

Universidade Federal de Juiz de Fora
Faculdade de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Matheus Alberto de Souza

**Detecção e Identificação de Perdas Comerciais de Energia Elétrica: Uma
abordagem para *Smart Grids***

Juiz de Fora

2016

Matheus Alberto de Souza

**Detecção e Identificação de Perdas Comerciais de Energia Elétrica: Uma
abordagem para *Smart Grids***

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora, na área de concentração em Sistemas de Energia Elétrica, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: José Luiz Rezende Pereira, Ph.D.

Juiz de Fora

2016

Ficha catalográfica elaborada através do Modelo Latex do CDC da UFJF
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Souza, Matheus Alberto.

Detecção e Identificação de Perdas Comerciais de Energia Elétrica: Uma abordagem para *Smart Grids* / Matheus Alberto de Souza. – 2016.
156 f. : il.

Orientador: José Luiz Rezende Pereira, Ph.D.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2016.

1. Perdas Comerciais de Energia Elétrica. 2. *Smart Grid*. 3. Estimativa de Estados. 4. Medição Fasorial Sincronizada. 5. Redes Neurais Artificiais. Pereira, José Luiz R., orient. II. Título.

Matheus Alberto de Souza

Detecção e Identificação de Perdas Comerciais de Energia Elétrica: Uma abordagem para *Smart Grids*

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora, na área de concentração em Sistemas de Energia Elétrica, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em: 30/09/2016

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. José Luiz Rezende Pereira, Ph.D. - Orientador
Universidade Federal de Juiz de Fora

Professor Dr. Nelson Kagan, Ph.D.
Universidade de São Paulo

Professor Dr. Paulo Augusto Nepomuceno Garcia, D.Sc.
Universidade Federal de Juiz de Fora

Professor Dr. Ivo Chaves da Silva Junior, D.Sc.
Universidade Federal de Juiz de Fora

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por mais esta conquista, por iluminar meu caminho nas horas mais escuras e me propiciar momentos de imensa felicidade.

Aos meus pais, Carlos e Geralda por todo o carinho, pelo apoio incondicional nos momentos difíceis e pela alegria compartilhada nos momentos felizes. Por serem exemplos de vida para mim, os quais eu admiro com imenso valor.

Ao meu irmão Luccas, pelo companheirismo, pelos bons momentos que vivemos e também pelas inúmeras brigas que tivemos que hoje são motivos de risos nas conversas sobre o passado.

À minha noiva Roberta pelo carinho, apoio e pelos diversos momentos felizes que passamos juntos, também pela compreensão quando os fins de semanas tinham que ser dedicados aos estudos e trabalhos.

Ao meu orientador e amigo Prof. José Luiz, que sempre com muito boa vontade me apoiou, orientou e tirou minhas dúvidas neste e outros trabalhos.

Ao Prof. Paulo Garcia que com muita presteza me ajudou para que eu pudesse obter os resultados apresentados neste trabalho.

Aos amigos de Viçosa que por mais distantes que agora estejamos nunca deixaram a amizade cessar.

Aos amigos de Juiz de Fora que tornaram mais fácil essa caminhada, nos momentos em que precisei de ajuda, ou quando saíamos para nos divertir.

Aos amigos de Timóteo que também são amigos para toda a vida.

Aos professores do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Viçosa e do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora pelos ensinamentos.

Agradeço também a qualquer leitor que venha a se interessar por este trabalho.

“Nossa maior fraqueza está em desistir.
O caminho mais certo para vencer é tentar mais uma vez.”

Thomas Edison.

RESUMO

O presente trabalho tem por objetivo apresentar uma metodologia para a detecção de perdas comerciais de energia em sistemas de distribuição, bem como a identificação do usuário fraudulento em Infraestruturas Avançadas de Medição, próprias de *Smart Grids*. Para a etapa de detecção de perdas comerciais de energia é utilizado um Estimador Estático de Estados Trifásico baseado em Medições Fasoriais Sincronizadas (*Phasor Measurements Units* - PMUs). Essa etapa visa detectar os transformadores na rede de distribuição, os quais, apresentam indícios de furtos/fraudes de energia, através da observância da curva de carga estimada. A próxima etapa visa identificar os consumidores, conectados aos transformadores suspeitos, que cometem o ato ilícito. Para isto, treinou-se uma Rede Neural Artificial (RNA) de Kohonen para clusterizar os consumidores honestos de acordo com padrões de consumo semelhantes, a partir de dados de consumo provenientes dos *Smart Meters* de cada cliente. Para cada classe definida pela RNA de Kohonen criou-se uma RNA MultiLayer Perceptron (MLP) para fins de classificação dos consumidores em duas classes, honestos ou fraudulentos. As duas grandes contribuições do trabalho estão em utilizar a técnica de detecção para diminuir o número de Falsos Positivos (FP) das metodologias de classificação, sem a necessidade de medições individuais nos transformadores, e a utilização de RNAs a partir de dados de medições do sistema de distribuição de forma robusta, em que não há a necessidade de medições sem perdas comerciais de energia para todos os consumidores do sistema. A forma de tratamento dos dados de medições ainda possibilita manter a privacidade dos usuários, questão bastante debatida no cenário mundial. Foram realizados testes para a etapa de detecção de perdas comerciais com os sistemas IEEE 33 Barras e IEEE 70 barras. Para a etapa de identificação do consumidor fraudulento foram utilizados dados de consumo reais de mais de 5000 consumidores provenientes de *Smart Meters* liberados pela Autoridade de Eletricidade e Energia Sustentável da Irlanda. Os testes mostraram bons resultados tornando a metodologia proposta aplicável na detecção e identificação de perdas comerciais de energia elétrica em *Smart Grids*.

Palavras-chave: Perdas Comerciais de Energia Elétrica; *Smart Grid*; Estimação de Estados; Medição Fasorial Sincronizada; Redes Neurais Artificiais.

ABSTRACT

This work aims to present a methodology for the detection of energy theft in distribution systems as well as the identification of the fraudulent users considering Advanced Metering Infrastructure, widely used in Smart Grids. For the stage of energy theft detection, a Static Three Phase State Estimator based on Synchronised Phasor Measurement Units (PMUs) is used. This step aims to detect the transformers in the distribution network, which have evidence of energy theft, by observing the estimated load curve. The next step is to identify consumers, connected to suspected transformers, which are stealing energy. For this, a Kohonen Artificial Neural Network (ANN) was trained to clustering honest consumers according to similar patterns of consumption, with the consumption data from the Smart Meters at every customer. For each class defined by the Kohonen ANN a MultiLayer Perceptron (MLP) ANN for classification of consumers into two classes, honest or fraudulent was created. The two major contributions of this work are the use of energy theft detection technique to reduce the number of false positives (FP) from the classification methods, without the need for individual measurements on the transformers, and the use of ANN from distribution system measurements make the technique robust, in which there is no need for measurements without commercial loss of energy for all consumers. The way that the measurement data is treated allows maintaining the privacy of the consumers which is a debated question on the world. Tests were conducted for energy theft detection step with IEEE 33 Buses and IEEE 70 Buses systems. For the fraudulent user identification step, actual consumption data were used over 5000 consumers from their Smart Meters released by the Electricity Authority and Sustainable Energy of Ireland. The tests showed good results making the proposed methodology applicable in the detection and identification of energy theft in Smart Grids.

Key-words: Energy Theft; Smart Grid; State Estimation; Synchronised Phasor Measurements; Artificial Neural Networks.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Perdas da Concessionária Light.	17
Figura 2 – Topologia de um Sistema de Distribuição Radial.	34
Figura 3 – Sistema de Distribuição 6 Barras - Vetores Medidos.	35
Figura 4 – Sistema de Distribuição 6 Barras - Vetores Medidos, Estimados e Calculados.	36
Figura 5 – Curva de Carga Diária de um Consumidor.	40
Figura 6 – Curva de Carga de um Consumidor Residencial.	41
Figura 7 – Curva de Carga de um Consumidor Comercial.	41
Figura 8 – Curva de Carga do Setor Industrial.	42
Figura 9 – Cargas Conectadas a um Transformador.	43
Figura 10 – Consumidor Irregular Conectado à Rede.	44
Figura 11 – Curva de Consumo Regular de um Consumidor Residencial.	46
Figura 12 – Exemplificação dos Tipos de Ataques.	46
Figura 13 – Detecção de Perdas Comerciais de Energia.	47
Figura 14 – Modelo de Neurônio Artificial.	49
Figura 15 – Modelo de Mapa Auto-Organizável.	50
Figura 16 – Rede MLP com 2 Camadas Ocultas.	52
Figura 17 – Curva de Consumo de um Consumidor Residencial.	56
Figura 18 – Mapa dos Consumidores Residenciais.	57
Figura 19 – Mapa dos Consumidores Comerciais.	57
Figura 20 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 1.	58
Figura 21 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 2.	58
Figura 22 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 3.	58
Figura 23 – Fluxograma da Metodologia.	61
Figura 24 – PMUs no Sistema IEEE 33 Barras.	63
Figura 25 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 3.	64
Figura 26 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 7.	64
Figura 27 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 10.	65
Figura 28 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 14.	65
Figura 29 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 18.	66
Figura 30 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 27.	66
Figura 31 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 28.	67
Figura 32 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 29.	67
Figura 33 – PMUs no Sistema IEEE 70 Barras.	68
Figura 34 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 7.	69
Figura 35 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 15.	70
Figura 36 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 18.	70
Figura 37 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 21.	71

Figura 38 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 29.	71
Figura 39 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 37.	72
Figura 40 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 42.	72
Figura 41 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 54.	73
Figura 42 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 70.	73
Figura 43 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 8.	74
Figura 44 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 14.	74
Figura 45 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 23.	75
Figura 46 – Matriz de Confusão Genérica - 2 Classes.	77
Figura 47 – Métricas de Uma Matriz de Confusão.	77
Figura 48 – Matriz de Confusão Banco de Dados 1.	79
Figura 49 – Matriz de Confusão Banco de Dados 2.	80
Figura 50 – Matriz de Confusão Banco de Dados 3.	80
Figura 51 – Matriz de Confusão Banco de Dados 4.	81
Figura 52 – Matriz de Confusão Banco de Dados 5.	81
Figura 53 – Matriz de Confusão Banco de Dados 6.	82
Figura 54 – Matriz de Confusão Banco de Dados 7.	82
Figura 55 – Matriz de Confusão Banco de Dados 8.	83
Figura 56 – Matriz de Confusão Banco de Dados 9.	83
Figura 57 – Matriz de Confusão Banco de Dados 10.	84
Figura 58 – Matriz de Confusão Para Todos os Bancos de Dados Agrupados.	84
Figura 59 – Matriz de Confusão Sem Etapa de Detecção.	85
Figura 60 – Representação de uma PMU na Barra k e Medidas de Corrente Obtidas Para uma Única Fase.	94
Figura 61 – Variação da Carga a Partir da Potência Instalada.	98
Figura 62 – Restrição de Carga Utilizando o Instante de Tempo Anterior ($t-1$).	99
Figura 63 – Subsistemas do IEEE 33 Barras.	101
Figura 64 – Subsistema 1 do IEEE 33 Barras.	101
Figura 65 – Subsistema 2 do IEEE 33 Barras.	103
Figura 66 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 1.	121
Figura 67 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 2.	122
Figura 68 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 4.	122
Figura 69 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 5.	122
Figura 70 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 6.	123
Figura 71 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 8.	123
Figura 72 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 9.	123
Figura 73 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 11.	124
Figura 74 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 12.	124
Figura 75 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 13.	124

Figura 76 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 15.	125
Figura 77 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 16.	125
Figura 78 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 17.	125
Figura 79 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 19.	126
Figura 80 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 20.	126
Figura 81 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 21.	126
Figura 82 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 22.	127
Figura 83 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 23.	127
Figura 84 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 24.	127
Figura 85 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 25.	128
Figura 86 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 26.	128
Figura 87 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 30.	128
Figura 88 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 31.	129
Figura 89 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 32.	129
Figura 90 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 33.	129
Figura 91 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 1.	130
Figura 92 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 2.	130
Figura 93 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 3.	131
Figura 94 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 4.	131
Figura 95 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 5.	131
Figura 96 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 6.	132
Figura 97 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 9.	132
Figura 98 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 10.	132
Figura 99 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 11.	133
Figura 100 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 12.	133
Figura 101 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 13.	133
Figura 102 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 16.	134
Figura 103 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 17.	134
Figura 104 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 19.	134
Figura 105 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 20.	135
Figura 106 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 22.	135
Figura 107 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 24.	135
Figura 108 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 25.	136
Figura 109 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 26.	136
Figura 110 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 27.	136
Figura 111 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 28.	137
Figura 112 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 30.	137
Figura 113 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 31.	137
Figura 114 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 32.	138

Figura 115 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 33.	138
Figura 116 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 34.	138
Figura 117 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 35.	139
Figura 118 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 36.	139
Figura 119 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 38.	139
Figura 120 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 39.	140
Figura 121 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 40.	140
Figura 122 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 41.	140
Figura 123 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 43.	141
Figura 124 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 44.	141
Figura 125 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 45.	141
Figura 126 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 46.	142
Figura 127 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 47.	142
Figura 128 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 48.	142
Figura 129 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 49.	143
Figura 130 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 50.	143
Figura 131 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 51.	143
Figura 132 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 52.	144
Figura 133 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 53.	144
Figura 134 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 55.	144
Figura 135 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 56.	145
Figura 136 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 57.	145
Figura 137 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 58.	145
Figura 138 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 59.	146
Figura 139 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 60.	146
Figura 140 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 61.	146
Figura 141 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 62.	147
Figura 142 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 63.	147
Figura 143 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 64.	147
Figura 144 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 65.	148
Figura 145 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 66.	148
Figura 146 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 67.	148
Figura 147 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 68.	149
Figura 148 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 69.	149
Figura 149 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 4.	150
Figura 150 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 5.	150
Figura 151 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 6.	151
Figura 152 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 7.	151
Figura 153 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 8.	151

Figura 154 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 9.	152
Figura 155 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 10.	152
Figura 156 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 11.	152
Figura 157 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 12.	153
Figura 158 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 13.	153
Figura 159 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 14.	153
Figura 160 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 15.	154
Figura 161 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 16.	154
Figura 162 – Curvas de Consumo Comerciais da Classe 1.	155
Figura 163 – Curvas de Consumo Comerciais da Classe 2.	155
Figura 164 – Curvas de Consumo Comerciais da Classe 3.	156
Figura 165 – Curvas de Consumo Comerciais da Classe 4.	156

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Categorias de Roubos de Energia em <i>Smart Grids</i>	27
Tabela 2 –	Tarifa Residencial por Hora de Uso	55
Tabela 3 –	Tarifa Residencial por Hora de Uso (Tarifa de Final de Semana)	55
Tabela 4 –	Formação da Entrada de Dados das RNAs	56
Tabela 5 –	Arquitetura das RNAs MLP Para os Consumidores Residenciais	59
Tabela 6 –	Arquitetura das RNAs MLP Para os Consumidores Comerciais	60
Tabela 7 –	Distribuição de Consumidores nos Bancos de Dados	76
Tabela 8 –	Comparação Entre as Metodologias de Identificação de Usuários Fraudulentos	85
Tabela 9 –	Comparação Entre a Metodologia de Identificação de Usuários Fraudulentos Com e Sem Etapa Prévia de Detecção	86
Tabela 10 –	Dados de Barra do Sistema de 33 Barras.	112
Tabela 11 –	Dados de Linha do Sistema de 33 Barras. Parte 1	113
Tabela 12 –	Dados de Linha do Sistema de 33 Barras. Parte 2	114
Tabela 13 –	Dados de Barra do Sistema de 70 Barras. Parte 1	115
Tabela 14 –	Dados de Barra do Sistema de 70 Barras. Parte 2	116
Tabela 15 –	Dados de Linha do Sistema de 70 Barras. Parte 1	117
Tabela 16 –	Dados de Linha do Sistema de 70 Barras. Parte 2	118
Tabela 17 –	Dados de Linha do Sistema de 70 Barras. Parte 3	119
Tabela 18 –	Dados de Linha do Sistema de 70 Barras. Parte 4	120

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
IAM	Infraestrutura Avançada de Medição
ABRADEE	Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica
IASC	Índice ANEEL de Satisfação do consumidor
RNA	Rede Neural Artificial
PPH	Pesquisa de Posses e Hábitos de Consumo
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
SOM	<i>Self Organizing Maps</i>
OPF	<i>Optimum Path Forest</i>
NILM	<i>Non-Intrusive Load Monitoring</i>
P2P	<i>Peer-to-Peer</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
PMU	<i>Phasor Measurement Unit</i>
CODI	Comitê de Distribuição
FF	<i>Feed Forward</i>
DR	<i>Detection Rate</i>
FPR	<i>False Positive Rate</i>
HD	<i>Highest Difference</i>
FP	Falsos Positivos
MQP	Mínimos Quadrados Ponderados
SFTB-IPM	<i>Safety Barrier Interior Point Method</i>
MPI	Método de Pontos Interiores
UFJF	Universidade Federal de Juiz de Fora

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Motivação	18
1.2	Objetivos	18
1.3	Estruturação do Documento	19
2	PERDAS COMERCIAIS DE ENERGIA ELÉTRICA NOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	21
2.1	Abordagem Inicial	21
2.1.1	Perdas Comerciais por Sistema de Medição Defeituoso	22
2.1.2	Perdas Comerciais por Falta de Medição	22
2.1.3	Perdas Comerciais por Erro na Leitura da Medição ou no Processamento Dessa Informação	22
2.1.4	Perdas Comerciais por Furtos de Energia	23
2.1.5	Perdas Comerciais por Fraudes nos Medidores de Energia	23
2.2	Relação de Assuntos Sociais, Culturais e Econômicos com as Perdas Comerciais de Energia	24
2.2.1	Perdas Comerciais e a Inadimplência	24
2.2.2	Perdas Comerciais e a Qualidade de Atendimento aos Clientes	25
2.2.3	Perdas Comerciais e a Violência	25
2.3	Perdas Comerciais em <i>Smart Grids</i>	26
3	ESTADO DA ARTE	28
4	DESENVOLVIMENTO DA METODOLOGIA PARA DETECÇÃO DE PERDAS COMERCIAIS DE ENERGIA	33
4.1	Considerações Iniciais	33
4.2	Característica do Estimador Trifásico	33
4.3	Curvas de Carga	39
4.3.1	Consumidores Residenciais	40
4.3.2	Consumidores Comerciais	40
4.3.3	Consumidores Industriais	41
4.3.4	Curvas de Carga dos Transformadores e sua Importância na Detecção de Perdas Comerciais de Energia	42
4.4	Simulação do Furto/Fraude de Energia	42
5	DESENVOLVIMENTO DA METODOLOGIA PARA IDENTIFICAÇÃO DO CONSUMIDOR FRAUDULENTO	48

5.1	Redes Neurais Artificiais	48
5.1.1	RNA Kohonen	49
5.1.2	RNA <i>Multilayer Perceptron</i>	52
5.1.3	Planejamento e Desenvolvimento das RNAs	53
5.1.4	Tratamento dos Dados	55
5.1.5	Arquitetura das RNAs	57
6	RESULTADOS E ANÁLISES	62
6.1	Detecção de Perdas Comerciais de Energia	62
6.1.1	Sistema IEEE 33 Barras	62
6.1.2	Sistema IEEE 70 Barras	68
6.2	Identificação do Consumidor Fraudulento	75
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	87
7.1	Conclusão	87
7.2	Trabalhos Futuros	88
	REFERÊNCIAS	89
	APÊNDICE A – ESTIMADOR DE ESTADOS TRIFÁSICO	92
A.1	Alocação de PMUs	92
A.2	Modelagem matemática do Estimador de Estados	92
A.3	Função Objetivo	94
A.3.1	Medidas de Tensão	95
A.3.2	Medidas de Corrente	97
A.3.3	Barras de Passagem	97
A.4	Restrições de Desigualdade	97
A.4.0.1	Uma Alternativa para a Modelagem das Restrições	98
A.4.0.2	Obtenção das Potências Injetadas nas Barras não Monitoradas	99
A.4.1	Subsistema 1	101
A.4.2	Subsistema 2	103
A.5	Método de Solução - Método de Pontos Interiores com Barreira de Segurança	106
	APÊNDICE B – DADOS DOS SISTEMAS	112
B.1	IEEE 33 Barras	112
B.2	IEEE 70 Barras	115
	APÊNDICE C – ETAPA DE DETECÇÃO DE PERDAS CO- MERCIAIS DE ENERGIA	121
C.1	Demais Gráficos IEEE 33 Barras	121

C.2	Demais Gráficos IEEE 70 Barras	130
	APÊNDICE D – Padrões Normais de Consumo	150
D.1	Demais Classes Residenciais	150
D.2	Classes Comerciais	155

1 INTRODUÇÃO

Coexistente ao processo de geração, transmissão e distribuição de energia estão as perdas elétricas, as quais têm diversas origens. Considerando o processo de distribuição de energia elétrica, as perdas globais são compostas pelas denominadas perdas técnicas e perdas não-técnicas ou comerciais. As primeiras são ocasionadas pela própria característica construtiva dos materiais empregados no sistema, sendo a sua maior parte ocasionada pelo efeito Joule, que ocorre quando a corrente elétrica percorre os condutores do sistema elétrico dissipando energia em forma de calor, já as chamadas perdas não-técnicas têm sua origem por fatores externos à física dos materiais.

As perdas comerciais de energia elétrica são compostas em sua grande maioria por furto e fraude de energia e tem sido assunto recorrente e prioritário das concessionárias de energia do Brasil e demais países. O furto é conceituado pelo desvio direto de energia da rede elétrica das distribuidoras para consumo irregular e a fraude é caracterizada pela adulteração por parte dos consumidores das fiações elétricas e/ou sistema de medição da residência, comércio ou indústria, de forma a se ter um faturamento de energia elétrica inferior ao efetivo consumo.

A Figura 1 [1], mostra até junho de 2014 dados de perdas técnicas e não-técnicas em um dos alimentadores da concessionária *Light*, responsável pelo fornecimento de energia elétrica na maior parte do estado do Rio de Janeiro. Pode-se observar que o percentual de perdas não-técnicas para esse alimentador no último balanço apresenta um patamar de 41,9% da energia injetada, representando uma perda absoluta de 5,972 GWh.

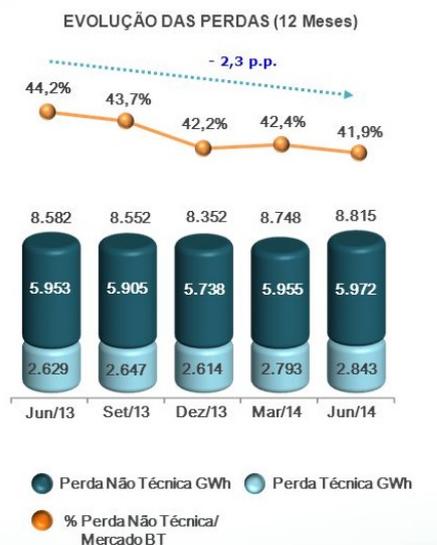


Figura 1 – Perdas da Concessionária Light.

1.1 Motivação

De acordo com a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica), o nível médio de perdas no Brasil é de 13% da energia total, o que equivale a quase R\$ 7 bilhões. Conforme o diretor da Agência, Edvaldo Santana, “É como se as duas usinas hidrelétricas do rio Madeira (Santo Antônio e Jirau) fossem construídas apenas para suprir essas perdas”. As perdas não-técnicas causam impactos à sociedade com o maior custo de compra da energia, menor número de unidades consumidoras pagantes e menos tributos recolhidos em razão da diminuição de energia faturada. O diretor, disse ainda que a questão das perdas não-técnicas é um ponto fraco para o desempenho do setor elétrico brasileiro [2].

Como citado anteriormente, as perdas técnicas não têm relação com fraudes e furtos de energia, é um tipo de perda inerente ao processo de distribuição de energia elétrica, e está estritamente ligado ao estado de conservação da rede elétrica como um todo e a dissipação por efeito Joule nos cabos e condutores [3]. A redução de tais perdas depende, fundamentalmente, da tecnologia em utilização nos equipamentos presentes no sistema elétrico de potência, da qualidade dos serviços de manutenção realizados, da ampliação do setor elétrico em conformidade com a demanda do mercado e do modo de operação dos sistemas [4].

As denominadas *Smart Grids* agregam medidores inteligentes e sistemas de comunicação bidirecional entre concessionária e consumidor, porém toda essa tecnologia de comunicação facilitou ainda mais a prática de fraudes e furtos de energia por meio de ataques cibernéticos aos *Smart Meters* e à rede de comunicação de dados, fazendo com que o assunto seja discutido em todo o mundo.

De conhecimento das informações acima descritas, é de fundamental importância que as concessionárias de energia elétrica tenham a sua disposição ferramentas eficazes no combate às perdas comerciais, uma vez que essas impactam diretamente no orçamento, na qualidade de energia e no próprio consumidor, consequência dos custos provenientes de fraudes e furtos que são repassados à sociedade na tarifa de energia elétrica.

1.2 Objetivos

Esta dissertação tem como objetivo geral contribuir na detecção e identificação das perdas comerciais de energia elétrica, mais especificamente as fraudes e furtos de energia, em um sistema disposto de Infraestrutura Avançada de Medição (IAM) . A proposta do trabalho é que a partir da estimação de estados utilizando medição fasorial sincronizada em algumas barras do sistema, as concessionárias de energia possam dispor de um sistema de monitoramento, que além de garantir a observabilidade da rede, nos fornece as especificações necessárias para a detecção de perdas comerciais. A partir da detecção da anomalia no sistema de distribuição, um classificador baseado em redes neurais artificiais

fornece a informação do provável ou prováveis usuários fraudulentos.

É caracterizada como detecção de perdas comerciais, a certeza que a partir dos dados do sistema de monitoramento, exista em uma ou mais barras da rede de distribuição, tais perdas. A identificação se consolida na localização de qual ou quais consumidores conectados à tais barras provavelmente estão cometendo o ato ilícito.

O enfoque para a identificação dos usuários fraudulentos contempla as denominadas *Smart Grids*, onde a metodologia proposta utiliza de informações provenientes dos *Smart Meters* para sua função, considerando inclusive a adulteração nos dados do mesmo.

1.3 Estruturação do Documento

Esta dissertação apresenta este capítulo introdutório e mais seis capítulos e quatro apêndices, cuja organização se estabelece da seguinte forma:

O capítulo 2 apresenta uma revisão sobre perdas comerciais de energia e sua relação com aspectos de cunho social, cultural e econômico, além da abordagem das perdas comerciais de energia em *smart grids*.

O capítulo 3 apresenta uma revisão bibliográfica das metodologias empregadas ao problema da detecção e identificação de perdas comerciais de energia elétrica no sistema de distribuição.

No capítulo 4, é apresentada a metodologia proposta neste trabalho, para a detecção de perdas comerciais utilizando a estimação de estados com medição fasorial sincronizada.

No capítulo 5, é apresentada a metodologia proposta neste trabalho, para a identificação do consumidor fraudulento, utilizando uma associação entre Redes Neurais Artificiais de Kohonen e Multilayer Perceptron.

No capítulo 6, são apresentados os resultados obtidos pela utilização das metodologias e suas análises. Os sistemas elétricos utilizados nas simulações são difundidos na literatura sobre de sistemas elétricos de distribuição. Os dados dos *Smart Meters* são dados reais de mais de 5000 consumidores.

O capítulo 7 apresenta as conclusões obtidas pela análise dos resultados e sugestões de trabalhos futuros.

No Apêndice A, é apresentado toda a metodologia de estimação de estados utilizada no desenvolvimento do trabalho.

No Apêndice B são dispostos os dados dos sistemas elétricos de distribuição utilizados para avaliação da metodologia proposta para a detecção de perdas comerciais.

No Apêndice C são apresentados gráficos da etapa de detecção de perdas comerciais de energia.

No Apêndice D são apresentados gráficos dos padrões normais de consumo definidos pelas RNAs de Kohonen.

2 PERDAS COMERCIAIS DE ENERGIA ELÉTRICA NOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Este capítulo objetiva dissertar acerca das perdas comerciais mostrando uma revisão sobre o que se tem de conhecimento por parte das concessionárias de energia sobre o assunto.

2.1 Abordagem Inicial

As perdas comerciais de energia ou perdas não-técnicas, são aquelas associadas diretamente ao consumidor, podendo ser classificadas em administrativas e ilícitas da seguinte maneira:

- Perdas administrativas:
 - Sistema de medição defeituoso;
 - Falta de medição;
 - Erro na leitura do medidor ou no processamento dessa informação.

- Perdas ilícitas:
 - Desvios ou ligações clandestinas (furto de energia);
 - Fraudes nos medidores de energia.

As perdas ilícitas, que são o principal objetivo desta dissertação, são motivo de preocupação constante para as concessionárias de energia elétrica e também para as agências reguladoras. Os furtos de energia afetam o poder público, que não recolhe os tributos, e os consumidores, que pagam pelo prejuízo incorporado nas tarifas de energia e deixam de receber benefícios relacionados ao investimento na melhoria e expansão do sistema de distribuição de energia [5].

Por mais que sejam adotadas medidas de fiscalização e realizados investimentos com a finalidade de combater o furto e a fraude de energia elétrica, por uma questão de cultura popular que não considera tais práticas como ilícitas, as concessionárias, mesmo após detectarem as irregularidades e tomarem as providências necessárias, se deparam mais tarde com esses mesmos usuários voltando a cometer o ato ilícito [6].

No tocante de perdas comerciais alguns aspectos são relevantes. Assuntos de cunho econômico como a qualidade do atendimento aos clientes, a economia brasileira e a revisão tarifária e assuntos de aspectos sociais, como as invasões e a violência, não podem deixar de ser tratados, pois as cidades que apresentam maiores índices de violência são aquelas que também apresentam valores significativos de perdas comerciais. Também são considerados

assuntos de cunho técnicos como avarias provocadas de forma intencional aos medidores de energia. E por fim, assuntos relacionados ao tempo, sobretudo no Brasil, dependente das condições pluviométricas, fazendo a ligação de racionamento com perdas comerciais, precisam ser considerados [3].

2.1.1 Perdas Comerciais por Sistema de Medição Defeituoso

Os medidores corretamente ligados ao consumidor também podem ser fontes de perdas comerciais. Como qualquer outro equipamento, o medidor de energia está sujeito à anomalias com a sua utilização, gerando assim um faturamento distorcido da sua realidade. Algumas anomalias não interferem na medição exata do consumo. Medidores envelhecidos e que não tenham sido aferidos desde sua fabricação, tem grande potencial de apresentarem erros na medição, e como no Brasil, a situação de grande parte dos medidores é esta, quando acumulado, as perdas resultantes causam grande distorção de faturamento. A substituição dos medidores mecânicos convencionais por medidores eletrônicos tem sido a medida adotada para a diminuição de perdas comerciais deste tipo. É importante ressaltar, entretanto, que as principais causas das perdas comerciais estão associadas a fraude e furto de energia [7].

2.1.2 Perdas Comerciais por Falta de Medição

No Brasil existem casos, previstos na legislação, em que os consumidores recebem energia elétrica sem medição, como bancas de jornal, quiosques, iluminação pública e outros. Nesse cenário o consumo é estimado a partir da carga instalada e fatores de carga e demanda. Há também, consumidores usufruindo de energia sem medição por falha da concessionária de energia responsável [7].

Além da falta de medidores em alguns casos, outros motivos podem impedir a obtenção da correta leitura da medição. Muitas vezes os leituristas não tem acesso a determinadas instalações do poder público por simples falta de acesso ou de chave. Casas ou estabelecimentos com o medidor interno à construção que se encontram fechados também é comum. De acordo com a legislação, depois do terceiro mês consecutivo sem leitura a empresa é obrigada a cobrar pelo mínimo [7].

2.1.3 Perdas Comerciais por Erro na Leitura da Medição ou no Processamento Dessa Informação

Os leituristas como todo ser humano estão propensos a errar nas suas tarefas diárias. A leitura errada do medidor de energia elétrica pode acarretar em perdas no faturamento mensal, mas possivelmente será compensada no período de leitura posterior. Havendo uma leitura correta por parte do leiturista, ainda pode-se ter uma falha no sistema que processa essa informação para gerar o faturamento do cliente. Erros como

troca de fatura de clientes, erros de cálculos entre outros, ainda que raros, existem e geram perdas comerciais [7].

2.1.4 Perdas Comerciais por Furtos de Energia

Furto de energia, popularmente conhecido como “gato”, é o fato de se fazer uma ligação clandestina entre a rede de distribuição de energia elétrica e o consumidor final, sem medição de consumo da concessionária. Tal ato além de apresentar um risco à vida de quem o pratica, é ilegal e acarreta inúmeras consequências ao sistema elétrico, concessionárias e à própria sociedade.

Segundo [4], as principais irregularidades que ocorrem nas distribuidoras de energia elétrica são:

- Na rede de distribuição:
 - Desvio de 1, 2 ou 3 fases.
- No ramal de Ligação:
 - Desvio de 1, 2 ou 3 fases;
 - Com saída aérea, “by pass” (ponte) em 1, 2 ou 3 fases;
 - Desvio através de fenda no eletroduto de entrada ou no cabo concêntrico.

Na maioria dos casos registrados, as ligações clandestinas ocorrem em áreas de invasão, as favelas, que são comunidades com difícil ou impedimento de acesso, em função de se tratar de área de risco, assim a concessionária fica impossibilitada de instalar o sistema de medição de energia elétrica e executar fiscalizações. Tal problema, envolve questões sociais e muitas vezes está interligado ao tráfico de drogas e a violência, presente na maioria das favelas, depende muito de ações governamentais para resolver esse problema, para que as concessionárias de energia possam adequar os consumidores dessas regiões [6].

2.1.5 Perdas Comerciais por Fraudes nos Medidores de Energia

As perdas por fraude na medição são aquelas ocorridas por intervenção por parte do consumidor no sistema de medição da unidade consumidora e podem ocorrer de diversas formas. Normalmente se distingue o furto da fraude de energia. A fraude é quando o medidor de energia é adulterado ou quando é feito um desvio no ramal de entrada, antes do medidor. O consumidor faz um aumento de carga por um circuito clandestino, sem que a concessionária possa constatar a irregularidade. Várias são as possibilidades de fraudes e outras irregularidades praticadas pelo consumidor [6] [7].

2.2 Relação de Assuntos Sociais, Culturais e Econômicos com as Perdas Comerciais de Energia

Em [3] assuntos de cunho social, cultural e econômico que tenham relação direta com as perdas comerciais de energia elétrica, ou seja, qual ou quais causas provavelmente levam os clientes à prática de furtos e fraudes de energia, assim como as suas consequências são descritos. Dentre esses assuntos destacam-se:

- A inadimplência;
- A qualidade do atendimento aos clientes;
- A violência;
- A economia brasileira;
- O racionamento de energia;
- A revisão tarifária;

2.2.1 Perdas Comerciais e a Inadimplência

Muitas vezes, o furto de energia elétrica e o atraso em seu pagamento para as distribuidoras no Brasil estão associados às restrições orçamentárias do consumidor. Um número significativo de consumidores que tem seu fornecimento de energia cortado devido à inadimplência recorre ao furto da mesma. Analogamente, grande parte do mercado que é recuperado através de ações de combate às perdas se torna inadimplente [4].

Dados fornecidos pela ABRADÉE mostram um crescimento elevado do volume de faturas em atraso superior a dez dias, que cresceu 295% desde 1991. Apesar desse número não corresponder os casos de inadimplência, isso mostra que o poder aquisitivo dos clientes vem caindo ao longo dos anos. Associado ao consecutivo aumento das tarifas, o crescimento do desemprego e a queda na renda, muitos clientes colocam em segundo plano o pagamento dessas faturas [4].

As distribuidoras de energia têm uma variedade de ações no combate à fraude e à inadimplência. Dentre estas ações destacam-se, as inspeções regulares em buscas de furtos, o corte e o recorte do fornecimento de energia, cobranças judiciais/extrajudiciais, parcelamento das dívidas. Há empresas, que além destas ações também promovem ações sociais, como palestras sobre educação para o consumo de energia. Muitas pessoas não tem o conhecimento que a ligação clandestina é furto de energia e, portanto, podem estar sujeitas às punições do Código Penal [3].

2.2.2 Perdas Comerciais e a Qualidade de Atendimento aos Clientes

A ANEEL é a instituição responsável por avaliar a adequação do serviço prestado pelas distribuidoras de energia através de critérios pré-definidos, apresentados por meio de índices de avaliação específica com parâmetros objetivos. Através do IASC (Índice ANEEL de Satisfação do consumidor), a Agência onera as empresas cuja satisfação do consumidor é baixa. O IASC é o resultado da pesquisa junto ao consumidor residencial realizado todo ano para avaliar o grau de satisfação dos clientes com os serviços prestados pelas distribuidoras de energia [3] [6].

O aumento das perdas comerciais vem tomando proporções preocupantes em algumas distribuidoras afetando principalmente a qualidade do serviço oferecido por elas. Essas perdas vêm se tornando causas para a interrupção do serviço de fornecimento de energia, uma vez que elas sobrecarregam o sistema de distribuição, comprometendo a integridade da rede elétrica. Ainda que as concessionárias invistam em ampliações e melhorias nas redes de distribuição, o crescimento das perdas comerciais tem comprometido o resultado esperado para estes investimentos [6].

Ainda pode-se inferir que a má qualidade de fornecimento de energia pode levar os consumidores antes regulares perante a concessionária, a praticar a fraude ou furto de energia elétrica, por estarem insatisfeitos com o serviço prestado pela distribuidora.

2.2.3 Perdas Comerciais e a Violência

As áreas classificadas como favela, apresentam no estado do Rio de Janeiro índices de perdas que chegam a 70%, valor extremamente alto. Entretanto, o problema se agrava quando a ocupação não planejada é combinada às altas incidências de violência, que dificultam os trabalhos de fiscalização e normalização das ligações de energia. Observa-se nesses casos devido à ausência do Estado que deveria levar a uma ocupação planejada do local, condições propícias que impedem a entrada do Estado com serviços de infraestrutura urbana e serviços sociais voltados para a população para regularizar a ocupação. Chama-se a atenção ainda a relação que se estabelece entre o crescimento da violência e do "crime organizado", tendo como local privilegiado de proliferação as favelas e as comunidades carentes. O elevado número de favelas aliado ao problema do "crime organizado" potencializa a dificuldade do Estado em se fazer presente nesses locais [3].

Portanto é importante ressaltar que as abordagens de equipes em áreas de extremo risco social são difíceis de executar, mesmo por parte do poder público. Áreas denominadas "áreas de risco" já não são mais fiscalizadas pelas equipes operacionais, devido a reiteradas ameaças de violência fazendo com que algumas empresas distribuidoras suspendam todas as operações de inspeção, corte e cobrança de dívidas [3].

2.3 Perdas Comerciais em *Smart Grids*

A *Smart Grid* (tradução livre do inglês, Rede Inteligente), tem sido proposta como a rede de energia da próxima geração, com o propósito de modernizar a rede elétrica e acrescentar eficiência, confiabilidade e segurança. As *Smart Grids* se diferenciam das redes convencionais de energia pelo fato de haver adição de recursos tecnológicos que permitem um fluxo bidirecional de informação entre os geradores e os consumidores, reduzindo assim custos de geração e transmissão, melhorando ao mesmo tempo a eficiência e confiabilidade da rede. Além disso as redes inteligentes promovem a integração de sistemas de energia renovável e armazenamento [8].

Na *smart grid* os medidores mecânicos tradicionais têm sido substituídos por dispositivos digitais denominados *smart meters* (tradução livre do inglês, medidores inteligentes). *Smart meter* é um avançado medidor que mede o consumo de energia de um consumidor e provê informações adicionais às concessionárias de energia em comparação com os medidores convencionais. Os medidores inteligentes podem ler em tempo real informações de consumo de energia incluindo valores de tensão, corrente e frequência. Um sistema de medidor inteligente inclui além do medidor propriamente dito, infraestrutura de comunicação e controle de dispositivos [9].

Outra importante característica da *smart grid* são as *microgrids*, onde geração distribuída, dispositivos de armazenamento de energia e cargas, tipicamente presentes em uma rede de distribuição, são capazes de operar independentemente (modo ilhado) e também como parte da *macrogrid* (modo conectado à rede). *Microgrids* reduzem as perdas de energia na etapa de transmissão e aliviam o congestionamento da rede trazendo a geração para mais perto da carga permitindo ainda aos usuários venderem energia de volta à rede. Entretanto, na *smart grid*, particularmente em *microgrids*, roubos de energia podem facilmente serem cometidos por ataques cibernéticos aos *smart meters*. Eles podem não apenas fraudar sobre o real consumo de energia, mas também demandar pagamentos ilegais submetendo dados fraudulentos de produção de energia. É notável que o roubo de energia se torna mais fácil de ser realizado em *microgrids*, e portanto, um problema muito mais grave nas *smart grids* do que nas redes de energia tradicionais que necessita ser cuidadosamente abordada.

Os roubos de energia em *smart grids* são categorizados em 3 grupos [11], como mostra a Tabela 1:

Tabela 1 – Categorias de Roubos de Energia em *Smart Grids*.

Ataque Cibernético
Comprometer os medidores através do acesso remoto da rede
Modificar o <i>firmware</i> /armazenamento dos medidores
Roubar credenciais para acesso aos medidores
Sobrecarregar o CPU/memória
Interceptar/alterar comunicação de dados
Ataque Físico
Arrombar o medidor
Inverter os cabos do medidor
Desconectar o medidor
Extrair fisicamente a senha
Violar a porta óptica para obter acesso ao medidor
Fazer um <i>Bypass</i> no medidor para remover cargas da medição
Ataque de Dados
Parar de relatar todo o consumo
Diminuir o relatório de consumo à um percentagem do consumo real
Alterar o perfil de carga para esconder grandes cargas
Relatar consumo nulo
Relatar consumo negativo (atuar como um gerador)

Em resumo:

- *Ataques físicos*: Onde consumidores ilegais adulteram fisicamente seus medidores para reportar um consumo de energia menor;
- *Ataques cibernéticos*: Pode ser usado dentro dos medidores inteligentes ou através do link de comunicação com a concessionária de energia;
- *Ataques aos dados*: Objetiva adulterar os valores de medição e são realizados através de ataques físicos e cibernéticos.

3 ESTADO DA ARTE

O tema de perdas comerciais de energia elétrica se depara com duas vertentes de pesquisa na última década. Até o ano de 2012 ainda encontra-se na literatura especializada trabalhos que envolvam a detecção e identificação de perdas comerciais de energia em redes de distribuição convencionais. Desse ano em diante, várias pesquisas principalmente no cenário internacional já estudam as perdas em *Smart Grids*.

São apresentados neste tópico os trabalhos encontrados na literatura que envolvam aspectos de combate e prevenção às perdas comerciais de energia elétrica. As principais metodologias adotadas em redes convencionais de distribuição se baseiam em dados históricos/estatísticos dos consumidores associados à algoritmos heurísticos, meta-heurísticos ou inteligentes para a inferência de um perfil fraudador do consumidor, ou seja, identificar um padrão entre os consumidores que indique uma possível fraude ou furto de energia.

Trabalhos mais recentes, em que é analisada as perdas comerciais de energia em *smart grids*, trabalham geralmente com métodos computacionais de otimização e/ou estimação de estados para alcançar o objetivo final.

Em [3] o autor propôs uma metodologia com o intuito de melhorar a identificação de clientes fraudulentos utilizando métodos de inteligência artificial, como Redes Neurais Artificiais (RNA) e Lógica Fuzzy com base no banco de dados da distribuidora de energia elétrica ELEKTRO em conjunto com uma Pesquisa de Posses e Hábitos de Consumo (PPH) realizada nesta mesma empresa.

O objetivo do autor nesse trabalho era classificar um grupo de consumidores nas classes normal (adimplente), inadimplente ou fraudulento. Para isso, foi utilizada a RNA de Kohonen, para o dividir o banco de dados disponível em clusters. Feito essa classificação prévia, identificou-se quais e quantos destes clusters tiveram as PPHs realizadas e então a partir de um processo de análise Fuzzy identifica-se os clusters quanto a incidência de consumidores normais, inadimplentes ou fraudulentos. Por fim o autor analisou o desempenho do modelo proposto por ele com dados reais fornecidos pela empresa.

Em [12] o autor propõe o uso de técnicas de aprendizado de máquina para utilização de técnicas inteligentes na identificação das fontes de perdas comerciais, dispondo de dados reais fornecidos pela concessionária de energia elétrica AES Eletropaulo. Foram abordados neste trabalho a manipulação dos dados e utilização de quatro estratégias distintas de classificação, tendo como critérios de desempenho especificidade (número de fraudulentos encontrados na inspeção sobre o número total de fraudulentos) e confiabilidade (número de fraudulentos encontrados na inspeção sobre o número total de inspecionados).

As técnicas utilizadas para testes e análises foram: Algoritmo C4.5 que é baseado em árvores de decisão, Redes Neurais Artificiais (RNAs) ferramenta competente em tarefas

de classificação, *Support Vector Machine* (SVM) fundamentada na teoria do aprendizado estatístico e *Naive Bayes* baseia-se no teorema de Bayes supõe que os atributos são independentes. O classificador deve ter alta capacidade de generalização, responder corretamente novos dados e não só os dados antigos, utilizados no treinamento. A métrica desejável para as ferramentas computacionais em questão é o equilíbrio entre especificidade e confiabilidade.

Em [4] o autor teve como objetivo desenvolver uma metodologia que identifique o perfil do cliente irregular, podendo ser fraude ou furto de energia, além de irregularidade técnica. O sistema inteligente desenvolvido se baseia em RNAs, para o agrupamento de clientes com comportamentos semelhantes e classificação destes como normais ou irregulares. O autor desenvolveu dois modelos distintos de filtragem e classificação, sendo que no modelo de filtragem, o objetivo é detectar registros com características semelhantes estruturando assim os dados em grupos, sendo que o modelo de classificação é responsável por identificar quais clientes dos grupos provenientes do modelo anterior podem se tornar irregulares ou normais. Fez-se assim uma avaliação do desempenho do sistema com base na taxa de acerto na identificação dos clientes com possíveis irregularidades.

Em [5] o autor desenvolveu ferramentas computacionais inteligentes para detectar as perdas comerciais, através de informações presentes nas bases de dados de concessionárias. Propôs-se métodos alternativos para explorar os modelos das técnicas computacionais com algoritmos inteligentes, através de RNAs, Mapas Auto Organizáveis (*Self-Organizing Map* - SOM), SVM e Floresta de Caminhos Ótimos (*Optimum Path Forest* - OPF).

Em [13] o autor implementou computacionalmente um sistema inteligente híbrido intercomunicativo que se baseia no emprego de diferentes técnicas da área de sistemas inteligentes em módulos independentes e que se comunicam entre si. A metodologia utiliza dados reais de entrada de natureza diversa e combina várias técnicas a fim de verificar o risco percentual de cada cliente de possuir alguma anomalia que implique em perda comercial. São utilizados além de dados cadastrais e do histórico do consumo mensal dos clientes, comumente utilizados em trabalhos de detecção de perdas comerciais, o autor incluiu dados adicionais como a lista de nomes e de atividades suspeitas. O objetivo então era detectar de maneira mais rápida e precisa possível as perdas comerciais de energia. A metodologia composta envolve as técnicas RNAs, SOM e Lógica Fuzzy.

A seguir são apresentados os mais recentes trabalhos na literatura internacional envolvendo a detecção e identificação de perdas comerciais de energia elétrica.

Em [14] o autor propõe um modelo para o uso de análise de dados para detectar o roubo de energia elétrica, e uma nova métrica que aproveita o modelo, a fim de avaliar e comparar as detecções de anomalias. São utilizados dados reais de um sistema com infraestrutura de medição avançada para validar a abordagem utilizada.

Em [15] o autor propõe um esquema estatístico de detecção de anomalias modelando um jogo entre a concessionária de energia e os usuários fraudulentos. O objetivo da concessionária é maximizar o seu lucro e minimizar o custo de detecção de usuários fraudulentos, enquanto o objetivo dos ladrões de energia é minimizar a probabilidade de ser detectado sujeito a uma restrição relacionada ao montante de energia roubado.

Em [11] o autor apresenta um sistema de detecção de intrusão na infraestrutura de medição avançada que utiliza a fusão da informação para combinar os sensores e os dados de consumo a partir de um medidor inteligente para detectar com mais precisão o furto de energia. O algoritmo combina registros de eventos de roubo de energia físicos e cibernéticos com os dados de consumo para modelar com mais precisão e detectar comportamentos relacionados com o roubo de energia.

Em [16] o autor desenvolve um modelo linear para a rede de distribuição, e então pode encontrar ladrões de energia somente se todas as medidas de tensão e algumas medidas iniciais de potência possam ser confiáveis, ou seja, não adulteradas pelos ladrões de energia.

Em [17] o autor propõe resolver de forma distribuída um sistema de equações lineares para os "coeficientes de honestidade" dos usuários, que indicam que os usuários são regulares quando igual a 1 e são fraudulentos quando maior do que 1. Foram desenvolvidos para isso dois algoritmos de detecção distribuídos baseados em decomposição LU (em que LU vem do inglês *lower* e *upper*) que pode identificar usuários fraudulentos sem comprometer a privacidade de dados dos usuários. Os algoritmos são propostos no caso em que os usuários fraudulentos cometem o roubo de energia a uma taxa constante, ou seja, com os "coeficientes de honestidade" constante. Também são propostos algoritmos adaptáveis para ter em conta cenários onde os usuários têm coeficientes variáveis.

