

JULIO AUGUSTO DRUZINA MASSIGNAN

**ESTIMAÇÃO DE DEMANDA EM TEMPO REAL PARA
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS¹**

Dissertação apresentado à Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo, para obtenção do Título de Mestre em Ciências, programa de Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Prof. Dr. João Bosco Augusto London Jr.

São Carlos

2016

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

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

M417e Massignan, Julio Augusto Druzina
Estimação de Demanda em Tempo Real para Sistemas de
Distribuição Radiais / Julio Augusto Druzina Massignan;
orientador João Bosco Augusto London Jr.. São Carlos,
2016.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em
Sistemas Elétricos de Potência -- Escola de Engenharia
de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2016.

1. Sistema de Distribuição de Energia. 2. Alocação
de Demanda. 3. Estimação de Demanda. 4. Estimação de
Estado. 5. Redes Inteligentes. 6. Restabelecimento de
Energia. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: **JÚLIO AUGUSTO DRUZINA MASSIGNAN**

Título da dissertação: "Estimação de demanda em tempo real para sistemas de distribuição radiais"

Data da defesa: 01.08.2016

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Associado **João Bosco Augusto London Junior**
(Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovado

Prof^a. Dr^a. **Elizete Maria Lourenço**
(Universidade Federal do Paraná/UFPR)

Aprovado

Prof. Dr. **Madson Cortes de Almeida**
(Universidade Estadual de Campinas/UNICAMP)

Aprovado.

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

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

*Aos meus pais, Eduardo e Mara, e meus
irmãos, João Paulo, Luiz Fernando e
Eduardo Jr, com amor.*

Agradecimentos

Aos meus pais, Eduardo e Mara, e meus irmãos João Paulo, Luiz Fernando e Eduardo Jr por toda a compreensão, ajuda incondicional e carinho durante todos esses anos.

À minha querida Geise Martins que tem sido um pilar em minha vida e que com sua paciência e carinho me inspira ser uma pessoa melhor a cada dia.

Ao Prof. Dr. João Bosco Augusto London Jr, pela orientação, atenção, apoio e incentivo na elaboração deste trabalho.

Aos amigos e professores do LACOSEP (Laboratório de Análise Computacional em Sistemas Elétricos de Potência), que me apoiaram direta ou indiretamente, para realização do meu mestrado. Em especial a Camila Fantin, Leandro Tolomeu e Camila Vieira pelas experiências, ideias e desafios compartilhados.

A todos os integrantes do projeto PD 2866-0272/2012. Em especial aos Engenheiros da COPEL Distribuição S/A Marcos Camillo e Rodrigo Fanucchi por contribuir para aplicação em sistemas reais deste trabalho e à Profa. Dra. Telma Woerle pelo auxílio nas implementações.

Aos Professores José Carlos Vieira de Melo Jr., Ricardo Quadros Machado, Luis Fernando Costa Alberto, Eduardo Asada, Carlos Dias Maciel, Alexandre Delbem pelas contribuições para minha formação e discussões que incrementaram substancialmente este trabalho.

A todos os professores e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação, que de algum modo colaboraram durante minha estada nesta universidade.

Aos bons amigos desta minha nova estada em São Carlos: Guilherme Fuzato, Caio César, Lauro Ito, Michel Bessani, Felipe Pastori, Carlos Silva.

Aos amigos de pós-graduação pelas conversas casuais, almoços, cafezinhos e partidas de futebol: Maurício Escalante, Guilherme Borges, Luan, Edson, Diego, Jason, Marcelo, Elmer, Taylon, Adriano, Elian, Zsolt, Renzo, Breno, Mohamad, Marina, Fabrício.

Aos amigos de longa jornada: João Ricardo Graminha, Lucas Nishioka, Leandro Rissato, Rodrigo Sampaio, Oureste Batista, Carlos Geringh, Gustavo Silva Siqueira, Jefferson Amadeu, Vinícius Rossetti, Thales Almeida, Geyverson, Leandro Marcelino, Rafael Davini, Rogério Souza, Jonas Ansoni, Alexandre Nonato, Leonardo Hernandez, Hélia Igawa, Rodrigo Takahashi, Edson de Avila, e todos que não citei mas que sempre me acompanharam.

À FIPAI, pelo apoio financeiro.

A Deus, por toda minha família e amigos.

“Ali, onde você coloca sua atenção, você cria a realidade”

(William James)

Resumo

MASSIGNAN, J. A. D. **Estimação de Demanda em Tempo Real para Sistemas de Distribuição Radiais**. 2016. 128f. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2016.

Para implantação de diversas funções de controle e operação em tempo real em Sistemas de Distribuição (SDs), como, por exemplo, restabelecimento de energia, é necessário um procedimento para representar a carga em tempo real. Ou seja, uma metodologia que possibilite a estimação em tempo real das demandas dos transformadores de distribuição que em geral não são monitoradas de forma direta. Para esse fim propõe-se, neste trabalho, um Estimador de Demanda em Tempo Real (EDTR) baseado em: informações *off-line* (consumo mensal dos consumidores e curvas de carga típicas); um algoritmo computacionalmente eficiente para cálculo de fluxo de potência baseado na estrutura de dados denominada Representação Nó-Profundidade (RNP); e nas poucas medidas disponíveis em tempo real nos SDs. O EDTR proposto opera em dois estágios: (1) Estimação *Off-line* das Demandas; e (2) Refinamento em Tempo Real das Demandas, executados em instantes diferentes (um de maneira *off-line* e outro em tempo real), de forma a prover uma estimativa das demandas dos transformadores de distribuição. Considerando somente as informações *off-line*, o EDTR proposto permite a estimação das demandas dos transformadores de distribuição com uma medida da incerteza da estimativa. Através do processamento das medidas disponíveis em tempo real, via um algoritmo eficiente para cálculo de fluxo de potência, o EDTR proposto permite o refinamento das estimativas *off-line*. Neste trabalho serão apresentados resultados de diversas simulações computacionais demonstrando a eficiência do EDTR proposto. Alguns parâmetros são avaliados quanto à influência nas estimativas do EDTR proposto, como a presença de erros grosseiros nas medidas disponíveis em tempo real e alimentadores somente com medidas de magnitude de corrente. Além disto, destaca-se a influência da qualidade das estimativas iniciais obtidas pelo Estágio (1), e a importância das hipóteses estatísticas utilizadas nesse estágio para o processo de estimação. Apresenta-se, ainda, a aplicação do EDTR proposto em um SD real

brasileiro. Um teste de validação foi realizado através de uma campanha de medição em um alimentador real, que consistiu na instalação de medidores de demanda em três transformadores de distribuição para aferir a qualidade das estimativas obtidas pelo EDTR proposto. Finalmente, o EDTR proposto é aplicado em um SD real de larga escala, para aferir o desempenho computacional da metodologia implantada e as dificuldades de implantação. Vale ressaltar que sua implantação é condizente com ferramentas consolidadas nos Centros de Operação da Distribuição, como o uso do processo de agregação de cargas e o cálculo de fluxo de potência, e poucas rotinas precisam ser adicionadas para integração do EDTR.

Palavras-chave – Sistema de Distribuição de Energia, Alocação de Demanda, Estimação de Demanda, Estimação de Estado, Redes Inteligentes, Restabelecimento de Energia.

Abstract

MASSIGNAN, J. A. D. **Real Time Load Estimation for Radial Distribution Systems**. 2016. 128p. Dissertation (M. S. Degree) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2016.

Several real time control and operation applications for Distribution Systems (DS), such as, service restoration, require a procedure for real time load modeling. That is, a methodology for real time estimation of the distribution transformers loading which are generally not monitored. For this purpose, in this dissertation, a Real Time Load Estimator (RTLE) is proposed based on: off-line information (monthly consumption and typical load curves); a computationally efficient algorithm for power flow calculation based on the data structure called Node-Depth Encoding; and on the few available real time measurements on the distribution system. The proposed RTLE operates in two stages: (1) Off-line Load Estimation and (2) Real Time Load Refinement, performed in different moments (one off-line and the other in real time), providing the distribution transformers load estimates. Using only the off-line information, the proposed RTLE allows the estimation of the loads of the distribution transformers with a measure of uncertainty. By processing the available real time measurements, using an efficient power flow calculation algorithm, the proposed RTLE refines these off-line estimates. This dissertation presents several simulations showing the efficiency of the proposed RTLE. Some parameters are evaluated and their influence on the RTLE load estimates, such as gross errors in the available real time measurements and feeders with only current magnitude measurements. Besides, it is emphasized the influence of the initial load estimates obtained from Stage (1), and the importance of the statistical hypothesis used in this stage in the load estimation process. Also, this work presents the application of the proposed RTLE in a real Brazilian DS. A validation test was performed through in-field verification in a real distribution feeder, which was executed via load meters installation in three distribution transformers to evaluate the quality of the load estimates provided by the RTLE. Finally, the proposed RTLE was tested in a real large scale DS to evaluate its computational performance and the difficult level of its implementation. It is noteworthy that its implementation is straightforward with other Distribution Operation Center

tools, such as load aggregation and load flow calculation, and few routines must be added for integrating the RTLE.

Keywords – Distribution Systems, Load Allocation, Load Estimation, State Estimation, Smart Grids, Service Restoration.

Lista de Figuras

Figura 2.1: Uso do Modelo de Mistura Gaussiana para gerar pseudo-medidas(Retirado de (PIERI; ASPROU; KYRIAKIDES, 2015)).....	17
Figura 2.2: Fluxograma de geração de pseudo-medidas para EE (Retirado de (MANITSAS et al., 2012))	18
Figura 3.1: Curvas de Carga Típicas – Residencial, Comercial e Industrial (JARDINI et al., 2000)	24
Figura 3.2: Agregação de cargas em SDs.	29
Figura 3.3: Agregação de cargas na rede primária de um SD.....	30
Figura 3.4: Curva de carga agregada para um transformador fictício.....	32
Figura 4.1: Fluxograma do algoritmo de agregação de cargas	36
Figura 4.2: Fluxo de Potência - Soma de correntes	39
Figura 4.3: Fluxograma Fluxo de Potência Varredura Direta/Inversa - Soma de Correntes	40
Figura 4.4: SD com dois alimentadores representados por um grafo com duas árvores (linhas espessas) e suas respectivas RNPs (Retirado de (SANCHES; LONDON JUNIOR; DELBEM, 2014)).....	41
Figura 4.5: Áreas de medição definidas pelos ramos que possuem medidas em tempo real	44
Figura 4.6: Determinação da estimativa de valores medidos em tempo real – Sem/Com alteração topológica no alimentador (Valor medido destacado)	45
Figura 4.7: Cálculo da diferença de potência de uma AM.	47
Figura 4.8: Medidas de fluxo de potência e corrente respectivamente nos ramos a montante e a jusante de uma AM.	48
Figura 4.9: Fluxograma geral do EDTR proposto.....	50
Figura 5.1: Fluxograma da sistemática de avaliação.....	55
Figura 5.2: Alimentador de distribuição – Sistema teste 32 barras e RNP	56
Figura 5.3: Perfil dos consumidores do caso teste	56
Figura 5.4: Estimação de demanda de potência ativa da barra 23 (pior estimativa).....	58

Figura 5.5: Estimação de demanda de potência ativa da barra 8 (melhor estimativa).....	59
Figura 5.6: Estimação de demanda de potência ativa da barra 16.....	59
Figura 5.7: Medida de fluxo de potência ativa na subestação (valor de uma das amostras dos 100 testes)	60
Figura 5.8: Estimação de demandas na presença de medidas de corrente e de potência (legenda do eixo y e entre parênteses no eixo x).....	62
Figura 5.9: Topologia de operação normal do alimentador de teste.....	66
Figura 5.10: Medida SCADA de fluxo de potência ativa durante a campanha de medição .	68
Figura 5.11: Medida SCADA de fluxo de potência reativa durante a campanha de medição	69
Figura 5.12: Medida SCADA de magnitude de corrente durante a campanha de medição .	70
Figura 5.13: Demanda de potência ativa do transformador com predominância residencial	72
Figura 5.14: Demanda de potência reativa do transformador com predominância residencial	73
Figura 5.15: Demanda de potência ativa do transformador com predominância comercial .	75
Figura 5.16: Demanda de potência reativa do transformador com predominância comercial	76
Figura 5.17: Demanda de potência ativa do transformador misto residencial e comercial...	78
Figura 5.18: Demanda de potência reativa do transformador misto residencial e comercial	79
Figura 5.19: Densidade de probabilidade acumulada empírica para o transformador com predominância residencial: demanda de potência ativa (a) e demanda de potência reativa (b)	81
Figura 5.20: Densidade de probabilidade acumulada empírica para o transformador com predominância comercial: demanda de potência ativa (a) e demanda de potência reativa (b)	81
Figura 5.21: Densidade de probabilidade acumulada empírica para o transformador misto residencial e comercial: demanda de potência ativa (a) e demanda de potência reativa (b)	81
Figura 5.22: Sistema de distribuição de larga escala da cidade de Londrina/PR	85
Figura 5.23: Fluxograma de integração do EDTR com a ferramenta de otimização do processo de restabelecimento de energia da COPEL.....	88

Lista de Tabelas

Tabela 3.1: Exemplo de agregação de cargas: Consumidores da rede secundária	32
Tabela 4.1: Medidas disponíveis em tempo real tipicamente em SDs.....	42
Tabela 5.1: Estimação de demandas para o sistema de 32 barras.....	57
Tabela 5.2: Estimação de demandas para o sistema de 32 barras (valores relativos)	57
Tabela 5.3: Erro das estimativas considerando diferentes desvios-padrão para as medidas (barra 23).....	61
Tabela 5.4: Influência de erros grosseiros no EDTR.....	61
Tabela 5.5: Estimação de demanda na presença de tipos diferentes de medida – Resultados por AM	63
Tabela 5.6: Caracterização dos consumidores dos transformadores da campanha de medição.....	65
Tabela 5.7: Desempenho da estimação para o transformador com predominância residencial	74
Tabela 5.8: Desempenho da estimação para o transformador com predominância comercial	77
Tabela 5.9: Desempenho da estimação para o transformador misto residencial e comercial	80
Tabela 5.10: Número de iterações e tempos de execução do EDTR implementado: teste de validação	80
Tabela 5.11: Estatística k do teste de Kolmogorov-Smirnov entre a densidade de probabilidade acumulada empírica da demanda medida e demanda estimada: transformador com predominância residencial.....	82
Tabela 5.12: Estatística k do teste de Kolmogorov-Smirnov entre a densidade de probabilidade acumulada empírica da demanda medida e demanda estimada: transformador com predominância comercial	82
Tabela 5.13: Estatística k do teste de Kolmogorov-Smirnov entre a densidade de probabilidade acumulada empírica da demanda medida e demanda estimada: transformador misto residencial e comercial.....	83

Tabela 5.14: Avaliação da condição operacional da rede para cada metodologia de estimaco de demanda.....	85
Tabela 5.15: Demanda estimada para o SD pelo SOD e EDTR.....	86
Tabela 5.16: Nmero de iteraes e tempos de execuo do EDTR implementado: aplicao no SD de larga escala.....	86
Tabela 5.17: Volume de dados processados pelo EDTR proposto e etapas de pr-processamento para a aplicao no SD completo da cidade de Londrina/PR.....	89
Tabela A.1: Dados dos consumidores alimentados pelos transformadores de distribuo do sistema de teste de 32 barras.....	107
Tabela A.2: Parâmetros eltricos do alimentador de teste de 32 barras	108

Lista de Abreviaturas e Siglas

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica

AM – Área de Medição

COD – Centro de Operação da Distribuição

COPEL – Companhia Paranaense de Energia

CNAE – Cadastro Nacional de Atividades Econômicas

Des. Pad. – Desvio Padrão

EE – Estimador de Estado

EDTR – Estimador de Demanda em Tempo Real

EMA – Erro Médio Absoluto

MQP – Mínimos Quadrados Ponderados

PRODIST – Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional

RNP – Representação Nó-Profundidade

SCADA - *Supervisory Control and Data Acquisition* (Sistema de Controle Supervisório e Aquisição de Dados)

SOD – Sistema de Operação da Distribuição

SD – Sistema de Distribuição

TP – Transformador de Potencial

TC – Transformador de Corrente

VDI – Varredura Direta/Inversa

Sumário

Resumo.....	i
Abstract.....	iii
Lista de Figuras.....	v
Lista de Tabelas.....	vii
Lista de Abreviaturas e Siglas.....	ix
Sumário.....	xi
Capítulo 1 - Introdução.....	1
1.1. Motivação.....	1
1.2. Proposição.....	2
1.3. Estrutura do Trabalho.....	4
Capítulo 2 - Monitoramento em Tempo Real de Sistemas de Distribuição.....	7
2.1. Introdução.....	7
2.2. Sistemas de Distribuição.....	7
2.3. Monitoramento em Tempo Real de Sistemas de Distribuição.....	9
2.4. Revisão Bibliográfica.....	11
2.5. Considerações Finais.....	20
Capítulo 3 - Agregação de Cargas em Sistemas de Distribuição.....	23
3.1. Introdução.....	23
3.2. Consumidores e Curvas de Carga Típicas.....	24
3.3. Formulação da Agregação de Cargas.....	25
3.4. Considerações Finais.....	33
Capítulo 4 - Metodologia Proposta.....	35
4.1. Introdução.....	35
4.2. Estágio (1): Estimacão <i>Off-line</i> das Demandas.....	36
4.3. Estágio (2): Refinamento em Tempo Real das Demandas.....	37
4.3.1. Fluxo de Potência por VDI via RNP.....	38

4.3.2. Refinamento das Demandas com as Medidas em Tempo Real.....	41
4.4. Fluxograma Geral da Metodologia	50
4.5. Considerações Finais.....	51
Capítulo 5 - Resultados e Discussões.....	53
5.1. Introdução	53
5.2. Avaliação de Desempenho do EDTR.....	53
5.2.1. Sistemática de Avaliação.....	54
5.2.2. Resultados de Simulação do EDTR.....	55
5.3. Aplicação em Alimentadores da COPEL Distribuição S/A.....	63
5.3.1. Teste para Validação do EDTR em um Alimentador Real.....	64
5.3.2. Aplicação em Sistema de Distribuição de Larga Escala.....	84
5.3.3. Integração do EDTR em uma Ferramenta Automatizada.....	87
5.4. Considerações Finais.....	90
Capítulo 6 - Conclusões.....	93
6.1. Possibilidades Futuras	96
6.2. Publicações Originadas desta Pesquisa.....	99
Apêndice A – Teste de Kolmogorov-Smirnov para duas amostras	101
Referências Bibliográficas	103
Anexo A – Dados Elétricos do Sistema de 32 Barras	107

Capítulo 1 - Introdução

1.1. Motivação

Desde o início da concepção dos Sistemas de Distribuição (SDs), o projeto e construção de alimentadores foram realizados de maneira a suprir de forma robusta a demanda sazonal e projeções de demanda futura. A operação destes alimentadores começou sendo feita de maneira passiva, sem monitoramento e controle (MANITSAS et al., 2012). Os alimentadores eram em geral, e em sua maioria ainda são, conexões unidirecionais entre os sistemas de transmissão e os consumidores finais. Nas últimas décadas, uma mudança de paradigma tem surgido na operação e concepção dos SDs, impulsionada principalmente pelo interesse em geração distribuída, novas regras de mercado, maior sensibilidade das cargas, entre outras. Com isto surge um conceito em sistemas elétricos de potência, ainda em construção, chamado de redes inteligentes (do inglês *Smart Grids*).

Dentro deste contexto, melhorias no monitoramento em tempo real dos SDs têm sido solicitadas de maneira a prover informações mais precisas a respeito da condição operacional em tempo real dos alimentadores dos SDs (BARAN, 2012). Essas informações são necessárias para várias aplicações de automação desses sistemas, como, por exemplo: análise de contingências; localização de faltas; resposta pelo lado da demanda; restabelecimento de energia; e controle e otimização de tensão e VAR. As principais motivações no desenvolvimento destas melhorias têm como foco a resiliência da rede, aumento da eficiência e questões ambientais (LEFEBVRE; PRÉVOST; LENOIR, 2014).

Devido ao fato de poucas medidas estarem disponíveis em tempo real nos SDs, tradicionalmente determina-se a condição operacional dos alimentadores examinando o perfil de carga, que envolve o uso de curvas de carga típicas para cada tipo de consumidor (residencial, comercial, ou industrial) e algum tipo de monitoramento do consumo dos consumidores, como, por exemplo, as respectivas contas de energia (SINGH; PAL; JABR, 2009). Haja vista tais perfis serem apenas uma aproximação para demanda de uma determinada carga, é baixa a qualidade das estimativas obtidas em tempo real utilizadas para determinar o estado de operação de um alimentador.

Para possibilitar a determinação mais confiável da condição operacional em tempo real de alimentadores de SDs, esses sistemas vêm sendo equipados com sistemas SCADA (do inglês *Supervisory Control and Data Acquisition*). Além disso, recentes esforços para incorporar conceitos de redes inteligentes, como Infraestrutura de Medição Avançada (do inglês *Advanced Metering Infrastructure*) e Automação Avançada da Distribuição (do inglês *Advanced Distribution Automation*), estão disponibilizando novos dados em tempo real para os centros de controle e operação dos SDs (MOMOH, 2012).

Estes esforços de aumentar o número de medidas disponíveis, em tempo real, nos alimentadores de distribuição, têm motivado o desenvolvimento de Estimadores de Estado (EEs) para SDs, que tem como objetivo determinar estimativas precisas da condição operacional dos alimentadores. Desde o início de seu desenvolvimento, os EEs se mostraram uma funcionalidade chave para supervisão, controle e planejamento de sistemas de transmissão (LEFEBVRE; PRÉVOST; LENOIR, 2014). Assim, espera-se que o monitoramento em tempo real também tenha papel fundamental no contexto das redes inteligentes.

Entretanto, apesar de todos estes esforços, em função dos altos custos dessas infraestruturas de medição avançadas, da necessidade de regulação mais consolidada para os medidores inteligentes, e do desenvolvimento de novas redes de telecomunicações capazes de trafegar as informações das redes inteligentes, os SDs não serão equipados em um curto período de tempo com um sistema de medição em tempo real suficiente para possibilitar requisitos de observabilidade e redundância dentro do contexto tradicional dos EEs (MANITSAS et al., 2012). Assim, o problema continua sendo o de determinar estimativas das demandas dos SDs, da maneira mais precisa possível, a partir de um número limitado de medições disponíveis em tempo real e de hipóteses estatísticas a respeito da demanda dos consumidores.

1.2. Proposição

Embora já tenha sido alvo de diversas pesquisas científicas, o problema de monitoramento em tempo real de SDs representa ainda um desafio para os pesquisadores e profissionais da área. Uma das maneiras de comprovar essa afirmativa é o fato de muitos centros de operação, de companhias de distribuição de energia, dependerem ainda exclusivamente da informação proveniente das poucas medidas disponíveis em tempo real, normalmente presentes na saída dos alimentadores nas subestações, para determinação da condição operacional de seus alimentadores.

Este trabalho propõe um Estimador de Demandas em Tempo Real (EDTR) para alimentadores de SDs que opera em dois estágios: **(1) Estimação Off-line das Demandas** – este estágio consiste em estimar as demandas dos transformadores de distribuição dos alimentadores a partir dos perfis de carga e de informações de consumo de energia dos consumidores conectados a cada transformador de distribuição. As demandas dos alimentadores (potência ativa e reativa) são alocadas (estimadas) individualmente nos postos transformadores (barras com transformadores de distribuição) dos alimentadores, provendo uma medida da incerteza desta estimativa; **(2) Refinamento em Tempo Real das Demandas** - baseado nas estimativas de demandas obtidas no Estágio (1), realiza-se o cálculo de fluxo de potência através de um algoritmo de Varredura Direta/Inversa (VDI) computacionalmente eficiente baseado na estrutura de dados chamada Representação Nó-Profundidade (RNP) (SANTOS et al., 2008). Os valores medidos disponíveis no SD são então comparados com os valores calculados pelo fluxo de potência. Se a diferença entre eles for pequena o suficiente, o processo termina e as demandas estimadas no Estágio (1) são fornecidas como as estimativas das demandas dos alimentadores; caso contrário, as demandas estimadas no Estágio (1) são ajustadas e o processo é repetido voltando ao cálculo de fluxo de potência.

O processo de agregação de cargas apresentado em (JARDINI et al., 2000) é utilizado para realização do Estágio (1). Para dar um maior embasamento teórico desse processo, apresenta-se, nesta dissertação, toda a formulação do processo de agregação de cargas, através da teoria de probabilidades, destacando as principais hipóteses estatísticas e simplificações assumidas nesse processo.

O EDTR proposto então refina estas estimativas iniciais utilizando as medidas disponíveis em tempo real pelo sistema SCADA, em conjunto com a solução do fluxo de potência para os alimentadores dos SDs. Da mesma maneira que outros EDTRs apresentados na literatura (GHOSH; LUBKEMAN; JONES, 1997; DŽAFIĆ et al., 2013), o EDTR proposto neste trabalho usa o conceito de Áreas de Medição (AMs) para considerar a possibilidade de múltiplas medidas nos alimentadores (medidas de fluxo de potência e/ou magnitude de corrente).

Diversas simulações computacionais foram realizadas, onde o desempenho do EDTR é avaliado e a qualidade das estimativas obtidas pelo EDTR é comparada com outros estimadores de demanda encontrados na literatura. Alguns fatores e parâmetros de interesse são avaliados quanto à influência nas estimativas do EDTR proposto, como a presença de erros grosseiros nas medidas disponíveis em tempo real e alimentadores somente com medidas de magnitude de corrente. Além disto, destaca-se a influência da

qualidade das estimativas iniciais obtidas pelo Estágio (1), e a importância das hipóteses estatísticas utilizadas neste estágio para o processo de estimação.

Apresenta-se também, nesta dissertação, a aplicação do EDTR proposto em um SD real brasileiro. Um teste de validação foi realizado através de uma campanha de medição em um alimentador real, que consistiu na instalação de medidores de demanda em transformadores de distribuição para aferir a qualidade das estimativas obtidas pelo EDTR proposto. Estas estimativas são avaliadas em termos de comparação com as demandas medidas nesta campanha de medição. Além disto, é avaliado também o refinamento no modelo probabilístico de demanda obtido para os transformadores de distribuição.

Além disto, o EDTR proposto é aplicado em um SD de larga escala para aferir o desempenho computacional da metodologia implementada e as dificuldades de implantação. Vale ressaltar que sua implementação é condizente com ferramentas consolidadas nos Centros de Operação da Distribuição (CODs), como o uso do processo de agregação de cargas e o cálculo de fluxo de potência, e poucas rotinas precisam ser adicionadas para sua integração.

Este trabalho fez parte do Projeto PD 2866-0272/2012 intitulado “Otimização do Processo de Restabelecimento de Energia em Tempo Real Utilizando Técnicas de Redes Inteligentes (Smart Grids) e Apoio à Decisão dos Operadores dos Centros de Operação da Distribuição”, que está em execução (projeto com duração de 42 meses que começou em junho de 2013). A equipe que está desenvolvendo este projeto conta com a participação de professores e estudantes de pós-graduação da Universidade de São Paulo (USP) e da Universidade Federal de Goiás (UFG), e de engenheiros da COPEL Distribuidora S/A.

Importa destacar ainda que o EDTR proposto neste trabalho foi de suma importância para o desenvolvimento do Projeto PD 2866-0272/2012 supracitado. Isto porque o EDTR proposto possibilita a estimação em tempo real da demanda dos transformadores de distribuição, informação necessária para implantação de um procedimento para restabelecimento de energia após a ocorrência de faltas permanentes.

1.3. Estrutura do Trabalho

Esta dissertação encontra-se dividida em 6 capítulos, onde a introdução corresponde ao primeiro.

No capítulo 2 define-se, de uma maneira mais formal, o problema de monitoramento em tempo real de SDs e também apresenta-se a revisão bibliográfica sobre o tema, destacando diversos trabalhos relevantes apresentados na literatura especializada.

No capítulo 3 encontra-se a metodologia de agregação de cargas de consumidores de energia elétrica e sua formulação matemática.

No capítulo 4 é apresentado o EDTR proposto, que faz uso do procedimento de agregação de cargas para determinação das estimativas iniciais de demandas, refinando estas estimativas através do cálculo de fluxo de potência em conjunto com as medidas disponíveis em tempo real do SD.

No capítulo 5 apresentam-se os resultados de simulações computacionais realizadas em um alimentador de teste para avaliação do desempenho do EDTR proposto. Além disto, avalia-se a aplicação do EDTR proposto em um SD real brasileiro, destacando as dificuldades encontradas para sua implementação.

As considerações finais desta dissertação de mestrado, possibilidades futuras e as publicações realizadas são apresentadas no capítulo 6.

Capítulo 2 - Monitoramento em Tempo Real de Sistemas de Distribuição

2.1. Introdução

O monitoramento em tempo real é de fundamental importância para automação dos Sistemas de Distribuição (SDs). A determinação da condição operacional dos alimentadores de distribuição de energia elétrica é o passo inicial para a aplicação de diversas funções automatizadas, como, por exemplo, restabelecimento de energia.

Este capítulo tem como objetivo apresentar o desenvolvimento tecnológico a respeito de monitoramento em tempo real de SDs, assim como a revisão bibliográfica desta linha de pesquisa. Com isto revela-se a importância deste tema no âmbito dos SDs e da necessidade de metodologias apropriadas para estimação da demanda de SDs.

É apresentado primeiramente os principais conceitos a respeito de SDs e alguns de seus equipamentos. Os desafios atuais para monitoramento em tempo real, incluindo uma revisão a respeito da aplicação de Estimadores de Estado (EEs) em SDs, são detalhados para apresentar as principais metodologias utilizadas. Finalmente uma revisão de trabalhos recentes com foco na estimação das demandas dos SDs é apresentada para contextualização do Estimador de Demanda em Tempo Real (EDTR) proposto.

2.2. Sistemas de Distribuição

O SD tem como principal função receber a energia elétrica do sistema de transmissão e entregá-la aos consumidores finais, sendo constituído basicamente por linhas (cabos), equipamentos de proteção, de transformação e de manobra. Os SDs podem ser divididos em duas redes (KAGAN; OLIVEIRA; ROBBA, 2005):

- ✓ **Rede de Distribuição Primária:** também conhecida como sistema (rede) de **média tensão**, opera geralmente na faixa de 11,9kV a 34,5kV. Essa rede atende os consumidores primários (indústrias de médio porte, conjuntos comerciais, grandes hospitais, *shopping centers*, instalações de iluminação pública, etc.) e os transformadores de distribuição que, por sua vez, suprem os Sistemas de

Distribuição Secundária ou de baixa tensão. Os sistemas de média tensão são geralmente operados na configuração radial, ou seja, sem a formação de anéis (ou malhas) na rede.

- ✓ **Rede de Distribuição Secundária:** também conhecido como sistema (rede) de **distribuição de baixa tensão**, no Brasil geralmente opera com tensões de 220/127V ou 380/220V. Essa rede atende os consumidores de baixa tensão, pequenos comércios e indústrias e, principalmente, os consumidores residenciais.

Dentre os equipamentos do SD, destacam-se os seguintes, para compor o modelo da rede elétrica quando se tratando de análise estática, seja pelo fluxo de potência ou no contexto de estimação de estado e monitoramento em tempo real:

- **Transformadores de Potência:** transformadores das subestações de distribuição. Estes equipamentos conectam os SDs com os sistemas de transmissão de energia elétrica em tensões mais elevadas. Estão localizados na subestação de distribuição e geralmente tem nível elevado de monitoramento em tempo real das grandezas elétricas;
- **Transformadores de Distribuição:** transformadores que conectam a rede primária em média tensão com a rede secundária em baixa tensão. Alimentam os circuitos dos consumidores de energia elétrica e geralmente não possuem monitoramento em tempo real;
- **Linhas de Distribuição:** ramais aéreos ou subterrâneos dos circuitos elétricos de distribuição na rede primária. São compostos por cabos, postes e cruzetas e de acordo com a disposição geométrica dos condutores são obtidos os parâmetros elétricos destas linhas. Geralmente não possuem monitoramento em tempo real;
- **Bancos de Capacitores:** fontes de energia reativa geralmente com o intuito de melhorar o fator de potência e níveis de tensão na rede de distribuição. Podem ser constituídos por mais de um capacitor sendo operados manual ou automaticamente. Em geral capacitores operados automaticamente possuem algum monitoramento em tempo real;
- **Reguladores de Tensão:** autotransformadores com a função de controlar a tensão ao longo dos alimentadores. Tipicamente possuem medidores de corrente e tensão para realizar o controle de tensão, os quais podem estar disponíveis também para monitoramento em tempo real;
- **Chaves Seccionadoras e Disjuntores:** dispositivos seccionadores capazes de isolar eletricamente partes dos circuitos dos SDs. O estado operativo destes equipamentos é importante na determinação da topologia da rede elétrica do alimentador. Geralmente o estado de disjuntores (aberto/fechado) é monitorado em

tempo real. Para as chaves seccionadoras geralmente é mantido um histórico das alterações manuais em seus estados (aberto/fechado) para controlar sua situação nos centros de operação.

2.3. Monitoramento em Tempo Real de Sistemas de Distribuição

O monitoramento em tempo real, originalmente uma função exclusiva dos sistemas de transmissão, vem se tornando de fundamental importância para automação dos SDs.

Deve-se destacar que a ferramenta fundamental para implantação da operação em tempo real, em um sistema elétrico de potência, é o EE (ABUR; EXPÓSITO, 2004). O EE é uma ferramenta computacional que possibilita a obtenção, em tempo real, das variáveis de estado de um sistema elétrico (usualmente as tensões complexas nas barras do sistema), através de um conjunto redundante de medidas com ruído, constituído usualmente de: fluxo de potência ativa e reativa nas linhas e transformadores, injeção de potência ativa e reativa e algumas magnitudes de tensão nos barramentos (medidas analógicas). Porém, a maioria dos estimadores de estado desenvolvidos destina-se à aplicação em sistemas de transmissão.

A formulação do EE se baseia na relação entre as medidas analógicas e as variáveis de estado de um sistema elétrico de potência, através do seguinte modelo de medição:

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

sendo “z” o vetor de medidas (mx1); “h(.)” o vetor de funções não lineares, que relaciona as medidas com as variáveis de estado (mx1) (equações do fluxo de potência); “x” o vetor de variáveis de estado ((2n-1)x1); “e” o vetor dos erros nas medidas (mx1), que são considerados como variáveis aleatórias independentes, com distribuição Gaussiana de média zero e matriz de covariância W; sendo “m” e “n” o número de medidas e o de barras do sistema, respectivamente.

A partir do estimador por Mínimos Quadrados Ponderados (MQP), a estimativa do vetor de variáveis de estado x, designado por \hat{x} , é obtida de forma recursiva, através do cálculo da matriz Jacobiana $H(x)$, e da solução do seguinte conjunto de equações (algoritmo iterativo Gauss-Newton (SCHWEPPE; WILDES, 1970)):

$$G(x).(x^{k+1} - x^k) = H^T(x^k).W^{-1}.[z - h(x^k)] \quad (2.2)$$

$$H(x) = \frac{\partial h(x)}{\partial h(x)} \quad (2.3)$$

$$G(x) = H^T(x^k).W^{-1}.H(x^k) \quad (2.4)$$

onde, x^k é o valor de x na iteração k , e $G(x)$ é a chamada matriz Ganho. A equação (2.2) é conhecida como equação normal de Gauss.

Na tentativa de desenvolver EEs para SDs, algumas pesquisas fizeram uso diretamente de métodos aplicados em sistemas de transmissão. Entretanto, algumas características particulares dos SDs inviabilizam a aplicação prática desse tipo de EEs em tais sistemas. De acordo com (BARAN, 2012), (LEFEBVRE; PRÉVOST; LENOIR, 2014) e (SINGH; PAL; JABR, 2009), essas características são as seguintes:

- (i) usualmente os SDs são compostos por alimentadores radiais, com ramais que podem ser monofásicos, bifásicos (cargas residenciais) ou trifásicos (cargas comerciais e industriais);
- (ii) os SDs são compostos por redes usualmente curtas, não transpostas, desbalanceadas por natureza (em virtude da impossibilidade de distribuir uniformemente as cargas nos alimentadores) e com alta relação resistência/reatância;
- (iii) são diversas as possibilidades de conexão dos transformadores e das cargas dos SDs;
- (iv) a dimensão do problema é muito elevada, pois, mesmo para uma cidade de pequeno porte (de até 50 mil habitantes), o SD pode conter milhares de barras bifásicas e trifásicas;
- (v) a maioria dos alimentadores possuem medidas de corrente ao invés de medidas de potência, que representam um problema para utilização da maioria dos EEs desenvolvidos para sistemas de transmissão (problemas de ordem numérica);
- (vi) normalmente os estados de dispositivos seccionadores e de banco de capacitores, bem como a posição de taps de transformadores, não são monitorados de forma direta;
- (vii) e, o reduzido número de medidas disponíveis em tempo real, em relação aos sistemas de transmissão.

