. de Almeida, “Benefits and Challenges of an Advanced Metering Infrastructure to Detect and Locate Energy Theft”, *Smart Metering: Infrastructure, Methodologies, Applications and Challenges*, Elsevier, 2023.
3. Rodrigo F. G. Sau; Madson C. de Almeida, “Princípios da Detecção de Perdas Não Técnicas em Rede de Distribuição Usando a Análise de Componentes Principais”, *Congresso Brasileiro de Automática – CBA*, 2020.
4. Rodrigo F. G. Sau; Luís Ugarte; David. A. Sarmiento; Madson C. de Almeida, “Assessing the Normalized Residuals Technique with AMB-SE for Non-Technical Loss Detection”, *IEEE PowerTech*, 2019, Milão.

### Outros trabalhos realizados durante o doutorado:

1. Rodrigo F. G. Sau; Victor P. Dardengo; Madson C. de Almeida, “Allocation of fault indicators in distribution feeders containing distributed generation”, *Electrical Power System Research*, 2020.
2. Luís Ugarte, Rodrigo F. G. Sau; Madson C. de Almeida, “On the Performance of State Estimators in Distribution Systems under Fault Conditions”, *Induscon*, 2018, São Paulo, SP.
3. Fransk A. P. Flores; Michelle M. Cavalcante; Luís Ugarte, Rodrigo F. G. Sau; Madson C. de Almeida, “Assessment of Loss Estimation Approaches for Distribution Transformers”. *Induscon*, 2018, São Paulo, SP.

## APÊNDICE B POSSÍVEIS FORMULAÇÕES PARA O ESTIMADOR DE ESTADO

A formulação do estimador de estado varia de acordo com as variáveis de estado escolhidas – as variáveis de estado são aquelas com as quais outras grandezas de interesse podem ser calculadas. As tensões nas barras na forma polar ( $V, \theta$ ) são as variáveis de estado mais adotadas na estimação de sistemas elétricos de potência, mas outras grandezas podem ser escolhidas, conforme a Figura B.1. Especialmente para as redes de distribuição, foram propostas formulações usando tanto a tensão nas barras (AMB, *Admittance Matrix-Based* – Baseado na Matriz Admitância) quanto a corrente nos ramos (BCB, *Branch-Current-Based* – Baseado nas Correntes dos Ramos) na forma retangular ( $V_{real}, V_{imag}; I_{real}, I_{imag}$ ). O objetivo deste apêndice é apresentar as equações das principais formulações dos estimadores de estado usados em sistemas de distribuição, de modo a facilitar uma possível implementação. Uma visão geral sobre as formulações pode ser obtida em [100], e outras formulações com objetivos específicos podem ser encontradas em [101].

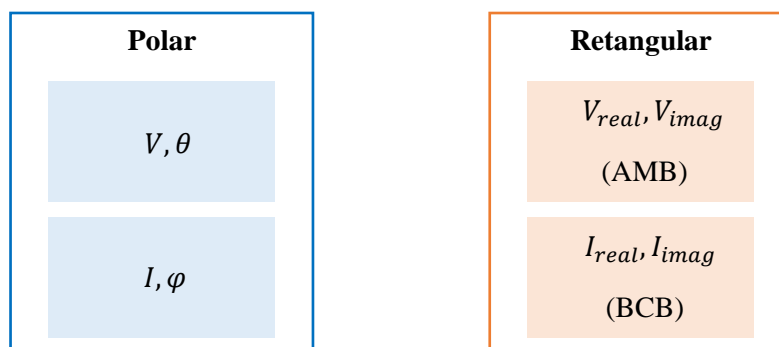


Figura B.1 – Quatro formulações possíveis do estimador de estado.

A formulação mais tradicional é a que tem como variáveis de estado as tensões na forma polar. Essa formulação tem vasta literatura e é a mais amplamente usada nas redes de AT. Ela também pode ser aplicada nas redes de distribuição. A formulação usando as correntes nos ramos na forma polar é a menos frequente, mas também possível.

Ao usar as variáveis de estado na forma retangular, os estimadores de estado para redes de distribuição têm propriedades interessantes. Primeiramente, sua implementação é mais fácil. O sistema linear é montado diretamente a partir dos dados da rede elétrica. O AMB tem como principal vantagem a matriz de planejamento constante, o que implica na fatoração única da matriz ganho, tornando a formulação eficiente do ponto de vista computacional. Contudo, o

uso de medidas de magnitude de tensão requer uma adaptação. Há estudos que mostram a aplicabilidade dos estimadores AMB na detecção de erros grosseiros, inclusive um originado desta tese [102]. O estimador BCB tem propriedades similares às do AMB, com a matriz ganho constante. E a matriz de planejamento é ainda mais simples para as medidas de potência, cujos elementos são zeros ou uns. Esses e outros aspectos serão abordados na Seção B.2.

## B.1 Estimadores na forma polar

Considerando as variáveis de estado em coordenadas polares, a formulação mais comum é usar a magnitude de tensão e seu ângulo  $(V, \theta)$ . Ainda que não seja muito comum, também são apresentadas nesta seção as equações da formulação baseada na corrente nos ramos na forma polar  $(I, \varphi)$ .

### B.1.1 Estimador com tensões na forma polar $(V, \theta)$

As principais medidas usadas nos estimadores de estado de redes elétricas são as de potência ativa e reativa (fluxo e injeção), e também podem ser usadas as magnitudes de tensão e de corrente. Neste estimador, como a magnitude de tensão faz parte do conjunto de variáveis de estado, essa grandeza é incluída diretamente na matriz jacobiana  $(H)$ . Os demais elementos da matriz  $H$  são descritas com as próximas equações [66], [29].

#### **Equações das medidas**

##### Injeções de potência ativa e reativa

$$P_k = V_k \sum_{m \in \Omega_k} V_m (G_{km} \cos \theta_{km} + B_{km} \sin \theta_{km}) \quad (21)$$

$$Q_k = V_k \sum_{m \in \Omega_k} V_m (G_{km} \sin \theta_{km} - B_{km} \cos \theta_{km}) \quad (22)$$

Em que  $\Omega_k$  é o conjunto de barras diretamente ligadas a  $k$ .

##### Fluxos de potência ativa e reativa

$$P_{km} = V_k^2 (g_{sk} + g_{km}) - V_k V_m (g_{km} \cos \theta_{km} + b_{km} \sin \theta_{km}) \quad (23)$$

$$Q_{km} = -V_k^2 (b_{sk} + b_{km}) - V_k V_m (g_{km} \sin \theta_{km} - b_{km} \cos \theta_{km}) \quad (24)$$

Nas redes de distribuição, os elementos *shunt* são menos significativos, mas podem ser incluídos, se necessário (consultar [66] e [29]).

### Magnitude de corrente

$$I_{km}^2 = (g_{km}^2 + b_{km}^2)(V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos \theta_{km}) \quad (25)$$

Notar que a equação de corrente usa a magnitude ao quadrado. Dessa forma, o método tem menos dificuldade de convergência [29].

### **Jacobiana das medidas**

O vetor de variáveis de estado é atualizado usando a matriz  $H$  a seguir.