Em [18] o autor utiliza uma técnica de mineração de dados denominada *Non-Intrusive Load Monitoring (NILM)*, tradução livre do inglês Monitoração de Carga Não-Invasiva, a partir da coleta de dados de fraudes cibernéticas e fraudes físicas e análise do perfil de carga dos usuários. A ideia principal é de fundir a informação utilizando um gráfico baseado em um algoritmo de fusão e identificar os possíveis ladrões de energia com o menor número de falsos positivos.

Em [19] o autor coleta os perfis de carga de medidores inteligentes dos usuários e aplica um classificador baseado em rede neural artificial multilayer perceptron utilizando uma técnica denominada busca carregada do sistema, para enfim localizar os usuários fraudulentos.

Em [20] o autor propõe um esquema que primeiramente detecta o transformador pertencente à um cliente fraudulento, baseado em um estimador de estados que utiliza as medidas de tensão e potência dos *Smart Meters* e chaves seccionadoras automáticas

presentes na rede de distribuição, e então tenta identificar o consumidor fraudulento por meio de análise de variância de consumo de energia de todos os consumidores conectados a este mesmo transformador.

Em [21] o autor utilizando computação P2P (*peer-to-peer*, tradução livre do inglês par-a-par) propõe três algoritmos distribuídos para resolver um sistema de equações lineares para "coeficientes de honestidade" dos usuários, que definem se o usuário é regular ou fraudulento.

Em [10] o autor propõe primeiramente um algoritmo centralizado de detecção de furto de energia utilizando o filtro de Kalman. Tal algoritmo é capaz de identificar os ladrões de energia, mas não pode proteger a privacidade dos usuários. Em seguida, com base no algoritmo proposto, outro algoritmo foi desenvolvido para a detecção de furto de energia com preservação de privacidade dos usuários, que encontra os ladrões de energia pela decomposição do filtro de Kalman para dois filtros paralelos e de baixo acoplamento.

Em [22] a autora propõe uma nova metodologia de detecção de roubo de energia baseada no padrão de consumo dos clientes, que utiliza a propriedade da previsibilidade dos padrões normais de consumo e padrões de clientes fraudulentos. Usando medições nos transformadores da distribuição, áreas com alta probabilidade de furto de energia são pré-selecionadas, e monitorando alterações nos padrões de consumo, os clientes suspeitos são identificados. São aplicadas técnicas de classificação e clusterização em associação com o uso de medições nos transformadores e detectores de anomalias.

Os trabalhos citados anteriormente que tratam de propostas de combate à perdas comerciais de energia elétrica em redes convencionais de distribuição, apresentam em geral as mesmas dificuldades. Em nenhum deles é proposta uma metodologia para a detecção de perdas comerciais à nível de transformador do sistema de distribuição. A falta desta etapa acarreta em um elevado banco de dados para análise, o que acarreta um alto índice de falsos positivos no processo de identificação do usuário fraudulento. Um número excessivo de falsos positivos representa para a concessionária um alto custo no envio de equipes para inspeção em campo dos usuários suspeitos. A escassa informação do estado da rede de distribuição na baixa tensão neste tipo de rede, transforma a identificação dos usuários fraudulentos em uma tarefa árdua e até então sem muitos resultados satisfatórios.

Os recentes trabalhos apresentados na literatura tratam de aspectos de combate à perdas comerciais de energia em *Smart Grids* sendo que podem ser observadas nas metodologias limitações em particulares. Da mesma forma que para os trabalhos que tratam de sistemas convencionais, para estes, apenas um apresenta uma metodologia de detecção de perdas comerciais a nível de transformador. A metodologia é baseada em um estimador de estados para sistemas de distribuição que utiliza os valores medidos de tensão e potência a partir dos *Smart Meters* dos consumidores. Porém, para os casos em que os dados dos medidores inteligentes são adulterados, esta etapa não irá detectar o ato

ilícito no transformador correspondente.

Alguns trabalhos dependem de dados confiáveis do sistema de distribuição para todos os usuários à eles conectados, ou seja, dados históricos dos perfis de carga dos consumidores sem nenhum tipo de roubo de energia, algo bastante difícil de avaliar. Sem este tipo de informação a metodologia proposta pode falhar severamente.

Ainda a maioria dos trabalhos consideram que a partir da detecção do furto de energia em um dos transformadores do sistema de distribuição, exista apenas um consumidor ligado a este que esteja roubando energia, onde em casos que há mais de um consumidor cometendo o ato ilícito, a metodologia proposta não irá identificar todos.

O trabalho mais recente que apresenta os melhores resultados dentre os presentes, considera a instalação de medidores em todos os transformadores do sistema de distribuição, para a princípio, detectar as áreas onde ocorrem os furtos de energia, agregando assim um alto custo para a implantação do método. Uma proposta de detecção de perdas comerciais a baixo custo é de fundamental importância para as concessionárias de energia.

Reunindo as informações apresentadas até então, fica evidente a necessidade do desenvolvimento de técnicas eficientes, em resultado e custo, para a detecção e identificação de perdas comerciais de energia em *Smart Grids*. Com o avanço da tecnologia e o rápido crescimento das infraestruturas avançadas de medição em todo o mundo, as concessionárias de energia correm contra o tempo para buscar tais soluções.

Diante do problema exposto, propõe-se uma metodologia para a detecção de perdas comerciais de energia elétrica utilizando um estimador de estados trifásico baseado em medições fasoriais sincronizados por GPS e também uma metodologia para a identificação dos consumidores fraudulentos em *Smart Grids* baseada na análise do perfil de consumo dos consumidores conectados aos transformadores com anomalias detectadas.

4 DESENVOLVIMENTO DA METODOLOGIA PARA DETECÇÃO DE PERDAS COMERCIAIS DE ENERGIA

O estimador de estados desenvolvido em [23], serviu de base para a primeira etapa, sendo feita algumas modificações de implementação para se adequar ao fim proposto, toda a metodologia deste estimador está exposta no Apêndice A.

4.1 Considerações Iniciais

As redes de distribuição apresentam características que as diferenciam da rede de transmissão, dentre essas características destacam-se:

- Topologia radial, ou seja, só existe um caminho para o fluxo de potência entre a subestação de distribuição (nó principal) e o consumidor;
- Múltiplas conexões (Trifásicas, Bifásicas e Monofásicas);
- Cargas de natureza distintas;
- Linha com resistências muitas vezes comparáveis à reatância;
- Na maioria das vezes sem transposições, ou seja, para os cálculos devem ser levados em conta o efeito das impedâncias mútuas. As quedas de tensão devido aos acoplamentos entre as fases são desequilibradas;
- Desequilíbrio entre fases, ocorre devido à existência de um número grande de cargas monofásicas conectadas à cada barra do sistema.

Um sistema de distribuição geralmente tem início na subestação de energia, alimentada por uma linha de subtransmissão ou transmissão, e cada subestação pode alimentar um ou mais alimentadores, geralmente radiais, havendo apenas um caminho para a circulação de corrente elétrica [24], conforme mostra a Figura 2.

4.2 Característica do Estimador Trifásico

Como dito anteriormente o estimador de estados trifásico com medição por unidades fasoriais sincronizadas foi utilizado como ferramenta para a metodologia de detecção de perdas comerciais de energia elétrica. Tal ferramenta se baseia em estimar com precisão os valores de tensões e correntes fasoriais de cada barra e linha do sistema analisado, tendo como entrada de dados os valores fasoriais das tensões onde são instaladas as PMUs, e as correntes nas linhas conectadas à essas barras. Vale ressaltar que os sistemas de distribuição tem como característica o desequilíbrio entre fases, o que foi considerado

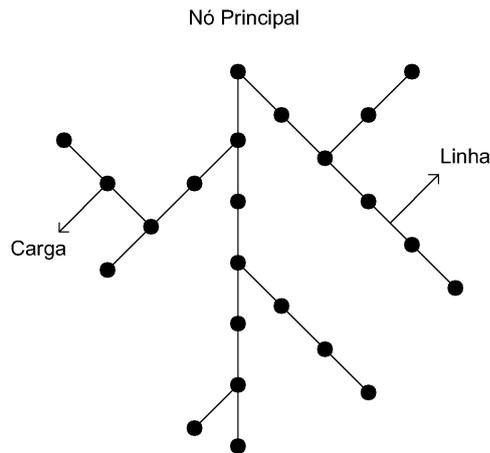


Figura 2 – Topologia de um Sistema de Distribuição Radial.

nas etapas de simulação do estimador de estados. Assim, para dada barra k com PMU instalada e conectada entre das barras l e m tem-se:

$$z^{abc} = \begin{bmatrix} V_k^{abc} \\ V_l^{abc} \\ V_m^{abc} \\ I_{lk}^{abc} \\ I_{km}^{abc} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Onde:

- z^{abc} Vetor de medidas nas fases abc
- V_k^{abc} Vetor tensão na barra k fases abc ;
- V_l^{abc} Vetor tensão na barra l fases abc ;
- V_m^{abc} Vetor tensão na barra m fases abc ;
- I_{lk}^{abc} Vetor corrente na linha $l - k$ fases abc ;
- I_{km}^{abc} Vetor corrente na linha $k - m$ fases abc ;

Como exemplo, a Figura 3 apresenta um sistema de distribuição radial composto por 6 barras, sendo a barra SE a subestação (nó principal) do sistema, e as demais, barras de carga. A partir das PMUs instaladas nas barras 1 e 4 deste sistema, representadas pelo quadrado em amarelo, se tem a informação de tensão dessas barras, e das correntes nas linhas $SE - 1$, $3 - 4$ e $4 - 5$.

Os vetores de tensão e correntes são compostos pelas partes real e imaginária da seguinte forma:

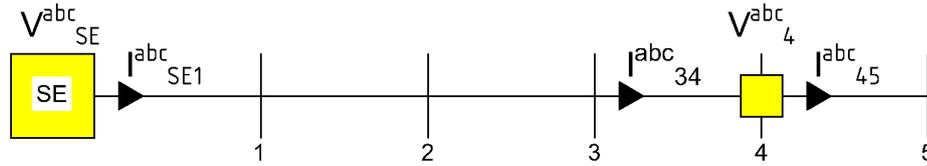


Figura 3 – Sistema de Distribuição 6 Barras - Vetores Medidos.

$$V_{SE}^{abc} = \begin{bmatrix} V_{r,SE}^a + jV_{m,SE}^a \\ V_{r,SE}^b + jV_{m,SE}^b \\ V_{r,SE}^c + jV_{m,SE}^c \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$V_4^{abc} = \begin{bmatrix} V_{r,4}^a + jV_{m,4}^a \\ V_{r,4}^b + jV_{m,4}^b \\ V_{r,4}^c + jV_{m,4}^c \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

$$I_{SE1}^{abc} = \begin{bmatrix} I_{r,SE1}^a + jI_{m,SE1}^a \\ I_{r,SE1}^b + jI_{m,SE1}^b \\ I_{r,SE1}^c + jI_{m,SE1}^c \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$$I_{34}^{abc} = \begin{bmatrix} I_{r,34}^a + jI_{m,34}^a \\ I_{r,34}^b + jI_{m,34}^b \\ I_{r,34}^c + jI_{m,34}^c \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

$$I_{45}^{abc} = \begin{bmatrix} I_{r,45}^a + jI_{m,45}^a \\ I_{r,45}^b + jI_{m,45}^b \\ I_{r,45}^c + jI_{m,45}^c \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

Onde, os índices r e m representam respectivamente, as partes real e imaginária dos vetores de tensão e corrente, e os índices a , b e c representam as fases do sistema.

A partir dos valores fornecidos pelas PMUs no instante de tempo analisado, o estimador consegue retornar com precisão, correntes e tensões das demais linhas e barras do sistema, dados por:

$$V_1^{abc} = \begin{bmatrix} V_{r,1}^a + jV_{m,1}^a \\ V_{r,1}^b + jV_{m,1}^b \\ V_{r,1}^c + jV_{m,1}^c \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

$$V_2^{abc} = \begin{bmatrix} V_{r,2}^a + jV_{m,2}^a \\ V_{r,2}^b + jV_{m,2}^b \\ V_{r,2}^c + jV_{m,2}^c \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

$$V_3^{abc} = \begin{bmatrix} V_{r,3}^a + jV_{m,3}^a \\ V_{r,3}^b + jV_{m,3}^b \\ V_{r,3}^c + jV_{m,3}^c \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$V_5^{abc} = \begin{bmatrix} V_{r,5}^a + jV_{m,5}^a \\ V_{r,5}^b + jV_{m,5}^b \\ V_{r,5}^c + jV_{m,5}^c \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

$$I_{12}^{abc} = \begin{bmatrix} I_{r,12}^a + jI_{m,12}^a \\ I_{r,12}^b + jI_{m,12}^b \\ I_{r,12}^c + jI_{m,12}^c \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$I_{23}^{abc} = \begin{bmatrix} I_{r,23}^a + jI_{m,23}^a \\ I_{r,23}^b + jI_{m,23}^b \\ I_{r,23}^c + jI_{m,23}^c \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

A partir destes dados, consegue-se calcular as potências ativa e reativas injetadas em cada barra, da forma:

$$P_k^{abc} = \begin{bmatrix} V_{r,k}^a I_{r,k}^a + V_{m,k}^a I_{m,k}^a \\ V_{r,k}^b I_{r,k}^b + V_{m,k}^b I_{m,k}^b \\ V_{r,k}^c I_{r,k}^c + V_{m,k}^c I_{m,k}^c \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

$$Q_k^{abc} = \begin{bmatrix} -V_{r,k}^a I_{m,k}^a + V_{m,k}^a I_{r,k}^a \\ -V_{r,k}^b I_{m,k}^b + V_{m,k}^b I_{r,k}^b \\ -V_{r,k}^c I_{m,k}^c + V_{m,k}^c I_{r,k}^c \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

Onde:

P_k^{abc} Vetor potência ativa injetada na barra k e nas fases abc

Q_k^{abc} Vetor potência reativa injetada na barra k e nas fases abc ;

A Figura 4 mostra o sistema com os vetores medidos, estimados e calculados.

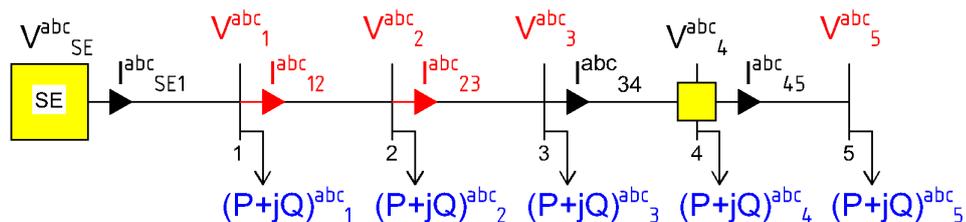


Figura 4 – Sistema de Distribuição 6 Barras - Vetores Medidos, Estimados e Calculados.

O estimador de estados trifásico baseado em medições fasoriais sincronizadas garante assim uma observabilidade da rede, sendo possível monitorar as variáveis elétricas de cada barra e linha do sistema. A partir dos dados calculados de potência ativa é que consegue-se atingir o objetivo de detecção das perdas comerciais de energia nas barras do sistema analisado.

Ao longo do desenvolvimento deste trabalho realizou-se várias simulações a fim de se encontrar uma configuração ideal do estimador para sua aplicação ao problema proposto. Inicialmente buscou-se por alternativas que não incluíssem alterações à modelagem matemática do estimador de estados, porém com os resultados observados verificou-se a necessidade de uma alteração no modelo que solucionou os problemas encontrados.

Com o intuito de melhorar a precisão do estimador original apresentado em [23], inicialmente foram alocadas PMUs adicionais em algumas barras dos sistemas analisados.

A inserção de novas PMUs no sistema acarreta em elevados custos de instalação e manutenção, cenário desfavorável à implantação do mesmo. Pensando nisto o autor deste trabalho propôs então uma alteração de implementação no estimador de estados para que se possa melhorar a precisão do estimador sem a necessidade de alocação de várias PMUs adicionais.

O estimador original desenvolvido em [23] considera uma faixa de variação nas restrições de desigualdade de maneira fixa. Nos resultados apresentados pelo autor pode-se perceber que quanto menor a faixa de variação, melhor é a precisão do estimador de estados, porém para valores muito pequenos desta faixa de variação, o problema de otimização pode convergir para uma solução ótima local que não seja satisfatória.

Pensando nisto foi proposto um método alternativo onde os valores dos limites superiores e inferiores das potências demandadas no instante de tempo t de cada barra é variável de acordo com as condições do problema de otimização.

O estimador de estados utilizado consiste em um problema de otimização não linear restrito. As Equações (4.15), (4.16) e (4.17) mostram a formulação genérica deste tipo de problema.

$$\text{Min } f(z) \tag{4.15}$$

Sujeito a:

$$e(z) = 0 \tag{4.16}$$

$$l \leq z \leq u \tag{4.17}$$

Onde:

z	Vetor das variáveis do problema de otimização;
$f(z)$	Função objetivo em função de z ;
e	Restrições de igualdade;
l	Limite inferior de z ;
u	Limite superior de z .

Para as ditas barras não monitoradas do sistema (aquelas que não há presença de medição fasorial) as potências ativas e reativas são modeladas como restrições de canalização, ou seja, a solução deve respeitar valores de potência injetada entre um valor mínimo e máximo estabelecido.

Para o método de solução do problema de otimização apresentado no Apêndice A, as restrições de canalização sofrem uma alteração adicionando às mesmas variáveis de folga, assim a Equação 4.17 é dividida nas Equações 4.18, 4.19, 4.20 e 4.21.

$$z - s_l = l \quad (4.18)$$

$$z + s_u = u \quad (4.19)$$

$$s_l \geq 0 \quad (4.20)$$

$$s_u \geq 0 \quad (4.21)$$

Onde s_l é a variável de folga associada com o limite inferior l e s_u a variável de folga associada com o limite superior u .

Após terminado o processo iterativo do problema de otimização, as variáveis de folga s_l e s_u nos fornecem informações importantes acerca das condições das restrições impostas, isto é, para uma variável de folga com valor nulo, a respectiva restrição está ativa, isto indica que a solução final do problema impõe que a respectiva variável seja igual ao valor limite da restrição.

Associando a informação em [23] que quanto menor a faixa de canalização das potências injetadas nas barras não monitoradas, melhor é a qualidade dos resultados com as informações que as variáveis de folga do problema expressam, foi proposto uma alteração na canalização da potência injetada das barras.

A ideia consiste em inicializar o problema com uma faixa de canalização bastante estreita, forçando o problema de otimização a buscar soluções próximas aos valores iniciais. Para tal situação, fica evidente que o problema irá encontrar uma solução não satisfatória, uma vez que a taxa de variação das potências nas barras do instante de tempo $t - 1$ para o instante de tempo t é superior à faixa de canalização adotada.

Conforme isso acontece, as variáveis de folga retornam a informação de quais restrições estão ativas, então para o limite definido para essa restrição é acrescido de uma

incremento (positivo para os limites superiores e negativo para os limites inferiores) e o problema é novamente solucionado, até que todas as as variáveis de folga sejam diferentes de zero. As Equações 4.22 e 4.23 apresentam a modelagem adotada.

$$\begin{aligned} l_k^t &= l_k^{t-1} & s_{lk} &> 0 \\ l_k^t &= l_k^{t-1} + \Delta l_k & s_{lk} &= 0 \end{aligned} \quad (4.22)$$

$$\begin{aligned} u_k^t &= u_k^{t-1} & s_{uk} &> 0 \\ u_k^t &= u_k^{t-1} + \Delta u_k & s_{uk} &= 0 \end{aligned} \quad (4.23)$$

Onde:

$k = 1, \dots, n$	Barra não monitorada;
l^{t-1}	Limite inferior no instante de tempo $t - 1$;
l^t	Limite inferior no instante de tempo t ;
u^{t-1}	Limite superior no instante de tempo $t - 1$;
u^t	Limite superior no instante de tempo t ;
Δl_k	Incremento do limite inferior (valor negativo);
Δu_k	Incremento do limite superior (valor positivo);

As modificações utilizadas apresentaram resultados bastante satisfatórios em termos de precisão do estimador de estados, sendo estas adotadas em definitivo no trabalho.

Definido assim a modelagem matemática final do estimador de estados, os sistemas foram submetidos à simulações onde insere-se perdas comerciais de energia em algumas de suas barras e em horários determinados.

4.3 Curvas de Carga

É de fundamental importância para as concessionárias de energia elétrica o conhecimento do consumo horário em cada ponto de entrega da rede de distribuição. De posse desses valores, é possível fazer avaliações de tensão, corrente e perdas.

Nos sistemas de distribuição encontram-se diversos tipos de conexões, sejam trifásicas, bifásicas ou monofásicas. Os tipos de carga comumente ligadas a este sistema são: residenciais, comerciais, industriais, rurais, iluminação pública e serviço público. Cada segmento caracteriza-se por possuir um fator de potência típico e um determinado comportamento de demanda de carga.

Uma curva de carga representa a evolução temporal do consumo de energia elétrica de um determinado sistema elétrico. A curva de carga típica de um determinado transformador representa a demanda de todos os consumidores a ele conectados, bem como as perdas decorrentes da distribuição de energia elétrica. Ainda, uma curva de carga expressa o comportamento da carga de determinado grupo típico de consumidor de energia elétrica.

Para viabilizar o conhecimento da curva de carga as empresas vêm adotando a teoria de amostragem em associação com algumas técnicas de análise de dados [25].

A partir do somatório das potências no intervalo de tempo determinado da curva de carga (Equação 4.24) de um consumidor, transformador ou alimentador, tem-se a energia consumida neste intervalo conforme mostra a Figura 5.

$$E_{kWh} = \frac{1}{1000} \sum_{t=0}^T P(t) \Delta t \quad (4.24)$$

Onde:

- E_{kWh} Energia consumida em kWh ;
- $P(t)$ Potência ativa demanda no instante de tempo em W ;
- t Unidade de tempo;
- T Instante de tempo final;
- Δt Intervalo de tempo analisado h ;

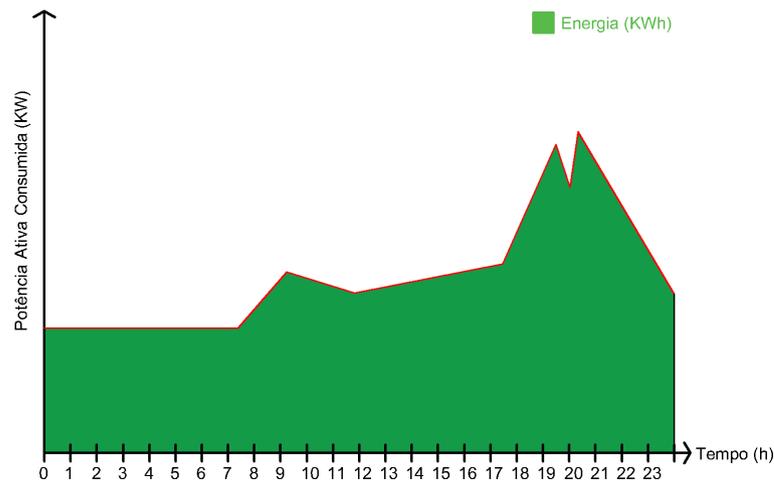


Figura 5 – Curva de Carga Diária de um Consumidor.

4.3.1 Consumidores Residenciais

Estudos prévios apresentavam uma curva de carga de um consumidor residencial caracterizada por um consumo praticamente constante durante o dia com um aumento no final da tarde apresentando um pico de demanda (entre 18 e 21 horas). A Figura 6 [24] mostra um exemplo da curva de carga de um dia útil de um consumidor residencial.

4.3.2 Consumidores Comerciais

Para um consumidor comercial a curva de carga é caracterizada por uma demanda durante o horário comercial com um leve declínio no horário do almoço. Fora do horário comercial a demanda deste tipo de consumidor é considerada praticamente para iluminação

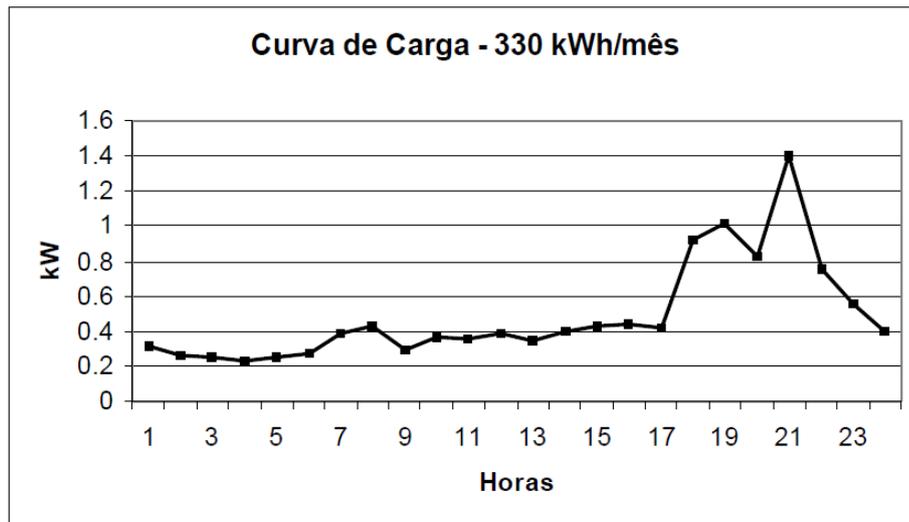


Figura 6 – Curva de Carga de um Consumidor Residencial.

e refrigeração. A Figura 7 [24] mostra um exemplo da curva de carga de um dia útil de um consumidor comercial [24].

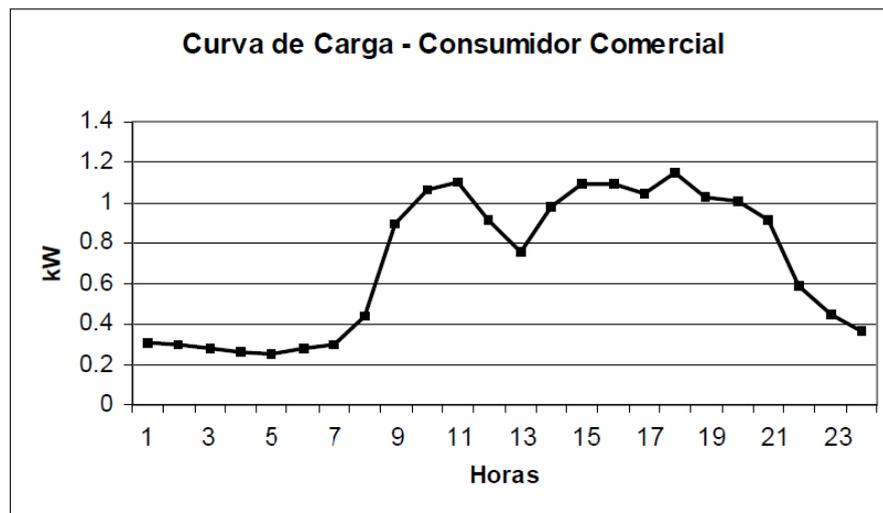


Figura 7 – Curva de Carga de um Consumidor Comercial.

4.3.3 Consumidores Industriais

Os consumidores industriais são caracterizados por receberem energia em média tensão, possuindo subestações abaixadoras internas. São classificados por ramo de atividade e por faixa de consumo de energia elétrica [24]. Grandes indústrias podem ainda receber energia elétrica diretamente do sistema de subtransmissão ou transmissão.

Devido à enorme variação de atividades do setor industrial, as curvas de carga representativas são estimadas por ramo de atividade e por localização. Na Figura 8 [24]

pode-se observar essa variação ao longo de um dia útil [24].

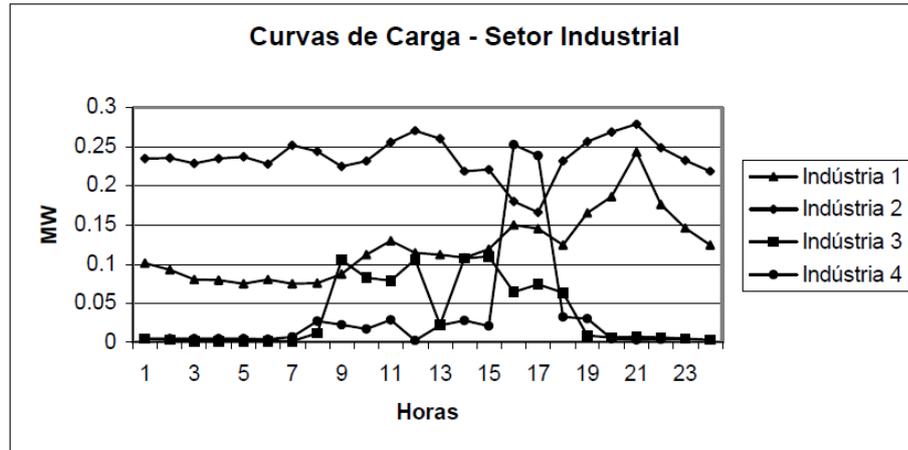


Figura 8 – Curva de Carga do Setor Industrial.

4.3.4 Curvas de Carga dos Transformadores e sua Importância na Detecção de Perdas Comerciais de Energia

É possível se obter a curva de carga diária do transformador do sistema de distribuição sendo a soma entre as curvas de carga dos consumidores individuais, iluminação pública e perdas técnicas estimadas.

O conhecimento da curva de carga de cada transformador da rede de distribuição, se torna uma informação valiosa para a metodologia de detecção de perdas comerciais. Porém as curvas de carga de qualquer consumidor apresenta muita incerteza se considerado os padrões estatísticos apresentados anteriormente, logo é preciso de uma técnica que possa estimar com maior precisão as reais curvas dos transformadores do sistema de distribuição, sendo que o estimador de estados foi utilizado para este fim.

Partindo-se do pressuposto que o estimador de estados fornece com precisão o valor de potência ativa de cada barra do sistema para dado instante de tempo, para as barras em que não há furtos de energia, o valor de potência ativa estimado deverá ser, dentro de uma margem de erro, semelhante ao fornecido pela concessionária de energia. Assim, divergências significativas entre esses valores indicam um possível furto de energia e a barra é considerada anômala.

4.4 Simulação do Furto/Fraude de Energia

Nas simulações realizadas para este trabalho foram analisados os sistemas de teste IEEE 33 barras e IEEE 70 barras na etapa de detecção de perdas comerciais de energia elétrica, modificados pelo autor para uma abordagem trifásica. Os sistemas utilizados

foram modificados de tal forma que houvesse desequilíbrio de potência entre as três fases em todas as barras, de forma a se aproximar de uma situação real de operação.

Com os sistemas definidos fez-se a análise inserindo o furto de energia em várias barras dos sistemas analisados, afim de validar então a metodologia proposta para detecção de perdas comerciais de energia em sistemas de distribuição.

A Figura 9 mostra as cargas conectadas a um transformador qualquer de um sistema de distribuição. Além dos consumidores regularmente ligados ao trafo, deve-se levar em consideração a parcela de consumo proveniente da iluminação pública e das perdas técnicas do sistema de baixa tensão. Ambas são estimadas pela concessionária de energia e devem estar presentes nos cálculos de forma a não prejudicar a detecção de furtos ou fraudes de energia.

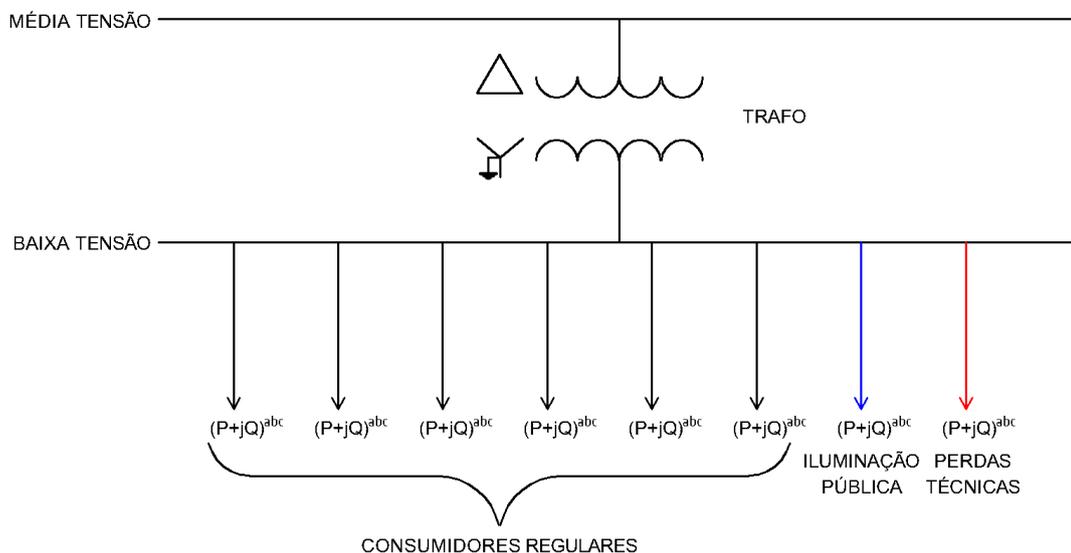


Figura 9 – Cargas Conectadas a um Transformador.

O trabalho referenciado em [26], presente no acervo digital da ANEEL, apresenta uma metodologia para estimação de perdas técnicas em redes de baixa tensão em comparação com os modelos do CODI (Comitê de Distribuição) e o modelo da ANEEL, utilizados atualmente no Brasil. Os modelos em comparação não mostram diferença significativa para a estimação de perdas na baixa tensão, fato este devido aos ótimos resultados já apresentados pelos métodos existentes, fazendo com que as estimativas de perdas técnicas de energia no sistema de baixa tensão sejam confiáveis.

Em uma rede convencional com tarifação única o furto ou a fraude de energia é definida como uma carga adicional no sistema, geralmente em intervalos determinados, apontando uma diferença entre a energia efetivamente consumida e a energia faturada pela distribuidora em soma às perdas técnicas e iluminação pública estimadas. A Figura 10 mostra a representação de um consumo irregular de energia.

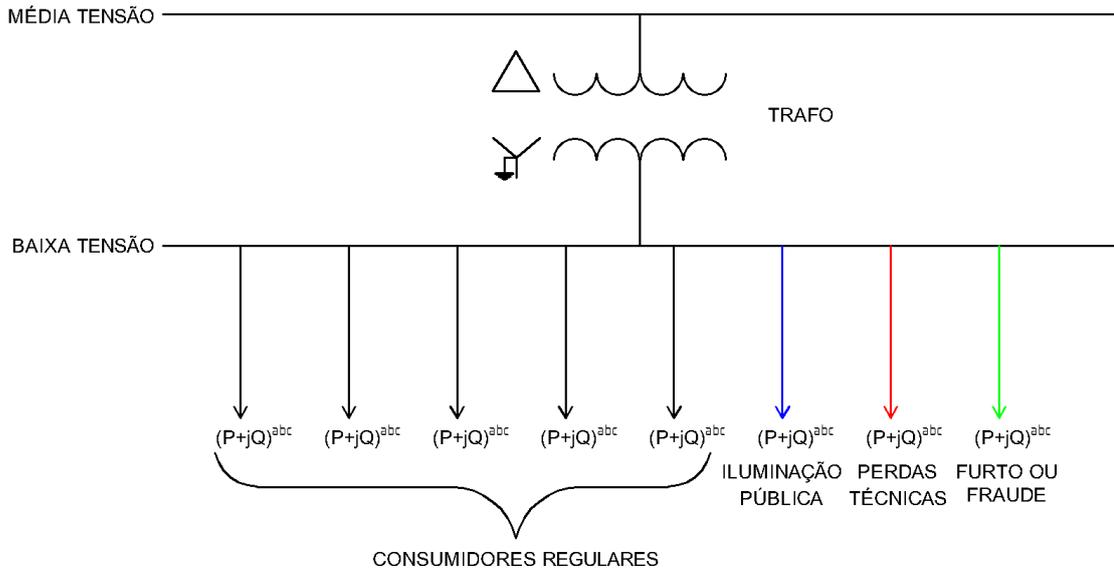


Figura 10 – Consumidor Irregular Conectado à Rede.

Assim pelo somatório da energia consumida fornecida pelo estimador para cada dia do mês, confrontando ao final com a energia efetivamente faturada pela empresa em adição às perdas técnicas estimadas e iluminação pública, faz-se a detecção de perdas comerciais de energia para as barras do sistema conforme a Equação 4.25.

$$PC_k = E_k^{Estimador} - (E_k^{Faturado} + E_k^{IP} + E_k^{PerdasTécnicas}) \quad (4.25)$$

Onde:

PC_k	Perdas Comerciais de Energia na barra k em kWh ;
$E_k^{Estimador}$	Energia consumida na barra k calculada pelo estimador em kWh ;
$E_k^{Faturado}$	Energia efetivamente faturada pela concessionária dos consumidores conectados à barra k em KWh ;
E_k^{IP}	Energia estimada em consumo de Iluminação Pública na barra k em kWh ;
$E_k^{PerdasTécnicas}$	Energia estimada em perdas técnicas provenientes da rede de baixa tensão da barra k em kWh ;

Entretanto, em *Smart Grids*, em que geralmente há diferenciação tarifária horária, nem sempre o consumo mensal ou diário obtido pela concessionária para o montante dos consumidores conectados a um transformador irá diferir da informação proveniente do estimador de estados.

Em [22] a autora define tipos de ataques aos medidores e à rede de distribuição que caracterizam formas de fraudes e furtos simulando-os a fim de validar a metodologia proposta de classificação dos consumidores. Neste trabalho adotou-se pelos mesmos tipos

de ataques, considerando a curva diária composta por 48 medidas de consumo tem-se que para cada amostra diária $x = x_1, \dots, x_{48}$, durante os intervalos de tempo $t = 1, \dots, 48$. Os tipos de ataques são então definidos como:

- $h_1(x_t) = \alpha x_t$, $\alpha = \text{rand}(0.1, 0.8)$;

- $h_2(x_t) = \beta_t x_t$

$$\beta_t = \begin{cases} 0 & t_0 < t < t_f \\ 1 & \text{Caso contrário;} \end{cases}$$

$$t_0 = \text{rand}(0, 47 - t_{min});$$

$$t_f = \text{instante de tempo final};$$

$$t_{min} = \text{tempo mínimo de roubo};$$

- $h_3(x_t) = \gamma_t x_t$, $\gamma_t = \text{rand}(0.1, 0.8)$;

- $h_4(x_t) = \gamma_t \text{média}(\mathbf{x})$, $\gamma_t = \text{rand}(0.1, 0.8)$;

- $h_5(x_t) = \text{média}(\mathbf{x})$;

- $h_6(x_t) = x_{24-t}$

Assim, entende-se por h_1 a entrada onde durante todo o período de tempo é multiplicada por um mesmo valor aleatório escolhido, entre 0,1 e 0,8. O tipo de ataque h_2 faz com que o medidor inteligente não envie as medições ou envie medições nulas durante um intervalo de tempo aleatório. O ataque h_3 multiplica cada leitura do medidor inteligente por um valor aleatório entre 0,1 e 0,8. Os ataques h_4 e h_5 reportam respectivamente um fator ou o valor exato da média das leituras ao longo do dia. Por último, o ataque h_6 modifica os horários das leituras.

Percebe-se que os ataques h_5 e h_6 representam ataques contra os mecanismos de controle das cargas nos quais o preço do KWh varia de acordo com a hora do dia, já que o montante total de consumo de energia permanece inalterado. A Figura 11 representa o consumo diário de um consumidor residencial do banco de dados analisado, enquanto a Figura 12 mostra a simulação de todos os tipos de ataques por parte deste consumidor.

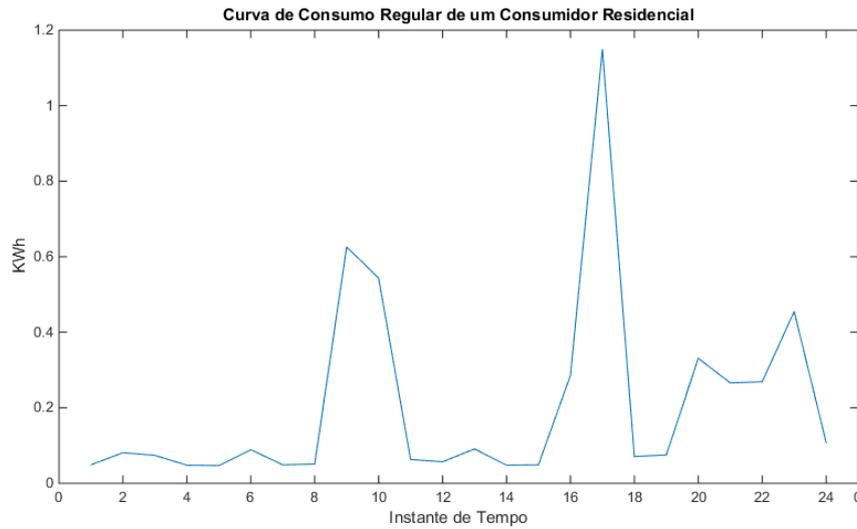


Figura 11 – Curva de Consumo Regular de um Consumidor Residencial.

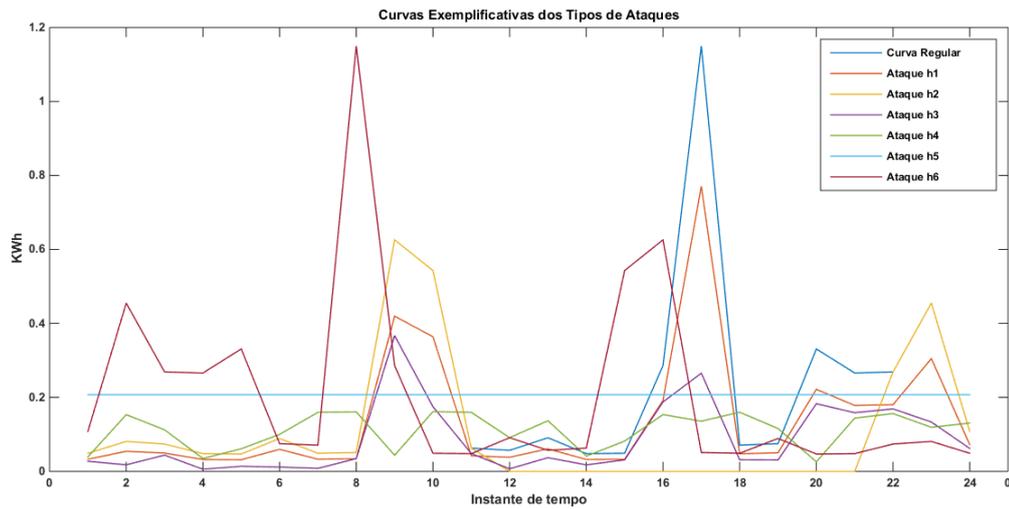


Figura 12 – Exemplificação dos Tipos de Ataques.

Em uma *smart grid*, a concessionária consegue obter a informação em intervalos de tempo usualmente de 15 minutos do consumo de energia de cada cliente, que associado às perdas técnicas do sistema de baixa tensão e ao consumo de iluminação pública, tem-se o consumo de cada barra do sistema de distribuição. Tal informação, permite que ao se comparar os dados de consumo proveniente da concessionária frente aos dados do estimador possa se detectar um furto ou fraude de energia no instante de tempo em que o mesmo acontece, independentemente do consumo diário ou mensal ser diferente entre o faturado e estimado. como exemplifica a Figura 13.

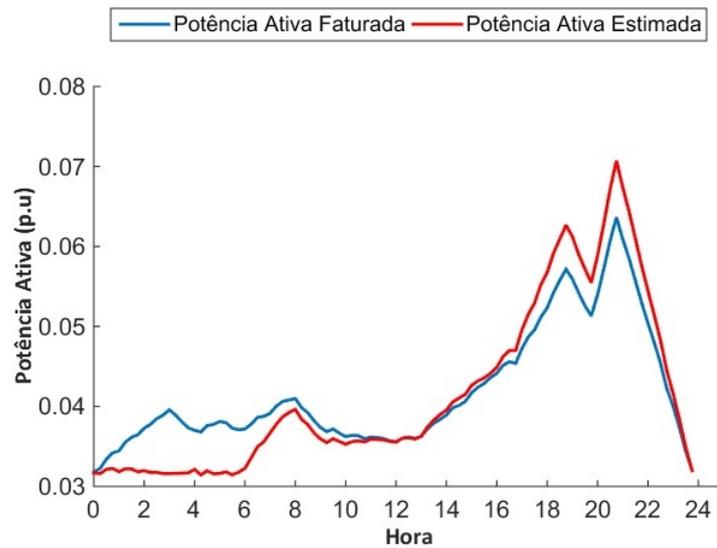


Figura 13 – Detecção de Perdas Comerciais de Energia.

No gráfico apresentado pela Figura 13, pode-se observar durante o intervalo de tempo compreendido entre as 8 primeiras horas do dia que a curva de carga faturada é muito superior à curva de carga estimada, e no intervalo das 18 às 24h o oposto acontece. Ambas as curvas apresentam o mesmo consumo diário (em KWh) porém as divergências apresentadas no horário indicado representam um furto/fraude de energia que tem como objetivo alterar o valor final da conta de energia em sistemas que adotem tarifas horo-sazonais.

5 DESENVOLVIMENTO DA METODOLOGIA PARA IDENTIFICAÇÃO DO CONSUMIDOR FRAUDULENTO

Após a etapa de detecção de perdas comerciais de energia, o foco do trabalho é localizar dentre os diversos consumidores conectados aos transformadores em que há roubo de energia, quais destes cometem o ato ilícito. Para esta etapa utilizou-se Redes Neurais Artificiais de Kohonen e *Multilayer Perceptron* para identificar, com base principalmente no perfil de consumo dos usuários, os clientes fraudulentos.

5.1 Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais(RNAs) são técnicas computacionais inspiradas nas redes neurais biológicas de organismos inteligentes que adquirem conhecimento através da experiência. O neurônio artificial nada mais é do que uma modelagem simplificada do funcionamento do neurônio biológico, sendo esta unidade de processamento fundamental para o funcionamento das RNAs. Seu poder computacional está ligado à sua estrutura massivamente paralela e de sua habilidade de aprender e de generalizar seu aprendizado, ou seja, o fato da rede produzir saídas adequadas para entradas que não estavam presentes durante a etapa de treinamento [27] [28].

As RNAs tem como características principais:

- Capacidade de aprendizado;
- Capacidade de generalizar o conhecimento;
- Armazenar o conhecimento de forma distribuída;
- Tolerância a falhas.

O modelo do neurônio artificial, Figura 14, inicialmente proposto por [29] ainda é o mais utilizado nas diferentes arquiteturas da RNA, descrito da seguinte maneira:

- É dada a rede uma ou várias entradas (x_1, x_2, \dots, x_n) ;
- As entradas são ligadas ao neurônio através de sinapses associado a um peso w , onde em cada ligação se realiza uma operação de multiplicação;
- Em seguida é realizado um somatório no neurônio para cada entrada a ele ligado. Nessa operação produz-se uma saída u ;
- A saída u é submetida a uma função de ativação $g(\cdot)$ que produz uma saída final y . A função de ativação tem por objetivo processar o valor do potencial de ativação para gerar um valor de saída do neurônio, sendo que cada um possui uma única função de ativação [30].

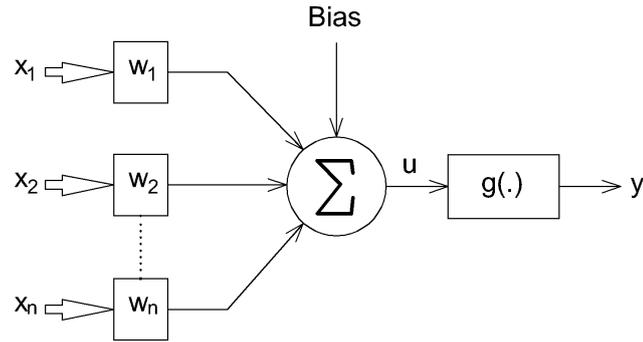


Figura 14 – Modelo de Neurônio Artificial.

A Equação 5.1 apresenta o modelo de um neurônio artificial, sendo o Bias um limiar usado para a saída u do neurônio.

$$y = g(.), u = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + Bias \quad (5.1)$$

Onde:

- y Saída final da RNA;
- $g(.)$ Função de ativação do neurônio;
- u Saída do neurônio t ;
- n Quantidade de entradas;
- w_i Peso sináptico associado a cada entrada;
- x_i Entradas;

A utilização de uma RNA para solucionar determinado problema acontece inicialmente em uma fase de treinamento, em que a rede neural extrai características relevantes de padrões de informações apresentados para a mesma, criando assim uma representação própria do problema. A etapa de treinamento consiste em um processo iterativo de ajuste de parâmetros da rede, ou seja, ajustes nos pesos sinápticos, responsáveis por guardar o conhecimento que a rede adquiriu do ambiente em que está operando [27].

A arquitetura de uma rede neural é baseada no modelo em que as redes neurais biológicas conseguem reconhecer padrões e aprender a partir de interações com o ambiente [31].

Segundo [28] as arquiteturas de RNAs mais estudadas e utilizadas são as redes *Feed Forward* (FF), os mapas auto-organizáveis, as redes recorrentes ou realimentadas.

5.1.1 RNA Kohonen

O modelo de Rede Neural Artificial baseado em Mapas Auto-Organizáveis, proposto por Kohonen [32], implementa uma projeção não-linear de um espaço multidimensional X em um espaço bidimensional M , que recebe o nome de mapa auto-organizável. Tal

projeção implementa mapeamentos topológicos, ou seja, elementos vizinhos em X são usualmente mapeados em elementos vizinhos em M .