Ante o exposto, os SDs trazem complexidades adicionais que devem ser consideradas para o desenvolvimento de um EE eficiente. De uma forma geral, os EEs desenvolvidos para SDs podem ser divididos em dois grupos(BARAN, 2001):

- Grupo 1: Os que se baseiam no estimador por MQP tradicional, desenvolvido para sistemas de transmissão;

- Grupo 2: Os que se baseiam em métodos para cálculo de fluxo de potência.

Tendo em vista a quantidade reduzida de medidas disponíveis em tempo real nos SDs, os estimadores mais utilizados na prática, para esses sistemas, são os do Grupo 2. Em geral, esses estimadores realizam a estimação de estado dos alimentadores de um SD através de um algoritmo que ajusta os valores das cargas nas barras do sistema de acordo com as poucas medidas disponíveis.

A seguir são apresentados alguns dos principais EEs desenvolvidos para monitoramento em tempo real de SDs. Também são apresentadas as recentes linhas de pesquisa e desenvolvimentos a respeito da modelagem de pseudo-medidas, ou seja, na determinação das demandas não monitoradas dos transformadores de distribuição dos SDs. Espera-se assim contextualizar o problema de monitoramento em tempo real em SDs assim como apresentar as diferentes estratégias adotadas para contornar os problemas devido, em especial, ao baixo número de medidas disponíveis em tempo real nos SDs.

2.4. Revisão Bibliográfica

Como apresentado, o monitoramento em tempo real de SDs tem particularidades necessitando de tratamento diferenciado da abordagem dada a sistemas de transmissão. Nesta seção são apresentados alguns dos principais EEs desenvolvidos para monitoramento em tempo real de SDs e as recentes estratégias utilizadas para modelagem das demandas dos transformadores de distribuição como pseudo-medidas.

O EE proposto em (ROYTELMAN; SHAHIDEHPOUR, 1993) faz um ajuste iterativo dos valores das demandas dos transformadores de distribuição (previsão de carga), tal que resulte em fluxos de potências próximos aos valores medidos. Quando isso acontece considera-se que o problema de estimação de estado do alimentador supervisionado está resolvido. Entretanto, em virtude da baixa quantidade de medidas disponíveis em tempo real (medidas reais), a maioria das correntes tomadas como medidas são, na verdade, pseudo-medidas obtidas a partir de uma curva média de carga e fator de carga que é atualizado a cada hora. Tendo em vista que um EE deve produzir respostas em janelas de tempo bem mais reduzidas, essas pseudo-medidas horárias não garantem a exatidão esperada para um EE.

Em (BARAN; KELLEY, 1995) é apresentado um estimador por MQP trifásico para SDs radiais, ou pouco malhados, que considera as correntes nos ramos como variáveis de estado, ao invés das tensões nodais, conhecido como Estimador baseado em Fluxos de Correntes. Este EE converte as medidas de potência ativa e reativa e as pseudo-medidas em medidas equivalentes de corrente na forma retangular. Deve-se destacar que a conversão de medidas de fluxo de potências ativa e reativa, em correntes equivalentes, é uma aproximação grosseira para alimentadores fortemente carregados. As medidas de amplitude de corrente são também decompostas em parte real e imaginária, a partir de uma estimativa do ângulo de fator de potência. Nesta versão inicial deste estimador não foram consideradas medidas de magnitude de tensão. Utiliza-se, ainda, uma regra para "redução do tamanho" do alimentador, para melhorar a eficiência computacional do algoritmo. Para isso, os ramais são "podados", concentrando as suas cargas no tronco do alimentador. Tal procedimento não é adequado quando se deseja estimar a carga de transformadores de distribuição, ou de consumidores da rede primária conectados nesses ramais. A matriz Jacobiana é então montada considerando estas transformações das medidas em equivalentes e encontram-se as variáveis de estado através do Estimador por MQP. As tensões nodais são então atualizadas através de uma execução de varredura direta no alimentador a partir da tensão medida na subestação com as correntes estimadas. O critério de convergência é dado pela diferença da atualização do valor das correntes entre duas iterações sucessivas. Caso não haja convergência, as medidas de corrente equivalentes são novamente calculadas com os novos valores de tensão nodais e o processo se repete. Em (LIN; TENG; CHEN, 2001) foram propostas melhorias na formulação deste EE para obter melhor performance numérica e computacional.

Em (WANG; SCHULZ, 2004) a formulação do EE proposto em (BARAN; KELLEY, 1995) foi trabalhada para possibilitar a utilização de medidas de magnitude de tensão. Nessa formulação as variáveis de estado de corrente são consideradas na forma polar. Outro desenvolvimento importante deste trabalho é o uso de pseudo-medidas geradas a partir de medidores automatizados de consumo de energia. Um aspecto interessante desta abordagem, em maior consonância com as tendências de incorporar medidores inteligentes nas redes secundárias, é o fato de essas medidas serem incorporadas no EE como pseudo-medidas, apesar de serem medidas obtidas em tempo real. A função dos medidores automatizados é refinar continuamente as curvas de carga típicas dos consumidores, não descartando a necessidade de funções de estimação das demandas dos transformadores de distribuição como pseudo-medidas.

Em (LU; TENG; LIU, 1995) é proposto um estimador similar ao anterior no sentido de transformar as medidas de potência ativa e reativa, magnitude de corrente e magnitude de

tensão, em medidas equivalentes de corrente na forma retangular, porém mantendo as tensões nodais complexas como variáveis de estado, conhecido com Estimador baseado em Matriz Admitância. A matriz Jacobiana é então montada para este conjunto de medidas equivalentes, sendo seus parâmetros iguais aos da matriz de admitância. O Estimador por MQP também é utilizado para encontrar as variáveis de estado, conforme a equação normal de Gauss (equação (2.2)). Como citado anteriormente, estas transformações podem acarretar em erros nas estimativas devido às aproximações feitas para obtenção das medidas equivalentes.

O monitoramento em tempo real de SDs com EEs utilizando redes neurais artificiais foi proposto em (BERNIERI et al., 1996). Nesta abordagem a rede neural artificial é utilizada para estimar tanto as tensões nodais como as demandas de potência de transformadores de distribuição (injeções de potência ativa e reativa nas barras) a partir de um número pequeno de medidas em tempo real. Os autores apresentam resultados com precisão similar às metodologias tradicionais baseada no Estimador por MQP, com erros na estimação relacionados principalmente com a incerteza das pseudo-medidas. Os autores também reconhecem o custo computacional oneroso do treinamento das redes neurais, mas após o treinamento, a rede neural apresenta desempenho computacional suficiente para aplicações em tempo real.

Em (GHOSH et al., 1997) é proposta uma forma alternativa para estimação de estado em SDs, que faz uso de uma extensão do fluxo de carga probabilístico. As medidas reais são tratadas como restrições de solução; e as estimativas de demanda de consumidores como pseudo-medidas correlacionadas, com comportamento estocástico e ajustadas pela função densidade de probabilidade beta. O modelo de correlação entre as pseudo-medidas utiliza os fatores de diversidade dos consumidores para representar a correlação entre as demandas. Ressalta-se que a formulação probabilística deste estimador é capaz de lidar com diferentes caracterizações estatísticas das pseudo-medidas (não somente como portadoras de erro com distribuição normal como é assumida pelo EE por MQP). O valor esperado das variáveis de estado e dos fluxos estimados é determinado através do fluxo de potência de varredura direta/inversa. A formulação probabilística se dá no cálculo das variâncias dos fluxos e das variáveis de estado estimadas, também encontradas por um processo similar ao de varredura direta/inversa. Este processo se dá pela somatória das variâncias associadas às pseudo-medidas e pela linearização da variância das perdas elétricas. Medidas em tempo real são consideradas como restrições de igualdade no problema, tanto na determinação dos valores esperados como das variâncias. No caso, os valores medidos e as variâncias dos medidores (dadas pela precisão dos mesmos) são substituídos diretamente nas iterações das varreduras direta/inversa.

Em (GHOSH; LUBKEMAN; JONES, 1997) e (LUBKEMAN et al., 2000) os autores apresentam com mais detalhes a modelagem das demandas dos transformadores de distribuição como pseudo-medidas do estimador probabilístico descrito acima e resultados de aplicação em sistemas reais. Nesta abordagem fatores de carga são associados às demandas estimadas dos transformadores de distribuição, obtidas por meio de dados históricos e curvas típicas por classe de consumidor. Estes fatores de carga são obtidos através de heurísticas de modo a se obter resultados do fluxo de potência em conformidade com as medidas em tempo real.

Os autores em (CELIK; LIU, 1999) desenvolveram um método que faz uso do algoritmo de fluxo de carga Gauss-Seidel, para estimação de estado em SDs radiais. O método realiza um ajuste da demanda de transformadores de distribuição tal que resultem em fluxos de potência com valores próximos aos medidos em tempo real. No momento que isso ocorre, considera-se que o estimador convergiu, isto é, o problema de estimação de estado do alimentador está resolvido.

Em (DENG; HE; ZHANG, 2002) é apresentada uma abordagem a partir do Fluxo de Potência de Varredura aplicando a solução do EE por MQP somente nos ramos que possuem medidas em tempo real. Neste estimador determina-se uma injeção de potência equivalente, para os ramos que possuem medidas em tempo real, através da solução do EE por MQP aplicado somente ao ramo. Os fluxos para os demais ramos não monitorados são calculados de acordo com a formulação do Fluxo de Potência de Varredura através da varredura inversa. Os valores das tensões são então atualizados em todas as barras do alimentador através da varredura direta, utilizando também as injeções equivalentes nos ramos monitorados. Caso os valores de pseudo-medidas inicialmente assumidos não correspondam com os valores nos ramos monitorados (cálculo da varredura inversa) dentro de uma margem de confiabilidade, os valores das demandas dos transformadores de distribuição são recalculados aplicando fatores de correção nas pseudo-medidas. Dentre as vantagens de se utilizar este tipo de abordagem, destacam-se a capacidade de utilizar todo tipo de medida disponível, a baixa complexidade computacional devido ao uso de algoritmos de VDI e também o fato de não apresentar problema numéricos comuns em EEs tradicionais.

Em (ALMEIDA, 2003) foi desenvolvido um EE para alimentadores radiais baseado no algoritmo do fluxo de carga de Varredura Direta/Inversa soma de potências, daí o nome de EE de Soma de Potências. Assume-se que o sistema trifásico pode ser representado por seu equivalente monofásico. A estimação realiza-se para cada seção do alimentador, através da utilização do método de redução de rede usado no fluxo de carga soma de potências. Desta forma, constrói-se um modelo de medição para cada seção do

alimentador, resultando em sistemas de equações não-lineares, sobre determinados, solucionados através do método MQP via equação normal de Gauss. As grandezas estimadas em uma seção são utilizadas como pseudo-medidas para estimar a seção subsequente. O conjunto de medidas utilizado para cada seção é formado por medidas de fluxo de potência nos trechos e tensões nodais, em tempo real, e por pseudo-medidas de injeções de potência nos nós de carga do alimentador supervisionado. Para obtenção dessas pseudo-medidas propõe-se a utilização de fatores de utilização que, determinados em tempo real, são aplicados às cargas de modo a realizar um ajuste prévio das potências injetadas nos nós, aos valores das grandezas medidas, em cada amostra de medidas. Importa destacar que o EE Soma de Potência requer medição de potências ativa e reativa na saída do alimentador supervisionado. Tendo em vista que essa medição não está disponível na grade maioria dos alimentadores reais, propõe-se um algoritmo para estimar esses fluxos. De acordo com os autores, a grande vantagem desse EE está na simplicidade e eficiência computacional do programa computacional que o implementa.

A abordagem tradicional de EEs destinados a sistemas de transmissão aplicada em SDs é apresentada em (SINGH; PAL; JABR, 2009), onde os estimadores MQP, WLAV (do inglês *Weighted Least Absolute Value*) e SHGM (do inglês *Schweppe-Huber Generalized M*) são comparados. Mostra-se que o estimador MQP apresenta melhor desempenho quando utilizado em redes de distribuição em relação aos outros dois. Mesmo assim os autores ressaltam que o desempenho do EE está fortemente relacionado às premissas estatísticas assumidas a respeito do vetor de erro nas medidas. A aplicação destes métodos em SDs deve considerar de maneira adequada que estas premissas se mantenham também quando modelando as pseudo-medidas, para que se obtenha bom desempenho no processo de estimação.

Como apresentado, EEs direcionados para SDs têm como objetivo estimar de maneira aceitável e com certa precisão o estado da rede de distribuição a partir de um número muito reduzido de informações. Em todos os EEs apresentados é evidenciada uma grande dependência das pseudo-medidas e de sua qualidade no desempenho do monitoramento em tempo real. Todos os autores citados apresentam preocupação com estas estimativas das demandas dos transformadores de distribuição, sendo que seus valores são embasados nos dados históricos, classificação estatística dos consumidores e alguns fatores de carga. A seguir são apresentadas as linhas de pesquisa recentes a respeito da modelagem de pseudo-medidas com o intuito de melhorar o processo de monitoramento em tempo real de SDs, especialmente pela melhor caracterização estatística das pseudo-medidas.

Em (MEFFE; OLIVEIRA, 2009) é apresentada uma metodologia para cálculo de fatores de ajuste de curvas de carga em função de valores medidos em ramais de distribuição. Apesar do foco do trabalho não ser monitoramento em tempo real, e sim cálculo de perdas em sistemas de distribuição, esta metodologia apresenta conceitos que também podem ser utilizados na modelagem de pseudo-medidas. No caso os valores dos consumos de energia são corrigidos utilizando fatores de ajuste das curvas de carga dos consumidores de maneira que a energia calculada no alimentador seja próxima ao consumo de energia medido. O diferencial desta metodologia é considerar o efeito do aumento/redução dos valores das cargas estimadas, nas perdas elétricas do alimentador, no momento de calcular os fatores de ajuste.

No interesse de melhorar o modelo estatístico das pseudo-medidas, em (SINGH; PAL; JABR, 2010a) e (SINGH; PAL; JABR, 2010b) é proposto o uso do Modelo de Mistura Gaussiana (do inglês *Gaussian Mixture Model*) como forma de melhor representar a incerteza das pseudo-medidas das demandas de transformadores e suas funções de densidade de probabilidade. Outros modelos de distribuição de probabilidade foram utilizados na modelagem de pseudo-medidas, como a distribuição gaussiana, log-normal, beta entre outras (GHOSH et al., 1997). Porém, o Modelo de Mistura Gaussiana apresenta uma melhor aderência aos histogramas das demandas dos transformadores de distribuição, como mostram os autores. Importa destacar esta caracterização das funções de densidade de probabilidade das pseudo-medidas, pois no contexto dos EEs que fazem uso do método MQP, a premissa de que os erros seguem a distribuição normal é fundamental na formulação. Além disto, uma caracterização completa da incerteza das pseudo-medidas também representa a possibilidade de se obter estimativas de maior qualidade estatística.

Neste Modelo de Mistura Gaussiana (GMM do inglês *Gaussian Mixture Model*) os dados históricos de demanda dos transformadores de distribuição são organizados como histogramas. Vale ressaltar que estes dados históricos não correspondem aos valores medidos, mas sim aos valores calculados para o transformador de distribuição considerando as curvas de carga típicas dos consumidores por ele alimentado. O método ajusta um conjunto de múltiplas funções gaussianas ao histograma obtido para representar a distribuição de probabilidade das pseudo-medidas. Com isto, para determinado instante do dia, o valor da pseudo-medida é o obtido pela soma das curvas de carga dos consumidores e a variância sendo calculada através das componentes gaussianas que compõe este valor no histograma. A Figura 2.1 apresenta a interpretação gráfica deste método.

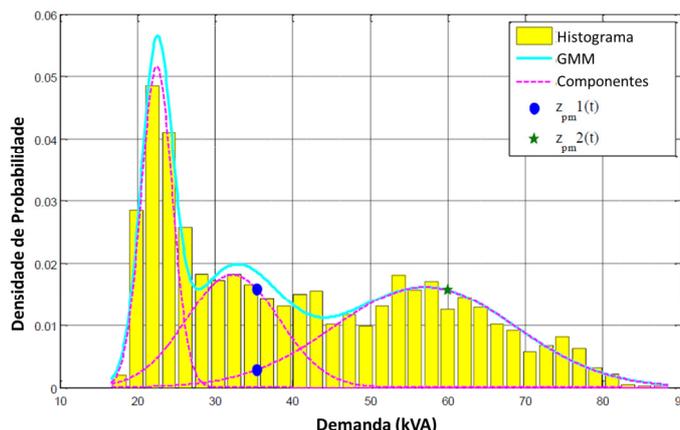


Figura 2.1: Uso do Modelo de Mistura Gaussiana para gerar pseudo-medidas (Retirado de (PIERI; ASPROU; KYRIAKIDES, 2015))

A principal aplicação deste tipo de metodologia é caracterizar estatisticamente a pseudo-medida, não só pelo seu valor esperado e sua variância, mas também pela função de densidade de probabilidade.

Em (KONG et al., 2011) são comparados quatro métodos para gerar a variância de pseudo-medidas das demandas de transformadores para aplicação em um EE por MQP. Os métodos comparados no trabalho são: método de variância assumida (variância é representada proporcionalmente ao valor da pseudo-medida); ajuste gaussiano dos histogramas; ajuste usando o modelo de mistura gaussiana dos histogramas; método de correlação (busca correlação entre as pseudo-medidas e grandezas medidas em tempo real através de dados históricos). Os métodos de correlação e a aplicação do modelo de mistura gaussiana apresentaram melhores desempenhos em geral, mas em alguns casos não apresentaram melhoria significativa em relação aos outros dois métodos.

Em (MOUSAVI; ABYANEH, 2011) também é proposto um modelo probabilístico para as pseudo-medidas que faz uso da representação através da distribuição de probabilidade acumulada dos histogramas dos dados históricos. Neste modelo, diferente do anterior que considera todas as medidas ao longo de um dia e a função de distribuição de probabilidade da demanda do transformador de distribuição, é assumida uma função de distribuição de probabilidade acumulada para cada intervalo de 15 minutos por classe de consumidor. É levada também em conta a sazonalidade, obtendo-se distribuições de probabilidade para as quatro estações do ano. Os resultados são comparados com valores medidos nos transformadores de distribuição, apresentando a aderência do modelo e também melhores resultados utilizando modelos dependentes de tensão para as cargas na solução do fluxo de potência.

A proposta de se utilizar redes neurais artificiais para modelagem de pseudo-medidas é abordada em (MANITSAS et al., 2012), onde as medidas em tempo real são

utilizadas como entradas e os valores das pseudo-medidas como saídas. O modelo utilizado para determinar a variância das pseudo-medidas é o de Mistura Gaussiana apresentado anteriormente. Para realizar o treinamento da rede neural utiliza-se o fluxo de potência em diversas condições topológicas e de carregamento em conjunto com as curvas de carga para determinar os pesos de cada neurônio da rede. Os autores apresentam resultados promissores utilizando esta abordagem, mas o foco do algoritmo também é o de encontrar pseudo-medidas que correspondam aos valores medidos em tempo real. A Figura 2.2 apresenta o fluxograma utilizado nesse trabalho com o intuito de clarificar a inserção de metodologias de modelagem de pseudo-medidas no contexto de EE. As medidas que irão compor o processo de EE correspondem a: medidas obtidas pelo sistema SCADA (z_{medido}); pseudo-medidas ($z_{est, inj}(pseudo)$); e medidas virtuais ($z_{virtual}$) que correspondem à barras sem cargas, ou seja de injeção nula. Os blocos *ANN* e *Error Model* correspondem à metodologia de determinação dos valores e variância das pseudo-medidas, respectivamente.

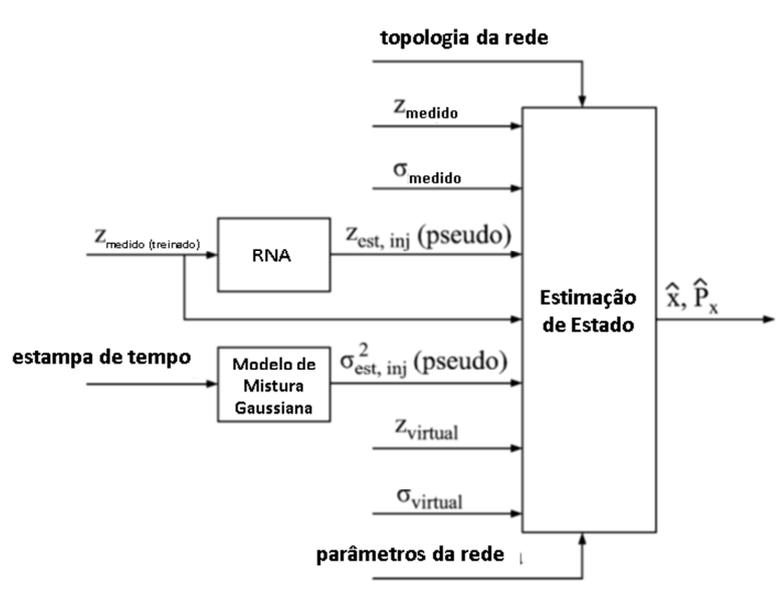


Figura 2.2: Fluxograma de geração de pseudo-medidas para EE (Retirado de (MANITSAS et al., 2012))

A importância e influência das pseudo-medidas é aferida no processo de EE trifásica por MQP em (FANTIN et al., 2014). Mostra-se que tanto os valores como as variâncias das pseudo-medidas têm forte impacto na qualidade da estimação. Assim, propõe-se utilizar pseudo-medidas somente quando necessário para não deteriorar a estimação, e não em todas as barras de consumidores do sistema de distribuição como nas demais abordagens. Neste contexto torna-se necessário o uso de algoritmos para análise e restauração da observabilidade para encontrar o número mínimo necessário de pseudo-medidas críticas (não redundantes), conforme suas prioridades. Vale ressaltar que devido ao número extremamente baixo de medidas em tempo-real, em situações reais nos atuais SDs o que ocorre é a necessidade de pseudo-medidas em praticamente todas as barras do SD. Porém,

no contexto de redes inteligentes, à medida que o número de medidas em tempo real aumenta, esta metodologia pode ser associada de maneira a limitar o número de pseudo-medidas utilizadas.

Além destas abordagens para determinação das pseudo-medidas, também vêm sendo criado interesse na reformulação do EE para incorporar as injeções de potência não monitoradas como variáveis de estado ao invés de usá-las como pseudo-medidas. Seguindo esta linha, em (DŽAFIĆ et al., 2013) é proposto um método de estimação de demanda que utiliza um estimador por MQP para ajustar os valores das cargas como se fossem variáveis de estado, em função das medidas em tempo real, em conjunto com a solução do fluxo de potência. Através dos valores de tensão obtidos pelo fluxo de potência e uma linearização das perdas elétricas em função das demandas dos transformadores de distribuição, formula-se completamente o problema de MQP para o estimador de demanda. Os valores inicialmente estimados para as demandas dos transformadores de distribuição são então refinados através do método MQP, formulado com as medidas e pseudo-medidas em conjunto de restrições de igualdade definidas pelo balanço de potência nos alimentadores e nos medidores em tempo real. São apresentados bons resultados numéricos e tempo computacional aceitável para aplicações em tempo real. Vale ressaltar que nesta abordagem as cargas são estimadas através de ajustes obtidos pelo método MQP, levando em conta assim o valor e a precisão das estimativas iniciais de demandas durante o processo de refinamento das pseudo-medidas. Diferente de outras abordagens que ajustam através de fatores de cargas geralmente dados somente pelo valor inicialmente estimado.

Em (ROUSSEAU, 2015) é proposta uma extensão do vetor de variáveis de estado tradicional (tensões complexas nodais) incorporando, como variáveis de estado independentes, componentes de carga referentes às classes de consumidores conectadas ao SD. Estas novas variáveis de estado correspondem à demanda total de potência ativa de uma classe de consumidor. Nesta abordagem, os valores obtidos dos medidores inteligentes (se instalados) caracterizam estatisticamente as cargas da rede secundária através de funções de probabilidade acumuladas, e leva como premissa que todos os consumidores de uma determinada classe possuem o mesmo comportamento estatístico. Utilizando um procedimento de Monte Carlo, são então gerados pontos de operação da rede secundária para determinar, em conjunto com o fluxo de potência na rede de baixa tensão, as demandas dos transformadores de distribuição para cada um destes pontos de operação. A demanda do transformador de distribuição é então modelada como função dos componentes de carga (por exemplo residencial, comercial e industrial), e os valores dos parâmetros dessa função são obtidos através da método MQP com os pontos de operação gerados pelo procedimento de Monte Carlo. O modelo pode ser linear (soma das potências)

ou quadrático (para representar perdas na rede secundária). O EE é então solucionado obtendo-se o vetor de estado estendido (tensões complexas nodais e componentes de carga), considerando como restrições de igualdade as medidas virtuais, o balanço de potência realizado na rede secundária em função das componentes de carga e o resíduo das medidas. Apesar de aumentar a quantidade de variáveis de estado, ao inserir como restrição de igualdade os balanços de potência da rede secundária o problema volta a ser sobre determinado. Vale ressaltar que a metodologia também pode incorporar componentes referentes a geração distribuída, e que seus resultados podem fornecer informações importantes já condensadas para os operadores a respeito do consumo total de cada classe de consumidor.

2.5. Considerações Finais

Como apresentado, EEs direcionados para SDs têm como objetivo estimar de maneira aceitável e com certa precisão o estado da rede de distribuição a partir de um número muito reduzido de informações. A maioria dos autores citados neste capítulo preocupa-se com a qualidade das estimativas das demandas dos transformadores no processo de estimação de estado para SDs, sendo seus valores em geral embasados em dados históricos, classificação estatística dos consumidores e alguns fatores de carga.

Neste capítulo foi apresentada uma revisão bibliográfica destacando pesquisas recentes a respeito do monitoramento em tempo real de SDs, com foco na modelagem das pseudo-medidas necessárias para avaliação da condição operacional dos alimentadores. Desta maneira o contexto em que este trabalho se insere fica caracterizado. De um modo geral observa-se uma forte dependência, dos EEs apresentados, da qualidade e do caráter estatístico nos processos de modelagem das demandas dos transformadores de distribuição, as principais pseudo-medidas utilizadas nos SDs.

Este trabalho irá utilizar principalmente a formulação dos EEs propostos em (GHOSH et al., 1997) e (DENG; HE; ZHANG, 2002), para o desenvolvimento do EDTR proposto. Esses EEs foram escolhidos devido a aderência de suas formulações ao fluxo de potência por VDI, facilitando assim a aplicação do EDTR em alimentadores reais, por necessitar de poucas alterações nas ferramentas já existentes em Distribuidoras de Energia.

No contexto atual de SDs são necessárias melhorias no monitoramento em tempo real. Esta linha de pesquisa encontra-se em total consonância com o contexto de *Smart Grids* e com diversas aplicações automatizadas em SDs. Assim, o desenvolvimento de pesquisa e inovação a respeito de melhorias na estimação das demandas de

transformadores de distribuição é algo imprescindível para obtenção de melhores resultados na determinação da condição operacional e tomada de decisões em SDs.

No capítulo subsequente é apresentada a formulação da metodologia conhecida como agregação de cargas. Esta metodologia fornece uma estimativa inicial das demandas baseada em informações de consumo mensal de energia elétrica e da classificação dos consumidores. É apresentada a formulação detalhada desta metodologia do ponto de vista probabilístico e das principais hipóteses e simplificações utilizadas.

Capítulo 3 - Agregação de Cargas em Sistemas de Distribuição

3.1. Introdução

Como descrito anteriormente, a ausência de medidas disponíveis em tempo real nos alimentadores de distribuição e nos consumidores da rede secundária torna necessário que o monitoramento em tempo real dos Sistemas de Distribuição (SDs) leve em consideração o comportamento estatístico de seus consumidores de energia elétrica. Assim, o monitoramento em tempo real de SDs tem uma forte dependência da caracterização estatística de seus consumidores, de forma a melhor representar a demanda de potência dos transformadores de distribuição.

O processo de agregação de cargas busca obter uma estimativa da demanda de potência para os transformadores de distribuição em cada instante de tempo, considerando o perfil estatístico de demanda assumido para os consumidores a eles conectados. Essa informação pode ser utilizada em diversas análises e estudos para sistemas de distribuição (JARDINI et al., 2000), como:

- Cálculo da perda de vida anual de transformadores;
- Cálculos de redes de distribuição secundária;
- Determinação de diversidade da carga e carregamento de distribuição;
- Avaliação da condição operacional dos alimentadores;
- Estudos de planejamento de expansão de sistemas de distribuição, entre outros.

Neste capítulo será apresentada a caracterização estatística dos consumidores, através de seus perfis de consumo típicos (curvas de carga), e a metodologia de agregação de cargas apresentada em (JARDINI et al., 2000). Essa metodologia será utilizada no Estágio (1) do Estimador de Demanda em Tempo Real (EDTR) proposto, para obtenção da estimativa inicial das demandas dos transformadores de distribuição, que posteriormente serão refinadas considerando as informações das poucas medidas disponíveis em tempo real na rede primária no Estágio (2) do EDTR proposto.

3.2. Consumidores e Curvas de Carga Típicas

Como existem vários tipos de consumidores e seu consumo de energia usualmente não é monitorado em tempo real, para se caracterizar este consumo utiliza-se de levantamentos estatísticos com base em amostras de consumidores. Desta maneira, representa-se o perfil de consumo de determinado extrato ou classe de consumidor para cada instante t , através da média amostral $p_{classe}(t)$ e desvio padrão amostral $\sigma_{classe}(t)$, obtidos por estes levantamentos. Os perfis de consumo são levantados para um dia e são chamados de curvas de carga. O perfil de consumo pode estar relacionado geralmente ao horário do dia, dia da semana, estação do ano, condições climáticas, perfis sócio econômicos dos consumidores, tipo de consumidor (residencial, comercial, industrial), entre outros.

A seguir são apresentadas algumas curvas de carga típicas a título de ilustração em uma base de 15 minutos estratificadas em três classificações de consumidores que se comportam de acordo com estas curvas.

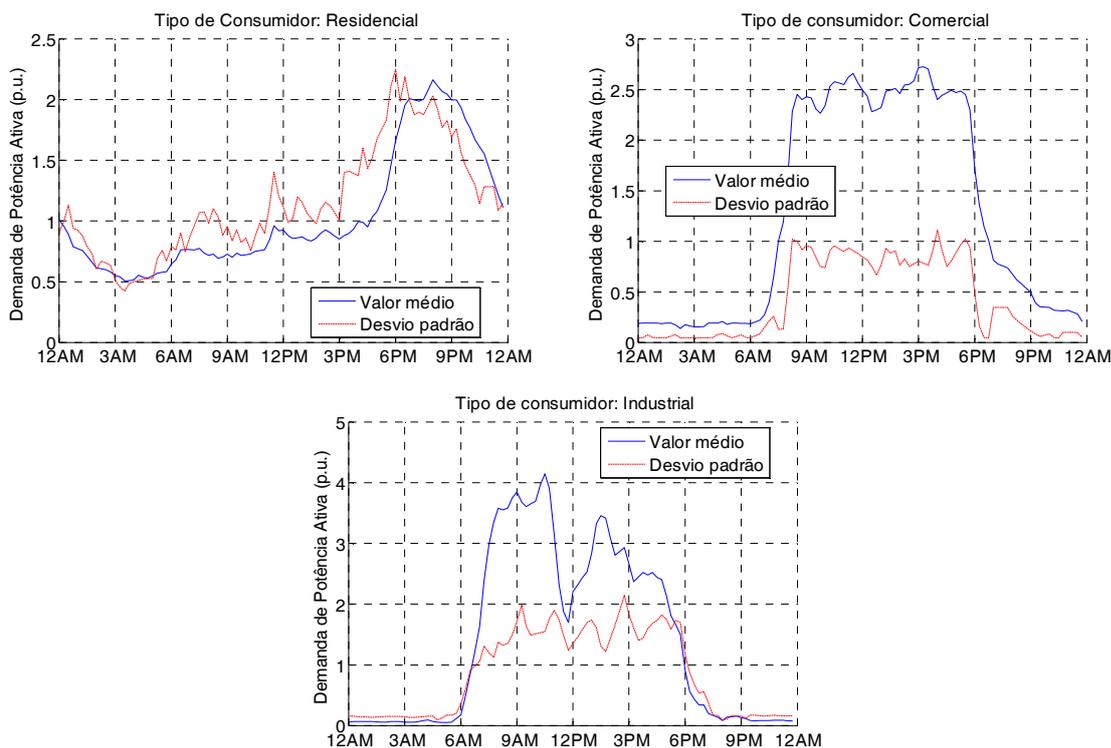


Figura 3.1: Curvas de Carga Típicas – Residencial, Comercial e Industrial (JARDINI et al., 2000)

Para representar o perfil de uma classe de consumidor, estas curvas de carga são apresentadas de maneira normalizada em p.u., tendo comumente como potência base do consumidor i (P_{base_i}) a correspondente demanda média ao longo do mês. Esta demanda

média pode ser obtida através do consumo mensal em kWh dos consumidores conforme equação (3.1) (JARDINI et al., 2000).

$$P_{base_i} = \frac{\text{consumo mensal (kWh)}}{24 \text{ horas} \times 30 \text{ dias}} \quad (3.1)$$

A resolução 456 de 29/11/2000 da ANEEL(ANEEL, 2000) descreve a classificação dos tipos de consumidores em classes e subclasses para fins de tarifação, mas que podem também ser utilizados para classificar o perfil de carga dos mesmos. A classificação presente nesta resolução representa os consumidores separados em grupos (Grupo A e Grupo B) de acordo com o nível de tensão de atendimento, e também em classes e subclasses para caracterização da atividade do consumidor (residencial, comercial e serviços, industrial, iluminação pública, etc.). Assim, um banco de dados completo de curvas de carga deve buscar abranger o maior número destes tipos de consumidores. Em geral a classificação de consumidores utiliza como base as classes presentes nesta resolução, a classificação do Cadastro Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) e classificações particulares das distribuidoras de energia elétrica.

3.3. Formulação da Agregação de Cargas

Apresentado em (JARDINI et al., 2000), o método de agregação de cargas consiste em estimar as demandas de transformadores de distribuição a partir de informações de consumo mensal de energia elétrica e da classificação dos consumidores e respectivas curvas de carga típicas. Nesta seção será apresentada a formulação desta metodologia, destacando as principais hipóteses e simplificações adotadas sob a ótica da teoria de probabilidades. Detalhes dos conceitos e propriedades utilizadas nas passagens matemáticas utilizadas nesta seção podem ser encontradas em referências sobre teoria das probabilidades, como (ROSS, 2010).

Dada a rede secundária de um transformador de distribuição com N consumidores de energia elétrica, define-se então uma variável aleatória contínua que representa o valor de demanda individual de cada consumidor i , alimentado por esse transformador, denotada por m_i . Associada a esta definição tem-se a função de densidade de probabilidade acumulada F_{m_i} desta variável aleatória, definida pela equação (3.2).

$$F_{m_i}(a) = P(m_i < a), \quad (3.2)$$

onde $P(m_i < a)$ denota a probabilidade da demanda m_i ser menor que um valor de demanda a em kW.

Nota-se, neste ponto, uma diferença interessante entre o problema de estimação de estado do problema de estimação de demanda. Em estimação de estado, o modelo é construído com base na variável aleatória que representa o erro inerente às medidas. Enquanto em estimação de demanda, dada a inexistência de medidores nos consumidores, o modelo é construído com base na variável aleatória que representa a demanda do transformadores de distribuição não monitorados.

Definidas as demandas de cada consumidor da rede secundária, obtêm-se então outra variável aleatória M_{trafo} , que corresponde à demanda do transformador de distribuição. Esta última obtida através do balanço de potência na rede secundária pela equação (3.3).

$$M_{trafo} = \sum_{i=1}^N m_i + f_{perdas}(m_i, q_i), \quad (3.3)$$

onde $f_{perdas}(\cdot)$ é uma função não-linear que representa as perdas no circuito secundário em função das demandas de potência ativa m_i e reativa q_i dos consumidores de energia elétrica da rede secundária. Esta função de perdas está relacionada ao cálculo de fluxo de potência na rede secundária, de maneira similar a outros sistemas de potência.

