

**DETERMINAÇÃO DE CURVAS TÍPICAS DE
DEMANDA DE CONSUMIDORES DE BAIXA
TENSÃO UTILIZANDO MAPAS AUTO-
ORGANIZÁVEIS (SOM) PARA AGRUPAMENTOS E
CONJUNTOS APROXIMADOS PARA
CLASSIFICAÇÃO DE CONSUMIDORES**

SERGIO CARMINI CERCHIARI

CAMPO GRANDE

2006

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MATO GROSSO DO SUL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DETERMINAÇÃO DE CURVAS TÍPICAS DE
DEMANDA DE CONSUMIDORES DE BAIXA
TENSÃO UTILIZANDO MAPAS AUTO-
ORGANIZÁVEIS (SOM) PARA AGRUPAMENTOS E
CONJUNTOS APROXIMADOS PARA
CLASSIFICAÇÃO DE CONSUMIDORES

Dissertação submetida à
Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
como parte dos requisitos para a
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

SERGIO CARMINI CERCHIARI

Campo Grande, dezembro de 2006

2006

DETERMINAÇÃO DE CURVAS TÍPICAS DE DEMANDA DE CONSUMIDORES DE BAIXA TENSÃO UTILIZANDO MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS (SOM) PARA AGRUPAMENTOS E CONJUNTOS APROXIMADOS PARA CLASSIFICAÇÃO DE CONSUMIDORES

SERGIO CARMINI CERCHIARI

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Inteligência Artificial, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul – campus Campo Grande.

Prof. Doutor João Onofre Pereira Pinto - UFMS
Orientador

Prof. Doutor Germano Lambert Torres - UNIFEI
Co-orientador

Prof. Doutor João Onofre Pereira Pinto - UFMS
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora:

Prof. Doutor Luiz Eduardo Borges da Silva - UNIFEI
Presidente

Prof^a Doutora Kathya Silvia Collazos Linares – UFMS

Prof. Doutor Evandro Mazina Martins - UFMS

Aos meus pais, esposa e filhas.

“Quando o homem não sabe para que porto está rumando, não importa para que lado sopra o vento, pois nenhum deles lhe será favorável”.

Lúcio Aneu Sêneca

“Não há só um método para estudar as coisas”.

Aristóteles

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Professor Doutor João Onofre Pereira Pinto, que me acompanhou com confiança, disponibilidade, firmeza e rigor desde o início. Sinto-me grato pelos seus valiosos ensinamentos que me proporcionaram crescimento pessoal e profissional.

Aos meus pais, Carmini e Faustina Cerchiari, pela minha formação pessoal e pela persistência em educar a todos os filhos em meio a dificuldades financeiras.

A Ednéia, Alline e Ana Paula Cerchiari a quem muito devo pelo carinho e incansável paciência e colaboração.

Ao engenheiro e amigo, Anderson Teruya, pelo apoio e tempo dedicado no estudo conjunto da teoria de Mapas Auto-Organizáveis, técnica de conjuntos aproximados e no desenvolvimento de sistemas computacionais de apoio à pesquisa.

À ENERSUL, pela liberação concedida para que eu pudesse freqüentar as aulas; à UFMS, pela oportunidade da continuidade do meu processo de capacitação profissional.

Aos colaboradores da ENERSUL, em especial aos eletricitas das três regionais de distribuição, na execução da campanha de medição e coleta de informações de campo.

A todos que, de alguma forma, colaboraram na realização desta pesquisa.

Resumo da Dissertação apresentada à UFMS como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

**DETERMINAÇÃO DE CURVAS TÍPICAS DE DEMANDA
DE CONSUMIDORES DE BAIXA TENSÃO UTILIZANDO
MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS (SOM) PARA
AGRUPAMENTOS E CONJUNTOS APROXIMADOS PARA
CLASSIFICAÇÃO DE CONSUMIDORES**

SERGIO CARMINI CERCHIARI

dezembro/2006

Orientador: João Onofre Pereira Pinto, PhD.

Área de Concentração: Inteligência Artificial.

Palavras-chave: Curvas de demanda, mapas auto-organizáveis, conjuntos aproximados.

Número de Páginas: 144.

RESUMO: O objetivo deste trabalho é descrever uma metodologia, baseada em Inteligência Artificial, para estimar a curva diária de demanda de consumidores de baixa tensão, em uma empresa de energia elétrica. Essa metodologia utiliza os Mapas Auto-Organizáveis (SOM) e os Conjuntos Aproximados para estimativa. Os primeiros são usados para definir as curvas de protótipos que representam o espaço de possibilidades das curvas dos consumidores e, também, para encontrar os agrupamentos e suas curvas representativas. As curvas medidas, pertencentes a cada agrupamento, são agregadas e resultam em uma outra - a curva típica -, acompanhada da curva de desvio padrão, passando, então, a representar o agrupamento. Os Conjuntos Aproximados são usados, seguidamente, para classificar cada consumidor a uma curva típica, com base em algumas características existentes no banco de dados da Empresa, como: consumo mensal, tipo de consumidor, número de fases. Esses atributos servem de dados de entrada para obter as regras de classificação. A validação da metodologia foi alcançada por meio de uma amostra de medições de transformadores. Os resultados encontrados foram satisfatórios e mostraram que a metodologia é aplicável a esse tipo de problema. A metodologia foi incorporada a alguns sistemas computacionais da Empresa, como suporte à decisão de investimento e, também, para análise das perdas elétricas.

Abstract of Dissertation presented to UFMS as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

DATA MINING IN DISTRIBUTION CONSUMER DATABASE USING ROUGH SETS AND SELF- ORGANIZING MAPS

SERGIO CARMINI CERCHIARI

december/2006

Advisor: João Onofre Pereira Pinto, PhD.

Area of Concentration: Artificial intelligence.

Keywords: Curves of demand, Self Organizing Map, Rough Set.

Number of Pages: 144.

ABSTRACT: The objective of this work is to describe an artificial intelligence based methodology to estimate the daily demand curve of low voltage electrical energy consumers of a electricity distribution company. This methodology uses SOM - Self-Organizing Maps and Rough Sets to do the estimation. The SOM is used find a set of curves prototypes, which represents the space of possible curves of the consumers, and also to find the clusters of such curve space. The curves inside of each cluster are then statistically aggregated resulting in a unique curve, the so called typical curve, which is used to represent such cluster. In its turn, Rough Sets is used to classify each costumer to a typical curve based in some of its features existing in the electricity distribution company database. Costumers' features such as monthly bill, consumer type, number of phases, and so on are used as inputs in order to do the classification. The methodology validation was achieved through out transformer samples. The results found were satisfactory and demonstrate that the methodology is applicable to this type of problem. This methodology was incorporated some computational systems of the Company as it has also support the decision of investment and for analysis of the electric losses.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS XI

LISTA DE TABELAS XIII

LISTA DE ABREVIATURAS XV

1 INTRODUÇÃO, MOTIVAÇÃO E OBJETIVO DO TRABALHO	16
1.1 MOTIVAÇÃO DO TRABALHO	16
1.2 OBJETIVO E ABRANGÊNCIA DO TRABALHO	17
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO	18
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	20
2.1 INTRODUÇÃO À INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	20
2.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	23
2.3 MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS DE KOHONEN	26
2.4 CONJUNTOS APROXIMADOS	28
2.5 ESTUDOS DE MODELAGEM DE CURVAS TÍPICAS DE DEMANDA	34
2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	38
3 METODOLOGIA	40
3.1 POPULAÇÃO ALVO	40
3.2 AMOSTRA PARA A CAMPANHA DE MEDIDAS	41
3.3 COLETA DE DADOS DAS CAMPANHAS DE MEDIDAS	42
3.4 ANÁLISE E PRÉ-TRATAMENTO DOS DADOS DE MEDIÇÃO	43
3.5 REDUÇÃO E NORMALIZAÇÃO DAS MEDIÇÕES	43
3.6 FORMAÇÃO DOS AGRUPAMENTOS UTILIZANDO SOM	45
3.7 CLASSIFICAÇÃO DO CONSUMIDOR UTILIZANDO CONJUNTOS APROXIMADOS	46
3.8 COMPOSIÇÃO DAS CURVAS DE DEMANDA	48
3.9 VALIDAÇÃO DOS RESULTADOS	49
3.10 CONSIDERAÇÕES FINAIS	49
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	51
4.1 CURVAS TÍPICAS DE DEMANDA	51
4.2 CLASSIFICAÇÃO DE CONSUMIDOR AO AGRUPAMENTO	78
4.3 CURVAS ESTIMADAS <i>VERSUS</i> MEDIDAS (SOM/CONJUNTOS APROXIMADOS)	82
4.4 APLICAÇÃO DA CURVA KVAS	92
4.5 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DA SOM/CA PARA 10, 20 E 40 AGRUPAMENTOS	93
4.5 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DA SOM/CA <i>VERSUS</i> CURVA KVAS	93
4.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	94
5 APLICAÇÕES PRÁTICAS	95
5.1 SISTEMA DE PLANEJAMENTO INTEGRADO DE REDES - INTERPLAN	95
5.2 SISTEMA DE CÁLCULO DAS PERDAS TÉCNICAS - PERTEC	99
5.3 SISTEMA DE CÁLCULO DE CARREGAMENTO DE TRANSFORMADORES	102
5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	103
CONCLUSÃO E SUGESTÕES PARA TRABALHO FUTURO	105
BIBLIOGRAFIA	108
ANEXOS	113
ANEXO I: ARTIGOS APRESENTADOS EM CONGRESSOS E SEMINÁRIOS	114

ANEXO II: SISTEMA DE INFORMAÇÃO PARA 10, 20 E 40 AGRUPAMENTOS	126
ANEXO III: CURVAS TÍPICAS DE DEMANDA PARA 10 AGRUPAMENTOS	135
ANEXO IV: CURVAS TÍPICAS DE DEMANDA PARA 20 AGRUPAMENTOS	137
ANEXO V: CURVAS TÍPICAS DE DEMANDA PARA 40 AGRUPAMENTOS.....	139
ANEXO VI: DISTRIBUIÇÃO DE ERROS MÉDIO E MÁXIMO – SOM/CA.....	143

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Definição do conjunto de aproximação em regiões.....	30
Figura 2.2: Função de pertinência do atributo localização.....	36
Figura 3.1: Localização geográfica do trabalho.....	41
Figura 3.2: Curvas medidas e curva média de um consumidor, dias úteis.....	44
Figura 3.3: Normalização dos dados de medição.....	45
Figura 3.4: Curvas normalizadas em P.U.....	45
Figura 3.5: Fluxograma simplificado do processo obtenção das curvas típicas de demanda.....	46
Figura 3.6: Fluxograma simplificado do processo de geração de regras.....	47
Figura 3.7: Composição das curvas típicas de demanda ao longo da rede de distribuição.....	48
Figura 4.1: Mapa Auto- Organizável (14 x 7) com as curvas geradas pela SOM.....	52
Figura 4.2: Evolução do erro em função do número de agrupamentos.....	53
Figura 4.3: Mapas de Agrupamentos utilizando o algoritmo k-means.....	53
Figura 4.4: Mapa topológico e curvas típicas de demanda para $k = 10$	54
Figura 4.5: Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=10$	55
Figura 4.6: Mapa topológico e curvas típicas de demanda para $k = 20$	60
Figura 4.7: Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=20$ (curvas de 01 a 12).....	61
Figura 4.8: Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=20$ (curvas de 12 a 20).....	62
Figura 4.9: Mapa topológico e curvas típicas de demanda para $k = 40$	67
Figura 4.10: Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=40$ (curvas de 01 a 17).....	68
Figura 4.11: Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=40$ (curvas de 17 a 32).....	69
Figura 4.12: Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=40$ (curvas de 32 a 40).....	70
Figura 4.13: Curvas estimada versus medida em 12 transformadores da amostra para $k=10$	84
Figura 4.14: Curvas estimada versus medida em 06 transformadores da amostra para $k=10$	85
Figura 4.15: Distribuição de valores de erros médio e máximo relativo percentual para $k=10$	86
Figura 4.16: Curvas estimada versus medida em 12 transformadores da amostra para $k=20$	87
Figura 4.17: Curvas estimada versus medida em 06 transformadores da amostra para $k=20$	88
Figura 4.18: Distribuição de valores de erros médio e máximo relativo percentual para $k=20$	88
Figura 4.19: Curvas estimada versus medida na amostra de 09 transformadores para $k=40$	89
Figura 4.20: Curvas estimada versus medida na amostra de 09 transformadores para $k=40$	90
Figura 4.21: Distribuição de valores de erros médio e máximo relativo percentual para $k=40$	91
Figura 4.22: Distribuição de valores de erros máximo percentual (curva KVAS).....	92
Figura 5.1: Planejamento Integrado de Redes – InterPlan.....	96
Figura 5.2: Circuito de baixa tensão da ET 3057.....	97
Figura 5.3: Desempenho de tensão do circuito de baixa tensão da ET 3057.....	98

Figura 5.4: Desempenho de carregamento do circuito de baixa tensão da ET 3057.....	99
Figura 5.5: Sistema de Cálculo das Perdas Técnicas – Pertec.....	100
Figura 5.6: Sistema de Cálculo de Carregamento de Transformador.....	103

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1: Sistema de informação de consumidores de energia elétrica (BT).....	32
Tabela 2.2: Sistema de informação de consumidores de energia elétrica (BT) reduto 01.....	33
Tabela 2.3: Sistema de informação de consumidores de energia elétrica (BT) reduto 02.....	33
Tabela 4.1: Evolução do número de consumidores da amostra.....	51
Tabela 4.2: Distribuição de consumidores por agrupamentos (k=10).....	56
Tabela 4.3: Distribuição total de consumidores por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).....	56
Tabela 4.4: Distribuição de consumidores da classe comercial por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).....	57
Tabela 4.5: Distribuição de consumidores da classe industrial por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).....	57
Tabela 4.6: Distribuição de consumidores da classe residencial por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).....	58
Tabela 4.7: Distribuição de consumidores da classe rural por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).....	58
Tabela 4.8: Distribuição de consumidores por localização e agrupamentos (k=10).....	59
Tabela 4.9: Distribuição de consumidores por tipo de ligação e agrupamentos (k=10).....	59
Tabela 4.10: Distribuição de consumidores por agrupamentos (k=20).....	63
Tabela 4.11: Distribuição total de consumidores por faixa de consumo e agrupamentos (k=20)...	63
Tabela 4.12: Distribuição de consumidores da classe comercial por faixa de consumo e agrupamentos (k=20).....	64
Tabela 4.13: Distribuição de consumidores da classe industrial por faixa de consumo e agrupamentos (k=20).....	64
Tabela 4.14: Distribuição de consumidores da classe residencial por faixa de consumo e agrupamentos (k=20).....	65
Tabela 4.15: Distribuição de consumidores da classe rural por faixa de consumo e agrupamentos (k=20).....	65
Tabela 4.16: Distribuição de consumidores por localização e agrupamentos (k=20).....	66
Tabela 4.17: Distribuição de consumidores por tipo de ligação e agrupamentos (k=20).....	66
Tabela 4.18: Distribuição de consumidores por agrupamentos (k=40).....	71
Tabela 4.19: Distribuição total de consumidores por faixa de consumo e agrupamentos (k=40)...	72
Tabela 4.20: Distribuição de consumidores da classe comercial por faixa de consumo e agrupamentos k=40).....	73
Tabela 4.21: Distribuição de consumidores da classe industrial por faixa de consumo e agrupamentos (k=40).....	74