Este tipo de mapeamento define uma importante característica do modelo de Redes de Kohonen, permitindo encontrar características e outras abstrações do espaço multidimensional através da identificação de agrupamentos, também denominados *clusters*, no mapa bidimensional [5].

A Figura 15 apresenta uma rede bidimensional 4x4, interligada por pesos sinápticos hexagonais. Cada neurônio representa um modelo do espaço de estados dos dados a serem analisados.

Mapa Auto-Organizável

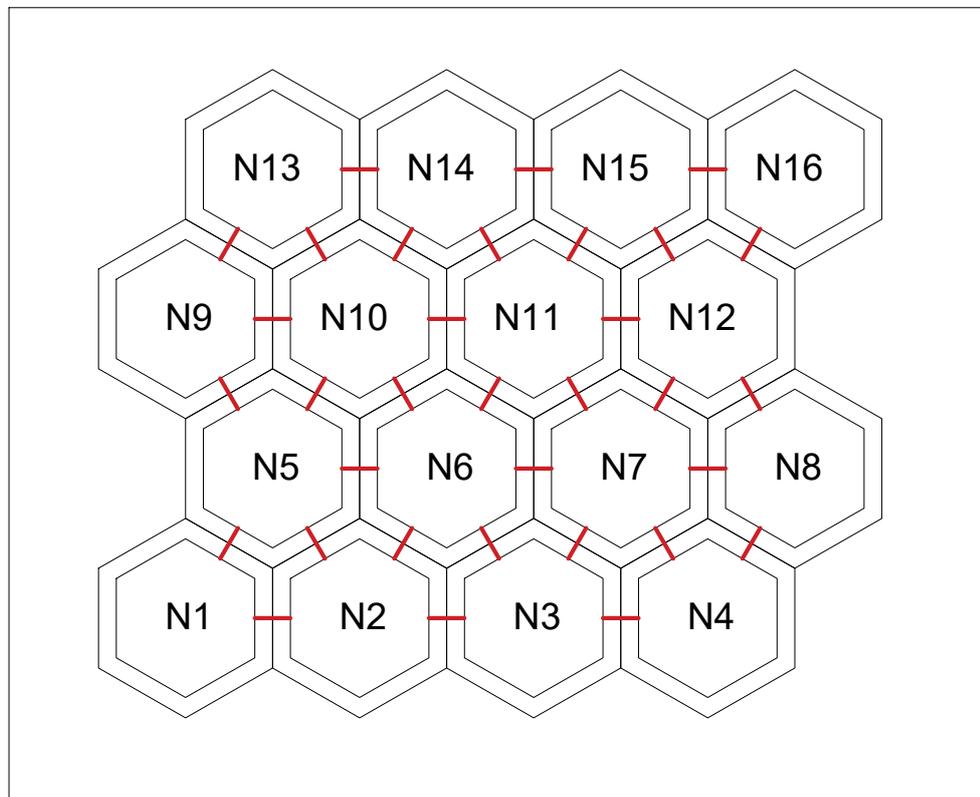


Figura 15 – Modelo de Mapa Auto-Organizável.

O mapa pode ser inicializado atribuindo-se valores aleatórios a cada neurônio, ou fazendo-se uma distribuição linear a partir dos autovetores do espaço amostral. Então segue-se para o processo de treinamento que é dividido basicamente em três etapas [27].

Competição:

Nessa etapa, os dados são apresentados a toda a rede, onde para cada dado de entrada, procura-se por um neurônio que melhor o represente. Para isso, calcula-se o menor produto interno entre o dado apresentado e o modelo contido no neurônio. Apenas

um neurônio é escolhido, centrando uma função de vizinhança que irá compor a próxima fase.

Cooperação:

O neurônio vencedor influencia os neurônios vizinhos a se aproximarem dele, isso é feito com uma função simétrica que tem amplitude máxima no centro e decai com a distância lateral, tipicamente uma curva gaussiana.

O raio de ação desta função deve diminuir a cada iteração até zero, de forma que o algoritmo interfira cada vez menos na estrutura topológica do mapa e obtenha a convergência.

Adaptação:

O neurônio (w) ao ser incluído na vizinhança deve se adaptar ao modelo do vencedor (x) somando a diferença entre eles multiplicado pela amplitude da função de vizinhança (h_x) e uma taxa de aprendizagem, conforme Equação 5.2.

$$\Delta w = w + \alpha \cdot h_x \cdot (x - w) \quad (5.2)$$

A taxa α determina o quanto o neurônio vizinho deve se aproximar do atual vencedor. O α também deve diminuir com o número de iterações, o que corresponde ao caso da aproximação estocástica, começando de um valor inicial α_0 e decrescendo com um decaimento exponencial, por exemplo.

Após elevado número de iterações, em que os dados a serem analisados foram apresentados várias vezes à rede, o mapa está organizado, apresentando uma estrutura topológica onde todos os dados se encontram.

A estrutura final agrupa os neurônios semelhantes e estes contém ou não uma certa quantidade de dados, além disso, é possível extrair relações abstratas entre as variáveis do vetor de dados através da sua posição no mapa.

Essa informação natural tem propriedades que não são levadas em consideração na matemática estatística clássica, e nem mesmo na análise multivariada. Como a dimensionalidade tende a ser muito grande, e sem conhecimentos a priori, funções de densidade paramétrica não podem ser encontradas, e as dependências estatísticas mútuas entre os elementos dos dados geralmente são não-lineares e dinâmicas.

Por este motivo o mapa auto-organizável é uma ferramenta amplamente utilizada para reconhecimento de padrões nas mais diversas áreas, e se encaixa perfeitamente na função de realizar agrupamentos, além de trazer outros benefícios como facilitar a visualização de relações entre variáveis.

5.1.2 RNA *Multilayer Perceptron*

As redes *Multilayer Perceptron* (MLP) são classificadas como redes *Feed Forward* de camadas múltiplas com treinamento supervisionado. São caracterizadas pela presença de pelo menos uma camada neural escondida, ou seja, entre a camada de entrada e a camada de saída da rede neural. Esse tipo de RNA é considerado uma das mais versáteis já desenvolvidas e podem ser aplicadas para diversas funcionalidades como aproximação de funções, reconhecimento de padrões, controle de processos, previsão de séries temporais e otimização de sistemas [27] [28] [30].

A Figura 16 apresenta um exemplo de Rede MLP.

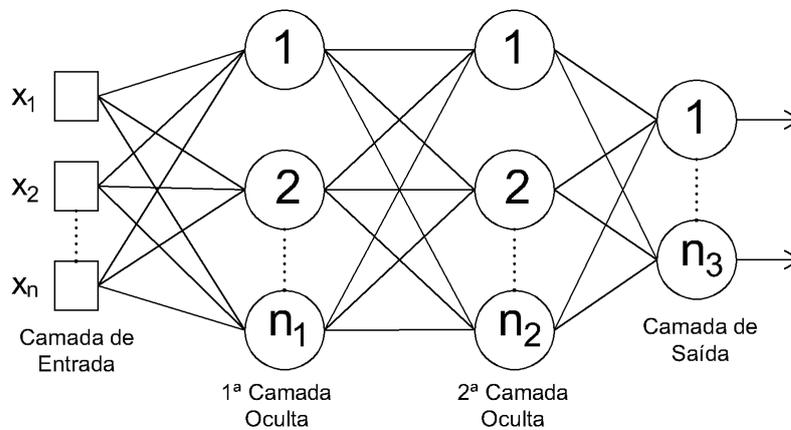


Figura 16 – Rede MLP com 2 Camadas Ocultas.

A Rede MLP é comumente utilizada em problemas de classificação, cada nó (neurônio) na rede executa uma função simples como mostrado na Figura 14. A entrada para este tipo de rede é o vetor de características extraído do objeto a ser classificado, e a saída é geralmente um código em blocos, onde uma saída lógica alta indica a classe do objeto e todas as demais saídas lógicas tem nível baixo. Os pesos conectando os nós são determinados utilizando uma regra de treinamento com um conjunto de vetores de características, o conjunto de treinamento. A rede pode apresentar mais de uma camada oculta, sendo que no máximo, uma camada oculta é necessária para a aproximação de funções, entretanto a experiência mostra que uma rede de duas camadas ocultas vai treinar mais rápido do que uma rede de uma única camada oculta em alguns problemas de classificação. O número de camadas a ser utilizado é dependente do problema, assim como o número de nós em cada camada oculta [33].

A rede MLP tem sido aplicada com sucesso na solução de diversos problemas difíceis, através do treinamento supervisionado com o algoritmo *backpropagation* [27].

No processo de treinamento, ao término da execução da fase *forward*, calcula-se o erro quadrático dos sinais produzidos pela camada de saída da rede com os valores desejados conforme mostra a Equação 5.3.

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (d_j(k) - Y_j(k))^2 \quad (5.3)$$

Onde:

- $E(k)$ Erro quadrático para a amostra k ;
- $d_j(k)$ Valor de saída desejada para a amostra k ;
- $Y_j(k)$ Saída do neurônio para a amostra k ;

Sendo o conjunto de treinamento composto por p amostras, o erro quadrático médio é definido como parâmetro de desempenho do algoritmo, conforme Equação 5.4.

$$E_M = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p E(k) \quad (5.4)$$

Onde:

- E_M Erro quadrático médio;
- p Número de amostras no conjunto de treinamento;

O objetivo do algoritmo torna-se nesse momento minimizar o erro quadrático gerado pela rede, para isto, ajusta-se os valores dos pesos sinápticos dos neurônios na camada de saída empregando uma regra de treinamento definida como regra delta, proposta em [34], conforme mostra a Equação 5.5.

$$\Delta w_{ij}(k) = \eta (d_j(k) - Y_j(k)) x_{jn} \quad (5.5)$$

Onde:

- $\Delta w_{ij}(k)$ Atualização do peso sináptico do neurônio k relacionado a uma entrada x_{jn} ;
- η Taxa de aprendizado da rede k ;
- x_{jn} Saída do neurônio da última camada intermediária;

5.1.3 Planejamento e Desenvolvimento das RNAs

As Redes Neurais Artificiais foram desenvolvidas utilizando o software Matlab 2014b[®]. No software em questão tem-se a disponibilidade de *Toolboxes* que permitem uma fácil manipulação das Redes Neurais utilizadas neste trabalho, tais ferramentas foram utilizadas para a simulação de todas as RNAs.

O *training set* (conjunto de amostras) utilizado no treinamento da rede neural é composto por dados de *smart meters* advindos do *Irish Smart Energy Trial* [35]. O conjunto de dados foi liberado pela Autoridade de Eletricidade e Energia Sustentável

da Irlanda em janeiro de 2012. Ele contém relatórios de consumo de energia a cada 30 minutos de mais de 5000 unidades residenciais e comerciais da Irlanda entre os anos de 2009 e 2010. Os consumidores submetidos aos testes tiveram um medidor inteligente instalado em suas propriedades e concordaram em participar da pesquisa. Considera-se então que os dados são amostras confiáveis de consumidores honestos. Tal banco de dados por apresentar grande número de amostras e variedades de clientes torna-o uma excelente fonte para pesquisa na área de análise de dados dos medidores inteligentes.

Neste trabalho dois tipos de RNAs (Kohonen e *Multilayer Perceptron*) foram utilizadas para a identificação de consumidores fraudulentos a partir dos dados de consumo provenientes de *Smart Meters*.

Como mostrado na Seção 4.3 os consumidores residenciais e comerciais, que representam a maior parte do sistema de distribuição, apresentam curvas de cargas características e muitas vezes semelhantes entre diversos usuários. Esta é a premissa do denominado "padrão de consumo", em que consumidores distintos apresentam comportamento de consumo semelhante. É fácil de se pensar que em uma vizinhança as pessoas tem hábitos semelhantes, como a hora que saem para trabalhar e retornam para a casa, tomam banho, sentam para assistir televisão ou desligam as luzes e aparelhos elétricos para ir dormir. Tais eventos no decorrer do dia, apresentam picos e vales de potência demandada que caracterizam um padrão de consumo para cada cliente.

Usuários que cometem furto de energia, tendem a ter padrões distintos dos demais consumidores, diminuindo através de artifícios ilegais os picos de consumo principalmente nos horários em que a energia é mais cara, portanto eles fogem ao padrão de consumo de sua vizinhança. Logo a proposta deste trabalho é identificar a partir de RNAs, tais anormalidades nos padrões de consumo de usuários fraudulentos.

A princípio, uma RNA de Kohonen é utilizada para identificar os mais variados padrões de consumo existentes em dado sistema de distribuição, em que dados de consumidores honestos são utilizados neste etapa. A fundamentação para esta etapa é que não existe somente um padrão de consumo para consumidores residenciais, por exemplo. Existem aqueles que trabalham durante a madrugada, ainda os padrões de dias de semana ou de finais de semana são distintos. A determinação de possíveis padrões normais de consumo irá facilitar a próxima etapa que visa apenas classificar um consumidor em honesto ou fraudulento.

A estratificação dos padrões normais de consumos em diversas classes possibilita o treinamento separado de RNAs MLP para cada classe, definindo assim RNAs com maior clareza de identificação de padrões. A próxima etapa visa então, definir entre os consumidores separados por classes quais destes apresentam padrão de consumo condizente com o perfil normal da classe ou qual apresenta padrão de consumo anormal indicando um furto de energia.

5.1.4 Tratamento dos Dados

Previamente à etapa de treinamento das redes neurais faz-se necessário uma etapa preliminar de tratamento dos dados a serem treinados. Os dados utilizados neste trabalho apresentavam as seguintes características:

- 4225 dados de medições a cada 30 minutos do consumo de energia de clientes residenciais;
- 485 dados de medições a cada 30 minutos do consumo de energia de clientes comerciais;
- 1735 dados de medições a cada 30 minutos do consumo de energia de clientes não identificados;

Dos dados obtidos os consumidores residenciais optam por classes de tarifas que variam de acordo com o horário de consumo ou por tarifa diferenciada aos finais de semana, conforme mostram as Tabelas 2 e Tabela 3.

Tabela 2 – Tarifa Residencial por Hora de Uso

		Noite (23:00-08:00)	Dia (08:00-17:00 e 19:00-23:00)	Pico (17:00-19:00)
Tarifa A	€/KWh	0.120	0.140	0.200
Tarifa B	€/KWh	0.110	0.135	0.260
Tarifa C	€/KWh	0.100	0.130	0.320
Tarifa D	€/KWh	0.090	0.125	0.380

Tabela 3 – Tarifa Residencial por Hora de Uso (Tarifa de Final de Semana)

		Noite (23:00-08:00)	Dia (08:00-17:00 e 19:00-23:00)	Pico (17:00-19:00)
Segunda a Sexta	€/KWh	0.100	0.140	0.380
Sábado e Domingo	€/KWh	0.100	0.100	0.100

Para os dados de consumo apresentados foram utilizadas as medições durante um intervalo diário, de um dia da semana e de um dia de final de semana. Os dados referentes aos clientes não identificados não foram utilizados no treinamento das RNAs. A entrada diária contendo 48 amostras, referentes ao consumo de 30 em 30 minutos para cada consumidor, apresenta um conjunto com muitos valores semelhantes principalmente no horário de baixo consumo. Este fato pode ser prejudicial tanto para a etapa de reconhecimento de padrões pela Rede de Kohonen quanto para a classificação dos clientes fraudulentos pela Rede MLP.

A Figura 17 apresenta uma curva diária de consumo para um consumidor residencial do conjunto de amostras obtido.

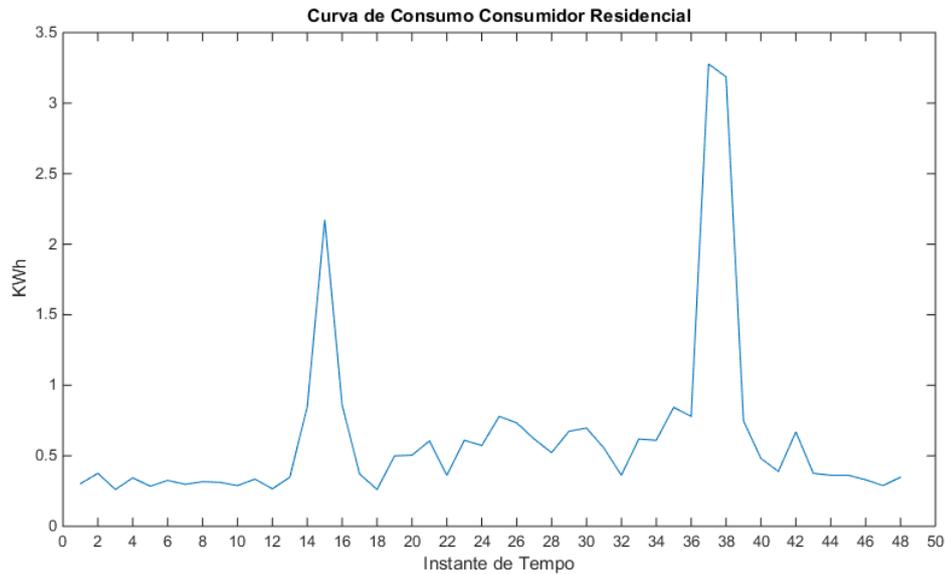


Figura 17 – Curva de Consumo de um Consumidor Residencial.

Observando as características da curva os dados foram manipulados de forma a apresentar como entrada para as RNAs apenas pontos notáveis das mesmas, que seriam regiões de picos e vales das curvas de consumo. Respeitando as classes tarifárias apresentadas na Tabela 2 os dados foram organizados em 8 períodos de consumo da forma apresentada na Tabela 4.

Tabela 4 – Formação da Entrada de Dados das RNAs

1 - Noite	2 - Noite	3 - Noite	4 - Dia
(23:00 - 02:00)	(02:00 - 05:00)	(05:00 - 08:00)	(08:00 - 11:00)
5 - Dia	6 - Dia	7 - Pico	8 - Dia
(11:00 - 14:00)	(14:00 - 17:00)	(17:00 - 19:00)	(19:00 - 23:00)

Uma técnica utilizada no pré-processamento dos dados é a de normalização dos mesmos. Segundo [27], a normalização de dados é uma técnica que tem por objetivo reorganizar os dados em uma faixa de valores adequada para a modelagem do problema, mantendo os dados em um intervalo preestabelecido, evitando a saturação dos neurônios, mantendo as variáveis com valores muito diferentes entre si dentro de um mesmo intervalo.

A utilização da normalização dos dados provê um melhor resultado no uso de diversas técnicas e aprendizado de máquina se comparado ao uso dos dados sem o mesmo tratamento [36].

Para este trabalho adotou-se a normalização dos vetores de entrada onde cada variável foi convertida em um valor na escala entre 0 e 1.

5.1.5 Arquitetura das RNAs

Não há uma regra específica para a escolha da arquitetura da RNA a ser desenvolvida, sendo esta elaborada empiricamente por meio de vários testes.

A Rede de Kohonen utilizada para os consumidores residenciais apresenta uma arquitetura 4x4, ou seja, organiza os consumidores em 16 classes conforme mostra a Figura 18. Já a rede utilizada para os consumidores comerciais apresenta uma arquitetura 2x2, conforme Figura 19. A escolha das quantidades de classes que seriam utilizadas para os padrões normais de consumo se deu de forma a identificar a arquitetura que tivesse a distribuição mais igualitária entre as classes.

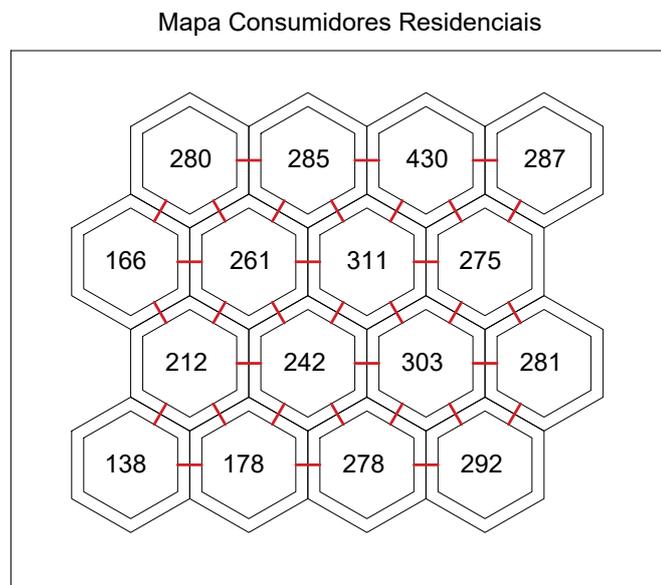


Figura 18 – Mapa dos Consumidores Residenciais.

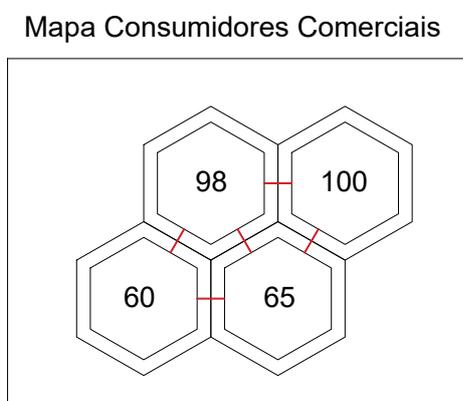


Figura 19 – Mapa dos Consumidores Comerciais.

Cada classe definida anteriormente pela Rede Neural de Kohonen, representa um padrão normal de consumo para os consumidores residenciais e comerciais, em que consumidores com padrões semelhantes são agrupados em uma mesma classe (mesmo neurônio) da rede utilizada. As Figuras 20 a 22 apresentam respectivamente as curvas de consumo dos consumidores residenciais inseridos nas classes 1 a 3 definidas pela Rede de Kohonen.

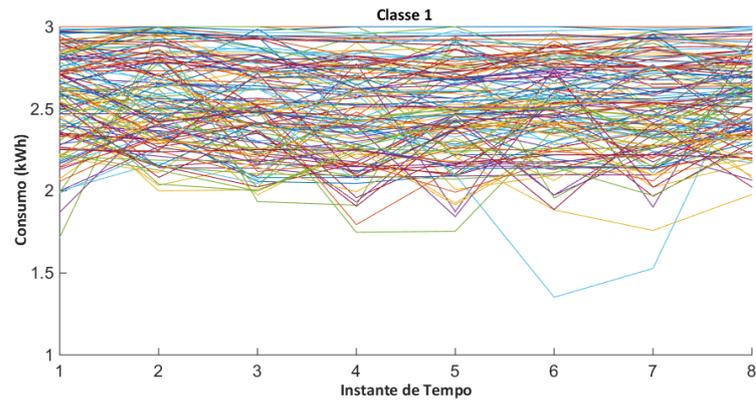


Figura 20 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 1.

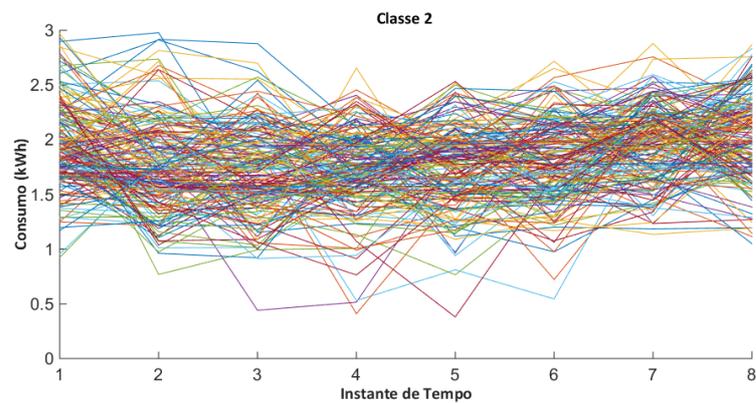


Figura 21 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 2.

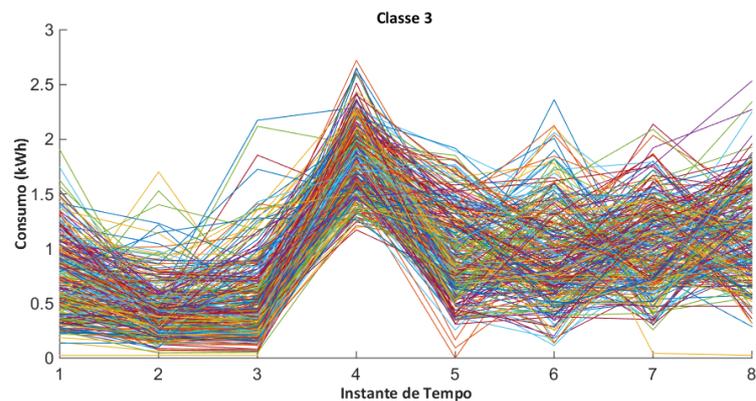


Figura 22 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 3.

Percebe-se a semelhança entre as curvas da mesma classe, definido assim os padrões normais de consumo. As Figuras que representam as demais classes residenciais e comerciais se encontram no Apêndice D.

Em todas as RNAs MLP a quantidade de neurônios na camada de entrada deve ser igual à quantidade de variáveis no conjunto de entrada, sendo assim 8 neurônios. Já a camada de saída é definida com dois neurônios, visto que o objetivo da RNA MLP é classificar o consumidor quanto à duas categorias (fraudulento ou honesto). A saída terá como resultado o valor $[1; 0]$ para aqueles consumidores que forem classificados como honestos, e valor $[0; 1]$ para os consumidores classificados como fraudulentos.

Foram realizados vários testes de forma a se atingir a melhor arquitetura para cada Rede MLP utilizada, ou seja, 16 redes para os consumidores residenciais e 4 redes para os consumidores comerciais. Foram testadas todas as combinações para 1 ou duas camadas ocultas contendo de 1 a 90 neurônios cada uma. Sendo assim, para cada RNA foram testados 8190 combinações de neurônios de forma a encontrar aquela arquitetura que tivesse o melhor desempenho para a classificação final.

O trabalho referente à etapa de definição de arquitetura das RNAs e treinamento das mesmas demanda elevado tempo computacional, porém só é necessário que seja realizado uma única vez. Com as RNAs definidas e treinadas, a etapa de classificação do usuário fraudulento é praticamente instantânea.

A Tabela 5 apresenta a arquitetura final das RNAs para os consumidores residenciais utilizadas neste trabalho.

Tabela 5 – Arquitetura das RNAs MLP Para os Consumidores Residenciais

RNA Residencial	1ª Camada Oculta Nº Neurônios	2ª Camada Oculta Nº Neurônios
1	81	87
2	32	66
3	4	12
4	2	10
5	70	20
6	1	10
7	1	24
8	59	47
9	13	51
10	2	45
11	2	8
12	24	70
13	18	29
14	2	16
15	79	7
16	29	9

A Tabela 6 apresenta a arquitetura final das RNAs para os consumidores comerciais utilizadas neste trabalho.

Tabela 6 – Arquitetura das RNAs MLP Para os Consumidores Comerciais

RNA Comercial	1 ^a Camada Oculta N ^o Neurônios	2 ^a Camada Oculta N ^o Neurônios
1	74	22
2	14	77
3	53	11
4	23	39

A Figura 23 apresenta o fluxograma que sintetiza toda a metodologia incluindo as etapas de detecção e identificação de perdas comerciais de energia. Para cada etapa da metodologia (Detecção e Localização) existem três etapas:

- Detecção de Perdas Comerciais a Nível de Transformador
 - 1) É feita a estimação das curvas de carga diária de cada transformador do sistema analisado.
 - 2) Para cada transformador as curvas estimadas são comparadas frente às curvas faturadas (soma das curvas individuais, perdas técnicas e iluminação pública estimadas). Havendo divergências significativas entre as mesmas o transformador é considerado anômalo (possui perdas comerciais de energia).
 - 3) Define-se o banco de dados de clientes suspeitos compostos por todos aqueles conectados aos transformadores anômalos.
- Localização do Consumidor Fraudulento
 - 4) Cada usuário suspeito é classificado em uma das classes previamente treinadas pela Rede de Kohonen, para residenciais ou comerciais separadamente.
 - 5) Para cada classe compõe-se o banco de dados com os pontos notáveis das curvas de consumo dos usuários suspeitos que então é utilizado como entrada para a respectiva Rede Neural Multilayer Perceptron.
 - 6) As RNAs MLP enfim classificam cada consumidor como honesto ou fraudulento.

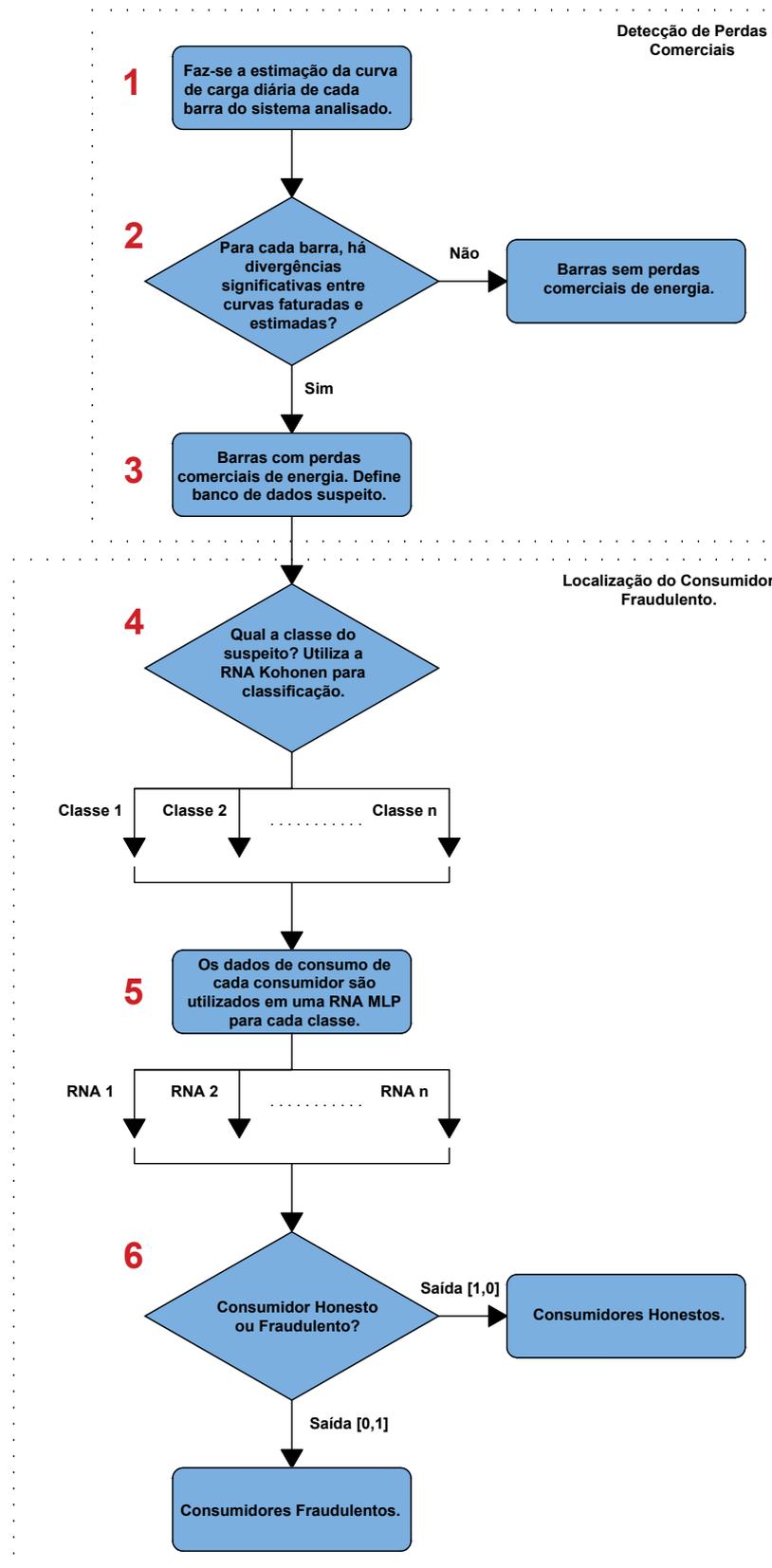


Figura 23 – Fluxograma da Metodologia.

6 RESULTADOS E ANÁLISES

Este capítulo apresenta os resultados obtidos das simulações descritas anteriormente, bem como uma análise crítica dos mesmos.

6.1 Detecção de Perdas Comerciais de Energia

Conforme explicado no Capítulo 4, a metodologia de detecção de perdas comerciais de energia elétrica foi testada nos sistemas IEEE 33 Barras e IEEE 70 barras, onde as potências demandadas de cada barra são variadas de acordo com curvas de carga pré-definidas, em intervalos de 1h durante um período total de 24h. Em algumas barras foram inseridos furtos de energia, ou seja, em intervalos de tempo específicos a curva de carga faturada (a que a concessionária de energia obtém para cada barra) difere significativamente da curva de carga real. Os dados de ambos sistemas IEEE 33 Barras e IEEE 70 barras estão no Apêndice B.

Detectada as barras anômalas no sistema, é necessário prosseguir à etapa de identificação dos usuários fraudulentos. Este trabalho propõe uma metodologia para a identificação em *smart grids*, onde são utilizados as informações coletadas a partir dos *smart meters*.

Para as redes convencionais não ficou definida uma metodologia de identificação por falta de dados reais que pudessem validar uma metodologia a ser proposta, porém o autor deste trabalho acredita que as metodologias de mineração de dados já apresentadas no capítulo 3 podem ter um ganho significativo com a etapa de detecção, uma vez que com a etapa de detecção pode-se reduzir o campo de busca dos usuários fraudulentos.

6.1.1 Sistema IEEE 33 Barras

O sistema IEEE 33 barras, foi o primeiro sistema utilizado em que desejava-se detectar aquelas barras (transformadores no sistema de distribuição) em que a energia faturada difere significativamente da energia estimada a cada instante de tempo.

O estimador de estados para o dado sistema, utiliza 8 PMUs alocadas nas barras 33 (Nó Principal), 1, 2, 5, 16, 20, 23 e 31, conforme mostra a Figura 24 assim tem-se a informação das medidas de tensão dessas barras, e das correntes nas linhas 33 – 1, 1 – 2, 1 – 18, 2 – 3, 2 – 22, 4 – 5, 5 – 6, 5 – 25, 15 – 16, 16 – 17, 19 – 20, 20 – 21, 22 – 23, 23 – 24, 30 – 31 e 31 – 32. Assim, as tensões das demais barras e correntes das demais linhas, são estimadas e partir desses valores, calcula-se as injeções de potência das barras não monitoradas no instante de tempo “t” definido.

Para este sistema, simulou-se aleatoriamente furtos/fraudes de energia nas barras 3, 7, 10, 14, 18, 27 e 28 da seguinte forma:

SISTEMA IEEE 33 BARRAS - 8 PMU's

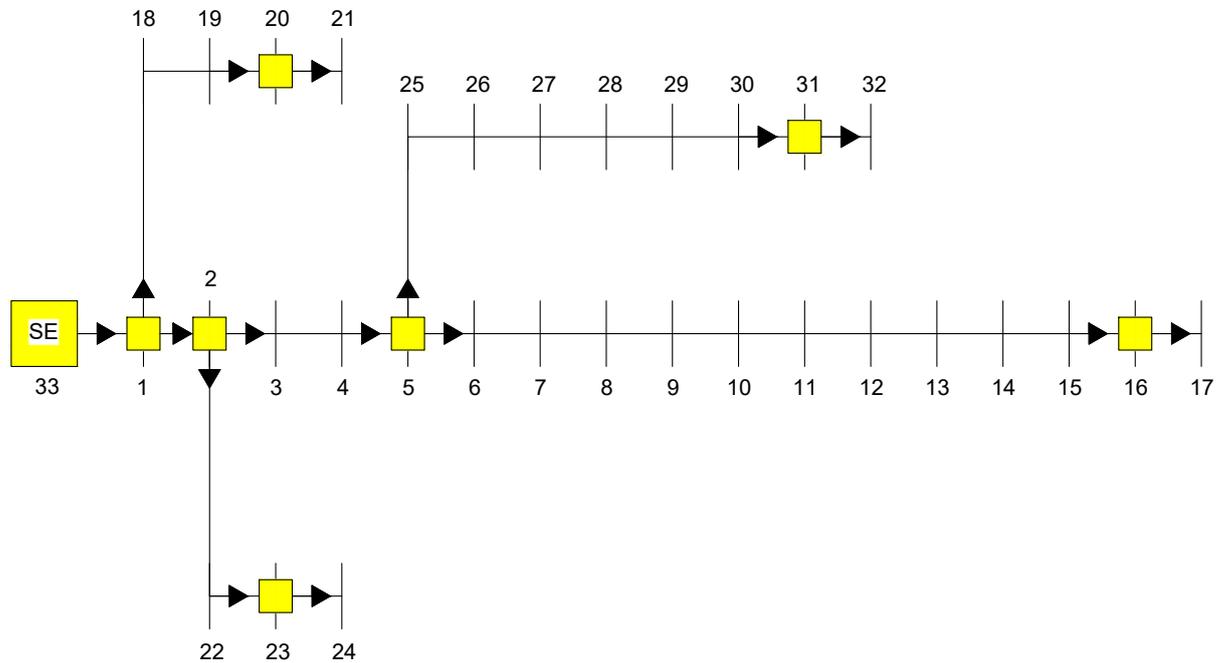


Figura 24 – PMUs no Sistema IEEE 33 Barras.

Para a barra 3, inseriu-se somente o tipo de ataque $h1$ como definido no Capítulo 4 em que, a curva de carga de um consumidor é multiplicada por um fator α de valor aleatório entre 0.1 e 0.8 para todo o intervalo de tempo analisado.

Na barra 7 inseriu-se somente o tipo de ataque $h6$ em que, a curva de carga é espelhada em relação ao eixo vertical central, dessa forma o consumidor não altera o seu consumo de energia diário, porém para tarifações diferenciadas por horário existe a alteração no valor a ser pago pela energia consumida.

Na barra 10 é inserido o tipo de ataque $h2$ em que, durante o intervalo de tempo entre 15h e 23h, o consumidor fraudulento modifica os dados de consumo para medições nulas. Para as barra 18 e 28 o mesmo tipo de ataque foi utilizado para intervalos de tempo entre (8h-18h) e (11h-22h), respectivamente.

Na barra 14 é inserido o tipo de ataque $h3$ em que, a curva de carga de um consumidor é multiplicada por um fator γ , para cada unidade de tempo, de valor aleatório entre 0.1 e 0.8.

Para a barra 27 inseriu-se os tipos de ataque $h1$ e $h3$ simultaneamente, consistindo em um decréscimo na energia consumida durante todo o intervalo de tempo frente à curva

de carga real.

As Figuras 25 a 31 apresentam as curvas de carga faturadas e estimadas das barras em que foram inseridos os furtos/fraudes de energia.

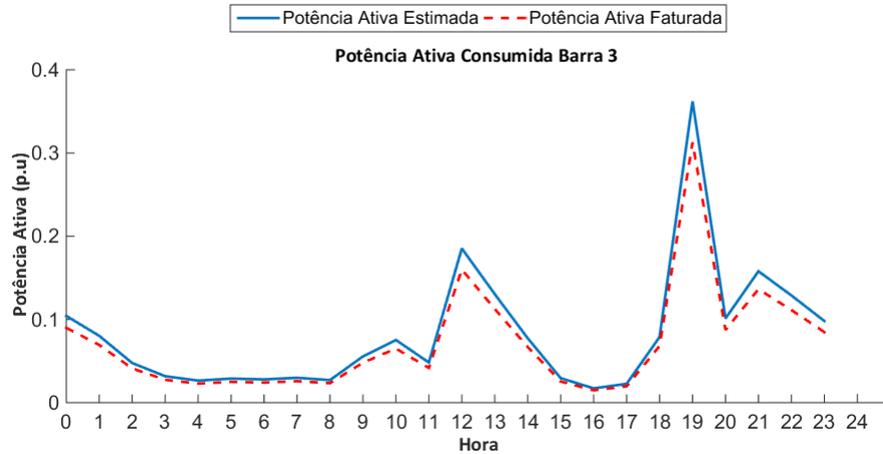


Figura 25 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 3.

Como definiu-se anteriormente, para a Barra 3 um ataque do tipo *h1* foi inserido e pode-se perceber pela análise gráfica na Figura 25 que as curvas de carga estimada e faturada se diferem durante todo intervalo de tempo, indicando a possível irregularidade por parte dos consumidores conectados a essa barra.

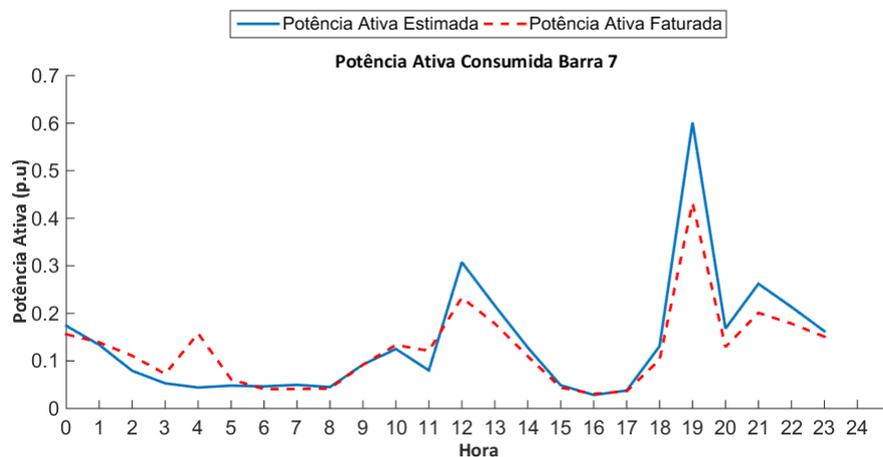


Figura 26 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 7.

Ao se analisar o gráfico da Figura 26, percebe-se a diferença entre as curvas de carga estimada e faturada com maior nitidez durante os intervalos 3h-5h, 10h-14h e 18h-23h. O consumo de energia diário para ambas as curvas é o mesmo, característica de ataques do tipo *h5* ou *h6*.

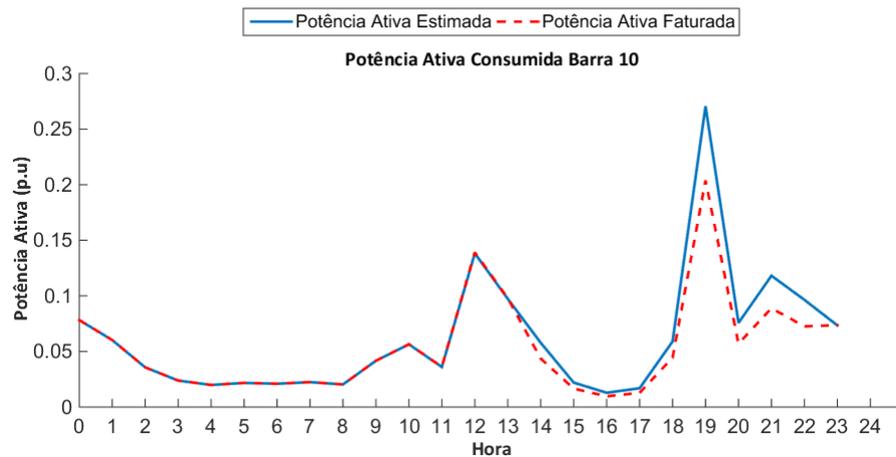


Figura 27 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 10.

A Figura 27 evidencia a característica de um furto/fraude de energia na Barra 10 durante principalmente o intervalo de 18h às 23h, onde o consumo residencial tende a ter seu pico. Como foi mencionado, o furto inserido nesta barra compreende o intervalo de 15h às 23h, porém sendo o consumo do cliente fraudulento nas três primeiras horas de fraude relativamente pequeno, a diferença entre as curvas estimada e faturada durante este instante é mínima.

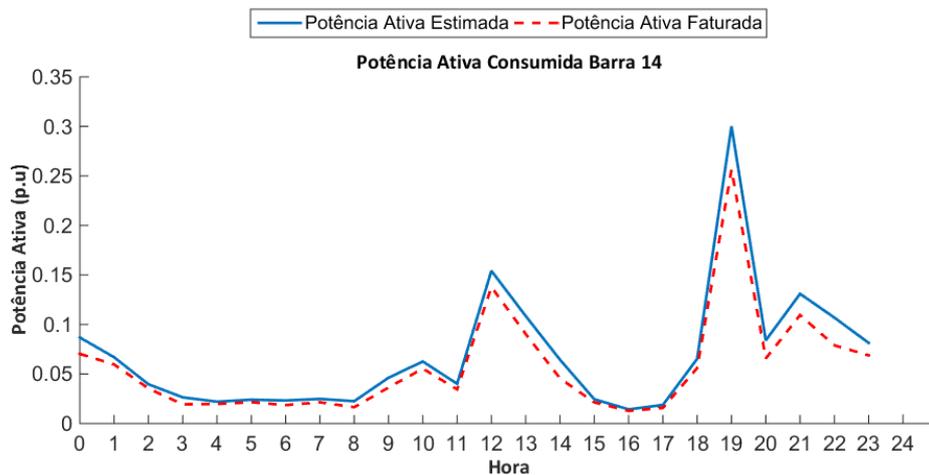


Figura 28 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 14.

A Figura 28 apresenta as curvas estimada e faturada para a Barra 14, em que um ataque do tipo *h3* foi inserido. É evidente pela análise gráfica, especialmente durante os intervalos de tempo 12h-14h e 20-23h, a diferença entre as mesmas, sugerindo assim a presença de um furto/fraude por parte dos consumidores conectados à mesma.

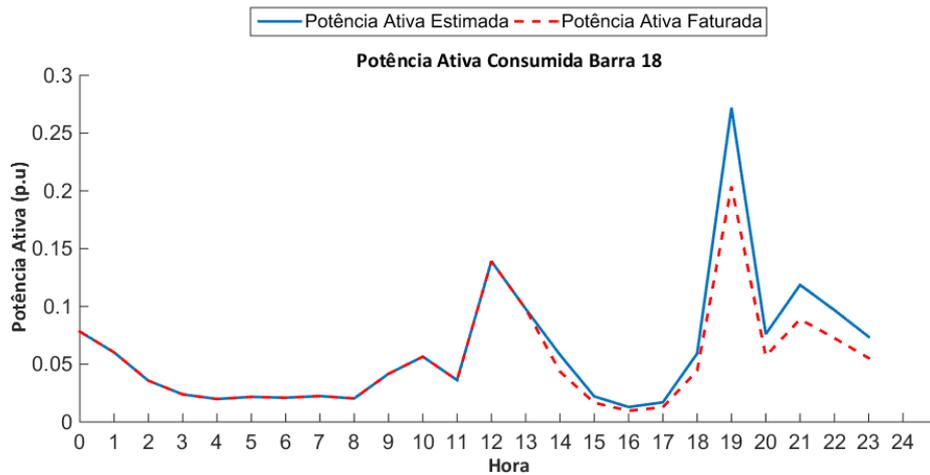


Figura 29 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 18.

Semelhante à Barra 10, na Figura 29 apresenta as curvas estimada e faturada para a Barra 18, em que durante um intervalo de tempo específico (8-14h) é evidente a diferença entre as curvas, indicando a anomalia no transformador em questão.

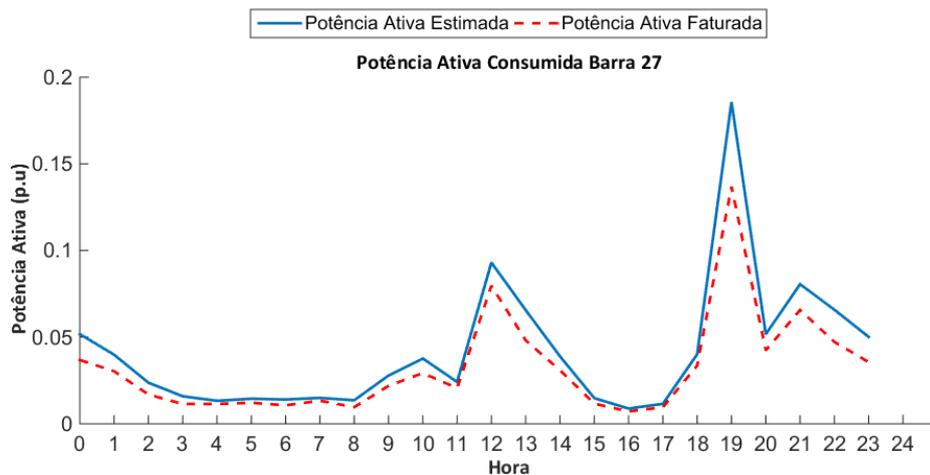


Figura 30 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 27.

A Figura 30 apresenta as curvas estimada e faturada para a Barra 27, em que mais de um tipo de ataque foi inserido. Para tal barra as curvas se diferenciam em todo o instante de tempo e principalmente durante os horários de maior consumo, sendo fácil a detecção de possíveis furtos/fraudes de energia.

Também semelhante às Barras 10 e 18 as curvas de carga estimada e faturada da Barra 28, apresentadas na Figura 31, se mostram diferentes em intervalos de tempo específicos, principalmente entre 11h-14h e 18h-21h.