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_k}{\partial \theta} & \frac{\partial P_k}{\partial V} \\ \frac{\partial Q_k}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_k}{\partial V} \\ \frac{\partial P_{km}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{km}}{\partial V} \\ \frac{\partial Q_{km}}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_{km}}{\partial V} \\ \frac{\partial I_{km}}{\partial \theta} & \frac{\partial I_{km}}{\partial V} \\ \frac{\partial V_k}{\partial \theta} & \frac{\partial V_k}{\partial V} \end{bmatrix}$$

### Injeções de potência ativa

$$\frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} = \sum_{m=1}^N V_k V_m (-G_{km} \text{sen } \theta_{km} + B_{km} \text{cos } \theta_{km}) - V_k^2 B_{kk} \quad (26)$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial \theta_m} = V_k V_m (G_{km} \text{sen } \theta_{km} - B_{km} \text{cos } \theta_{km}) \quad (27)$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial V_k} = \sum_{m=1}^N V_m (G_{km} \text{cos } \theta_{km} + B_{km} \text{sen } \theta_{km}) + V_k G_{kk} \quad (28)$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial V_m} = V_k (G_{km} \text{cos } \theta_{km} + B_{km} \text{sen } \theta_{km}) \quad (29)$$

### Injeções de potência reativa

$$\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} = \sum_{m=1}^N V_k V_m (G_{km} \cos \theta_{km} + B_{km} \sen \theta_{km}) - V_k^2 G_{kk} \quad (30)$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_m} = V_k V_m (-G_{km} \cos \theta_{km} - B_{km} \sen \theta_{km}) \quad (31)$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial V_k} = \sum_{m=1}^N V_m (G_{km} \sen \theta_{km} - B_{km} \cos \theta_{km}) - V_k B_{kk} \quad (32)$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial V_m} = V_k (G_{km} \sen \theta_{km} - B_{km} \cos \theta_{km}) \quad (33)$$

### Magnitude de tensão

$$\frac{\partial V_k}{\partial \theta_k} = 0 \quad (34)$$

$$\frac{\partial V_k}{\partial V_k} = 1 \quad (35)$$

### Magnitude de corrente

$$\frac{\partial I_{km}}{\partial \theta_i} = \frac{g_{km}^2 + b_{km}^2}{I_{km}} V_k V_m \sen \theta_{km} \quad (36)$$

$$\frac{\partial I_{km}}{\partial \theta_j} = -\frac{g_{km}^2 + b_{km}^2}{I_{km}} V_k V_m \sen \theta_{km} \quad (37)$$

$$\frac{\partial I_{km}}{\partial V_i} = \frac{g_{km}^2 + b_{km}^2}{I_{km}} (V_k - V_m \cos \theta_{km}) \quad (38)$$

$$\frac{\partial I_{km}}{\partial V_j} = \frac{g_{km}^2 + b_{km}^2}{I_{km}} (V_k - V_m \cos \theta_{km}) \quad (39)$$

### B.1.2 Estimador com correntes na forma polar ( $I, \varphi$ )

Em alternativa às tensões nas barras, podem ser usadas como variáveis de estado as magnitudes e os ângulos das correntes nos ramos. Essa formulação pode ser encontrada em [103]. As suas equações estão expressas a seguir.

#### **Equações das medidas**

##### Injeções de potência ativa

$$P_{km} = +I_{km} \left\{ \cos \psi_{km} - \sum_{l \in \Omega_k} I_l \cdot [r_l \cos(\psi_l - \psi_{km}) - x_l \sin(\psi_l - \psi_{km})] \right\} \quad (40)$$

$$Q_{km} = -I_{km} \left\{ \sin \psi_{km} + \sum_{l \in \Omega_k} I_l \cdot [r_l \sin(\psi_l - \psi_{km}) + x_l \cos(\psi_l - \psi_{km})] \right\} \quad (41)$$

##### Fluxos de potência ativa e reativa

$$P_{mk} = -P_{km} + r_{km} \cdot |I_{km}|^2 \quad (42)$$

$$Q_{mk} = -Q_{km} + x_{km} \cdot |I_{km}|^2 \quad (43)$$

##### Magnitude de corrente

$$|I_{km}| = |I_{km}| \quad (44)$$

##### Magnitude de tensão

$$|E_k|^2 = \left( 1 - \sum_{l \in \Omega_k} I_l \cdot (r_l \cdot \cos \psi_l - x_l \cdot \sin \psi_l) \right)^2 + \left( \sum_{l \in \Omega_k} I_l \cdot (r_l \cdot \sin \psi_l + x_l \cdot \cos \psi_l) \right)^2 \quad (45)$$

Em que  $\Omega_k$  é o conjunto de ramos a montante da barra  $k$ .



### Inicialização do estimador

O estimador de estado baseado na magnitude de corrente pode ser inicializado a partir das potências e das tensões medidas, visto que a defasagem angular entre barras das redes de distribuição é pequena.

$$\mathfrak{S}_k = \frac{P_k - jQ_k}{|E_k|} \cong \frac{P_k - jQ_k}{|V_k|} \quad (46)$$

$$I_{km} = \left| \mathfrak{S}_m + \sum_{i \in \mathcal{J}_m} \mathfrak{S}_{ki} \right| \quad (47)$$

$$\varphi_{km} = \arg \left( \mathfrak{S}_m + \sum_{i \in \mathcal{J}_m} \mathfrak{S}_{ki} \right) \quad (48)$$

Em que  $\mathfrak{S}_k$  é a injeção de corrente complexa na barra  $k$ ,  $I_{km}$  é a magnitude da corrente no ramo entre as barras  $k$  e  $m$ , e  $\varphi_{km}$  é o ângulo da corrente no mesmo ramo.

### Jacobiana das medidas

A solução da equação normal é dada pela matriz Jacobiana  $H$ , cuja estrutura está apresentada abaixo:

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_k}{\partial I} & \frac{\partial P_k}{\partial \varphi} \\ \frac{\partial Q_k}{\partial I} & \frac{\partial Q_k}{\partial \varphi} \\ \frac{\partial P_{km}}{\partial I} & \frac{\partial P_{km}}{\partial \varphi} \\ \frac{\partial Q_{km}}{\partial I} & \frac{\partial Q_{km}}{\partial \varphi} \\ \frac{\partial I_{km}}{\partial I} & \frac{\partial I_{km}}{\partial \varphi} \\ \frac{\partial V_k}{\partial I} & \frac{\partial V_k}{\partial \varphi} \end{bmatrix}$$

A seguir estão listadas as equações da matriz Jacobiana  $H$ , lembrando que as variáveis de estado são a magnitude e o ângulo das correntes nos ramos.

Elementos relativos ao fluxo de potência ativa

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial I_{km}} = \cos \varphi_{km} - \sum_{l \in \Omega_k} I_l \cdot [r_l \cos(\varphi_l - \varphi_{km}) - x_l \sin(\varphi_l - \varphi_{km})] \quad (49)$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial I_l} = -I_{km} \cdot [r_l \cos(\varphi_l - \varphi_{km}) - x_l \sin(\varphi_l - \varphi_{km})] \quad (50)$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial \varphi_{km}} = -I_{km} \left\{ \sin \varphi_{km} - \sum_{l \in \Omega_k} I_l \cdot [r_l \sin(\varphi_l - \varphi_{km}) + x_l \cos(\varphi_l - \varphi_{km})] \right\} \quad (51)$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial \varphi_l} = I_{km} \cdot I_l \cdot [r_l \sin(\varphi_l - \varphi_{km}) + x_l \cos(\varphi_l - \varphi_{km})] \quad (52)$$

$$\frac{\partial P_{mk}}{\partial I_{mk}} = -\frac{\partial P_{km}}{\partial I_{km}} + 2 \cdot r_l \cdot I_{km} \quad (53)$$