Assim obtêm-se o valor esperado ($E[\cdot]$) e variância ($Var[\cdot]$) da demanda do transformador de distribuição através das equações (3.4) e (3.5).

$$E[M_{trafo}] = E\left[\sum_{i=1}^N m_i + f_{perdas}(m_i, q_i)\right] = \sum_{i=1}^N E[m_i] + E[f_{perdas}(m_i, q_i)] \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} Var[M_{trafo}] &= Var\left[\sum_{i=1}^N m_i + f_{perdas}(m_i, q_i)\right] \\ &= \sum_{i=1}^N Var[m_i + f_{perdas}(m_i, q_i)] + \sum_{i \neq j} Cov(m_i + f_{perdas}(m_i, q_i), m_j + f_{perdas}(m_j, q_j)) \end{aligned} \quad (3.5)$$

Onde $Cov\langle \cdot, \cdot \rangle$ denota a covariância entre duas variáveis aleatórias.

Para realizar a agregação de carga desprezam-se as perdas no circuito secundário como simplificação do problema. Esta simplificação é justificada, pois tipicamente não existem informações dos modelos dos circuitos da rede secundária, necessárias para o cálculo das perdas. Caso estas informações a respeito da rede secundária estejam disponíveis, as perdas elétricas calculadas pelo cálculo do fluxo de potência na rede secundária ou métodos aproximados, podem ser adicionadas ao final do processo de agregação. Assim, considerando a simplificação de desprezar as perdas elétricas na rede secundária, as equações (3.4) e (3.5) podem ser reescritas como:

$$E[M_{trafo}] = \sum_{i=1}^N E[m_i] \quad (3.6)$$

$$Var[M_{trafo}] = \sum_{i=1}^N Var[m_i] + \sum_{i \neq j} Cov\langle m_i, m_j \rangle \quad (3.7)$$

Assumindo que as variáveis aleatórias que representam as demandas dos consumidores são independentes entre si, a equação (3.7) pode ser simplificada. Neste caso, justifica-se a independência em função da ausência de informação da correlação entre as demandas de consumidores distintos, por exemplo, caso seja observado o valor de demanda de um consumidor não altera a incerteza existente a respeito da demanda de outro consumidor.

$$Var[M_{trafo}] = \sum_{i=1}^N Var[m_i] \quad (3.8)$$

Uma vez que os consumidores não são monitorados individualmente, não é possível determinar empiricamente a função de densidade de probabilidade de cada consumidor. Porém, através da classificação anteriormente apresentada e das curvas de carga típicas para cada extrato de consumidor, é admitido que os consumidores que pertencem a esta classe possuem um comportamento probabilístico proporcional ao de sua respectiva curva de carga típica, de acordo com a potência base de cada consumidor.

Ao se utilizar estas curvas de carga para representação da demanda dos consumidores, admite-se que os consumidores pertencentes a uma mesma classificação apresentam as mesmas características estatísticas e que estes perfis de consumo são boas aproximações da demanda real destes consumidores ao longo do dia. Esta premissa pode não ser verdadeira, mas na ausência de medidas em tempo real no nível dos consumidores de energia, como medidores inteligentes, esta hipótese é geralmente admitida.

Assim, descreve-se a demanda do consumidor i , em função de novas variáveis aleatórias que representam a demanda da classe de consumidores a qual i pertence, de acordo com a equação (3.9).

$$m_i = P_{base_i} \cdot m_{classe_i} \quad (3.9)$$

A função de densidade acumulada empírica $F_{classe_i}(a)$ para a demanda de potência ativa de determinada classe pode ser obtida através dos levantamentos estatísticos realizados para obtenção das curvas de carga típicas, ou de maneira simplificada pelas próprias curvas de carga típicas desta classe de consumidores através da equação (3.10).

$$F_{classe_i}(pu) = P(m_{classe_i} \leq pu) = \frac{1}{n_{lev}} \sum_{i=1}^{n_{lev}} I(m_{classe_i} \leq pu) = \frac{1}{96} \sum_{i=1}^{96} I(p_{classe_i}(t) \leq pu) \quad (3.10)$$

Onde, n_{lev} corresponde ao número de amostras realizadas para o levantamento das curvas de carga típicas, $I(m_{classe_i} \leq pu)$ corresponde à função indicadora, igual a 1 se $m_{classe_i} \leq pu$ e 0 caso contrário, e pu um valor qualquer de demanda em p.u. que a demanda de determinada classe possa assumir.

Neste caso a função de distribuição de probabilidade da variável aleatória da demanda dos consumidores individuais (m_i) é determinada através da equação (3.11). Nota-se que agora os valores da função de densidade de probabilidade acumulada para a demanda do consumidor é igual à da classe de consumidor à que ele pertence em valores em p.u.

$$\begin{aligned} F_{m_i}(a) &= P(m_i \leq a) = P(P_{base_i} \cdot m_{classe_i} \leq a) = P(m_{classe_i} \leq a/P_{base_i}) \\ &= F_{classe_i}(a/P_{base_i}) \end{aligned} \quad (3.11)$$

Definidas as relações entre as variáveis aleatórias de demanda individual e demanda de classe de consumidores, reescrevem-se as equações (3.6) e (3.8) em função das classes de consumidores pertencentes à rede secundário do transformador de distribuição:

$$E[M_{trafo}] = \sum_{i=1}^N E[P_{base_i} \cdot m_{classe_i}] = \sum_{i=1}^N P_{base_i} \cdot E[m_{classe_i}] \quad (3.12)$$

$$Var[M_{trafo}] = \sum_{i=1}^N Var[P_{base_i} \cdot m_{classe_i}] = \sum_{i=1}^N P_{base_i}^2 \cdot Var[m_{classe_i}] \quad (3.13)$$

Todas as considerações anteriores englobam a variável aleatória em todo o seu domínio, ou seja, para todos os valores que a demanda dos transformadores de distribuição pode assumir. No contexto de estimação de demanda em tempo real, estamos interessados em uma estimativa para determinado intervalo de tempo. Assim, estendem-se os conceitos anteriores em termos da esperança e variância condicional, tendo em vista que estamos interessados em determinado instante de tempo t_x .

$$E[M_{trafo}|t = t_x] = \sum_{i=1}^N P_{base_i} \cdot E[m_{classe_i}|t = t_x] \quad (3.14)$$

$$Var[M_{trafo}|t = t_x] = \sum_{i=1}^N P_{base_i}^2 \cdot Var[m_{classe_i}|t = t_x] \quad (3.15)$$

Como apresentado na seção anterior, o valor esperado e variância condicionada a determinado instante t da demanda de cada classe de consumidor são obtidos pela média amostral $p_{classe}(t)$ e desvio padrão amostral $\sigma_{classe}(t)$ descritos na curva de carga típica que caracteriza a classe a qual o consumidor i pertence. Assim, finalmente obtêm-se as equações (3.16) e (3.17), que definem o processo de agregação de cargas.

$$E[M_{trafo}|t = t_x] = \sum_{i=1}^N P_{base_i} \cdot p_{classe_i}(t_x) \quad (3.16)$$

$$Var[M_{trafo}|t = t_x] = \sum_{i=1}^N P_{base_i}^2 \cdot \sigma_{classe_i}^2(t_x) \quad (3.17)$$

Com estes valores, são então obtidas as estimativas de demanda de potência ativa para cada transformador sem medição em tempo real. Para o cálculo da potência reativa, fatores de potência típicos podem ser adotados para cada transformador de distribuição ou por classe de consumidor. Podem também ser utilizadas curvas típicas de fatores de potência por tipo de consumidores aplicando a mesma metodologia de agregação, mas normalmente não existem muitas informações a respeito da demanda reativa dos consumidores (GHOSH; LUBKEMAN; JONES, 1997). A Figura 3.3 apresenta uma ilustração do processo de agregação de cargas, onde os consumidores são agrupados de acordo com sua classificação. Este processo é realizado para todos os transformadores de distribuição de cada alimentador, como apresentado na Figura 3.3.

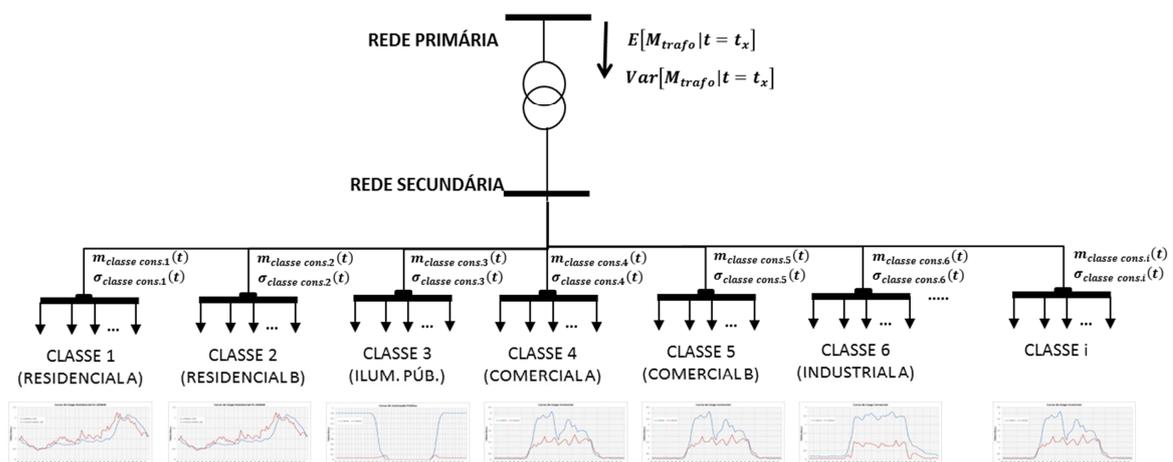


Figura 3.2: Agregação de cargas em SDs.

O processo de agregação de cargas apresentado em (JARDINI, 2000) também se baseia no balanço de potência da rede secundária. Mas a formalização do processo de agregação não é apresentada de maneira detalhada, destacando todas as hipóteses e premissas da teoria de probabilidades como anteriormente. Outro ponto é que as considerações até agora apresentadas levam em consideração qualquer função de

distribuição de probabilidade, uma vez que as propriedades do valor esperado, variância e covariância aqui utilizadas são gerais para quaisquer funções de densidade de probabilidade, desde que as mesmas hipóteses estatísticas sejam assumidas.

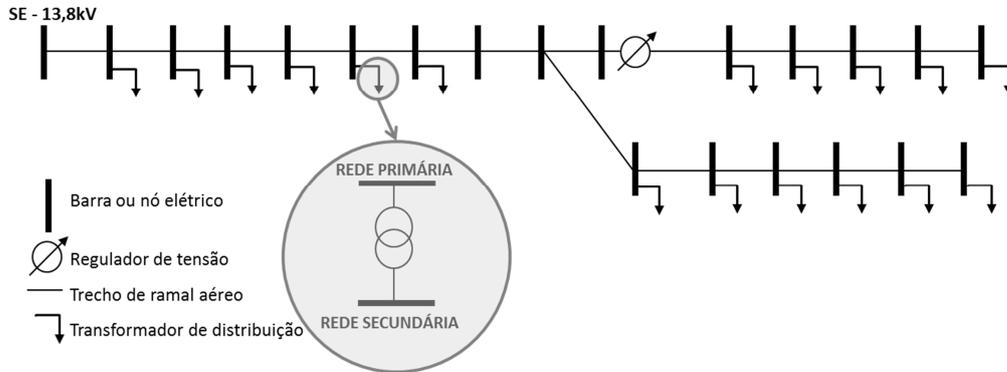


Figura 3.3: Agregação de cargas na rede primária de um SD.

No processo de agregação de cargas apresentado em (JARDINI, 2000), a demanda do transformador de distribuição (P_{Trafo}) é estimada, com uma determinada probabilidade de não ser excedida, assumindo uma distribuição normal para a demanda agregada do transformador. Neste caso considera-se que a demanda do transformador possui uma distribuição de probabilidade normal com média e desvio-padrão calculados pela agregação (JARDINI et al., 2000). A partir da probabilidade “ p ” da demanda não ser excedida é obtido o intervalo de confiança (IC) para a demanda do transformador de distribuição através da equação (3.18). Aplicando uma mudança de variáveis obtêm-se o valor de “ k ”, através da tabela de distribuição normal acumulada padronizada para cada nível de confiança (média igual a 0 e desvio padrão igual a 1).

$$IC\{M_{Trafo} - k \cdot \sigma_{Trafo} \leq P_{Trafo} \leq M_{Trafo} + k \cdot \sigma_{Trafo}\} = p \quad (3.18)$$

Em (JARDINI et al., 2000) a demanda do transformador P_{Trafo} é estimada através da equação (3.19), para um determinado intervalo de confiança dado por k , que, para o caso de ser assumida uma distribuição normal, $k=1,3$ para 90% de probabilidade ou $k = 2,0$ para 98%.

$$P_{Trafo}(t) = M_{Trafo}(t) + k \cdot \sigma_{Trafo}(t) \quad (3.19)$$

Um ponto a ser observado é que através da equação (3.19) o que se obtém é o majorante do intervalo de confiança, ou seja, o limite superior do intervalo, cuja probabilidade da demanda do transformador pertencer ao mesmo é de 90% ou 98%, ou qualquer outro valor desejado para representar a confiança. Isto é, quando o limite superior do intervalo de confiança é utilizado em (JARDINI et al., 2000), seu propósito é dar uma estimativa conservadora para a demanda do transformador, uma vez que as perdas no circuito secundário foram desprezadas.

Alguns autores mostraram que para diferentes classes de consumidores esta hipótese de uma distribuição normal pode não ser verdadeira no modelo das curvas de carga e na demanda dos transformadores de distribuição (GHOSH et al., 1997)(SINGH; PAL; JABR, 2010a). No caso, a maioria destes autores apresentam histogramas da demanda medida de algumas classes de consumidores e de transformadores de distribuição, e com isto utilizam outras distribuições de probabilidade para modelar as demandas como variáveis aleatórias, por exemplo, a distribuição beta, log-normal, weibull, entre outras. Estes histogramas também podem ser interpretados como o levantamento da função de densidade de probabilidade empírica, como apresentado anteriormente. Além disto, estes trabalhos levam geralmente em consideração a densidade de probabilidade em todo o domínio da demanda, ou seja, as demandas para qualquer instante de tempo, não tendo sido abordadas as funções de densidade de probabilidade condicional (ou marginais) para cada instante de tempo. Neste trabalho optou-se por manter o uso da distribuição normal para representar a distribuição da demanda estimada devido a simplicidade do uso desta distribuição e também para manter coerência com a metodologia apresentada em (JARDINI et al., 2000), onde são mostrados bons resultados de estimativa das demandas de transformadores de distribuição.

Assim, a equação (3.19) resulta na estimativa off-line da demanda de potência ativa (injeção de potência ativa) do transformador de distribuição. A estimativa da injeção de potência reativa pode ser calculada de maneira similar, caso informação análoga esteja disponível, ou utilizando um fator de potência típico para cada transformador de distribuição. Neste trabalho foi utilizado um fator de potência de 0,92 para determinar a demanda de potência reativa das cargas agregadas.

Apresenta-se, a seguir, um exemplo de agregação de um conjunto de cargas fictícias e a curva de demanda obtida para o transformador. Considera-se que os consumidores apresentados na Tabela 3.1 são alimentados por um mesmo transformador de distribuição. Estes possuem uma classificação em três classes e consumos mensais de energia elétrica indicados na tabela. Para cada classe de consumidor foi assumida a respectiva curva de carga apresentada na Figura 3.1. Calculam-se primeiramente as potências base, através da equação (3.1), para cada consumidor, como indicado na Tabela 3.1.

A Figura 3.4 apresenta a demanda do transformador através da agregação de cargas descrita pelas equações (3.16) e (3.17). Apresenta-se nesta figura o valor esperado, desvio-padrão e o intervalo de confiança com 90% de probabilidade, adotando a distribuição normal. A estimativa de demanda do transformador de distribuição, conforme (JARDINI et al., 2000), é o limite superior deste intervalo de confiança (equação (3.19)).

Tabela 3.1: Exemplo de agregação de cargas: Consumidores da rede secundária

TABELA DE CARGAS - TRANSFORMADOR FICTÍCIO							
ID	Classificação	Consumo Mensal (kWh)	Potência Base (kW)	ID	Classificação	Consumo Mensal (kWh)	Potência Base (kW)
1	residencial	100,0	0,1389	21	comercial	1300,0	1,8056
2	residencial	98,0	0,1361	22	comercial	2500,0	3,4722
3	residencial	115,0	0,1597	23	comercial	3500,0	4,8611
4	residencial	120,0	0,1667	24	comercial	590,0	0,8194
5	residencial	120,0	0,1667	25	comercial	700,0	0,9722
6	residencial	120,0	0,1667	26	comercial	800,0	1,1111
7	residencial	200,0	0,2778	27	comercial	900,0	1,2500
8	residencial	100,0	0,1389	28	comercial	480,0	0,6667
9	residencial	220,0	0,3056	29	comercial	1000,0	1,3889
10	residencial	160,0	0,2222	30	comercial	450,0	0,6250
11	residencial	180,0	0,2500	31	comercial	1350,0	1,8750
12	residencial	300,0	0,4167	32	comercial	2000,0	2,7778
13	residencial	245,0	0,3403	33	comercial	450,0	0,6250
14	residencial	235,0	0,3264	34	comercial	900,0	1,2500
15	residencial	300,0	0,4167	35	comercial	800,0	1,1111
16	residencial	150,0	0,2083	36	comercial	350,0	0,4861
17	residencial	200,0	0,2778	37	comercial	760,0	1,0556
18	residencial	265,0	0,3681	38	industrial	10000,0	13,8889
19	residencial	333,0	0,4625	39	industrial	7500,0	10,4167
20	residencial	400,0	0,5556	40	industrial	3500,0	4,8611

O processo de agregação é realizado para cada instante de tempo ao longo do horizonte de tempo das curvas de carga. Assim obtêm-se a demanda agregada dos transformadores de distribuição dos alimentadores de distribuição considerando o perfil estatístico de seus consumidores.

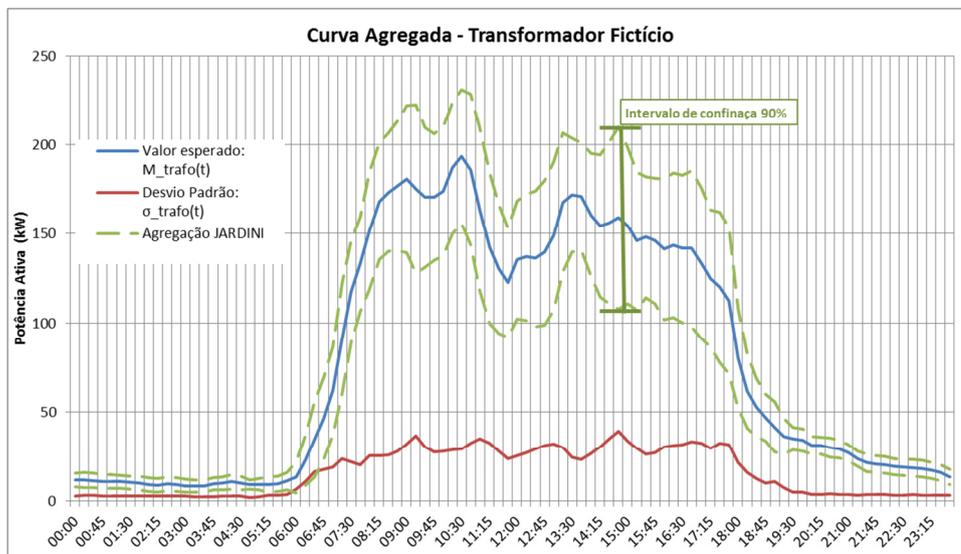


Figura 3.4: Curva de carga agregada para um transformador fictício

Vale ressaltar, também, que o valor esperado da demanda agregada pode ser utilizada como estimativa para as demandas dos alimentadores de distribuição com uma incerteza dada pelo desvio-padrão agregado em uma aplicação em um Estimador de Estado (EE) por Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) que utilize as demandas dos

transformadores de distribuição como pseudo-medidas. Esta metodologia de agregação de cargas pode assim fornecer uma maneira sistemática de se gerar estas pseudo-medidas.

3.4. Considerações Finais

Neste capítulo foi apresentada a metodologia de classificação de consumidores e dos perfis estatísticos (curvas de carga) utilizados para caracterização da demanda não monitorada dos consumidores da rede secundária dos sistemas de distribuição.

Apresentou-se, também, a metodologia de agregação de cargas proposta em (JARDINI et al., 2000), em conjunto com suas premissas e formulação probabilística. Com esta metodologia pode-se obter estimativas para as demandas dos transformadores de distribuição (também não monitoradas) considerando a representação estatística dos consumidores por eles alimentados.

O capítulo 4 apresentará a metodologia completa do EDTR proposto, utilizando as medidas disponíveis em tempo real nos alimentadores em conjunto com o cálculo de fluxo de potência para refinar as estimativas de demandas obtidas pela metodologia de agregação.

Capítulo 4 - Metodologia Proposta

4.1. Introdução

Conforme mencionado anteriormente, o problema de estimação de demanda de transformadores em Sistema de Distribuição (SD) emerge do reduzido número de medidas disponíveis em tempo real nos alimentadores. Uma vez que poucas medidas são disponíveis em tempo real, os operadores dos SDs dependem exclusivamente destas poucas medidas e de premissas a respeito do comportamento dos consumidores de energia para determinar o estado operativo dos alimentadores. Através das premissas a respeito do comportamento estatístico dos consumidores de energia elétrica, obtêm-se estimativas iniciais de demanda para os transformadores de distribuição pelo processo de agregação de cargas descrito no Capítulo 3.

A partir destas estimativas iniciais das demandas dos transformadores de distribuição, é possível obter os fluxos de potência e tensões nodais nos alimentadores de distribuição pelo cálculo do fluxo de potência nos SDs. O fato de as demandas dos transformadores de distribuição não serem monitoradas em tempo real, mas sim fruto de estimativas estatísticas, acarreta geralmente em valores discrepantes entre os fluxos de potência calculados na rede primária e os valores monitorados pela poucas medidas em tempo real. Assim, para que se obtenha uma solução de fluxo de potência condizente com as medidas em tempo real, um processo de refinamento destas estimativas deve ser aplicado. Neste sentido, este trabalho propõe um Estimador de Demanda em Tempo Real (EDTR), com o objetivo de refinar as demandas inicialmente estimadas pelo processo de agregação, através da execução de dois estágios: **(1) Estimação Off-line das Demandas;** e **(2) Refinamento em Tempo Real das Demandas.** O Estágio (1) é realizado de maneira *off-line*, ou seja, considerando informações disponíveis nos bancos de dados das distribuidoras de energia sem a necessidade de informações atualizadas em tempo real a respeito dos alimentadores de distribuição, e consiste basicamente na metodologia de agregação de cargas apresentada no Capítulo 3. O Estágio (2) é executado em tempo real, ou seja, conforme a atualização das informações disponibilizadas em tempo real pelo sistema SCADA (do inglês *Supervisory Control and Data Acquisition*) a respeito dos alimentadores, e consiste no cálculo de fluxo de potência e refinamento das estimativas das demandas dos transformadores de distribuição. As seções subsequentes apresentam os estágios do EDTR proposto com maiores detalhes de cada estágio.

Uma vez que a aplicação de interesse neste trabalho é uma ferramenta para uso no contexto de restabelecimento de energia, este trabalho utiliza o modelo monofásico da rede de distribuição para os cálculos elétricos, pelo fato de que esta simplificação reduz consideravelmente os tempos dos cálculos computacionais dos algoritmos, não representando uma redução drástica na precisão dos resultados para o contexto de restabelecimento de energia (BARAN; WU, 1989a) (SANCHES; LONDON JUNIOR; DELBEM, 2014). Assim, a representação da rede elétrica é feita através do seu equivalente de sequência positiva e são utilizados os maiores valores de demanda e das medidas por fase para se obter um resultado de fluxo de potência mais conservador. Vale ressaltar que a metodologia proposta pode ser estendida para sua forma trifásica de maneira direta com poucas alterações nos algoritmos utilizados.

4.2. Estágio (1): Estimação *Off-line* das Demandas

O Estágio (1) do EDTR proposto consiste na obtenção de estimativas iniciais para as demandas dos transformadores de distribuição utilizando o processo de agregação de cargas apresentado no Capítulo 3. Este estágio pode ser realizado de maneira *off-line* uma vez que irá caracterizar as curvas de demandas através de dados típicos dos consumidores e do último consumo mensal registrado.

A Figura 4.1 apresenta o fluxograma do algoritmo de agregação de cargas de consumidores para determinação das curvas de demanda de transformadores de distribuição.

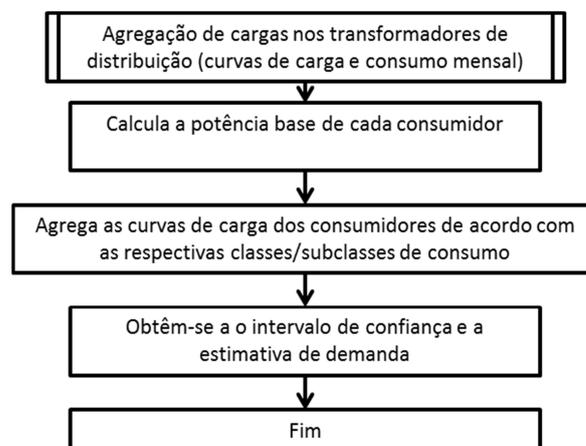


Figura 4.1: Fluxograma do algoritmo de agregação de cargas

Como as cargas dos SDs são geralmente desbalanceadas, com os consumidores podendo ter ligações mono, bi ou trifásicas, o processo de agregação de cargas é realizado separadamente por fase. Assim, para a fase “a” são agregadas as cargas dos consumidores conectados a esta fase, utilizando seus respectivos consumos de energia em kWh desta fase. De maneira análoga, para as fases “b” e “c”. Para consumidores bifásicos ou trifásicos, divide-se igualmente o consumo de energia elétrica entre as fases, pois geralmente são disponíveis informações do consumo total de cada consumidor. A agregação de cargas resulta assim nas demandas trifásicas dos transformadores de distribuição.

Como apresentado anteriormente, este trabalho irá utilizar o modelo monofásico da rede. Assim, utilizar-se-á o maior valor entre as três fases da demanda agregada do transformador de distribuição, como forma de representar uma situação mais conservadora de demanda do SD.

Assim o EDTR proposto obtêm estimativas iniciais para as demandas dos transformadores de distribuição considerando o modelo probabilístico de seus consumidores da rede secundária obtido através das curvas de carga para cada classe de consumidor e da metodologia de agregação de cargas.

4.3. Estágio (2): Refinamento em Tempo Real das Demandas

O Estágio (2) do EDTR proposto consiste no cálculo do fluxo de potência nos alimentadores do SD, utilizando em conjunto os valores das medidas disponíveis em tempo real pelo sistema SCADA. O Estágio (2) parte da estimativa inicial das demandas dos transformadores de distribuição, obtidas no Estágio (1), e refina estas demandas até que a solução do fluxo de potência esteja condizente com os valores medidos. Este refinamento é realizado através da aplicação de um fator de ajuste nos valores de demanda.

Desta forma, o Estágio (2) é composto por duas etapas principais: o cálculo do fluxo de potência nos alimentadores do SD; e o refinamento das demandas com as medidas disponíveis em tempo real. Estas duas etapas são executadas iterativamente até que o critério de convergência do EDTR seja alcançado. Este critério é dado pela diferença entre os valores medidos pelo sistema SCADA e calculados pelo fluxo de potência. Para convergir essa diferença deve ser menor que o intervalo de confiança de cada medida.

Quanto ao cálculo de fluxo de potência, diversos métodos podem ser aplicados, sendo o mais conhecido em sistemas de potência o método de Newton-Raphson (MONTICELLI, 1983). Apesar disto, outros métodos são mais utilizados para análise de SDs

devido a melhores desempenhos computacionais para redes radiais, como o método de Varredura Direta/Inversa (VDI) baseado em soma de potências (CESPEDES, 1990) (BARAN; WU, 1989b) e o método baseado em soma de corrente (SHIRMOHAMMADI et al., 1988). Neste trabalho optou-se por utilizar o método de método de varredura direta/inversa baseado em soma de correntes. Além disto, optou-se pela chamada Representação Nó-Profundidade (RNP) para representação da topologia da rede elétrica na forma de grafo. Esta representação é bastante eficiente computacionalmente para lidar com as frequentes alterações topológicas da rede de distribuição primária, em função de certas propriedades da RNP, conforme demonstrado em (SANTOS et al., 2008). Vale ressaltar que os outros métodos de cálculo de fluxo de potência também podem ser utilizados no EDTR proposto, uma vez que todos os métodos de fluxo de potência possuem premissas muito similares e resultam nas mesmas informações a respeito da rede elétrica. A única ressalva para aplicação de outros métodos de cálculo de fluxo de potência é que apresentem desempenho computacional condizente com aplicações em tempo real, como o método de VDI ia RNP utilizado neste trabalho.

Estas etapas que compõem o Estágio (2) são apresentadas com mais detalhes nas seções subseqüentes. Inicialmente é apresentada a formulação do método de cálculo de fluxo de potência e a RNP. Posteriormente a segunda etapa é apresentada compreendendo o processamento das medidas do sistema SCADA e o critério de convergência do EDTR proposto.

4.3.1. Fluxo de Potência por VDI via RNP

O cálculo de fluxo de potência em uma rede de energia elétrica consiste essencialmente na determinação das tensões nodais nas barras do sistema, dos fluxos de potências pelos equipamentos e de algumas outras grandezas de interesse. Nesse tipo de problema, a modelagem do sistema é estática, significando que a rede é representada por um conjunto de equações e inequações algébricas (MONTICELLI, 1983). Este tipo de cálculo é amplamente usado em sistemas elétricos de potência e sua formulação se baseia na aplicação das leis de Kirchhoff e dos conceitos de análise nodal.

A formulação do método de VDI por soma de correntes para redes de distribuição radiais, proposto em (SHIRMOHAMMADI et al., 1988), baseia-se na execução de duas etapas de varredura na topologia da rede radial: Inversa e Direta (*Backward* e *Forward*), que serão apresentadas a seguir com base na Figura 4.3.

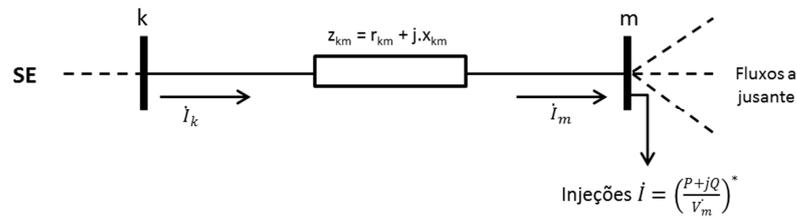


Figura 4.2: Fluxo de Potência - Soma de correntes

Assume-se inicialmente valores de tensão para todas as barras (*flat start* ou igual a tensão da subestação) e inicia-se a etapa de **Varredura Inversa** calculando-se os fluxos em todos os ramos do sistema de distribuição partindo das barras terminais da rede radial (nós folhas) em direção à barra de referência (nó raiz) através de:

$$\dot{I}_k = \left(\frac{P+jQ}{\dot{V}_m} \right)^* + \sum_{\text{fluxos de corrente a jusante}} \quad (4.1)$$

onde \dot{I}_k é o fasor de fluxo de corrente da barra “k” para a barra “m”, sendo calculado na varredura inversa; \dot{I}_m é o fasor de corrente dado pela somatória vetorial das injeções de corrente na barra “m” (obtidas pelas injeções de potência da barra) e dos fluxos de corrente para os ramos a jusante da barra m; \dot{V}_m é o fasor de tensão na barra “m”; e $Z_{km} = r_{km} + j X_{km}$ a impedância do ramo k-m.

As injeções de potência P e Q nas barras são obtidas através da execução do Estágio (1) do EDTR proposto, através da metodologia de agregação de cargas para os transformadores de distribuição. As barras de passagem, isto é sem cargas, são tratadas como barras de injeção nula, ou seja, P e Q iguais a zero.

Obtidos os fluxos de potência nos ramos, a etapa de **Varredura Direta** atualiza as tensões nodais nas barras do sistema aplicando a Lei de Ohm. Nesta varredura parte-se da barra de referência (subestação) atualizando as tensões até as barras terminais.

$$\dot{V}_m = \dot{V}_k - (r_{km} + j \cdot x_{km}) \cdot \dot{I}_k \quad (4.2)$$

onde \dot{V}_k é o fasor de tensão na barra “k” e \dot{V}_m é o fasor de tensão na barra “m”, sendo calculado na varredura direta.

O método é iterativo repetindo-se as etapas de varredura direta e inversa até atendimento de um critério de convergência, que pode ser dado pelos valores de tensão ou das perdas do sistema. A Figura 4.3 apresenta o fluxograma com algoritmo do método de fluxo de potência de VDI.

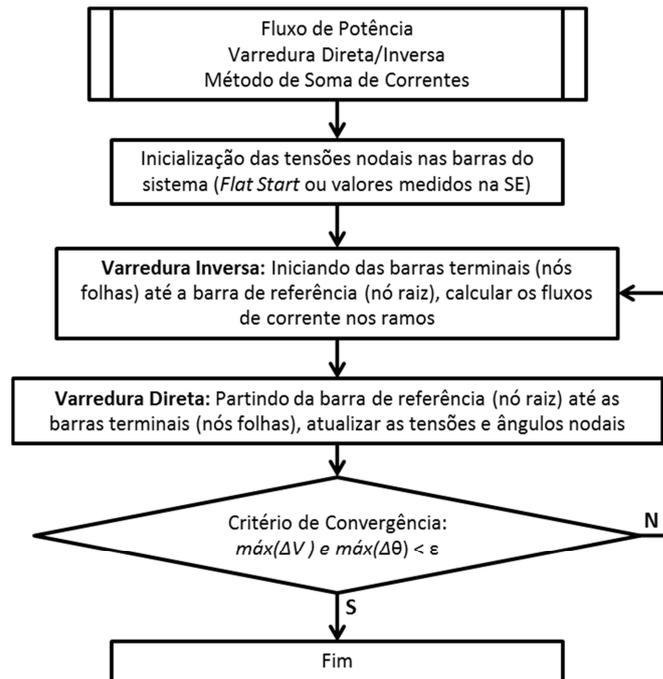
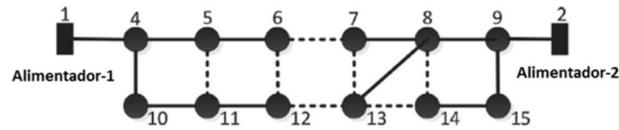


Figura 4.3: Fluxograma Fluxo de Potência Varredura Direta/Inversa - Soma de Correntes

A representação da rede elétrica radial na forma de grafos é uma das razões da eficiência computacional dos métodos de VDI. Através do armazenamento das topologias na forma de grafos, as duas etapas de varredura são facilitadas pelo uso de representações adequadas. Neste trabalho utiliza-se a RNP (DELBEM; CARVALHO, 2004) baseada nos conceitos de nó e profundidade de nó em um grafo acíclico e conexo (árvore). A RNP armazena árvores de grafo (que no contexto deste trabalho representam alimentadores de SDs) sendo composta por uma lista linear contendo os nós da árvore e suas respectivas profundidades, formando pares (nx, px) , onde nx representa o nó x da árvore e px a profundidade do nó x . A ordem em que os pares são dispostos na lista é importante. Para armazenar um nó e sua respectiva profundidade na RNP, utiliza-se um algoritmo de busca em profundidade, desta maneira, começando a busca a partir do nó raiz da árvore, é produzida uma lista de pares (nx, px) em uma sequência apropriada enquanto um nó nx é visitado. Este processo pode ser executado de *off-line*. A proposta de codificação de floresta (para representar mais de um alimentador de um SD) é composta pela união das codificações de todas as árvores da floresta. Portanto, a estrutura de dados da floresta pode ser facilmente implementada usando uma matriz de ponteiros, onde cada ponteiro indica a RNP de uma árvore.