Tabela 4.22: Distribuição de consumidores da classe residencial por faixa de consumo e agrupamentos (k=40).....	75
Tabela 4.23: Distribuição de consumidores da classe rural por faixa de consumo e agrupamentos (k=40).....	76
Tabela 4.24: Distribuição de consumidores por localização e agrupamentos (k=40).....	77
Tabela 4.25: Distribuição de consumidores por tipo de ligação e agrupamentos.....	78
Tabela 4.26: Distribuição das unidades transformadoras da amostra.....	82
Tabela 4.27: Distribuição de consumidores nos transformadores por classe e consumo.....	83
Tabela 4.28: Indicadores de avaliação da metodologia (k=10).....	86
Tabela 4.29: Indicadores de avaliação da metodologia (k=20).....	89
Tabela 4.30: Indicadores de avaliação da metodologia (k=40).....	91
Tabela 4.31: Parâmetros B e C da curva KVAS.....	92
Tabela 4.32: Comparação dos erros para K= 10, 20 e 40.....	93
Tabela 4.33: Comparação dos resultados SOM/CA versus curva KVAS.....	93
Tabela 5.1: Caracterização dos consumidores ligados no circuito de BT.....	97
Tabela 5.2: Carregamento da estação transformador ET 3057.....	98
Tabela 5.3: Perdas técnicas por segmento na ET 3057.....	100
Tabela 5.4: Perdas técnicas no transformador – ET 3057.....	101
Tabela 5.5: Perdas técnicas no circuito de BT – ET 3057.....	101
Tabela 5.6: Perdas técnicas nos ramais de serviço das unidades consumidoras – ET 3057.....	102
Tabela 5.7: Perdas técnicas nos ramais de serviço das unidades consumidoras – ET 3057.....	102

LISTA DE ABREVIATURAS

ANEEL:	Agência Nacional de Energia Elétrica
BMU:	Best Match Unit
BT:	Baixa Tensão
CA:	Conjuntos Aproximados
CM:	Campanha de Medidas
ET:	Estação Transformadora
GIS:	Geographical Information System /Sistema de Informação Geográfica
MT:	Média Tensão
RNA:	Redes Neurais Artificiais
SOM:	Self-Organizing Map / Mapa Auto-Organizável

1 INTRODUÇÃO, MOTIVAÇÃO E OBJETIVO DO TRABALHO

A partir da década de 80 as empresas distribuidoras de energia elétrica passaram a utilizar, para cálculos elétricos, valores de demanda de consumidores de baixa tensão obtidos a partir de curvas estatísticas que transformavam consumo de energia elétrica (kWh) em demanda (KW). Essa metodologia, denominada de curvas KVAS, foi adotada porque as medições instaladas nesses consumidores só registram energia, entretanto, sua representação nos estudos elétricos necessita de valores em demanda (KW).

Essas curvas KVAS, obtidas em campanhas de medição e/ou adaptadas de outras empresas, apresentam resultados de conversão de consumo para demanda (kWh para KW) com alto grau de imprecisão, além de apresentar somente valores de demanda máxima, situação não mais aceitável no setor.

Por outro lado, a introdução dos sistemas de informações geográficas – GIS - aliada às plataformas de gestão de consumidores, com bases de dados mais detalhadas e confiáveis, permite estudar o comportamento da rede com maior precisão. As informações de demanda máxima, anteriormente obtidas por meio de curvas KVAS, passaram a não satisfazer as exigências do setor que necessita avaliar o desempenho de tensão, carregamento e perdas de suas redes em diversos patamares de carga na busca pela otimização da aplicação dos recursos de investimentos.

As empresas do setor passaram a construir curvas típicas de demanda para as diversas classes de consumidores. A modelagem da curva de demanda desse tipo de consumidores se torna complexa, pois depende de variáveis tais como: tipo de consumidor, hábitos de consumo, dias da semana, período do ano. Em se tratando de consumidores residenciais essa complexidade aumenta, pois, além da grande variabilidade, os hábitos de consumo e os estilos de vida estão em constante mudança (PINTO *et al*, 2005).

1.1 Motivação do trabalho

O compromisso do setor elétrico pela modicidade tarifária aliada à necessidade de aplicação ótima de recursos de investimento tem levado as empresas distribuidoras a investirem em projetos de pesquisa para a melhoria de seus processos e produtos.

Um dos fatores que impactam fortemente o valor da tarifa está relacionado com o aumento da base de remuneração regulatória, resultado do investimento em obras no sistema elétrico. Faz-se

necessário conhecer o desempenho elétrico da rede, em detalhes, e o insumo principal para os cálculos são as curvas de demanda, principalmente dos consumidores de baixa tensão.

Verifica-se que a maioria dos estudos desenvolvidos para obtenção das curvas típicas de demanda de consumidores de baixa tensão utilizou técnicas estatísticas, com base em amostras representativas de consumidores (JARDINI *et al*, 1997, ESMIM e LAMBERT-TORRES, 2005).

Poucos estudos desenvolveram-se utilizando técnicas de Inteligência Artificial, que pode ser uma opção para obter resultados mais precisos diante das incertezas das variáveis e da grande complexidade de modelagem (HEUNIS e HERMAN, 2002, PESSANHA *et al*, 2004).

Com esse propósito, este estudo faz uso dos Mapas Auto-Organizáveis a fim de detectar semelhanças de comportamento das curvas de demanda medidas e definir um conjunto de curvas típicas de demanda. Os conceitos de Conjuntos Aproximados são usados para classificar o consumidor ao agrupamento apropriado, e, portanto, a curva típica de demanda, a partir dos atributos existentes no banco de dados da concessionária local.

1.2 Objetivo e abrangência do trabalho

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver uma metodologia para obter as curvas típicas de demanda e de classificação de um consumidor qualquer a uma das curvas cujas etapas necessárias à realização são:

- Definição da amostra de consumidores e de transformadores a serem medidos;
- Realização da campanha de medidas em campo;
- Tratamento, redução e normalização dos dados de medição;
- Obtenção dos agrupamentos e as curvas típicas de demanda;
- Obtenção das regras para classificação de um consumidor qualquer à curva típica;
- Composição das curvas ao longo da rede de distribuição;
- Comparação dos resultados das curvas estimadas versus medidas nos transformadores;
- Comparação dos resultados com a metodologia da curva KVAS.

1.3 Estrutura do trabalho

Este trabalho segue a seguinte estrutura:

- Capítulo 1: Este capítulo, que destaca a importância das curvas típicas de demanda como um dos insumos fundamentais para determinação do nível ótimo de investimento e, por consequência, a base de remuneração regulatória para obtenção de tarifas adequadas à prestação do serviço exigido pelo órgão regulador. Apresenta, também, a motivação, o objetivo geral e a abrangência do trabalho.
- Capítulo 2: Faz uma revisão bibliográfica sobre o tema: introduz os conceitos de Inteligência Artificial, redes neurais e apresenta, em detalhes, os conceitos dos Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen e a teoria de Conjuntos Aproximados - instrumentos fundamentais para na realização deste trabalho; o primeiro, utilizado nos agrupamentos e, por consequência, na construção das curvas típicas de demanda; o segundo, para obtenção de um conjunto de regras de classificação de consumidor ao agrupamento e às curvas típicas, a partir de atributos existentes no banco de dados de consumidores da concessionária.
- Capítulo 3: Define a metodologia utilizada no trabalho caracterizando a população pesquisada, os critérios para definição das amostras, a campanha de medidas, os processos de pré-tratamento, redução e normalização dos dados; a aplicação dos conceitos dos Mapas Auto-Organizáveis e da teoria de Conjuntos aproximados. Por fim, estabelece a forma de avaliação dos resultados por meio da comparação dos valores estimados *versus* medido, expressos através de indicadores de desempenho.
- Capítulo 4: Apresenta e comenta os resultados obtidos pela metodologia de determinação de curvas típicas de demanda utilizando os conceitos de Inteligência Artificial, para 10, 20 e 40 agrupamentos. Apresenta as curvas estimadas *versus* medida na amostra de transformadores e finaliza com a comparação dessa metodologia com a da curva KVAS.
- Capítulo 5: Apresenta alguns sistemas computacionais de simulação do comportamento elétrico da rede de distribuição, mostrando onde as curvas típicas de demanda estão inseridas nesse processo. Como exemplo, são apresentados os resultados de simulação de

tensão, carregamento e perdas técnicas de um circuito de baixa tensão da concessionária local.

Na conclusão comentam-se os resultados obtidos na curva estimada *versus* medida, por meio dos indicadores de performance; apresenta-se a comparação entre os resultados desta metodologia com a da curva KVAS, as vantagens e desvantagens. Ao final, apresentam-se algumas sugestões de trabalhos futuros sobre o tema.

Nos anexos são apresentados, na íntegra, os artigos publicados no III CITENEL – Congresso de Inovação Tecnológica de Energia Elétrica e na 2006 Power Conference and Expo – PSCEXPO, bem como os valores das curvas típicas de demanda, em intervalos de 15 em 15 minutos, e a distribuição de erros médios e máximos relativos percentuais para 10, 20 e 40 agrupamentos.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo introduz o tema Inteligência Artificial e aborda sobre outros aspectos como: a constante busca do homem pela reprodução do comportamento humano por meio de máquinas; o conhecimento do funcionamento do cérebro; os conceitos de inteligência natural e artificial; as principais escolas de IA e finaliza esta primeira parte com uma breve revisão histórica sobre redes neurais artificiais, tipos de arquiteturas, técnicas de treinamento, vantagens e desvantagens e principais aplicações.

Apresenta, também, uma revisão detalhada das teorias de Mapa Auto-Organizável de Kohonen e de Conjuntos Aproximados, conceitos fundamentais para execução dos processo de agrupamentos de curvas de demanda medidas e classificação de consumidores a uma dessas curvas, objeto desta pesquisa.

O capítulo finaliza com a apresentação das metodologias e dos resultados obtidos nos principais trabalhos publicados para determinação de curvas típicas de demanda de consumidores de baixa tensão, quer pela utilização de processos estatísticos convencionais, quer por meio de pesquisas mais recentes em que se utilizaram os conceitos de Inteligência Artificial (IA).

2.1 Introdução à Inteligência Artificial

O ser humano vem, ao longo do tempo, tentando compreender e reproduzir o comportamento do homem de forma artificial. Pesquisas têm sido desenvolvidas no sentido de descobrir e descrever quais aspectos da inteligência humana podem ser simulados por meio de máquinas; para tanto, faz-se necessário avançar-se no conhecimento do cérebro humano (JACKSON, 1985).

Segundo Arbib (1987, apud HAYKIN, 2001), o sistema nervoso humano pode ser representado por três partes distintas: os receptores, os atuadores e o cérebro, como centro do sistema. Cada uma das partes desempenha atividades distintas, cabendo aos receptores a função de receber um estímulo, interno ou externo ao corpo humano, transformando-os em impulso elétricos a serem enviados ao cérebro. Os atuadores têm a função de transformar os estímulos elétricos recebidos do cérebro em uma resposta e, por fim, cabe ao cérebro a função de processamento dos estímulos recebidos e sua transformação em respostas adequadas.

Cabe, então, ao cérebro humano as atividades de armazenar, processar e aprender. Essas tarefas são realizadas por meio de 10 bilhões de neurônios e 60 trilhões de sinapses ou conexões, resultando em um sistema extremamente distribuído e eficiente. Quando comparado com os mais atuais e eficientes computadores em uso, o cérebro humano produz resposta infinitas vezes mais rápida, com uma eficiência energética de aproximadamente 10^{-16} Joules por operação, enquanto que os computadores estão na ordem de 10^{-6} Joules (Haykin, 2001).

Na década de 50, alguns pesquisadores - com destaque para John McCarthy, Marvin Minsky, Allen Newell, Cliff Shaw, Nathaniel Rochester, Arthur Samuel, Oliver Selfridge, Herbert Simon, Noam Chomsky, Claude Shannon, Trenchard More e Ray Solomonoff - reunidos na Faculdade de Dartmouth nos Estados Unidos da América, precursores dos conceitos de Inteligência Artificial, discutiram as idéias do que é IA e as principais escolas científicas (GENESERETH, 1987)

Segundo Simon (1969, apud COELHO, 1994), as fronteiras do artificial e do natural podem ser definidas como *“as coisas artificiais são sintetizadas pelo homem, podem imitar as coisas naturais, embora não possuindo, em um ou muitos aspectos, a realidade das últimas, podem ser caracterizadas em termos de funções, objectivos e adaptação, e são frequentemente discutidas, particularmente quando são projetadas, em termos quer de imperativos quer de declarações”*.

Neste sentido, podemos afirmar que a inteligência é a capacidade de aprender e compreender a partir da experiência e do meio-ambiente e, também, a capacidade de reter este conhecimento e aplicá-lo em novas situações (COELHO, 1994).

Inteligência artificial pode ser definida como sendo os sistemas computacionais que emulam o comportamento humano através de processos que estão associados com atividades que necessitem do uso de inteligência (TSOUKALAS e UHRIG, 1997).

Desta forma, podemos definir Inteligência Artificial como a capacidade de armazenar conhecimento, aplicar este conhecimento para solução de problemas e, por fim, de adquirir novos conhecimentos através da experiência (HAYKIN, 2001).

Segundo Sage (1990, apud HAYKIN, 2001), três componentes fundamentais definem um sistema de Inteligência Artificial (IA): representação, raciocínio e aprendizagem.

A representação é a utilização do simbolismo, normalmente mais familiar, para representar o conhecimento sobre um determinado assunto, facilitando a compreensão dos usuários de Inteligência Artificial (HAYKIN, 2001).

O conhecimento representa a forma como o dado é representado. Normalmente esse conhecimento pode ser representado de duas formas: declarativo ou procedimental. No tipo declarativo o modelo representa o comportamento dos especialistas independentemente das operações internas ao sistema de IA, sendo normalmente chamando de IA “soft”. O outro tipo, procedimental, o sistema de IA representa exatamente os processos cognitivos de um especialista, da mesma forma como o problema é pensado pelo ser humano. Neste modelo os procedimentos são implementados em linguagem executável que representa, interno ao sistema, o significado do conhecimento, sendo chamdo de IA “hard” (HAYKIN, 2001).

Por fim, o raciocínio, que representa a habilidade para resolver problemas. Segundo Fischler e Firschen (1987, apud HAYKIN, 2001), um sistema pode ser classificado como um sistema de raciocínio quando atender a três condições básicas:

“O sistema deve ser capaz de expressar e resolver uma vasta gama de problemas e tipos de problemas; O sistema deve ser capaz de tornar conhecidas para ele tanto a informação explícita quanto a implícita; O sistema deve ter mecanismos de controle que determine quais operações devem ser aplicadas para um problema particular, quando uma solução para este problema foi obtida, ou quando deve ser encerrado o tratamento deste problema” (HAYKIN, 2001).

Observa-se, no entanto, que, na prática, o conhecimento existente é incompleto ou inexato. Para esses casos de incertezas os sistemas de Inteligência Artificial (IA) utilizam os conceitos probabilísticos (RUSSEL e NORVIG, 1995; PEARL, 1998 apud HAYKIN, 2001).

A reprodução do cérebro humano é o grande desafio das pesquisas na área de inteligência artificial com a utilização de Redes Neurais Artificiais. Concebida para modelar o funcionamento do cérebro, definida segundo Haykin (2001) por: *“um processador maciçamente distribuído, constituído de um processador simples, que tem a propensão natural de armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso. Ele se assemelha ao cérebro em dois aspectos:*

- 1. O conhecimento é adquirido pela rede a partir de ambiente através de um processo de aprendizagem.*
- 2. Forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.”*

De modo geral, uma Rede Neural Artificial é um sistema computacional que tem a capacidade de armazenar conhecimento, ou seja, aprender a partir de estímulos, e produzir respostas adequadas para entradas não existentes durante o processo de treinamento. A propriedade de generalizar propicia que as Redes Neurais Artificiais resolvam problemas complexos sem o uso de equacionamento matemático.