Elementos relativos ao fluxo de potência reativa

$$\frac{\partial Q_{km}}{\partial I_{km}} = \sin \varphi_{km} - \sum_{l \in \Omega_k} I_l \cdot [r_l \sin(\varphi_l - \varphi_{km}) + x_l \cos(\varphi_l - \varphi_{km})] \quad (54)$$

$$\frac{\partial Q_{km}}{\partial I_l} = -I_{km} \cdot [r_l \sin(\varphi_l - \varphi_{km}) + x_l \cos(\varphi_l - \varphi_{km})] \quad (55)$$

$$\frac{\partial Q_{km}}{\partial \varphi_{km}} = -I_{km} \left\{ \cos \varphi_{km} - \sum_{l \in \Omega_k} I_l \cdot [r_l \cos(\varphi_l - \varphi_{km}) - x_l \sin(\varphi_l - \varphi_{km})] \right\} \quad (56)$$

$$\frac{\partial Q_{km}}{\partial \varphi_l} = I_{km} \cdot I_l \cdot [r_l \cos(\varphi_l - \varphi_{km}) - x_l \sin(\varphi_l - \varphi_{km})] \quad (57)$$

$$\frac{\partial Q_{mk}}{\partial I_{mk}} = -\frac{\partial Q_{km}}{\partial I_{km}} + 2 \cdot x_l \cdot I_{km} \quad (58)$$

Elementos relativos à magnitude de corrente nos ramos

$$\frac{\partial I_{km}}{\partial I} = 1 \quad (59)$$

$$\frac{\partial I_{km}}{\partial \varphi} = 0 \quad (60)$$

Elementos relativos à magnitude de tensão nas barras

$$\frac{\partial |E_k|^2}{\partial I_l} = -2 \cdot [(r_l \cos \varphi_l - x_l \sin \varphi_l) \cdot \Re(E_k) + (r_l \sin \varphi_l + x_l \cos \varphi_l) \cdot \Im(E_k)] \quad (61)$$

$$\frac{\partial |E_k|^2}{\partial \varphi_l} = 2 \cdot I_l \cdot [(r_l \sin \varphi_l + x_l \cos \varphi_l) \cdot \Re(E_k) - (r_l \cos \varphi_l - x_l \sin \varphi_l) \cdot \Im(E_k)] \quad (62)$$

## B.2 Estimadores na forma retangular

Apesar de grandes, os sistemas de transmissão são balanceados e, portanto, permitem o uso de modelagem monofásica. Em oposição, os sistemas de distribuição são menores, mas requerem modelagem multifásica porque as linhas não são transpostas e as cargas, desbalanceadas. Além disso, um alimentador de distribuição completo, incluindo suas redes de BT, pode ter milhares de nós. Deste modo, estimadores computacionalmente eficientes são desejáveis. Nesta seção serão apresentadas duas formulações alternativas dos estimadores de estado.

O modelo de estimação de estado é normalmente baseado em equações de fluxo de potência, sendo funções das magnitudes e ângulos das tensões nas barras das redes  $(V, \theta)$ . Por isso, a equação normal (Equação 3) é frequentemente calculada usando o ângulo e as magnitudes das tensões nas barras como variáveis de estado, enquanto as medidas são principalmente os fluxos e as injeções de potência. Formulações alternativas podem ser implementadas usando as correntes nos ramos ou mesmo as tensões nas barras na forma retangular, convertendo os fluxos e injeções de potência em corrente equivalentes. A seguir são apresentadas duas formulações: o estimador baseado na matriz admitância (AMB) e o estimador de estado baseado nas correntes nos ramos (BCB). Esses dois estimadores fazem conversões das medidas. A Figura B.2 ilustra essa conversão.

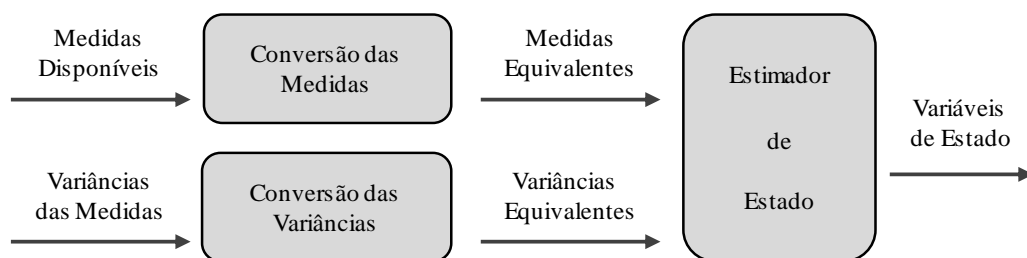


Figura B.2 – Conversão das medidas dos estimadores de estado AMB e BCB.

O AMB tem como principal vantagem a matriz de planejamento constante, o que implica na fatoração única da matriz ganho, tornando a formulação eficiente do ponto de vista

computacional. Contudo, o uso de medidas de magnitude de tensão requer uma adaptação, que será apresentada a seguir. O estimador BCB tem propriedades similares às do AMB, com a matriz ganho constante. A sua matriz de planejamento é ainda mais simples para as medidas de potência, cujos elementos são zeros ou uns. Por outro lado, além da aproximação necessária, a inclusão da magnitude de tensão reduz a esparsidade da matriz ganho. Em uma rede de BT, as medidas de tensão estarão nos consumidores, ou seja, nas extremidades da rede. A inclusão da tensão no BCB é feita pela queda de tensão ao longo das linhas e, portanto, todos os elementos da matriz ligados aos ramos entre o nó de referência e cada consumidor são não nulos.

### B.2.1 Estimador de estado AMB

O estimador AMB usa as tensões nos nós da rede em coordenadas retangulares como variáveis de estado. Ele foi originalmente proposto em [104], tendo sido aprimorado e testado em outros trabalhos, dos quais se destacam [105] e [106]. Ele se fundamenta na conversão das medidas de potência em correntes equivalentes. Desse modo, temos um sistema linear sobredeterminado, o qual pode ser resolvido pelo método dos mínimos quadrados. As equações podem ser obtidas diretamente do circuito (leis de Kirchhoff) visto que, devido à conversão, a cada iteração, um sistema linear de equações algébricas é resolvido. O sistema de equações não lineares de potência é transformado, a cada iteração, em um sistema linear de correntes em função das tensões nos nós. Então, o vetor de tensões é atualizado. É um processo parecido com os métodos de fluxo de carga por varredura (*back/forward sweep*).

Tomando como exemplo a injeção de potência em um nó, se, ao invés de medidas de potência estivessem disponíveis as correntes complexas, tendo as variáveis de estado as tensões nas barras, seria possível estabelecer a relação entre essas duas variáveis, que é a admitância. Em outras palavras, para se calcular as injeções de potência nas barras da rede, tendo as tensões, bastaria realizar o produto entre a tensão e a admitância. No entanto, não há normalmente medições de corrente complexa, a não ser que sejam usados sincrofasores. Mas uma estimativa dessa corrente pode ser calculada pela Equação 63. As medidas de potências complexas ( $S_k = P_k + jQ_k$ ) são as normalmente obtidas dos medidores e as tensões complexas nas barras ( $E_k$ ), que são as variáveis de estado, podem ser estimadas iterativamente ( $\hat{E}_k$ ), iniciando com as magnitudes de tensão medidas ou mesmo um flat-start (magnitude de tensão igual a 1 pu e ângulo de acordo com a fase, por exemplo,  $0^\circ$ ,  $-120^\circ$  e  $120^\circ$  num sistema trifásico).