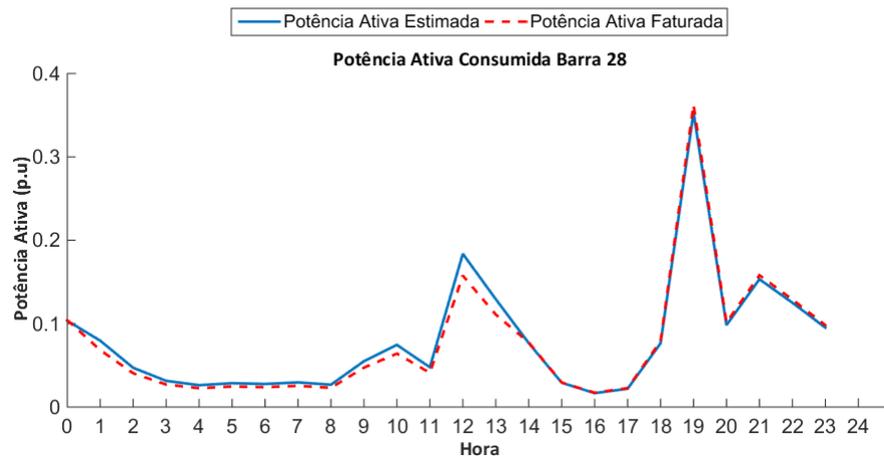


Figura 31 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 28.

Assim, pode-se observar que para o sistema em questão o estimador de estados se portou de maneira satisfatória detectando todas as barras em que furtos/fraudes de energia foram inseridos.

A Figura 32 apresenta as curvas faturada e estimada da barra 29, em que não foi inserido nenhum tipo de furto/fraude, ainda assim apresenta uma diferença entre as mesmas, indicando uma possível anomalia. O estimador de estados apesar de mostrar elevada precisão em quase todas barras do sistema, apresenta uma sensibilidade para dois casos especiais, sendo: barras consecutivas com grande diferença de carga instalada e seções de grande comprimento. Tais situações podem aumentar o erro de estimação, e nestes casos um estudo para inserção de PMUs adicionais é aconselhável.

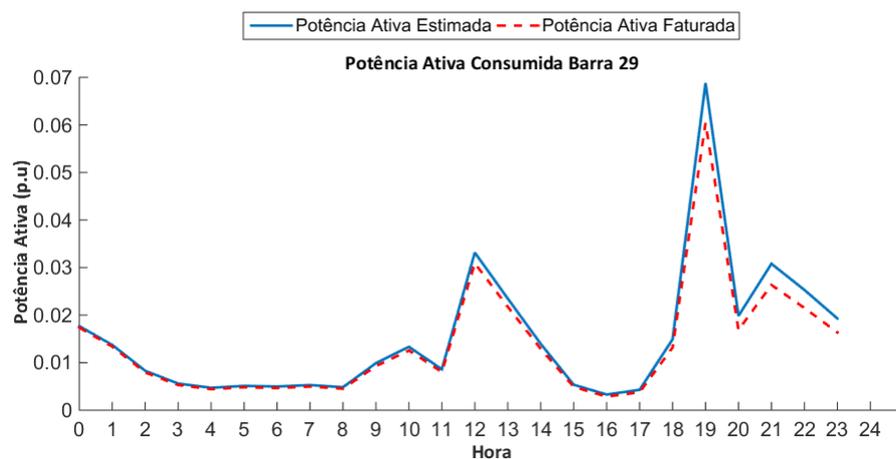


Figura 32 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 29.

Apesar disso, a metodologia de detecção de perdas comerciais de energia não é prejudicada, pelo fato de várias barras sem tais perdas serem eliminadas de suspeitas, diminuindo consideravelmente o espaço de buscas e consequentemente o número de falsos positivos da etapa de identificação do consumidor fraudulento.

As demais Figuras presentes no Apêndice C apresentam as curvas faturada e estimada das demais barras do sistema, em que não nenhum tipo de furto/fraude de energia. Observa-se que o estimador apresenta com precisão a similaridade das duas curvas.

6.1.2 Sistema IEEE 70 Barras

Após analisado o sistema IEEE 33 Barras, fez-se mais simulações utilizando agora o sistema IEEE 70 Barras, da mesma forma modificado pelo autor para uma abordagem trifásica.

Para o sistema 70 foram alocadas PMUs nas barras SE (Nó principal), 3, 4, 5, 9, 10, 12, 13, 27, 35, 46, 50, 52, 62, 65, 67, 68 e 69, conforme mostra a Figura 33.

SISTEMA IEEE 70 BARRAS - 17 PMU's

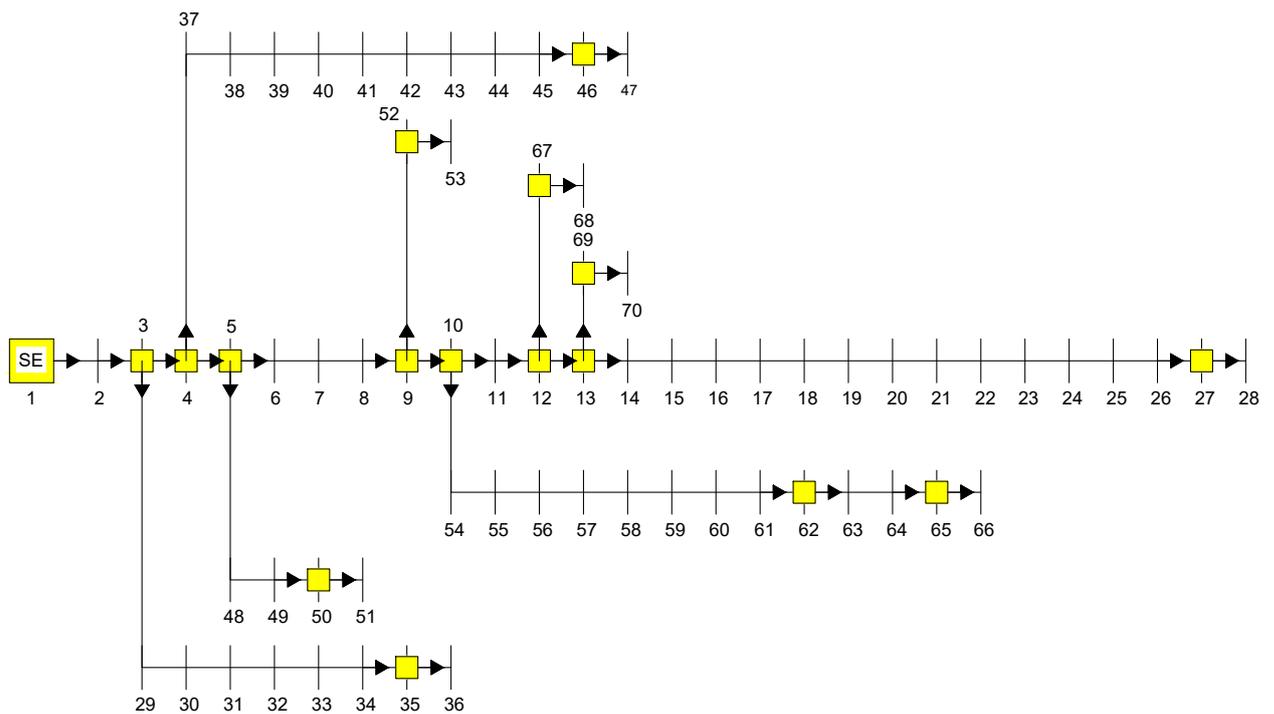


Figura 33 – PMUs no Sistema IEEE 70 Barras.

Para o dado sistema, simulou-se aleatoriamente furtos/fraudes de energia nas barras 7, 15, 18, 21, 29, 37, 42, 54 e 70 da seguinte forma:

Para as Barras 7, 18 e 70 inseriu-se o tipo de ataque $h1$ em que, a curva de carga de um consumidor é multiplicada por um fator α de valor aleatório entre 0.1 e 0.8 para todo o intervalo de tempo analisado.

Nas barras 15 e 37 inseriu-se o tipo de ataque *h3* em que, a curva de carga de um consumidor é multiplicada por um fator γ , para cada unidade de tempo, de valor aleatório entre 0.1 e 0.8.

Na barra 21 inseriu-se o tipo de ataque *h2* em que, durante o intervalo de tempo entre 12h e 23h, o consumidor fraudulento modifica os dados de consumo para medições nulas. Para as barra 29 e 42 o mesmo tipo de ataque foi utilizado para intervalos de tempo entre (12-22h) e (11h-23h), respectivamente.

Na barra 54 inseriu-se o tipo de ataque *h6* em que, a curva de carga é espelhada em relação ao eixo vertical central, dessa forma o consumidor não altera o seu consumo de energia diário, porém para tarifações diferenciadas por horário existe a alteração no valor a ser pago pela energia consumida.

As Figuras 34 a 42 apresentam a diferença entre as curvas de carga faturadas e estimadas das barras em que foram inseridos os furtos/fraudes de energia.

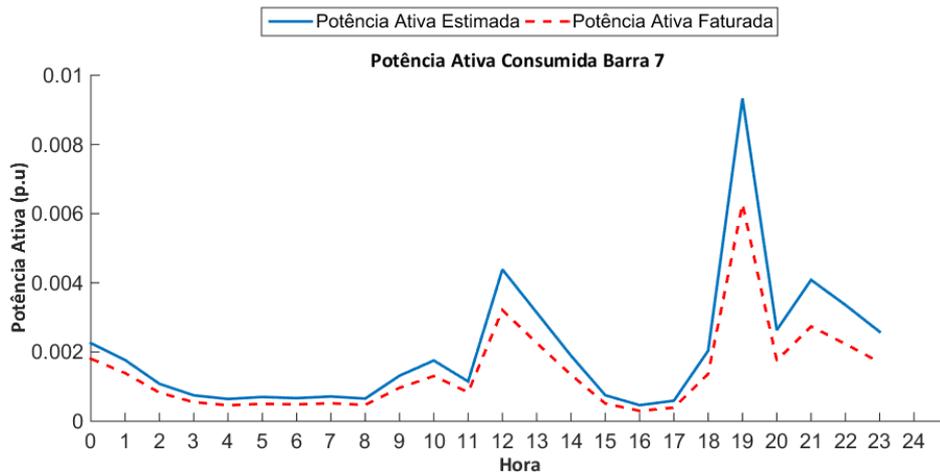


Figura 34 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 7.

Para a Barra 7 um ataque do tipo *h1* foi inserido e pode-se perceber pela análise gráfica na Figura 34 que as curvas de carga estimada e faturada se diferem durante todo intervalo de tempo, indicando a possível irregularidade por parte dos consumidores conectados a essa barra.

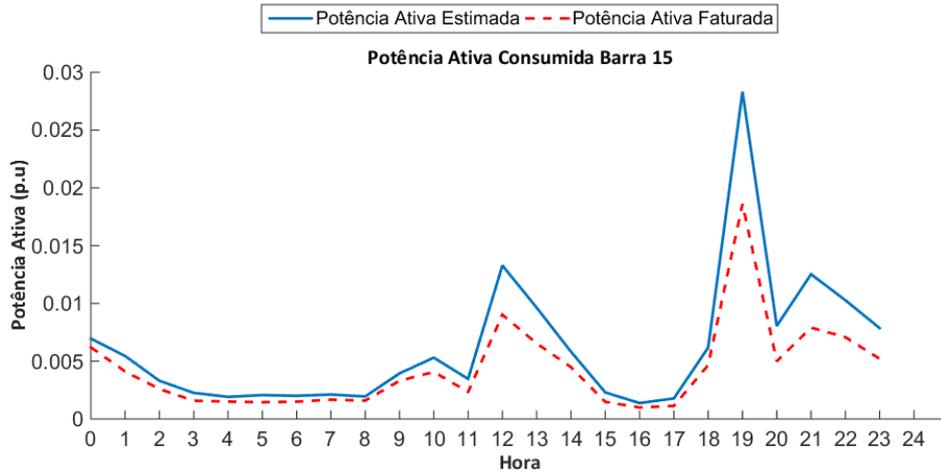


Figura 35 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 15.

A Figura 35 apresenta as curvas estimada e faturada para a Barra 15, em que um ataque do tipo *h3* foi inserido. Pela análise gráfica pode-se perceber, a diferença entre as curvas faturada e estimada em todo o intervalo de tempo analisado, sugerindo assim a presença de um furto/fraude por parte dos consumidores conectados à mesma.

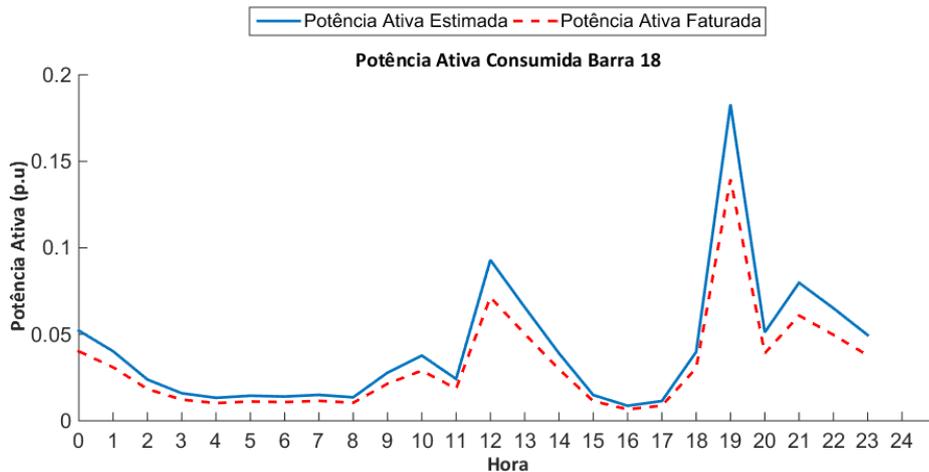


Figura 36 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 18.

É possível observar na Figura 36 a diferença entre as curvas faturada e estimada para a Barra 18, em que um ataque do tipo *h1* foi inserido. Apesar da diferença, a proximidade entre as curvas demonstra que a participação na barra em termos de energia consumida pelo usuário fraudulento é relativamente pequena, e a distinção entre as curvas se faz principalmente no horário de pico, ainda assim é possível inferir a anomalia.

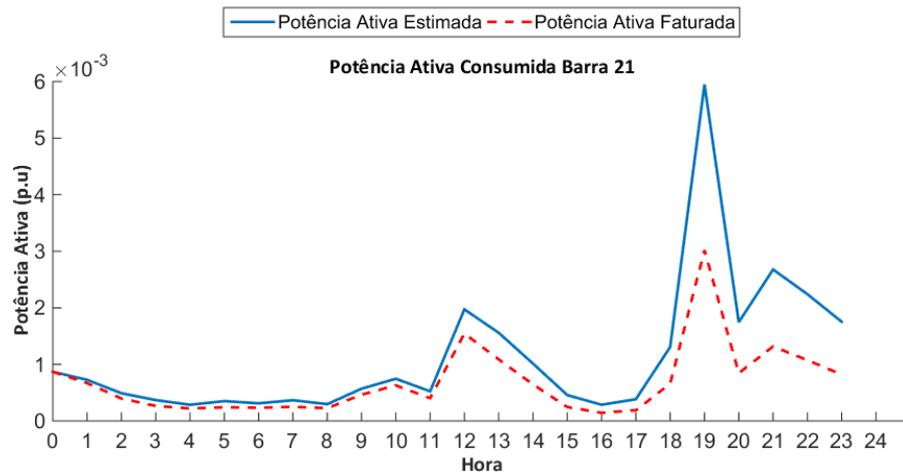


Figura 37 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 21.

Ao se analisar o gráfico da Figura 37, percebe-se a diferença entre as curvas de carga estimada e faturada para a Barra 21 com maior nitidez durante o intervalo entre 12h e 23h, sugerindo assim a presença de um furto/fraude por parte dos consumidores conectados à mesma.

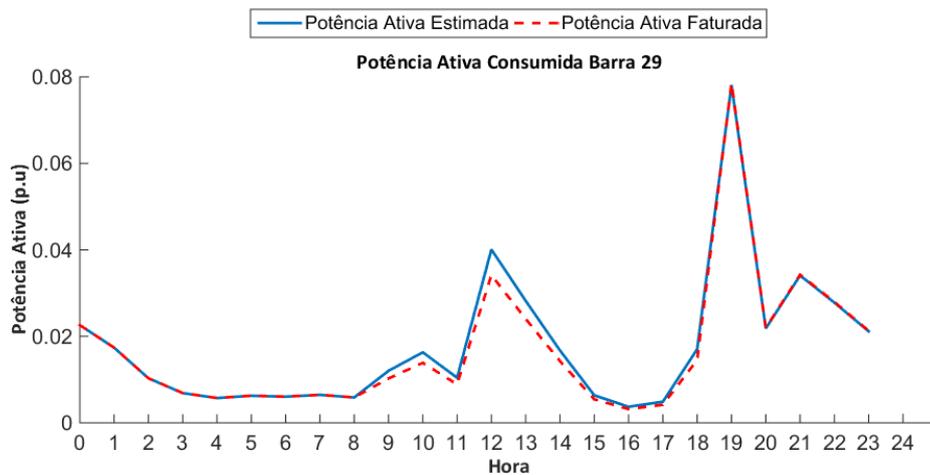


Figura 38 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 29.

A Figura 38 apresenta as curvas estimada e faturada para a Barra 29, em que durante o intervalo de 12h às 22h é possível observar a diferença entre as curvas estimada e faturada, indicando assim um possível furto/fraude de energia. A relativa pequena diferença entre estas curvas também indica que a participação no consumo de energia do usuário fraudulento na demanda total da barra é pequena.

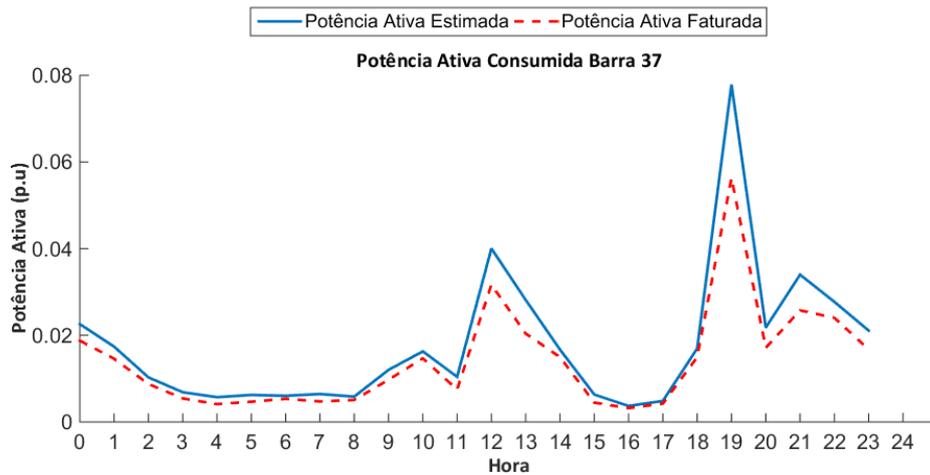


Figura 39 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 37.

A Figura 39 apresenta as curvas estimada e faturada para a Barra 37, em que um ataque do tipo *h3* foi inserido. Percebe-se principalmente durante os intervalos de pico de consumo a diferença entre as curvas faturada e estimada. Sugerindo assim a presença de um furto/fraude por parte dos consumidores conectados à mesma.

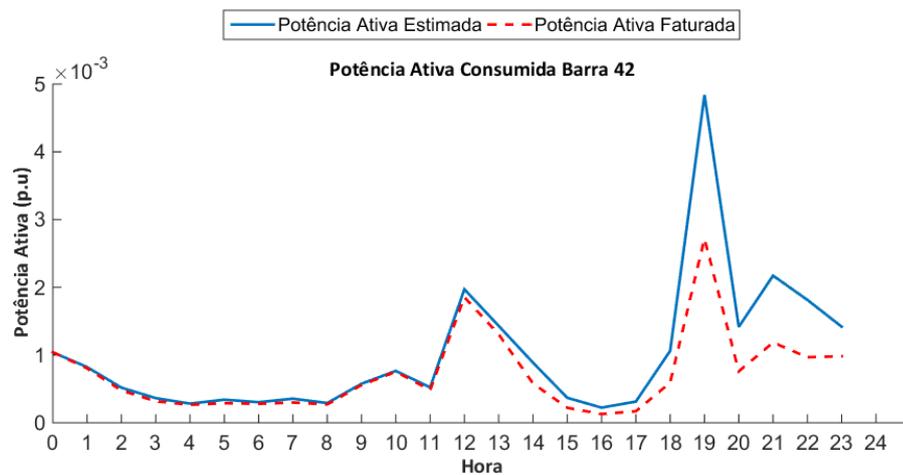


Figura 40 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 42.

A Figura 40 apresenta as curvas faturada e estimada da Barra 42, em que durante o intervalo de tempo de 11h às 23h é inserido um furto de energia. Fica evidente pela análise gráfica tal anomalia.

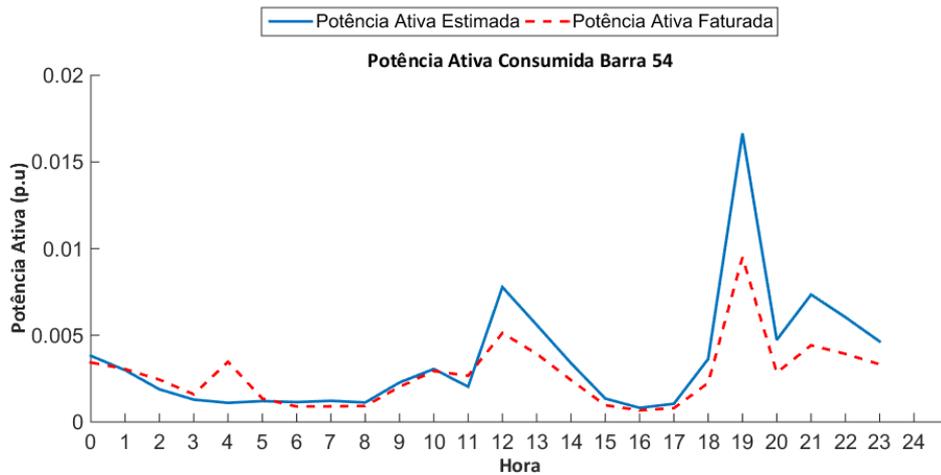


Figura 41 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 54.

Ao se analisar o gráfico da Figura 41, percebe-se a diferença entre as curvas de carga estimada e faturada para a Barra 54. O consumo de energia diário para ambas as curvas é o mesmo, característica de ataques do tipo *h5* ou *h6*.

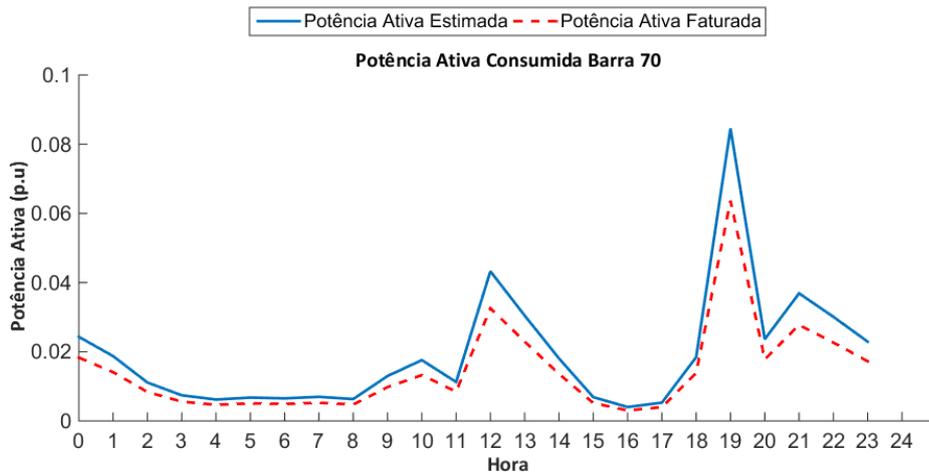


Figura 42 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 70.

A Figura 42 apresenta as curvas de carga estimada e faturada para a Barra 70, onde é possível observar durante todo o intervalo de tempo analisado a diferença entre as mesmas ainda que relativamente pequena, sugerindo assim um possível furto/fraude de energia na barra em questão.

As Figuras 43 a 45 apresentam as curvas estimada e faturada para as barras 8, 14 e 23, em que não foram inseridos furtos/fraudes de energia.

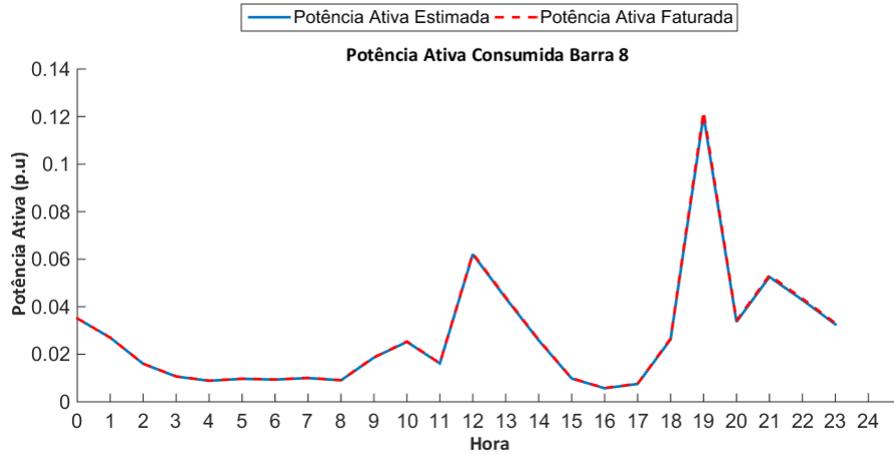


Figura 43 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 8.

Como pode-se observar na Figura 43 há uma diferença entre as curvas estimada e faturada para a Barra 8 principalmente no intervalo de 8h às 15h, mesmo que nenhum tipo de ataque foi inserido nesta barra. O estimador de estados apesar de se apresentar preciso para a maioria das barras do sistema, ainda apresenta erros em algumas barras que podem levar a interpretação de furtos/fraudes de energia inexistentes.

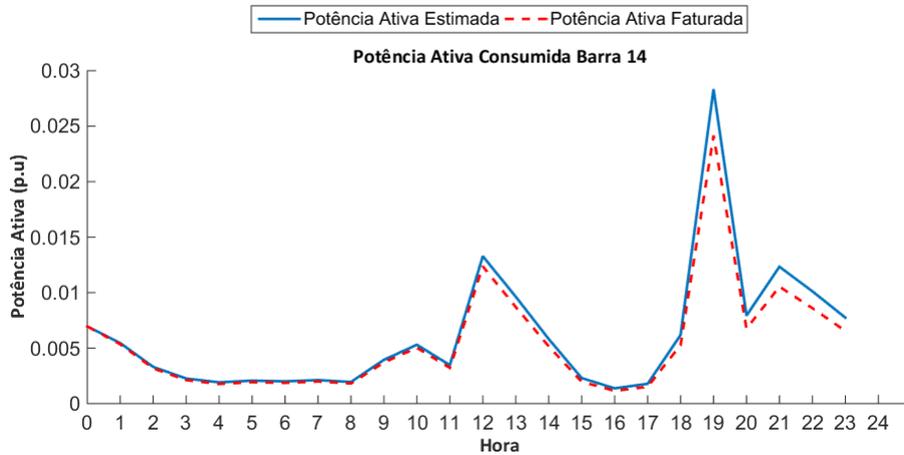


Figura 44 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 14.

As Figuras 44 e 45 apresentam as curvas faturada e estimada para as Barras 14 e 23 respectivamente. Para ambas barras percebe-se a diferença entre as curvas, mesmo que furtos/fraudes de energia não foram inseridos nas mesmas. Tais barras estão inseridas no mesmo subsistema que é o maior ramal do sistema IEEE 70 Barras, tal fato pode ter levado a diminuição da precisão do estimador para estas barras. A inserção de um PMU adicional no meio do ramal pode levar à melhoria da estimação nestas barras e consequentemente a melhoria na etapa de detecção de perdas comerciais de energia.

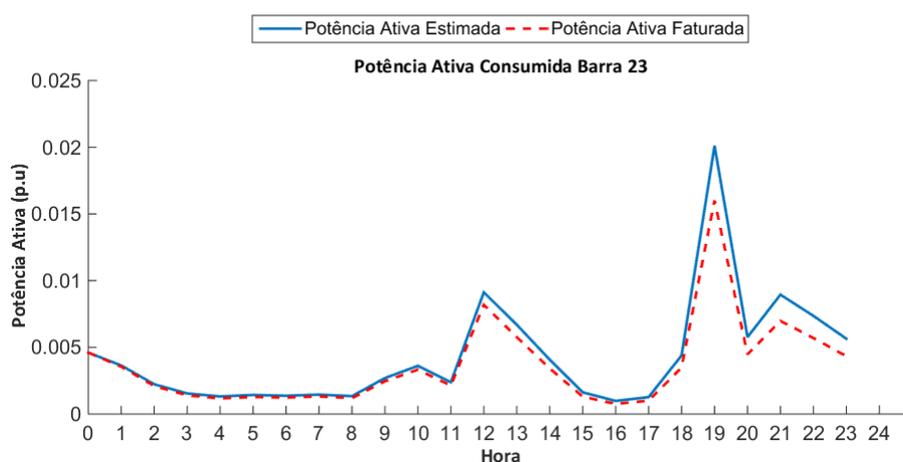


Figura 45 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 23.

As curvas das demais barras estão presentes no Apêndice C, sendo que o estimador consegue com precisão mostrar a similaridade entre as curvas faturadas e estimadas.

Mesmo que o estimador de estados não tenha eficácia de 100% para a metodologia de detecção de perdas comerciais de energia, todas as barras em que foram inseridos furtos de energia foram detectadas, e o campo de busca dos usuários fraudulentos é reduzido significativamente, fazendo do estimador de estados uma ferramenta bastante útil no processo de detecção de perdas comerciais de energia a nível de transformador.

6.2 Identificação do Consumidor Fraudulento

Nesta seção apresenta-se os resultados para a metodologia de identificação do consumidor fraudulento. O trabalho desenvolvido em [22], até o presente momento, é o que apresenta melhores resultados dentre os encontrados na literatura especializada sendo assim utilizado para comparações pela metodologia proposta.

A análise da eficiência da metodologia de identificação do consumidor fraudulento é feita da seguinte forma.

- *Detection Rate* (DR): É a taxa de detecção dos consumidores fraudulentos, ou seja, o número percentual de clientes fraudulentos classificados corretamente como tal.
- *False Positive Rate* (FPR): A taxa de falsos positivos é determinada pelo número percentual de clientes regulares que foram erroneamente classificados como fraudulentos.
- *Highest Difference* (HD): Apresenta o resultado atingido pela metodologia, definido como a diferença entre DR e FPR.

Um dos maiores problemas em métodos de classificação são os Falsos Positivos (FP). Na prática, um FP indica um custo adicional desnecessário à concessionária de energia, uma vez que uma inspeção em campo para verificação final se faz necessária. Portanto, o classificador ideal teria como resultados $DR = 100\%$ e $FPR = 0\%$, conseqüentemente $HD = 100\%$. O objetivo da metodologia é alcançar o mais próximo possível tais taxas, ou seja, deve-se maximizar o valor de HD.

A partir dos sistemas analisados na etapa de detecção de perdas comerciais de energia, define-se os consumidores conectados às barras consideradas anômalas, sendo que são escolhidos aleatoriamente consumidores honestos e fraudulentos em todas as barras. É importante ressaltar que os dados de consumo utilizados para o teste da metodologia não foram utilizados na etapa de treinamento das RNAs.

Utilizou-se um total de 10 bancos de dados para teste, contendo em cada um 150 consumidores entre honestos e fraudulentos, sendo que a quantidade em cada classe (Honesto ou Fraudulento) apresenta-se na Tabela 7:

Tabela 7 – Distribuição de Consumidores nos Bancos de Dados

Banco de Dados	Honestos	Fraudulentos	Total
1	145	5	150
2	133	17	150
3	132	18	150
4	128	22	150
5	121	29	150
6	118	32	150
7	112	38	150
8	104	46	150
9	85	65	150
10	56	94	150

A métrica de avaliação de modelos de classificação ou predição mais utilizada é a Matriz de Confusão. A matriz de confusão oferece uma medida efetiva do modelo de classificação, ao mostrar o número de classificações corretas versus as classificações preditas para cada classe, sobre um conjunto de exemplos determinados.

A Figura 46 apresenta uma matriz de confusão genérica para um sistema de classificação de duas classes.

O número de acertos, para cada classe, se localiza na diagonal principal $M(C_i, C_i)$ da matriz. Os demais elementos $M(C_i, C_j)$, para $i \neq j$ representam os erros na classificação, sendo que a matriz confusão de um classificador ideal possui todos esses elementos iguais a zero, uma vez que ele não comete erros.

Para um problema de duas classes geralmente rotuladas como positiva e negativa, as escolhas são estruturadas para prever a ocorrência ou não de de um evento simples. Neste

Classe Predita 1	MC(C1,C1)	MC(C1,C2)
	MC(C2,C1)	MC(C2,C2)
Classe Predita 2		
	Classe Verdadeira 1	Classe Verdadeira 2

Figura 46 – Matriz de Confusão Genérica - 2 Classes.

caso, os dois erros possíveis são denominados Falso Positivo (Fp) e Falso Negativo (Fn). A Figura 47 apresenta a matriz de confusão para o problema de duas classes e as métricas que podem ser derivadas da mesma, onde Tp é o número de exemplos positivos classificados corretamente e Tn é o número de exemplos negativos classificados corretamente do total de $n = (Tp + Tn + Fp + Fn)$ amostras.

Classe Predita 1	Tn	Fn	nrel(h) -
	Fp	Tp	prel(h) -
Classe Predita 2			
	Spec(h) Te1(h)	Sens(h) Te2(h)	tacc(h) -
	Classe Verdadeira 1	Classe Verdadeira 2	

Figura 47 – Métricas de Uma Matriz de Confusão.

Outras medidas podem ser derivadas a partir da matriz de confusão, tais como especificidade, sensibilidade, confiabilidade negativa, confiabilidade positiva, taxa de erro da classe negativa, taxa de erro da classe positiva e precisão total (Equações 6.1 a 6.7) [37].

Sendo que:

$$Spech(h) = \frac{Tn}{Fp + Tn} \quad (6.1)$$

$$Sens(h) = \frac{Tp}{Tp + Fn} \quad (6.2)$$

$$nrel(h) = \frac{Tn}{Fn + Tn} \quad (6.3)$$

$$prel(h) = \frac{Tp}{Fp + Tp} \quad (6.4)$$

$$te1(h) = \frac{Fp}{Fp + Tn} \quad (6.5)$$

$$te2(h) = \frac{Fn}{Tp + Fn} \quad (6.6)$$

$$tacc(h) = \frac{Tp + Tn}{n} \quad (6.7)$$

Onde:

- Tn Verdadeiros Negativos (*True negatives*);
- Tp Verdadeiros Positivos (*True positives*);
- Fn Falsos Negativos (*False negatives*);
- Fp Falsos Positivos (*False positives*);

$Spech(h)$	Especificidade;
$Sens(h)$	Sensitividade;
$nrel(h)$	Confiabilidade Negativa;
$prel(h)$	Confiabilidade Positiva;
$tacc(h)$	Precisão Total;
$Te1(h)$	Taxa de Erro da Classe 1 (Negativa);
$Te2(h)$	Taxa de Erro da Classe 2 (Positiva);
n	Número de amostras ($Tp + Tn + Fp + Fn$);

Para o problema de identificação do usuário fraudulento adota-se como classe positiva a classe que contém os usuários fraudulentos e consequentemente, como classe negativa a classe que contém os usuários honestos. As métricas essenciais para serem analisadas neste tipo de problema são a Sensitividade ($Sens(h)$) que corresponde à taxa de detecção (DR) e a Taxa de Erro da Classe Negativa ($Te1(h)$) que corresponde à taxa de falsos positivos (FPR).

As Figuras 48 a 57 apresentam as matrizes de confusão para todos os casos testados. As classes 1 (negativa) e 2 (positiva) representam respectivamente os consumidores honestos e fraudulentos.

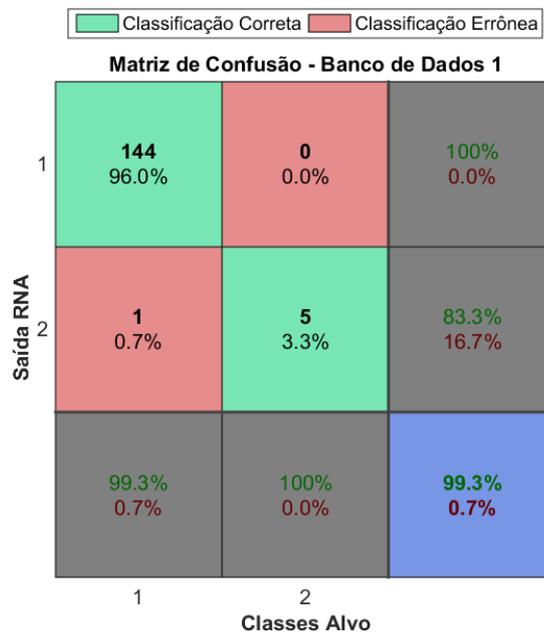


Figura 48 – Matriz de Confusão Banco de Dados 1.

Para o primeiro conjunto de dados de acordo com a Tabela 7, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 100% e FPR = 0,7%, tendo assim HD = 99,3%.

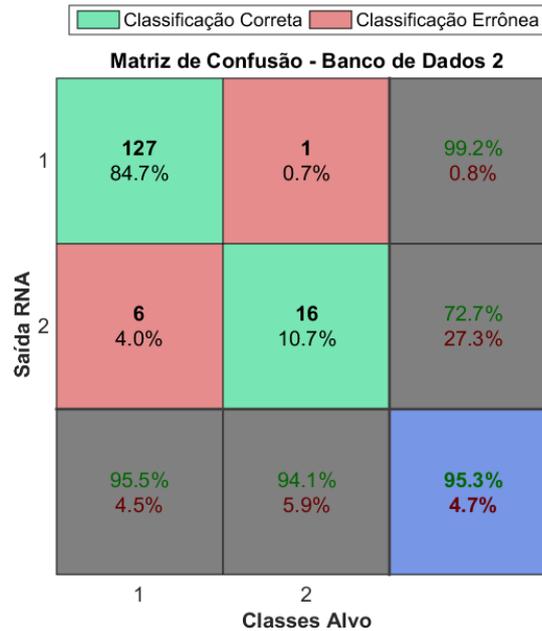


Figura 49 – Matriz de Confusão Banco de Dados 2.

Para o segundo conjunto de dados, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 94,1% e FPR = 4,5%, tendo assim HD = 89,6%.

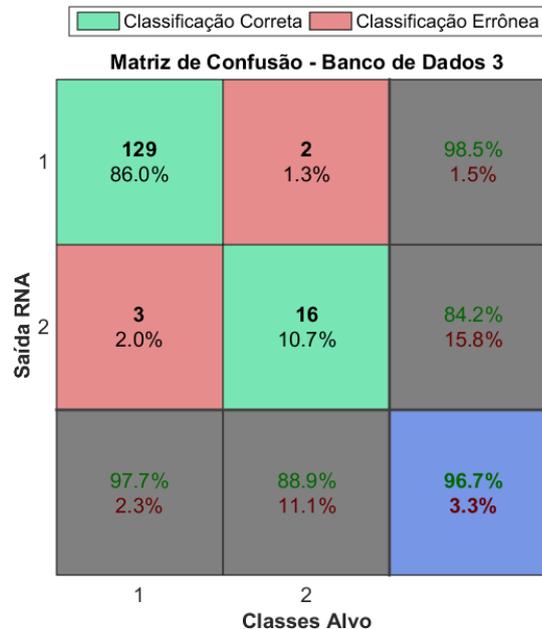


Figura 50 – Matriz de Confusão Banco de Dados 3.

Para o terceiro conjunto de dados, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 88,9% e FPR = 2,3%, tendo assim HD = 86,6%.

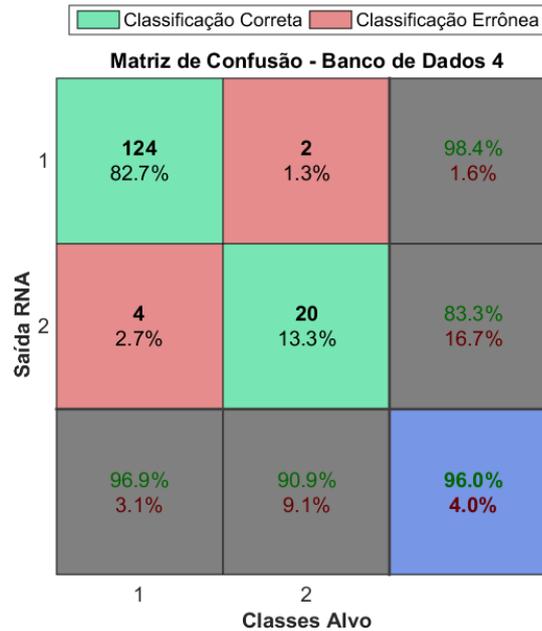


Figura 51 – Matriz de Confusão Banco de Dados 4.

Para o quarto conjunto de dados, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 90,9% e FPR = 3,1%, tendo assim HD = 87,8%.

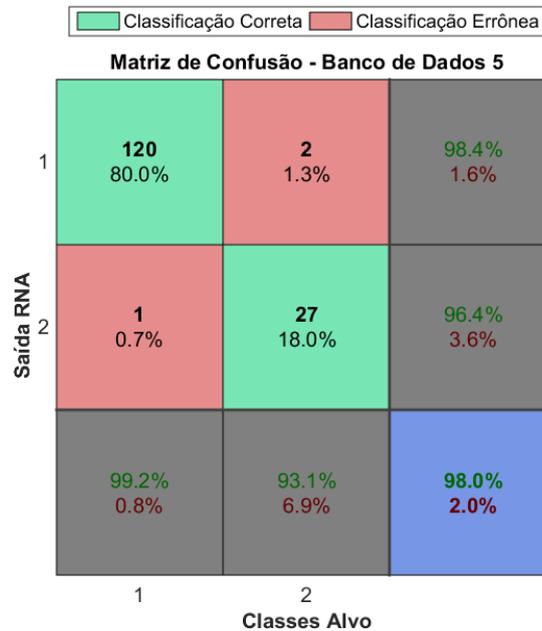


Figura 52 – Matriz de Confusão Banco de Dados 5.

Para o quinto conjunto de dados, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 93,1% e FPR = 0,8%, tendo assim HD = 92,3%.

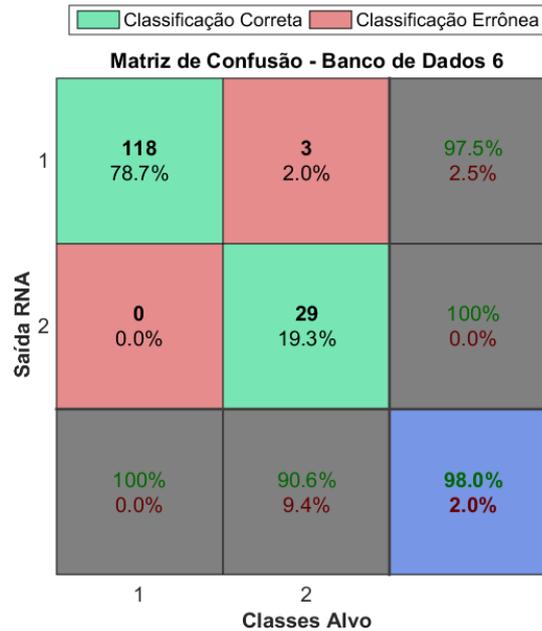


Figura 53 – Matriz de Confusão Banco de Dados 6.

Para o sexto conjunto de dados, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 90,6% e FPR = 0,0%, tendo assim HD = 90,6%.

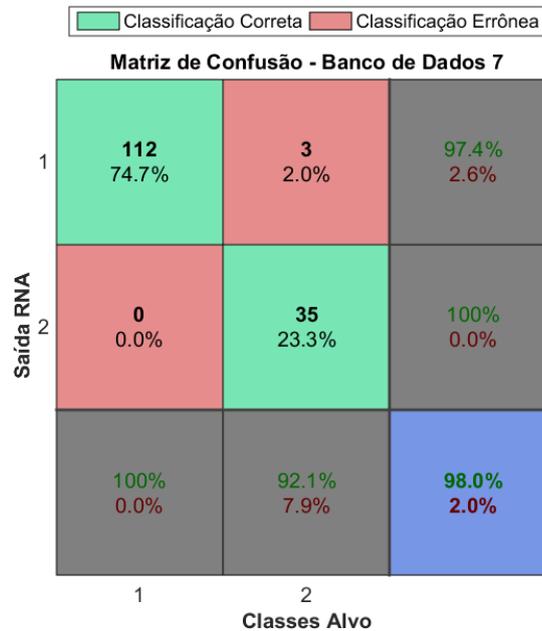


Figura 54 – Matriz de Confusão Banco de Dados 7.

Para o sétimo conjunto de dados, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 92,1% e FPR = 0,0%, tendo assim HD = 92,1%.

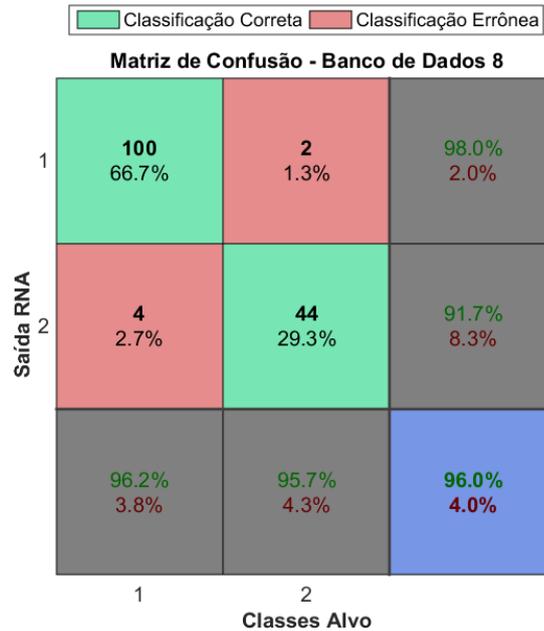


Figura 55 – Matriz de Confusão Banco de Dados 8.

Para o oitavo conjunto de dados, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 95,7% e FPR = 3,8%, tendo assim HD = 91,9%.

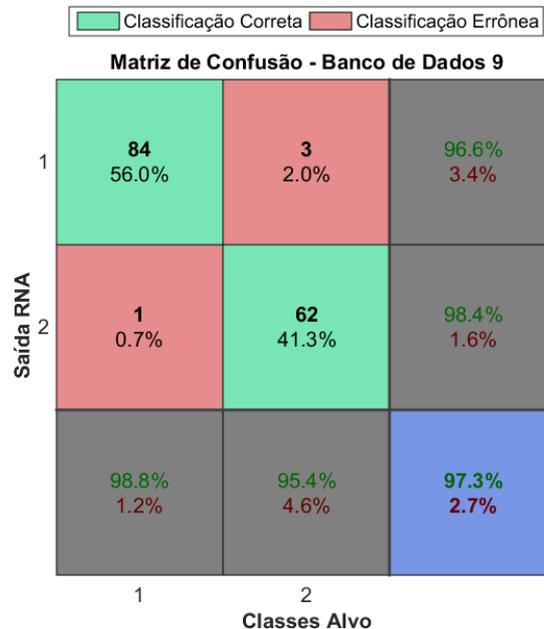


Figura 56 – Matriz de Confusão Banco de Dados 9.

Para o nono conjunto de dados, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 95,4% e FPR = 1,2%, tendo assim HD = 94,2%.

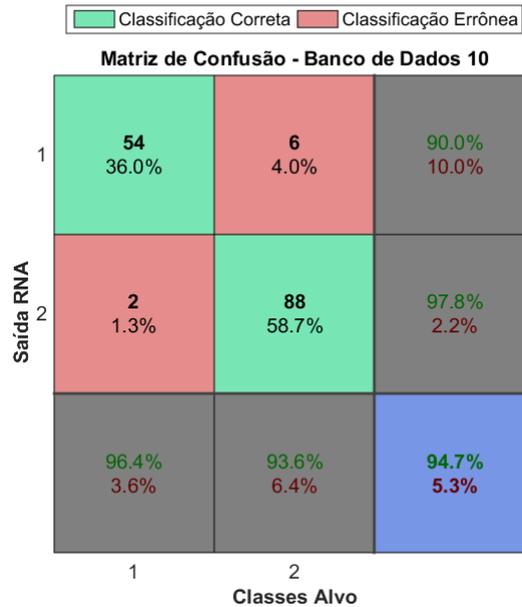


Figura 57 – Matriz de Confusão Banco de Dados 10.

Para o décimo conjunto de dados, a metodologia de identificação do usuário fraudulento apresentou DR = 93,6% e FPR = 3,6%, tendo assim HD = 90,0%.

A Figura 58 apresenta a matriz de confusão para a classificação das 1500 curvas de consumo analisadas, dando um panorama geral da eficiência da metodologia. O DR final foi de 93,4% e o FPR de 1,9%, apresentando assim um HD de 91,5%.