2.2 Redes Neurais Artificiais

O marco inicial no desenvolvimento das redes neurais artificiais é creditado a Warren S. McCulloch, psiquiatra e neuroanatomista e Walter Pitts, matemático, ambos da Universidade de Chicago, quando propuseram, no artigo publicado em 1943 - *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity* -, um modelo de Rede Neural Artificial com base em neurônios e suas conexões. O modelo desenvolvido partiu do princípio de que, a cada função, seria necessário um projeto específico e similar aos computadores. Heeb (1949) formulou o primeiro algoritmo de aprendizagem, afirmando a existência de um peso “W” associado a uma sinapse entre dois neurônios e a alteração desse peso, aumentando ou diminuindo, na medida em que os neurônios estão ativos. Essa descoberta é a base do processo de aprendizagem das redes neurais artificiais, pois todo o conhecimento adquirido durante o processo de treinamento passa a ser armazenado nas conexões por meio de seus pesos sinápticos “W” (HAYKIN, 2001).

Rosembat (1958, apud HAYKIN, 2001) desenvolveu um modelo de rede neural denominada Perceptron, concebida para o reconhecimento de padrões com a limitação de solução de problemas linearmente separáveis.

Estudos desenvolvidos por Minsky e Papert (1969, apud HAYKIN, 2001) concluíram que as limitações do Perceptron, descoberto por Rosembat (1958), não poderiam ser superadas por meio do Perceptron de Múltiplas Camadas. Essa afirmação fez com que os estudos nessa área ficassem estacionados por aproximadamente 20 anos. As pesquisas só retomaram com os estudos para o desenvolvimento de algoritmos de aprendizagem para redes de múltiplas camadas na solução de problemas não linearmente separáveis.

Rumelhart e Williams (1986, apud HAYKIN, 2001) desenvolveram o algoritmo de retropropagação (back-propagation). Esse algoritmo tornou-se o mais popular algoritmo de aprendizagem para treinamento de Perceptron de Múltiplas Camadas.

Segundo Haykin (2001), as publicações mais importantes na retomada dos estudos de Redes Neurais Artificiais, a partir dos anos 80, devem ser creditadas a Hopfield (1982) e a Rumelhart & McClelland (1986).

Desde o primeiro modelo concebido por McCulloch & Pitts (1943) até hoje, a evolução dos conceitos de inteligência artificial nos leva a pensar que se trata de uma boa alternativa para a solução de problemas complexos, sem a utilização dos métodos convencionais da matemática e da física. Isto tem-se confirmado pelo incremento das aplicações em diversos segmentos do mercado como, por exemplo, a classificações de padrões na área médica como: eletrocardiograma, exames com imagens, reconhecimento de voz, cancelamento de ruídos na área de telecomunicações, dentre outras aplicações em uso.

As principais vantagens das redes neurais artificiais são: capacidade de aprender a partir do meio no qual a rede está inserida; a capacidade de generalizar, ou seja, de produzir resultados adequados com base em dados não utilizados no processo de aprendizagem; a sua adaptabilidade a partir de um processo de realimentação e, por fim, a solução de problemas complexos sem a necessidade de algoritmos matemáticos e de conhecimento físico especializado.

Por outro lado, existem desvantagens que estão associadas à necessidade de um grande volume de dados para a fase de treinamento, à qualidade dos dados e sua representatividade no universo de estudo, além de um processo de normalização.

Segundo Haykin (2001) as redes neurais são classificadas em três classes de arquitetura: rede alimentada adiante em camada única (Perceptron), rede alimentada adiante em múltiplas camadas (Feed forward networks) e as redes recorrentes (Recurrent neural networks).

A rede alimentada adiante em camada única caracteriza-se por possuir uma única camada, ou camada de saída, pois os nós de entrada não caracterizam camada por não realizarem nenhum processamento.

A segunda classe, denominada rede alimentada adiante em múltiplas camadas, caracteriza-se por possuir outras camadas além da camada de saída e dos nós de entrada chamada de camadas ocultas. As duas arquiteturas, de camada única e de múltiplas camadas se assemelham por não possuírem nenhum laço de retroalimentação.

As redes recorrentes representam a classe de Redes Neurais Artificiais com retroalimentação. Essas redes podem ser de camada única ou múltipla com laço de realimentação. A realimentação produz impactos profundos na capacidade de aprendizagem e desempenho da rede. A análise de sistemas dinâmicos se dá com a utilização de realimentação com atrasos.

A transferência do conhecimento para as redes neurais artificiais se dá por um processo denominado aprendizagem. Segundo Fischler e Firchen (1987, apud HAYKIN, 2001) *“o conhecimento se refere à informação armazenada ou a modelos utilizados por uma pessoa ou máquina para interpretar; prever e responder de forma apropriadamente ao mundo exterior”*.

Aprendizagem é definida por Haykin (2001) como *“processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente na qual a rede está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira pela qual a modificação dos parâmetros ocorre”*.

As Redes Neurais Artificiais são treinadas por meio de processos de aprendizagem que podem ser supervisionadas ou não-supervisionadas, utilizando algoritmos de correção de erro, baseados em memória, hebbiana, competitiva e de boltzmann.

A aprendizagem supervisionada, ou aprendizagem com um professor, parte da premissa de que se conhece um conjunto de padrões de entrada com os seus respectivos resultados. Dessa forma, os dados de entrada são apresentados à rede neural e calcula-se a saída. Compara-se, então, o resultado calculado com o desejado. O sinal de erro é utilizado para se recalcularem os valores dos pesos sinápticos.

O erro é minimizado a um valor mínimo aceitável pela comparação do valor de saída com o valor desejado. Esse método só é realizado a partir do conhecimento de um conjunto de dados de entrada com os seus respectivos valores de saída.

As Redes Neurais Artificiais cujo processo de aprendizagem não é supervisionado, ou seja, não necessitam de um conjunto de dados conhecidos para treinamento, formam uma classe especial de redes, dentre as quais destacamos os Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen.

2.3 Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen

Os Mapas Auto-Organizáveis são redes neurais artificiais que fazem o mapeamento de um espaço contínuo de entrada para um espaço discreto de saída, preservando as propriedades topológicas dos dados de entrada. Desta forma, dados com características semelhantes do espaço de entrada são mapeados no mesmo espaço de saída. (PRINCIPE, EULIANO e LEFEBVRE, 2000).

As redes de Kohonen são altamente conectadas, de uma camada, e a saída é geralmente de uma ou duas dimensões. Nos mapas de uma dimensão os elementos são organizados em linha, onde, cada elemento possui somente dois vizinhos. Para as redes em duas dimensões os mapas são organizados em diversas formas de vizinhança. Criando mais flexibilidade aos mapas. Em princípio os mapas de Kohonen podem ser arranjados em altas dimensões, mas isso dificilmente é feito. (PRINCIPE, EULIANO e LEFEBVRE, 2000).

O processo de aprendizagem pode ser supervisionado ou não supervisionado. No passado a não-supervisão era mais comum e foi considerada uma de suas maiores e melhores características. No entanto, recentemente, o treinamento supervisionado tem sido usado e mostrou ser extremamente útil na aplicação de reconhecimento de assinaturas.

Haykin (2001) descreve que o processo de construção dos Mapas Auto-Organizáveis são realizados segundo três princípios:

- Competição entre os neurônios: realizada por meio da busca do neurônio que possui o vetor de código mais próximo do vetor de entrada. Normalmente essa busca é realizada através de algum critério, geralmente a Distância Euclidiana. Esse neurônio, então, é declarado vencedor, chamando de BMU (*Best Match Unit*) e passa a ser ativado.
- Cooperação entre neurônios: estabelecida pela definição de um conjunto de neurônios na vizinhança do neurônio vencedor, através de uma função, normalmente a função Gaussiana. O objetivo dessa função é controlar o nível de atuação dos neurônios em torno do neurônio vencedor, a exemplo do córtex cerebral, onde a atividade decai em função da distância do BMU.
- Por fim, a adaptação, na qual são ajustados os vetores de códigos do neurônio vencedor (*BMU*) e dos neurônios vizinhos.

Em outras palavras, os pesos laterais das conexões de neurônios são reforçados, inversamente, por proporcional distância entre neurônios, por exemplo, distância euclidiana. Dado

um vetor de entrada de n dimensões $\mathbf{x}_j$ e, também, um vetor protótipo de n dimensões $\mathbf{p}_j$ pelas equações 2.1 e 2.2:

$$\mathbf{x}_j = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, x_i \in R \quad (2.1)$$

$$\mathbf{p}_j = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}, p_i \in R \quad (2.2)$$

Na equação 2.1, x_i representa a variável de entrada. Por exemplo, para um problema de curva de demanda, x_i representa a demanda de um consumidor particular no instante i . Então, haverá um par $\mathbf{x}_j - \mathbf{p}_j$, significando que terá uma correspondência entre cada vetor de entrada e cada protótipo especificado. O protótipo é um vetor de espaço de baixa dimensão. Novamente, para um problema de curva de demanda, os protótipos forma um mapa de neurônio de duas dimensões. Cada protótipo é então modificado baseado na distância euclidiana do vetor de entrada. A distância Euclidiana é calculada como mostrado na equação 2.3.

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{p}_j) = \left\{ (x_1 - p_{1j})^2 + (x_2 - p_{2j})^2 + \dots + (x_n - p_{nj})^2 \right\}^{1/2} \quad (2.3)$$

Durante o processo de treinamento, para uma determinada interação t , os protótipos vizinhos $\mathbf{p}_j$ são modificados baseado na mínima distância com relação ao vetor de entrada, conforme equação 2.4.

$$ch = \arg \min \{d(\mathbf{x}, \mathbf{p}_j)\} \quad (2.4)$$

O protótipo combinado (vencedor) é modificado, juntamente com seus vizinhos, utilizando a distância ótima (mínimo) como critério. A melhoria é feita usando a norma de Kohonen.

O algoritmo de treinamento descrito neste trabalho é o não-supervisionado. Entretanto, ele pode ser facilmente transformado para o supervisionado pelo aumento do vetor de entrada e utilizando, como última variável, o número da classe à qual o vetor pertence.

A qualidade do processo de aprendizagem pode ser avaliada por um conjunto de métodos, com destaque para o erro de quantização e o erro topográfico:

- Erro de quantização: é a média do erro correspondente à diferença entre o vetor de entrada ($\mathbf{x}_j$) e o vetor de código do neurônio vencedor ($\mathbf{p}_{j(\text{BMU})}$), dado pela equação 2.5:

$$Erro = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - p_{j(BMU)})}{n} \quad (2.5)$$

- Erro topográfico: avalia a proximidade do mapa de prototipos com relação ao vetor de entrada através da relação percentual entre o neurônio vencedor (BMU) e o neurônio vizinho (BMU2), dado pela equação 2.6:

$$Erro = \frac{\sum_{j=1}^n u(X_e)}{n} \quad (2.6)$$

na qual $u(X_e)$ corresponde a 1, se o BMU e BMU2 são vizinhos e 0, se não são vizinhos.

O processo de treinamento pode ser encerrado por dois métodos: um pelo número de épocas, no qual se estabelece um valor de interações e o outro pela avaliação do erro, quer seja de quantização ou topográfico.

Os agrupamentos podem ser obtidos por meio da avaliação da matriz de distância unificada (*U-Matriz*) calculada pela distância Euclidiana entre os vetores códigos dos neurônios vizinhos. O resultado obtido é um mapa de distância no qual valores altos de distância correspondem a neurônios com padrões não similares, ou pouco similares; valores baixos, a padrões similares.

O agrupamento dos neurônios pode ser ainda realizado pela avaliação da distribuição de valores dos gradientes da matriz de distância unificada, na qual as regiões com gradientes altos correspondem às regiões de fronteira entre agrupamentos.

2.4 Conjuntos Aproximados

A teoria de Conjunto Aproximados é uma abordagem matemática com capacidade de manipular incertezas e imprecisões, introduzida por Zdzislaw Pawlak, no início da década de 80 (PAWLAK, 1982). A teoria foi aperfeiçoada pelo pesquisador em 1991 com a publicação do livro *“Rough Sets: Theoretical Aspects of reasoning about Data”* no qual o autor detalha a fundamentação teórica e mostra sua aplicação (PAWLAK, 1991).

Essa aproximação pode ser aplicada em diversos campos da inteligência artificial tais como: minerações de dados, agrupamentos, sistemas especialistas e de decisão, processamento de sinais, dentre outros.

À primeira vista, essa teoria pode parecer com a teoria dos conjuntos fuzzy, proposta por Zadeh (1965), com conjunto de aproximação R numa extensão do conceito da função de pertinência. No entanto, isso não é verdadeiro; o trabalho de Dubois e Prade (1990) apresentou as diferenças entre essas duas teorias.

A extração de conhecimento de bancos de dados pode se tornar uma atividade complexa na medida que essas informações não são apresentadas de forma organizada, algumas vezes incompletas, com redundâncias e com diferentes graus de precisão. A teoria de conjuntos aproximados pode ser uma ferramenta importante na organização dessas informações com o objetivo de extrair conhecimento de forma automatizada.

2.4.1 Sistema de informação

Um sistema de informação pode ser definido por meio de quatro seqüências finitas de objetos (também conhecidas por listas ordenadas): $K=(U,R,V,\rho)$, onde U é um conjunto finito de objetos (espaço de pesquisa); R é um conjunto finito de atributos (estado de cada linha de transmissão, geração ou carga); V é o domínio de cada atributo de R , e ρ é a função total (chamada de função de informação), que define as aplicações $\rho: U \times R \rightarrow V$, por exemplo.

O conceito de sistema de informação não é exclusivo da teoria de conjuntos aproximados e tem sido amplamente usado na teoria da informação.

2.4.2 Conceitos de conjuntos aproximados

Uma das principais contribuições da teoria de conjuntos aproximados é transformar automaticamente dados em conhecimento (PAWLAK, 1984). A teoria usa conjuntos de aproximação inferior e superior, como mostra a Figura 2.1 (LAMBERT-TORRES, 2002). Há cinco conjuntos de interesse: $\overline{R}X$ e $\underline{R}X$, e $POS_R(X)$, $BN_R(X)$ e $NEG_R(X)$. Cada um desses é definido abaixo.

Um conjunto $X \subseteq U$, R tem uma relação de equivalência, e $K = (U, \{R\})$ tem uma base de conhecimento. Dois subconjuntos podem ser associados:

a) R-inferior: $\underline{R}X = \bigcup \{Y \in U/R : Y \subseteq X\}$

b) R-superior: $\overline{R}X = \bigcup \{Y \in U/R : Y \cap X \neq \emptyset\}$

Essas definições demonstram que os elementos que pertencem ao conjunto de aproximação inferior $\underline{R}X$ podem ser, com certeza, classificados como elementos de X , ao passo que os elementos do conjunto de aproximação superior $\overline{R}X$ podem ser classificados como elementos de X com um grau de imprecisão.