O grafo apresentado na Figura 4.4 pode ser visto como um SD com dois alimentadores (cada alimentador é representado através de uma árvore de grafo formada pelas linhas sólidas), onde os ramos em linhas sólidas representam chaves normalmente fechadas ou condutores, e os ramos em linhas tracejadas simbolizam chaves normalmente

abertas. Os nós 1 e 2 no grafo são os nós raízes das árvores 1 e 2. Este nós correspondem às barras 1 e 2, que estão, respectivamente, nas subestações 1 e 2. Os demais nós representam barras de carga (com transformadores de distribuição ou consumidores especiais) ou barras de passagem.



$$T_1 = \begin{bmatrix} prof \\ nó \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 4 & 5 & 6 & 10 & 11 & 12 \end{bmatrix}$$

$$T_2 = \begin{bmatrix} prof \\ nó \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 & 2 & 3 & 3 \\ 2 & 9 & 15 & 14 & 8 & 7 & 13 \end{bmatrix}$$

Figura 4.4: SD com dois alimentadores representados por um grafo com duas árvores (linhas espessas) e suas respectivas RNPs (Retirado de (SANCHES; LONDON JUNIOR; DELBEM, 2014))

Os algoritmos típicos de fluxo de potência de VDI aplicados para SDs radiais requerem uma rotina para ordenar as barras do sistema, após a alteração da configuração da rede, de acordo com uma relação conhecida como Modelo Pai-Filho. Felizmente, as barras de cada configuração produzida pelos operadores da RNP são naturalmente arranjadas no modelo pai-filho. Para isto, dois operadores foram desenvolvidos para manipular eficientemente a floresta armazenada nas RNPs, produzindo novas florestas (DELBEM; CARVALHO, 2004). As aplicações destes operadores correspondem às operações de abertura e fechamento de chaves dentro do contexto de restabelecimento de energia, alterando assim a topologia do SD de forma eficiente. Um ponto importante é que seus operadores sempre geram configurações radiais, possibilitando um aumento da eficiência computacional de algoritmos de fluxo de potência de VDI quando da ocorrência de alterações topológicas na rede (SANTOS et al., 2008), em razão de não ser exigido procedimento algum para checar a radialidade da configuração gerada. O EDTR proposto faz uso da RNP para representar computacionalmente a topologia da rede elétrica dos SDs, ou seja, para armazenar a topologia dos SDs como uma floresta de grafo. Desta maneira, as alterações topológicas podem ser tratadas de maneira eficiente, viabilizando a aplicação do EDTR proposto para SDs de grande porte em tempo real.

4.3.2. Refinamento das Demandas com as Medidas em Tempo Real

Com o objetivo de refinar as estimativas de demandas dos transformadores de distribuição obtidas pela agregação de cargas, utilizam-se em conjunto os resultados do

fluxo de potência e os poucos valores medidos em tempo real na rede primária. Na seção anterior foi apresentado o cálculo de fluxo de potência pelo método de VDI por soma de correntes. Nesta seção será apresentado, inicialmente, o processamento das medidas disponíveis em tempo real obtidas pelo sistema SCADA e, posteriormente, a metodologia de refinamento das estimativas de demandas dos alimentadores que faz uso da solução do cálculo de fluxo de potência.

Normalmente para sistemas de transmissão o conjunto de medições analógicas disponível para estimação de estado é composto por medidas de fluxos de potência ativa e reativa nos ramos do sistema, injeções de potência ativa e reativa e magnitudes de tensão nas barras do sistema, obtidas através do sistema SCADA. Em SDs a quantidade de medidas é muito pequena, o que torna estes sistemas não observáveis no contexto do EE tradicional por MQP. A Tabela 4.1 apresenta os tipos das poucas medidas geralmente disponíveis em SDs.

Tabela 4.1: Medidas disponíveis em tempo real tipicamente em SDs.

Localização	Medida Típica	
	Medida	Instrumentos de Medição
Subestações (painéis de saída dos alimentadores)	Magnitude de tensão	Transformador de Potencial (TP) e medidor
	Magnitude de corrente	Transformador de Corrente (TC) e medidor
	Fluxo de potência ativa	TC + TP e medidor
	Fluxo de potência reativa	TC + TP e medidor
Ramos do SD (chaves automáticas, reguladores de tensão, religadores)	Magnitude de corrente	TC e medidor
	Fluxo de potência ativa	TC + TP e medidor
	Fluxo de potência reativa	TC + TP e medidor
Consumidores classe A ^a .	Magnitude de corrente	TC e medidor
	Injeção de potência ativa	TC + TP e medidor
	Injeção de potência reativa	TC + TP e medidor
Consumidores em baixa tensão	Consumo de energia elétrica	Medidor Inteligente

^aConsumidores classe A são aqueles conectados em tensão acima de 2,3 kV que precisam ter medidas em tempo real de acordo com a ANEEL.

Dentro do contexto de *Smart Grids* vem sendo proposta a instalação de medidores inteligentes nos consumidores da rede secundária. Vale ressaltar este tipo de medidores, pois o interesse nos mesmos vem crescendo nos últimos anos. Eles têm como função a disponibilização de informações do consumo de energia elétrica em tempo real para os centros de controle, e têm papel fundamental na construção do conceito de *Smart Grids* (MOMOH, 2012). Estas medidas representam um avanço na determinação direta das demandas dos consumidores de energia, e por consequência dos transformadores de distribuição.

Apesar disso, trabalhos que incorporam medidores inteligentes nos Estimadores de Estado (EEs) em SDs tratam essas medidas dentro das metodologias de geração de pseudo-medidas e não diretamente em seus EEs como medidas tradicionais do sistema SCADA (FENG; YANG; PETERSON, 2012). Isto se dá pelo fato de que estas não são medidas diretas das demandas dos transformadores de distribuição, e sim medidas de consumo de energia elétrica nos consumidores finais, ou seja, ainda assim descartam as perdas na rede secundária. Além disto, estes medidores inteligentes também estão sujeitos à falhas de comunicação, e muitas vezes com uma incidência maior destas falhas como apresentado em (WANG; SCHULZ, 2004). Outro fator importante é a falta de sincronia das informações destes medidores inteligentes com os medidores do sistema SCADA, o que acarreta em problemas adicionais a serem tratados para o uso direto destas medidas (ALIMARDANI et al., 2015). Com isso, mesmo com o incremento destas medidas nos SDs, provavelmente as mesmas não irão descartar a necessidade de metodologias de agregação de cargas e geração de pseudo-medidas, por exemplo.

Considerando a rede primária, pode-se avaliar a posição dos medidores e o tipo de cada medida na topologia do alimentador definindo-se “áreas” à jusante dos mesmos que estariam sendo monitoradas. O SD pode ser então dividido em sub redes chamadas Áreas de Medição (AMs). Uma AM é definida como uma sub rede conexa cujas conexões às demais sub redes são definidas por ramos que possuem medidas em tempo real (DŽAFIĆ et al., 2013). Assim, com as AMs definidas, também se definem quais os transformadores de distribuição pertencentes a estas, de maneira que cada medidor refine somente as demandas de potência ativa e reativa dentro de sua respectiva AM. Um caso especial de AM são os consumidores Classe A, que por norma regulatória possuem medição disponível em tempo real. Estes consumidores também constituem AMs, mas sem a necessidade de refinar suas demandas, pois se tratam de demandas medidas em tempo real, de maneira análoga a medidas de injeção de potência.

A Figura 4.5 exemplifica esta divisão por área de cada medidor. A divisão em AMs é aplicável para sistemas de distribuição radiais, ou para redes fracamente malhadas, em que as malhas sejam pertencentes a um único alimentador e com todos os ramos pertencentes à malha estando à jusante do medidor. Ressalta-se que existem basicamente três tipos de barras dentro de cada AM: barras correspondentes aos transformadores de distribuição, cujas cargas (injeções de potência ativa e reativa) foram estimadas no Estágio (1); barras que representam consumidores Classe A e não são refinadas pelo EDTR por possuírem medidas disponíveis em tempo real; e barras sem cargas que são tratadas como "medidas virtuais", com injeção nula de potência ativa e reativa.

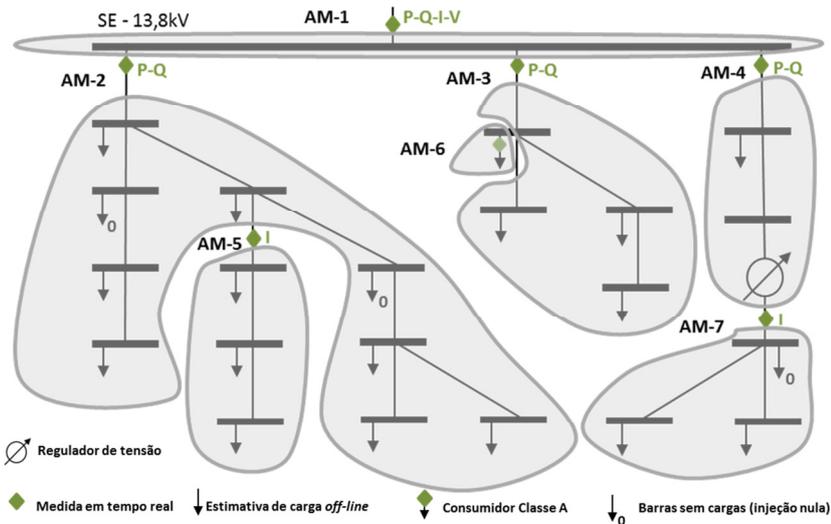


Figura 4.5: Áreas de medição definidas pelos ramos que possuem medidas em tempo real

Em geral nos sistemas SCADA de SDs os valores das medidas analógicas (medidas de fluxos de potência ativa e reativa, magnitude de corrente e magnitude de tensão) são disponibilizados a cada minuto. Optou-se então por caracterizar as medidas em tempo real através de patamares, durante um determinado período de medição. Com isto reduz-se a influência de possíveis perdas momentâneas de comunicação e também de efeitos de variações repentinas devido à dinâmica das cargas. Além disto, as curvas de carga geralmente são dadas em patamares de 15 minutos, e por consequência a agregação de cargas resulta em demandas nesta mesma periodicidade.

Assim, todas as medidas disponibilizadas pelo sistema SCADA são então processadas utilizando uma base de 15 minutos, patamar condizente com os patamares das curvas de carga típicas, através do valor médio (Md) e desvio padrão (Sig) dos N_{pts} valores amostrados (x_i) neste período (valores de fluxos de potência ativa e reativa, magnitude de corrente e magnitude de tensão). Para obter-se uma estimativa conservadora do valor medido em tempo real é considerado o maior valor presente no intervalo de confiança do desvio-padrão das amostras medidas.

$$Md = \frac{1}{N_{pts}} \sum_{i=1}^{N_{pts}} x_i \quad (4.3)$$

$$Sig = \sqrt{\frac{1}{N_{pts}-1} \sum_{i=1}^{N_{pts}} (x_i - Md)^2} \quad (4.4)$$

$$Estimativa\ do\ Valor\ Medido = \max\{x_i | Md - Sig \leq x_i \leq Md + Sig\} \quad (4.5)$$

Caso ocorra alguma mudança topológica (alteração do estado de chaves) dentro do alimentador neste intervalo de 15 minutos, os valores amostrados anteriores à alteração topológica são descartadas, considerando somente os valores amostrados posteriores à alteração. A Figura 4.6 apresenta graficamente o processamento das medidas em tempo

real nos dois casos: sem alteração topológica e com alteração topológica no alimentador. Neste exemplo, a título de ilustração, os valores amostrados correspondem a uma medida de fluxo de potência ativa durante o intervalo das 14:45 às 15:00 do dia 09/04/2015. De forma análoga para outros tipos de medidas disponíveis nos SDs (medidas de fluxos de potência ativa e reativa, magnitude de corrente e magnitude de tensão).

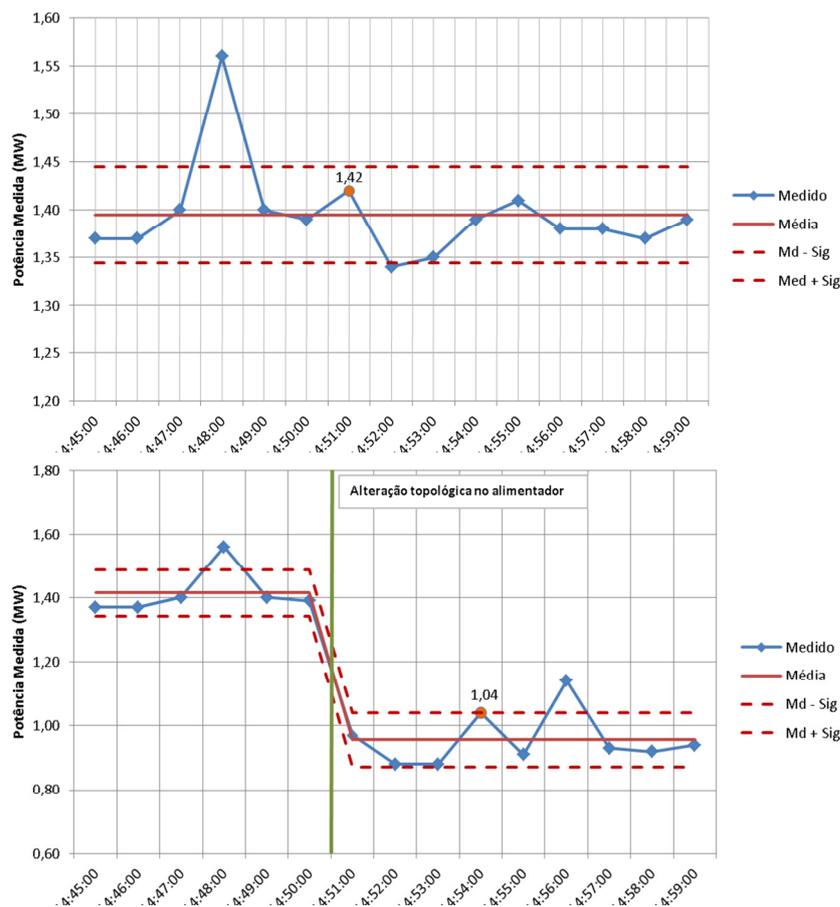


Figura 4.6: Determinação da estimativa de valores medidos em tempo real – Sem/Com alteração topológica no alimentador (Valor medido destacado)

Assim obtêm-se as estimativas das medidas em tempo real para serem processadas pelo EDTR. A seguir é apresentado como estas medidas são utilizadas para refinar as estimativas de demandas obtidas pela agregação.

Através das estimativas iniciais de demanda dos transformadores de distribuição, obtidas pela execução do Estágio (1), pode ser efetuado o cálculo do fluxo de potência na rede elétrica do SD. O fato destas demandas não serem monitoradas em tempo real, mas sim fruto de estimativas estatísticas, acarreta geralmente em valores discrepantes entre os fluxos de potência calculados na rede primária e os valores monitorados pela poucas medidas em tempo real. Assim, para que se obtenha uma solução de fluxo de potência condizente com as medidas em tempo real, um processo de refinamento destas estimativas deve ser aplicado.

Esta discrepância entre o resultado do cálculo de fluxo de potência e as medidas obtidas pelo sistema SCADA é mensurada pelas diferenças entre os valores medidos e calculados. Caso estas diferenças forem menores que duas vezes o desvio padrão das medidas de cada AM, o EDTR proposto não necessita aplicar um refinamento nas estimativas de demanda; caso contrário, aplica-se o processo de refinamento.

O critério de convergência descrito acima é dado pela equação (4.6), e sua interpretação é baseada na hipótese de que os erros nas medidas em tempo real tem uma distribuição de probabilidade normal. Os valores medidos obtidos pela amostragem das medidas disponíveis em tempo real do sistema SCADA e são indicadas pelo subscrito “*med*”, e os respectivos valores calculados pelo cálculo do fluxo de potência pelo subscrito “*calc*”, para as grandezas de fluxo de potência ativa e reativa e magnitude de corrente.

$$|P_{med} - P_{calc}| \leq k_{conf} \cdot \sigma_{med}, |Q_{med} - Q_{calc}| \leq k_{conf} \cdot \sigma_{med} \text{ e } |I_{med} - I_{calc}| \leq k_{conf} \cdot \sigma_{med} \quad (4.6)$$

onde: k_{conf} é valor na tabela da distribuição normal padronizada que estabelece a probabilidade p (%), por exemplo, $k = 2$ para $p = 98\%$ (representa o nível de confiança dado para a medida); σ_{med} é o desvio padrão da medida (dado pela precisão do medidor).

O valor do desvio padrão da medida é calculado de acordo com a precisão dado pela classe de precisão dos medidores através da equação (4.7) (SINGH; PAL; VINTER, 2009). O módulo 5 do PRODIST (ANEEL, 2016a) apresenta a equação (4.8) como forma de calcular a precisão de medidores em sistemas de distribuição.

$$\sigma_{med} = pr(\%) \cdot Z / 3 \quad (4.7)$$

$$pr(\%) = 0,05 + \sqrt{M^2 + TC^2 + TP^2} \quad (4.8)$$

onde, $pr(\%)$ é a precisão do medidor calculada pela equação (4.8); Z é o valor medido; M , TC e TP representam as precisões de placa dos medidores, transformadores de corrente e de potencial, respectivamente, utilizados para obter o valor medido (caso não estejam disponíveis são assumidos os valores mínimos apresentados no módulo 5 do PRODIST (ANEEL, 2016a)).

Quando existe discrepância entre os valores medidos e calculados, o Estágio (2) deve ajustar os valores inicialmente estimados no Estágio (1), conforme as medidas em tempo real de fluxo de potência (ou corrente) na fronteira de cada AM e a solução do fluxo de potência. Assim, depois de dividir o SD em AMs, calculam-se as diferenças entre as medidas em tempo real de fluxo de potência (ou corrente) na fronteira das AMs, com os fluxos de potência (ou corrente) calculados nas fronteiras pelo método de VDI. É importante ressaltar que as diferenças de potência ativa e reativa (ΔP_{AM} , ΔQ_{AM}) são calculadas

separadamente para cada AM, subtraindo os valores de AMs à jusante, como mostrado nas equações (4.9) e (4.10):

$$\Delta P_{AMi} = (P_{med.mont.} - \sum P_{med.jus.}) - (P_{calc.mont.} - \sum P_{calc.jus.}) \quad (4.9)$$

$$\Delta Q_{AMi} = (Q_{med.mont.} - \sum Q_{med.jus.}) - (Q_{calc.mont.} - \sum Q_{calc.jus.}) \quad (4.10)$$

onde: $P_{med.mont.}$ ($Q_{med.mont.}$) e $P_{med.jus.}$ ($Q_{med.jus.}$) representam o fluxo de potência ativa (reativa) medido em tempo real nos ramos das fronteiras a montante e a jusante da AM i respectivamente; e $P_{calc.mont.}$ ($Q_{calc.mont.}$) e $P_{calc.jus.}$ ($Q_{calc.jus.}$) representam o fluxo de potência ativa (reativa) calculado no estágio 2 nos ramos de fronteira a montante e a jusante da AM i respectivamente. Como apresentado anteriormente, os valores medidos P_{med} e Q_{med} são obtidos pela amostragem das medidas do sistema SCADA.

A Figura 4.7 ilustra o cálculo da diferença de potência de cada AM. Nota-se que a diferença de potência utilizada para o refinamento representa a diferença entre valores medidos e calculados separadamente por AM, por isso da subtração dos valores medidos e calculados das AMs a jusante.

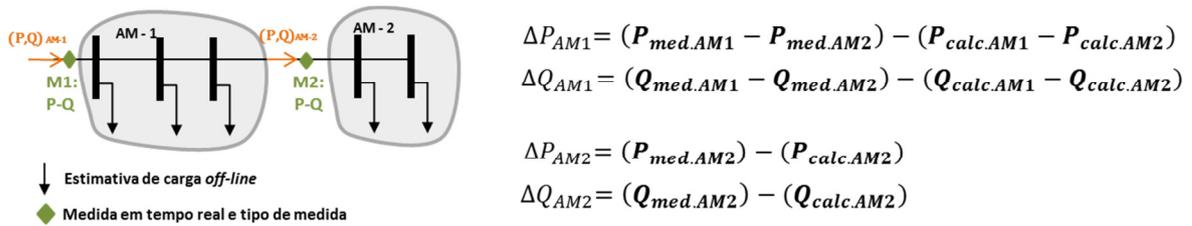


Figura 4.7: Cálculo da diferença de potência de uma AM.

Quando existem medidas de corrente, ao invés de medidas de fluxo de potência nos ramos a montante e/ou a jusante de uma AM, para calcular a diferença de potência, usando as equações (4.9) e (4.10), é necessário converter as medidas de corrente em medidas equivalentes de fluxo de potência, usando a equação (4.11):

$$P_{med_EQ} + jQ_{med_EQ} = V_{AMi} \cdot I_{med} \cdot e^{-j \cdot \varphi_{AMi}} \quad (4.11)$$

onde: P_{med_EQ} (Q_{med_EQ}) é o equivalente de fluxo de potência ativa (reativa) da medida de magnitude de corrente (I_{med}) no ramo a montante (ou a jusante) da AM i ; V_{AMi} e φ_{AMi} são, respectivamente, a magnitude de tensão da barra mais próxima da medida de corrente e a diferença angular entre o fasor de tensão e o fasor de corrente do ramo a montante (ou a jusante) da AM i , ambos calculados pelo algoritmo de fluxo de potência executado no Estágio (2). Assim neste caso, as variáveis P_{med} e Q_{med} das equações (4.9) e (4.10) são substituídas por P_{med_EQ} e Q_{med_EQ} para os ramos com medição de magnitude de corrente ao invés dos fluxos de potência ativa reativa.

A Figura 4.8 apresenta um exemplo deste caso ilustrando a medida equivalente de fluxo de potência para as medidas de magnitude de corrente.

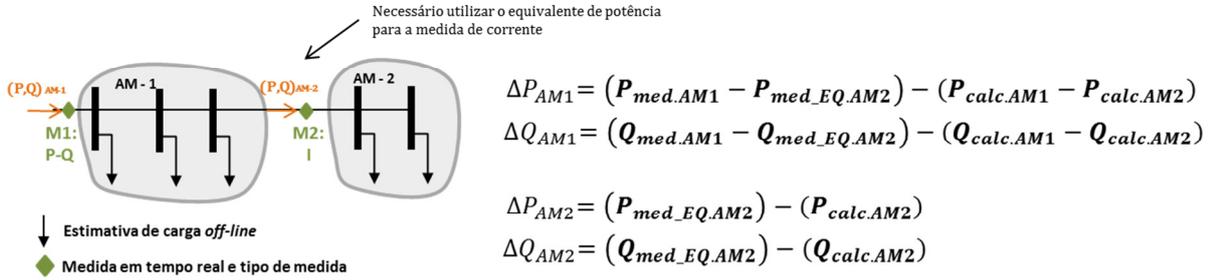


Figura 4.8: Medidas de fluxo de potência e corrente respectivamente nos ramos a montante e a jusante de uma AM.

De maneira análoga, caso existam medidas de magnitude de tensão nas fronteiras das AMs, estas também podem ser transformadas em equivalentes de potência, a partir dos valores calculados de corrente, sendo então incorporadas no processo do EDTR.

Uma limitação da atual formulação é que redundância de medidas nas fronteiras das AMs não é tratada. Alguns estimadores de demanda foram desenvolvidos para lidar com possível redundância de medidas nos ramais dos SDs, como em (DENG; HE; ZHANG, 2002). Vale ressaltar que o número de medidas em SDs é muito baixo, e a experiência obtida com alimentadores reais é que são muito raros os casos que apresentam tal redundância. Assim neste trabalho opta-se por dar preferência às medidas de fluxo de potência em detrimento das medidas de magnitude de corrente quando um ramal possui os dois tipos de medidas no mesmo local.

Para ajustar as demandas estimadas no Estágio (1), as diferenças de potência de cada AM são distribuídas entre as cargas pertencentes a AM, de acordo com os valores das demandas agregadas, conforme a equação (4.12):

$$m_{j_ajustado} = m_j + \Delta P_{AMi} \cdot \frac{m_j}{\sum_{i \in MA} m_i} \quad (4.12)$$

onde: m_j é a demanda agregada de potência ativa na barra j , obtida no Estágio (1), e $m_{j_ajustado}$ seu valor ajustado. A diferença de potência reativa também é distribuída entre as cargas da respectiva AM usando a equação (4.12), mas considerando o valor agregado de potência reativa na barra j .

Vale ressaltar que inicialmente neste trabalho foram testados outros dois fatores de ajuste descritos pelas equações (4.13) e (4.14), porém foram descartados por resultarem em valores negativos para as demandas dos transformadores de distribuição em alguns casos particulares. A ideia destes dois fatores de ajuste que foram descartados era distribuir as

diferenças de potência de cada AM conforme a incerteza da demanda de cada transformador de distribuição (representada pela variância da demanda agregada). Devido à inconsistência dos resultados ao se utilizar estes fatores de ajuste, estes foram descartados e não foram utilizados nos resultados deste trabalho, mas são apresentados aqui como forma de referência para trabalhos futuros.

$$m_{j_ajustado} = m_j + \Delta P_{AMi} \cdot \frac{\sigma_j}{\sum_{i \in AM} \sigma_i} \quad (4.13)$$

$$m_{j_ajustado} = m_j + \Delta P_{AMi} \cdot \frac{m_j / \sigma_j}{\sum_{i \in AM} m_i / \sigma_i} \quad (4.14)$$

onde: σ_j é o desvio-padrão da demanda agregada de potência ativa na barra j , obtido no Estágio (1). Vale ressaltar que melhorias na formulação do EDTR proposto focadas em novos fatores de ajuste que consigam realizar o refinamento das estimativas de demanda utilizando maiores informações a respeito da incerteza obtida pelo processo de agregação de cargas, podem melhorar sensivelmente os resultados do EDTR proposto.

Barras sem cargas são tratadas como medidas virtuais de injeção nula de potência ativa e reativa e não são ajustadas pelo algoritmo.

Barras que correspondem aos consumidores classe A também não são ajustadas pelo algoritmo, pois possuem monitoramento em tempo real. Vale ressaltar que suas medidas em tempo real são utilizadas no cálculo das diferenças de potência pelas equações (4.9) e (4.10).

Com isto obtêm-se as estimativas das demandas dos transformadores de distribuição não monitoradas de maneira que o cálculo de fluxo de potência se aproxime dos valores medidos pelo sistema SCADA. O cálculo de fluxo de potência e o refinamento das demandas são executados iterativamente até que seja alcançada a convergência do EDTR proposto. Nota-se que após a primeira iteração do EDTR proposto, o Estágio (2) refina os valores de demandas ajustados na iteração anterior. A metodologia do EDTR pode ser interpretada como um fluxo de potência com restrições de igualdades relaxadas dadas pelas medidas em tempo real e respectivas precisões (desvios padrão calculados pela equação (4.7)).

4.4. Fluxograma Geral da Metodologia

O EDTR proposto trata de uma metodologia com o objetivo de refinamento das demandas inicialmente estimadas pelo processo de agregação de cargas, e opera em dois estágios: **(1) Estimação Off-line das Demandas**; e **(2) Refinamento em Tempo Real das Demandas**. O fluxograma apresentado na Figura 4.9 representa as principais interfaces do EDTR proposto e seus estágios.

Os dados de consumidores consistem basicamente em: consumos mensais em kWh; curvas de carga típicas; identificação do transformador de distribuição ao qual o consumidor está conectado; e o tipo de ligação do consumidor.

Os dados de topologia consistem na identificação das barras com cargas do SD (transformadores de distribuição), onde serão agregadas as cargas dos consumidores; das barras sem cargas (barras de passagem), tratadas como barras de injeção nulas; e também dos dados topológicos necessários para o cálculo de fluxo de potência: parâmetros elétricos dos condutores, chaves, reguladores de tensão, bancos de capacitores; dados topológicos necessários como relação de/para dos ramos, identificação das barras e estados das chaves.

Os dados das medidas em tempo real consistem nas informações a respeito da localização, tipo e precisão dos medidores disponíveis no SD, e nos valores das grandezas elétricas medidas em tempo real em determinado intervalo de tempo (neste trabalho utiliza-se uma janela de 15 minutos de dados de medição).

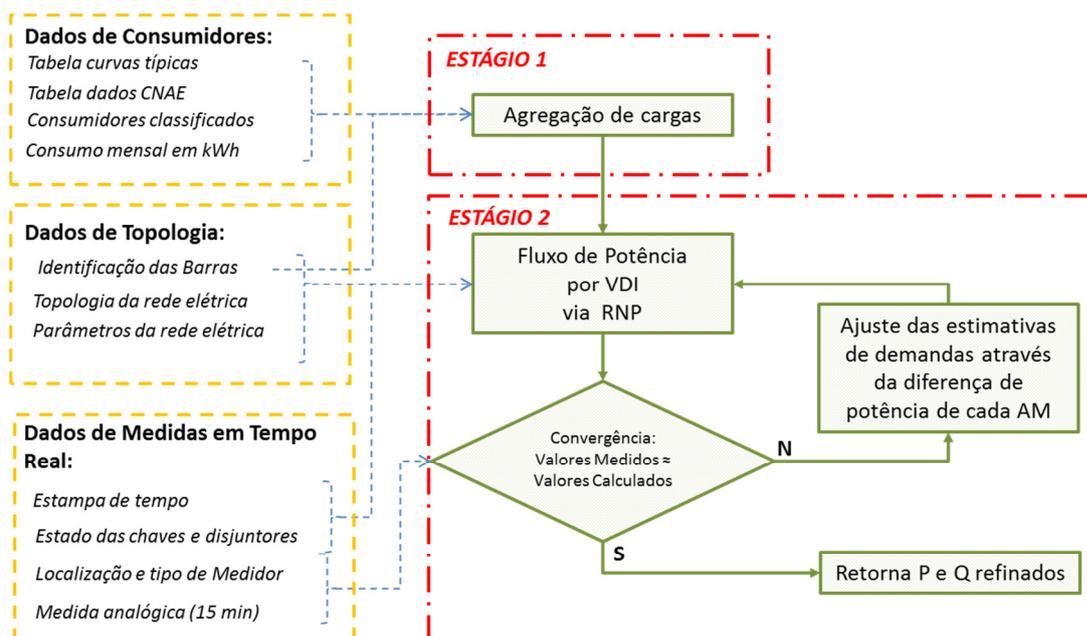


Figura 4.9: Fluxograma geral do EDTR proposto

4.5. Considerações Finais

Como apresentado, a falta de medidas em tempo real em SDs é um grande desafio para que se obtenha a condição operacional dos alimentadores com precisão aceitável. Para realizar análises de regime permanente em funcionalidades automatizadas em SDs, esta falta de medidas torna imprescindível o uso de caracterização estatística das demandas dos alimentadores. Porém estas podem não representar a condição operacional monitorada em tempo real pelas poucas medidas disponíveis na rede primária. Assim se faz necessário o uso de metodologias para a determinação das demandas dos transformadores de distribuição não monitoradas como pseudo-medidas.

O presente capítulo apresentou a metodologia do EDTR proposto neste trabalho, cujo objetivo é o de obter estimativas confiáveis para as demandas dos transformadores de distribuição. Para isto utiliza-se do cálculo de fluxo de potência com RNP em conjunto com as poucas medidas em tempo real da rede primária, ajustando as demandas inicialmente estimadas pela agregação de cargas até que o resultado do fluxo de potência corresponda aos valores medidos, dado intervalo de confiança destas.

O próximo capítulo apresenta os resultados de simulações do EDTR proposto e algumas análises de desempenho de interesse. Será apresentado também a aplicação do EDTR proposto em alimentadores reais da COPEL Distribuição S/A.

Capítulo 5 - Resultados e Discussões

5.1. Introdução

O capítulo anterior apresentou a metodologia do Estimador de Demanda em Tempo Real (EDTR) proposto. A partir de dois estágios executados em instantes diferentes (um de maneira *off-line* e outro em tempo real), as demandas dos transformadores de distribuição são estimadas. Estas demandas são informações necessárias para avaliação da condição operacional dos Sistemas de Distribuição (SDs), sendo a grande vantagem do EDTR proposto resultar em uma condição operacional condizente com a condição monitorada pelo sistema SCADA (do inglês *Supervisory Control and Data Acquisition*).

Neste capítulo são apresentadas as simulações computacionais para avaliação do desempenho do EDTR. O EDTR é comparado com estimadores de demanda disponíveis na literatura. A sensibilidade do EDTR em função de alguns fatores de interesse também é avaliada, como a presença de erros grosseiros nas medidas disponíveis em tempo real e alimentadores contendo somente medidas de magnitude de corrente. Além disto, destaca-se a influência da qualidade das estimativas iniciais obtidas pelo Estágio (1), e a importância das hipóteses estatísticas utilizadas neste estágio para a estimação de demanda.

Também é apresentada neste capítulo a aplicação do EDTR proposto em um SD real brasileiro. Um teste de validação do EDTR foi realizado através de uma campanha de medição em um alimentador real, que consistiu na instalação de medidores de demanda em transformadores de distribuição para aferir a qualidade das estimativas obtidas pelo EDTR proposto. Estas estimativas são avaliadas em termos de comparação com as demandas medidas nesta campanha de medição e através do modelo probabilístico de demanda obtido para os transformadores de distribuição.

Inicialmente, o EDTR proposto foi implementado em linguagem MATLAB como protótipo de teste para se estudar possíveis melhorias no algoritmo e avaliar o desempenho do mesmo. Posteriormente, o EDTR proposto foi implementado em linguagem C para validação e aplicação em SDs reais de larga escala.

5.2. Avaliação de Desempenho do EDTR

Nesta seção são apresentadas as simulações computacionais realizadas para aferir o desempenho da metodologia proposta e também avaliar a influência de alguns parâmetros

de interesse no processo de estimação de demanda. Apresenta-se inicialmente a sistemática de avaliação utilizada, e posteriormente os resultados de simulação obtidos em um caso teste. As simulações apresentadas nesta seção foram realizadas em um computador com processador 2 quad de 2,33 GHz, 4 GB de memória e o EDTR implementado em *script* no ambiente MATLAB.

5.2.1. Sistemática de Avaliação

A sistemática para avaliação do desempenho do EDTR proposto se baseou na resposta da metodologia frente a erros introduzidos em seus parâmetros de entrada, utilizando um ambiente controlado de simulação.

Determina-se um **caso de referência** considerando os dados do SD e uma condição de operação de referência. Dessa forma, a referência para comparação dos resultados parte de uma topologia da rede e seus parâmetros, assim como um conjunto de consumidores cujas demandas de referência são obtidas pelas curvas de carga e pelo respectivo consumo mensal em kWh. Através do processo de agregação de cargas apresentado anteriormente são obtidas as injeções de potência ativa e reativa nas barras do SD. Com a solução do fluxo de potência para este sistema, temos o caso de referência caracterizado por suas injeções de potência, fluxos nos ramos e tensões complexas nodais.

Para avaliação do EDTR proposto foram gerados **casos de teste**, caracterizados pela inserção de erros aleatórios nos fluxos e injeções do caso de referência, para gerar os valores das medidas em tempo real do caso teste, e também nos consumos em kWh dos consumidores. Estes erros aleatórios possuem distribuição normal de média zero e desvio padrão dos respectivos medidores.

O diagrama apresentado na Figura 5.1 ilustra essa sistemática de avaliação, onde em cor verde estão as etapas relacionadas com os casos de referência, em cor laranja a inserção de erro para se obter os parâmetros de entrada da metodologia (casos de teste), e em cor azul os valores estimados através da metodologia (resultados de simulação). Para avaliação da metodologia foram criadas 100 amostras de teste para cada instante de 15 minutos no horizonte de um dia. Cada amostra de teste corresponde à inserção de um valor de erro distinto, como descrito anteriormente, de modo que todas as 100 amostras correspondem à caracterização estatística dos erros presentes nos valores das medidas. Assim foram simulados 100 casos de teste para intervalo de 15 minutos, totalizando um total de 9600 casos simulados para avaliação do desempenho do EDTR.

Os resultados foram analisados usando os indicadores de Erro Médio Absoluto (EMA) e Desvio-Padrão (Des. Pad.) do erro das estimativas, definidos respectivamente pelas equações (5.1) e (5.2).

$$EMA_j(t) = \frac{\sum_{k=1}^N |P_j^{(k)}(t) - P_j^{(ref)}(t)|}{N} \quad (5.1)$$

$$Des_Pad_j(t) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (|P_j^{(k)}(t) - P_j^{(ref)}(t)| - EMA_j(t))^2}{N-1}} \quad (5.2)$$

onde, $P_j^{(k)}(t)$ é a carga de potência ativa estimada pelo EDTR proposto para a barra j no caso teste k e instante de tempo t ; $P_j^{(ref)}(t)$ é a carga de potência ativa do caso de referência para a barra j e instante de tempo t ; e N é o total de amostras de teste para cada instante de tempo, neste caso 100 amostras para cada instante t .