$$I_k^{eq} = \left( \frac{S_k^{med}}{\hat{E}_k} \right)^* \quad (63)$$

A partir da Equação 63, a estimação do estado no AMB se dá pela atualização iterativa do vetor de tensões nas barras ( $E_k$ ), cujo cálculo é realizado pela Equação 64. Mas além das medidas de injeção, outras medidas podem estar disponíveis, tais como fluxos e magnitudes de tensão. Assim sendo, a matriz de coeficientes ( $Y$ ) inclui novos elementos, tornando-se a matriz retangular de planejamento do sistema linear ( $M$ ), conforme a Equação 65. Entretanto, o sistema continua linear, desde que a relação entre o vetor de variáveis de estado ( $E_k$ ) e o vetor de medidas ( $z^{eq}$ ) assim seja.

$$Y_k \cdot E_k = I_k \quad (64)$$

$$\begin{bmatrix} Y_k \\ Y_{km} \\ C_k \end{bmatrix} \cdot E_k = \begin{bmatrix} I_k^{eq} \\ I_{km}^{eq} \\ E_k^{eq} \end{bmatrix} \rightarrow M \cdot E_k = z^{eq} \quad (65)$$

A submatriz  $C_k$ , relativa às tensões medidas, tem zeros e uns, visto que o vetor de estado e de medidas são tensões (um na posição da matriz que relaciona a tensão medida no nó à tensão estimada e zeros nas demais posições). No entanto, as medidas são de magnitude de tensão, enquanto as variáveis de estado são tensões complexas. Por conseguinte, além das conversões das medidas de potência, as de tensão também são convertidas, usando a Equação 66. Pega-se o valor do ângulo da tensão a cada iteração ( $V$  indica a magnitude de tensão enquanto que  $E$ , a tensão complexa).

$$E_k^{eq} = V_k^{med} \angle \arg(\hat{E}_k) \quad (66)$$

Um aspecto importante, apresentado em [106], é que a conversão da tensão acaba por criar artificialmente uma medida adicional, visto que a medida simples de magnitude se transforma numa medida complexa; isso pode dificultar a convergência. A solução proposta em [106] é usar somente a parte real da medida equivalente.

A cada iteração, as tensões nas barras (variáveis de estado) são calculadas usando a Equação 67 (equação normal). Notar que os elementos da matriz de ponderação  $W$  devem ser calculados considerando a propagação dos erros de medição e não somente invertendo a matriz de covariância das medidas ( $R_z$ ). O mais importante de usar essa modelagem é o fato de que, se a matriz  $W$  for constante, o que é uma aproximação razoável, a matriz ganho ( $G = M'WM$ ), lado esquerdo da Equação 67 será constante. Ela precisa ser montada e fatorada uma única vez, o que reduz significativamente a carga computacional.



colunas. Todavia, a estimação de estado parte do princípio de que há certa redundância. Por conseguinte, a matriz de planejamento terá mais linhas do que colunas, tornando o sistema sobredeterminado.

O fluxograma da Figura B.4 representa o cálculo iterativo das variáveis de estado do AMB. Inicialmente, as matrizes são montadas, sendo a matriz ganho fatorada. Dentro do loop, são calculadas as medidas equivalentes, com as quais o vetor de estado é atualizado. Na iteração seguinte, o vetor de medidas equivalentes é novamente calculado usando o estado atual, o que permite uma nova atualização do vetor de estado. O processo se repete até que a variação do vetor de estado seja menor do que uma tolerância pré-estabelecida  $\varepsilon$ .

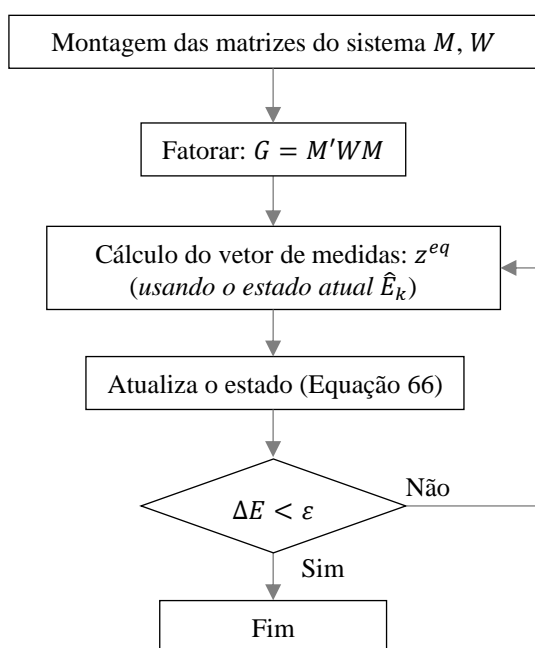


Figura B.4 – Fluxograma do estimador de estado AMB.

No estimador de estado AMB, as medidas de potência são convertidas em corrente equivalentes, que são calculadas conforme as equações a seguir. Tanto as potências quanto as magnitudes de corrente são convertidas em correntes equivalentes. As magnitudes de tensão são transformadas em parte real e imaginária. Notar que o cálculo das medidas equivalentes de fluxo e injeção partem do princípio que as medidas são coletadas em pares ( $P$  e  $Q$ ).

### Equações das medidas

$$S_{km}^{eq} = I_{km}^{real} + jI_{km}^{imag} = \left[ \frac{P_{km}^{med} + jQ_{km}^{med}}{V_k} \right]^* \quad (68)$$

$$S_k^{eq} = I_k^{real} + jI_k^{imag} = \left[ \frac{P_k^{med} + jQ_k^{med}}{V_k} \right]^* \quad (69)$$

$$|I_{km}^{eq}| = I_{km}^{real} + jI_{km}^{imag} = |I_{km}^{med}| \cdot \frac{I_{km}^{calc}}{|I_{km}^{calc}|} \quad (70)$$

$$|V_k^{eq}| = V_k^{real} + jV_k^{imag} = |V_k^{med}| \cdot \frac{V_k^{calc}}{|V_k^{calc}|} \quad (71)$$

### Matriz de ponderação ( $W$ )

Na montagem da matriz de ponderação  $W$ , pesos maiores são dados às medidas com maior precisão. Uma solução comum é montar a matriz de ponderação a partir da matriz de covariâncias  $R_z$ , ( $W = R_z^{-1}$ ), a qual tem em sua diagonal as variâncias das medidas ( $\sigma_i^2$ ). Nesta formulação, as medidas são convertidas e, por isso, as variâncias precisam ser recalculadas. Mas, primeiro, as variâncias das medidas podem ser calculadas de acordo com a seguinte equação, em que  $z_i$  é o valor da medida  $i$  e  $\varepsilon$  representa o erro percentual típico do medidor.

$$\sigma_{z_i}^2 = \left[ \frac{z_i \times \varepsilon}{3 \cdot 100} \right]^2 \quad (72)$$

A seguir estão as equações usadas no cálculo das variâncias das medidas equivalentes de potência, corrente e tensão. Para a montagem da matriz de ponderação  $W$ , as variâncias são calculadas tendo como base o estado da rede. Entretanto, o estado somente é obtido ao final do processo iterativo. Para resolver esse problema, pode-se usar o estado obtido de uma solução anterior ou do resultado de um cálculo de fluxo de carga.