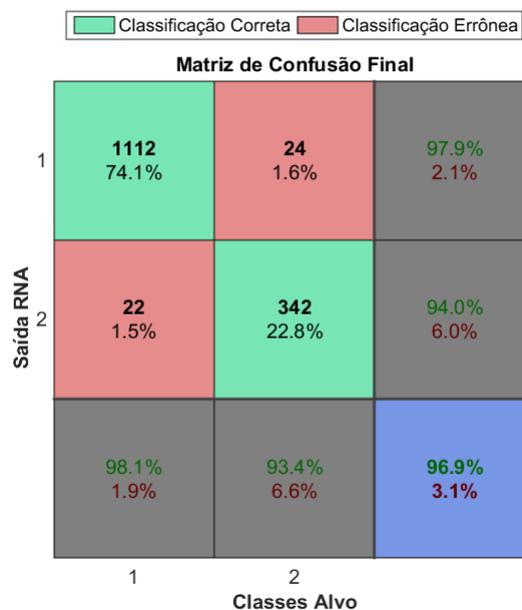


Figura 58 – Matriz de Confusão Para Todos os Bancos de Dados Agrupados.

A Tabela 8 faz um comparativo com a metodologia apresentada em [22], que utiliza o mesmo banco de dados de [35] e apresentava o melhor resultado entre os trabalhos encontrados na literatura especializada.

Tabela 8 – Comparação Entre as Metodologias de Identificação de Usuários Fraudulentos

Parâmetro	CPBETD [22]	Proposto
DR (%)	94	93,4
FPR (%)	11	1,9
HD (%)	83	91,5

Analisando-se a Tabela 8 percebe-se que a metodologia de detecção de perdas comerciais de energia elétrica utilizando a estimação de estados em associação com a metodologia de identificação do consumidor fraudulento, através de RNAs de Kohonen e MLP, obteve um desempenho superior (Maior HD) dentre as metodologias expostas.

A Figura 59 apresenta os resultados da metodologia proposta descartando a etapa de detecção do usuário fraudulento em forma de matriz de confusão. Dessa forma o banco de dados analisado passa de 1500 curvas de consumo para 4585 curvas de usuários a serem classificados como honestos ou fraudulentos, sendo que o número de usuários fraudulentos (366) é mantido.

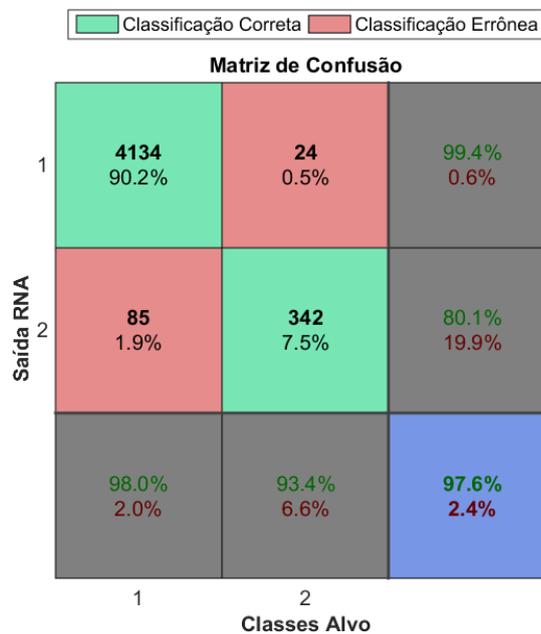


Figura 59 – Matriz de Confusão Sem Etapa de Detecção.

Pela Tabela 9 pode-se observar a comparação entre a metodologia de identificação do consumidor fraudulento com e sem a etapa de detecção. Como mostrou-se anteriormente, para a simulação contendo a primeira etapa da metodologia os índices obtidos foram DR = 93,4% FPR = 1,9% e HD = 91,5%. Sem a utilização da primeira etapa os índices são DR = 93,4% (mesmo DR, como era de se esperar) FPR = 2,0% e HD = 91,4%. Percebe-se que o índice FPR não aumenta significativamente em proporção, porém o número absoluto de Falsos Positivos cresce de 22 para 85 consumidores, o que acresce uma despesa desnecessária para a concessionária de energia.

Tabela 9 – Comparação Entre a Metodologia de Identificação de Usuários Fraudulentos Com e Sem Etapa Prévia de Detecção

Parâmetro	Com Detecção	Sem Detecção
DR (%)	93,4	93,4
FPR (%)	1,9	2,0
FPR (Valor Absoluto)	22	85
HD (%)	91,5	91,4

Ainda pode-se perceber que o banco de dados analisado em sua totalidade é apenas três vezes maior que o banco de dados contendo somente os consumidores suspeitos, sendo que na prática esse banco poderá ser muito maior, aumentando ainda mais o número absoluto de Falsos Positivos.

A utilização de estimação de estados para a detecção de perdas comerciais no nível dos transformadores, diminui o campo de busca dos consumidores fraudulentos, prevenindo assim um elevado número de falsos positivos.

Outra vantagem da metodologia proposta em comparação às demais é a não necessidade de se ter uma "curva de consumo honesta" para todos os consumidores. A partir das barras do sistema, em que não se detecte o furto/fraude de energia, é possível retirar as informações dos perfis de consumo dos usuários de um sistema, utilizando a Rede de Kohonen. De fato, para cada sistema deve haver um estudo para a modelagem da Rede de Kohonen, assim como treinar novas RNAs MLP.

A utilização pelas RNAs MLP dos dados de consumo diário modelados de acordo com a Tabela 4, ainda permite solucionar outro ponto em discussão na literatura especializada, a privacidade dos usuários. Várias técnicas utilizam das medições obtidas pelos *Smart Meters* a cada 15 minutos para a proposta de identificação do usuário fraudulento. Um perfil de consumo com um espaço de tempo curto como este, pode determinar além dos períodos em que haja pessoas em casa, ou em um estabelecimento comercial, quando alguns equipamentos específicos são ligados, e essa informação disponível aos operadores dos sistemas das concessionárias podem ser utilizadas de forma maliciosa.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

7.1 Conclusão

Essa dissertação apresentou uma metodologia eficaz na detecção de perdas comerciais de energia e identificação do consumidor fraudulento em Infraestruturas Avançadas de Medição, próprias de uma *Smart Grid*.

Para isso, propôs-se a utilização de um estimador de estados trifásico baseado em medições fasoriais sincronizadas para a etapa de detecção de perdas comerciais. Já para a etapa de identificação do consumidor fraudulento propôs-se a utilização conjunto de uma RNA de Kohonen, com o objetivo de clusterizar os consumidores a partir de padrões de consumo semelhantes, e um grupo de RNAs MLP para a classificação dos clientes em honestos ou fraudulentos.

A ideia de utilizar-se PMUs nos sistemas de distribuição parte do pressuposto que no futuro as redes inteligentes certamente terão um processo de supervisão e controle utilizando unidades de medição fasorial. O conceito de MicroPMUs é considerado como uma tecnologia promissora para o monitoramento de redes de distribuição, e tem como principal benefício na sua utilização o baixo custo em comparação às PMUs convencionais.

A partir dos resultados apresentados nesse trabalho, pode-se concluir que a metodologia proposta alcançou resultados satisfatórios e melhores que os encontrados na literatura especializada até o presente momento.

As metodologias apresentam alto desempenho e robustez, de forma a serem utilizadas nos mais diversos sistemas de distribuição e com os mais variados tipos de perfis de consumo. A utilização de medições fasoriais em pontos específicos traz um benefício de custo de implantação em relação à medição individual nos transformadores. A utilização das RNAs não necessita de dados honestos de todos consumidores, podendo ser utilizado de imediato em qualquer banco de dados.

A privacidade dos usuários pode ser mantida com esta metodologia, que utiliza apenas do somatório de consumo subdivididos em 8 grupos em um intervalo de 24h.

Deve-se ter em mente que os padrões de consumo dos clientes podem alterar porém de forma não maliciosa. Por exemplo, a curva de consumo de uma residência pode mudar significativamente para períodos diferentes do ano (diferentes estações), em períodos de férias ou eventos atípicos. Neste trabalho, só foram analisados os perfis de consumo para dias de semana e finais de semana de uma única semana no ano. Para a metodologia ser completa, deve-se criar uma nova RNA de Kohonen, incluindo medições em um intervalo completo de um ano, e a partir desta, treinar novas RNAs MLP para todas as novas classes envolvidas.

Ainda, a identificação de um consumidor fraudulento não deve ser realizada pela informação proveniente de somente um dia de medições, deve-se analisar se tal consumidor apresenta um perfil fraudulento em mais dias durante um intervalo de tempo que a concessionária julgar necessário para então providenciar uma inspeção em campo.

7.2 Trabalhos Futuros

O desenvolvimento da metodologia para detecção de perdas comerciais de energia e identificação do consumidor fraudulento atende uma demanda recente das concessionárias de energia em todo o mundo, e como toda metodologia científica pode e deve ser aprimorado. Entre as possibilidades de estudos futuros é possível citar:

- Desenvolvimento e treinamento de novas RNAs para determinação de consumos atípicos não-maliciosos;
- Utilização de outros tipos de RNAs ou metodologias híbridas que possibilitem o aumento do índice DR;
- Desenvolvimento de algoritmo para recuperação de receitas com base nos padrões de consumo;
- Fazer uma análise de custo-benefício sobre o uso de *Smart Meters* nos transformadores e PMUs na *Smart Grid*;
- Fazer um estudo de alocação ótima de PMUs em *Smart Grids* a partir de um projeto piloto em parceria com concessionárias de energia.

REFERÊNCIAS

- [1] LIGHT, “Arrecadação e Perdas, Apresentação Corporativa Outubro de 2014. Grupo Light Estrutura diversificada com atuação nos segmentos de distribuição, geração e comercialização de energia elétrica”, Disponível em www.light.com.br/, 2014.
- [2] ANEEL, “http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/noticias/Output_Noticias.cfm? Identidade=4841&id_area=90”, 2011.
- [3] CALILI, R. F., *Desenvolvimento de sistema para detecção de perdas comerciais em redes de distribuição de energia elétrica*, Master’s Thesis, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2005.
- [4] ORTEGA, G. V. C., *Redes neurais na identificação de perdas comerciais do setor elétrico*, Master’s Thesis, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2008.
- [5] RAMOS, C. C. O., *Desenvolvimento de ferramentas computacionais inteligentes para identificação de perdas comerciais em sistemas de energia*, Master’s Thesis, Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2010.
- [6] SAMPAIO, M. F., *Procedimentos para gestão de perdas não técnicas em sistemas de distribuição de energia elétrica*, Master’s Thesis, Universidade Federal do Pará, 2012.
- [7] PENIN, C. A. D. S., *Combate, Prevenção e Otimização das Perdas Comerciais de Energia Elétrica*, Ph.D. Thesis, Universidade de São Paulo, 2008.
- [8] FOSSATI, J. P., “Revisión bibliográfica sobre micro redes inteligentes”, *Memoria de trabajos de difusión científica y técnica*, , n. 9, pp. 13–20, 2011.
- [9] DEPURU, S. S. S. R., WANG, L., DEVABHAKTUNI, V., “Smart meters for power grid: Challenges, issues, advantages and status”, *Renewable and sustainable energy reviews*, v. 15, n. 6, pp. 2736–2742, 2011.
- [10] SALINAS, S. A., LI, P., “Privacy-Preserving Energy Theft Detection in Microgrids: A State Estimation Approach”, *Power Systems, IEEE Transactions on*, 2015.
- [11] MCLAUGHLIN, S., HOLBERT, B., ZONOUS, S., BERTHIER, R., “AMIDS: A multi-sensor energy theft detection framework for advanced metering infrastructures”. In: *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2012 IEEE Third International Conference on*, pp. 354–359, Tainan City, Taiwan, 2012.
- [12] FERREIRA, H. M., *Uso de ferramentas de aprendizado de máquina para prospecção de perdas comerciais em distribuição de energia elétrica*, Ph.D. Thesis, Universidade Estadual de Campinas, 2008.
- [13] DE FARIA, L., FELTRIN, A. P., MINUSSI, C., *Sistema Inteligente Híbrido Inter-comunicativo para Detecção de Perdas Comerciais em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica*, Master’s Thesis, Universidade Estadual Paulista Julio de Mesquita Filho, 2012.
- [14] MASHIMA, D., CÁRDENAS, A. A., “Evaluating electricity theft detectors in smart grid networks”, In: *Research in Attacks, Intrusions, and Defenses*, pp. 210–229, Springer, 2012.

- [15] CÁRDENAS, A. A., AMIN, S., SCHWARTZ, G. A., DONG, R., SASTRY, S., “A game theory model for electricity theft detection and privacy-aware control in AMI systems”. In: *Communication, Control, and Computing (Allerton), 2012 50th Annual Allerton Conference on*, pp. 1830–1837, Monticello, Illinois, USA, 2012.
- [16] WECKX, S., GONZALEZ, C., TANT, J., DE RYBEL, T., DRIESEN, J., “Parameter identification of unknown radial grids for theft detection”. In: *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe), 2012 3rd IEEE PES International Conference and Exhibition on*, pp. 1–6, Berlin, Germany, 2012.
- [17] SALINAS, S., LI, M., LI, P., “Privacy-preserving energy theft detection in smart grids”. In: *Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON), 2012 9th Annual IEEE Communications Society Conference on*, pp. 605–613, Seoul, South Korea, 2012.
- [18] MCLAUGHLIN, S., HOLBERT, B., FAWAZ, A.-Q., BERTHIER, R., ZONOUZ, S., “A multi-sensor energy theft detection framework for advanced metering infrastructures”, *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, v. 31, n. 7, pp. 1319–1330, 2013.
- [19] PEREIRA, L. A., AFONSO, L., PAPA, J. P., VALE, Z. A., RAMOS, C. C., GASTALDELLO, D. S., SOUZA, A. N., “Multilayer perceptron neural networks training through charged system search and its Application for non-technical losses detection”. In: *Innovative Smart Grid Technologies Latin America (ISGT LA), 2013 IEEE PES Conference On*, pp. 1–6, Sao Paulo, Brazil, 2013.
- [20] HUANG, S.-C., LO, Y.-L., LU, C.-N., “Non-technical loss detection using state estimation and analysis of variance”, *Power Systems, IEEE Transactions on*, v. 28, n. 3, pp. 2959–2966, 2013.
- [21] SALINAS, S., LI, M., LI, P., “Privacy-preserving energy theft detection in smart grids: A P2P computing approach”, *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, v. 31, n. 9, pp. 257–267, 2013.
- [22] JOKAR, P., ARIANPOO, N., LEUNG, V., “Electricity Theft Detection in AMI Using Customers’ Consumption Patterns”, *Smart Grid, IEEE Transactions on*, v. 7, n. 1, pp. 216–226, 2016.
- [23] OLIVEIRA, B. C., *Estimação de Estados em Sistemas de Distribuição: uma Abordagem Trifásica e Descentralizada*, Master’s Thesis, Universidade Federal de Juiz de Fora, 2016.
- [24] FRANCISQUINI, A. A., *Estimação de Curvas de Carga em Pontos de Consumo e em Transformadores de Distribuição*, Master’s Thesis, Universidade Estadual Paulista Julio de Mesquita Filho, 2006.
- [25] ALVES, E. R., *Mineração de dados baseada em inteligência computacional: uma aplicação à determinação da tipologia de curvas de cargas*, Master’s Thesis, Universidade Federal do Para, 2011.
- [26] DE QUEIROZ, L. M. O., *Estimação e análise das perdas técnicas na Distribuição de energia elétrica*, Ph.D. Thesis, PhD thesis, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Sao Paulo, 2010.

- [27] HAYKIN, S. S., *Redes neurais*. Bookman, 2001.
- [28] SILVA, I. D., SPATTI, D. H., FLAUZINO, R. A., “Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas”, *São Paulo: Artliber*, pp. 33–111, 2010.
- [29] MCCULLOCH, W. S., PITTS, W., “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”, *The bulletin of mathematical biophysics*, v. 5, n. 4, pp. 115–133, 1943.
- [30] KOVÁCS, Z. L., *Redes neurais artificiais*. Editora Livraria da Física, 2002.
- [31] HSU, K.-L., GUPTA, H. V., SOROOSHIAN, S., “Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process”, *Water resources research*, v. 31, n. 10, pp. 2517–2530, 1995.
- [32] KOHONEN, T., “The self-organizing map”, *Proceedings of the IEEE*, v. 78, n. 9, pp. 1464–1480, 1990.
- [33] RUCK, D. W., ROGERS, S. K., KABRISKY, M., “Feature selection using a multilayer perceptron”, *Journal of Neural Network Computing*, v. 2, n. 2, pp. 40–48, 1990.
- [34] WIDROW, B., HOFF, M. E., OTHERS, “Adaptive switching circuits.” 1960.
- [35] ISSDA, “Data from the Commission for Energy Regulation”, 2012.
- [36] ÖNSKOG, J., FREYHULT, E., LANDFORS, M., RYDÉN, P., HVIDSTEN, T. R., “Classification of microarrays; synergistic effects between normalization, gene selection and machine learning”, *BMC bioinformatics*, v. 12, n. 1, pp. 1, 2011.
- [37] REZENDE, S. O., *Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações*. Editora Manole Ltda, 2003.
- [38] OLIVEIRA, E. J., OLIVEIRA, L. W., PEREIRA, J., HONÓRIO, L. M., SILVA, I. C., MARCATO, A., “An optimal power flow based on safety barrier interior point method”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, v. 64, pp. 977–985, 2015.
- [39] GRANVILLE, S., “Optimal reactive dispatch through interior point methods”, *Power Systems, IEEE Transactions on*, v. 9, n. 1, pp. 136–146, 1994.

APÊNDICE A – ESTIMADOR DE ESTADOS TRIFÁSICO

O estimador de estados trifásico desenvolvido em [23] foi utilizado como base para a metodologia de detecção de perdas comerciais de energia elétrica aplicada neste trabalho, sendo feitas algumas alterações de forma a utilizar o estimador para a aplicação proposta.

A.1 Alocação de PMUs

O autor parte da forma como as PMUs são alocadas na metodologia desenvolvida, considerando sistemas de distribuição radiais. A estratégia adotada baseia-se no conhecimento dos fasores de tensão e de corrente no início e no final de cada seção do alimentador. Com base nas tensões sincronizadas medidas, os perfis de tensão ao longo do alimentador são definidos e conhecendo os fasores de corrente no início e no final, o consumo de carga ao longo da seção do alimentador está definido. Este processo de alocação é estendido para todo o sistema de distribuição. Nos entroncamentos presentes no sistema, também são alocadas PMUs e os ramais que partem destes entroncamentos recebem PMUs nas suas extremidades.

Uma das grandes vantagens desta dita "alocação mínima" está no fato de que o sistema pode ser dividido em vários subsistemas sendo resolvidos separadamente. Essa alternativa, além de tornar o problema de Estimação de Estados menor e conseqüente mais rápido do ponto de vista computacional, permite o uso de processamento paralelo. Feita essa divisão em subsistemas, cada subsistema pode ser resolvido de forma independente, visto que essas tarefas já possuem um paralelismo natural.

Outra vantagem do uso deste tipo de alocação, consiste no fato do monitoramento de áreas de interesse, como por exemplo áreas com maior densidade de cargas em centros urbanos, locais onde existam cargas prioritárias (hospitais, delegacias, centrais de telecomunicações, etc).

Esta proposta de alocação de PMUs atende aos requisitos mínimos para a descentralização do sistema de distribuição, podendo haver casos em que exista a necessidade de alocação intermediária, como por exemplo em ramais muito longos, locais onde haja controle de tensão, tais como reguladores de tensão ou geração distribuída com controle de tensão.

A.2 Modelagem matemática do Estimador de Estados

O autor parte baseia-se no Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) em que aos diferentes tipos de medida, são atribuídos respectivos pesos, de acordo com o grau de confiança correspondente, para a metodologia de estimação de estados.

O problema de estimação de estados fundamenta-se essencialmente nas relações matemáticas existentes entre as variáveis de estado e as medições efetuadas. O objetivo desse problema é minimizar a função objetivo J , Equação A.1. As injeções de corrente das barras sem carga (barras de passagem) são também inseridas na função objetivo como medições virtuais, ou seja, como injeções nulas. As cargas não monitoradas são modeladas como inequações com limites superiores e inferiores, estes limites são de grande importância, pois permitirão a variação da carga ao longo do intervalo de estudo no sistema de distribuição.

$$\text{Min } J_l = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{2m} \left(\frac{z_k^s - h_k^s(x)}{\sigma_k} \right)^2 \quad (\text{A.1})$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} P_{min,k}^s \leq P_k^s \leq P_{max,k}^s \\ k = 1 : cnm \\ s = A, B, C \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

$$Q_{min,k}^s \leq Q_k^s \leq Q_{max,k}^s$$

m	Número total de medidas obtidas das PMUs referentes ao subsistema l ;
nbp	Número total de barras de passagem (Barras sem carga) do subsistema l ;
cnm	Número total de barras de cargas não monitoradas do subsistema l ;
nr	Número total de ramos do sistema de distribuição do subsistema l ;
z_k^s	Partes real e imaginária das medidas obtidas para a barra k . (Tensões nodais, $V_{k,r}^A + jV_{k,m}^A$, $V_{k,r}^B + jV_{k,m}^B$, $V_{k,r}^C + jV_{k,m}^C$, correntes nos ramos, $I_{km,r}^A + jI_{km,m}^A$, $I_{km,r}^B + jI_{km,m}^B$, $I_{km,r}^C + jI_{km,m}^C$), e injeções nulas nas barras de passagem.
x	Vetor de estados que contém as partes real e imaginária das correntes nos ramos ($I_{km,r}^A + jI_{km,m}^A$, $I_{km,r}^B + jI_{km,m}^B$, $I_{km,r}^C + jI_{km,m}^C$), dimensão $(6nr)$;
$h_k^s(x)$	Função associada a cada medida z_k , $k = 1 : 2m$;
σ_k	Variância da medida obtida para a barra k ;
P_k^s, Q_k^s	Potências ativa e reativa injetadas, na fase s , na barra k obtidas em função das correntes nos ramos;
$P_{min,k}^s$	Valor mínimo de potência ativa permitida para a barra k , para a fase s ;
$P_{max,k}^s$	Valor máximo de potência ativa permitida para a barra k , para a fase s ;
$Q_{min,k}^s$	Valor mínimo de potência reativa permitida para a barra k , para a fase s ;
$Q_{max,k}^s$	Valor máximo de potência reativa permitida para a barra k , para a fase s ;

As tensões fasoriais das barras onde a PMU está instalada, é calculada como uma função das correntes de ramo, calculando as quedas de tensão ao longo do alimentador. As medidas fasoriais são convertidas em partes reais e imaginárias e a determinação de $h(x)$ é simples. As pseudomedições são escritas como uma função das correntes dos ramos utilizando a lei de Kirchhoff para as correntes.

A.3 Função Objetivo

Conforme o autor apresentou na Equação A.1, a função objetivo J representa a soma quadrática dos erros das medições que são funções dos estados. O conjunto zk representa as medidas oriundas das PMUs, as quais são tensões nodais em módulo e fase e correntes nos ramos da rede.

A Figura 60 [23] ilustra uma PMU instalada na barra k que mede a tensão e correntes fasoriais, V_k , I_{km} , I_{kp} e I_{kl} .

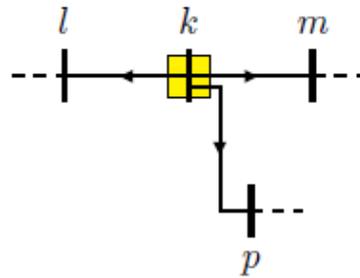


Figura 60 – Representação de uma PMU na Barra k e Medidas de Corrente Obtidas Para uma Única Fase.

As medições oriundas da PMU são fasoriais, ao transformá-las em partes real e imaginária dobram-se o número de medidas. Desse modo, o vetor de medidas z possui dimensão $2m$ e é composto pelas respectivas partes real e imaginária das grandezas medidas pelas PMUs. Para a PMU ilustrada na Figura 60 tem-se:

$$z = \begin{bmatrix} V_{k,r}^s \\ V_{k,m}^s \\ I_{lk,r}^s \\ I_{lk,m}^s \\ I_{km,r}^s \\ I_{km,m}^s \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

Onde:

s	Fases A,B,C;
$V_{k,r}^s$	Parte real da tensão na barra k referente à fase s ;
$V_{k,m}^s$	Parte imaginária da tensão na barra k referente à fase s ;
$I_{lk,r}^s$	Parte real da corrente no trecho entre as barras l e k , referente à fase s ;
$I_{lk,m}^s$	Parte imaginária da corrente no trecho entre as barras l e k , referente à fase s ;
$I_{km,r}^s$	Parte real da corrente no trecho entre as barras k e m , referente à fase s ;
$I_{km,m}^s$	Parte imaginária da corrente no trecho entre as barras k e m , referente à fase s ;

Já o vetor de funções não lineares que relaciona as medidas obtidas pelas PMU's com as variáveis de estado $h(x)$, é dado em A.4. Este vetor é calculado com base nas variáveis de estado, ou seja, ele será atualizado a cada iteração.

$$h(x) = \begin{bmatrix} V_{k,r}^{Calc_s}(x) \\ V_{k,m}^{Calc_s}(x) \\ I_{lk,r}^{Calc_s} \\ I_{lk,m}^{Calc_s} \\ I_{km,r}^{Calc_s} \\ I_{km,m}^{Calc_s} \end{bmatrix} \quad (A.4)$$

Onde:

s	Fases A,B,C;
$V_{k,r}^{Calc_s}(x)$	Valor calculado para a parte real da tensão na barra k referente à fase s ;
$V_{k,m}^{Calc_s}(x)$	Valor calculado para a parte imaginária da tensão na barra k referente à fase s ;
$I_{lk,r}^{Calc_s}$	Variável de estado relativo à parte real da corrente no trecho entre as barras l e k , referente à fase s ;
$I_{lk,m}^{Calc_s}$	Variável de estado relativo à parte imaginária da corrente no trecho entre as barras l e k , referente à fase s ;
$I_{km,r}^{Calc_s}$	Variável de estado relativo à parte real da corrente no trecho entre as barras k e m , referente à fase s ;
$I_{km,m}^{Calc_s}$	Variável de estado relativo à parte imaginária da corrente no trecho entre as barras k e m , referente à fase s ;

A.3.1 Medidas de Tensão

Sabe-se que a tensão fasorial em uma barra qualquer de um alimentador radial é igual à tensão na barra da subestação menos a queda de tensão ao longo do trecho compreendido entre essas barras. Portanto, para uma determinada barra k , existem nr

ramos de rede no trecho entre esta barra e a subestação, designada por barra 0. As Equações A.5, A.6 e A.7 expressão essas relações para as fases A, B e C, respectivamente.

$$\dot{V}_k^A = \dot{V}_0^A - \left[\sum_{l=1}^{NR} Z_{km}^{AA} * \dot{I}_{km}^A + \sum_{l=1}^{NR} Z_{km}^{AB} * \dot{I}_{km}^B + \sum_{l=1}^{NR} Z_{km}^{AC} * \dot{I}_{km}^C \right] \quad (\text{A.5})$$

$$\dot{V}_k^B = \dot{V}_0^B - \left[\sum_{l=1}^{NR} Z_{km}^{BA} * \dot{I}_{km}^A + \sum_{l=1}^{NR} Z_{km}^{BB} * \dot{I}_{km}^B + \sum_{l=1}^{NR} Z_{km}^{BC} * \dot{I}_{km}^C \right] \quad (\text{A.6})$$

$$\dot{V}_k^C = \dot{V}_0^C - \left[\sum_{l=1}^{NR} Z_{km}^{CA} * \dot{I}_{km}^A + \sum_{l=1}^{NR} Z_{km}^{CB} * \dot{I}_{km}^B + \sum_{l=1}^{NR} Z_{km}^{CC} * \dot{I}_{km}^C \right] \quad (\text{A.7})$$

Onde:

\dot{V}_0^A	Tensão fasorial na barra da subestação, referente à fase A;
\dot{V}_0^B	Tensão fasorial na barra da subestação, referente à fase B;
\dot{V}_0^C	Tensão fasorial na barra da subestação, referente à fase C;
Z_{km}^{AA}, Z_{km}^{BB} e Z_{km}^{CC}	Impedâncias próprias do ramo l ;
$Z_{km}^{AB}, Z_{km}^{AC}, Z_{km}^{BC},$	Impedâncias mútuas do ramo l ;
$Z_{km}^{BA}, Z_{km}^{CA}, Z_{km}^{CB},$	
\dot{I}_{km}^A	Corrente fasorial do ramo l , referente a fase A.
\dot{I}_{km}^B	Corrente fasorial do ramo l , referente a fase B.
\dot{I}_{km}^C	Corrente fasorial do ramo l , referente a fase C.

Uma segunda alternativa é cálculo matricial com o uso da matriz admitância nodal (Y_{Barra}) como mostrado na Equação A.8. Como as variáveis de estado são as correntes nos ramos (I_{km}^{ABC}) e para o cálculo pela Equação A.8 é necessário se ter as correntes injetadas em cada barra (I_k^{ABC}), é necessário se obter esses valores. Essa tarefa é trivial, para uma dada barra k , conhecendo-se as barras vizinhas a esta, basta aplicar a a lei de Kirchhoff para as correntes, como mostrado nas Equações A.9, A.10 e A.11.

$$\dot{I}_k^{ABC} = \dot{Y}_{Barra}^{ABC} * \dot{V}_k^{ABC} \quad (\text{A.8})$$

$$\dot{I}_k^A = \sum_{m \in \Omega_k} \dot{I}_{km}^A \quad (\text{A.9})$$

$$\dot{I}_k^B = \sum_{m \in \Omega_k} \dot{I}_{km}^B \quad (\text{A.10})$$

$$\dot{I}_k^C = \sum_{m \in \Omega_k} \dot{I}_{km}^C \quad (\text{A.11})$$

Onde:

$k = 1, \dots, NB$	sendo NB o número de barras da rede;
Ω_k	conjunto das barras vizinhas da barra k ;
\dot{I}_{km}^A	corrente no trecho entre as barras k e m , referente à fase A;
\dot{I}_{km}^B	corrente no trecho entre as barras k e m , referente à fase B;
\dot{I}_{km}^C	corrente no trecho entre as barras k e m , referente à fase C;
\dot{I}_k^A	corrente injetada na barra k , referente à fase A;
\dot{I}_k^B	corrente injetada na barra k , referente à fase B;
\dot{I}_k^C	corrente injetada na barra k , referente à fase C;

A.3.2 Medidas de Corrente

As correntes medidas nas PMUs fazem parte do conjunto das variáveis estimadas de um determinado sistema, sendo assim, não há função que as relacionam. A própria variável de estado a ser estimada correspondente à determinada medida tem seu valor incluído na função objetivo dada pela Equação A.1 em cada iteração do método de resolução. Torna-se necessário assim, determinar as funções de medição apenas para as medidas de tensão, conforme descrito previamente.

A.3.3 Barras de Passagem

O cálculo das correntes injetadas, obtidos pelas Equações A.9, A.10, A.11, também é utilizado para a representação das barras de passagem.

As barras que não possuem carga ou geração, ou seja possuem injeção de corrente/potência nula, são denominadas barras de passagem. Esta característica pode ser utilizada na estimação de estados para aprimorar os resultados. Como não possuem injeção de corrente, podemos utilizar como medida virtual o valor de I_k^A , I_k^B e I_k^C como zero.

$$\text{Min } J' = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^{nbp} \left(\frac{0 - I_{rinjt}^s}{\sigma_{bp}} \right)^2 + \left(\frac{0 - I_{minjt}^s}{\sigma_{bp}} \right)^2 \quad (\text{A.12})$$

Onde:

s	Fases A,B,C;
$t = 1, \dots, nbp$	sendo nbp o número de barras de passagem da rede;
σ_{bp}	variância da medida virtual obtida para a barra k ;

A.4 Restrições de Desigualdade

As concessionárias de energia elétrica não possuem medições em tempo real do consumo de seus consumidores, como ocorre nas barras com PMU, mas através das faturas de consumo de energia elétrica, esta tem uma estimativa da média histórica de consumo

da carga para determinado alimentador ou ramal. A carga presente em um determinado alimentador varia ao longo do dia, da semana, do mês, do ano e da estação, mas essa variação ocorre em torno de um valor médio, como mostrado na Figura 61.

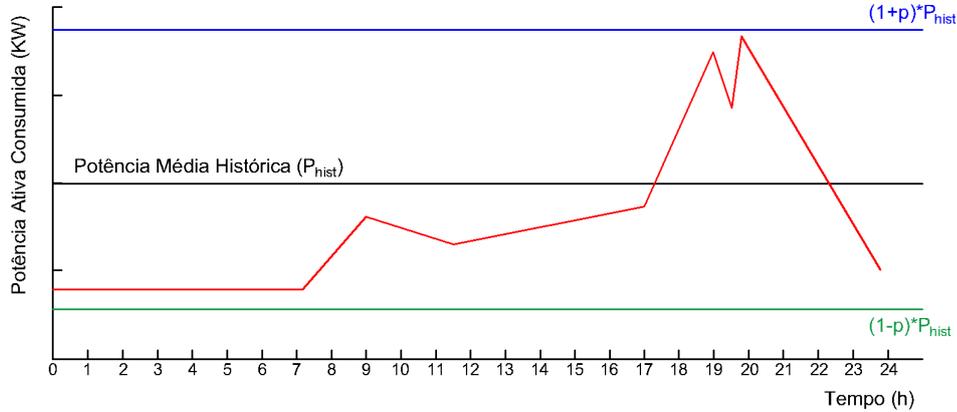


Figura 61 – Variação da Carga a Partir da Potência Instalada.

Assim as restrições de potência ativa e reativa que canalizam a solução do problema tem como limites superior e inferior uma porcentagem do valor histórico da carga consumida obtida através do fator de variação da carga p , permitindo assim uma variação da carga ao longo do dia. Escrevendo em termos matemáticos, tem-se a Equação A.13.

$$\begin{aligned} (1 - p) P_k^s(hist) &\leq P_k^s \leq (1 + p) P_k^s(hist) \\ (1 - p) Q_k^s(hist) &\leq Q_k^s \leq (1 + p) Q_k^s(hist) \end{aligned} \quad (A.13)$$

A.4.0.1 Uma Alternativa para a Modelagem das Restrições

Utilizando-se os dados históricos para se obter as faixas de variação das potências ativa e reativa conduzem a bons resultados. A fim de melhorar os resultados obtidos pelo estimador de estados, propõe-se uma modelagem mais aprimorada dos valores de $P_{hist,k}$ e $Q_{hist,k}$. Nesta proposta leva-se em consideração o instante exatamente anterior ($t-1$).

Os novos valores de $P_{hist,k}$ e $Q_{hist,k}$ são os valores obtidos na última janela de tempo analisada. Geralmente em análise em tempo-real a janela de tempo é de 15 minutos, neste intervalo a carga não sofre grandes variações. Quando ela aumenta, esse acréscimo ocorre gradativamente ao longo de um período de várias janelas de tempo, como mostrado na Figura 62. Já quando reduz, esse decréscimo também ocorre de forma gradativa. Assim comparando um dado instante de tempo t com instante analisado anteriormente, $t-1$, esse acréscimo ou decréscimo ocorre de forma suave. Diferente de quando se adota uma média fixa para um determinado período (por exemplo, um dia) pode-se ter grandes variações em relação á media histórica. No pico de consumo, a carga pode ser por exemplo 30%

maior que a média histórica, mas 5% maior que o instante anterior. Quando ocorrem poucas variações em torno dos valores centrais das restrições os resultados obtidos são mais aderentes.

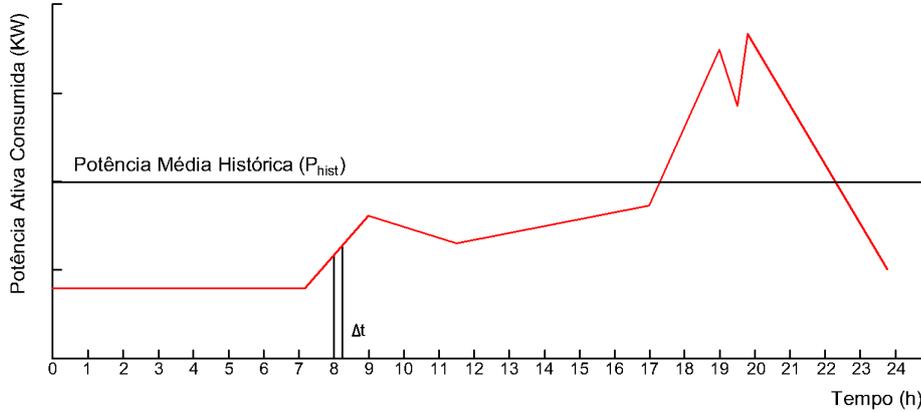


Figura 62 – Restrição de Carga Utilizando o Instante de Tempo Anterior (t-1).

Assim para um dado instante de tempo t a ser analisado, as restrições são dadas pela Equação A.14.

$$\begin{aligned} (1 - p) P_k^s(t-1) &\leq P_{kt}^s \leq (1 + p) P_k^s(t-1) \\ (1 - p) Q_k^s(t-1) &\leq Q_{kt}^s \leq (1 + p) Q_k^s(t-1) \end{aligned} \quad (\text{A.14})$$

Assim, pode-se diminuir o intervalo de variação da carga, ou seja reduzir o valor de p , reduzindo o intervalo de solução e consequentemente diminuindo o nível de incerteza do problema. Quando utiliza-se os valores históricos de carga o valor de p não pode ser reduzido, pois em alguns intervalos de tempo a solução pode estar fora dos limites que foram estabelecidos, conduzindo assim a soluções erradas para o problema.

A.4.0.2 Obtenção das Potências Injetadas nas Barras não Monitoradas

A potência injetada é calculada para todas as barras de carga não monitoradas do sistema. A potência complexa injetada na barra não monitorada k pode ser decomposta em potência ativa (parte real) e potência reativa (parte imaginária):

$$\begin{aligned} \hat{S}_k^a &= P_k^a + jQ_k^a \\ \hat{S}_k^b &= P_k^b + jQ_k^b \\ \hat{S}_k^c &= P_k^c + jQ_k^c \end{aligned} \quad (\text{A.15})$$

Onde:

- \dot{S}_k^a Potência complexa injetada na barra k referente à fase a;
- \dot{S}_k^b Potência complexa injetada na barra k referente à fase b;
- \dot{S}_k^c Potência complexa injetada na barra k referente à fase c;
- P_k^a Potência ativa injetada na barra k referente à fase a;
- P_k^b Potência ativa injetada na barra k referente à fase b;
- P_k^c Potência ativa injetada na barra k referente à fase c;
- Q_k^a Potência reativa injetada na barra k referente à fase a.
- Q_k^b Potência reativa injetada na barra k referente à fase b.
- Q_k^c Potência reativa injetada na barra k referente à fase c.

A potência complexa injetada para a barra k é calculada através das Equações A.16, A.17 e A.18.

$$\dot{S}_k^a = \dot{V}_k^a \dot{I}_k^{*a} \quad (\text{A.16})$$

$$\dot{S}_k^b = \dot{V}_k^b \dot{I}_k^{*b} \quad (\text{A.17})$$

$$\dot{S}_k^c = \dot{V}_k^c \dot{I}_k^{*c} \quad (\text{A.18})$$

Onde \dot{V}_k^a , \dot{V}_k^b e \dot{V}_k^c são as tensões fasoriais calculadas para a barra k , conforme Equações (A.5), (A.6) e (A.7). E \dot{I}_k^{*a} , \dot{I}_k^{*b} e \dot{I}_k^{*c} são as correntes fasoriais injetadas na mesma barra em função das correntes nos ramos, Equações (A.9), (A.10) e (A.11).

As potências ativas e reativas injetadas na barra k podem ser calculadas desenvolvendo as Equações (A.16), (A.17) e (A.18) e separando-as em partes real e imaginária.

a descentralização em subsistemas é de grande importância para a estimação de estados, tanto do ponto de vista computacional quanto no monitoramento de áreas de interesse. Com esta técnica pode-se observar apenas uma parte de interesse de uma dada rede de distribuição e com isso minimizar os custos de investimentos de equipamentos.

Com a descentralização o problema é subdividido em vários subproblemas, que podem ser solucionados de forma independente e em paralelo. O número de subproblema será igual ao número de subsistemas para uma dada rede.

A Figura 63 mostra a subdivisão do sistema de 33 barras em 5 subsistemas, assim tem-se 5 problemas que são independentes. Serão mostrados as subdivisões para os subsistemas I e II, para os demais o processo ocorre de forma análoga. Essa proposta também se estende para qualquer outra rede que utilize a estratégia de alocação de medidores descrita anteriormente.

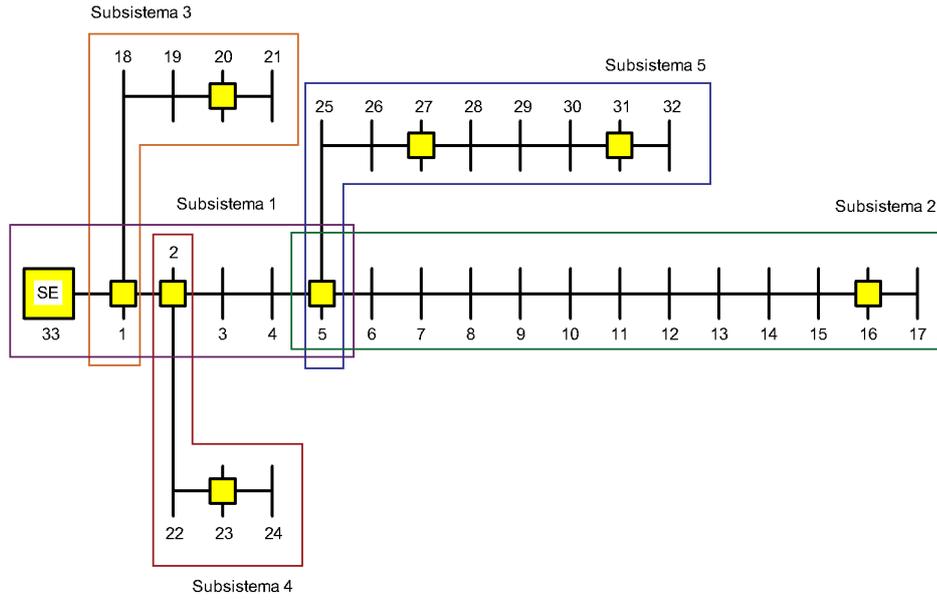


Figura 63 – Subsistemas do IEEE 33 Barras.

A.4.1 Subsistema 1

Na Figura 64 está representado o subsistemas 1 referente ao sistema de 33 Barras.

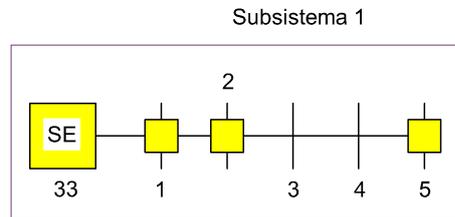


Figura 64 – Subsistema 1 do IEEE 33 Barras.

As Equações A.19 representam o problema a ser resolvido:

$$\text{Min } J_1 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{2m} \left(\frac{z_k^s - h_k^s(x)}{\sigma_k} \right)^2 \quad (\text{A.19})$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} P_{min,3}^s &\leq P_3^s \leq P_{max,3}^s \\ P_{min,4}^s &\leq P_4^s \leq P_{max,4}^s \\ Q_{min,3}^s &\leq Q_3^s \leq Q_{max,3}^s \\ Q_{min,4}^s &\leq Q_4^s \leq Q_{max,4}^s \end{aligned} \quad s = A, B, C \quad (\text{A.20})$$

Onde:

$$\begin{aligned}
P_{min,k}^s &= (1 - p) P_k^s(t-1) \\
P_{max,k}^s &= (1 + p) P_k^s(t-1) \\
Q_{min,k}^s &= (1 - p) Q_k^s(t-1) \\
Q_{max,k}^s &= (1 + p) Q_k^s(t-1)
\end{aligned}$$

O vetor de variáveis de estado é dado por A.21:

$$\hat{x} = \begin{bmatrix} I_{33-1,r}^s \\ I_{33-1,m}^s \\ I_{1-2,r}^s \\ I_{1-2,m}^s \\ I_{2-3,r}^s \\ I_{2-3,m}^s \\ I_{3-4,r}^s \\ I_{3-4,m}^s \\ I_{4-5,r}^s \\ I_{4-5,m}^s \end{bmatrix} \quad (\text{A.21})$$

O vetor z de medidas é dado por A.22.

$$z = \begin{bmatrix} V_{33,r}^s \\ V_{33,m}^s \\ V_{1,r}^s \\ V_{1,m}^s \\ V_{2,r}^s \\ V_{2,m}^s \\ V_{5,r}^s \\ V_{5,m}^s \\ I_{33-1,r}^s \\ I_{33-1,m}^s \\ I_{1-2,r}^s \\ I_{1-2,m}^s \\ I_{2-3,r}^s \\ I_{2-3,m}^s \\ I_{4-5,r}^s \\ I_{4-5,m}^s \end{bmatrix} \quad (\text{A.22})$$

O vetor de funções não lineares que relaciona as medidas obtidas pelas PMU's com as variáveis de estado $h(x)$, é dado em A.23. Este vetor é calculado com base nas variáveis

de estado, ou seja, ele será atualizado a cada iteração.

$$h(x) = \begin{bmatrix} V_{33,r}^{Calc_s}(x) \\ V_{33,m}^{Calc_s}(x) \\ V_{1,r}^{Calc_s}(x) \\ V_{1,m}^{Calc_s}(x) \\ V_{2,r}^{Calc_s}(x) \\ V_{2,m}^{Calc_s}(x) \\ V_{5,r}^{Calc_s}(x) \\ V_{5,m}^{Calc_s}(x) \\ I_{33-1,r}^{Calc_s} \\ I_{33-1,m}^{Calc_s} \\ I_{1-2,r}^{Calc_s} \\ I_{1-2,m}^{Calc_s} \\ I_{2-3,r}^{Calc_s} \\ I_{2-3,m}^{Calc_s} \\ I_{4-5,r}^{Calc_s} \\ I_{4-5,m}^{Calc_s} \end{bmatrix} \quad (A.23)$$

A.4.2 Subsistema 2

Na Figura 65 está representado o subsistema 2 referente ao sistema de 33 Barras.

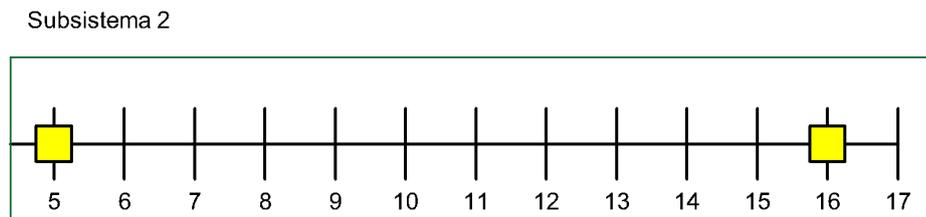


Figura 65 – Subsistema 2 do IEEE 33 Barras.

As Equações A.24 representam o problema a ser resolvido:

$$\text{Min } J_2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{2m} \left(\frac{z_k^s - h_k^s(x)}{\sigma_k} \right)^2 \quad (A.24)$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned}
P_{min,6}^s &\leq P_6^s \leq P_{max,6}^s \\
P_{min,7}^s &\leq P_7^s \leq P_{max,7}^s \\
P_{min,8}^s &\leq P_8^s \leq P_{max,8}^s \\
P_{min,9}^s &\leq P_9^s \leq P_{max,9}^s \\
P_{min,10}^s &\leq P_{10}^s \leq P_{max,10}^s \\
P_{min,11}^s &\leq P_{11}^s \leq P_{max,11}^s \\
P_{min,12}^s &\leq P_{12}^s \leq P_{max,12}^s \\
P_{min,13}^s &\leq P_{13}^s \leq P_{max,13}^s \\
P_{min,14}^s &\leq P_{14}^s \leq P_{max,14}^s \\
P_{min,15}^s &\leq P_{15}^s \leq P_{max,15}^s \\
P_{min,17}^s &\leq P_{17}^s \leq P_{max,17}^s
\end{aligned}$$

$s = A, B, C$

(A.25)

$$\begin{aligned}
Q_{min,6}^s &\leq Q_6^s \leq Q_{max,6}^s \\
Q_{min,7}^s &\leq Q_7^s \leq Q_{max,7}^s \\
Q_{min,8}^s &\leq Q_8^s \leq Q_{max,8}^s \\
Q_{min,9}^s &\leq Q_9^s \leq Q_{max,9}^s \\
Q_{min,10}^s &\leq Q_{10}^s \leq Q_{max,10}^s \\
Q_{min,11}^s &\leq Q_{11}^s \leq Q_{max,11}^s \\
Q_{min,12}^s &\leq Q_{12}^s \leq Q_{max,12}^s \\
Q_{min,13}^s &\leq Q_{13}^s \leq Q_{max,13}^s \\
Q_{min,14}^s &\leq Q_{14}^s \leq Q_{max,14}^s \\
Q_{min,15}^s &\leq Q_{15}^s \leq Q_{max,15}^s \\
Q_{min,17}^s &\leq Q_{17}^s \leq Q_{max,17}^s
\end{aligned}$$

Onde:

$$P_{min,k}^s = (1 - p) P_k^s(t-1)$$

$$P_{max,k}^s = (1 + p) P_k^s(t-1)$$

$$Q_{min,k}^s = (1 - p) Q_k^s(t-1)$$

$$Q_{max,k}^s = (1 + p) Q_k^s(t-1)$$

O vetor de variáveis de estado é dado por A.26:

$$\hat{x} = \begin{bmatrix} I_{5-6,r}^s \\ I_{5-6,m}^s \\ I_{6-7,r}^s \\ I_{6-7,m}^s \\ I_{7-8,r}^s \\ I_{7-8,m}^s \\ I_{8-9,r}^s \\ I_{8-9,m}^s \\ I_{9-10,r}^s \\ I_{9-10,m}^s \\ I_{10-11,r}^s \\ I_{10-11,m}^s \\ I_{11-12,r}^s \\ I_{11-12,m}^s \\ I_{12-13,r}^s \\ I_{12-13,m}^s \\ I_{13-14,r}^s \\ I_{13-14,m}^s \\ I_{14-15,r}^s \\ I_{14-15,m}^s \\ I_{15-16,r}^s \\ I_{15-16,m}^s \\ I_{16-17,r}^s \\ I_{16-17,m}^s \end{bmatrix} \quad (\text{A.26})$$

O vetor z de medidas é dado por A.27.

$$z = \begin{bmatrix} V_{5,r}^s \\ V_{5,m}^s \\ V_{16,r}^s \\ V_{16,m}^s \\ I_{5-6,r}^s \\ I_{5-6,m}^s \\ I_{15-16,r}^s \\ I_{15-16,m}^s \\ I_{16-17,r}^s \\ I_{16-17,m}^s \end{bmatrix} \quad (\text{A.27})$$

O vetor de funções não lineares que relaciona as medidas obtidas pelas PMU's com

as variáveis de estado $h(x)$, é dado em A.28. Este vetor é calculado com base nas variáveis de estado, ou seja, ele será atualizado a cada iteração.

$$h(x) = \begin{bmatrix} V_{5,r}^{Calc_s}(x) \\ V_{5,m}^{Calc_s}(x) \\ V_{16,r}^{Calc_s}(x) \\ V_{16,m}^{Calc_s}(x) \\ I_{5-6,r}^{Calc_s} \\ I_{5-6,m}^{Calc_s} \\ I_{15-16,r}^{Calc_s} \\ I_{15-16,m}^{Calc_s} \\ I_{16-17,r}^{Calc_s} \\ I_{16-17,m}^{Calc_s} \end{bmatrix} \quad (A.28)$$

A.5 Método de Solução - Método de Pontos Interiores com Barreira de Segurança

O método utilizado na resolução do problema de otimização proposto pelo autor em [23] é o Método de Pontos Interiores com Barreira de Segurança (*Safety Barrier Interior Point Method* - SFTB - IPM) [38].