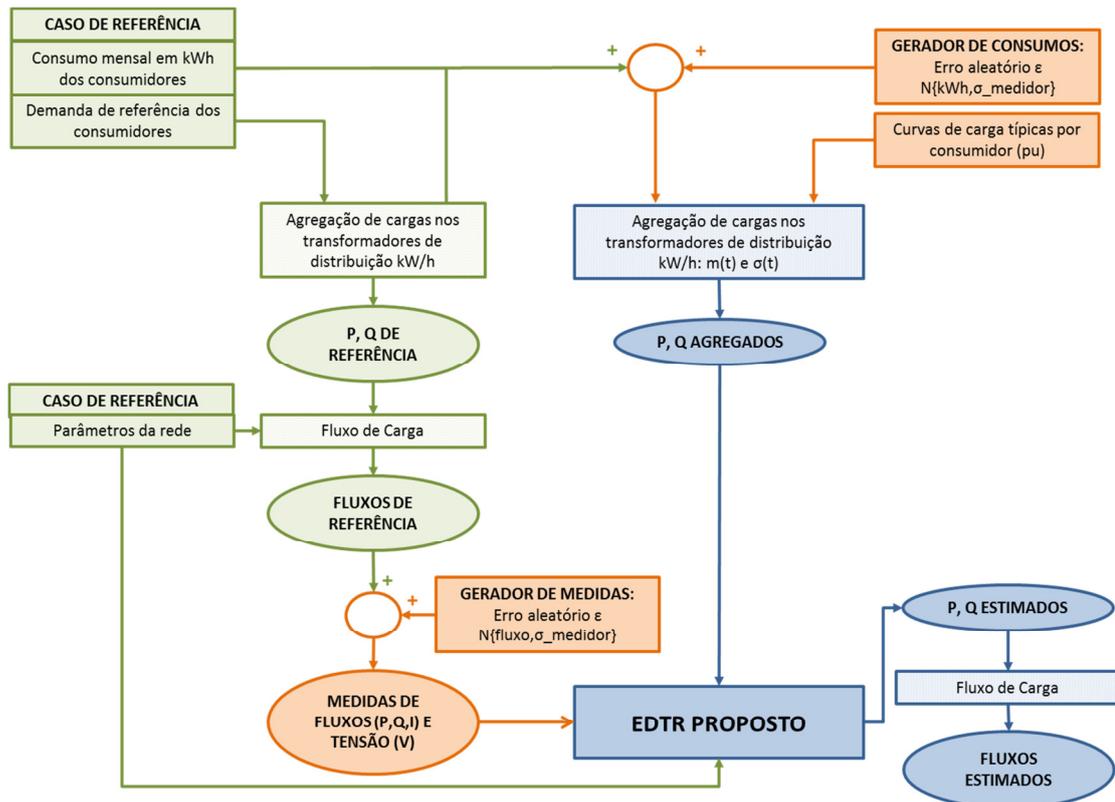


Figura 5.1: Fluxograma da sistemática de avaliação.

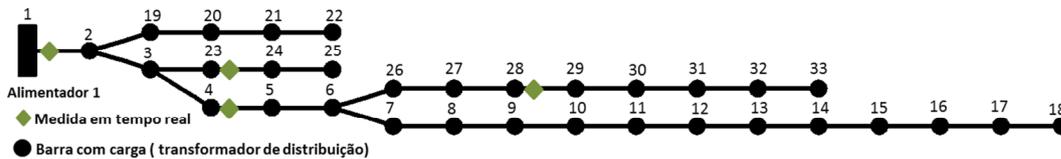
5.2.2. Resultados de Simulação do EDTR

As simulações foram realizadas a partir do SD teste descrito em (BARAN; WU, 1989a), que contém um alimentador com 32 barras em 12,66 kV. Neste sistema foram introduzidos 700 consumidores (residenciais, comerciais e industriais) e 4 medidores de

fluxo de potência e 1 medidor de magnitude de tensão. Foi considerado um horizonte de simulação de 1 dia e um cenário de carga pesada (25% acima do carregamento normal). A Figura 5.2 apresenta o alimentador teste em conjunto com as medidas em tempo real e a representação via Representação Nó-Profundidade (RNP) do alimentador.

Foram gerados 100 amostras de teste incluindo erros aleatórios nas entradas do EDTR, isto é, incluindo erros aleatórios no consumo mensal de energia de cada consumidor do sistema de referência, e também nos valores medidos de referência considerados nos testes (os valores medidos de referência são os obtidos pela solução do fluxo de potência no caso de referência).

Conforme mencionado foi considerado um total de 700 consumidores conectados em 32 transformadores de distribuição do alimentador apresentado na Figura 5.2, com um consumo total de 620.986,00 kWh no mês de referência. O Anexo A apresenta os parâmetros elétricos da rede e dados de consumo utilizados. As curvas de carga típicas são as apresentadas na Figura 3.1. A Figura 5.3 apresenta o percentual de consumidores neste alimentador, pelo consumo em kWh.



$$T = \begin{bmatrix} prof. \\ nó \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 & 10 & 11 & 12 & 13 & 14 & 15 & 16 & 17 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 & 10 & 11 & 12 & 13 & 14 & 15 & 16 & 17 & 18 \\ 6 & 7 & 8 & 9 & 10 & 11 & 12 & 13 & 3 & 4 & 5 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 26 & 27 & 28 & 29 & 30 & 31 & 32 & 33 & 23 & 24 & 25 & 19 & 20 & 21 & 22 \end{bmatrix}$$

Figura 5.2: Alimentador de distribuição – Sistema teste 32 barras e RNP

■ Residencial ■ Comercial ■ Industrial

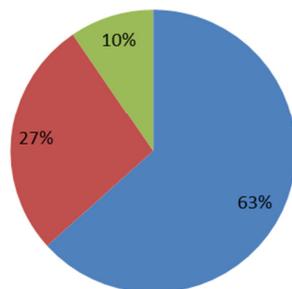


Figura 5.3: Perfil dos consumidores do caso teste

A Tabela 5.1 apresenta os resultados obtidos pelo EDTR proposto em valores absolutos, e a Tabela 5.2 em valores relativos à demanda do caso de referência. A pior estimativa média durante o horizonte de 1 dia obtida em todos os 100 casos foi para a barra 23, e a melhor para a barra 8.

Tabela 5.1: Estimação de demandas para o sistema de 32 barras

Caso	EMA (kW)	Des. Pad. (kW)	EMA (kVAr)	Des. Pad. (kVAr)
Pior Estimativa	11,072	1,666	3,682	0,575
Melhor Estimativa	0,910	0,365	0,311	0,116

Tabela 5.2: Estimação de demandas para o sistema de 32 barras (valores relativos)

Caso	EMA (kW %)	Des. Pad. (kW %)	EMA (kVAr %)	Des. Pad. (kVAr %)
Pior Estimativa	38,38 %	8,21 %	21,92 %	5,84 %
Melhor Estimativa	3,25 %	1,48 %	3,31 %	1,50 %

Como forma de comparar o EDTR proposto com outros métodos de estimação de demanda foram utilizados dados presentes na literatura técnica. Em (DŽAFIĆ et al., 2013), que utiliza um método também baseado no conceito de Áreas de Medição (AMs), são mostrados erros na estimação de demanda de 8 a 45% considerando uma única condição de carregamento. Em (KONG et al., 2011), onde quatro métodos de estimação de demanda são comparados, os autores apresentam valores similares a estes, em torno de 0 a 25% de erro relativo na estimação dos fluxos de potência.

Para esclarecer a capacidade do EDTR proposto em refinar os valores de cargas agregadas (obtidos no Estágio 1) considerando as medidas em tempo real, a Figura 5.4 mostra: a curva de carga do caso de referência (em kW) para a barra 23 (curva em azul); o valor médio das demandas de potência ativa estimadas em todos os 100 casos de teste e o EMA das curvas de carga estimadas (em kW) pelo EDTR proposto para a barra 23 (curvas em vermelho); e a curva de carga agregada em (kW) estimada no Estágio 1 do EDTR proposto para a barra 23 (curva em verde). Como pode ser observado claramente, o EDTR proposto permite uma estimação off-line das demandas dos transformadores de distribuição dos alimentadores e também o refinamento destas estimativas utilizando as medidas disponíveis em tempo real.

Pode ser observado que este transformador apresenta um comportamento distante de sua curva de carga agregada (curva azul em relação à curva verde). Assim, quanto mais uma carga se comporta distante de seu consumo típico, pior será a estimativa. Ressalta-se assim a importância de modelos continuamente aferidos para o consumo típico de classes dos consumidores, o que poderia ser obtido com a instalação de medidores inteligentes.

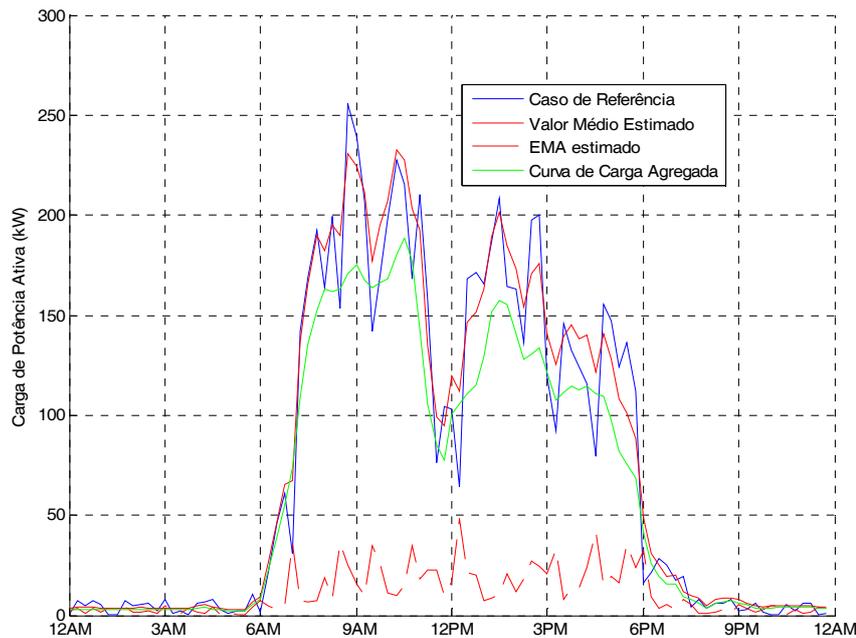


Figura 5.4: Estimação de demanda de potência ativa da barra 23 (pior estimativa)

Também é apresentada, na Figura 5.5, a melhor estimativa média obtida. Neste caso, a melhor estimativa foi em uma barra com diversas cargas comerciais, que apresentam menor incerteza (desvio-padrão) em relação às demais curvas de carga típicas. Um ponto importante também está relacionado ao número de consumidores agregados, pois à medida que este número aumenta, ocorre uma redução na incerteza relativa do comportamento estatístico da demanda do transformador de distribuição. Este ponto pode ser visualizado utilizando o coeficiente de variação, definido como a relação em percentual entre o desvio padrão e a média, que se trata de uma medida de dispersão relativa em estatística (MAGALHÃES; LIMA, 2013).

Para facilitar este entendimento, considera-se um conjunto de n variáveis aleatórias (X_1, X_2, \dots, X_n) com distribuição de probabilidade iguais de valor esperado μ_x e desvio-padrão σ_x . A soma destas variáveis aleatórias denotada por Y terá um valor esperado e desvio-padrão dados pela equação (6.3), de maneira similar como a feita na agregação de cargas pelas equações (3.16) e (3.17).

$$\mu_Y = n \cdot \mu_x \quad \sigma_Y = \sqrt{n \cdot \sigma_x^2} \quad (6.3)$$

Avaliando os coeficientes de variação (cv) indicados na equação (6.4) das variáveis aleatórias individuais X_i e da variável que representa a soma destas Y , observa-se que após a soma destas variáveis ocorre uma redução na dispersão relativa.

$$cv_x = \sigma_x / \mu_x \quad cv_Y = \sigma_x / \mu_x \cdot \sqrt{n} / n \quad (6.4)$$

Na Figura 5.6 apresenta-se a demanda estimada para um transformador com a predominância de consumidores residenciais, onde esta afirmação também pode ser constatada.

Assim também no processo de agregação de cargas, apesar de isoladamente, se os consumidores apresentarem alta incerteza, a medida que mais são agregados, a demanda do transformador tem sua incerteza relativa reduzida.

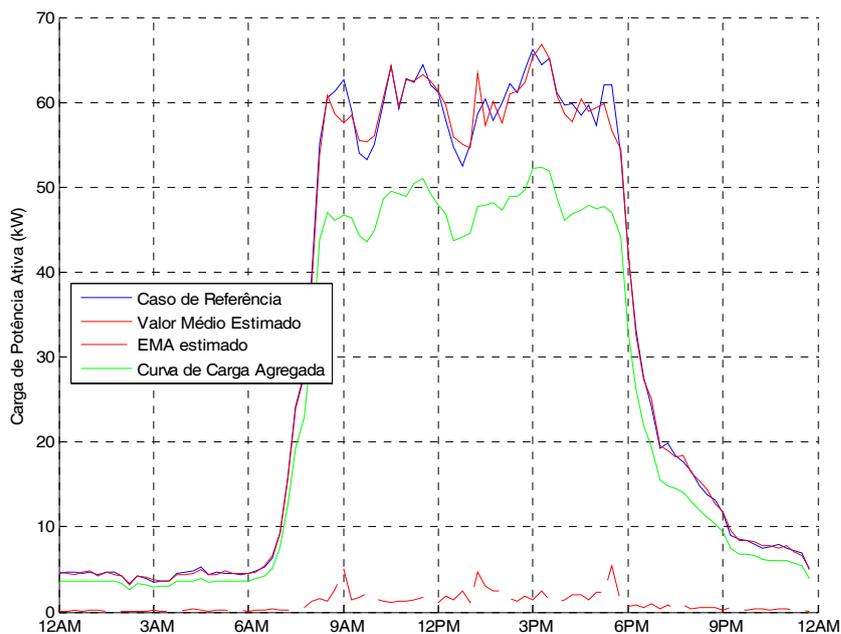


Figura 5.5: Estimação de demanda de potência ativa da barra 8 (melhor estimativa)



Figura 5.6: Estimação de demanda de potência ativa da barra 16

De um modo geral, a precisão do EDTR proposto é função tanto da demanda agregada dos transformadores assim como da precisão das curvas de carga em representar

o perfil de consumo, ou seja, da validade da premissa de que a média e o desvio-padrão das curvas de carga são boas aproximações da demanda real dos consumidores. Desta maneira, o EDTR proposto deve ter melhor desempenho em SDs cujas cargas se comportem o mais próximo estatisticamente dos seus perfis típicos obtidos da agregação. Esta é uma conclusão compartilhada em outros estimadores de demanda presentes na literatura, e está relacionada com a forte dependência das premissas adotadas a respeito dos consumos não monitorados.

A Figura 5.7 apresenta o valor medido na subestação (em verde) e o valor calculado de fluxo de potência ativa considerando somente a agregação de cargas (em magenta) e depois com a aplicação do EDTR (em vermelho). Nota-se que, apesar da agregação de cargas fornecer informações importantes a respeito do comportamento de consumo típico, a mesma pode não ser coerente com os valores medidos. Neste contexto o EDTR proposto irá garantir que se obtenha um cálculo de fluxo de potência coerente com os valores medidos na rede primária.

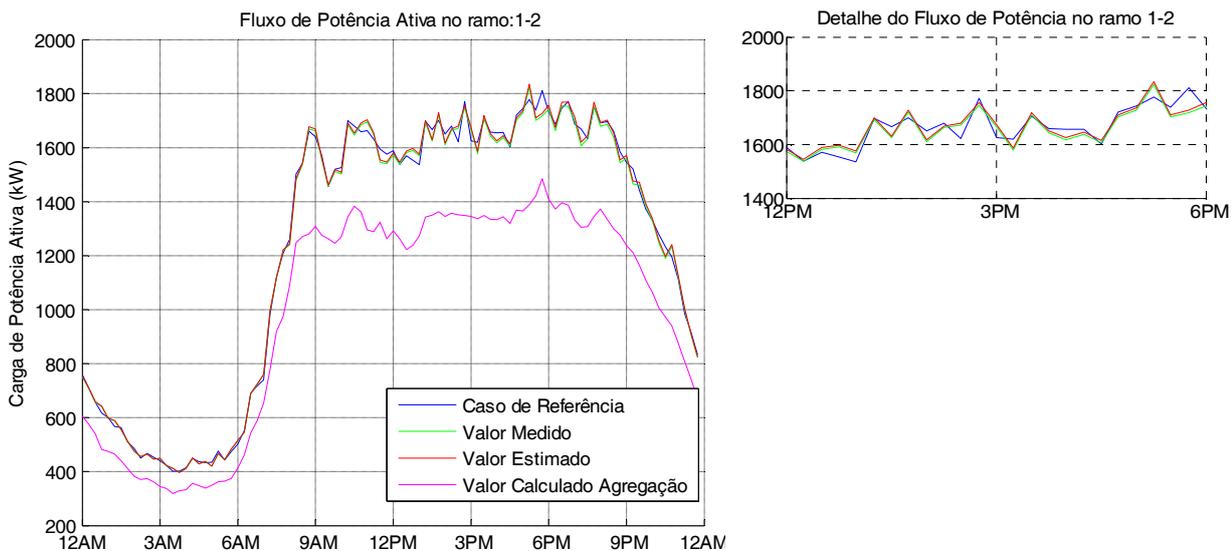


Figura 5.7: Medida de fluxo de potência ativa na subestação (valor de uma das amostras dos 100 testes)

O número médio de iterações do EDTR proposto entre os Estágios (2) e (3) foi de 2 iterações para as 100 amostras de testes, com um tempo médio para convergência de 16,3 ms. O tempo para convergência está relacionado principalmente à velocidade computacional no cálculo do fluxo de potência.

Testes também foram realizados variando a precisão dos medidores de fluxo de potência para avaliar a influência da precisão das medidas em tempo real na convergência (número médio de iterações entre os Estágios 2 e 3) e também nos valores de carga estimados pelo EDTR proposto.

Os resultados, apresentados na Tabela 5.3, sugerem que medidas mais precisas melhoram a precisão das estimativas (como esperado) e aumentam a quantidade de iterações entre o cálculo de fluxo de potência e refinamento das demandas (isto devido ao critério de convergência ser baseado nos desvios padrão das medidas). De modo geral, essa melhoria na estimação de demanda não é expressiva, uma vez que a incerteza a respeito das demandas agregadas é maior que a incerteza das medidas.

Tabela 5.3: Erro das estimativas considerando diferentes desvios-padrão para as medidas (barra 23)

Precisão dos medidores de fluxo de potência (%)	EMA (kW)	Des. Pad. (kW)	EMA (kVAr)	Des. Pad. (kVAr)	Número médio de iterações
0,2%	10,515	0,373	3,455	0,122	3,01
0,5%	10,516	0,411	3,457	0,134	3,00
1%	10,529	0,514	3,466	0,170	2,82
2%	10,615	0,800	3,509	0,270	2,47
5%	11,072	1,666	3,682	0,575	2,00
10%	12,581	2,919	4,210	0,994	2,00

O impacto de erros grosseiros nas medidas em tempo real foram analisados através da inserção de um erro grosseiro na medida de fluxo de potência (ativa e reativa) no ramo entre as barras 4 e 5 às 16:00, de 12 vezes o desvio padrão da medida. A Tabela 5.4 apresenta este resultado em termos do EMA e seu Desvio Padrão para cada AM.

Tabela 5.4: Influência de erros grosseiros no EDTR

Ramo cuja que define a AM	Sem Erros Grosseiros		Com Erros Grosseiros	
	Max. EMA (kW)	Max. Des. Pad. (kW)	Max. EMA (kW)	Max. Des. Pad. (kW)
1-2	13,907	6,952	32,226	7,770
4-5	4,761	1,263	19,844	1,228
23-24	8,714	1,572	8,694	1,573
28-29	7,338	1,363	7,360	1,356

A influência de erros grosseiros na estimação de demanda se dá nas AMs das respectivas medidas errôneas e também nas AMs à montante destas. Entretanto, este tipo de erro não influencia as cargas estimadas em AMs à jusante.

Geralmente, erros grosseiros são identificados pelo teste Chi-Quadrado e pela análise dos resíduos normalizados no contexto de Estimadores de Estado (EEs) por Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) (ABUR; EXPÓSITO, 2004). Em SDs o uso deste EE não é prática comum entre as empresas de distribuição devido ao número reduzido de medidas disponíveis (os sistemas de distribuição são em geral não observáveis). Esta falta

de redundância de medidas impossibilita a detecção apropriada de erros grosseiros em sistemas de distribuição.

Alguns autores propõem alguns métodos para a detecção de erros obviamente grosseiros (medidas com valores absurdos) utilizando limites para os fatores de ajuste das cargas. Estes limites podem ser definidos pela potência nominal dos transformadores de distribuição ou pela experiência dos operadores do sistema. Os erros obviamente grosseiros são detectados avaliando se as cargas ajustadas possuem fatores de ajuste maiores que os limites pré-estabelecidos para cada AM. Esta é uma abordagem limitada para identificação de erros grosseiros, entretanto, no contexto do EDTR proposto pode ser facilmente implementada, dependendo principalmente de um maior conhecimento *a priori* do SD.

Para avaliar a influência de diferentes tipos de medidas, nos valores de demandas estimadas pelo EDTR proposto, foram realizados testes alterando o tipo das medidas indicadas na Figura 5.2, ou seja, mantiveram-se o número e localização das medidas mas considerando diferentes grandezas elétricas sendo medidas. Assim, foram realizados três testes considerando: (i) apenas medidas de fluxo de potência ativa e reativa; (ii) apenas medidas de magnitude de corrente; e (iii) medida de fluxo de potência ativa e reativa na subestação e no ramo 23-24 e medidas de magnitude de corrente nos demais ramos. Os resultados são apresentados na Figura 5.8.

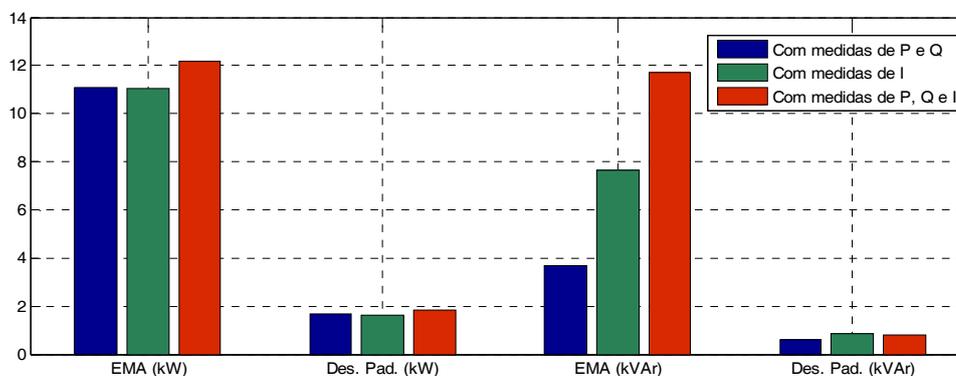


Figura 5.8: Estimação de demandas na presença de medidas de corrente e de potência (legenda do eixo y entre parênteses no eixo x)

A Figura 5.8 mostra que a estimação de demandas realizada pelo EDTR proposto, considerando cada um dos três conjuntos de medidas, apresentam praticamente o mesmo EMA para as estimativas de potência ativa das cargas, mas resultados diferentes de EMA para as estimativas de potência reativa. Deve se observar que para as estimativas de potência reativa os melhores resultados de EMA foram obtidos quando o EDTR proposto processa somente medidas de fluxo de potência e piores resultados de EMA quando processando simultaneamente os dois tipos de medidas (magnitude de corrente e de fluxo de potência). Para entender este resultado é necessário lembrar que: (i) as magnitudes de

corrente dos ramos em SDs são mais relacionadas com a potência ativa, pois tipicamente os SDs possuem uma baixa relação X/R e neste caso as cargas são consideradas com alto fator de potência; e (ii) quando usando ambos os tipos de medidas a necessidade de converter as medidas de magnitude de corrente em medidas equivalentes de fluxo de potência introduz erros no processo de estimação de demandas, principalmente para obtenção das medidas equivalentes de potência reativa, devido à falta de informação sobre o fator de potência em tempo real do sistema.

Outro ponto a ser observado é apresentado na Tabela 5.5, onde são mostrados os resultados em termos do máximo EMA e Des. Pad. para este teste separadamente por AM. Nota-se que a presença de medidas de corrente influencia as estimações na AM de fluxo de potência a montante, assim como no caso de erros grosseiros. Isto devido ao fato de que para utilizar estas medidas são utilizados equivalentes de potência ativa e reativa utilizando o fator de potência calculado no fluxo de potência.

Tabela 5.5: Estimação de demanda na presença de tipos diferentes de medida – Resultados por AM

Máximo EMA	AMs definida pela respectiva medida	Só medidas de potência	Só medidas de corrente	Medidas de potência e corrente
EMA (kW)	1-2	11,0723	11,0408	12,1909
	4-5	3,0976	3,1056	3,1645
	23-24	3,7255	4,2390	4,2551
	28-29	2,5438	2,7438	2,5329
EMA (kVAr)	1-2	3,6817	7,6541	11,6905
	4-5	1,0238	3,9221	5,0862
	23-24	1,2231	5,8777	5,8723
	28-29	0,8318	4,0395	0,8335

5.3. Aplicação em Alimentadores da COPEL Distribuição S/A

A segunda etapa de testes desta Dissertação de Mestrado teve como foco a aplicação do EDTR proposto em sistemas reais de distribuição de energia. Em conjunto com o Projeto PD 2866-0272/2012, intitulado “Otimização do Processo de Restabelecimento de Energia em Tempo Real Utilizando Técnicas de Redes Inteligentes (*Smart Grids*) e Apoio à

Decisão dos Operadores dos Centros de Operação da Distribuição”, o EDTR proposto foi aplicado em um SD de larga escala da COPEL Distribuição S/A.

Para realização em sistemas reais o EDTR proposto foi implementado em linguagem de programação C e os resultados apresentados nesta seção foram obtidos utilizando um computador Core i7 3,6 GHz, 32 GB de RAM e sistema operacional Linux Ubuntu 14.04.

Inicialmente apresenta-se o teste de validação do EDTR proposto que consistiu em uma verificação em campo dos valores de demanda estimados pela metodologia proposta, comparados a medições executadas em um dos alimentadores do SD de larga escala utilizado no teste. Posteriormente o EDTR proposto foi aplicado ao SD de larga escala e integrado com outras ferramentas automatizadas do Centro de Operação da Distribuição (COD) da COPEL Distribuição S/A. Assim, além das conclusões teóricas apresentadas anteriormente, o EDTR proposto também foi avaliado frente aos desafios de implantação prática desta metodologia.

5.3.1. Teste para Validação do EDTR em um Alimentador Real

O primeiro teste consistiu na validação do EDTR proposto através de uma campanha de medição realizada em conjunto com a COPEL Distribuição S/A. Este teste teve como objetivo comparar as demandas estimadas pelo EDTR proposto com as demandas medidas em alguns transformadores de distribuição de um dos alimentadores do SD da cidade de Londrina/PR operado pela COPEL. Desta forma averiguou-se a qualidade das estimativas provenientes do EDTR e sua aderência às demandas medidas em alguns transformadores de distribuição.

O alimentador escolhido para o teste de validação compreende uma área predominantemente urbana e é composto por 7.305 consumidores conectados a 192 transformadores de distribuição. A configuração da rede primária deste alimentador utilizada no teste consiste de 560 barras e 559 ramos (495 trechos de ramais aéreos e 64 chaves), com 1 medida de fluxo de potência ativa e reativa e 1 medida de magnitude de corrente disponível em tempo real no sistema SCADA.

Nota-se, pela descrição acima, a pequena quantidade de medidas disponíveis no sistema SCADA em um alimentador real. Quando comparado ao número de transformadores de distribuição, ou seja, às variáveis a serem estimadas pelo EDTR, percebe-se que esta quantidade é muito baixa. No contexto de estimação de estado, isto se

traduz na ausência de observabilidade da rede elétrica, e por consequência a necessidade de se utilizar pseudo-medidas neste tipo de problema. Sendo esta uma possível aplicação do EDTR, a de gerar pseudo-medidas de injeção de potência para EEs em SDs.

A campanha de medição consistiu na medição de potência ativa e reativa em três transformadores de distribuição do alimentador escolhido. Para isto, com auxílio da COPEL, foram instalados medidores de fluxo de potência ativa e reativa trifásica nestes transformadores. As medidas desta campanha de medição foram obtidas entre 10:30h do dia 21/01/2016 e 11:30h do dia 01/02/2016, em intervalos de 15 minutos. Os três transformadores de distribuição foram escolhidos conforme a predominância de consumidores residenciais e comerciais conectados em sua rede secundária de acordo com o consumo mensal de energia elétrica em kWh. Desta forma, foi escolhido um com predominância de consumidores residenciais, outro com predominância de consumidores comerciais e o terceiro de predominância mista residencial e comercial. A Tabela 5.6 apresenta a quantidade de consumidores e de consumo de energia elétrica no mês de dezembro para cada transformador escolhido.

Tabela 5.6: Caracterização dos consumidores dos transformadores da campanha de medição

Transformador/Tipo de consumidor	Quantidade de consumidores	Consumo total de energia elétrica em dezembro/2015 (kWh)
Trafo 1: Predominante Residencial		
Comercial	1	64,0
Residencial	89	13872,0
Trafo 2: Predominante Comercial		
Comercial	9	7957,0
Residencial	21	4271,0
Trafo 3: Misto Residencial e Comercial		
Comercial	13	5482,0
Residencial	35	6402,0

A Figura 5.9 apresenta a topologia radial de operação normal do alimentador escolhido, de acordo com os dados de georeferenciamento, com a indicação da localização dos medidores disponíveis no sistema SCADA e os transformadores de distribuição escolhidos para a campanha de medição.

Desta forma, o EDTR implementado foi colocado em funcionamento durante o respectivo período da campanha de medição. As estimativas *off-line* de demanda foram obtidas através da execução do Estágio (1), considerando o consumo de energia do mês de dezembro/2015, da respectiva classificação de cada consumidor deste alimentador e das curvas de carga típicas disponíveis nos bancos de dados da COPEL. A COPEL disponibilizou 33 curvas de cargas típicas para caracterizar o consumo típico de cada uma das classes, conforme a classificação CNAE dos consumidores. As medidas em tempo real foram processadas pelo EDTR conforme sua disponibilização pelo sistema SCADA para

cada intervalo de 15 minutos durante o período da campanha de medição. Assim, através da execução e convergência do EDTR proposto, as demandas estimadas foram obtidas para todos os transformadores de distribuição do alimentador, para cada um dos intervalos de 15 minutos do período da campanha de medição. Possibilitando assim a comparação das demandas estimadas pelo EDTR e as demandas medidas na campanha de medição.

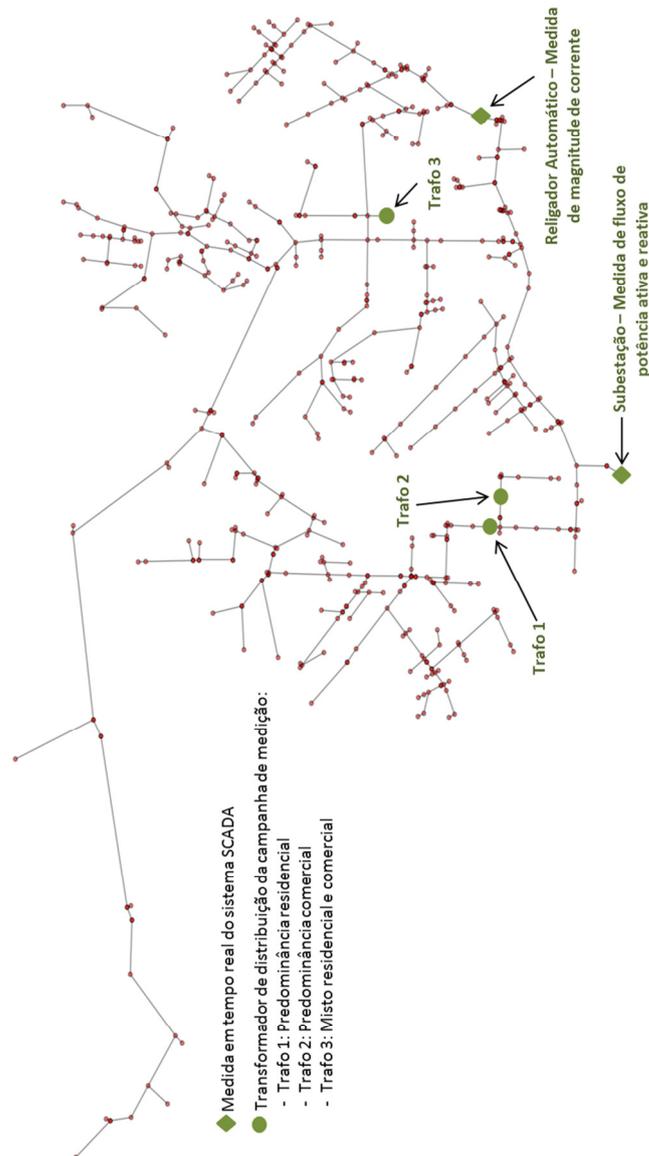


Figura 5.9: Topologia de operação normal do alimentador de teste

Nas Figuras 5.10, 5.11 e 5.12 são apresentados os valores medidos obtidos pelo sistema SCADA no período da campanha de medição e os respectivos valores calculados pela solução do fluxo de potência utilizando as estimativas de demanda do Estágio (1) e com as estimativas do EDTR. A curva em azul representa o valor medido pelo sistema SCADA; a curva em verde representa o respectivo valor calculado pelo fluxo de potência para cada grandeza medida pelo sistema SCADA considerando as demandas obtidas pelo

Estágio (1) (estimativa inicial de demanda); e a curva em vermelho o respectivo valor calculado para cada grandeza medida pelo sistema SCADA considerando as demandas obtidas pelo EDTR (estimativa final de demanda). A Figura 5.10 e Figura 5.11 apresentam, respectivamente, o fluxo de potência ativa e reativa na saída do alimentador na subestação, como indicado anteriormente no grafo do alimentador. A Figura 5.12 apresenta a magnitude de corrente em um religador automático indicado no grafo do alimentador que possui uma medida disponibilizada no sistema SCADA.

Pode ser observado em um caso real, como explanado anteriormente, que utilizar as demandas estimadas pelo processo de agregação (Estágio (1)) pode levar a uma solução de fluxo de potência não condizente com os valores provenientes das medidas pelo sistema SCADA. Assim evidenciando a motivação de metodologias de estimação de demandas para SDs, obter estimativas das demandas dos transformadores que estejam condizentes com as poucas grandezas elétricas monitoradas em tempo real nos alimentadores.

Além disso, nota-se que a curva em vermelho (estimativa EDTR) se sobrepõe à curva em azul (valor medido SCADA), o que já era esperado uma vez que o EDTR refina as estimativas de demanda obtidas no Estágio (1) de modo a obter uma solução de fluxo de potência condizente com as medidas SCADA disponíveis em tempo real. Nota-se também que em alguns instantes do período de medição, as medidas de fluxo de potência do sistema SCADA acusam um valor igual à zero, apesar de os estados das chaves não terem sido alterados. Estes instantes correspondem a interrupções momentâneas na comunicação dos valores medidos pelo sistema SCADA. Neste caso, estas medidas ficam momentaneamente ausentes ao EDTR, impossibilitando a definição de uma AM. Por consequência o EDTR utiliza a única informação disponível que é a estimativa do Estágio (1) para os transformadores de distribuição que não pertencem a nenhuma AM. Assim, a solução do fluxo de potência tende à solução obtida utilizando as demandas provenientes do Estágio (1) (curva em verde), como pode ser observado.

Este tipo de interrupção momentânea nos sistemas de comunicação são comuns nos centros de operação. Durante a implantação do EDTR foram observados casos com longos períodos de interrupção do envio das medidas e até alguns dias sem medidas sendo transmitidas. Quanto às interrupções momentâneas ou de curtos períodos de tempo, algoritmos baseados na previsão de curto prazo, que fazem uso das séries históricas das medidas, poderiam auxiliar os operadores a contornar este problema. Desta maneira, a ausência momentânea das medidas seria compensada através de um valor previsto baseado no histórico da medida temporariamente ausente. Com isto mais informações, além das obtidas pelo Estágio (1) (curvas de carga agregadas), podem ser incorporadas no processo de estimação de demandas, porém não foram tema de análise neste Mestrado.