### Elementos de potência

$$\sigma_{S_i}^2 = \alpha_s^2 \sigma_{p_k}^2 + \beta_s^2 \sigma_{q_k}^2 + j(\beta_s^2 \sigma_{p_k}^2 + \alpha_s^2 \sigma_{q_k}^2) \quad (73)$$

Em que:

$$\alpha_s = \frac{V_k^{Real}}{(V_k^{Real})^2 + (V_k^{Imag})^2} \quad e \quad \beta_s = \frac{V_k^{Imag}}{(V_k^{Real})^2 + (V_k^{Imag})^2}$$



Elementos de magnitude de corrente

$$\sigma_{I_{km}}^2 = \alpha_I^2 \sigma_{|I|_{km}^{med}}^2 + j\beta_I^2 \sigma_{|I|_{km}^{med}}^2 \quad (74)$$

Em que:

$$\alpha_I = \frac{1}{\sqrt{\frac{f_{km}^2}{e_{km}^2} + 1}} \quad e \quad \beta_I = \frac{f_{km}}{e_{km} \sqrt{\frac{f_{km}^2}{e_{km}^2} + 1}}$$

Sendo:

$$e_{km} = r_{km} \cdot V_{km}^{Real} + x_{km} \cdot V_{km}^{Imag} \quad e \quad f_{km} = r_{km} \cdot V_{km}^{Imag} - x_{km} \cdot V_{km}^{Real}$$

Elementos de magnitude de tensão

$$\sigma_{V_k}^2 = \alpha_V^2 \sigma_{|V|_k^{med}}^2 + j\beta_V^2 \sigma_{|V|_k^{med}}^2 \quad (75)$$

Em que:

$$\alpha_V = \frac{1}{\sqrt{\frac{(V_k^{Imag})^2}{(V_k^{Real})^2} + 1}} \quad e \quad \beta_V = \frac{V_k^{Imag}}{V_k^{Real} \sqrt{\frac{(V_k^{Imag})^2}{(V_k^{Real})^2} + 1}}$$

### B.2.2 Estimador de estado BCB

Uma alternativa ao AMB é o estimador BCB, que usa as correntes nos ramos como variáveis de estado ao invés das tensões nas barras. Ele foi originalmente proposto em [107] e aprimorado em outros trabalhos, particularmente [108] e [109]. Assim como no AMB, as medidas de potência (injeção e fluxo) também são convertidas em correntes equivalentes de acordo com a Equação 63.

Para a montagem da matriz  $M$ , será usado um exemplo parecido com o do AMB, que está na Figura B.5. Como as variáveis de estado são correntes, os elementos relativos a elas (fluxos e injeções de potência) são substituídos por unidades, ao passo que os elementos relativos às magnitudes de tensão são obtidos das impedâncias das linhas de acordo com a Equação 76. Nesse exemplo, os elementos relativos aos fluxos de potência (correntes equivalentes) são apresentados nas duas primeiras linhas da matriz da Figura B.5(b). Nas terceira e quarta linhas estão as injeções, que são as somas das correntes equivalentes. Os elementos correspondentes



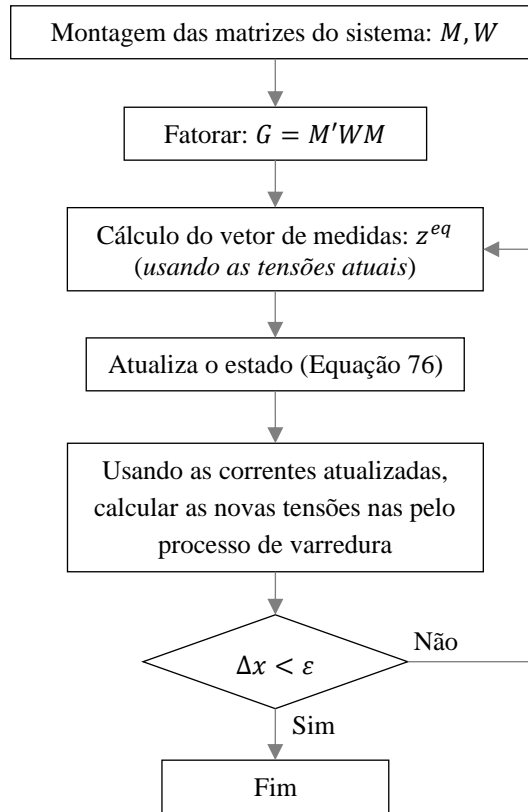


Figura B.6 – Fluxograma do estimador de estado BCB.

O estimador BCB tem poucas diferenças em relação ao AMB, que estão apresentadas abaixo (matriz de ponderação).

#### Elementos de potência

São idênticos aos do AMB.

#### Elementos de magnitude de corrente

$$\sigma_{I_{km}}^2 = \alpha_I^2 \sigma_{|I|_{km}^{med}}^2 + j\beta_I^2 \sigma_{|I|_{km}^{med}}^2 \quad (77)$$

Em que:

$$\alpha_I = \frac{1}{\sqrt{\frac{(I_{km}^{Imag})^2}{(I_{km}^{Real})^2} + 1}} \quad e \quad \beta_I = \frac{I_{km}^{Imag}}{I_{km}^{Real} \sqrt{\frac{(I_{km}^{Imag})^2}{(I_{km}^{Real})^2} + 1}}$$

## APÊNDICE C RESÍDUOS NORMALIZADOS

Na Seção 4.3 foi apresentado o uso dos resíduos normalizados para a localização de medidas com erros grosseiros. Neste apêndice há um exemplo de sua aplicação, com detalhes das dificuldades mencionadas.

### C.1 Impacto de múltiplos erros grosseiros nos resíduos normalizados

Um problema comum na localização de PNTs é a presença de mais de um consumidor com furto ao mesmo tempo. O número de consumidores em um alimentador de distribuição pode ser enorme. Mesmo considerando apenas uma rede de BT, podem existir dezenas de consumidores. Se diversos deles adulterarem seus medidores, essas perdas correspondem a múltiplas medidas com erros grosseiros. Embora seja possível localizá-las quando houver redundância suficiente, essa localização pode não ser simples. Por exemplo, se houver duas medidas com erros grosseiros, normalmente há resíduos de medidas regulares com magnitudes menores que a primeira e maiores que a segunda. A Figura C.1 ilustra esse fenômeno. Os dados foram obtidos a partir de testes realizados na rede da Seção 4.5 (exemplo ilustrativo).

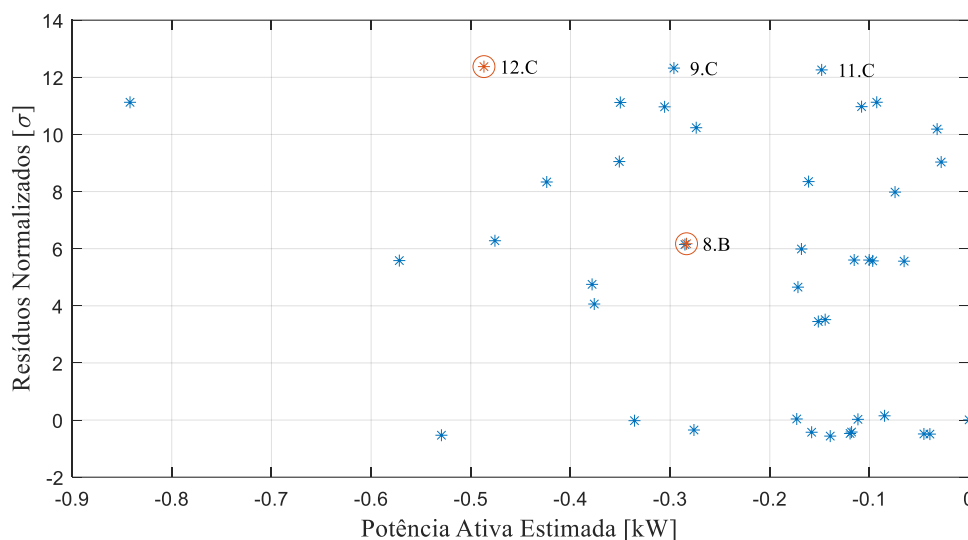


Figura C.1 – Resíduos normalizados com duas PNTs de 1 kW (8.B e 12.C).