A referência [38] apresenta um método para resolução de problemas de otimização não-linear com base em uma função barreira modificada pela introdução de um parâmetro barreira de segurança para o Método de Pontos Interiores (MPI) aplicado ao problema de fluxo de potência ótimo. O novo parâmetro elimina os problemas existentes da proximidade das variáveis com a fronteira, melhorando a solução numérica. Esta característica reduz o número de iterações e melhora a qualidade da solução mesmo para sistemas com elevado número de restrições e variáveis ativas na fronteira da região viável.

O SFTB - IPM é formulado usando a mesma estrutura do MPI padrão [39] apresentado a seguir. O problema de otimização não-linear restrita pode ser formulado conforme Equações (A.29), (A.30) e (A.31).

$$\text{Min } f(z) \quad (A.29)$$

Sujeito a:

$$h(z) = 0 \quad (A.30)$$

$$l \leq z \leq u \quad (A.31)$$

Onde:

z	Vetor das variáveis do problema de otimização;
$f(z)$	Função objetivo em função de z ;
h	Restrições de igualdade;
l	Limite inferior de z ;
u	Limite superior de z .

As restrições de desigualdade são transformadas em restrições de igualdade e incluídas em $h(z)$ utilizando variáveis residuais. Assim, o vetor z passa a ser composto pelas variáveis originais do problema e pelas variáveis residuais. As variáveis de canalização dadas pela Equação (A.31) são transformadas em restrições de igualdade conforme Equações (A.34) e (A.35) através da inclusão de variáveis de folga s_l e s_u .

$$\text{Min } f(z) \quad (\text{A.32})$$

Sujeito a:

$$h(z) = 0 \quad (\text{A.33})$$

$$z - s_l = l \quad (\text{A.34})$$

$$z + s_u = u \quad (\text{A.35})$$

$$s_l \geq 0 \quad (\text{A.36})$$

$$s_u \geq 0 \quad (\text{A.37})$$

Onde s_l é a variável de folga associada com o limite inferior l e s_u a variável de folga associada com o limite superior u .

O Método de Pontos Interiores com Barreira de Segurança (*Safety Barrier Interior Point Method* - SFTB - IPM) é formulado usando a mesma estrutura do MPI padrão, porém com algumas modificações. O parâmetro de barreira de segurança δ é introduzido na função objetivo, como apresentado na Equação (A.38). Esse parâmetro é sempre positivo com um valor inicialmente definido. Em seguida, o novo problema de otimização é reescrito como:

$$\text{Min } f(z) - \mu \sum_{j=1}^n \ln(s_{lj} + \delta) - \mu \sum_{j=1}^n \ln(s_{uj} + \delta) \quad (\text{A.38})$$

Sujeito a:

$$h(z) = 0 \quad (\text{A.39})$$

$$z - s_l = l \quad (\text{A.40})$$

$$z + s_u = u \quad (\text{A.41})$$

$$s_l \geq 0 \quad (\text{A.42})$$

$$s_u \geq 0 \quad (\text{A.43})$$

$$\delta > 0 \quad (\text{A.44})$$

Onde:

n Número de restrições de desigualdade;

Nesta formulação, δ assegura a eliminação de problemas de proximidade da fronteira, permitindo que as variáveis de folga s_l e s_u possam assumir valores iguais a zero. As variáveis z podem assumir valores exatos nos seus limites (l ou u) podendo assim encontrar a solução ótima do problema de otimização como pode ser visto nas Equações (A.40) e (A.41).

A função Lagrangeana é definida na Equação (A.45) .

$$\begin{aligned} L = & f(z) - \sum_{i=1}^m \lambda_i h_i(z) - \mu \sum_{j=1}^n \ln(s_{lj} + \delta) - \mu \sum_{j=1}^n \ln(s_{uj} + \delta) \\ & - \sum_{j=1}^n \pi_{lj} (z_j - s_{lj} - l_j) - \sum_{j=1}^n \pi_{uj} (z_j + s_{uj} - u_j) \end{aligned} \quad (\text{A.45})$$

Onde:

m Número de restrições de igualdade;

n Número de restrições de desigualdade;

λ Vetor dos multiplicadores de Lagrange associado às restrições de igualdade;

π_l Vetor dos multiplicadores de Lagrange associado ao limite inferior das variáveis;

π_u Vetor dos multiplicadores de Lagrange associado ao limite superior das variáveis.

As condições de otimalidade de primeira ordem de Karush-Kuhn-Tucker para o problema de otimização associado com o método de Newton-Raphson resulta em:

$$\begin{bmatrix} H_z & -J^t \\ -J & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta z \\ \Delta \lambda \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} G_z \\ h(z) \end{bmatrix} \quad (\text{A.46})$$

Onde:

$$H_z = w(z, \lambda) + \sum_j \left(\frac{\mu}{(s_{lj} + \delta)^2} + \frac{\mu}{(s_{uj} + \delta)^2} \right) \quad (\text{A.47})$$

$$w(z, \lambda) = \nabla_z^2 f(z) - \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla_z^2 h_i(z) \quad (\text{A.48})$$

$$G_z = r(z, \lambda) + \sum_j \left(\frac{\mu}{s_{lj} + \delta} - \frac{\mu}{s_{uj} + \delta} \right) \quad (\text{A.49})$$

$$r(z, \lambda) = -\nabla_z f(z) + \nabla_z h(z)^t \lambda \quad (\text{A.50})$$

H_z Matriz Hessiana da função Lagrangena em função das variáveis z ;

J Matriz Jacobiana de $h(z)$;

G_z Vetor Gradiente das variáveis z .

As Equações (A.47) e (A.49) mostram as contribuições do parâmetro barreira, das variáveis de folga e do parâmetro barreira de segurança aos elementos diagonais de H_z e G_z . Quando as variáveis de folga assumem valores iguais a zero, H_z e G_z são dependentes de δ . A partir desta formulação, a convergência do processo é controlada pelo parâmetro barreira de segurança δ em vez de s_l e s_u na formulação tradicional do MPI. Assim, as variáveis de folga podem assumir qualquer valor numérico de acordo com as Equações (A.40) e (A.41).

Resolvendo o sistema apresentado na Equação (A.46) obtém-se Δz e $\Delta \lambda$, que representam o passo de atualização das variáveis do problema e dos multiplicadores de Lagrange respectivamente. Os demais passos de atualização Δs_l , Δs_u , $\Delta \pi_l$ e $\Delta \pi_u$ são obtidos conforme Equações (A.51), (A.52), (A.53) e (A.54):

$$\Delta z - \Delta s_l = 0 \quad (\text{A.51})$$

$$\Delta z + \Delta s_u = 0 \quad (\text{A.52})$$

$$\Delta \pi_{lj} = -\frac{\mu}{(s_{lj} + \delta)^2} \Delta z_j + \frac{\mu}{s_{lj} + \delta} - \pi_{lj} \quad (\text{A.53})$$

$$\Delta \pi_{uj} = -\frac{\mu}{(s_{uj} + \delta)^2} \Delta z_j + \frac{\mu}{s_{uj} + \delta} - \pi_{uj} \quad (\text{A.54})$$

O comprimento do passo de atualização das variáveis primais α_p e duais α_d são calculados conforme Equações (A.55) e (A.56), e são utilizadas para preservar a positividade de s_l e s_u , bem como o sinal apropriado de π_l , que deve ser sempre maior que zero e π_u , que deve ser sempre menor que zero.

$$\alpha_p = \min \left\{ \min_{\Delta s_{lj} < 0} \frac{s_{lj}}{|\Delta s_{lj}|}, \min_{\Delta s_{uj} < 0} \frac{s_{uj}}{|\Delta s_{uj}|}, 1 \right\} \quad (\text{A.55})$$

$$\alpha_d = \min \left\{ \min_{\Delta \pi_{lj} < 0} \frac{\pi_{lj}}{|\Delta \pi_{lj}|}, \min_{\Delta \pi_{uj} > 0} \frac{-\pi_{uj}}{|\Delta \pi_{uj}|}, 1 \right\} \quad (\text{A.56})$$

As variáveis do problema de otimização são atualizadas conforme Equações (A.57), (A.58), (A.59), (A.60), (A.61) e (A.62).

$$z = z + \alpha_p \Delta z \quad (\text{A.57})$$

$$s_l = s_l + \alpha_p \Delta s_l \quad (\text{A.58})$$

$$s_u = s_u + \alpha_p \Delta s_u \quad (\text{A.59})$$

$$\lambda = \lambda + \alpha_d \Delta \lambda \quad (\text{A.60})$$

$$\pi_l = \pi_l + \alpha_d \Delta \pi_l \quad (\text{A.61})$$

$$\pi_u = \pi_u + \alpha_d \Delta \pi_u \quad (\text{A.62})$$

O parâmetro barreira μ é atualizado durante o processo iterativo de Newton-Raphson considerando o *gap* de dualidade GAP conforme Equações (A.63) e (A.64). O parâmetro β é introduzido para controlar o decaimento de μ para melhorar o processo de convergência.

$$\mu = \beta \frac{GAP + \delta \sum_{j=1}^n [\pi_{lj} - \pi_{uj}]}{2n} \quad (\text{A.63})$$

Onde:

$$GAP = \sum_{j=1}^n (s_{lj} \pi_{lj} - s_{uj} \pi_{uj}) \quad (\text{A.64})$$

Durante o processo iterativo o parâmetro barreira de segurança δ é reduzido a cada iteração por um fator de redução γ que é definido inicialmente para fazer a barreira de segurança diminuir suavemente e acelerar o processo de convergência, conforme Equação (A.65).

$$\delta_{k+1} = \gamma \delta_k \quad (\text{A.65})$$

Onde k é o contador de iterações.

O método SFTB - IPM descrito anteriormente foi implementado em Matlab exclusivamente para a resolução do problema de estimação estática de estados proposta. As variáveis originais do problema são as correntes em todos os ramos da rede. As injeções de corrente nas barras de passagem dadas pela Equação (A.12) serão modeladas e incorporadas à Função Objetivo conforme Equação (A.29) e as restrições apresentadas na Equação (A.14) terão variáveis residuais incluídas para que essas inequações sejam modeladas como restrições de igualdade da forma apresentada na Equação (A.30).

Para a solução inicial das variáveis (correntes nos ramos) utilizou-se os valores do caso base do fluxo de potência. Para o limite superior das variáveis do problema l utilizou-se o maior valor absoluto permitido para a corrente que sai da subestação para maior carregamento possível, tanto para a parte real quanto para a imaginária. O limite inferior u é o negativo do limite superior ($l = -u$).

O valor inicial do parâmetro barreira é $\mu_0 = 5$ e o seu valor mínimo permitido é $\mu_{min} = 10^{-8}$. O valor inicial das variáveis de folga s é calculado conforme Equações (A.40) e (A.41). Os multiplicadores de Lagrange λ são inicializados com valores iguais a um. As variáveis duais π_l e π_u são calculadas usando as Equações (A.66) e (A.67).

$$\nabla_{s_{lj}} L = -\frac{\mu}{s_{lj} + \delta} + \pi_{lj} = 0 \quad (\text{A.66})$$

$$\nabla_{s_{uj}} L = -\frac{\mu}{s_{uj} + \delta} - \pi_{uj} = 0 \quad (\text{A.67})$$

O valor inicial do parâmetro barreira de segurança δ é $\delta_0 = 10^{-2}$ e o seu valor mínimo permitido é $\delta_{min} = 10^{-10}$. O fator de redução γ que controla o decaimento de δ é definido como sendo igual a $\gamma = 0,1$ e o parâmetro β é igual a $\beta = 0,2$.

Os critérios de convergência adotados são $\mu < 10^{-5}$, $GAP < 10^{-4}$ e $Eh < 10^{-4}$, onde $Eh = \max|\nabla_{\lambda} L|$, sendo esses os critérios originais do SFTB - IPM. Foram incluídos ainda os seguintes critérios: $Ex < 10^{-4}$, onde $Ex = \max|\Delta z|$ e $(J_{k+1} - J_k) < 10^{-4}$, sendo J o valor da função objetivo apresentada na Equação (A.1) e k o contador de iterações. Também foi definido que número máximo de iterações é igual a 150, critério este que se sobrepõem aos demais, ou seja, sendo satisfeito encerra o processo iterativo independentemente se satisfez ou não os demais.

APÊNDICE B – DADOS DOS SISTEMAS

B.1 IEEE 33 Barras

Este sistema possui 33 barras, sendo a barra 33 a barra da subestação, tensão de 12,66 kV e potência base de 1 MVA. Os dados deste sistema estão nas Tabelas 10, 11 e 12.

Tabela 10 – Dados de Barra do Sistema de 33 Barras.

Barra	P_a (MW)	Q_a (MVAr)	P_b (MW)	Q_b (MVAr)	P_c (MW)	Q_c (MVAr)
1	0,1	0,2	0,1	0,2	0,1	0,2
2	0,2	0,4	0,2	0,4	0,2	0,4
3	0,12	0,08	0,12	0,08	0,12	0,08
4	0,1	0,05	0,1	0,05	0,1	0,05
5	0,1	0,08	0,1	0,08	0,1	0,08
6	0,2	0,1	0,2	0,1	0,2	0,1
7	0,2	0,1	0,2	0,1	0,2	0,1
8	0,08	0,04	0,08	0,04	0,08	0,04
9	0,07	0,06	0,07	0,06	0,07	0,06
10	0,09	0,1	0,09	0,1	0,09	0,1
11	0,06	0,35	0,06	0,35	0,06	0,35
12	0,06	0,35	0,06	0,35	0,06	0,35
13	0,12	0,1	0,12	0,1	0,12	0,1
14	0,1	0,07	0,1	0,07	0,1	0,07
15	0,06	0,02	0,06	0,02	0,06	0,02
16	0,06	0,02	0,06	0,02	0,06	0,02
17	0,1	0,04	0,1	0,04	0,1	0,04
18	0,09	0,04	0,09	0,04	0,09	0,04
19	0,1	0,07	0,1	0,07	0,1	0,07
20	0,09	0,04	0,09	0,04	0,09	0,04
21	0,09	0,04	0,09	0,04	0,09	0,04
22	0,09	0,05	0,09	0,05	0,09	0,05
23	0,22	0,2	0,22	0,2	0,22	0,2
24	0,42	0,2	0,42	0,2	0,42	0,2
25	0,3	0,25	0,3	0,25	0,3	0,25
26	0,06	0,025	0,06	0,025	0,06	0,025
27	0,06	0,1	0,06	0,1	0,06	0,1
28	0,12	0,07	0,12	0,07	0,12	0,07
29	0,2	0,6	0,2	0,6	0,2	0,6
30	0,15	0,07	0,15	0,07	0,15	0,07
31	0,21	0,1	0,21	0,1	0,21	0,1
32	0,06	0,04	0,06	0,04	0,06	0,04
33	0	0	0	0	0	0

Tabela 11 – Dados de Linha do Sistema de 33 Barras. Parte 1

De	Para	R_{aa} (Ohms)	X_{aa} (Ohms)	R_{bb} (Ohms)	X_{bb} (Ohms)	R_{cc} (Ohms)	X_{cc} (Ohms)
33	1	0,0922	0,047	0,0922	0,047	0,0922	0,047
1	2	0,493	0,2511	0,493	0,2511	0,493	0,2511
2	3	0,366	0,1864	0,366	0,1864	0,366	0,1864
3	4	0,3811	0,1941	0,3811	0,1941	0,3811	0,1941
4	5	0,819	0,707	0,819	0,707	0,819	0,707
5	6	0,1872	0,6188	0,1872	0,6188	0,1872	0,6188
6	7	0,7114	0,2351	0,7114	0,2351	0,7114	0,2351
7	8	1,03	0,74	1,03	0,74	1,03	0,74
8	9	1,044	0,74	1,044	0,74	1,044	0,74
9	10	0,1966	0,065	0,1966	0,065	0,1966	0,065
10	11	0,3744	0,1238	0,3744	0,1238	0,3744	0,1238
11	12	1,468	1,155	1,468	1,155	1,468	1,155
12	13	0,5416	0,7129	0,5416	0,7129	0,5416	0,7129
13	14	0,591	0,526	0,591	0,526	0,591	0,526
14	15	0,7463	0,545	0,7463	0,545	0,7463	0,545
15	16	1,289	1,721	1,289	1,721	1,289	1,721
16	17	0,732	0,574	0,732	0,574	0,732	0,574
1	18	0,164	0,1565	0,164	0,1565	0,164	0,1565
18	19	1,5042	1,3554	1,5042	1,3554	1,5042	1,3554
19	20	0,4095	0,4784	0,4095	0,4784	0,4095	0,4784
20	21	0,7089	0,9373	0,7089	0,9373	0,7089	0,9373
2	22	0,4512	0,3083	0,4512	0,3083	0,4512	0,3083
22	23	0,898	0,7091	0,898	0,7091	0,898	0,7091
23	24	0,896	0,7011	0,896	0,7011	0,896	0,7011
5	25	0,203	0,1034	0,203	0,1034	0,203	0,1034
25	26	0,2842	0,1447	0,2842	0,1447	0,2842	0,1447
26	27	1,059	0,9337	1,059	0,9337	1,059	0,9337
27	28	0,8042	0,7006	0,8042	0,7006	0,8042	0,7006
28	29	0,5075	0,2585	0,5075	0,2585	0,5075	0,2585
29	30	0,9744	0,963	0,9744	0,963	0,9744	0,963
30	31	0,3105	0,3619	0,3105	0,3619	0,3105	0,3619
31	32	0,341	0,5302	0,341	0,5302	0,341	0,5302

Tabela 12 – Dados de Linha do Sistema de 33 Barras. Parte 2

De	Para	R_{ab} (Ohms)	X_{ab} (Ohms)	R_{ac} (Ohms)	X_{ac} (Ohms)	R_{bc} (Ohms)	X_{bc} (Ohms)
33	1	0,023050	0,011750	0,023050	0,011750	0,023050	0,011750
1	2	0,123250	0,062775	0,123250	0,062775	0,123250	0,062775
2	3	0,091500	0,046600	0,091500	0,046600	0,091500	0,046600
3	4	0,095275	0,048525	0,095275	0,048525	0,095275	0,048525
4	5	0,204750	0,176750	0,204750	0,176750	0,204750	0,176750
5	6	0,046800	0,154700	0,046800	0,154700	0,046800	0,154700
6	7	0,177850	0,058775	0,177850	0,058775	0,177850	0,058775
7	8	0,257500	0,185000	0,257500	0,185000	0,257500	0,185000
8	9	0,261000	0,185000	0,261000	0,185000	0,261000	0,185000
9	10	0,049150	0,016250	0,049150	0,016250	0,049150	0,016250
10	11	0,093600	0,030950	0,093600	0,030950	0,093600	0,030950
11	12	0,367000	0,288750	0,367000	0,288750	0,367000	0,288750
12	13	0,135400	0,178225	0,135400	0,178225	0,135400	0,178225
13	14	0,147750	0,131500	0,147750	0,131500	0,147750	0,131500
14	15	0,186575	0,136250	0,186575	0,136250	0,186575	0,136250
15	16	0,322250	0,430250	0,322250	0,430250	0,322250	0,430250
16	17	0,183000	0,143500	0,183000	0,143500	0,183000	0,143500
1	18	0,041000	0,039125	0,041000	0,039125	0,041000	0,039125
18	19	0,376050	0,338850	0,376050	0,338850	0,376050	0,338850
19	20	0,102375	0,119600	0,102375	0,119600	0,102375	0,119600
20	21	0,177225	0,234325	0,177225	0,234325	0,177225	0,234325
2	22	0,112800	0,077075	0,112800	0,077075	0,112800	0,077075
22	23	0,224500	0,177275	0,224500	0,177275	0,224500	0,177275
23	24	0,224000	0,175275	0,224000	0,175275	0,224000	0,175275
5	25	0,050750	0,025850	0,050750	0,025850	0,050750	0,025850
25	26	0,071050	0,036175	0,071050	0,036175	0,071050	0,036175
26	27	0,264750	0,233425	0,264750	0,233425	0,264750	0,233425
27	28	0,201050	0,175150	0,201050	0,175150	0,201050	0,175150
28	29	0,126875	0,064625	0,126875	0,064625	0,126875	0,064625
29	30	0,243600	0,240750	0,243600	0,240750	0,243600	0,240750
30	31	0,077625	0,090475	0,077625	0,090475	0,077625	0,090475
31	32	0,085250	0,132550	0,085250	0,132550	0,085250	0,132550

B.2 IEEE 70 Barras

Este sistema possui 70 barras, sendo a barra 1 a barra da subestação, tensão de 12,66 kV e potência base de 1 MVA. Os dados deste sistema estão nas Tabelas 13, 14, 15, 16, 17 e 18.

Tabela 13 – Dados de Barra do Sistema de 70 Barras. Parte 1

Barra	P_a (MW)	Q_a (MVar)	P_b (MW)	Q_b (MVar)	P_c (MW)	Q_c (MVar)
1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0
7	0,0026	0,0022	0,0026	0,0022	0,0026	0,0022
8	0,0404	0,0300	0,0404	0,0300	0,0404	0,0300
9	0,0750	0,0540	0,0750	0,0540	0,0750	0,0540
10	0,0300	0,0220	0,0300	0,0220	0,0300	0,0220
11	0,0280	0,0190	0,0280	0,0190	0,0280	0,0190
12	0,1450	0,1040	0,1450	0,1040	0,1450	0,1040
13	0,1450	0,1040	0,1450	0,1040	0,1450	0,1040
14	0,0080	0,0055	0,0080	0,0055	0,0080	0,0055
15	0,0080	0,0055	0,0080	0,0055	0,0080	0,0055
16	0	0	0	0	0	0
17	0,0455	0,0300	0,0455	0,0300	0,0455	0,0300
18	0,0600	0,0350	0,0600	0,0350	0,0600	0,0350
19	0,0600	0,0350	0,0600	0,0350	0,0600	0,0350
20	0	0	0	0	0	0
21	0,0010	0,0006	0,0010	0,0006	0,0010	0,0006
22	0,1140	0,0810	0,1140	0,0810	0,1140	0,0810
23	0,0053	0,0035	0,0053	0,0035	0,0053	0,0035
24	0	0	0	0	0	0
25	0,0280	0,0200	0,0280	0,0200	0,0280	0,0200
26	0	0	0	0	0	0
27	0,0140	0,0100	0,0140	0,0100	0,0140	0,0100
28	0,0140	0,0100	0,0140	0,0100	0,0140	0,0100
29	0,0260	0,0186	0,0260	0,0186	0,0260	0,0186
30	0,0260	0,0186	0,0260	0,0186	0,0260	0,0186
31	0	0	0	0	0	0
32	0	0	0	0	0	0
33	0	0	0	0	0	0
34	0,0140	0,0100	0,0140	0,0100	0,0140	0,0100

Tabela 14 – Dados de Barra do Sistema de 70 Barras. Parte 2

Barra	P_a (MW)	Q_a (MVA _r)	P_b (MW)	Q_b (MVA _r)	P_c (MW)	Q_c (MVA _r)
35	0,0195	0,0140	0,0195	0,0140	0,0195	0,0140
36	0,0060	0,0040	0,0060	0,0040	0,0060	0,0040
37	0,0260	0,0186	0,0260	0,0186	0,0260	0,0186
38	0,0260	0,0186	0,0260	0,0186	0,0260	0,0186
39	0	0	0	0	0	0
40	0,0240	0,0170	0,0240	0,0170	0,0240	0,0170
41	0,0240	0,0170	0,0240	0,0170	0,0240	0,0170
42	0,0012	0,0010	0,0012	0,0010	0,0012	0,0010
43	0	0	0	0	0	0
44	0,0060	0,0043	0,0060	0,0043	0,0060	0,0043
45	0	0	0	0	0	0
46	0,0392	0,0263	0,0392	0,0263	0,0392	0,0263
47	0,0392	0,0263	0,0392	0,0263	0,0392	0,0263
48	0	0	0	0	0	0
49	0,0790	0,0564	0,0790	0,0564	0,0790	0,0564
50	0,3847	0,2745	0,3847	0,2745	0,3847	0,2745
51	0,3847	0,2745	0,3847	0,2745	0,3847	0,2745
52	0,0405	0,0283	0,0405	0,0283	0,0405	0,0283
53	0,0036	0,0027	0,0036	0,0027	0,0036	0,0027
54	0,0044	0,0035	0,0044	0,0035	0,0044	0,0035
55	0,0264	0,0190	0,0264	0,0190	0,0264	0,0190
56	0,0240	0,0172	0,0240	0,0172	0,0240	0,0172
57	0	0	0	0	0	0
58	0	0	0	0	0	0
59	0	0	0	0	0	0
60	0,1000	0,0720	0,1000	0,0720	0,1000	0,0720
61	0	0	0	0	0	0
62	1,2440	0,8880	1,2440	0,8880	1,2440	0,8880
63	0,0320	0,0230	0,0320	0,0230	0,0320	0,0230
64	0	0	0	0	0	0
65	0,2270	0,1620	0,2270	0,1620	0,2270	0,1620
66	0,0590	0,0420	0,0590	0,0420	0,0590	0,0420
67	0,0180	0,0130	0,0180	0,0130	0,0180	0,0130
68	0,0180	0,0130	0,0180	0,0130	0,0180	0,0130
69	0,0280	0,0200	0,0280	0,0200	0,0280	0,0200
70	0,0280	0,0200	0,0280	0,0200	0,0280	0,0200

Tabela 15 – Dados de Linha do Sistema de 70 Barras. Parte 1

De	Para	R_{aa} (Ohms)	X_{aa} (Ohms)	R_{bb} (Ohms)	X_{bb} (Ohms)	R_{cc} (Ohms)	X_{cc} (Ohms)
1	2	0,0005	0,0012	0,0005	0,0012	0,0005	0,0012
2	3	0,0005	0,0012	0,0005	0,0012	0,0005	0,0012
3	4	0,0004	0	0,0004	0	0,0004	0
4	5	0,0015	0,0036	0,0015	0,0036	0,0015	0,0036
5	6	0,0251	0,0294	0,0251	0,0294	0,0251	0,0294
6	7	0,3660	0,1864	0,3660	0,1864	0,3660	0,1864
7	8	0,3811	0,1941	0,3811	0,1941	0,3811	0,1941
8	9	0,0922	0,0470	0,0922	0,0470	0,0922	0,0470
9	10	0,0493	0,0251	0,0493	0,0251	0,0493	0,0251
10	11	0,8190	0,2707	0,8190	0,2707	0,8190	0,2707
11	12	0,1872	0,0619	0,1872	0,0619	0,1872	0,0619
12	13	0,7114	0,2351	0,7114	0,2351	0,7114	0,2351
13	14	1,0300	0,3400	1,0300	0,3400	1,0300	0,3400
14	15	1,0440	0,3450	1,0440	0,3450	1,0440	0,3450
15	16	1,0580	0,3496	1,0580	0,3496	1,0580	0,3496
16	17	0,1966	0,0650	0,1966	0,0650	0,1966	0,0650
17	18	0,3744	0,1238	0,3744	0,1238	0,3744	0,1238
18	19	0,0047	0,0016	0,0047	0,0016	0,0047	0,0016
19	20	0,3276	0,1083	0,3276	0,1083	0,3276	0,1083
20	21	0,2106	0,0696	0,2106	0,0696	0,2106	0,0696
21	22	0,3416	0,1129	0,3416	0,1129	0,3416	0,1129
22	23	0,0140	0,0046	0,0140	0,0046	0,0140	0,0046
23	24	0,1591	0,0526	0,1591	0,0526	0,1591	0,0526
24	25	0,3463	0,1145	0,3463	0,1145	0,3463	0,1145
25	26	0,7488	0,2475	0,7488	0,2475	0,7488	0,2475
26	27	0,3089	0,1021	0,3089	0,1021	0,3089	0,1021
27	28	0,1732	0,0572	0,1732	0,0572	0,1732	0,0572
3	29	0,0044	0,0108	0,0044	0,0108	0,0044	0,0108
29	30	0,0640	0,1565	0,0640	0,1565	0,0640	0,1565
30	31	0,3978	0,1315	0,3978	0,1315	0,3978	0,1315
31	32	0,0702	0,0232	0,0702	0,0232	0,0702	0,0232
32	33	0,3510	0,1160	0,3510	0,1160	0,3510	0,1160
33	34	0,8390	0,2816	0,8390	0,2816	0,8390	0,2816

Tabela 16 – Dados de Linha do Sistema de 70 Barras. Parte 2

De	Para	R_{aa} (Ohms)	X_{aa} (Ohms)	R_{bb} (Ohms)	X_{bb} (Ohms)	R_{cc} (Ohms)	X_{cc} (Ohms)
34	35	1,7080	0,5646	1,7080	0,5646	1,7080	0,5646
35	36	1,4740	0,4873	1,4740	0,4873	1,4740	0,4873
4	37	0,0044	0,0108	0,0044	0,0108	0,0044	0,0108
37	38	0,0640	0,1565	0,0640	0,1565	0,0640	0,1565
38	39	0,1053	0,1230	0,1053	0,1230	0,1053	0,1230
39	40	0,0304	0,0355	0,0304	0,0355	0,0304	0,0355
40	41	0,0018	0,0021	0,0018	0,0021	0,0018	0,0021
41	42	0,7283	0,8509	0,7283	0,8509	0,7283	0,8509
42	43	0,3100	0,3623	0,3100	0,3623	0,3100	0,3623
43	44	0,0410	0,0478	0,0410	0,0478	0,0410	0,0478
44	45	0,0092	0,0116	0,0092	0,0116	0,0092	0,0116
45	46	0,1089	0,1373	0,1089	0,1373	0,1089	0,1373
46	47	0,0009	0,0012	0,0009	0,0012	0,0009	0,0012
5	48	0,0034	0,0084	0,0034	0,0084	0,0034	0,0084
48	49	0,0851	0,2083	0,0851	0,2083	0,0851	0,2083
49	50	0,2898	0,7091	0,2898	0,7091	0,2898	0,7091
50	51	0,0822	0,2011	0,0822	0,2011	0,0822	0,2011
9	52	0,0928	0,0473	0,0928	0,0473	0,0928	0,0473
52	53	0,3319	0,1114	0,3319	0,1114	0,3319	0,1114
10	54	0,1740	0,0886	0,1740	0,0886	0,1740	0,0886
54	55	0,2030	0,1034	0,2030	0,1034	0,2030	0,1034
55	56	0,2842	0,1447	0,2842	0,1447	0,2842	0,1447
56	57	0,2813	0,1433	0,2813	0,1433	0,2813	0,1433
57	58	1,5900	0,5337	1,5900	0,5337	1,5900	0,5337
58	59	0,7837	0,2630	0,7837	0,2630	0,7837	0,2630
59	60	0,3042	0,1006	0,3042	0,1006	0,3042	0,1006
60	61	0,3861	0,1172	0,3861	0,1172	0,3861	0,1172
61	62	0,5075	0,2585	0,5075	0,2585	0,5075	0,2585
62	63	0,0974	0,0496	0,0974	0,0496	0,0974	0,0496
63	64	0,1450	0,0738	0,1450	0,0738	0,1450	0,0738
64	65	0,7105	0,3619	0,7105	0,3619	0,7105	0,3619
65	66	1,0410	0,5302	1,0410	0,5302	1,0410	0,5302
12	67	0,2012	0,0611	0,2012	0,0611	0,2012	0,0611
67	68	0,0047	0,0014	0,0047	0,0014	0,0047	0,0014
13	69	0,7394	0,2444	0,7394	0,2444	0,7394	0,2444
69	70	0,0047	0,0016	0,0047	0,0016	0,0047	0,0016

Tabela 17 – Dados de Linha do Sistema de 70 Barras. Parte 3

De	Para	R_{ab} (Ohms)	X_{ab} (Ohms)	R_{ac} (Ohms)	X_{ac} (Ohms)	R_{bc} (Ohms)	X_{bc} (Ohms)
1	2	0,000125	0,000300	0,000125	0,000300	0,000125	0,000300
2	3	0,000125	0,000300	0,000125	0,000300	0,000125	0,000300
3	4	0,000100	0	0,000100	0	0,000100	0
4	5	0,000375	0,000900	0,000375	0,000900	0,000375	0,000900
5	6	0,006275	0,007350	0,006275	0,007350	0,006275	0,007350
6	7	0,091500	0,046600	0,091500	0,046600	0,091500	0,046600
7	8	0,095275	0,048525	0,095275	0,048525	0,095275	0,048525
8	9	0,023050	0,011750	0,023050	0,011750	0,023050	0,011750
9	10	0,012325	0,006275	0,012325	0,006275	0,012325	0,006275
10	11	0,204750	0,067675	0,204750	0,067675	0,204750	0,067675
11	12	0,046800	0,015475	0,046800	0,015475	0,046800	0,015475
12	13	0,177850	0,058775	0,177850	0,058775	0,177850	0,058775
13	14	0,257500	0,085000	0,257500	0,085000	0,257500	0,085000
14	15	0,261000	0,086250	0,261000	0,086250	0,261000	0,086250
15	16	0,264500	0,087400	0,264500	0,087400	0,264500	0,087400
16	17	0,049150	0,016250	0,049150	0,016250	0,049150	0,016250
17	18	0,093600	0,030950	0,093600	0,030950	0,093600	0,030950
18	19	0,001175	0,000400	0,001175	0,000400	0,001175	0,000400
19	20	0,081900	0,027075	0,081900	0,027075	0,081900	0,027075
20	21	0,052650	0,017400	0,052650	0,017400	0,052650	0,017400
21	22	0,085400	0,028225	0,085400	0,028225	0,085400	0,028225
22	23	0,003500	0,001150	0,003500	0,001150	0,003500	0,001150
23	24	0,039775	0,013150	0,039775	0,013150	0,039775	0,013150
24	25	0,086575	0,028625	0,086575	0,028625	0,086575	0,028625
25	26	0,187200	0,061875	0,187200	0,061875	0,187200	0,061875
26	27	0,077225	0,025525	0,077225	0,025525	0,077225	0,025525
27	28	0,043300	0,014300	0,043300	0,014300	0,043300	0,014300
3	29	0,001100	0,002700	0,001100	0,002700	0,001100	0,002700
29	30	0,016000	0,039125	0,016000	0,039125	0,016000	0,039125
30	31	0,099450	0,032875	0,099450	0,032875	0,099450	0,032875
31	32	0,017550	0,005800	0,017550	0,005800	0,017550	0,005800
32	33	0,087750	0,029000	0,087750	0,029000	0,087750	0,029000
33	34	0,209750	0,070400	0,209750	0,070400	0,209750	0,070400

Tabela 18 – Dados de Linha do Sistema de 70 Barras. Parte 4

De	Para	R_{ab} (Ohms)	X_{ab} (Ohms)	R_{ac} (Ohms)	X_{ac} (Ohms)	R_{bc} (Ohms)	X_{bc} (Ohms)
34	35	0,427000	0,141150	0,427000	0,141150	0,427000	0,141150
35	36	0,368500	0,121825	0,368500	0,121825	0,368500	0,121825
4	37	0,001100	0,002700	0,001100	0,002700	0,001100	0,002700
37	38	0,016000	0,039125	0,016000	0,039125	0,016000	0,039125
38	39	0,026325	0,030750	0,026325	0,030750	0,026325	0,030750
39	40	0,007600	0,008875	0,007600	0,008875	0,007600	0,008875
40	41	0,000450	0,000525	0,000450	0,000525	0,000450	0,000525
41	42	0,182075	0,212725	0,182075	0,212725	0,182075	0,212725
42	43	0,077500	0,090575	0,077500	0,090575	0,077500	0,090575
43	44	0,010250	0,011950	0,010250	0,011950	0,010250	0,011950
44	45	0,002300	0,002900	0,002300	0,002900	0,002300	0,002900
45	46	0,027225	0,034325	0,027225	0,034325	0,027225	0,034325
46	47	0,000225	0,000300	0,000225	0,000300	0,000225	0,000300
5	48	0,000850	0,002100	0,000850	0,002100	0,000850	0,002100
48	49	0,021275	0,052075	0,021275	0,052075	0,021275	0,052075
49	50	0,072450	0,177275	0,072450	0,177275	0,072450	0,177275
50	51	0,020550	0,050275	0,020550	0,050275	0,020550	0,050275
9	52	0,023200	0,011825	0,023200	0,011825	0,023200	0,011825
52	53	0,082975	0,027850	0,082975	0,027850	0,082975	0,027850
10	54	0,043500	0,022150	0,043500	0,022150	0,043500	0,022150
54	55	0,050750	0,025850	0,050750	0,025850	0,050750	0,025850
55	56	0,071050	0,036175	0,071050	0,036175	0,071050	0,036175
56	57	0,070325	0,035825	0,070325	0,035825	0,070325	0,035825
57	58	0,397500	0,133425	0,397500	0,133425	0,397500	0,133425
58	59	0,195925	0,065750	0,195925	0,065750	0,195925	0,065750
59	60	0,076050	0,025150	0,076050	0,025150	0,076050	0,025150
60	61	0,096525	0,029300	0,096525	0,029300	0,096525	0,029300
61	62	0,126875	0,064625	0,126875	0,064625	0,126875	0,064625
62	63	0,024350	0,012400	0,024350	0,012400	0,024350	0,012400
63	64	0,036250	0,018450	0,036250	0,018450	0,036250	0,018450
64	65	0,177625	0,090475	0,177625	0,090475	0,177625	0,090475
65	66	0,260250	0,132550	0,260250	0,132550	0,260250	0,132550
12	67	0,050300	0,015275	0,050300	0,015275	0,050300	0,015275
67	68	0,001175	0,000350	0,001175	0,000350	0,001175	0,000350
13	69	0,184850	0,061100	0,184850	0,061100	0,184850	0,061100
69	70	0,001175	0,000400	0,001175	0,000400	0,001175	0,000400

APÊNDICE C – ETAPA DE DETECÇÃO DE PERDAS COMERCIAIS DE ENERGIA

C.1 Demais Gráficos IEEE 33 Barras

A seguir são apresentados os gráficos de curvas estimadas e faturadas para as Barras do sistema IEEE 33 Barras em que não foram inseridos nenhum tipo de furto/fraude durante as simulações e cujas curvas o estimador mostra com precisão a semelhança das mesmas. Com isso as barras são excluídas da etapa de identificação do consumidor fraudulento e conseqüentemente elimina-se a possibilidade de falsos positivos para os consumidores conectados à essas barras.

Acredita-se ainda que a utilização desta metodologia de detecção de perdas comerciais de energia em sistemas convencionais de distribuição de energia elétrica traga uma melhoria aos métodos de identificação do consumidor fraudulento já existentes, uma vez que reduz significativamente o campo de busca diminuindo assim a possibilidade de falsos positivos.

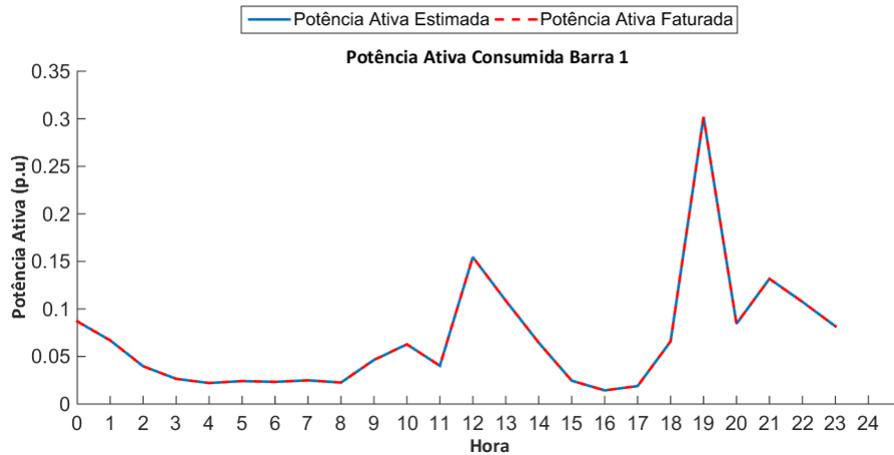


Figura 66 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 1.

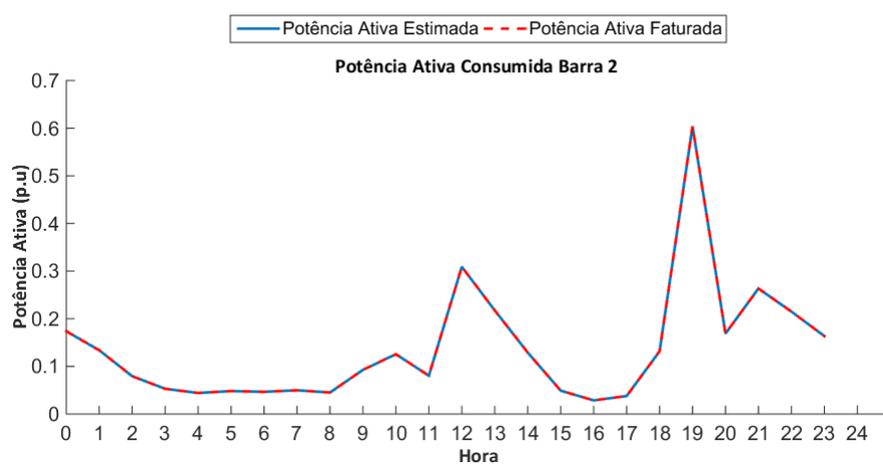


Figura 67 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 2.

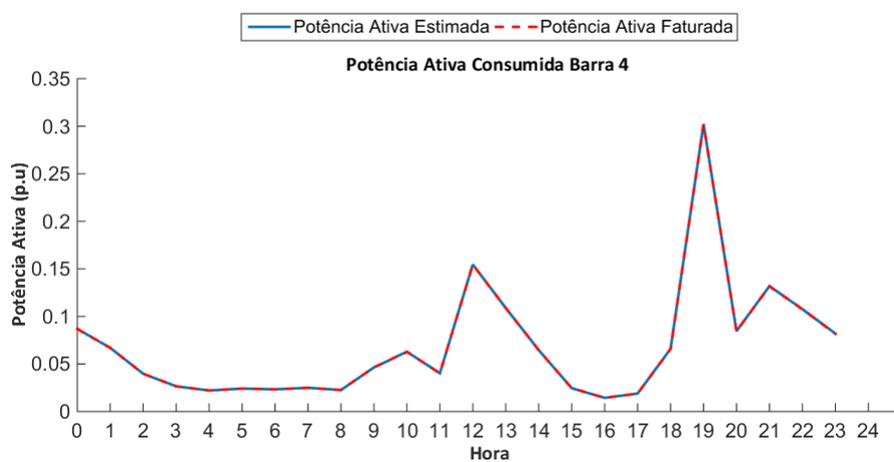


Figura 68 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 4.

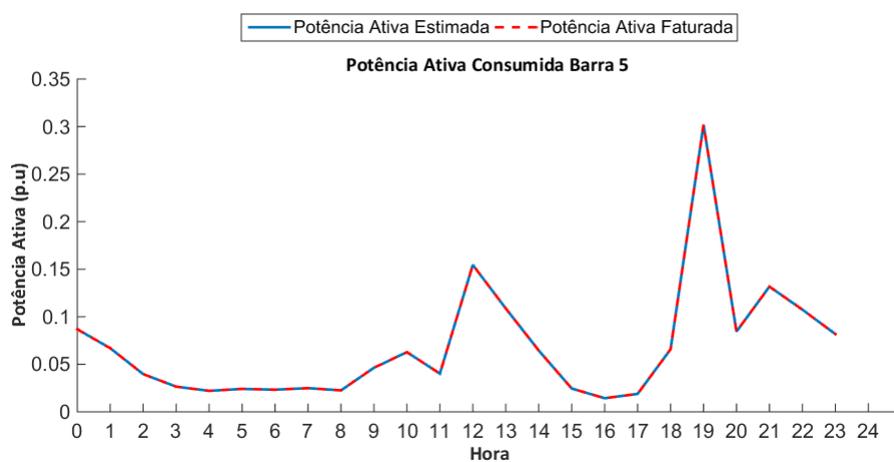


Figura 69 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 5.



Figura 70 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 6.

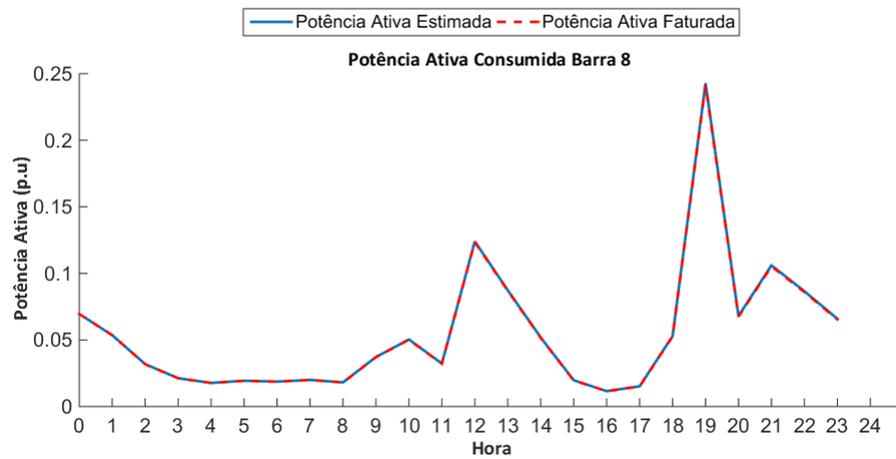


Figura 71 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 8.

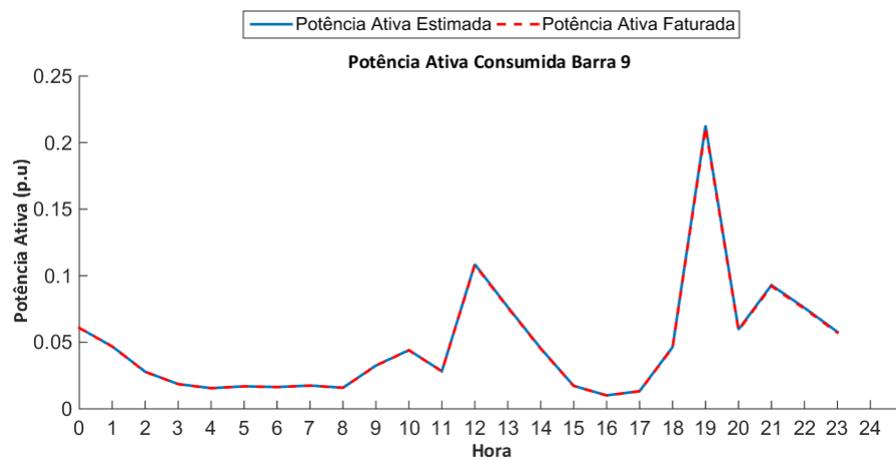


Figura 72 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 9.