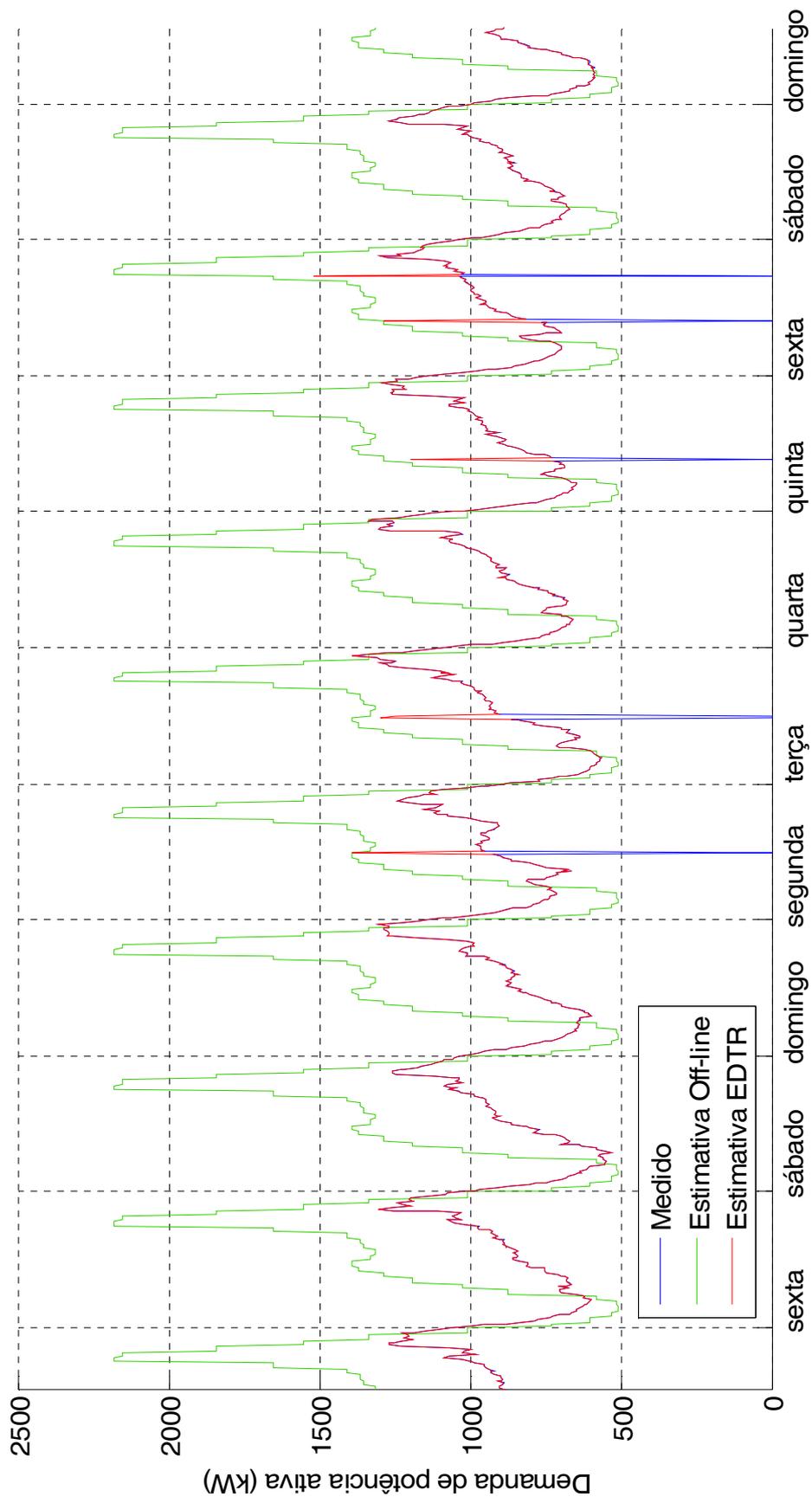


Figura 5.10: Medida SCADA de fluxo de potência ativa durante a campanha de medição

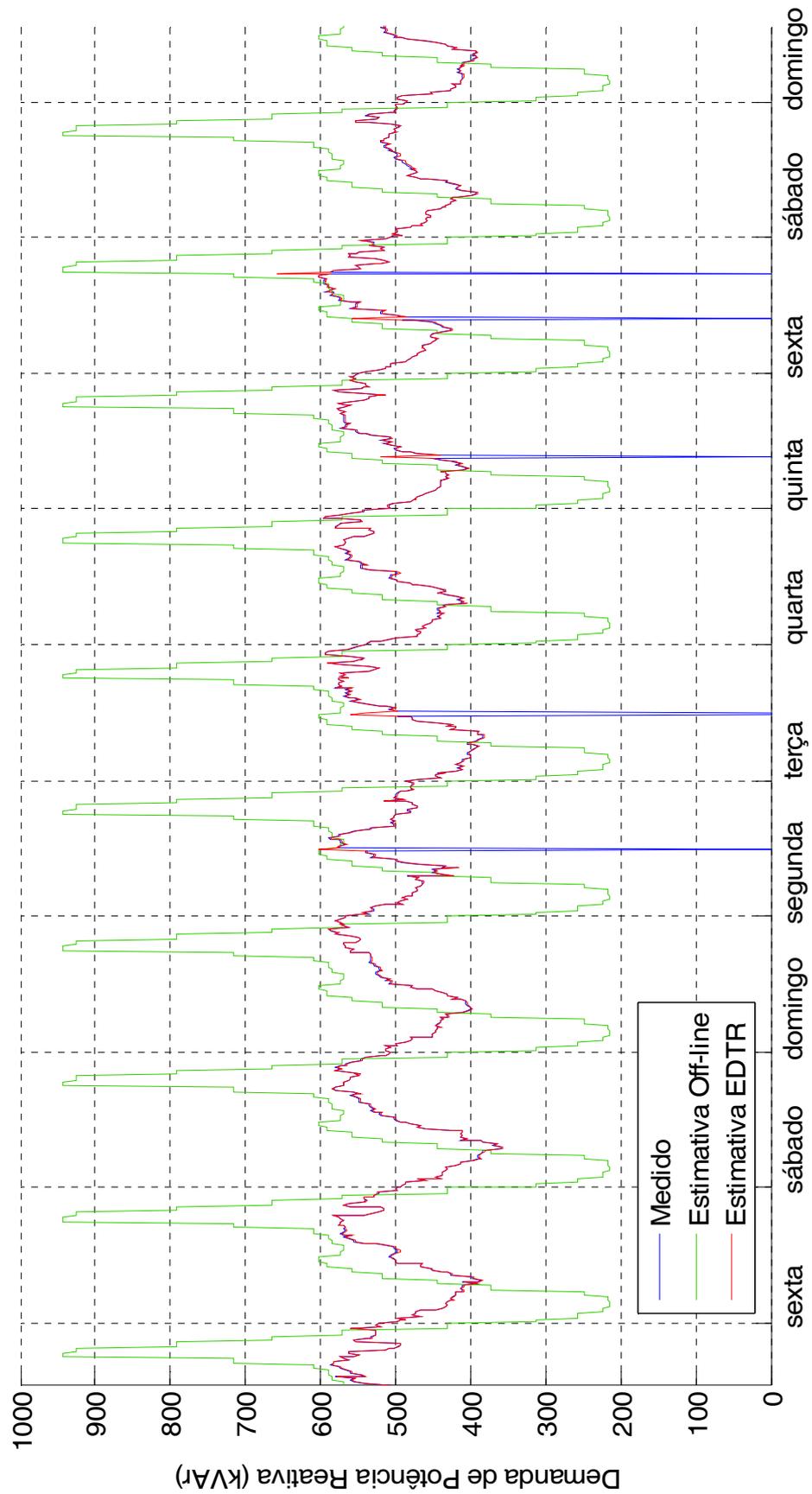


Figura 5.11: Medida SCADA de fluxo de potência reativa durante a campanha de medição

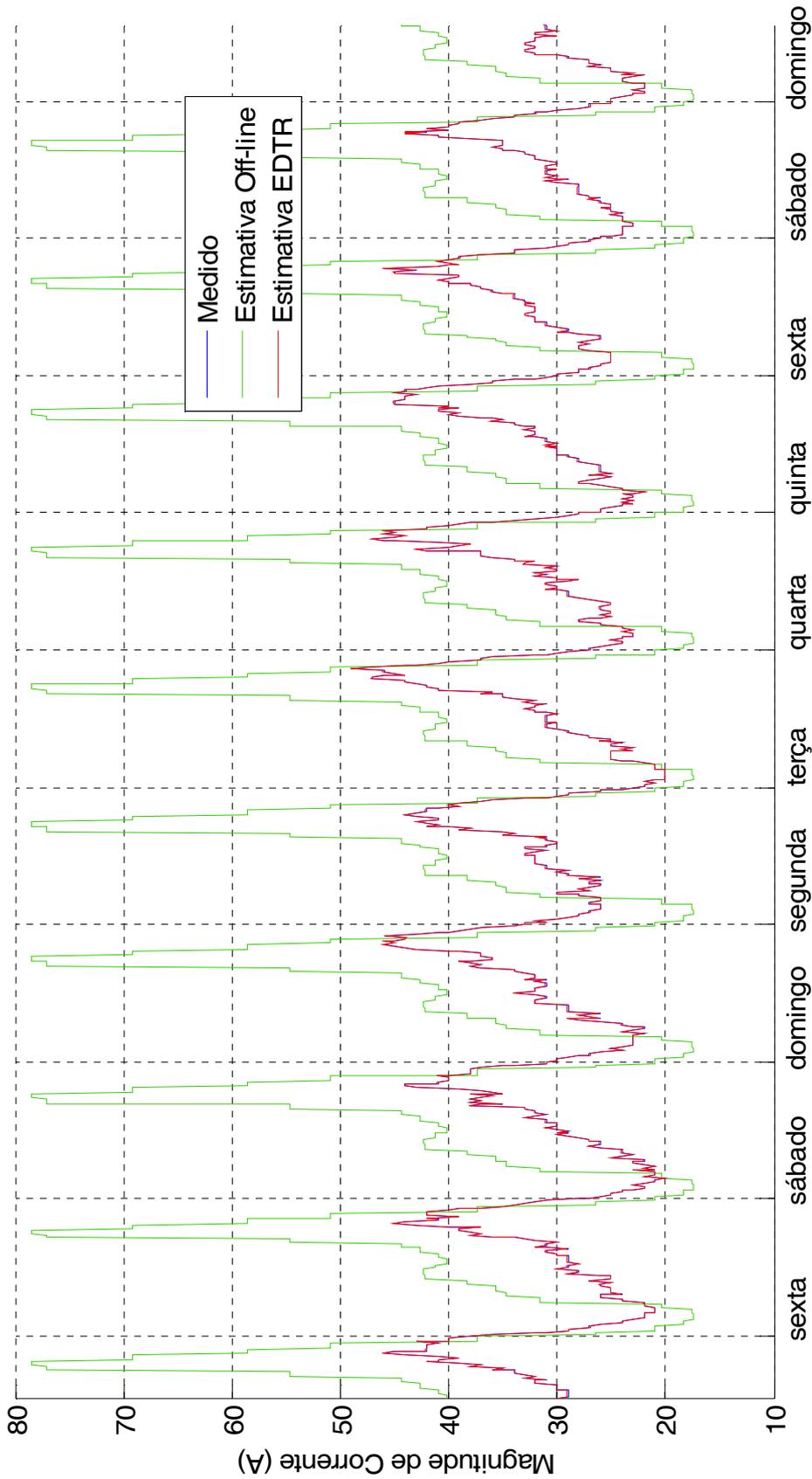


Figura 5.12: Medida SCADA de magnitude de corrente durante a campanha de medição

A seguir serão apresentadas as comparações entre as estimativas de demanda do EDTR e os valores de demanda obtidos pela campanha de medição nos três transformadores de distribuição escolhidos. As curvas em azul representam as demandas medidas pela campanha de medição; as curvas em verde as estimativas de demanda obtidas no Estágio (1); e as curvas em vermelho as estimativas de demanda obtidas pelo EDTR.

Vale ressaltar que as medidas de demanda dos transformadores de distribuição obtidas na campanha de medição não foram utilizadas como medidas no EDTR proposto (não definem AMs), ou seja, o EDTR proposto foi computado considerando o ambiente do centro de operação de distribuição, onde não se possui medidas no nível da rede secundária. Assim estas medidas da campanha de medição são utilizadas somente como os valores de referência para as análises da qualidade das estimativas obtidas pelo EDTR.

Na Figura 5.13 e Figura 5.14 são apresentados os resultados obtidos para a estimação de demanda do transformador com predominância residencial. Neste caso a aproximação da curva vermelha em relação à curva azul demonstra visualmente o refinamento da estimativa de demanda inicial (curva em verde).

Observa-se assim a capacidade do EDTR de refinar as demandas dos transformadores de distribuição obtidas pelo Estágio (1) em um alimentador real de distribuição de energia. Ademais a estimação de demanda reativa apresenta resultados similares aos de demanda ativa, mesmo sendo disponibilizadas menos informações para compor o modelo inicial da demanda reativa (foi adotado um fator de potência igual a 0,92 para todos os transformadores de distribuição).

Importa destacar ainda os instantes em que ocorreram falhas momentâneas na comunicação das medidas pelo sistema SCADA. Como comentado, nestes instantes não é possível definir a AM da medida faltante. Por consequência, as estimativas de demandas obtidas no Estágio (1) não são refinadas, e o EDTR retorna para o operador do SD a demanda inicialmente estimada com as informações *off-line*. Estes instantes são destacados com as setas na Figura 5.13, mas também são observados nos demais transformadores da campanha de medição. Nota-se que a estimativa final nestes instantes do EDTR é a calculada pelo Estágio (1), curva em verde.

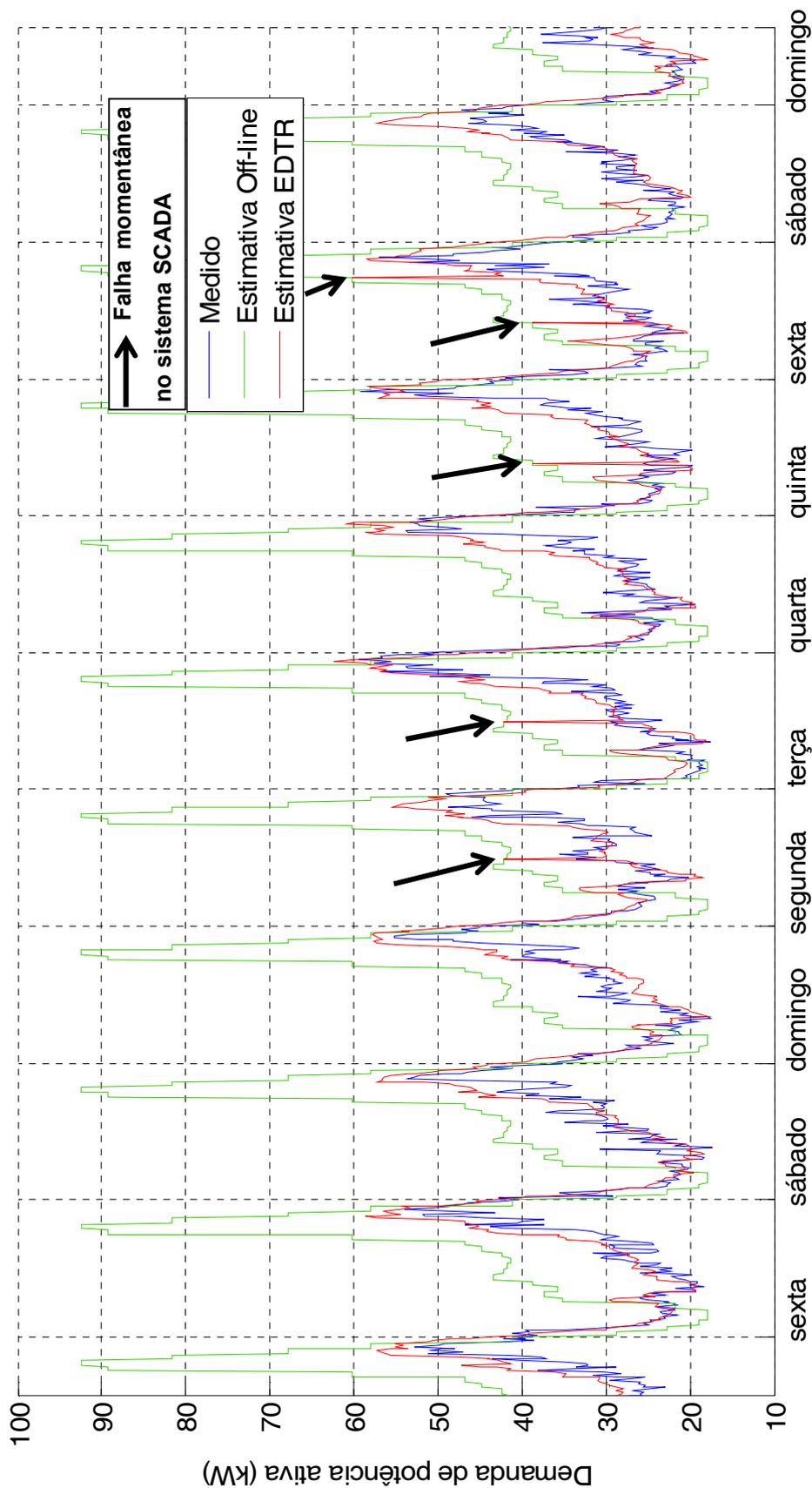


Figura 5.13: Demanda de potência ativa do transformador com predominância residencial

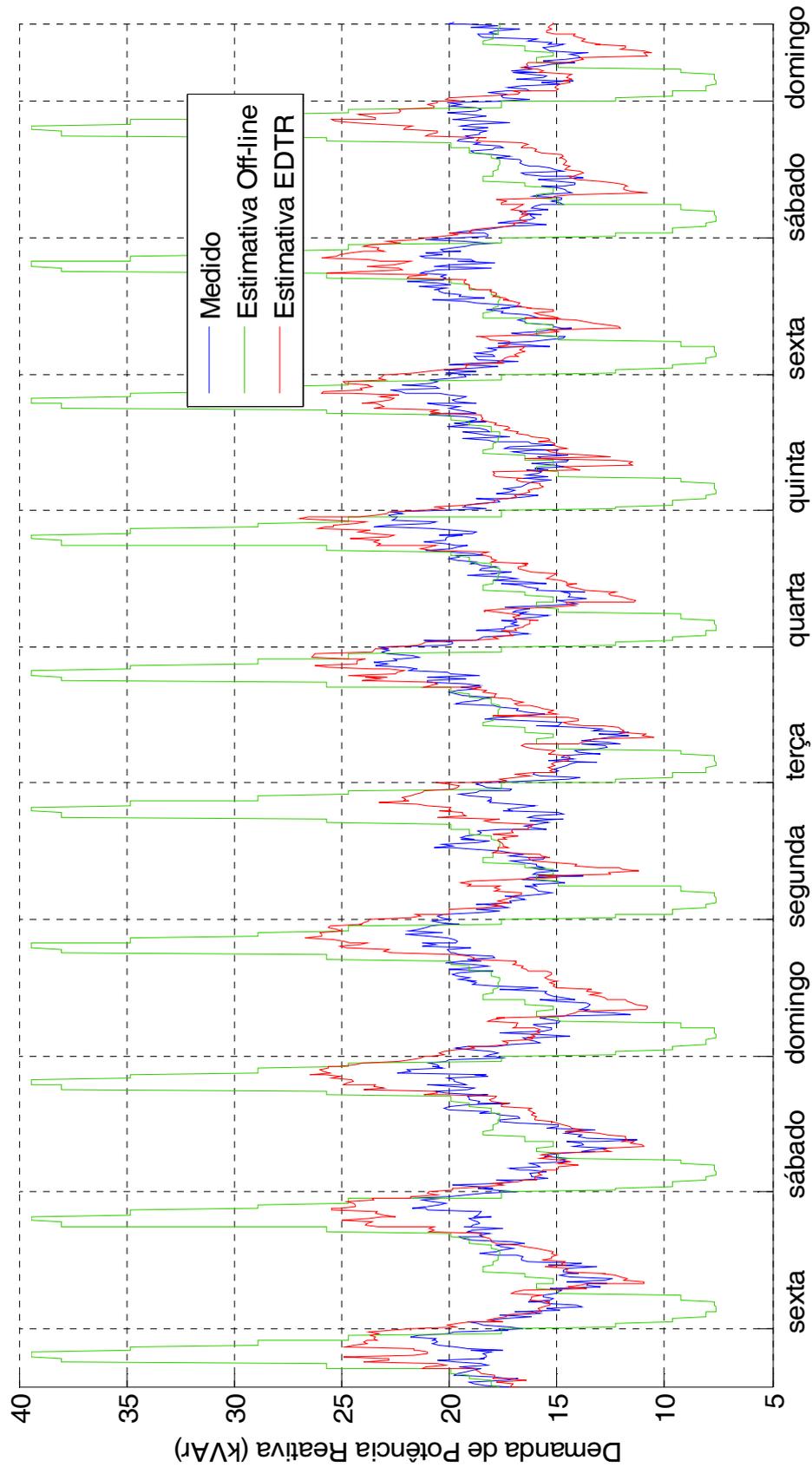


Figura 5.14: Demanda de potência reativa do transformador com predominância residencial

A Tabela 5.7 apresenta a análise quantitativa das estimativas de demanda em termos do EMA calculado para o transformador com predominância residencial, considerando como valores de referência a demanda medida pela campanha de medição. São comparadas a estimativa inicial, obtida pelo Estágio (1), e a estimativa final do EDTR, obtida com a convergência do Estágio (2). É apresentado o EMA em valores absolutos (em kW e em kVAr) e em valores relativos à demanda de referência (valores medidos pela campanha de medição). As mesmas conclusões a respeito do refinamento das estimativas de demanda das análises anteriores são observadas em termos numéricos do EMA, ou seja, uma melhoria nas estimativas do Estágio (1) após a execução do Estágio (2).

Tabela 5.7: Desempenho da estimação para o transformador com predominância residencial

Estimativa	Demanda Ativa		Demanda Reativa	
	EMA (kW)	EMA (%)	EMA (kVAr)	EMA (%)
Estimado pelo Estágio (1)	16,969	55,518	5,695	31,685
Estimado pelo EDTR	3,842	12,176	2,051	11,537

A seguir são apresentados os resultados obtidos para a estimação de demanda do transformador com predominância comercial. Novamente são apresentadas as demandas estimadas pelo Estágio (1) e posteriormente refinadas pelo Estágio (2) em comparação com os valores medidos na campanha de medição. Apesar de também conseguir refinar a estimativa de demanda deste transformador, nota-se que a qualidade da estimativa não se manteve tão boa quanto no transformador com predominância residencial. Contudo os resultados do EDTR continuam apresentando bom desempenho para estimação de demanda.

Para este transformador observa-se nas estimativas de demanda durante o domingo uma piora considerável no resultado do EDTR em relação aos demais dias. Isto está relacionado ao fato de que foram disponibilizadas curvas de cargas típicas para qualquer dia da semana, ou seja, de maneira indistinta entre dias da semana, feriados e finais de semana. Esta falta de curvas de carga para os dias de final de semana representa uma redução na qualidade das estimativas iniciais de demanda para esses dias, principalmente para os consumidores comerciais que geralmente não tem horário de funcionamento aos fins de semana. Assim as informações iniciais sobre as demandas dos transformadores tem um papel de grande importância na estimação de demanda.

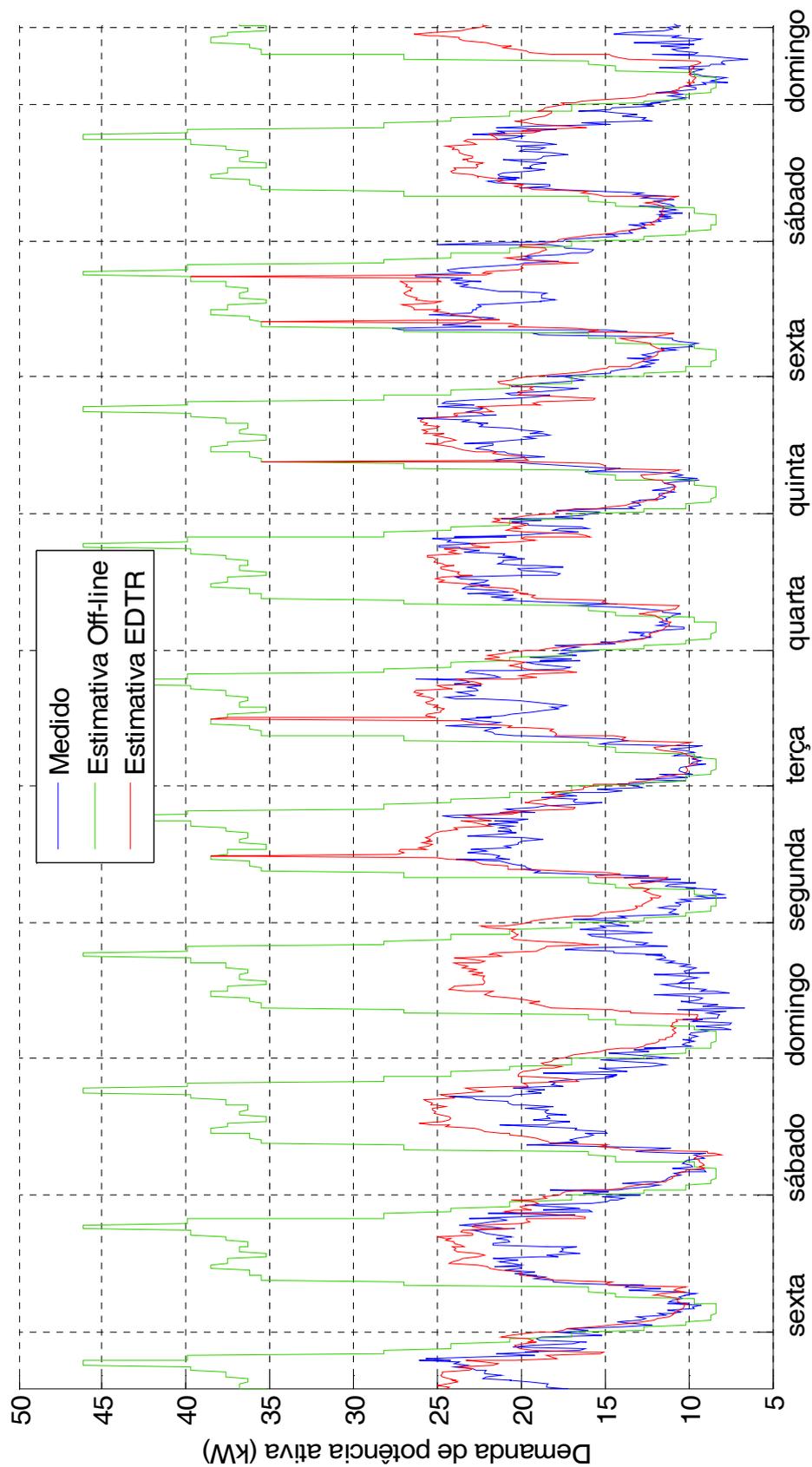


Figura 5.15: Demanda de potência ativa do transformador com predominância comercial

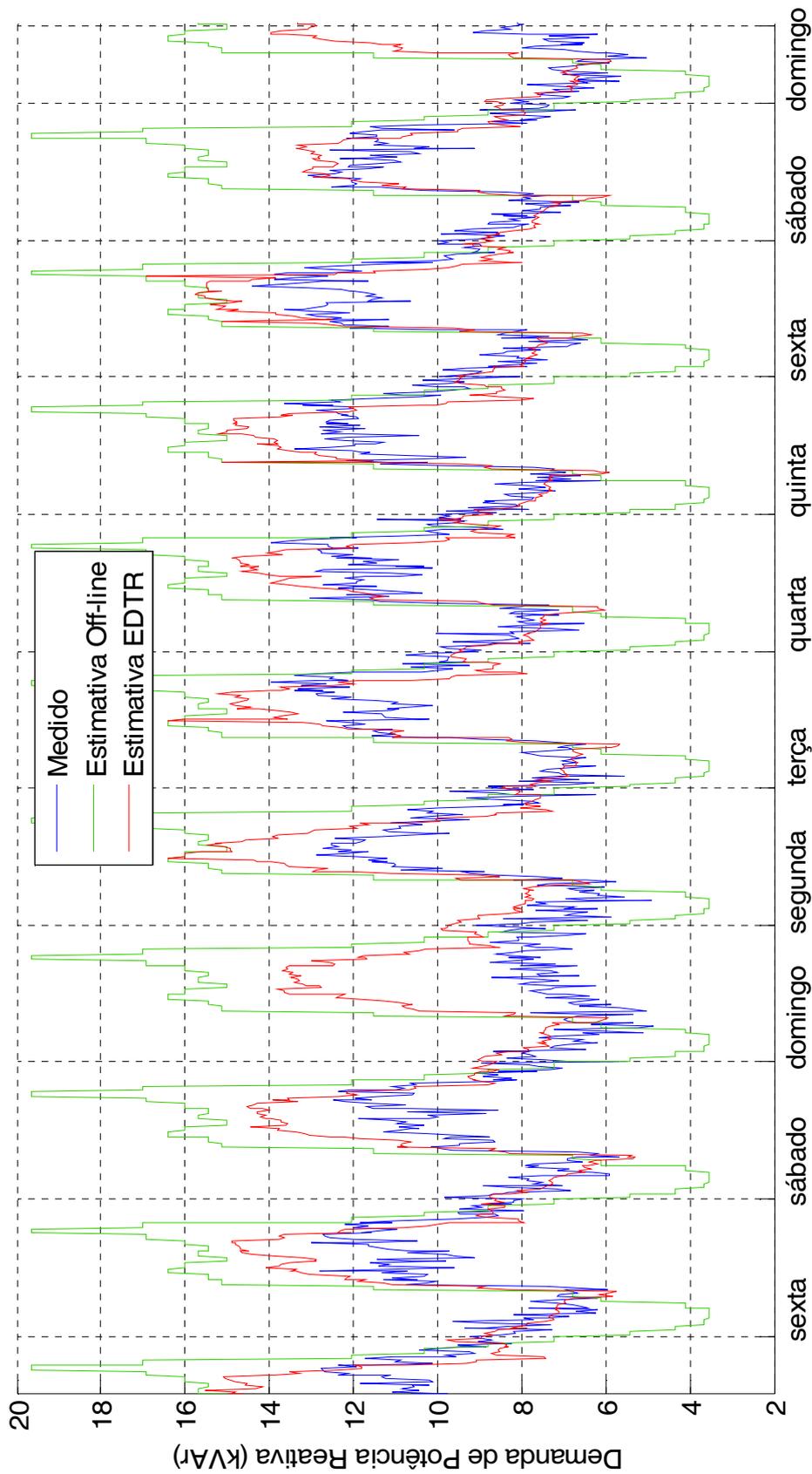


Figura 5.16: Demanda de potência reativa do transformador com predominância comercial

A Tabela 5.8 apresenta a análise quantitativa em termos do EMA para o transformador com predominância comercial. Observa-se que os resultados foram piores que as estimativas obtidas para o transformador com predominância residencial, mas mantiveram-se valores adequados em relação a outros estimadores de demanda da literatura, como apresentado anteriormente.

Tabela 5.8: Desempenho da estimação para o transformador com predominância comercial

Estimativa	Demanda Ativa		Demanda Reativa	
	EMA (kW)	EMA (%)	EMA (kVAr)	EMA (%)
Estimado pelo Estágio (1)	11,138	71,309	3,836	42,851
Estimado pelo EDTR	3,429	24,470	1,687	18,935

A seguir são apresentados os resultados obtidos para a estimação de demanda do transformador misto comercial e residencial. Neste terceiro transformador de distribuição nota-se também uma melhoria em relação às demandas estimadas no Estágio (1), porém neste caso a demanda estimada se mantém acima da demanda medida em todos os dias. Assim para este transformador de distribuição o EDTR não resultou no mesmo nível de qualidade da estimação como nos transformadores anteriores. Porém, novamente é observada uma melhoria da qualidade das estimativas em relação ao Estágio (1).

Neste sentido, ressalta-se que o EDTR proposto não garante matematicamente que as estimativas de demanda serão próximas das reais, e sim que as demandas estimadas resultarão em uma solução do fluxo de potência condizente com as medidas da rede primária. Vale ressaltar que a falta de observabilidade dos SDs, caracterizada pela pequena quantidade de grandezas elétricas medidas em um alimentador em relação à alta quantidade de variáveis a serem estimadas, impossibilita a proposição de métodos que garantam demandas estimadas próximas das “reais”. Este é o principal motivo para contextualizar o EDTR proposto como uma ferramenta de refinamento das estimativas de demandas inicialmente obtidas através dos seus modelos probabilísticos.

Nota-se ainda um comportamento atípico para a demanda de potência reativa medida nos dias de quarta e quinta-feira para este transformador, onde um aumento da demanda reativa foi medido nestes dias. Nota-se que o EDTR resultou em estimativas de demanda reativa similares aos demais dias (segunda, terça, sexta, sábado e domingo). Novamente, a capacidade de refinamento das demandas está relacionada com a qualidade das informações iniciais no Estágio (1) de representar a demanda real dos consumidores. Comportamentos atípicos de demanda fogem da premissa do EDTR de que os modelos probabilísticos iniciais são boas representações das demandas reais, e assim são de difícil tratamento por qualquer metodologia de estimação de demanda.