Da mesma maneira, $POS_R(X)$, $BN_R(X)$ e $NEG_R(X)$ são definidas como (PAWLAK, 1991):

- c) $POS_R(X) = \underline{R}X \Rightarrow$ certamente um elemento de X
- d) $NEG_R(X) = U - \overline{R}X \Rightarrow$ certamente não é um elemento de X
- e) $BN_R(X) = \overline{R}X - \underline{R}X \Rightarrow$ pode ser um elemento de X

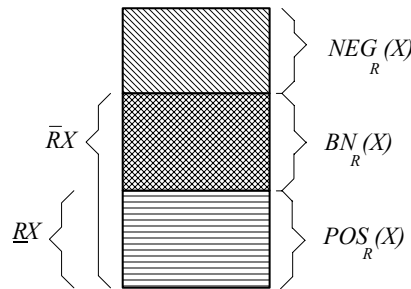


Figura 2.1 Definição do conjunto de aproximação em regiões

Por mais que essa teoria se pareça com a da Lógica Fuzzy, proposta por Zadeh (1965), com o conjunto de aproximação R , como uma extensão do conceito de função de relacionamento, isso não acontece, pois os trabalhos de Dubois e Prade (1990) apresentam as diferenças entre as duas teorias (TOMSOVIC e LAMBERT-TORRES, 2000; LAMBERT-TORRES, 2003).

Baseado nas definições acima, o conceito de medida exata ($\alpha_R(X)$) se apresenta com características numéricas de incertezas do conhecimento, usando o conjunto $\overline{R}X$ e $\underline{R}X$, dado pela equação 2.7:

$$\alpha_R(X) = \frac{\text{card } \underline{R}X}{\text{card } \overline{R}X} \quad (2.7)$$

onde:

$\alpha_R(X)$ é definido no intervalo de $[0,1]$.

Quando $\alpha_R(X)=1$, o conjunto X é chamado de R – definível, e a região de $BN_R(X)$ é vazia. Nesse caso, a teoria de conjuntos aproximados é reduzida para a teoria de conjunto clássico de Cantor.

Outra definição necessária é o conceito de qualidade de aproximação, dado pela equação 2.8.

$$\gamma_R(X) = \frac{\sum \text{card } \underline{R}X}{\text{card } U} \quad (2.8)$$

O valor representa a percentagem do objeto que pode estar corretamente classificado a partir de atributos de R .

2.4.3 Reduto e núcleo de conhecimento

Os conceitos de reduto e núcleo são importantes na redução base de conhecimento. Se R é uma família de relações equivalentes o reduto de R , $RED(R)$, é definido como um conjunto reduzido de relações que conserva a mesma classificação do conjunto R . O núcleo de R , $CORE(R)$, é o conjunto de relação que mostra todos os redutos de R , por exemplo, o conjunto de todas as relações indispensáveis para caracterizar a relação R .

2.4.4 Regras de classificação

A aplicação da teoria de Conjuntos Aproximados permite obter um conjunto de regras a partir do reduto ótimo capaz de classificar informações com base nos atributos condicionais. Essas regras são do tipo SE-ENTÃO obtidas a partir de condicionantes de suporte (σ) e de consistência (α). O suporte representa o número de vezes que o lado esquerdo e o lado direito da regras são satisfeitos e a consistência é dada pela equação 2.9:

$$\delta = \frac{\sigma}{\sigma + (\alpha)} \quad (2.9)$$

onde (α) representa o número de objetos que satisfaz apenas o lado esquerdo da regra.

2.4.5 Exemplo de aplicação da teoria de conjunto aproximado

Na tabela 2.1 mostra-se um exemplo de organização de um sistema de informação de consumidores de energia elétrica, estruturados em atributos condicionais e de decisão. Os atributos condicionais são compostos de classe, faixa de consumo, tipo de ligação e localização dos consumidores, todos obtidos do banco de dados de consumidores; o atributo condicional é composto do agrupamento, resultado da aplicação de um dos métodos de agrupamentos.

Tabela 2.1 - Sistema de informação de consumidores de energia elétrica (BT)

Consumidor	Atributos condicionais				Decisão
	Classe	Faixa de Consumo	Tipo de Ligação	Localização	Agrupamento
cc001	Residencial	1	Monofásico	urbano	1
cc002	Residencial	1	Monofásico	urbano	2
nc003	Residencial	1	Trifásico	urbano	3
nc004	Comercial	1	Bifásico	urbano	4
sc005	Comercial	2	Bifásico	urbano	5
sc006	Comercial	1	Trifásico	rural	6

onde:

$X = \{ cc001, cc002, nc003, nc004, sc005, sc006 \}$, representando os consumidores do caso exemplo;

$AC = \{ classe, faixa de consumo, tipo de ligação, localização \}$, representando os atributos condicionais;

$AD = \{ agrupamento \}$, representando o atributo de decisão.

Observa-se que os atributos do conjunto AC não são suficientes para distinguir a totalidade do agrupamento de cada elemento de X, ficando os elementos $\{ cc001, cc002 \}$ indiscerníveis. Na busca de se obter um conjunto de atributos que mantenha a relação de indiscernibilidade, são apresentados alguns subconjuntos de AC conforme segue:

- Subconjunto 01: Definido por $AC_1 = \{ classe, faixa de consumo, localização \}$ está contido no conjunto AC, dos atributos condicionais. Observa-se, no entanto, que os atributos do subconjunto AC_1 aumentaram o nível de indiscernibilidade, ficando os elementos $\{ cc001, cc002, nc003 \}$ indiscerníveis. Logo, podemos dizer que o subconjunto definido pela classe faixa de consumo e localização não pode fazer a função de AC;
- Subconjunto 02: Definido por $AC_2 = \{ classe, tipo de ligação, localização \}$ está contido no conjunto AC, dos atributos condicionais. Pode-se observar, contudo, que os atributos do

subconjunto AC2 aumentaram o nível de indiscernibilidade, ficando os elementos {cc001, cc002} e {nc004, sc005} indiscerníveis. Logo, podemos dizer que o subconjunto definido pela classe, tipo de ligação e localização não podem fazer a função de AC;

- Subconjunto 03: Definido por $AC3 = \{\text{classe, faixa de consumo, tipo de ligação}\}$ está contido no conjunto AC, dos atributos condicionais. Observa-se que os atributos do subconjunto AC3 são suficientes para manter o nível de indiscernibilidade, separando-o em {cc001, cc002}, {cc003}, {nc004}, {sc005} e {sc006}; assim, podemos dizer que o atributo localização é redundante e o subconjunto AC3 dado pela classe faixa de consumo e tipo de ligação é definido como reduto ótimo.

Desta forma, o sistema de informação apresentado na Tabela 2.1 pode ser reduzido, sem perda de qualidade das informações, pelos atributos mostrados na Tabela 2.2.

Tabela 2.2 - Sistema de informação de consumidores de energia elétrica (BT) – reduto 01

Consumidor	Atributos condicionais			Decisão
	Classe	Faixa de Consumo	Tipo de Ligação	Agrupamento
cc001	Residencial	1	Monofásico	1
cc002	Residencial	1	Monofásico	2
nc003	Residencial	1	Trifásico	3
nc004	Comercial	1	Bifásico	4
sc005	Comercial	2	Bifásico	5
sc006	Comercial	1	Trifásico	6

É possível observar, entretanto, que o reduto ótimo pode não ser único, no caso-exemplo, pois existe uma outra combinação de atributos que leva a mesma relação de indiscernibilidade do conjunto original, mostrado na Tabela 2.3.

Tabela 2.3 - Sistema de informações de consumidores de energia elétrica (BT) reduto 02

Consumidor	Atributos condicionais			Decisão
	Faixa de Consumo	Tipo de Ligação	Localização	Agrupamento
cc001	1	Monofásico	urbano	1
cc002	1	Monofásico	urbano	2
nc003	1	Trifásico	urbano	3
nc004	1	Bifásico	urbano	4
sc005	2	Bifásico	urbano	5
sc006	1	Trifásico	Rural	6

Para o exemplo apresentado podemos definir os conjuntos de aproximação e o grau de incerteza da aproximação dados por :

$\underline{R}X$ = conjunto de aproximação inferior { nc003, nc004, sc005, sc006};

$\overline{R}X$ = conjunto de aproximação superior { cc001, cc002, nc003, nc004, sc005, sc006};

$\alpha_R(X)$ = grau de incerteza = 0,667

A busca de redutos ótimos é uma condição necessária para reduzir o número de informações e, por consequência, o tempo de processamento, na extração de conhecimento de banco de dados. Conceitualmente, reduto significa obter uma combinação de atributos condicionais que são linearmente independentes entre si (CABRAL JR., 2005).

Outro atributo importante na teoria de Conjuntos Aproximados é o atributo de decisão, pois determina as classes a que pertencem os consumidores. A partir dos atributos condicionais pode-se definir, para um elemento qualquer, o atributo de decisão a que ele pertence, o que se denominada de classificação.

No caso-exemplo, o atributo de decisão é o número do agrupamento a que ele pertence, dado pelos subconjuntos {cc001}, {cc002}, {cc003}, {nc004}, {sc005} e {sc006}. Cada subconjunto é chamado de classe, dos quais podem-se gerar conjuntos de regras do tipo SE-ENTÃO, com base no reduto 01, descrito abaixo:

SE classe = residencial, faixa de consumo =1 e tipo de ligação=Monofásico **ENTÃO** agrupamento=1 ou 2

SE classe = residencial, faixa de consumo =1 e tipo de ligação=Trifásico **ENTÃO** agrupamento=3

SE classe = Comercial, faixa de consumo =1 e tipo de ligação=Bifásico **ENTÃO** agrupamento=4

SE classe = Comercial, faixa de consumo =2 e tipo de ligação=Bifásico **ENTÃO** agrupamento=5

SE classe = Comercial, faixa de consumo =1 e tipo de ligação=Trifásico **ENTÃO** agrupamento=6

2.5 Estudos de Modelagem de Curvas Típicas de Demanda

As empresas concessionárias brasileiras intensificaram estudos de obtenção de curvas típicas de demanda a partir do final da década de 90, na busca por conhecer o comportamento de consumo dos consumidores ao longo do dia, como insumo para estudos de comportamento do sistema elétrico bem como para estudos tarifários.

Até então a utilização da conversão de consumo (kWh) dos consumidores de baixa tensão em demanda (kW) era realizado através da curva KVAS. A obtenção dessa curva se dá através de uma amostra representativa dos transformadores de distribuição. Conhecendo o consumo (kWh) e a demanda (kW) dos transformadores e os consumos (kWh) dos consumidores referentes a cada transformador, é possível correlacionar consumo e demanda, para cada transformador da amostra. De posse de todos os valores de consumo e demanda dos transformadores da amostra ajusta-se uma curva que contemple 90% desses pontos, conforme equação 2.10.

$$A + B.kWh^C + D \quad (2.10)$$

Essa curva passou a ser denominada de curva KVAS e é utilizada amplamente pelo setor elétrico para conversão de consumo (kWh) em demanda (kW), de consumidores de baixa tensão, para os estudos do comportamento da rede de distribuição. Observa-se, no entanto, que essa metodologia apresenta restrições, pois só permite a obtenção de valores de demanda máxima, limitando a avaliação do comportamento do sistema elétrico para outros períodos do dia.

Um dos primeiros estudos desenvolvidos com o objetivo de construir curvas típicas de demanda de consumidores de baixa tensão foi desenvolvido pela Universidade de São Paulo, em associação com concessionárias locais. A metodologia definiu a forma de agregação dessas curvas ao longo do sistema de distribuição, em especial nos transformadores e equipamentos (JARDINI *et al*, 2000).

O estudo desenvolvido por Jardini et al. (2000) se deu a partir de medições realizadas em consumidores das classes residencial, comercial e industrial, no período de 1993 a 1995, em amostras estabelecidas por classe e faixa de consumo para os consumidores residenciais, totalizando 10 faixas: de 50 em 50 kWh para o consumo de até 300 kWh; de 100 em 100 kWh, para o de 300 a 500 kWh; uma para consumo de 5001 a 1000 kWh e a última para os consumos acima de 1000 kWh. Para os consumidores comerciais e industriais a amostra foi obtida, não mais por faixa de consumo e sim por atividade, e uma classificação descendente de consumo/número de consumidores de forma que 67% de consumo e 64% de número de consumidores seriam necessários à amostra.

As curvas típicas de demanda foram construídas para a classe residencial nas mesmas faixas estabelecidas para a medição e, nas outras classes, comercial e industrial, a partir de suas atividades específicas.

Quanto ao método de agregação das curvas típicas de demanda ao longo da rede de distribuição o estudo recomenda que seja realizado pela soma das curvas típicas de cada consumidor, conectados entre si, e da soma do quadrado do desvio padrão, acrescido de um fator k , obtido na tabela de distribuição de Gauss para probabilidade pré-estabelecida.

Os resultados obtidos foram satisfatórios e recomendam que as curvas típicas de demanda de consumidores de baixa tensão sejam construídas de forma estatística, por faixa e classe, pela média e pelo desvio padrão.

Observa-se, no entanto, que a utilização de faixas de consumo nos consumidores da classe residencial, por segmentar e representar comportamentos de consumo e, por consequência, definir curvas típicas de demanda pode não expressar uma boa alternativa para caracterização dos hábitos de consumo, localização geográfica e/ou outras variáveis de influência. Acredita-se que outros métodos que agreguem essas variáveis podem conduzir a melhores resultados.

Nos estudos desenvolvidos por Falcão e Henriques (2002) foram utilizados os Mapas Auto-Organizáveis de Kohonem para a realização dos agrupamentos, a partir de uma campanha de medidas em 7.800 consumidores, normalizadas pela demanda média, em uma rede de duas dimensões com 160 neuônios.

A técnica Fuzzy foi utilizada, neste estudo, para classificação de um consumidor qualquer ao agrupamento e, por consequência, à curva típica de demanda, considerando como atributos: a classe do consumidor, a localização, o período do ano, dias da semana e faixa de consumo. Para cada atributo foi associado uma variável lingüística e calculada a sua frequência por agrupamento, estabelecendo uma função de pertinência, conforme se demonstra no exemplo da Figura 2.2.

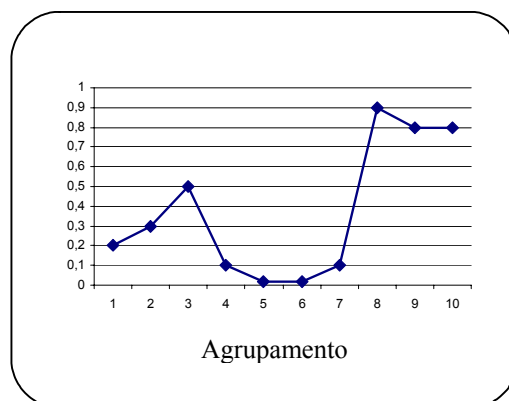


Figura 2.2 - Função de pertinência do atributo localização

A classificação de um consumidor ao agrupamento se dá pela aplicação função $\max[\min(\text{dos atributos do consumidor})]$, dada pelas equações 2.10 e 2.11.

$$\mu_a = \min[\mu_{classe}, \mu_{area}, \mu_{perido}, \mu_{diasemana}, \mu_{faixadeconsumo}] \quad (2.10)$$

$$Número_agrupamento = \max(\mu_a) \quad (2.11)$$

Segundo Falcão e Henriques (2001) os métodos e os resultados preliminares da aplicação de Redes Neurais Artificiais e Lógica Fuzzy, para gerar as curvas típicas de demanda e a sua agregação ao longo da rede de distribuição são encorajadores; entretanto, serão necessários testes futuros a fim de se confirmar a adequacidade dessa metodologia na aplicação prática.

Schalk e Ron (2002) apresentam um modelo probabilístico de modelagem da demanda de consumidores residenciais de baixa tensão que usa a função de distribuição BETA para descrever as incertezas da carga. Essa pesquisa foi realizada na África do Sul, nas cidades de Tombo e Claremont, para consumidores da classe residencial.