Observar na Figura C.1 que o resíduo da medida com erro grosseiro, 8.B, é bem menor do que 12.C, com várias medidas regulares entre elas (verticalmente). Verifica-se também que 12.C possui o maior resíduo normalizado; no entanto, as medidas regulares 9.C e 11.C têm resíduos normalizados de quase a mesma magnitude. Na análise dessas medidas considerando outros erros gaussianos seria possível que as medições 12.C, 9.C e 11.C tivessem resíduos

de mesma magnitude. Quando dois resíduos têm a mesma magnitude, uma medida boa pode ser rejeitada erroneamente. O aumento da redundância, especialmente incluindo medidores de fluxo de potência, mitigaria esse problema. No entanto, a presença de medidores de fluxo em linhas de distribuição não é realista hoje, nem mesmo é esperada para o futuro.

## C.2 Resíduos normalizados sucessivos

A maneira mais direta de usar os resíduos normalizados para a detecção de diversos erros grosseiros é aplicá-los de maneira sucessiva. Após a primeira localização, a medida com erro grosseiro é removida do conjunto (ou corrigida) e um novo estado é estimado. Essa operação é repetida até que os resíduos normalizados sejam aceitos, ou seja, até que o maior resíduo seja menor que  $3\sigma$ . A Figura C.2 dá um exemplo visual de como os resíduos normalizados são usados para identificar múltiplas PNTs.

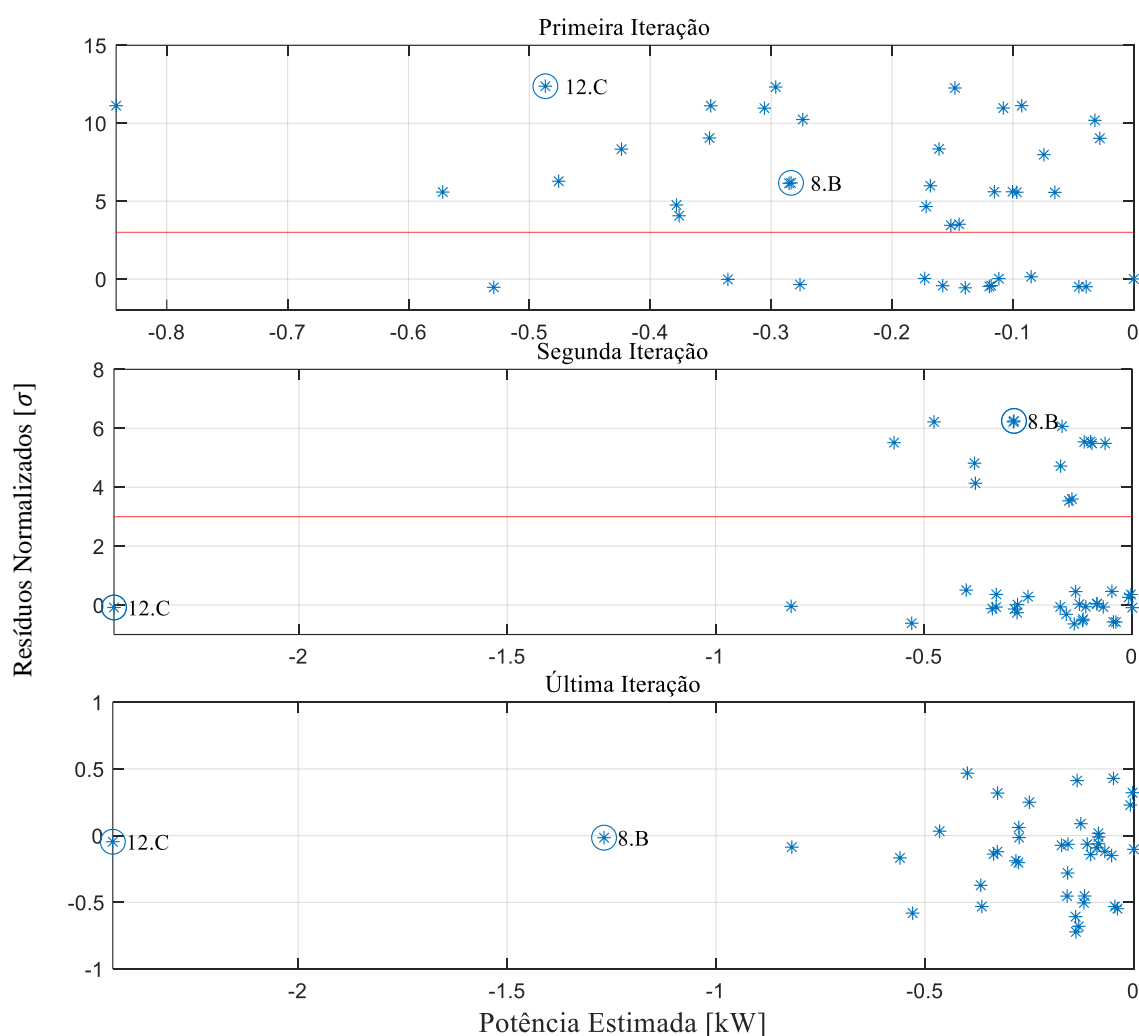


Figura C.2 – Resíduos normalizados sucessivos de potência ativa.

Na Figura C.2, seguindo o exemplo da Figura C.1, há furtos nas medidas 12.C e 8.B. Por uma questão de simplicidade, apesar de haver medidas de potência ativa e reativa e magnitude de tensão ( $PQV$ ), apenas as medidas de potência ativa ( $P$ ) são apresentadas. Na primeira iteração 12.C é localizada. A localização foi possível porque a medida 12.C possui o maior resíduo normalizado. Já 8.B tem um resíduo bem menor, em torno de  $6\sigma$ . Na segunda iteração, a medida corrigida 12.C tem um resíduo normalizado próximo de zero, enquanto 8.B tem o maior resíduo normalizado. Depois de corrigir as duas medidas, todos os resíduos normalizados são menores que o limiar de detecção (3).

O algoritmo a seguir descreve os passos usados acima para a localização de múltiplos erros grosseiros usando os resíduos normalizados de maneira sucessiva.

### **Localização de múltiplas perdas usando os resíduos normalizados sucessivos**

- i. Estimar o estado (calcular o vetor de variáveis de estado).
- ii. Calcular os resíduos normalizados usando o estado estimado.
- iii. Detecção:
  - a. Caso  $\max(r_N) > 3$ , admite-se a existência de erro grosseiro. Ir para o passo (iv);
  - b. Caso contrário, ir ao passo (vi).
- iv. Localização: incluir a medida do maior resíduo normalizado na lista de medidas suspeitas.
- v. Calcular os novos resíduos (podem ser usadas duas alternativas):
 

Alternativa 1 (maior carga computacional): excluir a medida com erro do conjunto e voltar ao passo (i);

Alternativa 2 (menor carga computacional): atualizar o vetor de resíduos usando a Equação 78 e voltar ao passo (ii).
- vi. Imprimir a lista de medidas suspeitas.