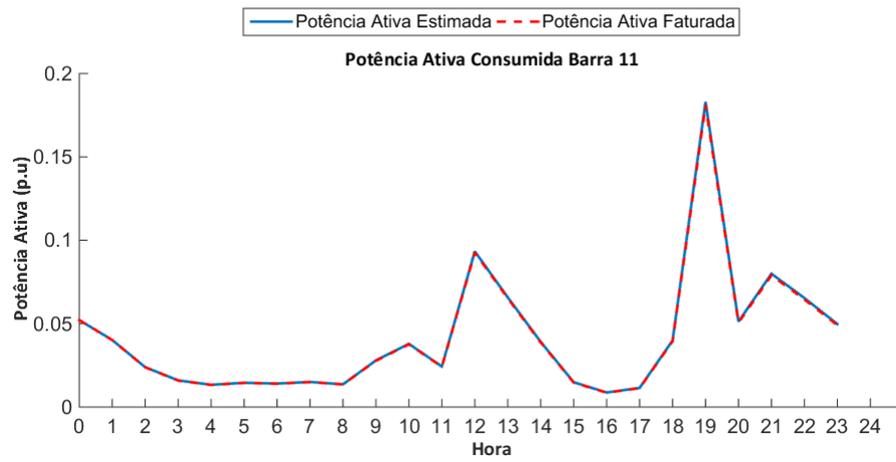


Figura 73 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 11.

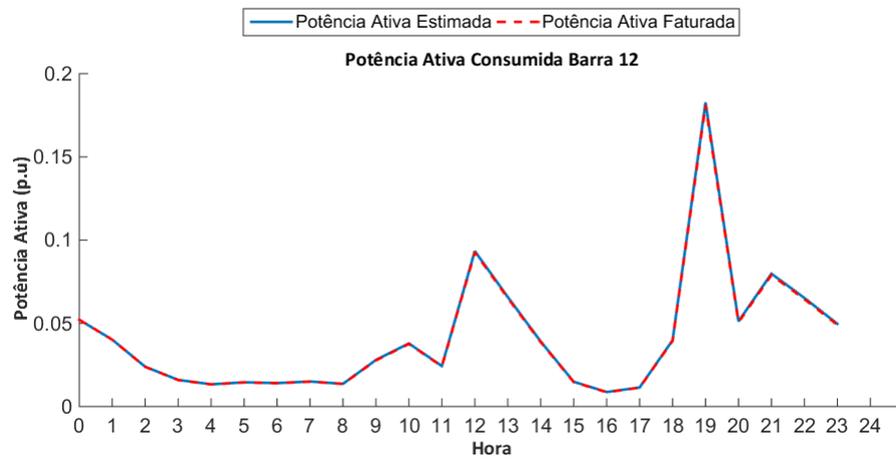


Figura 74 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 12.



Figura 75 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 13.

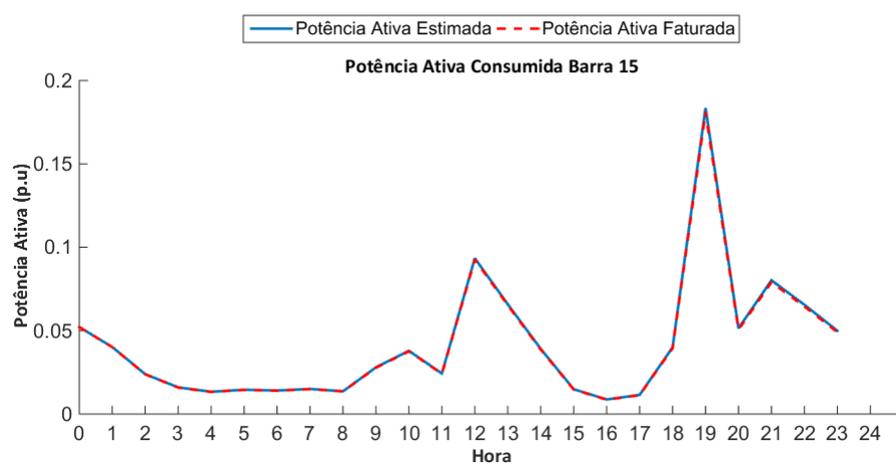


Figura 76 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 15.

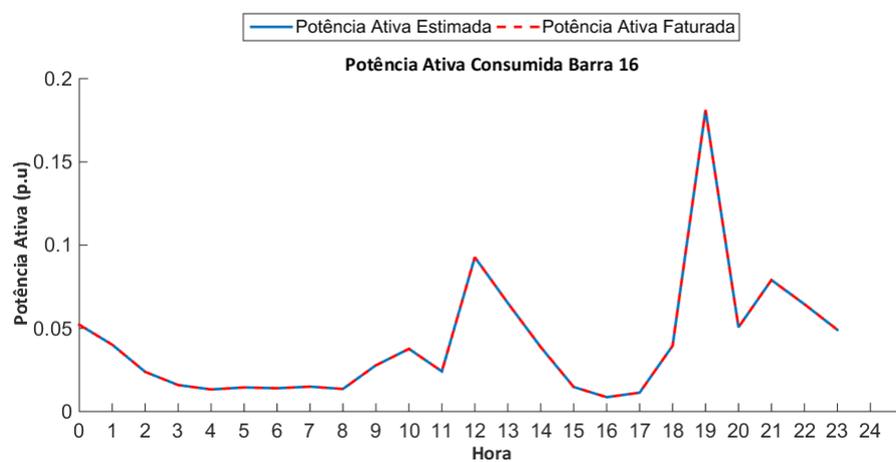


Figura 77 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 16.

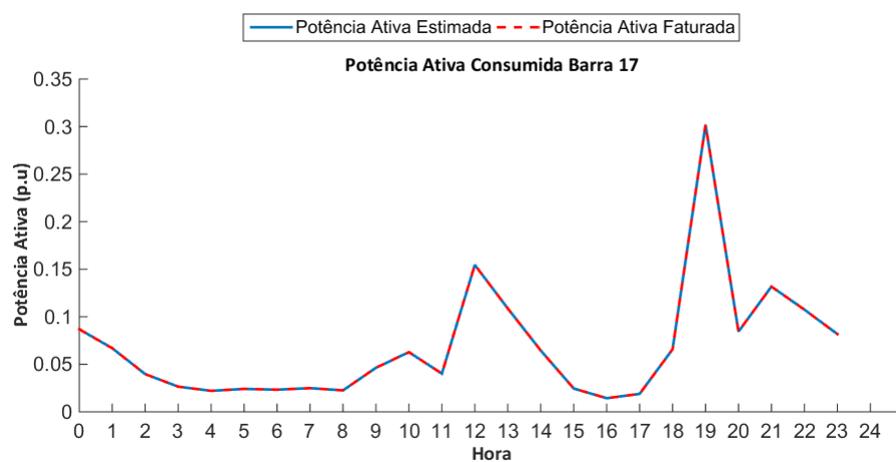


Figura 78 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 17.

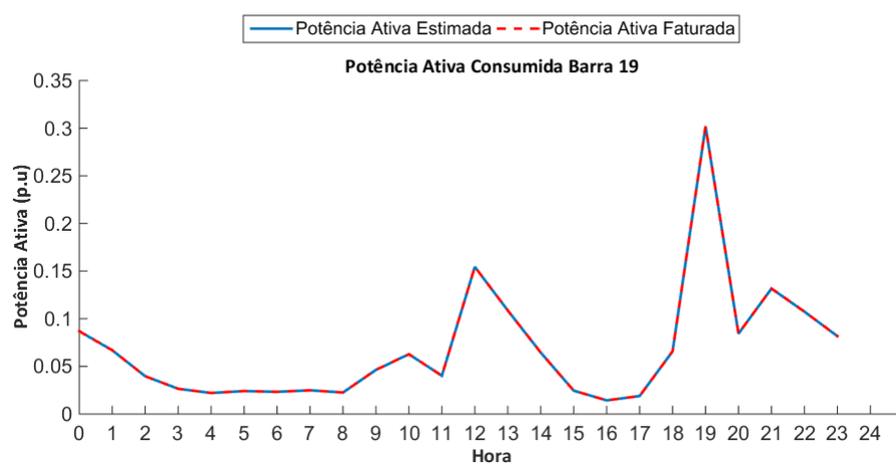


Figura 79 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 19.



Figura 80 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 20.



Figura 81 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 21.



Figura 82 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 22.

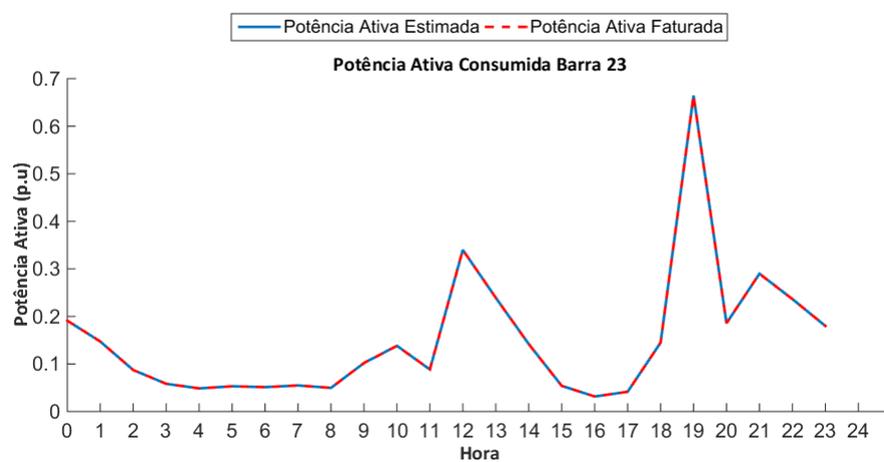


Figura 83 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 23.

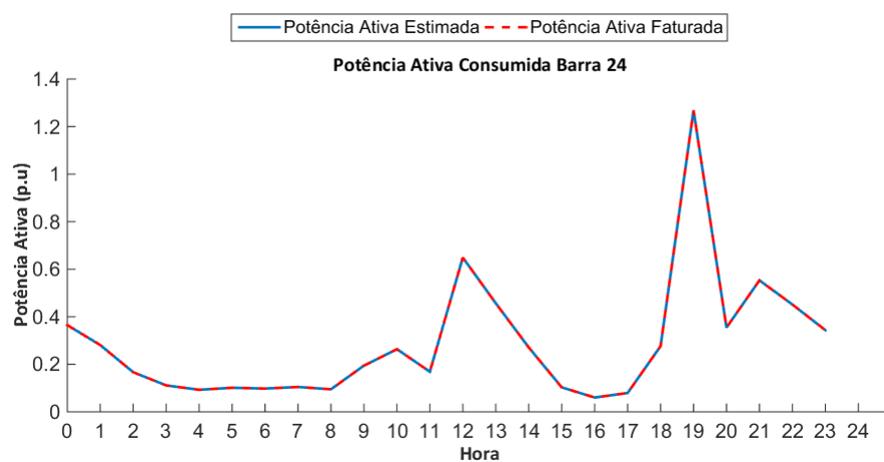


Figura 84 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 24.

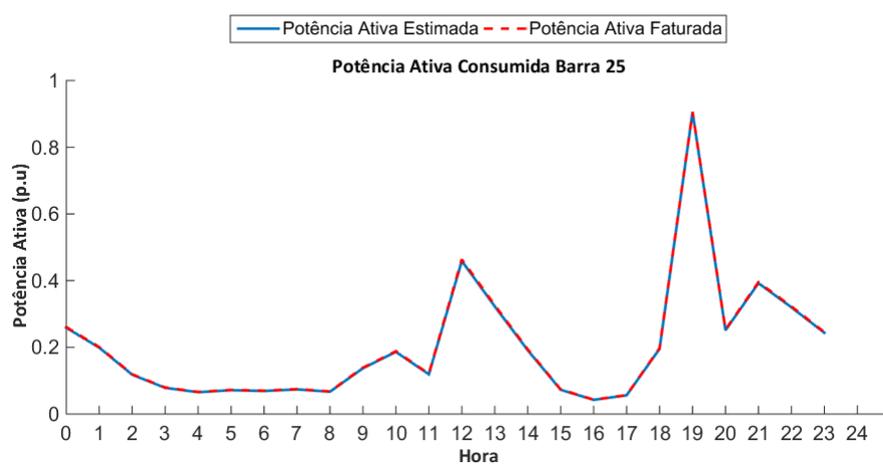


Figura 85 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 25.

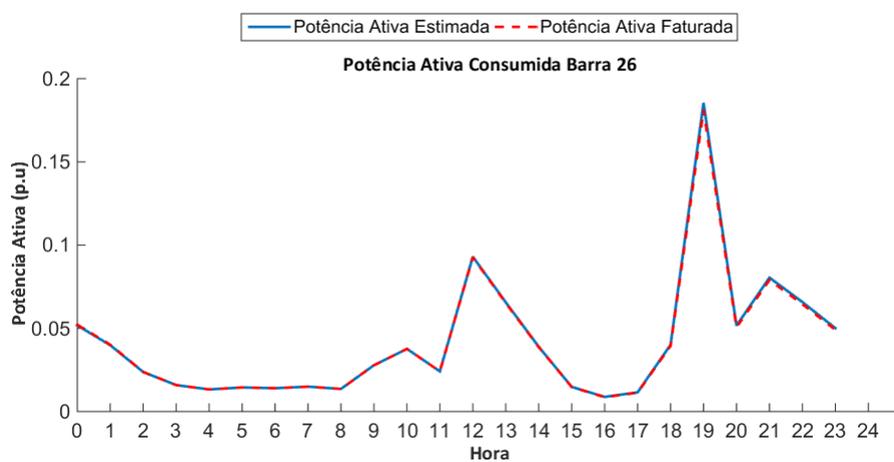


Figura 86 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 26.



Figura 87 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 30.



Figura 88 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 31.

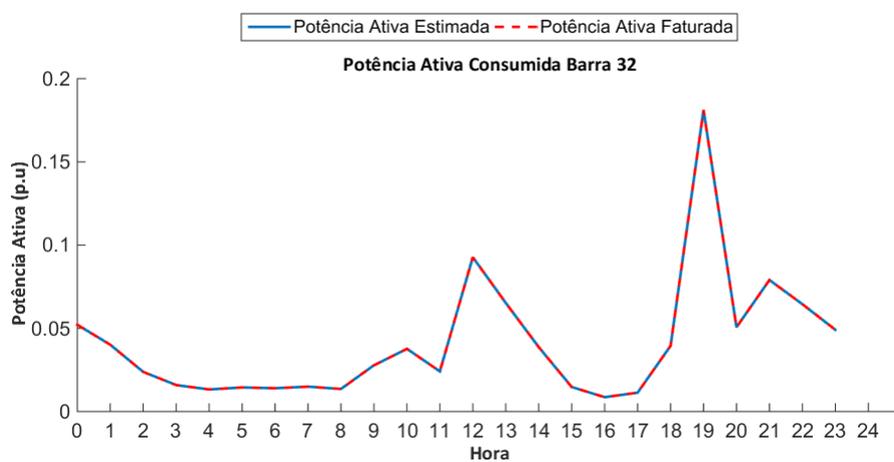


Figura 89 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 32.

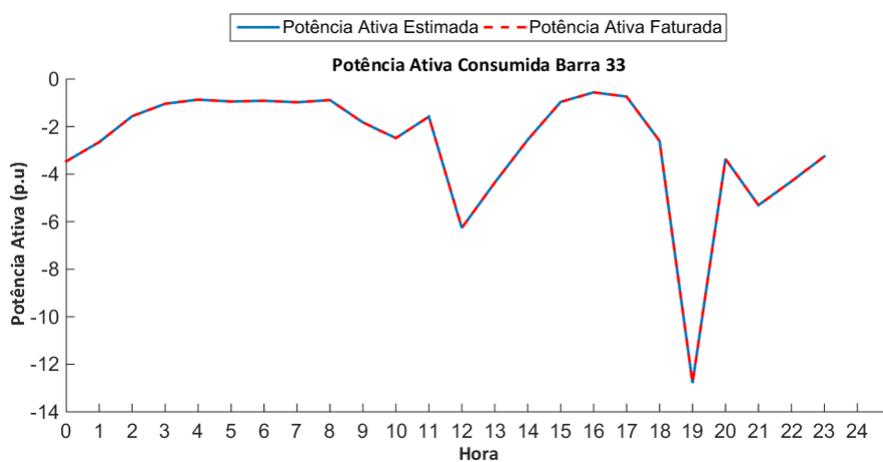


Figura 90 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 33.

C.2 Demais Gráficos IEEE 70 Barras

A seguir são apresentados os gráficos de curvas estimadas e faturadas para as Barras do sistema IEEE 70 Barras em que não foram inseridos nenhum tipo de furto/fraude durante as simulações e cujas curvas o estimador mostra com precisão a semelhança das mesmas. Com isso as barras são excluídas da etapa de identificação do consumidor fraudulento e conseqüentemente elimina-se a possibilidade de falsos positivos para os consumidores conectados à essas barras.

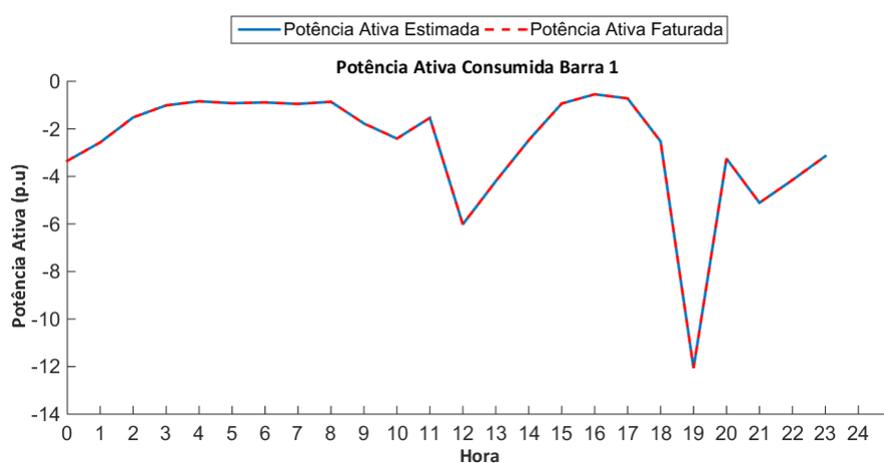


Figura 91 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 1.



Figura 92 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 2.

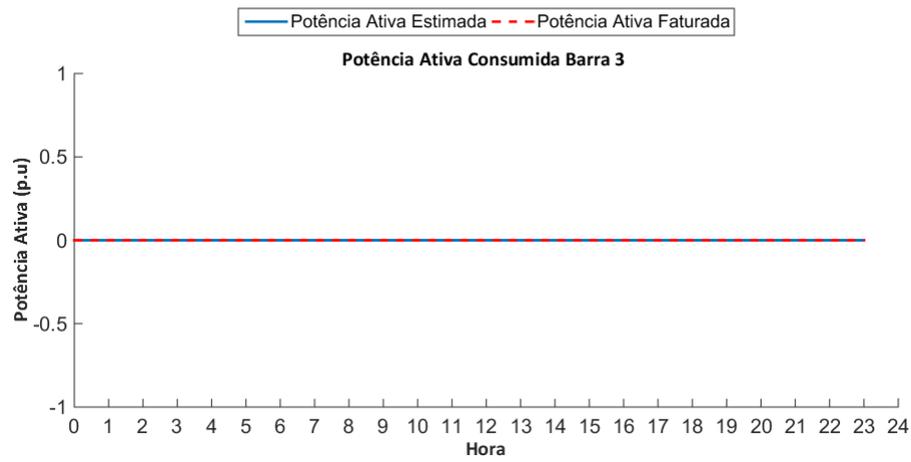


Figura 93 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 3.

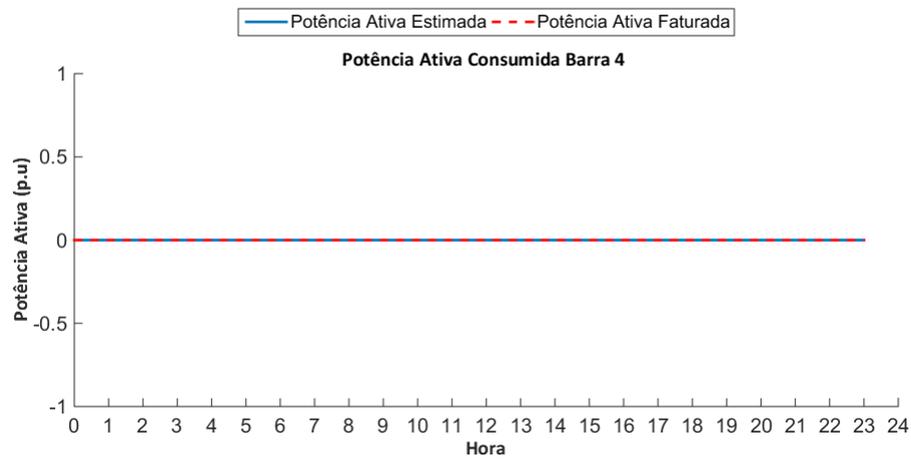


Figura 94 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 4.

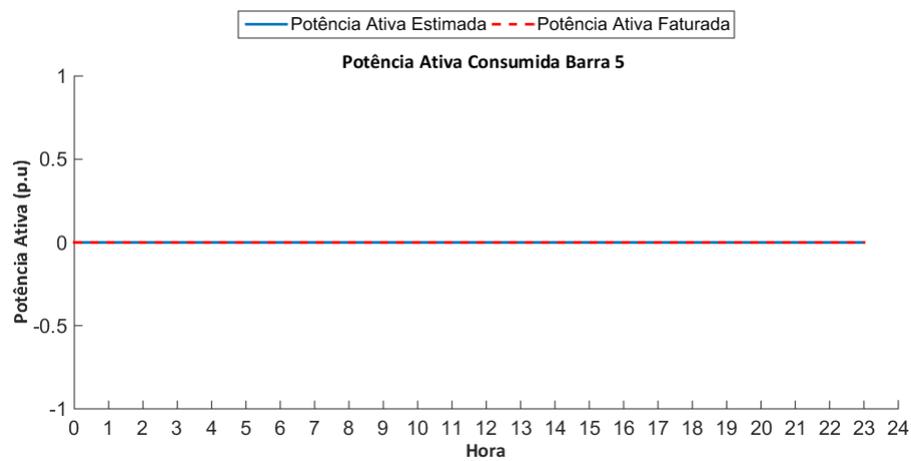


Figura 95 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 5.

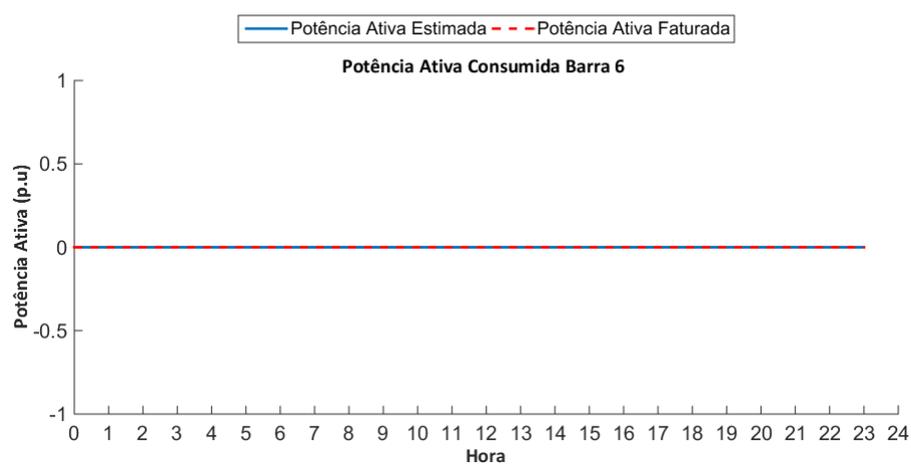


Figura 96 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 6.

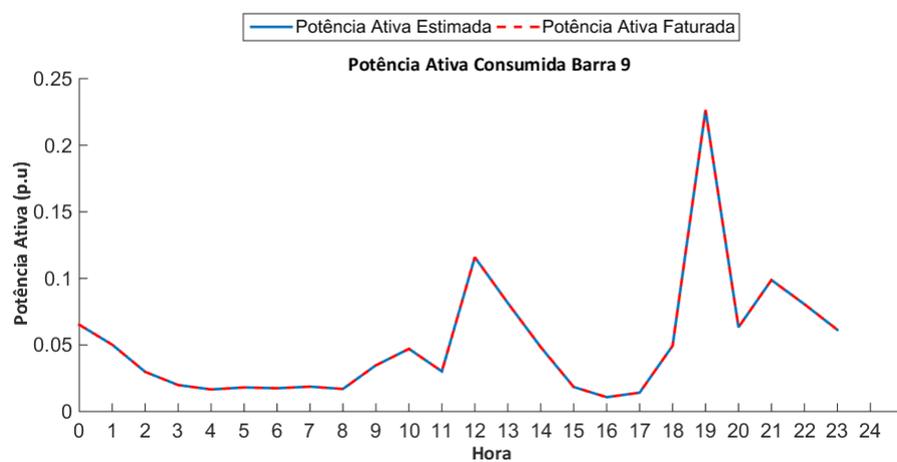


Figura 97 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 9.

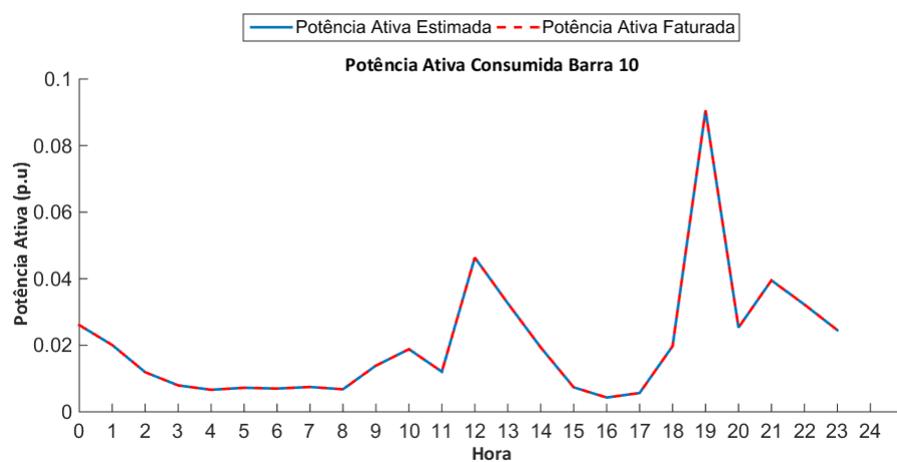


Figura 98 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 10.



Figura 99 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 11.



Figura 100 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 12.

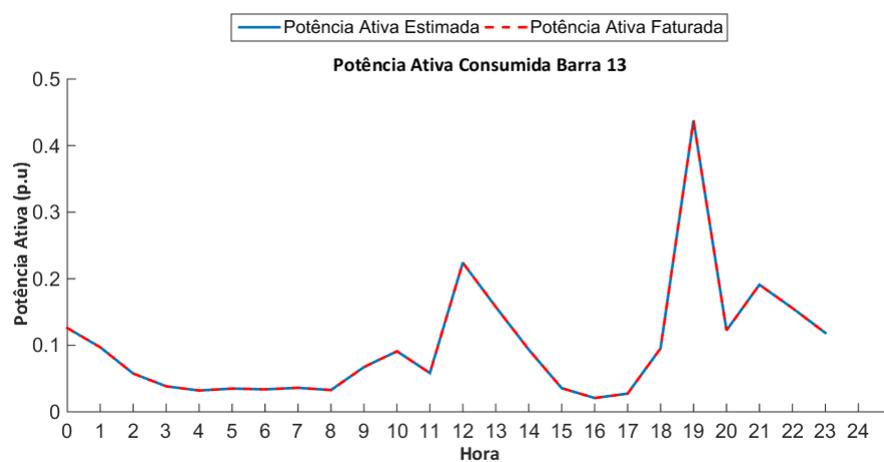


Figura 101 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 13.



Figura 102 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 16.



Figura 103 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 17.



Figura 104 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 19.

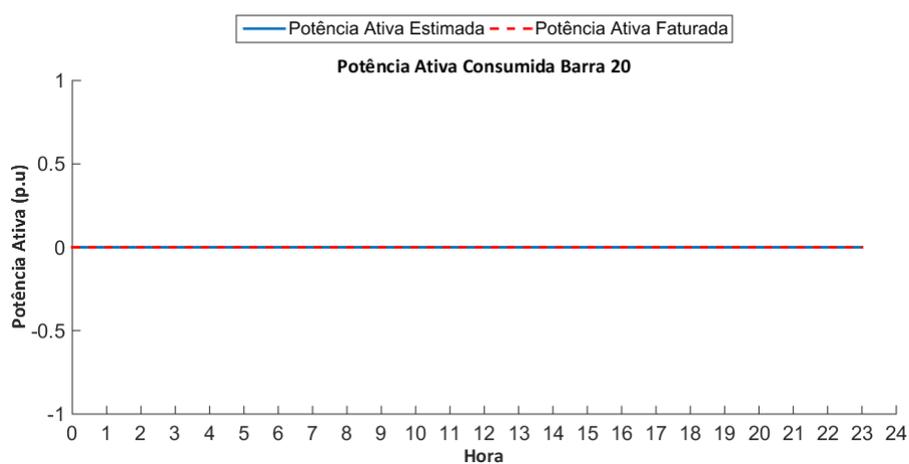


Figura 105 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 20.



Figura 106 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 22.

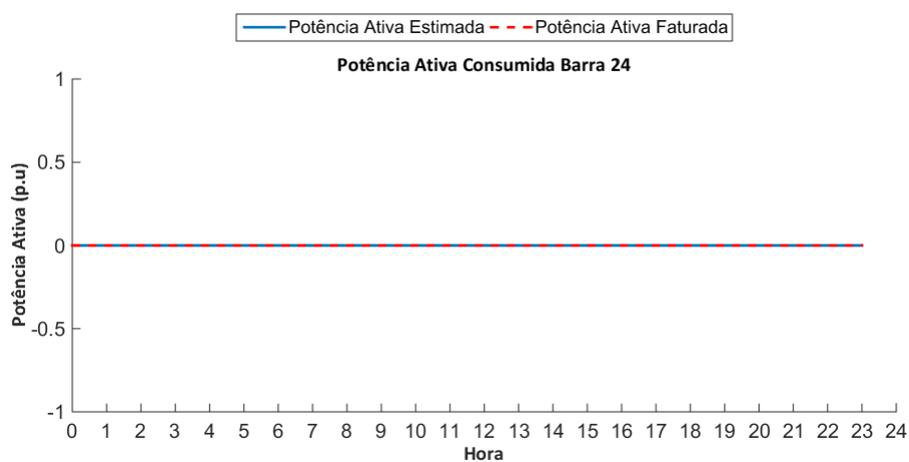


Figura 107 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 24.

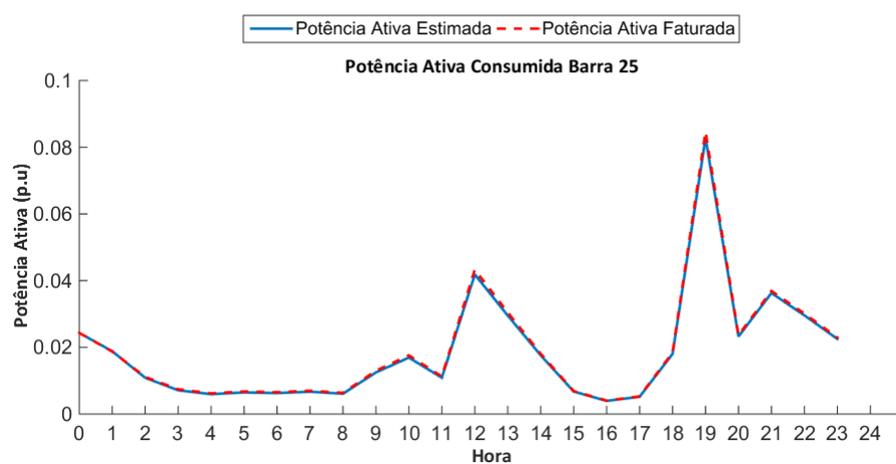


Figura 108 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 25.

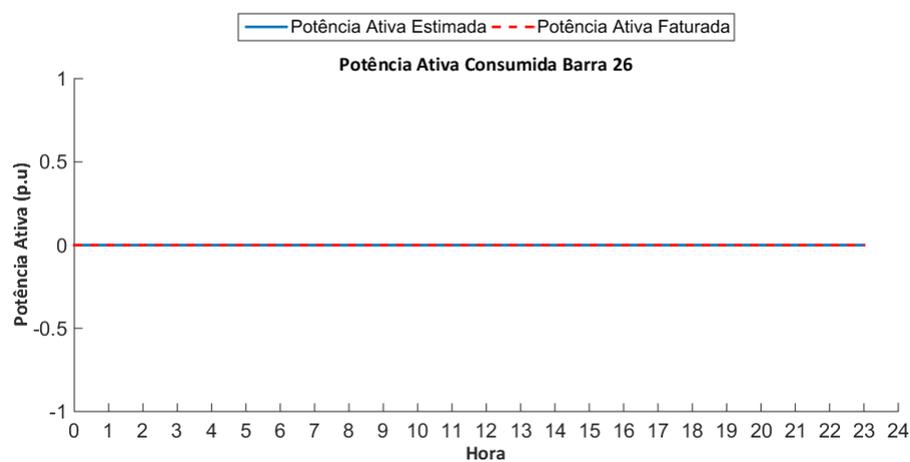


Figura 109 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 26.

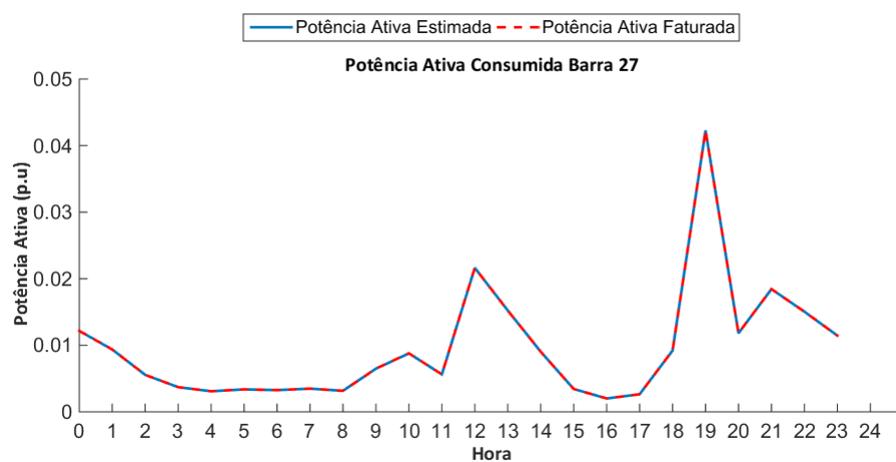


Figura 110 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 27.



Figura 111 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 28.



Figura 112 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 30.

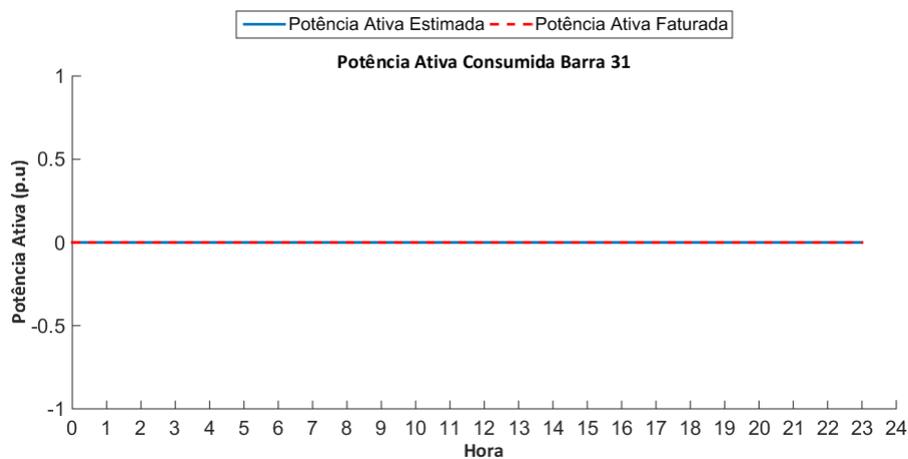


Figura 113 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 31.

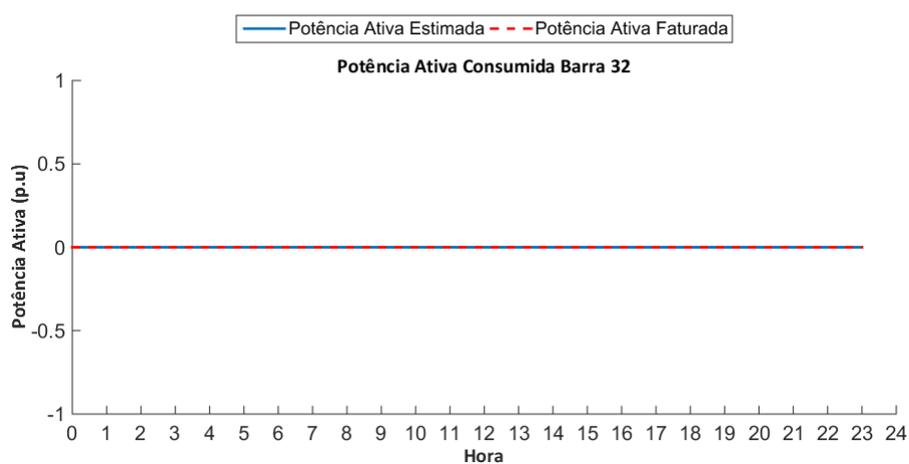


Figura 114 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 32.

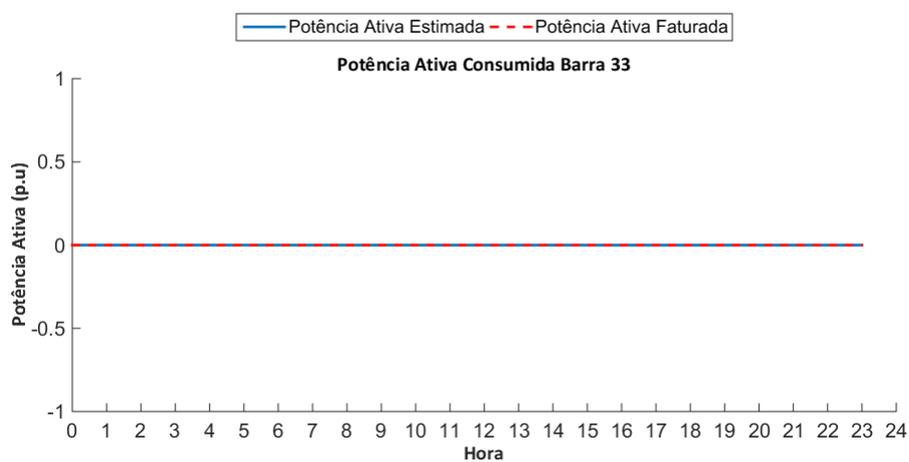


Figura 115 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 33.

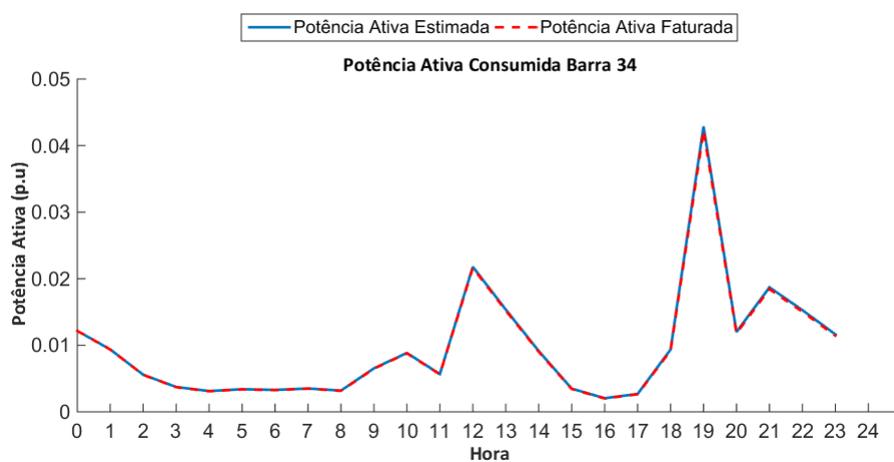


Figura 116 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 34.



Figura 117 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 35.



Figura 118 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 36.

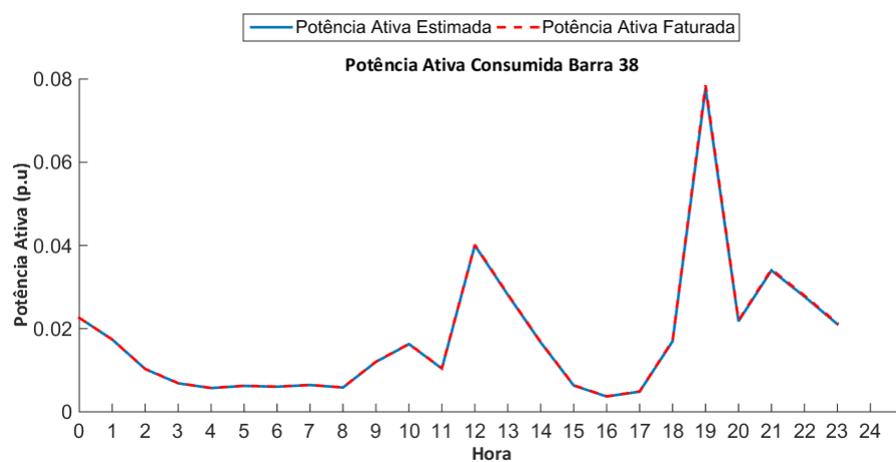


Figura 119 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 38.

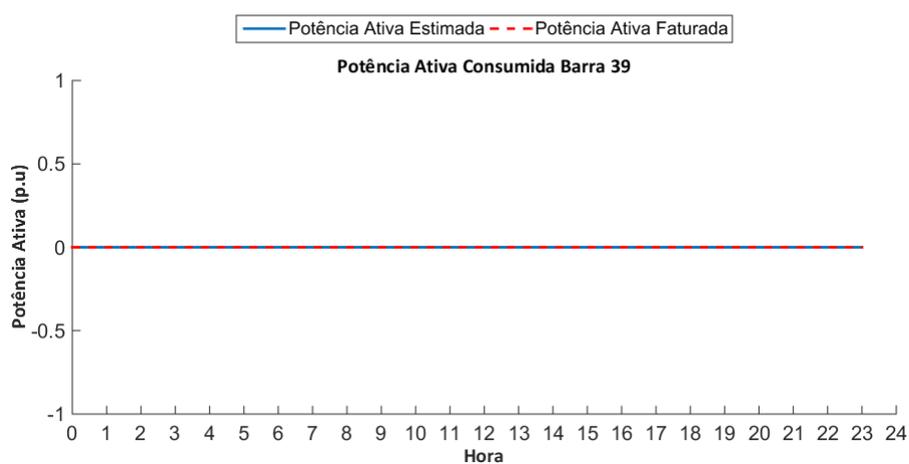


Figura 120 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 39.



Figura 121 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 40.

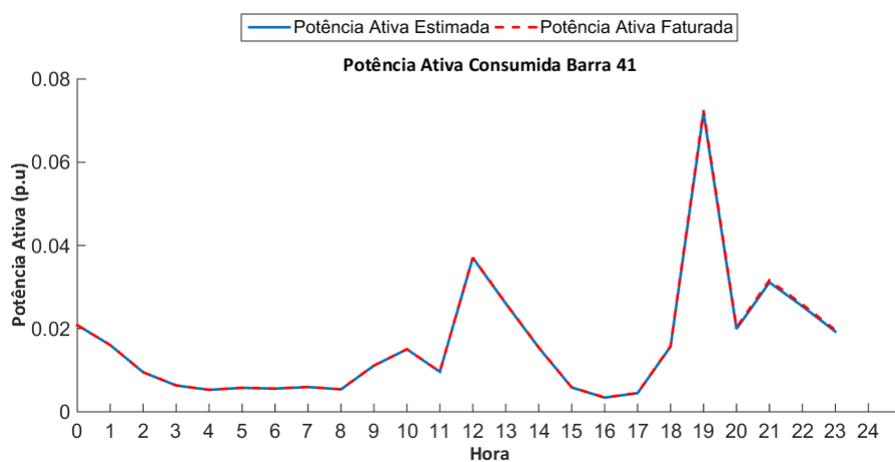


Figura 122 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 41.



Figura 123 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 43.

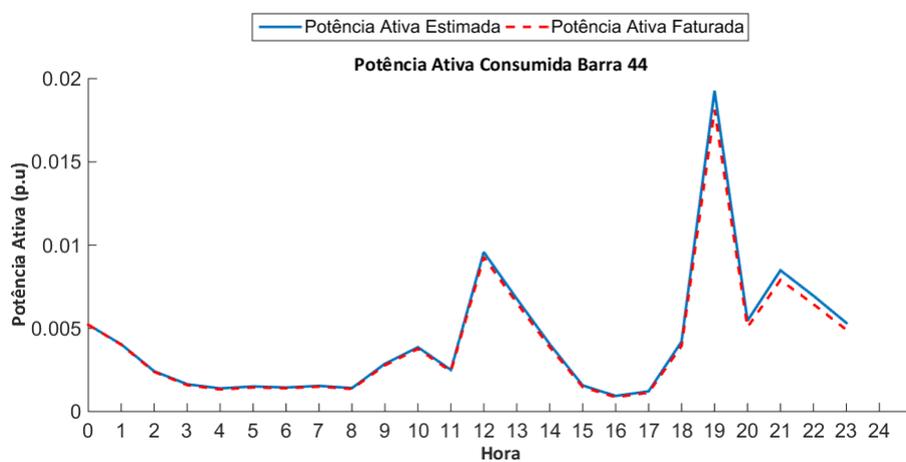


Figura 124 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 44.

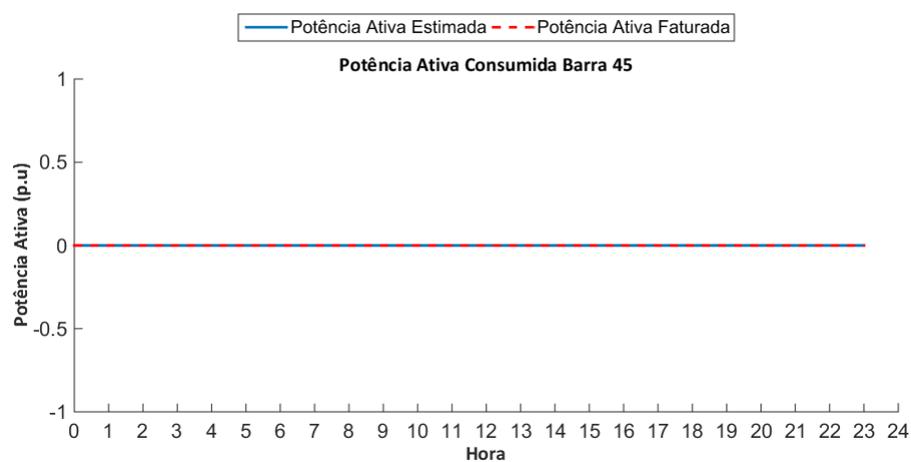


Figura 125 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 45.

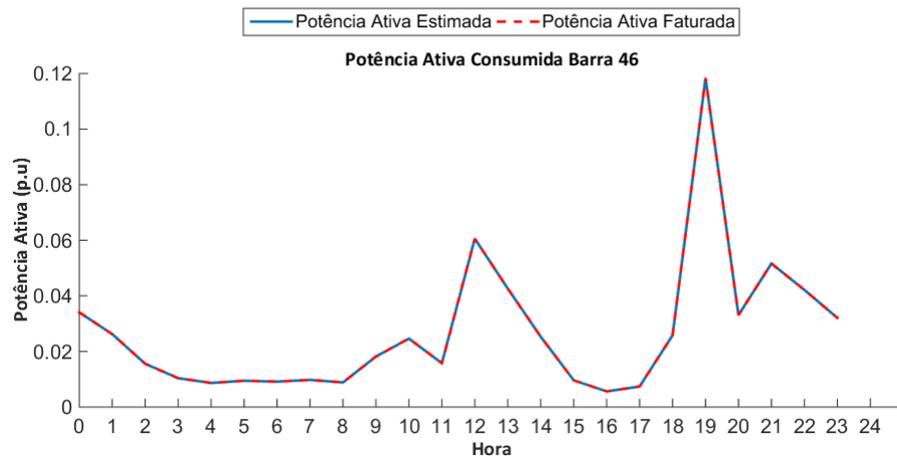


Figura 126 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 46.

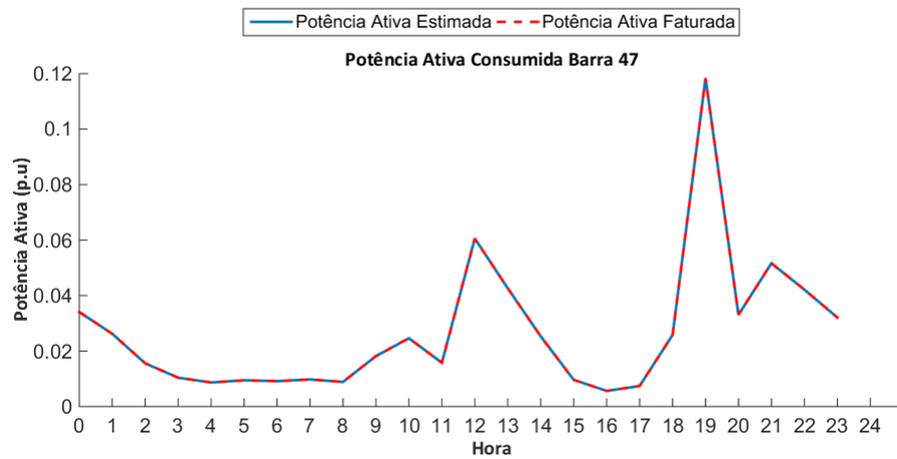


Figura 127 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 47.