Os pesquisadores observaram que o comportamento da carga de um consumidor residencial pode ser aproximado pela distribuição BETA e ser ajustado pela utilização do valor médio, do desvio padrão e dos valores máximos e mínimos da carga. Concluíram, então, que o modelo é apropriado para avaliar o comportamento da carga para um grupo de no mínimo dez consumidores. Na região da pesquisa, o erro de previsão foi pequeno e considerado aceitável para o propósito a que se destinava.

Zorzate (2006) apresenta quatro metodologias de obtenção de curvas típicas de demanda de consumidores de baixa tensão das classes residencial, comercial, industrial e rural, a saber: por estrato de consumo e tipo de consumidor; por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado; método fuzzy, método por análise de agrupamento (cluster analysis) e, ainda a compração dos resultados pelos métodos estatísticos *versus* os de inteligência artificial.

O estudo foi realizado na área de concessão da distribuidora local do estado de Mato Grosso do Sul, numa campanha de medidas com 413 consumidores, sendo 43,34% residencial, 30,75% comercial, 21,31% industrial e 4,6% rural. Para avaliação dos resultados foram medidos 95 transformadores de distribuição comparados, por meio de dois indicadores de erros - um de média e

outro de valor máximo, os valores das curvas estimada *versus* medida, nos transformadores da amostra.

Os métodos aplicados, por Zorzate (2006), à amostra do estudo apresentam resultados praticamente semelhantes, não sendo possível destacar que um seja melhor que o outro. Observa-se, ainda, que os resultados obtidos da aplicação dos métodos em transformadores com características residenciais apresentaram um melhor desempenho se comparados com os transformadores de características comercial e industrial.

Faria Paula (2006) apresenta uma metodologia de estimação de curvas de demanda de consumidores utilizando os Mapas Auto-Organizáveis para definir os agrupamentos de curvas com padrões semelhantes. A amostra utilizada foi a da campanha de medidas realizada para fins tarifários e a aplicação dos Mapas, feita em cada classe de consumidores, ou seja, identificados agrupamentos nas classes comerciais, industriais e residenciais, separadamente, tanto para consumidores de baixa como de média tensão.

As curvas típicas de demanda foram aplicadas para estimar a demanda em 200 alimentadores da distribuidora local e sua comparação com os valores medidos nas subestações de distribuição por meio do sistema SCADA.

Os resultados obtidos de estimação de demanda validam a metodologia proposta, com ganhos significativos aos sistemas atuais de estimação de curvas de carga.

2.6 Considerações Finais

Neste capítulo foi apresentada uma introdução sobre Inteligência Artificial, uma breve evolução histórica de redes neurais, as principais vantagens e desvantagens de sua utilização, bem como alguns tipos de arquiteturas e forma de treinamento de RNA. Destacaram-se os Mapas Auto-Organizáveis e a teoria de Conjuntos Aproximados por serem os conceitos fundamentais para a realização deste estudo. A SOM será utilizada na construção dos agrupamentos que resultarão nas curvas típicas de demanda; a teoria de Conjuntos Aproximados, na obtenção de um conjunto de regras para classificação de um consumidor qualquer a uma das curvas típicas.

O capítulo apresenta, ainda, uma síntese dos principais estudos de modelagem de curvas típicas de demanda realizados a partir da década de 90, destacando os trabalhos que utilizam puramente a estatística, por meio do que as curvas são definidas com base nas classes dos

consumidores e nas faixas de consumo, metodologia em uso nas principais empresas do setor. Apresenta, também, as mais recentes pesquisas que utilizam os conceitos de Inteligência Artificial.

Uma primeira avaliação dos estudos de modelagem de curvas típicas de demanda nos leva a acreditar que a caracterização de alterações de comportamentos de consumo de energia elétrica por faixa de consumo e classe pode não ser a melhor forma de o fazer. A utilização dos conceitos de Inteligência Artificial em busca desses comportamentos, em especial a rede SOM para agrupar consumidores com comportamentos de consumo semelhantes, podem produzir melhores resultados na estimação de curvas de demanda de consumidores de baixa tensão.

No próximo capítulo será apresentada a metodologia utilizada neste trabalho com destaque para a caracterização da população a ser pesquisada, os critérios para definição da amostra para a campanha de medidas, os processos de tratamento dos dados, a aplicação da SOM para agrupamentos e obtenção das curvas típicas de demanda, a teoria de Conjuntos Aproximados para classificação de um consumidor qualquer a uma curva típica e os indicadores de qualidade para avaliação dos resultados.

3 METODOLOGIA

A metodologia adotada na consecução deste trabalho baseia-se na aplicação dos pressupostos teóricos apresentados na revisão bibliográfica, nos itens de 2.3 a 2.5, nos quais são descritos os conceitos dos Mapas Auto-Organizáveis (SOM) utilizados no processo de agrupamentos de curvas com padrão de comportamento semelhantes e a teoria de Conjuntos Aproximados para realização da classificação de um consumidor qualquer, a uma das curvas típicas, bem como as principais experiências realizadas sobre modelagem de curvas de demanda.

O capítulo inicia-se pela caracterização da população alvo da pesquisa, formada pelos consumidores de baixa tensão, das classes residencial, comercial, industrial e rural, na área de concessão da distribuidora local de Mato Grosso do Sul. As amostras utilizadas na campanha de medidas são representativas dos consumidores de baixa tensão e dos transformadores de distribuição, separadas em dias úteis, sábado e domingo, tratadas e normalizadas para formar um banco de dados a ser utilizado nos processos de agrupamento e classificação.

O banco de dados de curvas medidas de dias úteis é submetido a uma rede neural (SOM) com o objetivo de encontrar padrão de semelhança e separá-las em agrupamentos para elaboração das curvas típicas que passarão a representar o agrupamento.

Na sequência, com os conceitos de Conjuntos Aproximados, são elaboradas regras de classificação para identificar a curva típica de demanda de um consumidor qualquer, com base em alguns atributos existentes no banco de dados de consumidores da concessionária local.

Para validação da metodologia foram estabelecidos dois indicadores de erros médio e máximo relativo percentual, resultado da comparação dos valores das curvas estimada *versus* medida, na amostra de transformadores. Também se avaliou o resultado obtido dessa metodologia frente aos resultados obtidos pela metodologia da curva KVAS.

3.1 População Alvo

O trabalho foi realizado no estado de Mato Grosso do Sul, localizado na região Centro-Oeste do Brasil, na área de concessão da Empresa de Energia Elétrica de Mato do Grosso do Sul - ENERSUL, compreendida por 73 municípios dos 79 existentes, com uma população de aproximadamente dois milhões e cem mil habitantes, dispersa em uma área geográfica de 358 mil km².

A figura 3.1 caracteriza a área de concessão, objeto do trabalho, onde se destaca uma baixa densidade demográfica, da ordem de 6 habitantes por quilômetro quadrado. Observa-se, também, que dos 79 municípios, 05 deles não serão alvo da pesquisa por encontrarem-se em área de concessão de outra distribuidora.

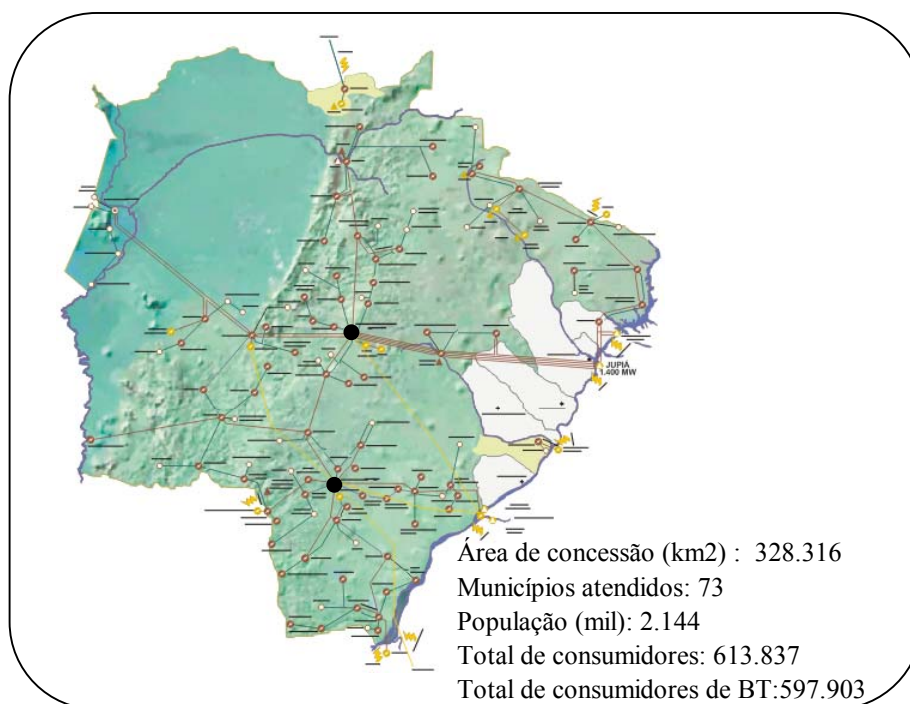


Figura 3.1 - Localização geográfica do trabalho

A população alvo da pesquisa são consumidores de baixa tensão (127/220 Volts), localizados nas áreas urbana e rural, excluídos das destinadas à Iluminação Pública, com 597.903 consumidores em agosto de 2003, assim distribuídos: 82% residenciais; 10% comerciais, 7% rurais e 1% industriais. Desse total, aproximadamente 45% estão localizados nas cidades de Campo Grande e Dourados, as duas maiores cidades da área de concessão.

3.2 Amostra para a Campanha de Medidas

Para definição da amostra de consumidores, a população alvo foi classificada tendo por base seu consumo médio mensal, no período de setembro de 2002 a agosto de 2003, em 04 classes (comercial, industrial, residencial e rural) e 10 faixas de consumo: de 50 em 50 kWh para os consumos até 300 kWh; de 100 em 100 kWh para os consumos de 301 a 500 kWh, uma faixa para os consumos de 501 a 1.000 kWh e outra para os consumos acima de 1000 kWh.

A amostra CM1, definida como Campanha de Medição 01, foi selecionada por sorteio, por faixa e classe de consumo, com 95% de confiança para um erro estimado máximo de 10% do valor médio, resultando em uma amostra de 232 consumidores.

Para a validação dos resultados obtidos com a metodologia foi necessário definir uma amostra representativa de transformadores para comparação dos valores das curvas de demanda estimada *versus* medida. A amostra foi selecionada por sorteio, com base na média e na variação do consumo no período de setembro de 2002 a agosto de 2003, dos 21.109 transformadores existentes, com 95% de confiança para um erro estimado máximo de 10% do valor médio, resultando em uma amostra de 172 transformadores.

Outra amostra utilizada no trabalho, a CM2, definida como Campanha de Medição 02, resultante de campanhas anteriores realizadas pela ENERSUL para estudos tarifários. Essa amostra foi, também, selecionada por sorteio, por faixa e classe de consumo, porém contemplando todos os tipos de consumidores da Empresa, em alta, média e baixa tensão. A prática utilizada nessas campanhas é a de deixar instalado um medidor de memória de massa no consumidor pertencente à amostra.

Aproveitando a oportunidade de esses medidores com memória de massa estarem instalados, optou-se por realizar nova leitura somente para os consumidores de baixa tensão, incorporando-os ao trabalho, resultando em uma amostra de 396 consumidores.

Para os consumidores das amostras da CM1 e CM2, identificados pelo seu CDC – Código do Consumidor, foram definidos 03 atributos para consulta ao banco de dados do sistema comercial, definidos como: localização geográfica: urbana ou rural; setor econômico: área de atividade e atividade; e tipo da ligação (1 ϕ , 2 ϕ ou 3 ϕ).

3.3 Coleta de Dados das Campanhas de Medidas

As campanhas de medidas foram realizadas por meio da instalação e leitura de medidores de grandezas elétricas, do tipo Alpha (ABB), para a amostra da CM1 e a leitura dos medidores do tipo SAGA 1000 e SAGA 5000, já instalados, para a amostra da CM2, todos com memória de massa, programados para coleta de informações de demanda (KW) e energia (kWh), por um período mínimo de 07 dias, em intervalos de 15 minutos.

As campanhas foram realizadas em dois períodos: de 13/01/2004 a 16/06/04 para a amostra da CM1 e de 01/06/04 a 30/06/2004 para a amostra da CM2.

3.4 Análise e Pré-tratamento dos Dados de Medição

Todos os valores medidos passaram por uma primeira validação com o objetivo de uniformizar as informações e eliminar possíveis erros de medição, consistindo de:

- Eliminação de pontos com demanda zerada durante o intervalo de tempo solicitado, de tal forma que qualquer medição processada garanta, pelo menos, 07 dias completos e consecutivos de leitura válida;
- Deslocamento de 01 hora para as medições realizadas durante o horário de verão, para uniformizar as informações;
- Acerto nas medições, de tal forma que todas começassem a 00:15 da segunda-feira e terminassem no domingo, às 24 horas, implicando em curvas com 672 pontos.

Uma segunda validação das medições foi realizada por meio da comparação da energia intrínseca na curva de demanda da unidade consumidora (energia medida em 07 dias e projetada para o mês) com a média de consumo mensal faturado para a unidade consumidora nos últimos 06 meses. As medições com valores de desvios superiores a 30% foram descartados.

3.5 Redução e Normalização das Medições

As medições realizadas nas Campanhas de medidas foram classificadas em dias úteis, sábados e domingos.

Para as medições dos dias úteis optou-se por utilizar apenas uma única curva de demanda representativa para o consumidor, obtida pela média e pelo desvio padrão das curvas medidas de segunda a sexta-feira. A figura 3.2 apresenta a curva de demanda medida nos dias úteis e a curva média, em vermelho, representativa de um consumidor qualquer.

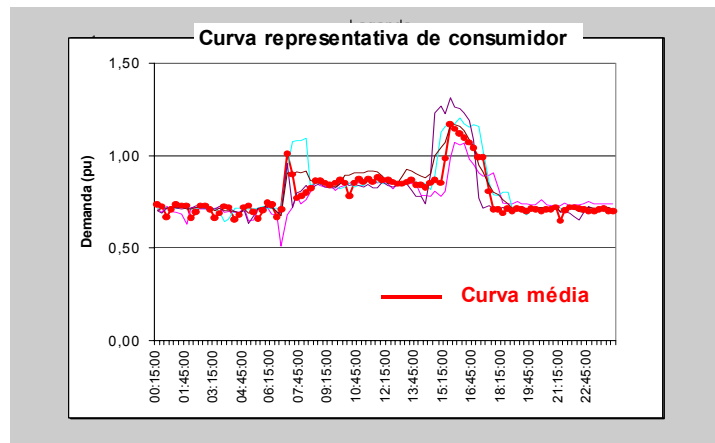


Figura 3.2 - Curvas medidas e curva média de um consumidor, dias úteis.

Para facilitar a comparação e identificação de padrões semelhantes é necessário que as curvas médias estejam na mesma base, procedimento chamado de normalização. Duas tentativas foram realizadas nesse processo; a primeira foi o cálculo da potência de base (PB) a partir da demanda média na unidade consumidora, em 07 (sete) dias; a segunda foi pela demanda média mensal dos últimos seis meses de consumo dessa unidade consumidora. Observa-se que o melhor resultado obtido foi pela demanda média mensal dos últimos seis meses.