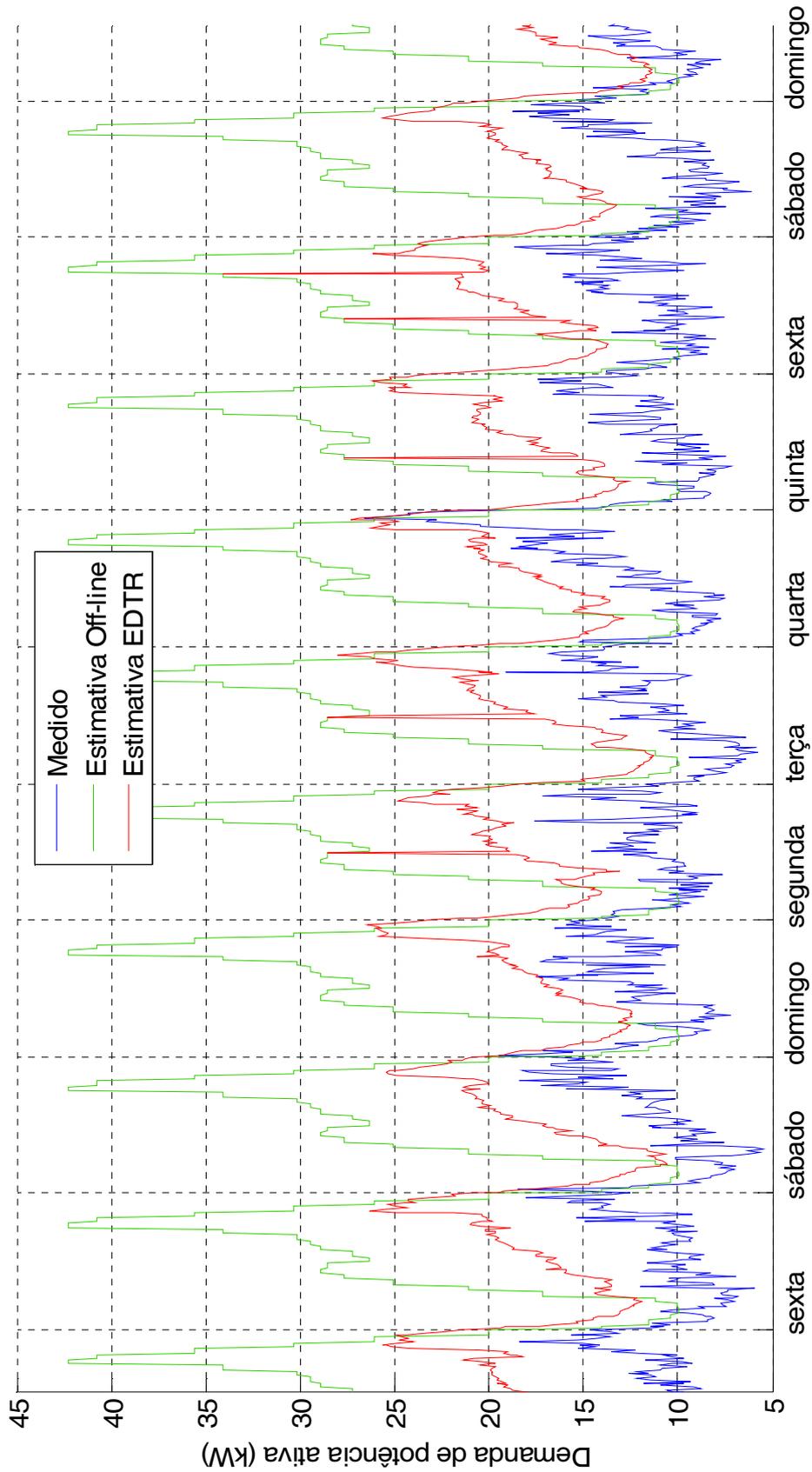


Figura 5.17: Demanda de potência ativa do transformador misto residencial e comercial

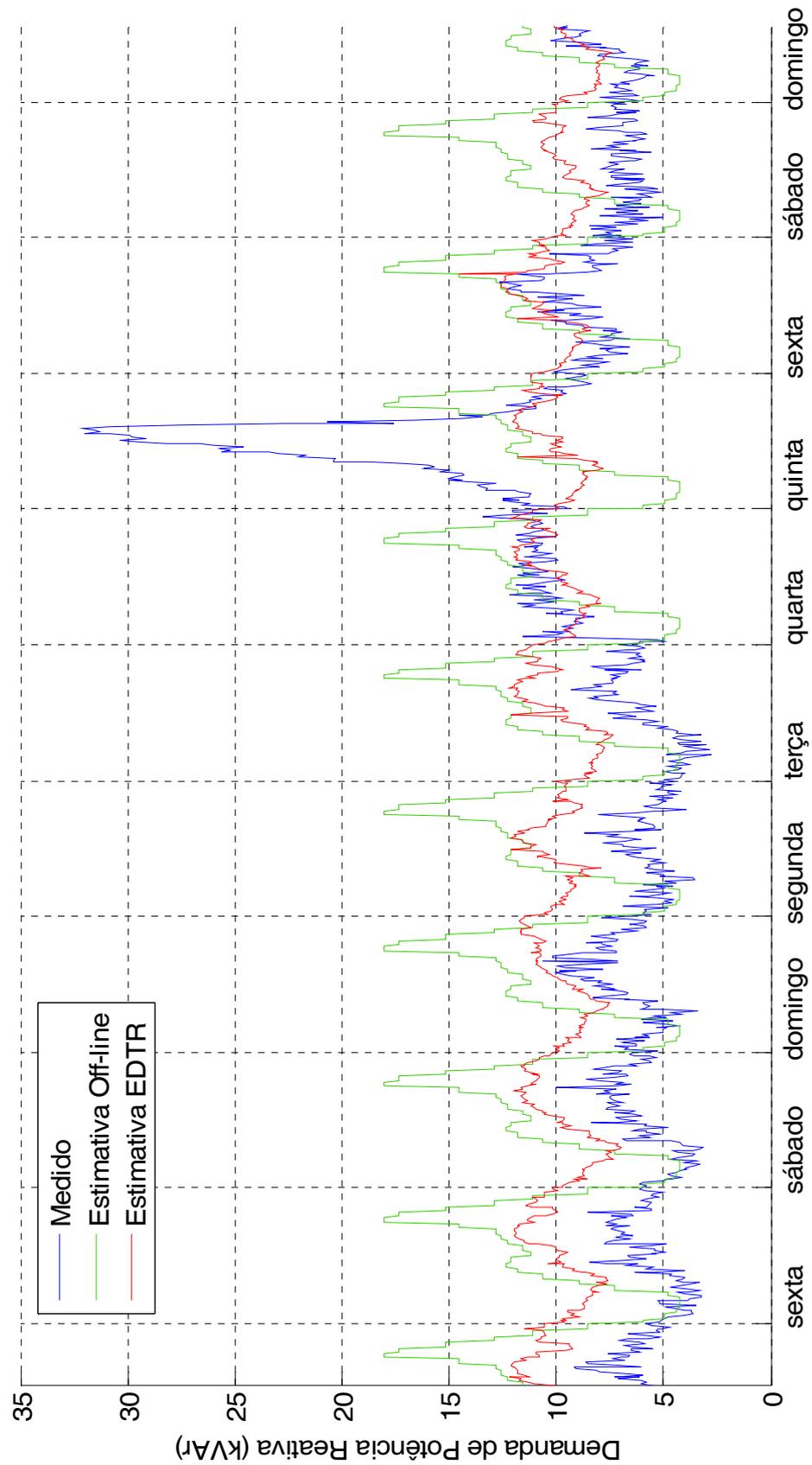


Figura 5.18: Demanda de potência reativa do transformador misto residencial e comercial

Finalmente, a Tabela 5.9 apresenta a análise quantitativa em termos do EMA para este transformador. Observa-se que o desempenho de estimação foi o pior entre os três transformadores da campanha de medição, mas nota-se que a execução do Estágio (2) representou uma melhoria na qualidade das estimativas de demanda.

Tabela 5.9: Desempenho da estimação para o transformador misto residencial e comercial

Estimativa	Demanda Ativa		Demanda Reativa	
	EMA (kW)	EMA (%)	EMA (kVAr)	EMA (%)
Estimado pelo Estágio (1)	13,167	119,507	4,604	63,746
Estimado pelo EDTR	6,461	59,672	3,404	50,647

Quanto à convergência e tempo computacional, a Tabela 5.10 apresenta o número de iterações médio e o tempo médio de execução do EDTR proposto para a campanha de medição. Isoladamente para um alimentador verifica-se um tempo de processamento adequado para aplicações em SDs, mas o teste da seção subsequente irá apresentar os tempos de execução para um SD de larga escala, corroborando com o desempenho computacional do EDTR implementado.

Tabela 5.10: Número de iterações e tempos de execução do EDTR implementado: teste de validação

Tempo de Execução do Estágio (1) (s)	Tempo de Execução do Estágio (2) (s)	Número Médio de Iterações do Estágio (2)
0,502	0,013	2,815

Além da análise do erro das estimativas, também foi avaliada a capacidade de refinar o modelo probabilístico da demanda, ou seja, o refinamento da função de densidade de probabilidade acumulada empírica utilizando as demandas estimadas pelo EDTR. Como apresentado na seção 3.3, a função de densidade acumulada empírica pode ser obtida através da equação (3.10) (similar ao levantamento de um histograma). Desta maneira foram obtidas as funções de densidade de probabilidade acumulada empíricas, apresentadas na Figura 5.19, Figura 5.20 e Figura 5.21, utilizando as estimativas de demanda obtida no Estágio (1) (curva em verde), e as estimativas de demanda obtidas no Estágio (2) do EDTR (curva em vermelho). Estas foram então comparadas com a função de distribuição de probabilidade acumulada empírica obtida pela campanha de medição (curva em azul).

Nota-se resultados similares aos obtidos anteriormente no refinamento do modelo probabilístico das demandas, onde o transformador com predominância residencial apresentou a melhor qualidade de estimativas, o transformador com predominância comercial a segunda melhor estimativa, e o transformador misto residencial e comercial a pior estimativa. Além disto, observa-se, em todos os três transformadores, uma melhoria do

modelo probabilístico obtido pela execução do Estágio (2), em relação ao obtido com o Estágio (1).

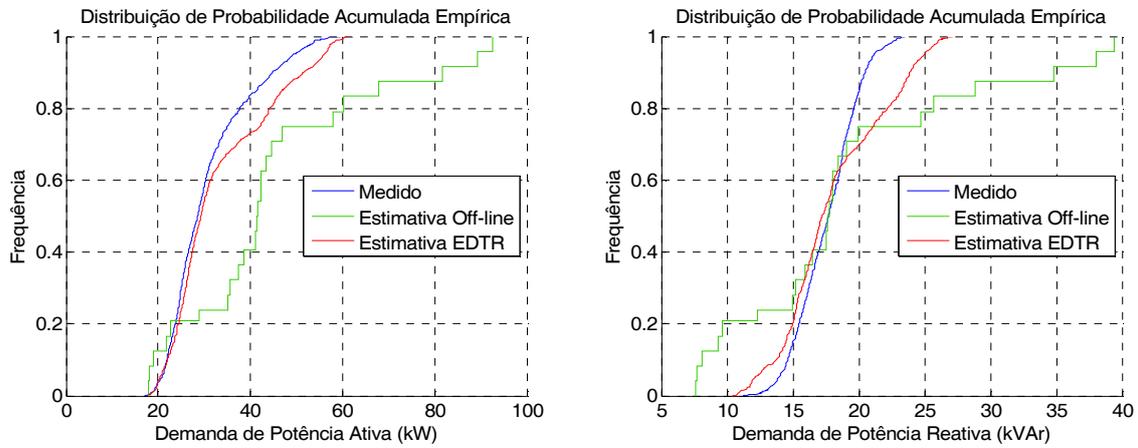


Figura 5.19: Densidade de probabilidade acumulada empírica para o transformador com predominância residencial: demanda de potência ativa (a) e demanda de potência reativa (b)

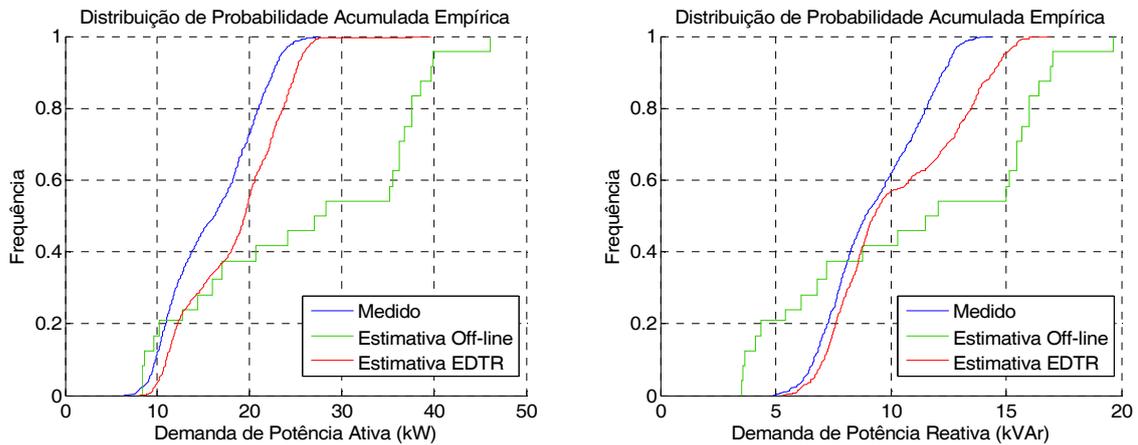


Figura 5.20: Densidade de probabilidade acumulada empírica para o transformador com predominância comercial: demanda de potência ativa (a) e demanda de potência reativa (b)

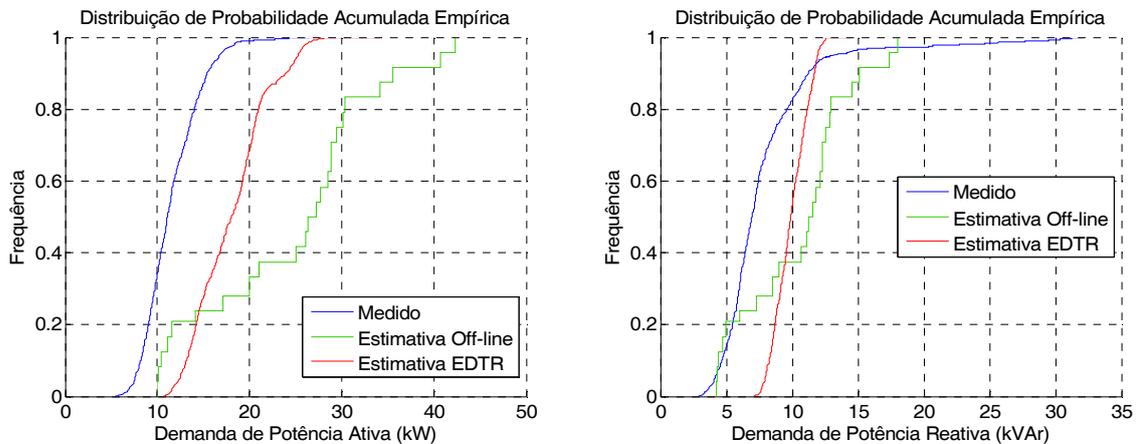


Figura 5.21: Densidade de probabilidade acumulada empírica para o transformador misto residencial e comercial: demanda de potência ativa (a) e demanda de potência reativa (b)

Estas curvas de densidade de probabilidade das demandas podem ser incorporadas a aplicações em SDs que requeiram um modelo probabilístico detalhado das demandas dos

alimentadores. Geralmente estudos de planejamento e expansão da rede tomam como base estas densidades para avaliarem suas proposições e planejamentos de maneira robusta estatisticamente, por exemplo, através do uso de simulações de Monte Carlo.

Além da análise qualitativa, a melhoria no modelo probabilístico da demanda foi avaliada em termos quantitativos através do teste de Kolmogorov-Smirnov. Este trata de um teste de hipóteses não-paramétrico com o intuito de verificar se duas amostras possuem a mesma distribuição de probabilidade acumulada. Detalhes da formulação deste teste de hipóteses são apresentados no Apêndice A. A rejeição da hipótese nula neste teste se baseia na avaliação da estatística k , que em termos gerais representa a máxima distância entre as funções de densidade de probabilidade acumuladas empíricas das amostras sendo avaliadas. Assim, esta estatística k é utilizada como um indicador de qualidade do modelo probabilístico da demanda, e neste trabalho é apresentada para mostrar que além da melhoria nas estimativas pontuais de demanda apresentadas anteriormente (em determinados instantes de tempo), o EDTR também pode ser utilizado para refinar os modelos probabilísticos das demandas.

As Tabelas 5.11, 5.12 e 5.13 apresentam a estatística k obtida para cada transformador de distribuição considerando como amostras do teste: as demandas estimadas pelo Estágio (1) e as demandas medidas pela campanha de medição; e as demandas estimadas pelo Estágio (2) e as demandas medidas pela campanha de medição. Ou seja, para testar se o modelo probabilístico resultante das demandas estimadas pelo EDTR se aproxima do modelo probabilístico aferido pela campanha de medição. A estatística k é apresentada em unidades arbitrárias (u.a.), uma vez que mede a diferença máxima entre duas funções de densidade de probabilidade empírica.

Tabela 5.11: Estatística k do teste de Kolmogorov-Smirnov entre a densidade de probabilidade acumulada empírica da demanda medida e demanda estimada: transformador com predominância residencial

Estimativa	Demanda Ativa	Demanda Reativa
	k (u.a.)	k (u.a.)
Estimado pelo Estágio (1)	0,513	0,250
Estimado pelo EDTR	0,115	0,192

Tabela 5.12: Estatística k do teste de Kolmogorov-Smirnov entre a densidade de probabilidade acumulada empírica da demanda medida e demanda estimada: transformador com predominância comercial

Estimativa	Demanda Ativa	Demanda Reativa
	k (u.a.)	k (u.a.)
Estimado pelo Estágio (1)	0,555	0,458
Estimado pelo EDTR	0,210	0,241

Tabela 5.13: Estatística k do teste de Kolmogorov-Smirnov entre a densidade de probabilidade acumulada empírica da demanda medida e demanda estimada: transformador misto residencial e comercial

Estimativa	Demanda Ativa	Demanda Reativa
	k (u.a.)	k (u.a.)
Estimado pelo Estágio (1)	0,719	0,490
Estimado pelo EDTR	0,635	0,625

Quanto ao resultado do teste de hipóteses, em todos os casos a hipótese nula foi rejeitada com um baixo nível de significância, ou seja, em todos os casos não se comprova estatisticamente que o modelo estimado é estatisticamente igual ao modelo de demanda medido. Isto já era esperado, visto que o EDTR, e em geral os estimadores de demanda, não garantem matematicamente que as demandas estimadas serão próximas das reais. Mesmo assim, nota-se que o modelo probabilístico obtido utilizando as demandas estimadas pelo Estágio (2) é melhor que o modelo obtido apenas pela agregação de cargas, Estágio (1), vide a redução no valor da estatística k .

A única exceção neste teste é para a estimação de demanda reativa do transformador misto residencial e comercial, onde houve um aumento da estatística k neste caso após a execução do Estágio (2). Isto pode estar relacionado ao comportamento atípico no consumo de demanda reativa em alguns dos dias, como visualizado anteriormente na Figura 5.18, o que é refletido na premissa do modelo probabilístico não ser uma boa aproximação para a demanda real neste caso.

Face ao exposto, o EDTR proposto foi aplicado e validado com uma campanha de medição em um alimentador de distribuição real. Diversos aspectos de interesse foram comprovados na prática, levantando também alguns desafios para o problema de estimação de demandas e o desempenho do EDTR proposto frente aos mesmos. A principal característica do EDTR é obter soluções de fluxo de potência que estejam condizentes com as poucas grandezas elétricas dos alimentadores monitoradas pelo sistema SCADA. Neste processo o EDTR proposto utiliza o modelo probabilístico de demanda obtido pelo Estágio (1), refinando as estimativas de demanda através da solução do fluxo de potência e ajuste destas estimativas iniciais em função dos valores medidos. Pode-se observar que o EDTR proposto conseguiu fornecer estimativas bastante próximas das demandas dos transformadores de distribuição medidas na campanha de medição, dada a qualidade e aderência do modelo probabilístico inicial em representar estas demandas, uma premissa inicial da metodologia proposta. Mesmo quando estas premissas não são respeitadas, o EDTR ainda pode fornecer melhorias nas estimativas iniciais. Além da sua utilização para

prover estimativas de demanda, o EDTR proposto também pode ser utilizado para refinar modelos probabilísticos das demandas dos transformadores de distribuição.

Na seção a seguir é apresentada a aplicação do EDTR proposto no SD de larga escala da cidade de Londrina/PR completo, para demonstrar a eficiência computacional e o desempenho adequado para aplicações em tempo real nos CODs. Posteriormente é apresentada uma seção destacando a integração do EDTR proposto em uma ferramenta automatizada do COD, assim como as principais dificuldades encontradas ao longo da implementação do EDTR.

5.3.2. Aplicação em Sistema de Distribuição de Larga Escala

Neste teste o EDTR proposto foi aplicado a todos os alimentadores do SD de larga escala da cidade de Londrina/PR da COPEL Distribuição S/A. Porém neste teste não foram realizadas validações da metodologia através da medição das demandas dos transformadores de distribuição, mas sim um teste de desempenho do algoritmo implementado quanto a sua eficiência computacional frente à aplicação em sistemas de larga escala. As demandas dos transformadores de distribuição obtidas pelo EDTR proposto foram então comparadas com as disponibilizadas pela COPEL Distribuidora S/A, de seu Sistema de Operação da Distribuição (SOD).

A metodologia de estimação de demanda do SOD da COPEL também baseia-se na metodologia de agregação de cargas apresentada em (JARDINI et al., 2000). Porém a mesma não utiliza a solução do fluxo de potência para comparar com medidas disponíveis em tempo real. Para calcular as demandas dos transformadores de distribuição, são utilizadas as demandas agregadas e alguns fatores de correção. Vale ressaltar que neste trabalho não foi averiguado em campo o funcionamento completo da metodologia do SOD, somente algumas informações de procedimentos técnicos que foram repassadas pela COPEL e as demandas disponibilizadas para o instante de comparação deste teste.

O SD utilizado corresponde à cidade de Londrina/PR e possui 36.851 barras, 3.289 chaves normalmente fechadas, 391 chaves normalmente abertas, 7 subestações, 73 alimentadores e mais de 235.000 consumidores (CAMILLO et al., 2016) (ilustrado na Figura 5.22). Para a análise deste sistema de distribuição foram utilizados os dados da topologia do dia 09/04/2015, com as medidas em tempo real disponíveis considerando uma janela de 15 minutos às 15:00. As medidas disponíveis em tempo real pelo sistema SCADA são

compostas por 73 pares de medidas de fluxo de potência ativa e reativa e 41 medidas de magnitude de corrente. De um modo geral as medidas de fluxo de potência estão localizadas na saída dos alimentadores nas subestações e as medidas de magnitude de corrente ao longo dos alimentadores em alguns religadores automáticos. Novamente é notada a baixa quantidade de medidas no SD, impossibilitando a observabilidade dentro do conceito tradicional de estimação de estado.

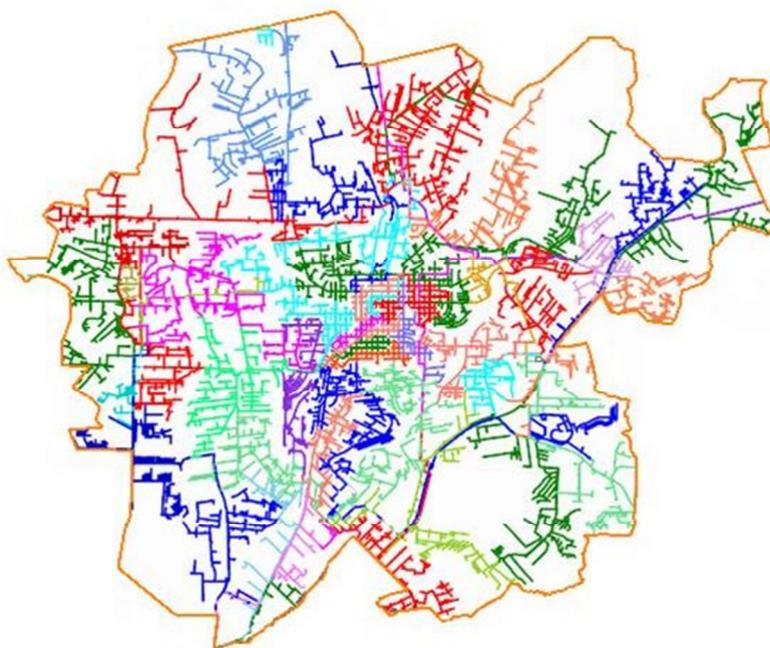


Figura 5.22: Sistema de distribuição de larga escala da cidade de Londrina/PR

As metodologias de estimação de demandas do SOD e do EDTR proposto são comparadas quanto à caracterização da rede elétrica de acordo com as principais restrições operacionais consideradas na avaliação da condição operacional em regime permanente dos alimentadores (CAMILLO et al., 2016). Esta caracterização da rede é dada pela solução do fluxo de potência utilizando as demandas provenientes de cada uma das metodologias, do SOD e do EDTR. A Tabela 5.14 apresenta esta comparação para o SD completo em termos do: maior carregamento de rede (maior carregamento de equipamento ou trecho de ramal); maior carregamento de subestação (de transformadores de subestação); perdas resistivas totais; menor tensão; e maior queda de tensão na rede.

Tabela 5.14: Avaliação da condição operacional da rede para cada metodologia de estimação de demanda

Avaliação da condição da rede	SOD	EDTR
Maior carregamento de rede (%):	94,32%	61,14%
Maior carregamento de subestação (%):	132,13%	73,24%
Perdas resistivas (kW):	6.112,76	2.025,19
Menor tensão (V):	12.829,14	12.989,36
Queda de tensão máxima (%):	7,04%	5,87%

Neste caso, nota-se que o refinamento das demandas pelo EDTR proposto resulta em menores carregamentos, perdas e queda de tensão no SD. Dentro do contexto operacional isto representa uma maior flexibilidade aos operadores. Vale ressaltar que o EDTR proposto refina as demandas do SD a partir das medidas disponíveis no sistema SCADA na rede primária, enquanto o mesmo não é garantido pela metodologia do SOD, podendo em outras situações resultar em maiores carregamentos, perdas e queda de tensão, em situações que se observem maiores valores medidos.

Para caracterizar as demandas estimadas do sistema de distribuição, a Tabela 5.15 apresenta os resultados sumarizados da estimação de demanda.

Tabela 5.15: Demanda estimada para o SD pelo SOD e EDTR

Demanda	SOD	EDTR
Demanda Ativa Máxima (kW)	3.933,37	2.752,68
Demanda Reativa Máxima (kVAr)	1.675,61	1.112,08
Demanda Ativa Total (kW)	379.984,26	210.586,57
Demanda Reativa Total (kVAr)	161.872,44	97.239,13

Observa-se uma redução das demandas estimadas no SD como um todo, uma vez que a maioria das medidas do sistema SCADA acusa uma situação de carregamento menor que o calculado somente via agregação de cargas ou mesmo pelo SOD. O resultado obtido pelo EDTR proposto é então disponibilizado para outras funções automatizadas do COD caracterizando as demandas de potência ativa e reativa para cada barra com carga dos alimentadores do SD.

A Tabela 5.16 apresenta os resultados quanto à convergência e tempo de execução do EDTR implementado na aplicação no SD de larga escala. Vale ressaltar que a maior parte do tempo de execução do EDTR proposto corresponde ao tempo de execução do Estágio (1), o qual pode ser executado de maneira *off-line*, não comprometendo a aplicação em tempo real.

Tabela 5.16: Número de iterações e tempos de execução do EDTR implementado: aplicação no SD de larga escala

Tempo de Execução do Estágio (1) (s)	Tempo de Execução do Estágio (2) (s)	Número de Iterações do Estágio (2)
3,916	0,236	3,00

Isto mostra a eficiência do algoritmo de fluxo de potência utilizado e do EDTR como um todo para estimação de demandas. Com isto também se conclui que o EDTR proposto apresenta desempenho computacional adequado para aplicações em tempo real nos centros de operação de SDs, disponibilizando, em tempo hábil, as demandas estimadas para demais aplicações automatizadas do centro de operação.

Na seção seguinte são apresentados os desafios e considerações a respeito da integração do EDTR proposto em uma ferramenta automatizada do COD da COPEL. No caso as demandas estimadas pelo EDTR são disponibilizadas para uma ferramenta de restabelecimento de energia a ser utilizada em situações de faltas permanentes nos SDs.

5.3.3. Integração do EDTR em uma Ferramenta Automatizada

Conforme apresentado anteriormente, este trabalho faz parte do Projeto PD 2866-0272/2012, intitulado “Otimização do Processo de Restabelecimento de Energia em Tempo Real Utilizando Técnicas de Redes Inteligentes (*Smart Grids*) e Apoio à Decisão dos Operadores dos Centros de Operação da Distribuição”. Com o objetivo de deixar mais evidente a relação da pesquisa que está sendo apresentada neste trabalho com o Projeto supracitado, esta seção vai descrever, em termos gerais, o problema de restabelecimento de energia em SDs.

Após a ocorrência de faltas permanentes em um SD, a fim de minimizar o impacto destas, busca-se isolar os setores (blocos de cargas separados por chaves seccionadoras) defeituosos (setores atingidos pela falta) e restabelecer rapidamente o fornecimento de energia aos setores não defeituosos que foram desligados. Desta forma, o problema de restabelecimento de energia consiste em determinar uma estratégia de controle, para restabelecer a energia às cargas que não estão nos setores defeituosos, mas que ficaram sem energia devido ao isolamento daqueles setores, respeitando os limites operacionais do sistema. Essa estratégia de controle, que recebe o nome de reconfiguração de redes, corresponde a uma transição da topologia (ou configuração) do SD, realizada através de manobras de chaves de interligação, para alimentar os setores não defeituosos por outro caminho ou fonte (subestação).

Face ao exposto, a solução do problema de restabelecimento de energia via reconfiguração de redes consiste na determinação de uma nova configuração (topologia elétrica da rede) do SD que minimize: o número de consumidores interrompidos e o número de manobras em chaves (para possibilitar uma implantação rápida da nova configuração); e que respeite os limites operacionais do sistema (queda de tensão, carregamento dos equipamentos da rede, e manutenção da estrutura radial do sistema).

Assim, o problema de restabelecimento de energia em SDs pode ser visto como um problema de otimização com múltiplos objetivos e restrições, e para verificar a factibilidade

de uma solução, ou seja, para verificar se uma configuração obedece às restrições (ou limites) operacionais da rede, metodologias baseadas em metas-heurísticas fazem uso de programas de fluxo de potência. Para isso, torna-se necessário conhecer as injeções de potência ativa e reativa nas barras do SD. Ou seja, conhecer as demandas dos transformadores de distribuição.

É neste contexto que o EDTR proposto neste artigo se insere no projeto PD 2866-0272/2012, com a função de disponibilizar, para o algoritmo de otimização do processo de restabelecimento de energia, as demandas dos transformadores de distribuição presentes nos SDs da COPEL. A Figura 5.23 apresenta o fluxograma de integração do EDTR proposto dentro do contexto da ferramenta automatizada desenvolvida no projeto PD 2866-0272/2012. Em cor laranja destacam-se os dados provenientes dos bancos de dados da distribuidora COPEL, e em cor verde os dados provenientes do sistema SCADA atualizados em tempo real.

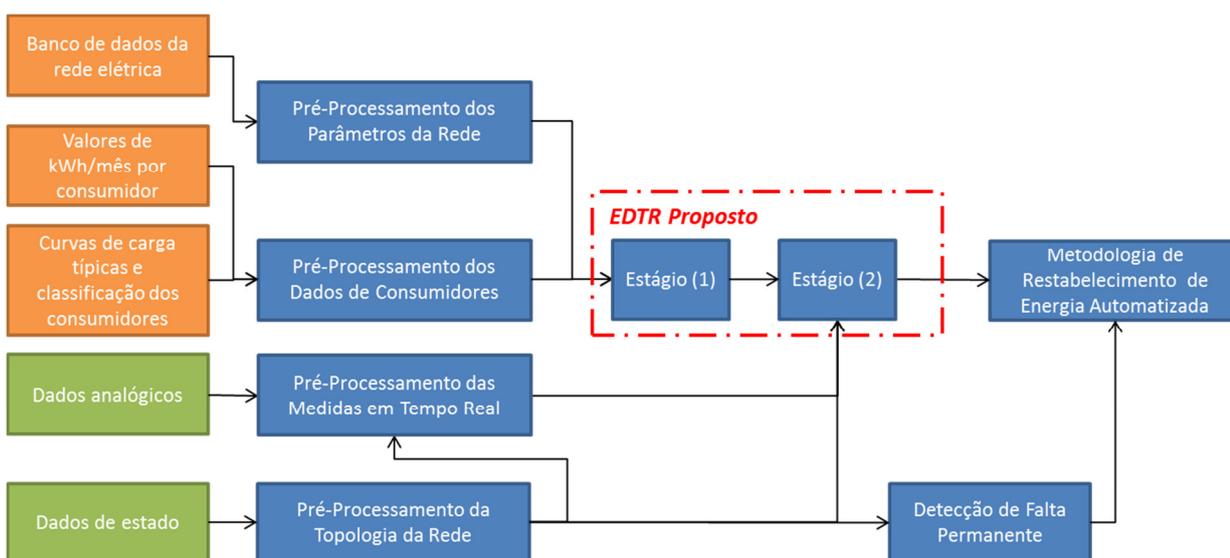


Figura 5.23: Fluxograma de integração do EDTR com a ferramenta de otimização do processo de restabelecimento de energia da COPEL

As etapas de pré-processamento correspondem à leitura e conversão de diversos tipos de dados para o padrão adotado na implementação do EDTR e da ferramenta automatizada para restabelecimento de energia. A Tabela 5.17 apresenta o volume de dados processado para execução do EDTR na realização do teste da seção anterior (aplicação no SD de larga escala da cidade de Londrina/PR). Nota-se que as fontes de dados dos parâmetros da rede e dados de consumidores são as mais volumosas. Isto, pois no caso desta aplicação, os dados provenientes dos bancos de dados compreendem diversas informações além das utilizadas nas metodologias desenvolvidas, por exemplo, dados de outras cidades de concessão da COPEL, que não as objetivados no caso de teste.

A execução das etapas de pré-processamento resultam em uma redução considerável no volume de dados a ser tratado pelo EDTR proposto. As etapas de pré-processamento consistem, em termos gerais, na filtragem das informações disponíveis nos bancos de dados das distribuidoras de energia e conversão para arquivos no padrão de leitura compatível com a metodologia desenvolvida. Vale ressaltar que este pré-processamento foi implementado no âmbito do projeto PD 2866-0272/2012 em conjunto com outros integrantes, e que a execução deles pode ser feita de maneira *off-line*, com exceção dos dados de medidas em tempo real e de dados de estado das chaves nos alimentadores.

Tabela 5.17: Volume de dados processados pelo EDTR proposto e etapas de pré-processamento para a aplicação no SD completo da cidade de Londrina/PR

Etapa	Quantidade de Arquivos	Volume de Dados (MB)
Pré-Processamento dos Parâmetros da Rede	7	104,0
Pré-Processamento da Topologia da Rede	17	0,021
Pré-Processamento das Medidas em Tempo Real	14	8,0
Pré-Processamento dos Dados de Consumidores	3	369,0
EDTR Proposto	20	26,0

Como discorrido anteriormente, a aderência da formulação do EDTR proposto aos algoritmos de fluxo de potência e do processo de agregação no Estágio (1), já utilizados em distribuidoras de energia, torna a implantação do EDTR proposto relativamente simples sem a necessidade de grandes modificações das ferramentas já consolidadas nos CODs. Porém, algumas dificuldades externas foram encontradas na implementação do EDTR proposto que valem ser ressaltadas. Estas dificuldades estão em geral relacionadas a erros de cadastramento nos bancos de dados, necessidade de validação das informações e em alguns casos da falta de integração de algumas informações no COD.

Quanto aos dados, como já explanado anteriormente, a necessidade das funções de pré-processamento já demonstra um dos detalhes mais importantes neste tipo de implantação. A validação dos dados se fez necessária, devido aos erros de cadastramento encontrados nas bases de dados durante a execução do projeto PD 2866-0272/2012. Além disto, nas rotinas de pré-processamento alguns testes de consistência de dados foram inseridas para indicar possíveis erros a serem corrigidos.

Quanto à integração de dados de diferentes fontes, o sistema SCADA por si já é uma boa ferramenta para realizar a coleta de dados para diversas funções automatizadas. Porém, apesar de a implementação já considerar a possibilidade de se utilizar as medidas em tempo real dos consumidores Classe A, estas não estavam disponibilizadas pelo

sistema SCADA da COPEL. Assim, para estes consumidores também foram utilizadas as informações de consumo mensal e curva de carga típica para estimação de demanda pelo EDTR, o que certamente reduz a qualidade de refinamento das demandas nos alimentadores. Outro ponto importante, observado nos resultados da seção 5.3.1, foram as falhas temporárias no sistema de comunicação. Qualquer sistema supervisorio está sujeito à falhas, provenientes de diversas possíveis fontes, desde falhas nos equipamentos de medição e comunicação até cadastramento incompleto nos bancos de dados. Para o caso das medidas em tempo real, uma abordagem interessante é o uso de previsões com base em históricos de medição, para suprimir a falta de informações durante as falhas temporárias. Quanto aos outros tipos de dificuldades encontradas, como no caso do cadastramento nos bancos de dados, desde ferramentas automáticas para teste de consistência dos dados até revisões periódicas por meio de auditorias podem auxiliar na solução destes problemas.

Apesar dos problemas encontrados no decorrer das implementações, a proximidade com membros da equipe de operação do COD da COPEL permitiu a solução de todos os impeditivos de implementação, e até mesmo de corrigir diversos erros nos bancos de dados. Este é um ponto importante na execução de projetos deste tipo, ressaltado nesta dissertação para auxiliar futuros trabalhos.

5.4. Considerações Finais

O presente capítulo apresentou os testes de simulações realizados e resultados obtidos com a aplicação do EDTR proposto em um SD real. O EDTR proposto se baseia em: informações *off-line* (curvas de carga típicas, informações de consumo de energia dos consumidores); um algoritmo computacionalmente eficiente para cálculo de fluxo de potência baseado na estrutura de dados RNP; e nas medidas disponíveis em tempo real.

Considerando somente as informações *off-line*, o EDTR proposto permite a estimação das demandas dos transformadores de distribuição (agregação de cargas), provendo uma medida da incerteza. Além disto, processando as medidas disponíveis em tempo real, em conjunto com a solução do fluxo de potência, o EDTR proposto permite o refinamento das estimativas de demandas obtidas pelas informações *off-line* no Estágio (1).

Os resultados apresentados no sistema teste, criado a partir do sistema apresentado em (BARAN; WU, 1989a), mostram o bom desempenho do EDTR proposto, avaliando a influência da precisão das medidas, a presença de diferentes tipos de medidas e também a presença de erros grosseiros nas medidas. Ressalta-se aqui que estes testes foram

apresentados em (MASSIGNAN et al., 2015), artigo científico apresentado em congresso internacional.