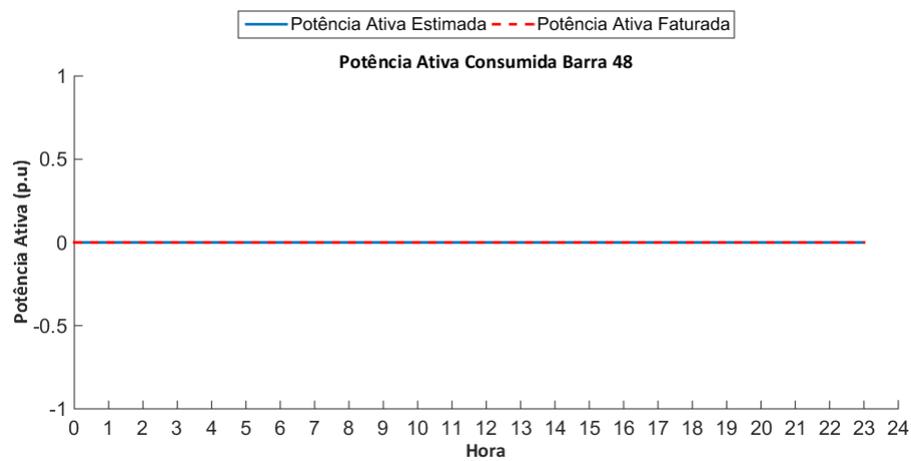


Figura 128 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 48.

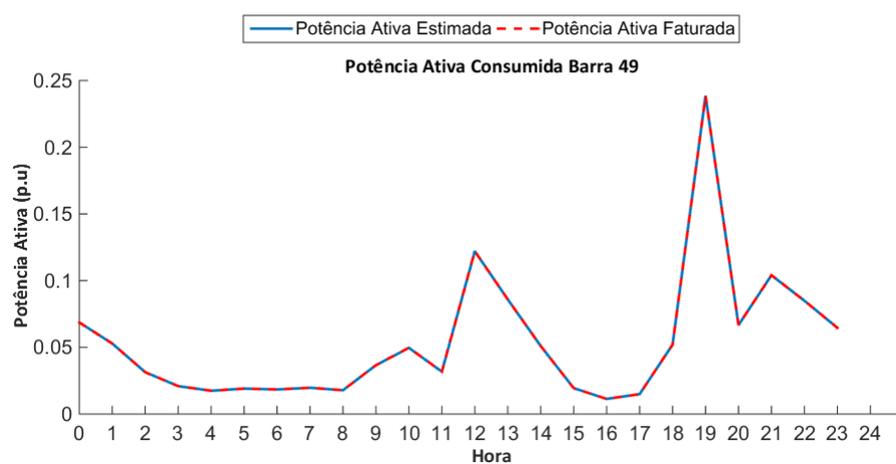


Figura 129 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 49.



Figura 130 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 50.

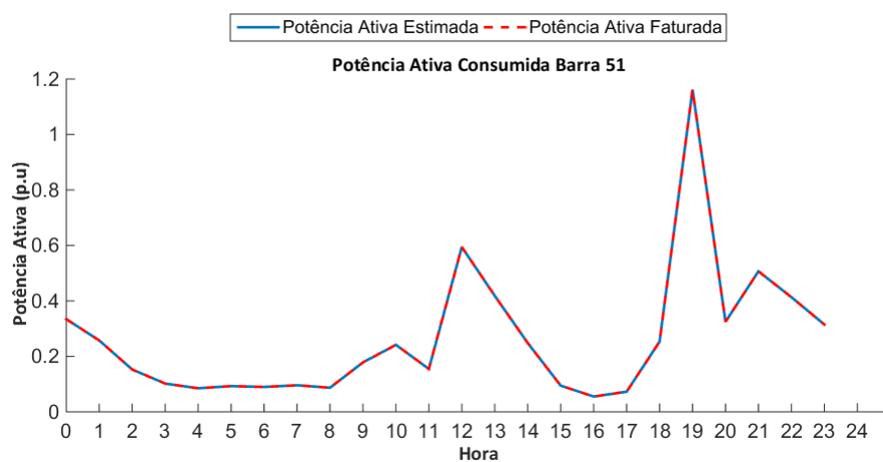


Figura 131 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 51.



Figura 132 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 52.

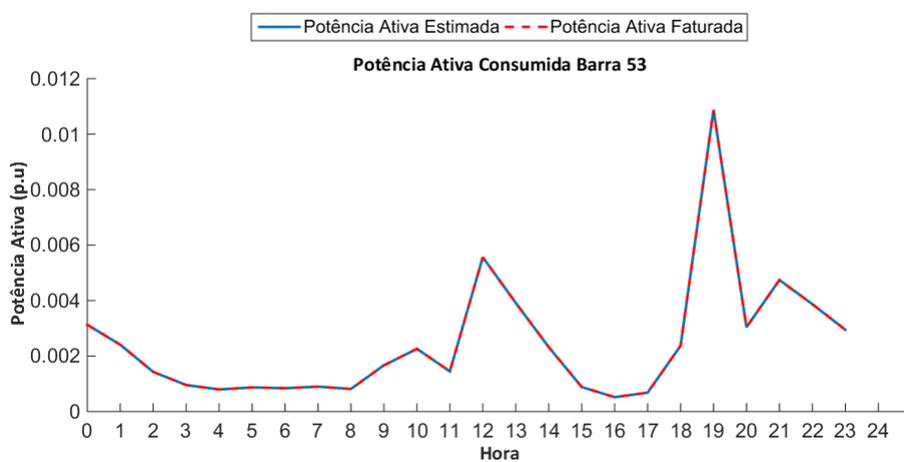


Figura 133 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 53.

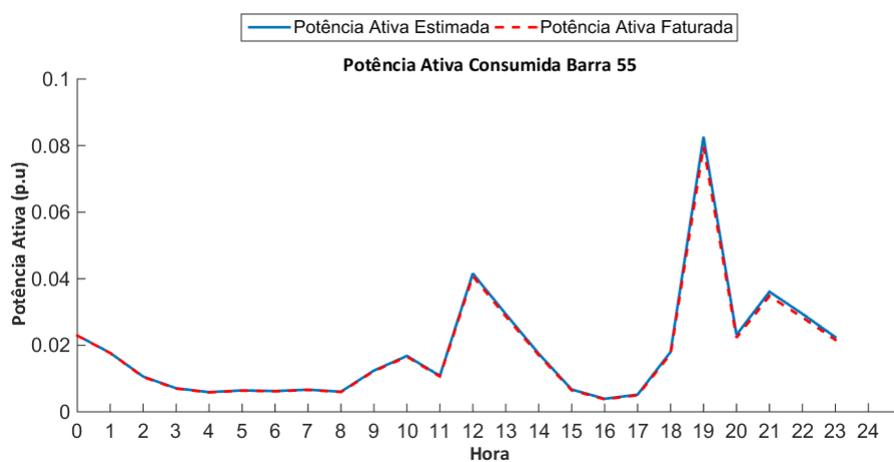


Figura 134 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 55.



Figura 135 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 56.

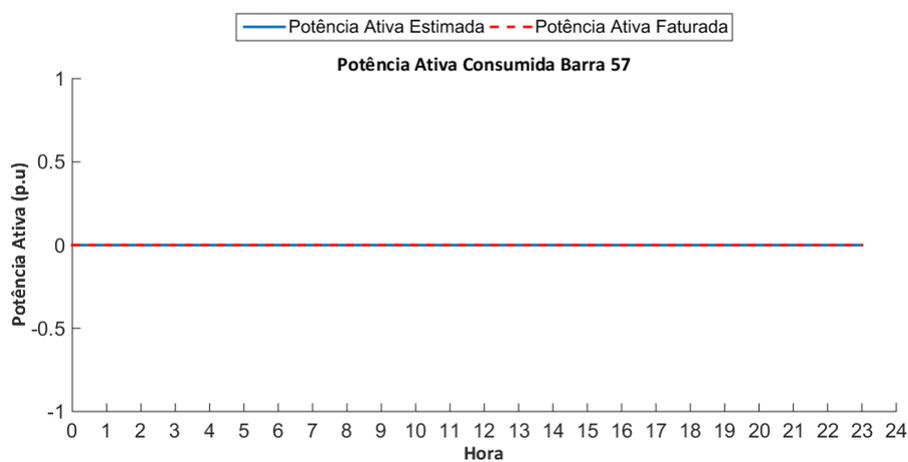


Figura 136 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 57.

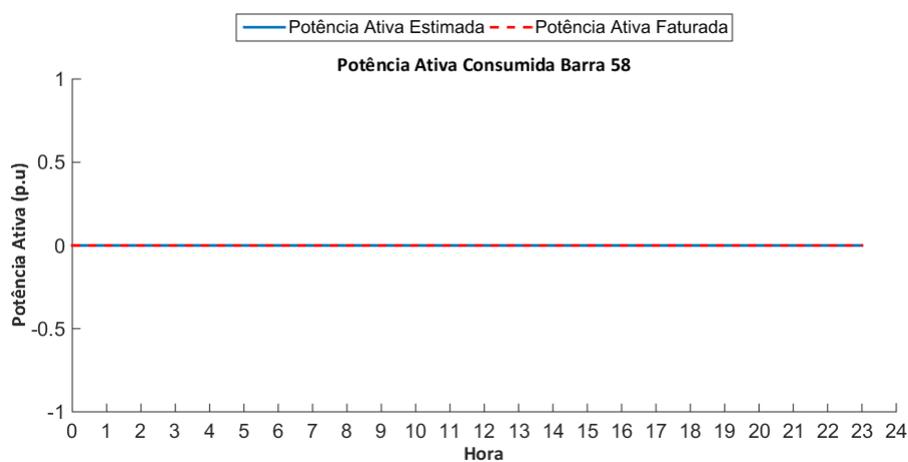


Figura 137 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 58.

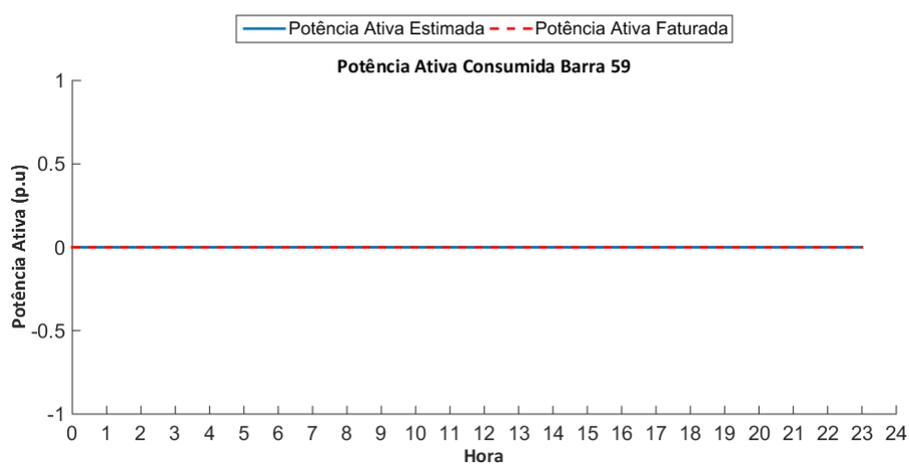


Figura 138 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 59.

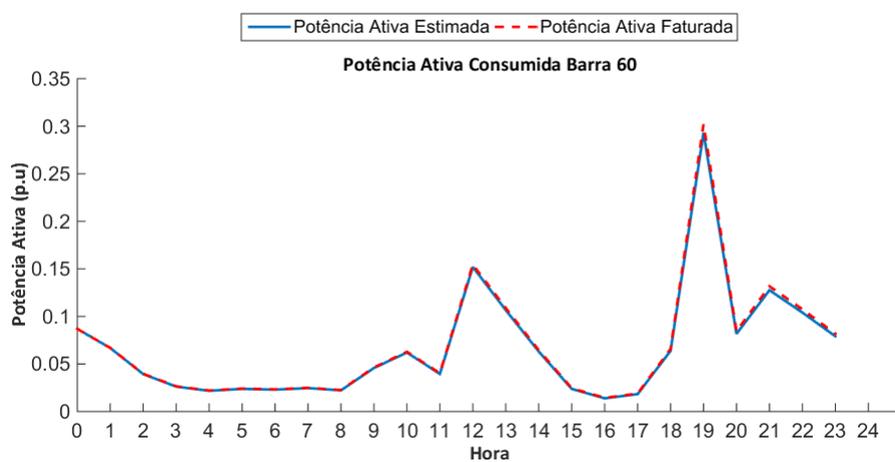


Figura 139 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 60.

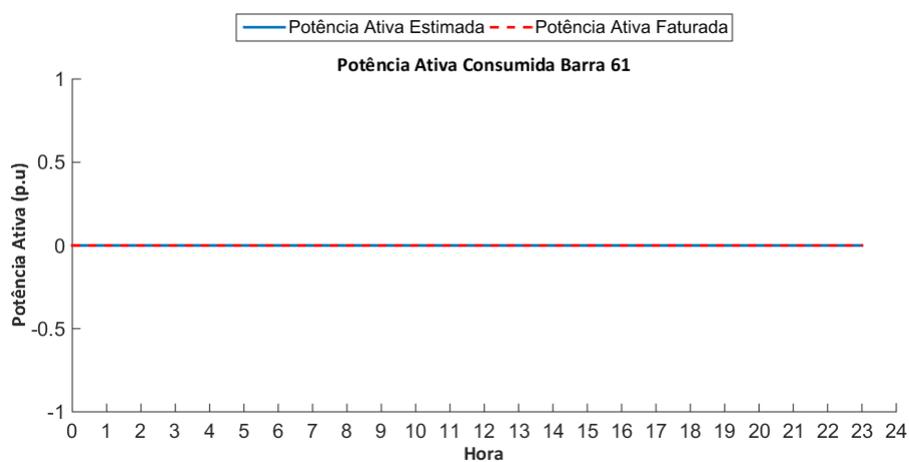


Figura 140 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 61.

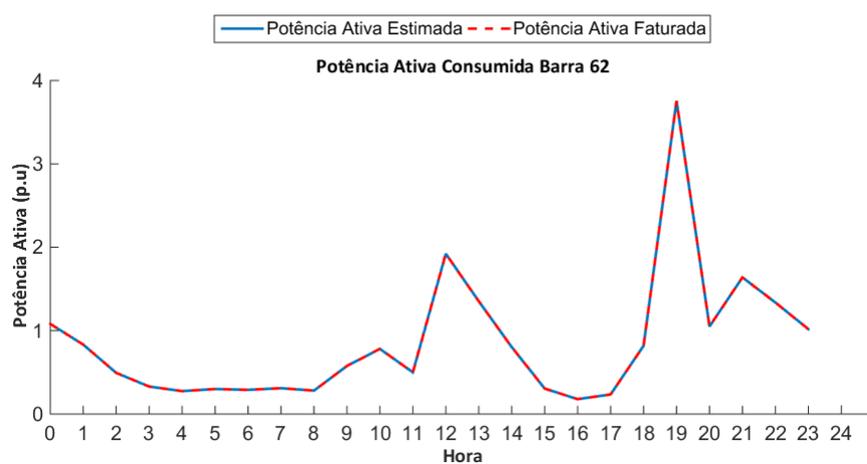


Figura 141 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 62.

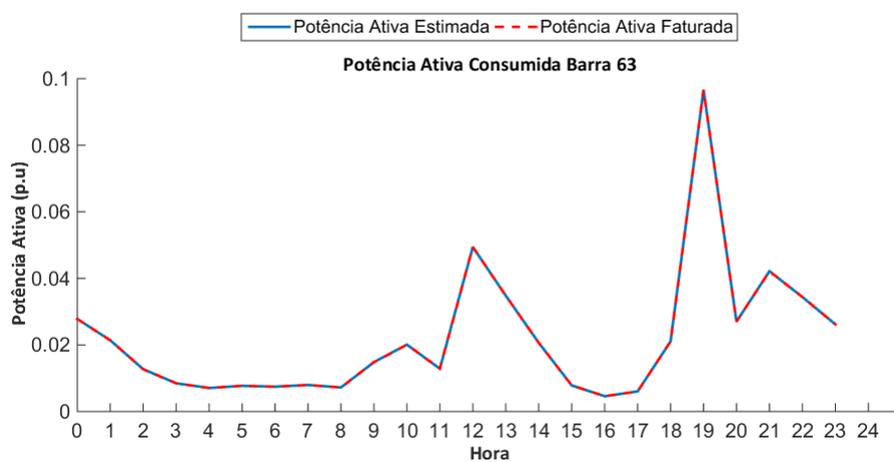


Figura 142 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 63.

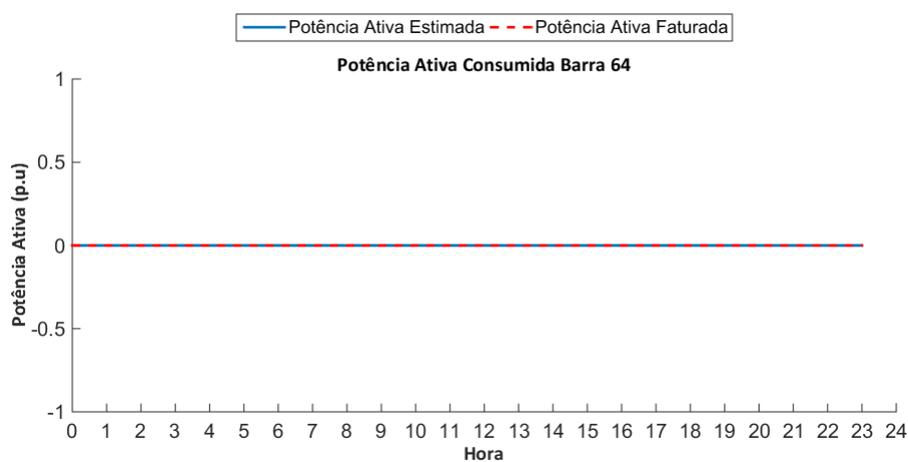


Figura 143 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 64.

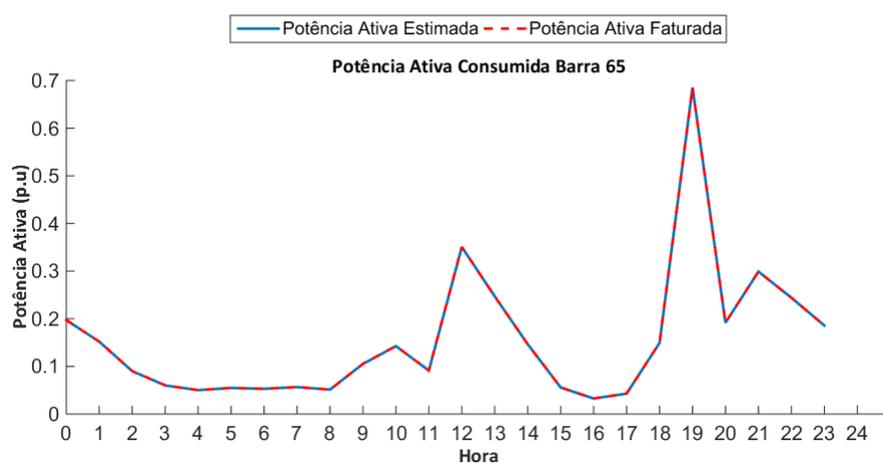


Figura 144 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 65.

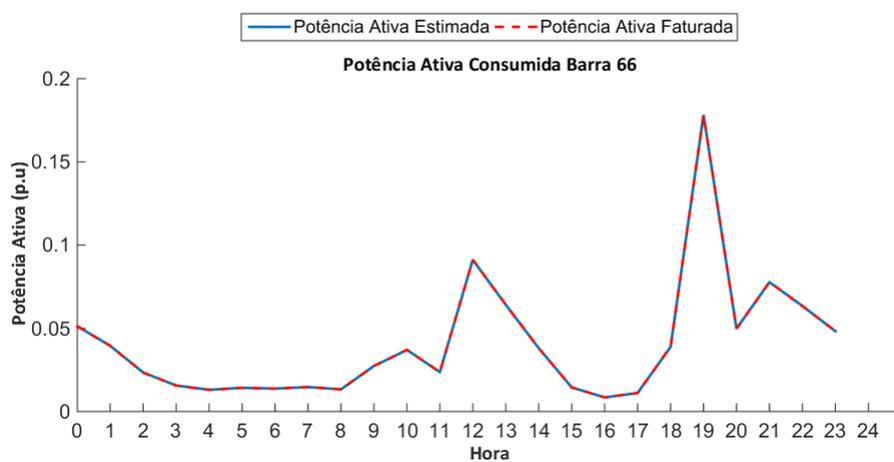


Figura 145 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 66.

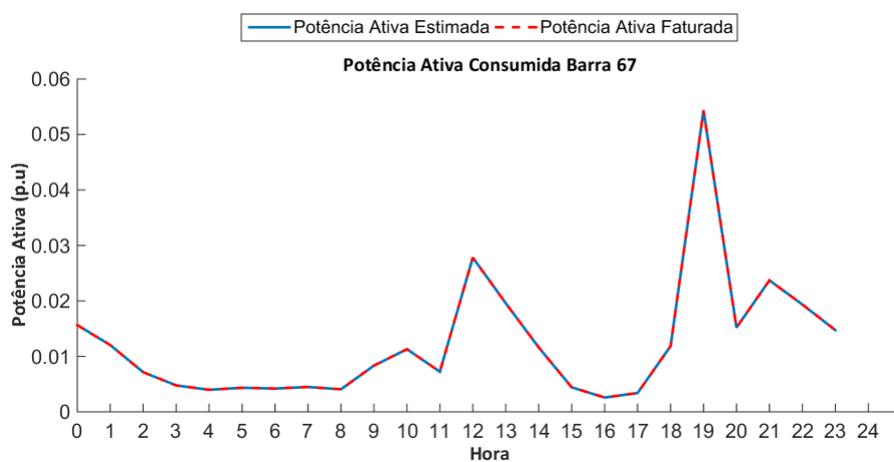


Figura 146 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 67.

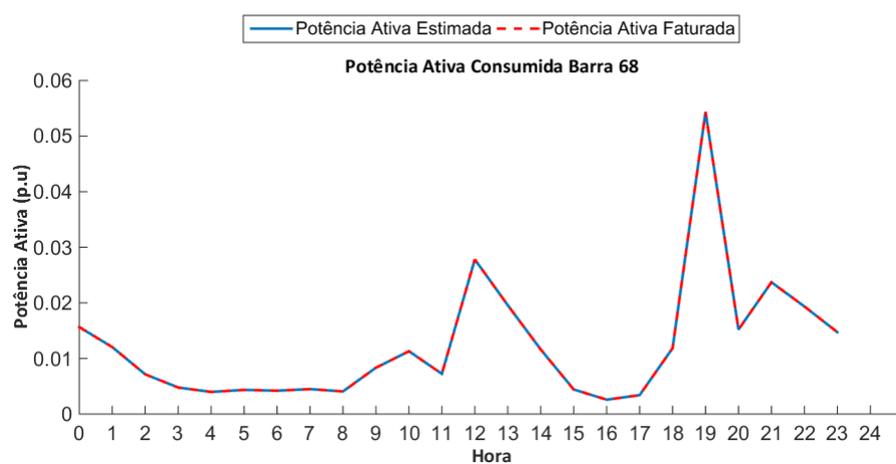


Figura 147 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 68.

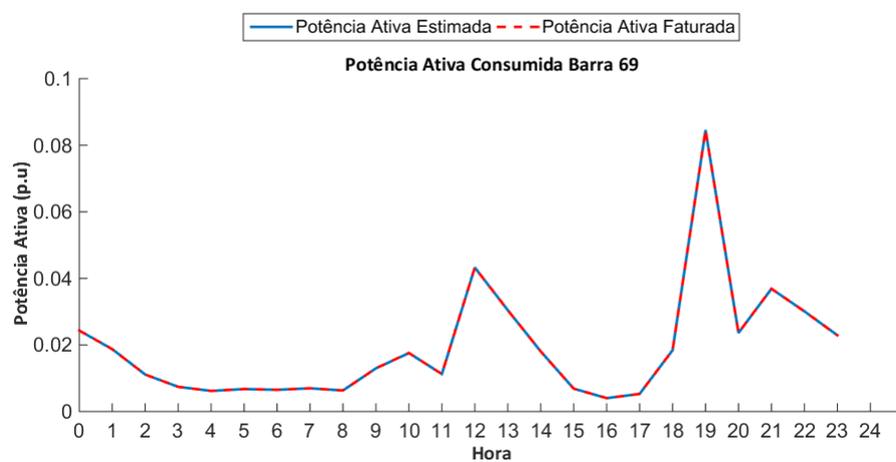


Figura 148 – Curvas de Carga Estimada e Faturada - Barra 69.

APÊNDICE D – Padrões Normais de Consumo

D.1 Demais Classes Residenciais

A seguir são apresentados os gráficos dos padrões normais de consumo das classes residenciais 4 a 16 definidas pela Rede de Kohonen.

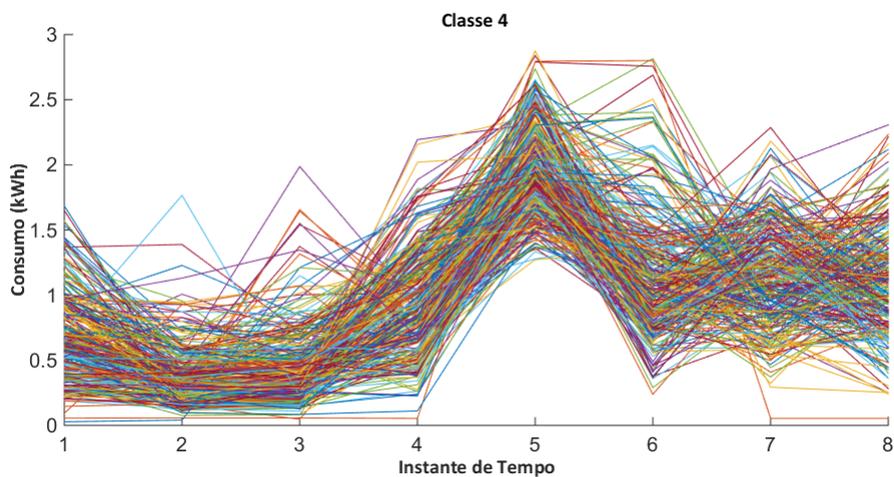


Figura 149 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 4.

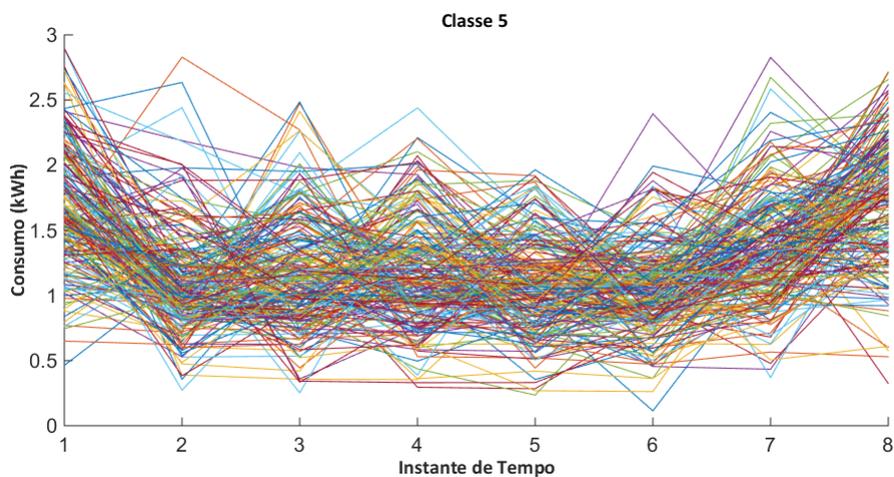


Figura 150 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 5.

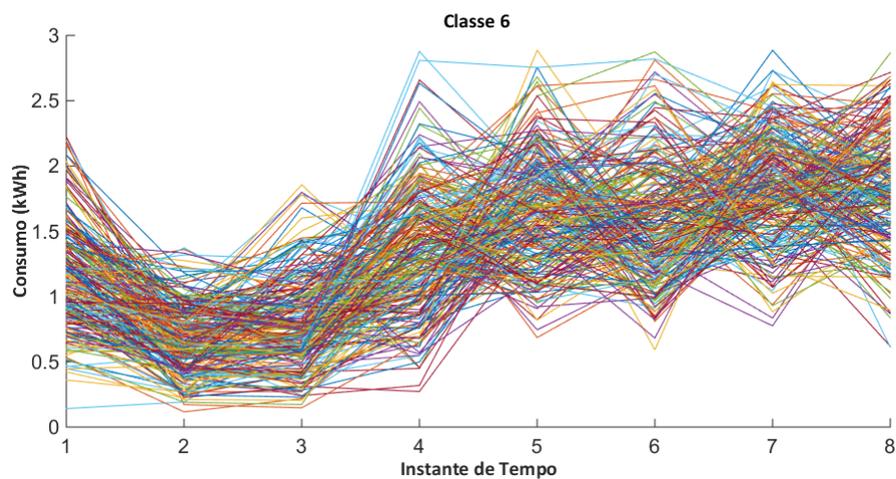


Figura 151 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 6.

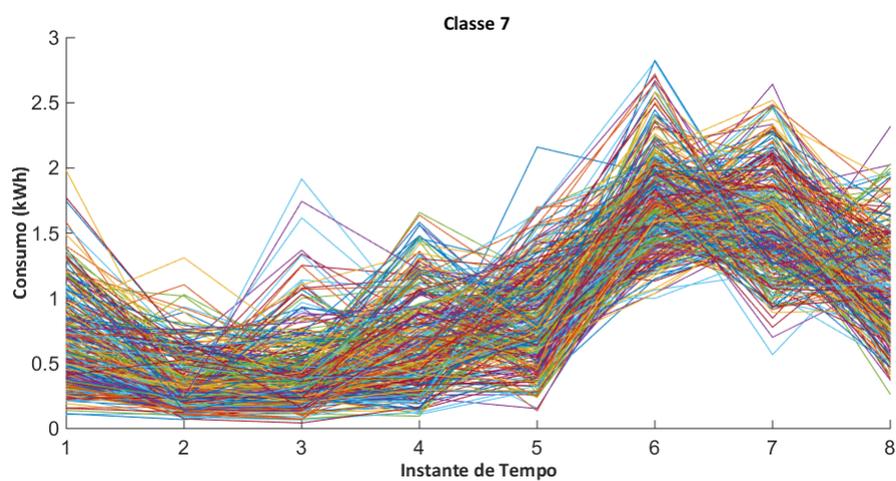


Figura 152 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 7.

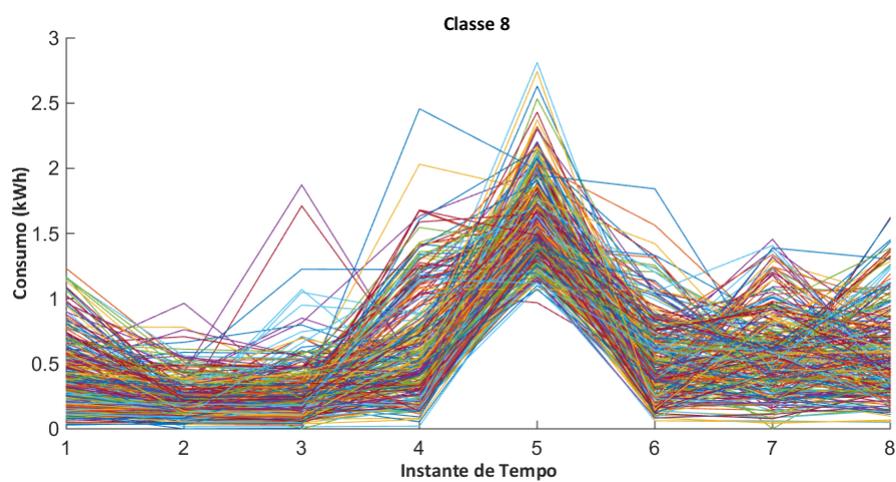


Figura 153 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 8.

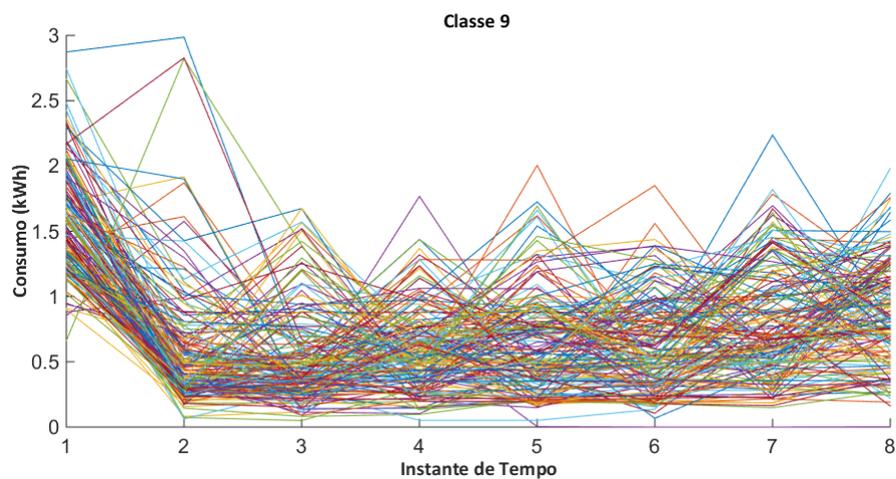


Figura 154 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 9.

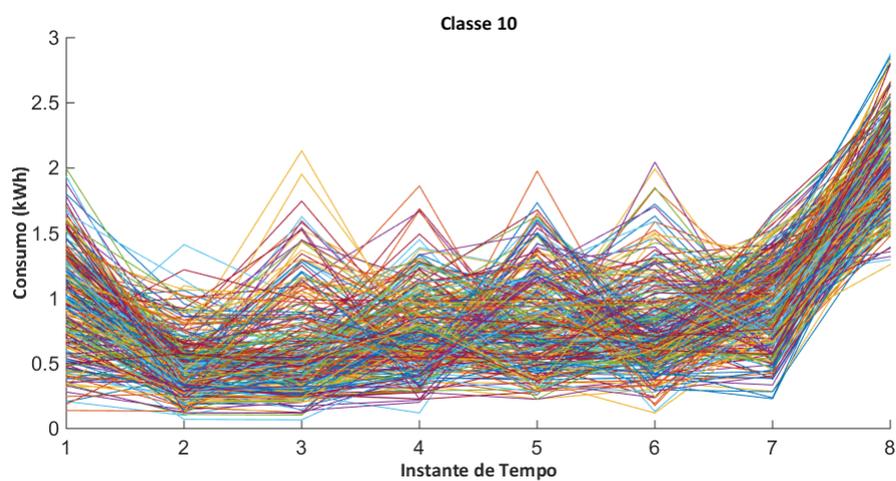


Figura 155 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 10.

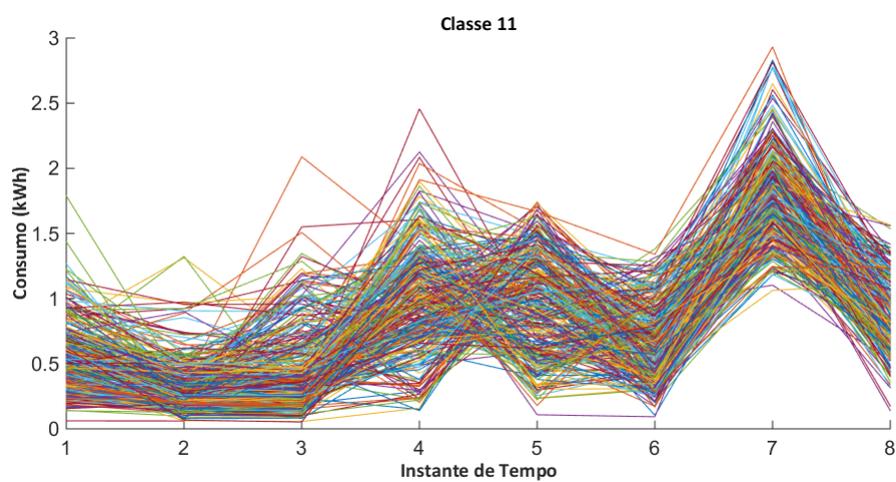


Figura 156 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 11.

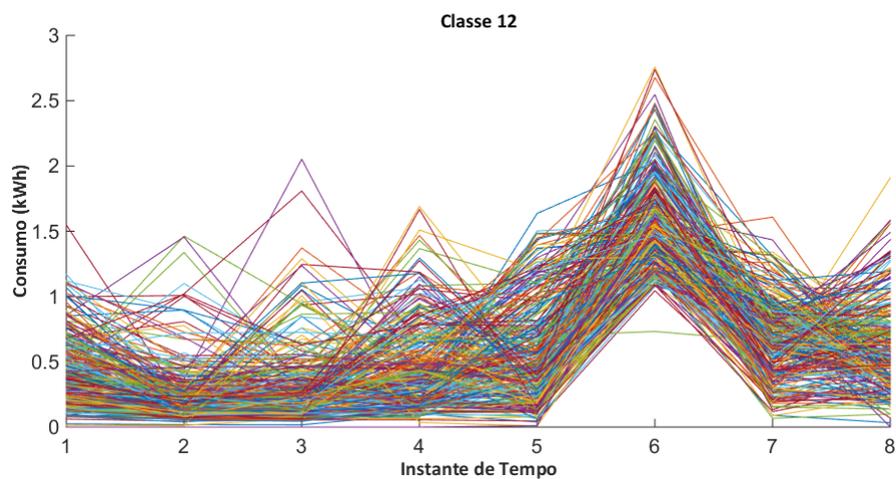


Figura 157 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 12.

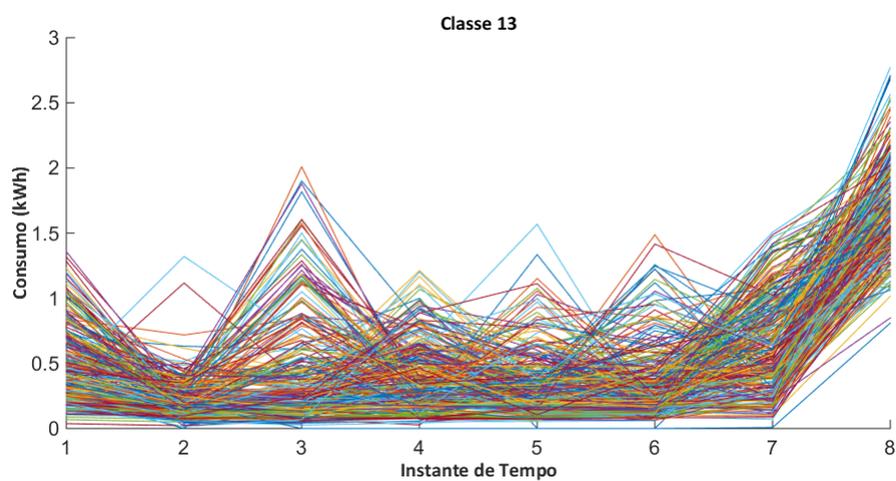


Figura 158 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 13.

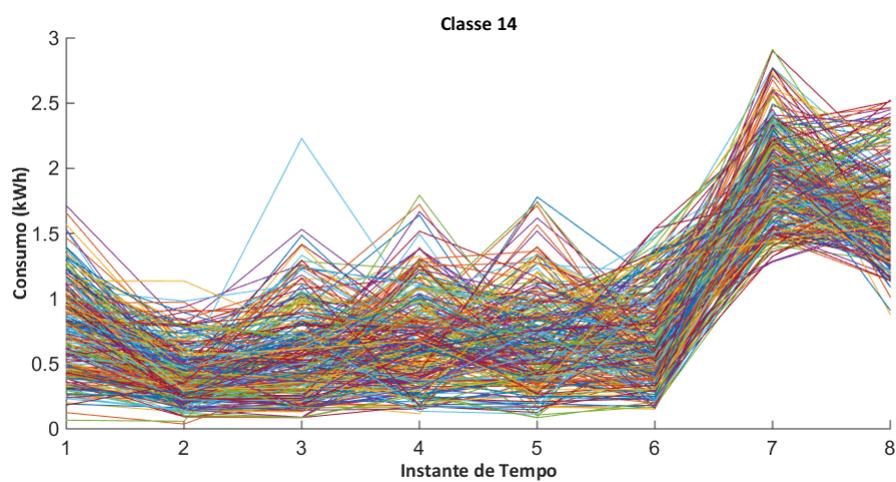


Figura 159 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 14.

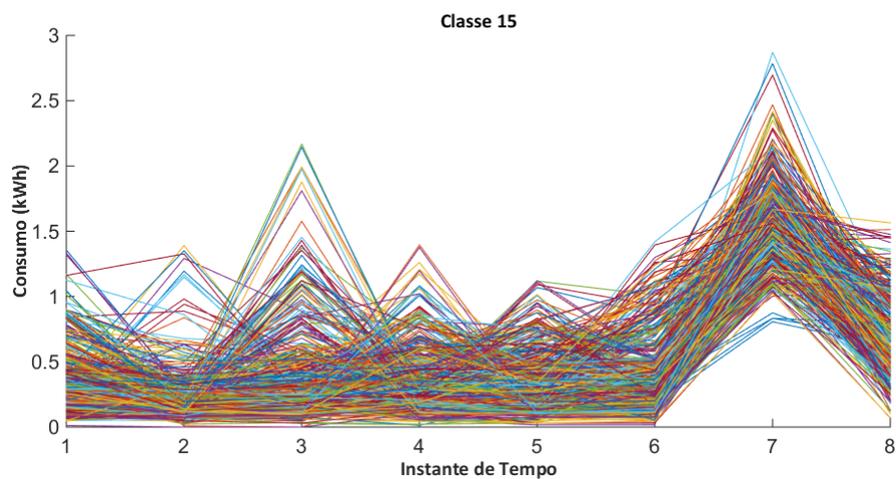


Figura 160 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 15.

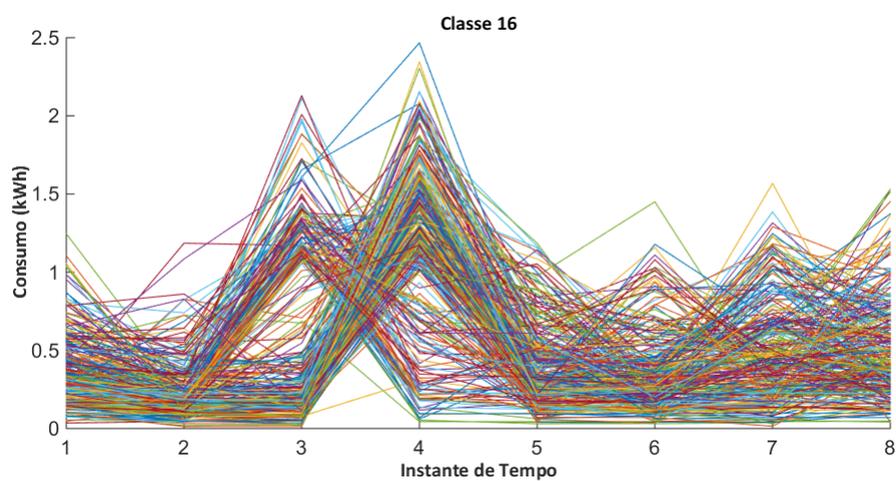


Figura 161 – Curvas de Consumo Residenciais da Classe 16.

D.2 Classes Comerciais

A seguir são apresentados os gráficos dos padrões normais de consumo das classes comerciais definidas pela Rede de Kohonen.

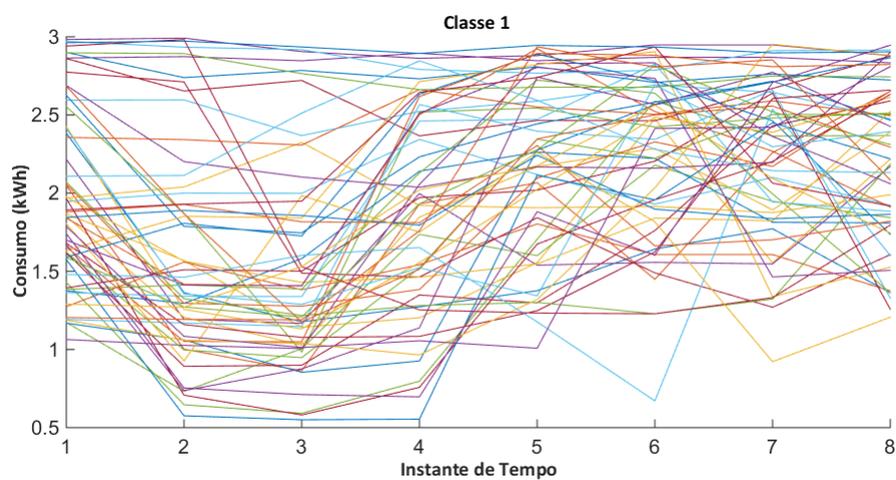


Figura 162 – Curvas de Consumo Comerciais da Classe 1.

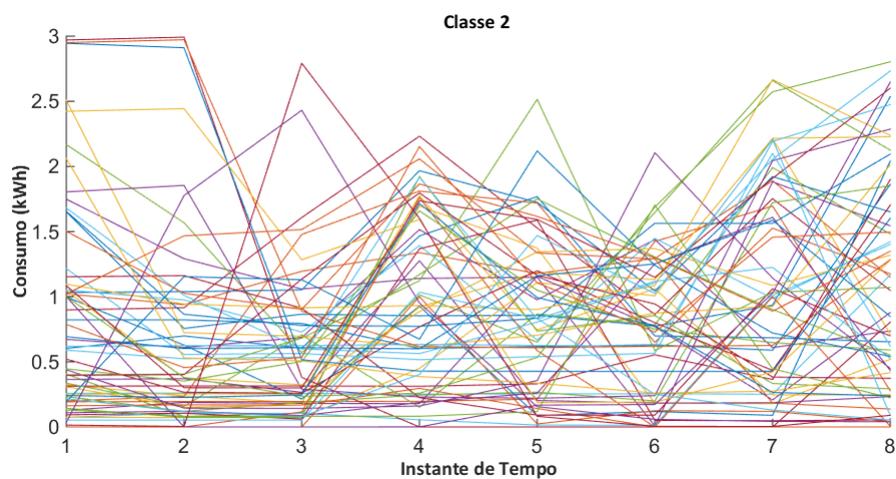


Figura 163 – Curvas de Consumo Comerciais da Classe 2.

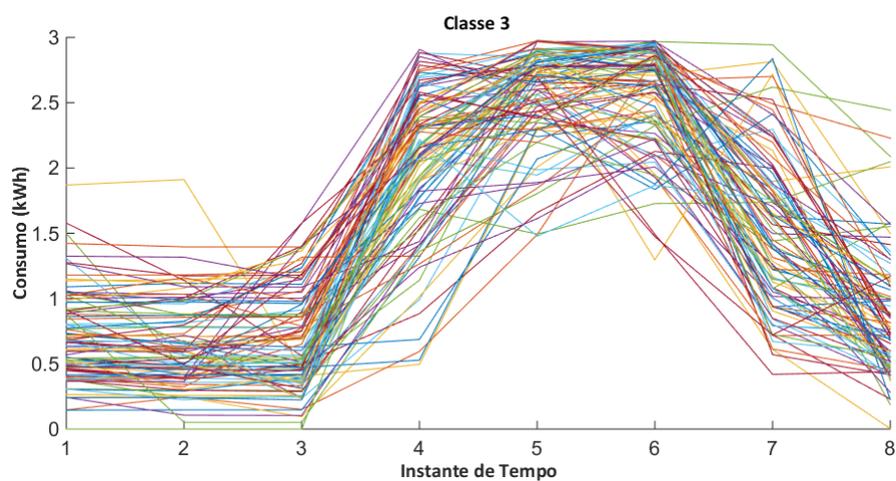


Figura 164 – Curvas de Consumo Comerciais da Classe 3.

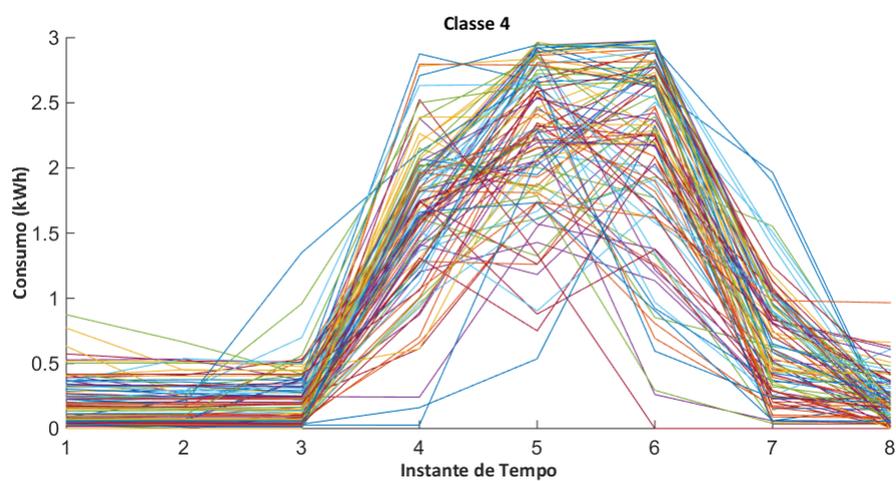


Figura 165 – Curvas de Consumo Comerciais da Classe 4.