A normalização das curvas média de demanda e de desvio padrão se dá por meio da divisão de seus valores pela potência de base, calculada segundo as fórmulas 3.1, 3.2 e 3.3:

$$PB = \frac{\text{Consumo}_{\text{medio}_{\text{mensal}}}}{30 \times 24} \quad (3.1)$$

$$m(t) = \frac{p_m(t)}{PB} \quad (3.2)$$

$$s^2(t) = \frac{S^2(t)}{PB^2} \quad (3.3)$$

onde:

$m(t)$ = curva média normalizada no instante t.

$s^2(t)$ = curva de desvio padrão normalizada no instante t.

A Figura 3.3 sintetiza o processo de normalização realizado pela demanda média do consumo mensal para as curvas médias dos dias úteis, do sábado e domingo, dado de entrada para o processo de agrupamento.

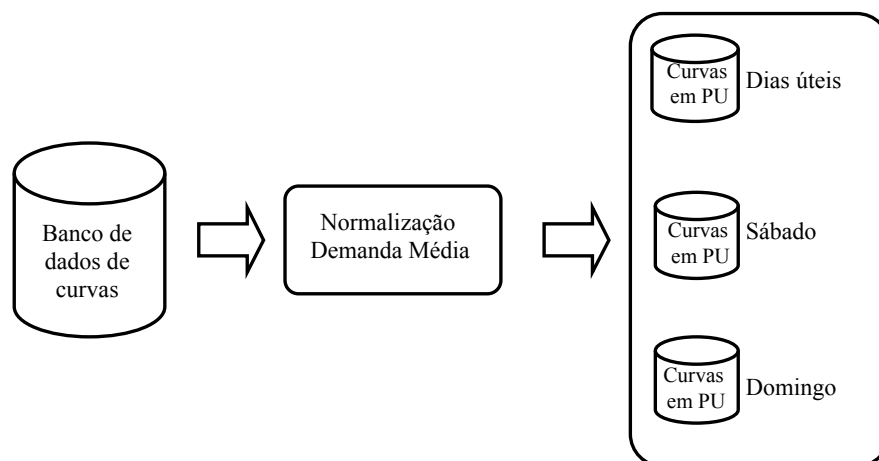


Figura 3.3 - Normalização dos dados de medição

A partir da normalização um consumidor qualquer, pertencente à amostra, passa a ser definido pelas suas curvas média e de desvio padrão em PU. A Figura 3.4 apresenta algumas curvas em PU, de consumidores pertencentes à amostra utilizada neste trabalho.

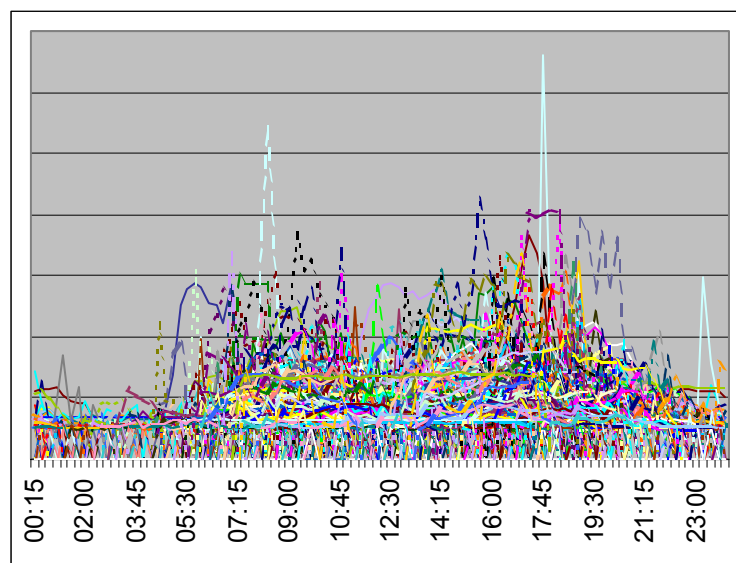


Figura 3.4: Curvas normalizadas em PU

3.6 Formação dos Agrupamentos utilizando SOM

Foi construída uma rede SOM de 96 neurônios distribuídos em formato hexagonal em um mapa bidimensional, utilizando a função k-means, distância euclidiana, para elaboração dos agrupamentos. O mapa de agrupamento utilizado no trabalho, após 20 interações foi o que apresentou o menor erro de quantização.

O fluxograma simplificado da Figura 3.5 mostra o processo de obtenção das curvas típicas de demanda utilizando uma rede SOM a partir das curvas medidas das amostras de consumidores, analisadas, tratadas e normalizadas. O treinamento da SOM foi realizado conforme descrito no item 2.3, para 20 interações em 10, 20 e 40 agrupamentos. A curva típica foi obtida pela média e pelo desvio padrão das curvas medidas pertencentes a cada agrupamento.

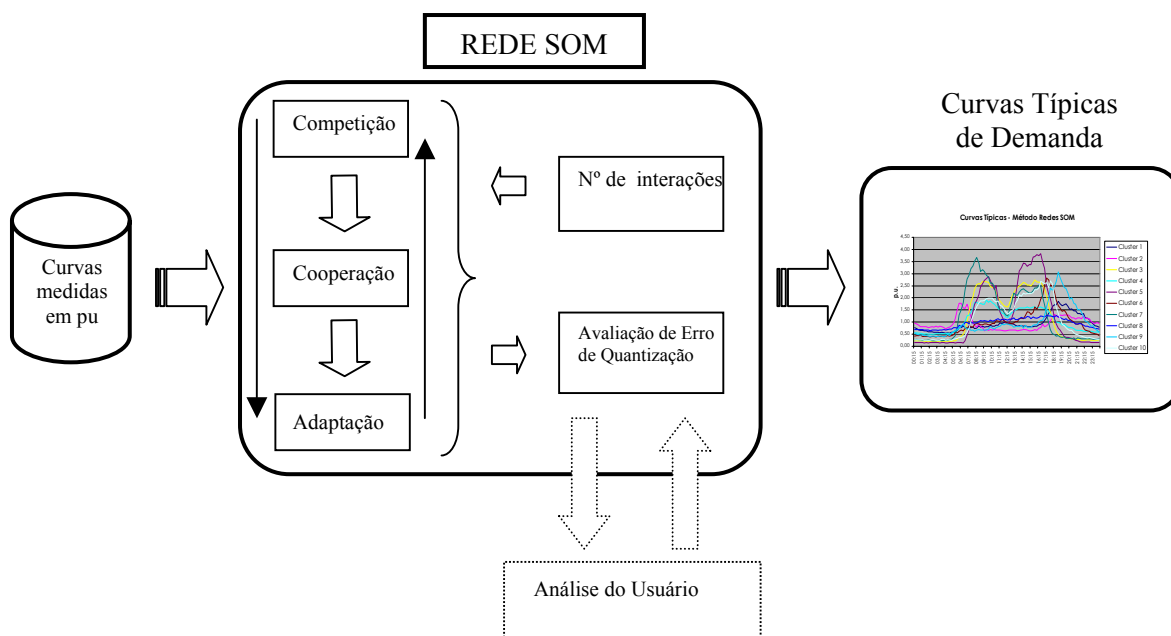


Figura 3.5 - Fluxograma simplificado do processo obtenção das curvas típicas de demanda

Com o auxílio do Toolbox de Redes Neurais do Matlab e do desenvolvimento de um programa computacional, “clusteriza”, para criação e treinamento de uma rede SOM, foi possível plotar o mapa de agrupamento, as curvas típicas e a emissão de relatórios estatísticos, conforme segue:

- Mapa topográfico com o número de consumidores por protótipo (neurônio);
- Curvas típicas de demanda por agrupamento;
- Número de consumidores por agrupamentos;
- Número de consumidores por agrupamentos e faixa de consumo;
- Número de consumidores por agrupamentos, classe e faixa de consumo;
- Número de consumidores por localização e tipo de ligação.

3.7 Classificação do consumidor utilizando Conjuntos Aproximados

A classificação de uma unidade consumidora a uma das curvas típicas de demanda definida no processo de agrupamento foi realizada pela aplicação da teoria de Conjuntos Aproximados. Para

a obtenção das regras utilizaram-se os atributos de classe, faixa de consumo, localização e número de fases da ligação do consumidor. A fim de facilitar a aplicação dessa teoria, desenvolveu-se um programa em MATLAB, “rough_sets”, que pudesse obter o reduto ótimo e as regras de decisão a partir de valores pré-estabelecidos de suporte e consistência. Esse programa proporcionou rapidez nas simulações e, por consequência, permitiu realizar um número maior de simulações na busca de ganhos de qualidade do método.

O fluxograma simplificado da Figura 3.6 mostra o processo de obtenção das regras por meio da aplicação da teoria de Conjuntos Aproximados. O método inicia-se pela montagem de um sistema de informação de atributos condicionais (classe, faixa de consumo, tipo de ligação, localização) e de decisão (número do agrupamento) a partir do conhecimento das informações existentes no banco de dados de consumidores e dos agrupamentos de cada consumidor da amostra. Tendo por base esse sistema de informação determina-se a relação de indiscernibilidade e busca-se um subconjunto de atributos capaz de manter a relação de indiscernibilidade inicial. Obtendo-se esse subconjunto de atributos, elabora-se o conjunto de regras que pode ser reduzido em função do estabelecimento de valores de suporte e de consistência desejáveis.

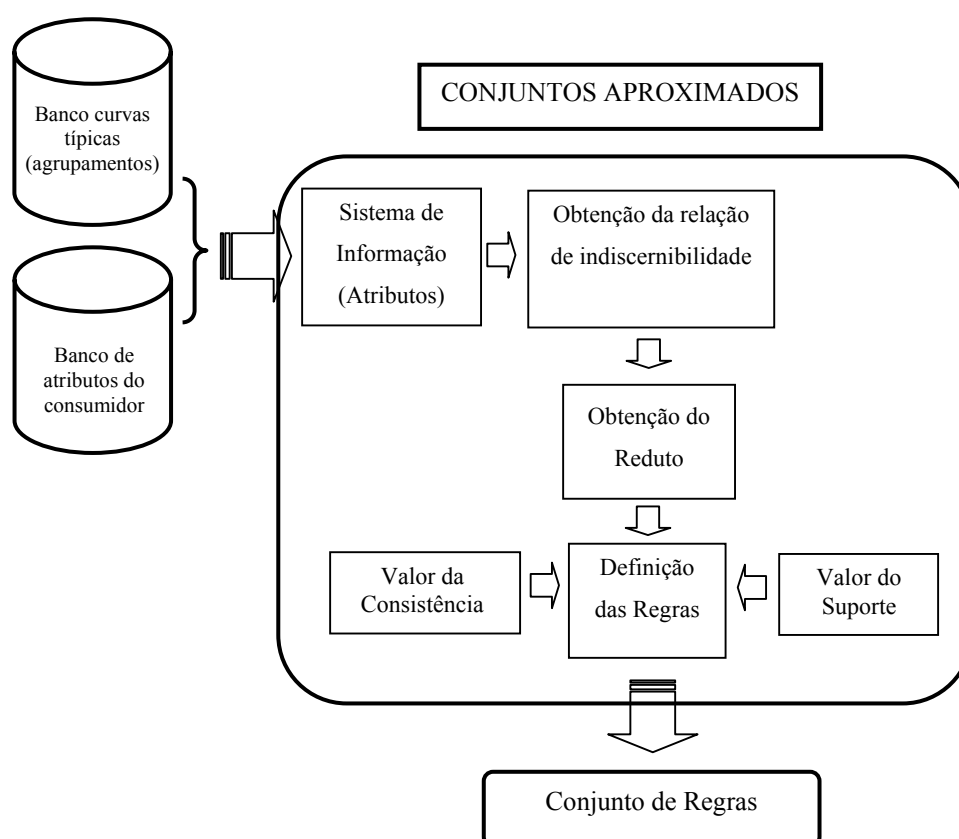


Figura 3.6 - Fluxograma simplificado do processo de geração de regras.

A classificação de um consumidor qualquer à curva típica é realizada com base em atributos cadastrais do consumidor e por meio de um conjunto de regras. Entretanto, pelo fato de as curvas típicas que representam os agrupamentos encontrarem-se em p.u., faz-se necessária uma realização da mudança de base para kW. Essa mudança de base é realizada multiplicando-se os valores da curva que representa o consumidor pela sua demanda média, que consiste na divisão do consumo mensal (kWh) por 24 (horas do dia) multiplicado por 30 dias (PINTO, 2005).

3.8 Composição das Curvas de Demanda

A composição das curvas estimada de demanda ao longo da rede se dá pela soma dos valores de demanda (kW) de cada consumidor e pela soma dos valores de suas variâncias.

Neste estudo a composição das curvas estimada de demanda se deu nos 95 transformadores da amostra para futura comparação dos valores estimados *versus* medidos. Essa tarefa foi realizada com base no desenvolvimento de um programa computacional, “curva”, em MATLAB, que classificava o consumidor do circuito à curva típica, executava a mudança de base pela demanda média, realizava a composição das curvas estimadas de cada consumidor no transformador da amostra, apresentado de forma gráfica e em tabelas os valores das duas curvas, estimada e medida.

A Figura 3.7 identifica a localização da pesquisa no sistema de distribuição e a importância na determinação da carga da rede secundária, do transformador e do alimentador de média tensão.

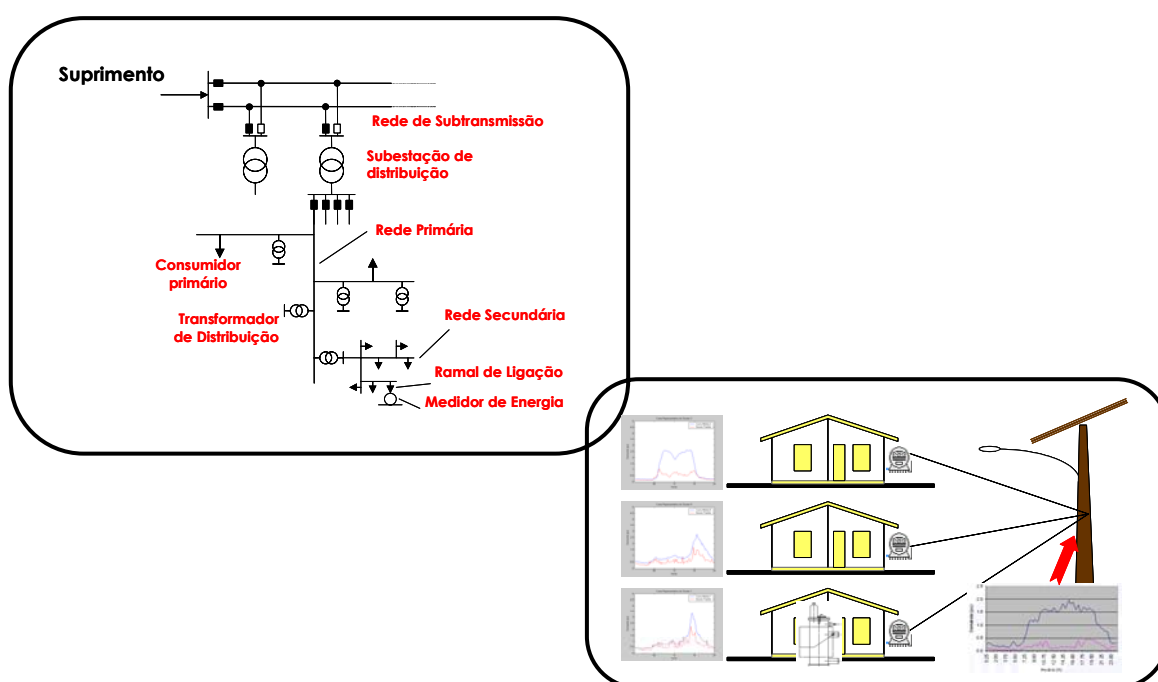


Figura 3.7 - Composição das curvas típicas de cargas ao longo da rede de distribuição

A curva de demanda estimada de um sistema de distribuição se dá a partir da curva típica de demanda do consumidor, compondo inicialmente a curva de demanda ao longo da rede secundária, concentrando nos transformadores, compondo ao longo da rede primária em associação com as curvas de carga dos consumidores primários, concentrando na barra da subestação.