Os resultados de validação em um alimentador real através da campanha de medição mostraram aspectos importantes da estimação de demanda em sistemas reais. Neste caso, apesar dos levantamentos estatísticos que compõem os modelos das curvas de carga típicas geralmente fornecerem boas estimativas, nota-se que os mesmos podem levar a uma inconsistência com os valores medidos no sistema SCADA. A execução do EDTR possibilitou o refinamento das estimativas de demanda nos três transformadores de um modo geral. O refinamento dos modelos probabilísticos iniciais das demandas agregadas também foi verificado para os transformadores de distribuição da campanha de medição, resultando em melhoria no modelo de demanda em todos eles, com exceção do modelo de demanda reativa no transformador que apresentou os piores resultados.

Finalmente é apresentado o desempenho do EDTR proposto frente a um sistema de larga escala, resultando em desempenho computacional adequado para aplicações automatizadas nos centros de operação de distribuidoras de energia. As principais interfaces e dificuldades encontradas para integração do EDTR proposto em uma ferramenta automatizada do COD da COPEL também são apresentadas.

Capítulo 6 - Conclusões

O problema de estimação de demandas em Sistemas de Distribuição (SDs) emerge do reduzido número de medidas disponíveis em tempo real nos alimentadores. Com a falta de medidores suficientes para garantir observabilidade das redes elétricas de distribuição, torna-se necessário que o monitoramento em tempo real dos SDs seja dependente de hipóteses a respeito do comportamento estatístico do consumo de energia elétrica dos seus consumidores. Dessa forma, o problema de estimação de demandas em SDs em tempo real pode ser definido como a busca pela melhor maneira de utilizar as informações estatísticas disponíveis a respeito do comportamento do consumo de energia elétrica dos seus consumidores em conjunto com as poucas medidas disponíveis em tempo real.

Este trabalho apresentou uma metodologia de Estimador de Demanda em Tempo Real (EDTR) para alimentadores de SDs baseada na agregação de cargas dos consumidores da rede secundária e refinamento das demandas dos transformadores (curvas agregadas) de distribuição através do fluxo de potência de Varredura Direta/Inversa (VDI) via Representação Nó-Profundidade (RNP) e das poucas medidas disponíveis em tempo real da rede primária. Com isto é possível obter uma estimativa para as demandas não monitoradas dos transformadores de distribuição considerando aspectos do comportamento estatístico do consumo de energia elétrica e também as poucas medidas disponíveis em tempo real. O EDTR proposto opera em dois estágios: **(1) Estimação Off-line das Demandas**; e **(2) Refinamento em Tempo real das Demandas**, executados em instantes diferentes (um de maneira *off-line* e outro em tempo real), de forma a prover uma estimativa das demandas dos transformadores de distribuição.

A formulação do processo de agregação de cargas foi apresentada, utilizando a teoria de probabilidades e destacando as principais hipóteses e simplificações envolvidas nessa metodologia. Desta maneira se obtém um modelo probabilístico baseado nas informações de consumo mensal de energia elétrica, da classificação dos consumidores e da representação deste consumo através das curvas de carga típicas. O Estágio (1) da metodologia se baseia nessa formulação da agregação de cargas, de forma a prover as estimativas iniciais para as demandas dos transformadores de distribuição, através do valor esperado e desvio-padrão obtidos para estas demandas.

A partir das estimativas iniciais das demandas dos transformadores de distribuição (curvas agregadas), é possível obter os fluxos de potência e tensões nodais nos alimentadores de distribuição através do cálculo do fluxo de potência na rede elétrica dos SDs. O fato de as demandas dos transformadores de distribuição não serem monitoradas

em tempo real, mas sim fruto de estimativas estatísticas, acarreta geralmente valores discrepantes entre os fluxos de potência calculados da rede primária e os valores monitorados pelas poucas medidas em tempo real provenientes do sistema SCADA (do inglês *Supervisory Control and Data Acquisition*). Assim, para que se obtenha uma solução de fluxo de potência condizente com as medidas em tempo real, um processo de refinamento destas estimativas deve ser aplicado. O Estágio (2), da metodologia proposta, consiste neste refinamento das demandas, de forma que se obtenha uma solução de fluxo de potência condizente com os valores medidos pelo sistema SCADA.

Desta forma, o Estágio (2) é composto por duas etapas principais: o cálculo do fluxo de potência nos alimentadores do SD; e o refinamento das demandas com as medidas disponíveis em tempo real. Estas duas etapas são executadas iterativamente até que o critério de convergência do EDTR seja alcançado. Este critério é dado pela diferença entre os valores medidos pelo sistema SCADA e calculados pelo fluxo de potência. Para convergir essa diferença deve ser menor que o intervalo de confiança de cada medida.

O EDTR proposto foi então implementado para avaliação de seu desempenho utilizando um sistema teste, criado a partir do apresentado em (BARAN; WU, 1989a). De um modo geral, a precisão do EDTR proposto é função da qualidade da demanda agregada dos transformadores. Consequentemente é função da precisão das curvas de carga em representar o perfil de consumo, ou seja, da validade da premissa de que o valor esperado e o desvio-padrão das curvas de carga são boas aproximações da demanda real dos consumidores. Desta maneira, o EDTR proposto deve ter melhor desempenho em SDs cujas cargas se comportem o mais próximo estatisticamente dos seus perfis típicos obtidos da agregação. Esta é uma conclusão compartilhada em outros estimadores de demanda presentes na literatura, e está relacionada com a forte dependência das premissas adotadas a respeito dos consumos não monitorados.

Os resultados mostram que as estimativas são melhores quando o comportamento estatístico dos consumidores é bem aferido através dos levantamentos das curvas de carga típicas. Além disto, existe uma melhoria utilizando-se preferencialmente medidas de fluxo de potência na rede primária. Quanto às precisões dos medidores, estas influenciam nas estimativas, mas levando em consideração de que as estimativas estatísticas são de menores qualidades que as medidas em tempo real, esta precisão das medidas não se torna um fator determinante na precisão do EDTR proposto e impacta somente no processo de convergência. Quanto à presença de erros grosseiros nas medidas provenientes do sistema SCADA, a falta de redundância de medidas impossibilita a detecção apropriada de erros grosseiros em sistemas de distribuição. Desta maneira, o EDTR proposto tem a limitação de ser suscetível aos erros grosseiros nas medidas, uma vez que o refinamento

das demandas é realizado conforme os valores medidos. Porém levanta-se a possibilidade do uso do histórico de medição como opção para auxiliar o tratamento destes erros no EDTR proposto.

Além dos resultados de simulação obtidos no sistema de teste de 33 barras, o EDTR foi aplicado em um sistema real de distribuição brasileiro. Um teste de validação do EDTR proposto foi realizado o qual consistiu na verificação em campo dos valores de demanda estimados pelo EDTR comparados a medições executadas em três transformadores de distribuição de um alimentador real. Além disto, o EDTR proposto foi aplicado a um SD de larga escala e integrado com outras ferramentas automatizadas do Centro de Operação da Distribuição (COD) da COPEL Distribuição S/A. Assim, além das conclusões teóricas apresentadas anteriormente, o EDTR proposto também foi avaliado frente aos desafios de implantação prática dessa metodologia.

Em ambos os testes de aplicação foi observada a motivação principal do desenvolvimento de metodologias de estimação de demanda: apesar dos levantamentos estatísticos que compõem os modelos das curvas de carga típicas geralmente fornecerem boas estimativas, nota-se que os mesmos podem levar a uma inconsistência com os valores medidos no sistema SCADA.

Quanto ao teste de validação, a execução do EDTR possibilitou o refinamento das estimativas de demanda nos três transformadores de distribuição que foram foco da campanha de medição. Foi observado em todos os transformadores uma melhoria nas estimativas iniciais de demanda através da execução do Estágio (2) da metodologia, evidenciada através da redução do erro de estimação (considerando os valores medidos como referência). Além disto, foi possível obter estimativas de demandas de dois transformadores muito próximas das demandas medidas pela campanha de medição. Vale ressaltar que estes resultados são observados tanto na estimação de demanda de potência ativa como para a estimação de demanda reativa dos transformadores. Este é um ponto interessante, pois os modelos iniciais para a demanda reativa são mais limitados em termos de quantidade de informações utilizadas que os modelos para demanda ativa.

Também foi verificada uma melhoria dos modelos probabilísticos iniciais das demandas agregadas para os transformadores de distribuição da campanha de medição, com exceção do modelo de demanda reativa no transformador que apresentou os piores resultados. Esta é uma análise interessante, que não é verificada em vários trabalhos sobre estimação de demanda na literatura. A conceituação probabilística da metodologia de agregação de cargas possibilitou a execução desta análise utilizando as funções de

densidade de probabilidade empíricas e a estatística do teste de hipóteses de Kolmogorov-Smirnov, considerando as estimativas de demanda obtidas em cada estágio do EDTR.

Finalmente a implementação do EDTR proposto resultou em um desempenho computacional adequado para aplicações automatizadas nos centros de operação de distribuidoras de energia para análise de sistemas de larga escala. As principais interfaces e dificuldades encontradas para integração do EDTR em uma ferramenta automatizada do COD também foram destacadas. A aderência da formulação do EDTR proposto aos algoritmos de fluxo de potência e do processo de agregação no Estágio (1), em geral já utilizados em distribuidoras de energia, torna a implantação do EDTR proposto relativamente simples sem a necessidade de grandes modificações nas ferramentas já consolidadas nos CODs. As dificuldades de implementação e integração de metodologias de estimação de demanda estão em geral relacionadas aos erros de cadastramento nos bancos de dados das distribuidoras, necessidade de validação das informações e, em alguns casos, da falta de integração de algumas informações no COD. Em suma, estas dificuldades podem ser tratadas através da criação de rotinas de pré-processamento dos dados, de maneira a realizar a validação dos dados utilizados e indicando possíveis erros a serem corrigidos pelas distribuidoras.

Como apresentado, o EDTR proposto foi aplicado de forma a prover informações para a solução do problema de restabelecimento de energia nos SDs da COPEL Distribuição S/A. Entretanto, sua aplicação e seus resultados podem ser estendidos para quaisquer aplicações automatizadas que demandem informações sobre a condição operacional em tempo real de SDs, como monitoramento da rede elétrica, controle e otimização da operação dos SDs, análise de contingências, etc.

6.1. Possibilidades Futuras

Como discorrido ao longo deste texto, a pouca quantidade de medidas disponíveis nos SDs torna necessário admitir diversas hipóteses estatísticas a respeito das demandas dos consumidores de energia elétrica para realizar o monitoramento em tempo real. Estas hipóteses estatísticas estão incorporadas nos modelos de curvas de carga típicas atribuídas para cada classificação de consumidores. Assim, as distribuidoras de energia elétrica e o órgão normativo brasileiro, a ANEEL, já fazem uso destes modelos de maneira consolidada em seus procedimentos e normas técnicas.

Entretanto, ainda existem simplificações adotadas nestes procedimentos que reduzem a qualidade estatística dos modelos. Por exemplo, o uso de patamares de carga

em períodos maiores que o período de amostragem reduz sistematicamente a qualidade e aumenta a incerteza sobre as curvas de carga. As medidas são geralmente amostradas entre 5 a 15 minutos para o levantamento de curvas de carga típicas, porém é aceito, para os cálculos elétricos, que se utilizem patamares de carga de uma hora (ANEEL, 2014). No contexto de monitoramento em tempo real, algumas distribuidoras reduzem ainda mais a qualidade dos modelos probabilísticos utilizando patamares com períodos maiores, geralmente compreendendo o período da manhã, tarde, noite e madrugada.

Outro ponto interessante é que apesar de o processo de amostragem das curvas de carga ser realizado de maneira confiável, através de um número de amostras que garantem significância estatística, os resultados destas amostragens são condensados em termos da média e desvio-padrão amostral (ANEEL, 2016b). Neste sentido, além desta caracterização, o levantamento das funções de distribuição de probabilidade empíricas poderia ser facilmente incorporado nestes procedimentos. Desta maneira, a qualidade dos modelos estatísticos, tanto para o monitoramento em tempo real quanto para estudos de planejamento, poderia ser aprimorada.

Assim, ainda há espaço para a proposição de trabalhos focados em modelos estatísticos cada vez melhores para caracterização das demandas dos consumidores e da condição operacional dos alimentadores. Dentre as linhas de pesquisa e possibilidades futuras nesta área destacam-se: o uso de inferência bayesiana para estimação de demanda; incorporação de variáveis correlacionadas aos modelos probabilísticos, como temperatura e condições climáticas; uso de modelos probabilísticos mais completos do ponto de vista da caracterização matemática das curvas de carga (SINGH; PAL; JABR, 2010a); e uso de estimadores de estado direcionados para SDs, capazes de tratar os aspectos práticos e particularidades das redes de distribuição.

Além disto, como observado neste trabalho, as medidas provenientes do sistema SCADA também estão sujeitas à erros, seja por falta de comunicação destas medidas até mesmo erros grosseiros por falta de calibração dos medidores. Como destacado, uma possibilidade a ser abordada dentro do contexto de estimação de demanda é utilizar metodologias para detectar e corrigir da melhor maneira possível estes erros grosseiros. A abordagem tradicional em estimação de estado para detecção de erros grosseiros é feita pelo teste Chi-Quadrado ou Teste do Resíduo Normalizado, mas para isso é necessário um nível adequado de redundância de medidas, o que não ocorre em SDs. Assim, a detecção convencional de erros grosseiros não pode ser aplicada, limitando-se este tipo de procedimento a detecção de erros absurdos nas medidas (erros grotescos ou obviamente grosseiros), ou seja, valores que não condizem com as informações disponíveis a priori. Como possibilidade futura nesta área se destaca o uso de previsões de demanda com base

no histórico das medidas e de outras metodologias de processamento estatístico de sinais para auxiliar na detecção de erros grosseiros nas medidas do sistema SCADA dos SDs.

Dentro do contexto futuro dos SDs, o crescente interesse no conceito de Redes Inteligentes vem disseminando a instalação de medidores inteligentes em diversos locais do mundo, e em projetos-piloto no Brasil. A integração destas novas tecnologias nos SDs, além de acarretar em diversos benefícios para as áreas de tarifação, faturamento e indicadores de qualidade das distribuidoras, tem a possibilidade de mudar diversos paradigmas do monitoramento em tempo real dos SDs. Uma vez que as demandas dos consumidores da rede secundária passariam a ser monitoradas em tempo real, novas técnicas de estimação de demanda poderiam ser incorporadas aos CODs.

Integrar estes medidores inteligentes às funções automatizadas dos CODs também acarretam em particularidades a serem consideradas. Alguns autores (ALIMARDANI et al., 2015) já levantam o problema da diferença entre as taxas de atualização destes medidores inteligentes (cerca de 15 minutos) com as medidas provenientes do sistema SCADA (cerca de um minuto). Ademais, estas novas medidas irão disponibilizar um grande volume de dados para os CODs, e metodologias para o tratamento estatístico das mesmas compreendem uma possibilidade de pesquisa interessante. Neste sentido destacam-se: técnicas para representar o erro devido à falta de sincronismo dos medidores inteligentes e medidores SCADA; novas tecnologias de medição e sincronização de medidas, como exemplo a sincronização através da inserção de perturbações transitórias transmitidas pela rede elétrica, como utilizado em (GRILLO et al., 2014); algoritmos de clusterização, para melhor acomodar classes de diferentes tipos de consumidores (ROUSSEAU, 2015); técnicas especiais de tratamento e validação das informações através dos conceitos de *Big Data*.

Finalmente, além destas novas mudanças de paradigmas dos medidores inteligentes, obtendo de maneira mais direta as demandas dos consumidores de energia elétrica, a disseminação de geração distribuída nos SDs, principalmente nos consumidores da rede secundária, traz consigo outra questão a ser incorporada para o monitoramento em tempo real dos SDs. Neste caso, não só as demandas dos consumidores devem ser estimadas, mas sim a quantidade de geração. Nos consumidores da rede secundária já é realidade, em diversos países, a instalação de painéis solares, além de outras fontes de energia renováveis. Além da geração distribuída, outro paradigma que tem sido quebrado na operação de sistemas de distribuição é a presença de malhas nos SDs. Neste caso a solução do fluxo de potência pelos métodos de VDI tem sua eficiência computacional reduzida a medida que mais malhas são fechadas na topologia dos alimentadores. Assim aperfeiçoamentos têm sido propostos nos métodos de fluxo de potência por Newton-

Raphson para adequar seu uso em SDs, como em (TORTELLI et al., 2015) . Neste sentido, desenvolver ferramentas adicionais aos estimadores de demanda, capazes de lidar com as diferentes fontes de energia e novas formas de operação dos SDs, também são possibilidades futuras interessantes.

6.2. Publicações Originadas desta Pesquisa

A seguir são apresentadas as principais publicações originadas diretamente desta pesquisa:

- J.A.D Massignan, C.A. Fantin, M.H. Camillo e J.B.A. London Jr, “Real-Time Load Estimation for Distribution Feeders”, In: *IEEE Power Tech Conference 2015*, Eindhoven, Holanda, 2015.
- M. H. M. Camillo, M. E. V. Romero, R. Z. Fanucchi, T. W. de Lima, A. S. Soares, M. Bessani, C. D. Maciel, J. A. D. Massignan, J. B. A. London Jr, L. T. Marques. “Otimização do Processo de Restabelecimento de Energia em Sistemas de Distribuição de Larga Escala”, In: *CITENEL 2015 Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica*, Costa do Sauípe, Brasil, 2015.
- M. Camillo, R. Fanucchi, T. Woerle, L. Marques, J. Massignan, C. Maciel, A. Soares, A. Delbem, M. Romero, M. Bessani, J. B. London Jr, “Determination of Switching Sequence of Service Restoration in Distribution Systems: application and analysis on a real and large-scale radial system”, In: *IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition*, Dallas, EUA, 2016.

Além destas, outras publicações foram originadas deste trabalho de Mestrado, porém englobando diferentes temas de pesquisa:

- J.A.D. Massignan, B.R. Pereira Jr, J.B.A. London Jr, “Load Flow Calculation with Voltage Regulators Bidirectional Mode and Distributed Generation” *IEEE Transactions on Power Systems*, Aceito para publicação, 2016.
- C.A. Fantin, J.A.D Massignan, M. R. Castillo e J.B.A. London Jr, “Observability, Redundancy and gross Error Processing in State Estimation Using SCADA and Synchronized Phasor Measurements”, In: *IEEE Power Tech Conference 2015*, Eindhoven, Holanda, 2015.
- J.A.D Massignan, J. C. M. Vieira, M. H. M. Camillo e J.B.A. London Jr, “Impacto de Geradores Distribuídos na Qualidade de Tensão de Redes de Distribuição Trifásicas e Desbalanceadas”, In: *XI CLAGTEE Latin American Congress Electricity, Generation and Transmission*, São José dos Campos, Brasil, 2015.

Apêndice A – Teste de Kolmogorov-Smirnov para duas amostras

O teste de Kolmogorov-Smirnov consiste em um teste não-paramétrico que mede a distância máxima entre duas funções de distribuição de probabilidade acumulada (HOLLANDER; WOLFE, 1999). A hipótese nula corresponde às duas amostras possuírem funções de distribuição de probabilidade similares estatisticamente. O teste aceita/rejeita a hipótese baseada no valor crítico do teste para cada nível de confiança. Geralmente o teste é formulado para verificar se uma amostra possui função de densidade de probabilidade estatisticamente igual a um modelo teórico, por exemplo, gaussiano. Nesta seção é apresentada a versão do teste aplicada a duas amostras para verificar se ambas possuem a mesma função de densidade de probabilidade estatisticamente.

Dada uma primeira amostra X_1, \dots, X_m de tamanho m com uma função de distribuição de probabilidade acumulada $F(x)$ e uma segunda amostra Y_1, \dots, Y_n de tamanho n com uma função de distribuição de probabilidade acumulada $G(x)$. Se $F_m(x)$ e $G_n(x)$ correspondem às funções de distribuição de probabilidade empíricas acumuladas, definidas como:

$$F_m(x) = P(X \leq x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m I(X_i \leq x) \quad (\text{A.1})$$

$$G_n(x) = P(Y \leq x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(Y_i \leq x) \quad (\text{A.2})$$

Através da Lei dos Grandes números pode-se demonstrar que as funções de distribuição empíricas são aproximações válidas das funções de distribuição reais para um número grande de amostras.

$$F_m(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m I(X_i \leq x) \rightarrow E\{I(X_i \leq x)\} = P(X \leq x) = F(x) \quad (\text{A.3})$$

Teorema 1: Se $F(x)$ e $G(x)$ são contínuas e $F_m(x)$ e $G_n(x)$ as correspondentes funções de distribuição de probabilidade empíricas, então a distribuição de:

$$\sup_{x \in R} |F_m(x) - G_n(x)| \quad (\text{A.4})$$

não depende das funções $F(x)$ e $G(x)$.

Teorema 2: Temos que,

$$P\left(\left(\frac{m.n}{m+n}\right)^{1/2} \sup_{x \in R} |F_m(x) - G_n(x)| < t\right) \rightarrow H(t) = 1 - 2 \sum_{i=1}^{\infty} (-1)^{i-1} e^{-2i^2 t} \quad (\text{A.5})$$

onde $H(t)$ é a função de densidade de probabilidade acumulada da distribuição de Kolmogorov-Smirnov.

Com base nestes dois teoremas formula-se o seguinte teste de hipóteses:

$$H_0: F = G \quad \text{vs.} \quad H_1: F \neq G \quad (\text{A.6})$$

Para o teste entre duas amostras, considere a seguinte estatística:

$$k = \left(\frac{m.n}{m+n}\right)^{1/2} \sup_{x \in R} |F_m(x) - G_n(x)| \quad (\text{A.7})$$

Se a hipótese nula é verdadeira então, pelo Teorema 1, a distribuição de k pode ser tabulada e irá depender apenas do tamanho das amostras. Se m e n são grandes o suficiente, a distribuição da estatística k pode ser aproximada pela distribuição de Kolmogorov-Smirnov pelo Teorema 2. Por outro lado, suponhamos que hipótese nula seja falsa, ou seja $F_m(x) \neq G_n(x)$. Assim, para m e n grandes temos, para um δ pequeno, que:

$$\sup_{x \in R} |F_m(x) - G_n(x)| > \delta$$

A desigualdade acima pode ser reescrita como:

$$k = \left(\frac{m.n}{m+n}\right)^{1/2} \sup_{x \in R} |F_m(x) - G_n(x)| > \left(\frac{m.n}{m+n}\right)^{1/2} \delta \quad (\text{A.8})$$

Se a hipótese nula H_0 é falsa, então para m e n grandes:

$$k > \left(\frac{m.n}{m+n}\right)^{1/2} \delta \rightarrow +\infty \quad (\text{A.9})$$

Assim para testar a hipótese H_0 é considerada a seguinte regra de decisão:

$$\delta = \begin{cases} H_0 : k \leq c \\ H_1 : k > c \end{cases} \quad (\text{A.10})$$

O valor crítico do teste c depende do nível de significância α e pode ser obtido pela condição:

$$\alpha = P(\delta \neq H_0 | H_0) = P(k \geq c | H_0) \quad (\text{A.11})$$

Quando m e n são grandes podemos utilizar a distribuição de Kolmogorov-Smirnov para encontrar o valor de c através das tabelas estatísticas desta distribuição.

$$\alpha = P(k \geq c | H_0) \approx 1 - H(c) \quad (\text{A.12})$$

Referências Bibliográficas²

- ABUR, A.; EXPÓSITO, A. G. **Power system state estimation: theory and implementation**. Nova York: CRC Press, 2004.
- ALIMARDANI, A.; THERRIEN, F.; ATANACKOVIC, D.; JATSKEVICH, J.; VAAHEDI, E. Distribution System State Estimation Based on Nonsynchronized Smart Meters. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 6, n. 6, p. 2919–2928, 2015.
- ALMEIDA, M. A. D. **Um algoritmo para estimação de estado em alimentadores de distribuição de energia elétrica com base no método da soma de potências**. 2003. Universidade de São Paulo. Tese de Doutorado, 2003.
- ANEEL. **Resolução 456 de 29/11/2000**. Brasília: ANEEL, 2000. . Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/bres2000456.pdf>>.
- ANEEL. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – Módulo 7**. Brasília: ANEEL, 2014. . Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/Módulo7_Revisao_4-2_.pdf>.
- ANEEL. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional - Módulo 5**. Brasília: ANEEL, 2016a. . Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/arquivos/PDF/Modulo5_Revisao_2.pdf>.
- ANEEL. **Processo de Caracterização de Carga e do Sistema Elétrico para Cálculo Tarifário**. Brasília: ANEEL, 2016b. .
- BARAN, M. Branch current based state estimation for distribution system monitoring. **IEEE Power and Energy Society General Meeting**, p. 12–15, 2012.
- BARAN, M. E. Challenges in state estimation on distribution systems. **Power Engineering Society Summer Meeting, 2001. IEEE**, v. 1, n. C, p. 429–433 vol.1, 2001.
- BARAN, M. E.; KELLEY, a. W. A branch-current-based state estimation method for distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 10, n. 1, p. 483–491, 1995.
- BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **Power Delivery, IEEE Transactions on**, v. 4, n. 2, p. 1401–1407, 1989a.
- BARAN, M.; WU, F. Optimal capacitor placement on radial distribution systems. **Power Delivery, IEEE Transactions on**, v. 4, n. 1, 1989b.
- BERNIERI, A.; BETTA, G.; LIGUORI, C.; LOSI, A. Neural networks and pseudo-measurements for real-time monitoring of distribution systems. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 45, n. 2, p. 645–650, 1996.
- CELIK, M. K.; LIU, W.-H. E. A practical distribution state calculation algorithm. **IEEE Power Engineering Society. 1999 Winter Meeting**, v. 1, p. 442–447, 1999.
- CESPEDES, R. New method for the analysis of distribution networks. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 5, n. 1, p. 391–396, 1990.
- DELBEM, A.; CARVALHO, A. De. Node-depth encoding for evolutionary algorithms applied to network design. **Genetic and Evolutionary Computation – GECCO 2004**, p. 678–687, 2004.
- DENG, Y.; HE, Y.; ZHANG, B. A branch-estimation-based state estimation method for radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 17, n. 4, p. 1057–1062, 2002.

² De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6023

- DŽAFIĆ, I.; GILLES, M.; JABR, R. a.; PAL, B. C.; HENSELMEYER, S. Real time estimation of loads in radial and unsymmetrical three-phase distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 28, n. 4, p. 4839–4848, 2013.
- FANTIN, C. A.; CASTILLO, M. R. C.; DE CARVALHO, B. E. ; LONDON, J. B. A. Using pseudo and virtual measurements in distribution system state estimation. In: 2014 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition - Latin America (PES T&D-LA), **Anais...**2014.
- FENG, X.; YANG, F.; PETERSON, W. A practical multi-phase distribution state estimation solution incorporating smart meter and sensor data. **IEEE Power and Energy Society General Meeting**, p. 1–6, 2012.
- GHOSH, a K.; LUBKEMAN, D. L.; JONES, R. H. Load modeling for distribution circuit state estimation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 12, n. 2, p. 999–1005, 1997.
- GHOSH, A. K.; LUBKEMAN, D. L.; DOWNEY, M. J.; JONES, R. H. Distribution circuit state estimation using a probabilistic approach. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 12, n. 1, p. 45–51, 1997.
- GRILO, A. P.; GAO, P.; XU, W.; DE ALMEIDA, M. C. Load monitoring using distributed voltage sensors and current estimation algorithms. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 5, n. 4, p. 1920–1928, 2014.
- HOLLANDER, M.; WOLFE, D. A. **Nonparametric statistical methods**. 2a. ed. Nova York: Wiley, 1999.
- JARDINI, J. a.; TAHAN, C. M. V.; GOUEVA, M. R.; AHN, a. U.; FIGUEIREDO, F. M. Daily Load Profiles for Industrial Low Voltage Consumers. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 15, n. 1, p. 375–380, 2000.
- KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B.; ROBBA, E. J. **Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica**. São Paulo: Edgard Blucher, 2005.
- KONG, W.; AULT, G.; WANG, D.; MICHIORRI, A.; FOOTE, C.; CURRIE, R. Advanced Load Modelling Techniques for State Estimation on Distribution Networks With Multiple. In: 17th PSCC Power Systems Computation Conference, Stockholm. **Anais...** Stockholm: 2011.
- LEFEBVRE, S.; PRÉVOST, J.; LENOIR, L. Distribution State Estimation: A necessary requirement for the smart grid. In: 2014 IEEE PES General Meeting | Conference & Exposition, National Harbor. **Anais...** National Harbor: 2014.
- LIN, W. M.; TENG, J. H.; CHEN, S. J. A highly efficient algorithm in treating current measurements for the branch-current-based distribution state estimation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 16, n. 3, p. 433–439, 2001.
- LU, C. N.; TENG, J. H.; LIU, W. H. E. Distribution system state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 10, n. 1, p. 229–240, 1995.
- LUBKEMAN, D. L.; ZHANG, J.; GHOSH, A. K.; JONES, R. H. Field Results for a Distribution Circuit State Estimator Implementation. In: Proceedings of the 2000 Power Engineering Society Summer Meeting, 1, **Anais...**2000.
- MAGALHÃES, M. N.; LIMA, A. C. P. **Noções de probabilidade e estatística**. 7. ed. São Paulo: Edusp, 2013.
- MANITSAS, E.; SINGH, R.; PAL, B. C.; STRBAC, G. Distribution System State Estimation Using an Artificial Neural Network Approach for Pseudo Measurement Modeling. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 27, n. 4, p. 1888–1896, 2012.
- MASSIGNAN, J. A. D.; FANTIN, C. A.; LONDON, J. B. A.; CAMILLO, M. H. M. Real-time load estimation for distribution feeders. In: 2015 IEEE Eindhoven PowerTech, **Anais...**IEEE, jun. 2015.
- MEFFE, A.; OLIVEIRA, C. C. B. De. Technical Loss Calculation by Distribution System

Segment with Corrections from Measurements. In: 20 th International Conference on Electricity Distribution, 0752, Prague. **Anais...** Prague: 2009.

MOMOH, J. **Smart grid: fundamentals of design and analysis**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2012.

MONTICELLI, A. J. **Fluxo de carga em redes de energia elétrica**. São Paulo: Edgard Blucher, 1983.

MOUSAVI, S. M.; ABYANEH, H. A. Effect of load models on probabilistic characterization of aggregated load patterns. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 26, n. 2, p. 811–819, 2011.

PIERI, G.; ASPROU, M.; KYRIAKIDES, E. Load Pseudomeasurements in Distribution System State Estimation. In: IEEE Power Tech Conference 2015, Eindhoven. **Anais...** Eindhoven: 2015.

ROSS, S. **Probabilidade - um curso moderno com aplicações**. 8a. ed. São Paulo: Bookman, 2010.

ROUSSEAU, P. A new formulation of state estimation in distribution systems including demand and generation states. In: IEEE Power Tech Conference 2015, Eindhoven. **Anais...** Eindhoven: 2015.

ROYTELMAN, I.; SHAHIDEHPOUR, S. M. State estimation for electric power distribution systems in quasi real-time conditions. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 8, n. 4, p. 2009–2015, 1993.

SANCHES, D. S.; LONDON JUNIOR, J. B. a; DELBEM, A. C. B. Multi-Objective Evolutionary Algorithm for single and multiple fault service restoration in large-scale distribution systems. **Electric Power Systems Research**, v. 110, p. 144–153, 2014.

SANTOS, A. C.; NANNI, M.; MANSOUR, M. R.; DELBEM, A. C. B.; LONDON, J. B. A.; BRETAS, N. G. A power flow method computationally efficient for large-scale distribution systems. In: 2008 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, **Anais...IEEE**, ago. 2008.

SCHWEPPE, F. C.; WILDES, J. Power System Static-State Estimation, Part I: Exact Model. **Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. PAS-89, n. 1, p. 120–125, 1970.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W.; SEMLYEN, a.; LUO, G. X. Compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 3, n. 2, p. 753–762, 1988.

SINGH, R.; PAL, B. C.; JABR, R. a. Statistical Representation of Distribution System Loads Using Gaussian Mixture Model. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 25, n. 1, p. 29–37, 2010a.

SINGH, R.; PAL, B. C.; JABR, R. a. Choice of estimator for distribution system state estimation. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 3, n. 7, p. 666, 2009.

SINGH, R.; PAL, B. C.; JABR, R. a. Distribution system state estimation through Gaussian mixture model of the load as pseudo-measurement. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 4, n. 1, p. 50, 2010b.

SINGH, R.; PAL, B. C.; VINTER, R. B. Measurement placement in distribution system state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 24, n. 2, p. 668–675, 2009.

TORTELLI, O. L.; LOURENCO, E. M.; GARCIA, A. V.; PAL, B. C. Fast Decoupled Power Flow to Emerging Distribution Systems via Complex pu Normalization. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 30, n. 3, p. 1351–1358, maio 2015.

WANG, H.; SCHULZ, N. N. A Revised Branch Current-Based Distribution System State Estimation Algorithm and Meter Placement Impact. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 19, n. 1, p. 207–213, 2004.

Anexo A – Dados Elétricos do Sistema de 32 Barras

Tabela A.1: Dados dos consumidores alimentados pelos transformadores de distribuição do sistema de teste de 32 barras

<i>Barra</i>	<i>Consumidores Residenciais</i>		<i>Consumidores Comerciais</i>		<i>Consumidores Industriais</i>	
	<i>Número</i>	<i>Consumo Total (kWh)</i>	<i>Número</i>	<i>Consumo Total (kWh)</i>	<i>Número</i>	<i>Consumo Total (kWh)</i>
1	0	-	0	-	0	-
2	9	7.347,00	13	12.624,00	0	-
3	7	7.368,00	17	14.904,00	0	-
4	31	22.620,00	0	-	0	-
5	24	18.486,00	0	-	0	-
6	29	23.190,00	0	-	0	-
7	0	-	17	11.565,00	0	-
8	0	-	21	13.836,00	0	-
9	22	13.674,00	0	-	0	-
10	19	13.926,00	0	-	0	-
11	26	23.187,00	0	-	0	-
12	25	21.879,00	0	-	0	-
13	28	18.234,00	0	-	0	-
14	0	-	12	11.997,00	0	-
15	16	13.731,00	0	-	0	-
16	24	21.411,00	0	-	0	-
17	21	16.701,00	0	-	0	-
18	9	9.762,00	10	8.967,00	0	-
19	15	13.098,00	12	12.966,00	0	-
20	11	9.597,00	7	6.924,00	0	-
21	13	10.443,00	12	8.676,00	0	-
22	17	12.453,00	15	9.927,00	0	-
23	0	-	0	-	1	32.420,00
24	0	-	0	-	1	27.851,00
25	0	-	17	14.577,00	0	-
26	27	18.405,00	0	-	0	-
27	25	21.327,00	0	-	0	-
28	26	19.692,00	0	-	0	-
29	10	6.957,00	16	12.405,00	0	-
30	0	-	22	21.375,00	0	-
31	26	20.001,00	0	-	0	-
32	10	6.987,00	9	7.467,00	0	-
33	28	22.029,00	0	-	0	-

Tabela A.2: Parâmetros elétricos do alimentador de teste de 32 barras

<i>De</i>	<i>Para</i>	<i>R (ohm)</i>	<i>X (ohm)</i>
1	2	0,0922	0,0470
2	3	0,4930	0,2511
3	4	0,3660	0,1864
4	5	0,3811	0,1941
5	6	0,8190	0,7070
6	7	0,1872	0,6188
7	8	0,7114	0,2351
8	9	1,0300	0,7400
9	10	1,0440	0,7400
10	11	0,1966	0,0650
11	12	0,3744	0,1238
12	13	1,4680	1,1550
13	14	0,5416	0,7129
14	15	0,5910	0,5260
15	16	0,7463	0,5460
16	17	1,2890	1,7210
17	18	0,7320	0,5740
2	19	0,1640	0,1565
19	20	1,5042	1,3554
20	21	0,4095	0,4784
21	22	0,7089	0,9373
3	23	0,4512	0,3083
23	24	0,8980	0,7091
24	25	0,8960	0,7011
6	26	0,2030	0,1034
26	27	0,2842	0,1447
27	28	1,0590	0,9337
28	29	0,8042	0,7006
29	30	0,5075	0,2585
30	31	0,9744	0,9630
31	32	0,3105	0,3619
32	33	0,3410	0,5302