No algoritmo apresentado acima, o primeiro passo é a estimação do estado. A detecção é realizada no passo (iii), usando os resíduos normalizados calculados em (ii). No passo (iv) é realizada a localização. Em (v), após localizar a medida suspeita, o conjunto deve ser corrigido. A solução direta é excluir a medida suspeita. Assim, o estado pode ser estimado novamente e novos resíduos calculados. Contudo, essa solução tem o inconveniente de alterar o tamanho das matrizes do estimador, o que aumenta a carga computacional. Além disso, como o objetivo é localizar erros causados por furtos de energia, o novo vetor de variáveis de estado não é necessário, pois a análise é feita nos resíduos. Sendo assim, os resíduos podem ser

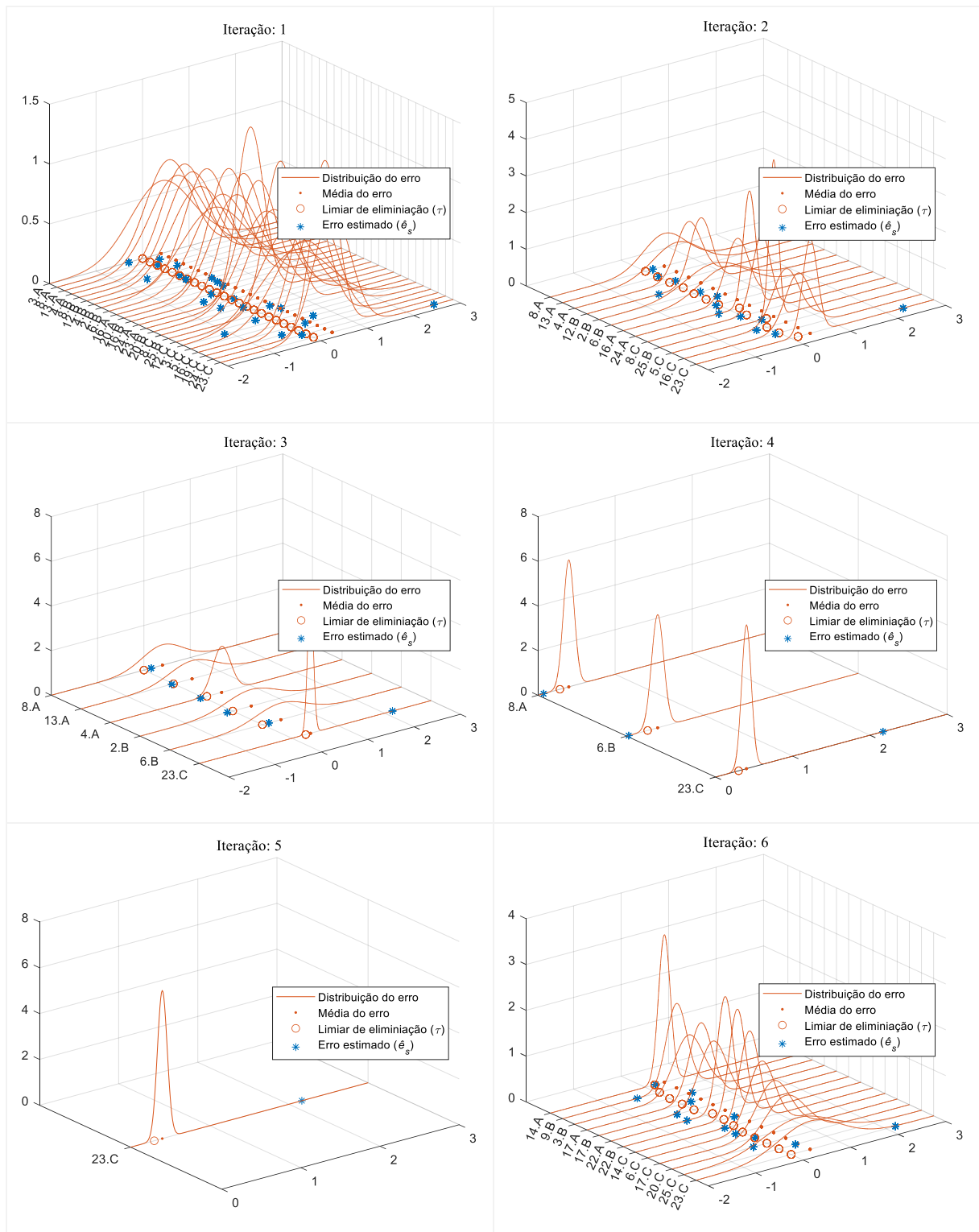
calculados diretamente pela aproximação linear da Equação 78. A desvantagem é que, no caso de várias medidas incorretas, os erros devidos à linearização se acumulam. O procedimento deve ser repetido sucessivamente até que não haja a detecção de novos erros grosseiros. Ao final, a lista de medidas suspeitas é apresentada.

$$r^{new} = r - S_{\circ j} \left( \frac{r_j}{S_{jj}} \right) \quad (78)$$

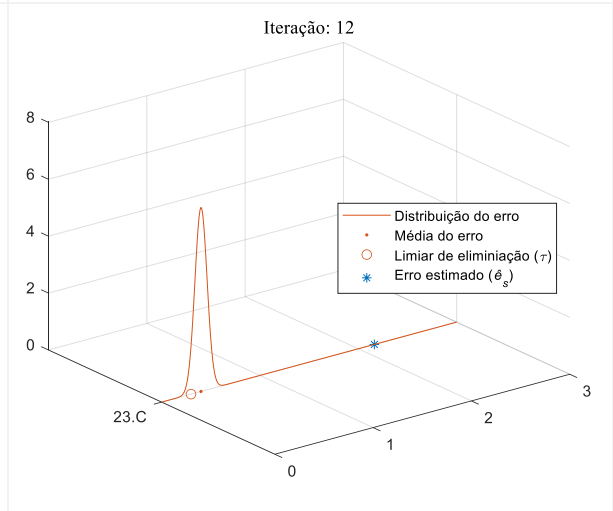
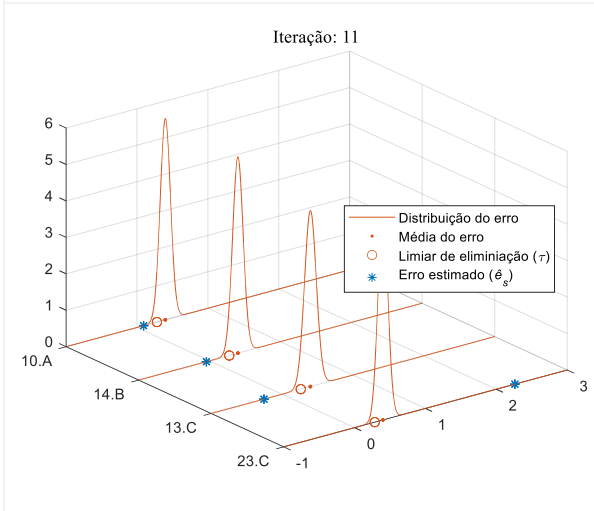
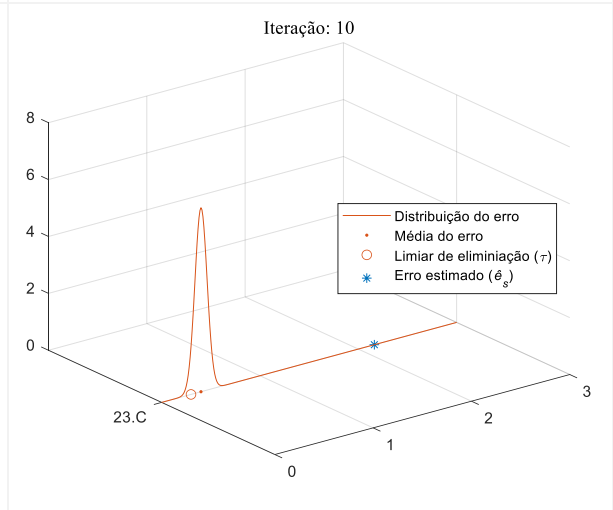
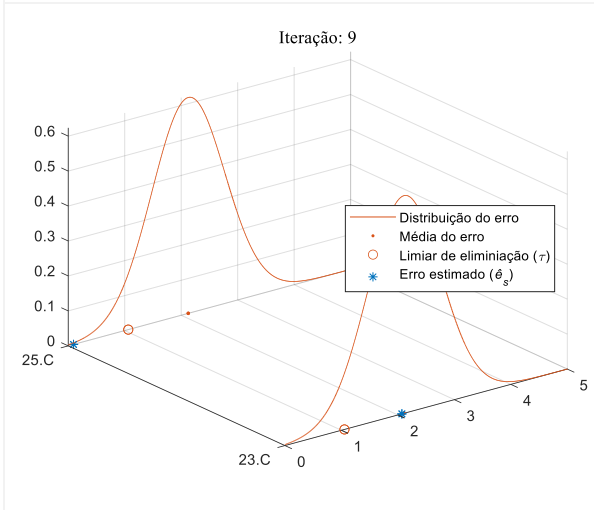
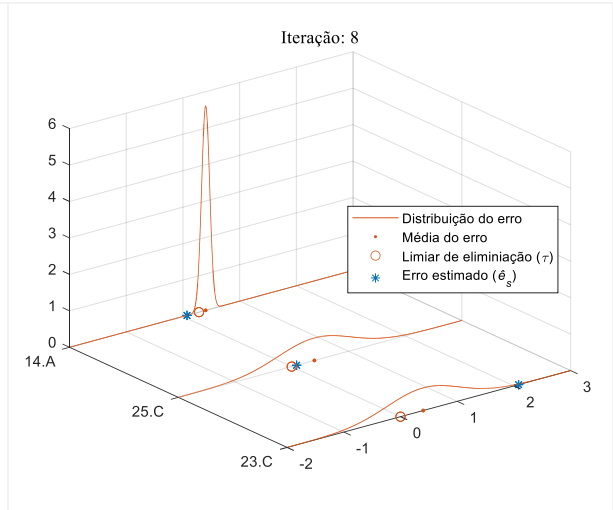
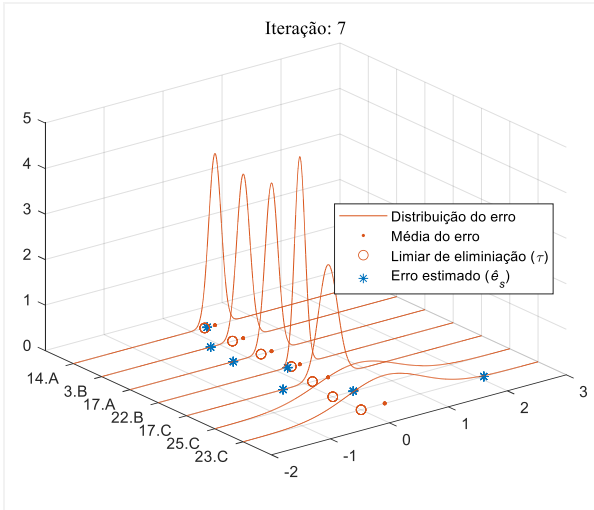
O método dos resíduos normalizados é eficaz quando há elevada redundância. No entanto, as redes de distribuição têm redundância muito limitada, e na presença de vários erros grosseiros, especialmente quando há forte interação entre os seus resíduos, esse método pode falhar. Durante o processo de localização, medidas sem erros grosseiros podem ser excluídas erroneamente [3].