Normalmente as empresas possuem medições nas barras das subestações que podem ser utilizadas para comparar e ajustar as curvas estimadas melhorando a performance dos cálculos elétricos

3.9 Validação dos Resultados

A avaliação dos resultados obtidos por essa metodologia se deu pela comparação da curva de demanda estimada *versus* a curva medida, em intervalos de 15 em 15 minutos, em uma amostra de 95 transformadores, por meio dos seguintes indicadores:

- Erro médio relativo percentual: Considera o valor médio obtido na curva de erro calculada para cada transformador da amostra. O conhecimento desse indicador nos dá o grau de precisão dos cálculos das perdas técnicas.
- Erro máximo relativo percentual: Considera o valor máximo encontrado na curva de erro para cada transformador da amostra. Indicador importante para determinação do intervalo de carregamento atual e a possibilidade de acréscimo de carga em equipamentos, em especial, os transformadores de distribuição.

Para fins de comparação entre os resultados nos três agrupamentos realizados ($k=10, 20$ e 40) são apresentados os valores do primeiro quartil, mediana e terceiro quartil dos erros médio e máximo relativo percentual, além da média e do desvio padrão.

3.10 Considerações Finais

Neste capítulo foi apresentada a metodologia para execução da pesquisa, desde a caracterização da população pesquisada até a definição dos indicadores de desempenho para aferir os resultados e compará-los com os resultados da curva KVAS.

Destaca-se, nesta etapa, o potencial das teorias dos Mapas Auto-Organizáveis para identificação de padrões e realização de agrupamentos de curvas medidas semelhantes, bem como os Conjuntos Aproximados no processo de classificação.

Aliou-se, ao potencial das teorias de IA e à facilidade de simulação obtida, o desenvolvimento de três programas computacionais denominados de “clusteriza”, “rough_sets” e “curvas”, com as seguintes características:

- Um para criar, treinar e apresentar o mapa de agrupamentos com as curvas típicas, através de uma rede SOM bem como um conjunto de dados estatísticos, na forma gráfica e em tabelas;
- Outro, de montagem do sistema de informação, obtenção do reduto ótimo e de geração de regras de classificação de um consumidor, qualquer, a uma curva típica, utilizando os conceitos de Conjuntos Aproximados, e por fim;
- Um programa para gerar as curvas estimada versus medida de cada um dos 95 transformadores da amostra, calculando os indicadores de erros médio e máximo relativo percentual.

Os programas foram realizados com o auxílio do toolbox do SOM e do MATLAB, proporcionando velocidade e precisão nos resultados.

No próximo capítulo serão apresentados os resultados da aplicação da metodologia de determinação de curvas típicas e de classificação de consumidor para 10, 20 e 40 agrupamentos por meio dos valores dos indicadores de erros médio e máximo relativo percentual e sua comparação com os valores obtidos pela metodologia da curva KVAS.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta os resultados e as discussões da aplicação da metodologia de determinação de curvas típicas utilizando os Mapas Auto-Organizáveis e Conjuntos Aproximados para 10, 20 e 40 agrupamentos, composta de mapas de agrupamentos, curvas típicas, tabelas contendo o número de consumidores pelos seguintes agrupamentos: por classes de consumo; consumidores por faixa de consumo; por classe e faixa de consumo; por localização e ao final por tipo de ligação.

As curvas de demanda estimada em 95 transformadores da amostra, obtida pela composição de 5.473 consumidores, foram comparadas com as curvas medidas em cada transformador e avaliadas através dos indicadores de desempenho descritos no subitem 3.9.

Ao final do capítulo são comparados os valores dos indicadores de desempenhos, expressos pela mediana dos valores de erros máximo, com os valores obtidos pela metodologia da curva KVAS.

4.1 Curvas Típicas de Demanda

Antes de iniciar os trabalhos de agrupamentos, as medições realizadas nos consumidores das amostras CM1 e CM2, apresentadas no item 3.2, passaram, como previa a metodologia, pelo processo de pré-tratamento com o objetivo de ordenar as medições com relação ao início e término dos dados (início a 00:15 da segunda-feira e término às 24 horas do domingo), de retirar possíveis valores zerados, de verificar a consistência dos valores medidos pela comparação com o histórico de consumo e de identificar e ajustar as medições realizadas durante o período de verão. Os resultados estão apresentados na Tabela 4.1, a seguir.

Tabela 4.1 - Evolução do número de consumidores da amostra

Campanha	Previsto	Executado	1ª validação	2ª validação
CM1	232	208	187	93
CM2	396	396	395	320
Total	629	604	472	413

A primeira etapa do processo de agrupamento consistiu em criar uma rede SOM e submeter à matriz de 413 vetores de 96 posições, resultado da medição em campo dos consumidores, para comparação com as curvas dos protótipos (neurônios), geradas pela própria rede, na busca de semelhanças entre si. Para essa ordenação topológica utilizou-se o algoritmo k-means, que mede a

distância euclidiana de cada ponto da curva de protótipo com a curva medida, indicando o protótipo que apresenta a menor distância. A esse processo dá-se o nome de competição, pois todos os neurônios competem entre si e é declarado vencedor o neurônio que possui a menor distância euclidiana.

A Figura 4.1 apresenta o Mapa Auto-Organizável com a ordenação dos 98 protótipos (neurônios) da rede SOM, as curvas geradas para cada protótipo e as quantidades de curvas agrupadas em cada posição do mapa. Observa-se que o protótipo 98 foi o que agrupou a maior quantidade de curvas medidas (12 curvas) seguido dos protótipos 28, 92 e 9.

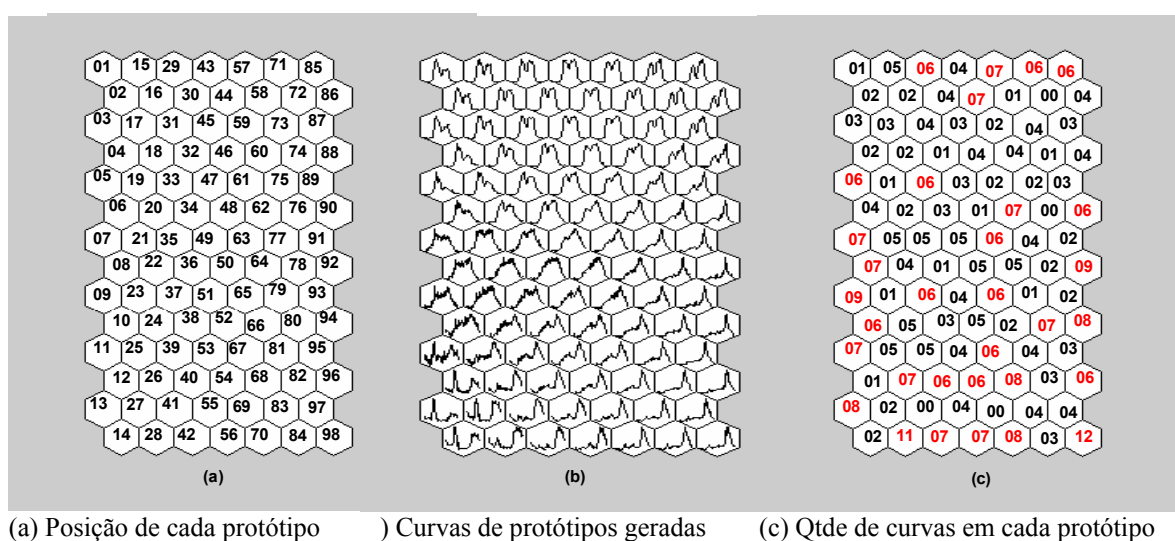


Figura 4.1 - Mapa Auto- Organizável (14 x 7) com as curvas geradas pela SOM

Para a definição do número de agrupamentos (clusters) mais adequado foram realizadas várias simulações observando-se o comportamento do erro de quantização, dado pela média da distância entre o vetor de entrada e o vetor do protótipo do neurônio vencedor. Para sua execução desenvolveu-se uma rotina no MATLAB com o que foi possível configurar o intervalo de agrupamentos desejado e o número de interações na obtenção do agrupamento ótimo. Nesse projeto foi adotada a seguinte configuração:

- Algoritmo: k-means
- N° de interações na definição do agrupamento ótimo: 20
- Intervalo de observação do erro de quantização: de 2 a 70 agrupamentos.

A Figura 4.2 mostra a evolução do erro de quantização em função do número de agrupamentos indicando que, a partir de 20 agrupamentos, o erro tende à estabilização e que, a partir de 50 agrupamentos, os erros voltam a crescer. Observa-se, no entanto, que a partir de 10 agrupamentos o gradiente de redução do erro decresce significativamente. Diante desse fato, optou-se por trabalhar com 10, 20 e 40 agrupamentos, submetendo-os ao processo de avaliação de desempenho, dado pelos indicadores de erros médio e máximo relativo percentual.

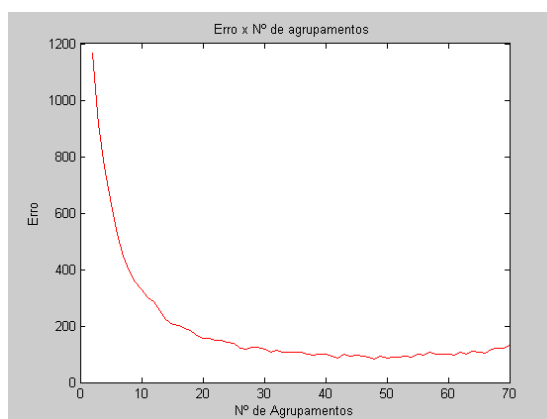


Figura 4.2 - Evolução do erro em função do número de agrupamentos

Os mapas apresentados na Figura 4.3 são para 10, 20, e 40 agrupamentos, todos situados na curva de erro em que os valores dos gradientes são menores e com tendência à estabilização.

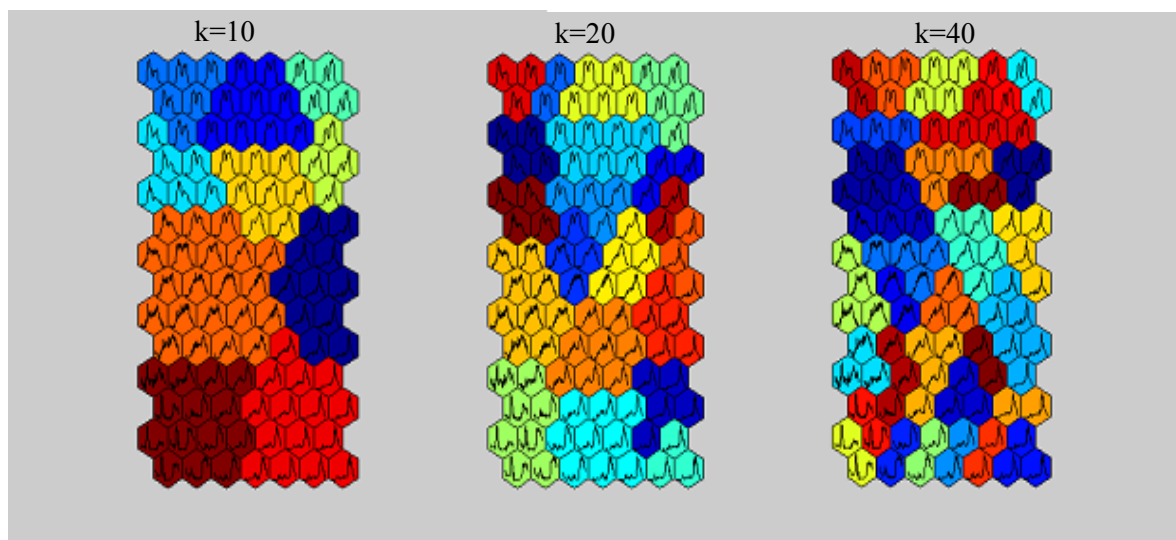
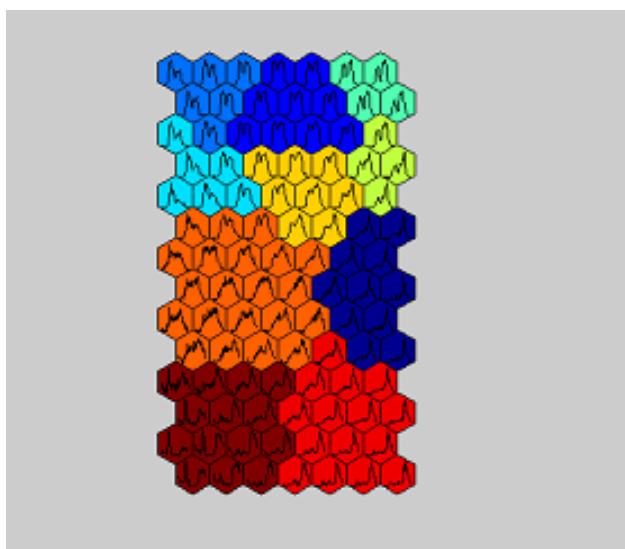


Figura 4.3 - Mapas de Agrupamentos utilizando o algoritmo k-means

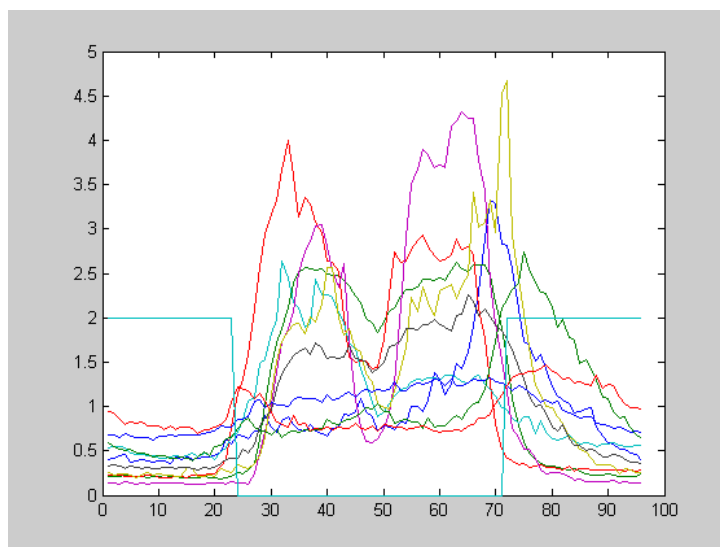
Todas as configurações de agrupamentos apresentadas na Figura 4.3 foram submetidas ao processo de geração de regras, classificação de um consumidor qualquer à curva típica de demanda, composição das curvas nos transformadores da amostra e avaliação de desempenho, cujos resultados estão apresentados nas seções de 4.1.1 a 4.5.

4.1.1 Curvas Típicas de Demanda para 10 agrupamentos

Nesta seção serão apresentados os resultados e as análises do processo de agrupamento para $k = 10$ utilizando a SOM. A Figura 4.4 representa a configuração com 10 (dez) agrupamentos (cluster) indicando a posição dos protótipos no mapa, as curvas típicas representado pela média das curvas medidas pertencentes aos agrupamentos e pelo seu desvio padrão.



a) Mapa de agrupamentos.



(b) curvas típicas de cada agrupamento.