## APÊNDICE D DISTRIBUIÇÃO DOS ERROS DO EXEMPLO ILUSTRATIVO

As distribuições dos erros do processo iterativo de localização do exemplo ilustrativo estão apresentadas a seguir:







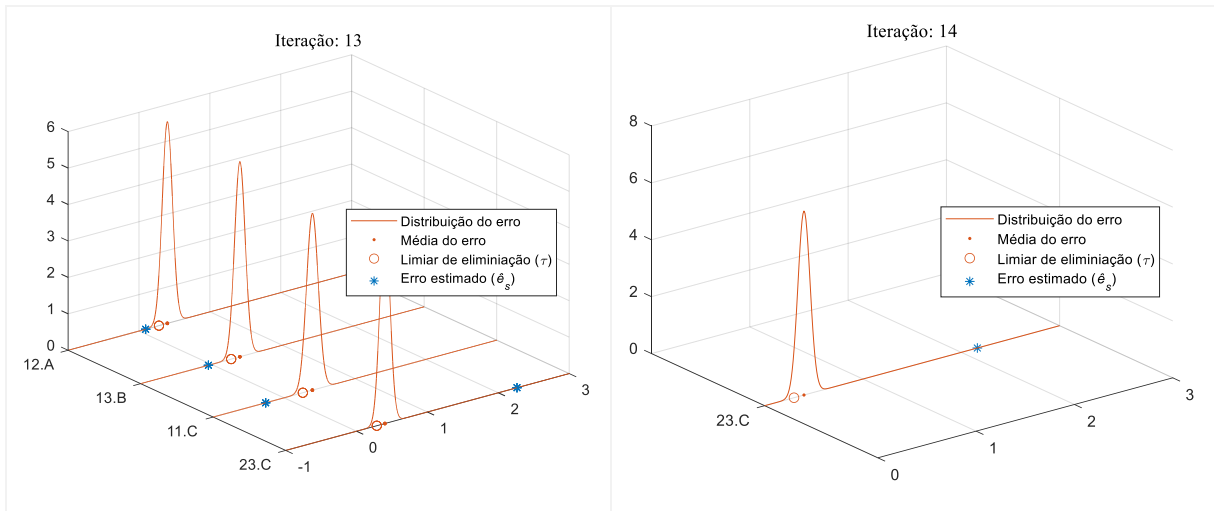


Figura D.1 – Distribuições dos erros do processo iterativo de localização do exemplo ilustrativo da Seção 4.5.

## APÊNDICE E PERDAS USADAS NO TESTE DA REDE COMPLETA

A Tabela E.1 apresenta detalhes das perdas incluídas no alimentador completo que foi usado nos testes do Capítulo 5.

Tabela E.1 – PNTs do teste da rede completa.

Item	Barra	Fase	Potência [kW]	FP	Tensão de Fase [V]	Horário [h]
1	265	A	25	0,92	6.58	7-15
2	265	B	25	0,92	6.58	7-15
3	265	C	25	0,92	6.58	7-15
4	487	A	2.0	0,92	127	7-9 e 15-21
5	516	A	2.0	0,92	127	11-20
6	516	B	2.0	0,92	127	11-20
7	516	C	2.0	0,92	127	11-20
8	553	B	2.0	0,92	127	8-12
9	553	C	2.0	0,92	127	8-12
10	157	A	1.5	0,92	127	7-9 e 15-21
11	157	B	1.5	0,92	127	7-9 e 15-21
12	181	A	1.5	0,92	127	7-9 e 15-21
13	181	C	1.5	0,92	127	7-9 e 15-21
14	443	A	1.5	0,92	127	7-9 e 15-21
15	443	B	1.5	0,92	127	7-9 e 15-21
16	443	C	1.5	0,92	127	7-9 e 15-21
17	494	A	1.5	0,92	127	11-20
18	494	B	1.5	0,92	127	11-20
19	494	C	1.5	0,92	127	11-20
20	523	A	1.5	0,92	127	8-12
21	523	B	1.5	0,92	127	8-12
22	523	C	1.5	0,92	127	8-12
23	159	B	1.0	0,92	127	8-12
24	159	C	1.0	0,92	127	8-12
25	509	B	1.0	0,92	127	7-9 e 15-21
26	509	C	1.0	0,92	127	7-9 e 15-21
27	530	A	1.0	0,92	127	11-20
28	530	B	1.0	0,92	127	11-20
29	530	C	1.0	0,92	127	11-20