Figura 4.4 - Mapa topológico e curvas típicas de demanda para $k = 10$

A Figura 4.5 apresenta as curvas típicas dos agrupamentos construídas a partir da média e do desvio padrão das curvas medidas.

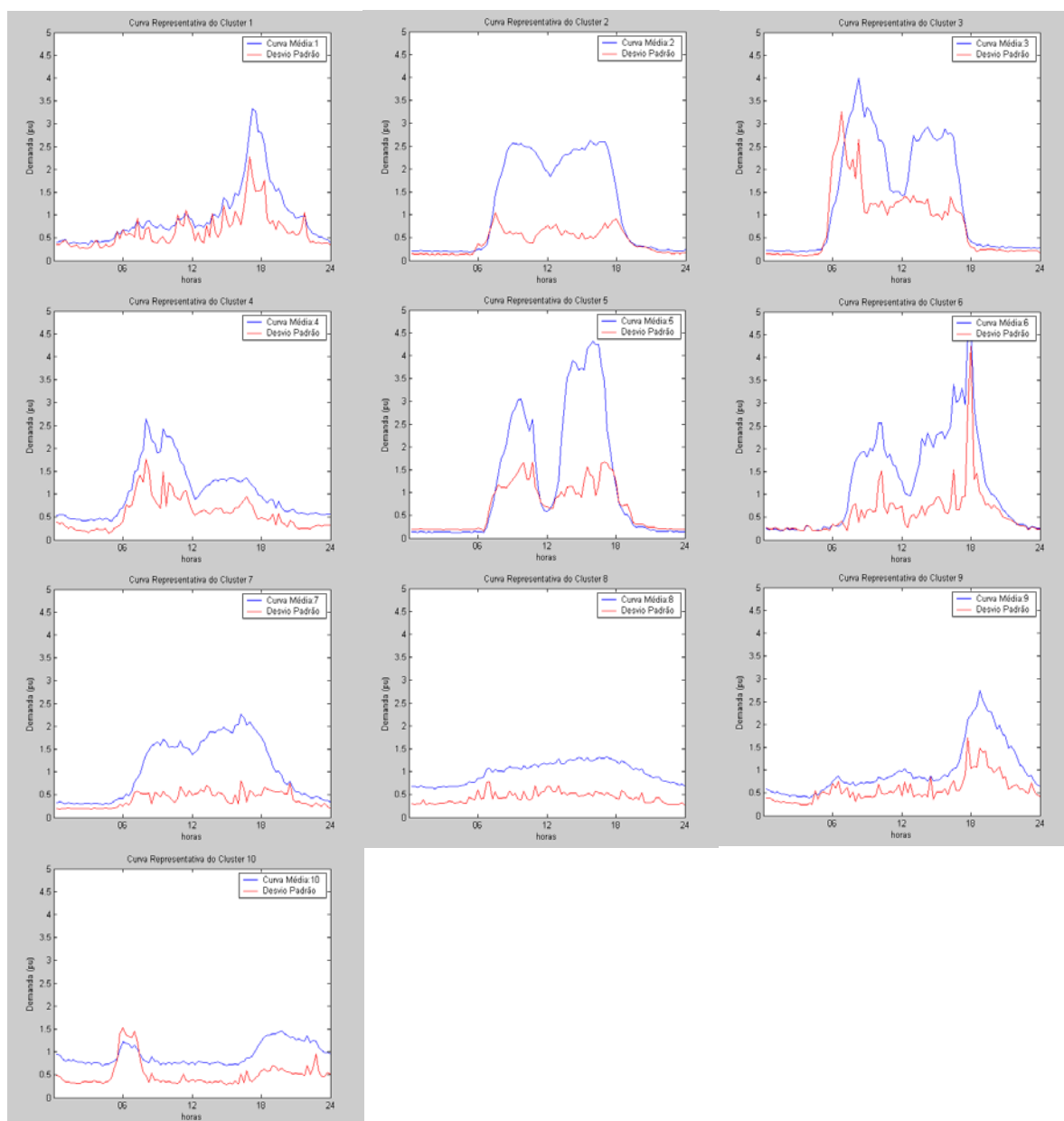


Figura 4.5 - Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=10$.

A Tabela 4.2, a seguir, demonstra a distribuição de consumidores nos agrupamentos do mapa topográfico, por meio da qual se pode observar que as maiores concentrações de consumidores estão nos agrupamentos 08, 09 e 10, com 92, 78 e 69 consumidores, respectivamente, representando 58% da amostra. Os consumidores das classes comerciais estão concentrados nos agrupamentos 08, 02 e 07, com 68 consumidores de um total de 127, representando 54% da classe e 16% da amostra. Os consumidores da classe industrial estão concentrados nos agrupamentos 08, 02 e 10, com 49 consumidores de um total de 88, representando 55% da classe e 12% da amostra.

Os consumidores da classe residencial estão concentrados nos agrupamentos 09, 10 e 01, com 124 consumidores de um total de 179, representando 77% da classe e 33% da amostra. Por fim os consumidores rurais estão concentrados nos agrupamentos 09 e 10, com 13 consumidores de um total de 19, representando 68% da classe e 3% do total da soma das amostras.

Tabela 4.2 - Distribuição de consumidores por agrupamentos (k=10).

Cluster / Classe	Agrupamentos (k)										Total
	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	
Comercial	9	23	8	8	11	6	17	28	7	10	127
Industrial	5	8	11	5	5	3	5	32	6	8	88
Residencial	34	2	0	6	0	0	4	30	56	47	179
Rural	0	0	1	1	0	2	0	2	9	4	19
Total	48	33	20	20	16	11	26	92	78	69	413

Apresenta-se, na Tabela 4.3, a distribuição de consumidores por faixa de consumo, em um total de 10 faixas. Observa-se que, do total de 413 consumidores da amostra, 320 estão situados nos agrupamentos 01, 02, 08, 09, 10 representando 77% do total, com destaque para os agrupamentos 08, 09 e 10.

Tabela 4.3 - Distribuição de consumidores por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0-50	4	0	0	0	0	1	0	3	6	4	18
51-100	17	3	0	3	2	0	3	10	25	12	75
101-150	9	1	2	2	5	3	2	10	15	8	57
151-200	5	2	1	2	1	2	0	5	9	6	33
201-250	7	3	0	0	1	1	2	5	7	4	30
251-300	3	2	4	1	3	2	1	0	2	2	20
301-400	0	5	3	3	0	1	4	6	5	6	33
401-500	0	2	1	0	3	0	3	4	4	7	24
501-1000	3	11	5	3	0	0	3	11	4	10	50
acima de 1000	0	4	4	6	1	1	8	38	1	10	73
Total	48	33	20	20	16	11	26	92	78	69	413

A distribuição dos consumidores da classe comercial, por faixa de consumo, nos agrupamentos, apresentada na Tabela 4.4, indica uma dispersão dos consumidores nos agrupamentos, com exceção para as faixas de 301-500 kWh onde 42% dos consumidores estão situados no cluster 02, na faixa de 501-1000, 52% dos consumidores estão nos agrupamentos 02 e 08, por fim, a faixa acima de 1000 kWh onde 69% estão nos agrupamentos 07 e 08. Observa-se

ainda que 56% dos consumidores com faixa de consumo acima de 200 kWh se concentraram nos agrupamentos 7, 8, 9 e 10.

Tabela 4.4 - Distribuição de consumidores da classe comercial por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0-50	0	0	0	0	0	1	0	0	1	2	4
51-100	2	3	0	2	2	0	1	2	0	1	13
101-150	2	1	1	1	4	2	1	2	0	1	15
151-200	2	2	0	0	1	1	0	1	2	0	9
201-250	0	1	0	0	1	0	1	1	2	0	6
251-300	2	1	2	0	2	0	1	0	0	1	9
301-400	0	5	2	1	0	1	2	0	1	0	12
401-500	0	1	0	0	1	0	2	1	0	0	5
501-1000	1	7	2	2	0	0	3	7	1	2	25
acima de 1000	0	2	1	2	0	1	6	14	0	3	29
Total	9	23	8	8	11	6	17	28	7	10	127

Semelhantemente à classe comercial, na distribuição de consumidores industriais por faixa de consumo e agrupamentos, apresenta-se uma dispersão por todos os agrupamentos, conforme apresentado na Tabela 4.5. Observa-se, no entanto, que 72% dos consumidores da faixa acima de 100 kWh estão no cluster 08.

Tabela 4.5 - Distribuição de consumidores da classe industrial por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0-50	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
51-100	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2
101-150	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	4
151-200	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	4
201-250	3	1	0	0	0	1	1	1	2	0	9
251-300	0	1	2	1	1	1	0	0	1	0	7
301-400	0	0	1	2	0	0	1	4	1	1	10
401-500	0	1	1	0	2	0	1	1	1	0	7
501-1000	0	4	3	1	0	0	0	2	0	2	12
acima de 1000	0	1	2	1	1	0	1	23	0	3	32
Total	5	8	11	5	5	3	5	32	6	8	88

A Tabela 4.6 apresenta a distribuição dos consumidores da classe residencial, por faixa de consumo nos agrupamentos. Observam-se dois grandes blocos de concentração de consumidores.

O primeiro, formado por 72% dos consumidores das faixas de consumo até 200 kWh, cuja concentração se deu nos agrupamentos 08, 09 e 10; o segundo bloco, com uma concentração maior de 84% dos consumidores das faixas acima de 251 kWh também nos agrupamentos 08, 09 e 10.

Tabela 4.6 - Distribuição de consumidores da classe residencial por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0-50	3	0	0	0	0	0	0	3	3	2	11
51-100	15	0	0	1	0	0	2	5	23	10	56
101-150	7	0	0	1	0	0	0	8	13	5	34
151-200	2	0	0	2	0	0	0	4	5	5	18
201-250	4	1	0	0	0	0	0	3	3	4	15
251-300	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2
301-400	0	0	0	0	0	0	1	2	3	5	11
401-500	0	0	0	0	0	0	0	2	3	5	10
501-1000	2	0	0	0	0	0	0	2	2	6	12
acima de 1000	0	1	0	2	0	0	1	1	1	4	10
Total	34	2	0	6	0	0	4	30	56	47	179

Na Tabela a seguir (4.7) apresenta-se a distribuição dos consumidores da classe rural por faixa de consumo nos agrupamentos (clusters). Por se tratar de uma amostra pequena de consumidores, não se verificam concentrações em determinadas regiões do mapa topográfico.

Tabela 4.7 - Distribuição de consumidores da classe rural por faixa de consumo e agrupamentos (k=10).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0-50	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2
51-100	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	4
101-150	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	4
151-200	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	2
201-250	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
251-300	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	2
301-400	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
401-500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2
501-1000	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
acima de 1000	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	2
Total	0	0	1	1	0	2	0	2	9	4	19

Pela Tabela 4.8, a seguir, pode-se observar a distribuição dos consumidores por localização e agrupamentos, verificando-se a tendência de estarem, os consumidores urbanos, concentrados nos

agrupamentos 01, 02, 08, 09 e 10, representando 77% dos consumidores urbanos e 73% do total de consumidores da amostra. Para os consumidores rurais a tendência de concentração foi nos agrupamentos 08, 09 e 10, representando 75% dos consumidores rurais e 4% do total de consumidores da amostra.

Tabela 4.8 - Distribuição de consumidores por localização e agrupamentos (k=10).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Urbano	47	33	19	19	15	9	26	87	69	65	389
Rural	1	0	1	1	1	2	0	5	9	4	24
Total	48	33	20	20	16	11	26	92	78	69	413

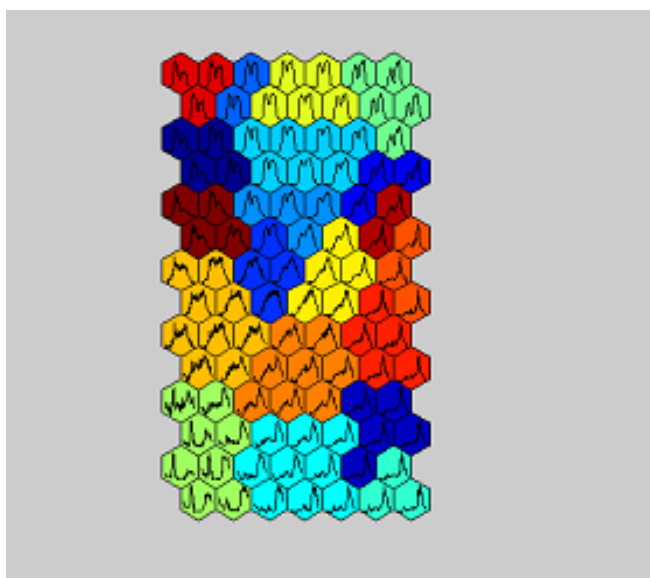
Pela observação da distribuição dos consumidores no mapa topográfico quanto ao número de fases de ligação, apresentada na Tabela 4.9, pode-se perceber a mesma tendência apontada nas comparações anteriores, com acentuada incidência de concentração nos agrupamentos 01, 02, 08, 09 e 10, representando 77% da amostra, com destaque para o fato de 31% dos consumidores com ligação trifásica encontrarem-se no cluster 08.

Tabela 4.9 - Distribuição de consumidores por tipo de ligação e agrupamentos (k=10).

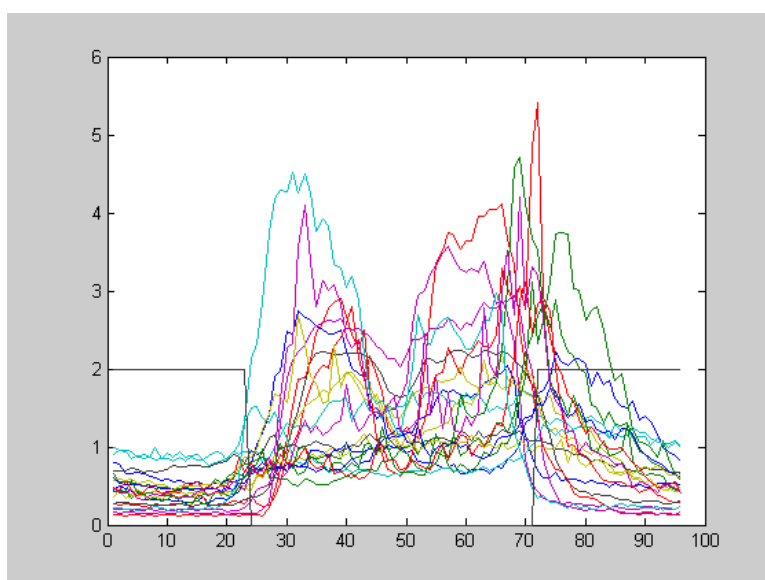
Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Monofásico	25	4	1	2	1	3	7	17	43	23	126
Bifásico	10	10	5	5	5	3	3	16	18	22	97
Trifásico	13	19	14	13	10	5	16	59	17	24	190
Total	48	33	20	20	16	11	26	92	78	69	413

4.1.2 Curvas Típicas de Demanda para 20 agrupamentos

Nesta seção serão apresentadas as curvas típicas resultantes para 20 agrupamentos. A Figura 4.6 representa a configuração com 20 (vinte) agrupamentos indicando a posição dos protótipos no mapa, as curvas típicas representado pela média das curvas medidas pertencentes aos agrupamentos (clusters) e pelo seu desvio padrão.



(a) Mapa de agrupamentos.



(b) curvas típicas de cada agrupamento.

Figura 4.6 - Mapa topológico e curvas típicas de demanda para $k = 20$

A Figura 4.7 apresenta as curvas típicas de demanda dos agrupamentos de 01 a 12, construídas a partir da média e do desvio padrão das curvas medidas.

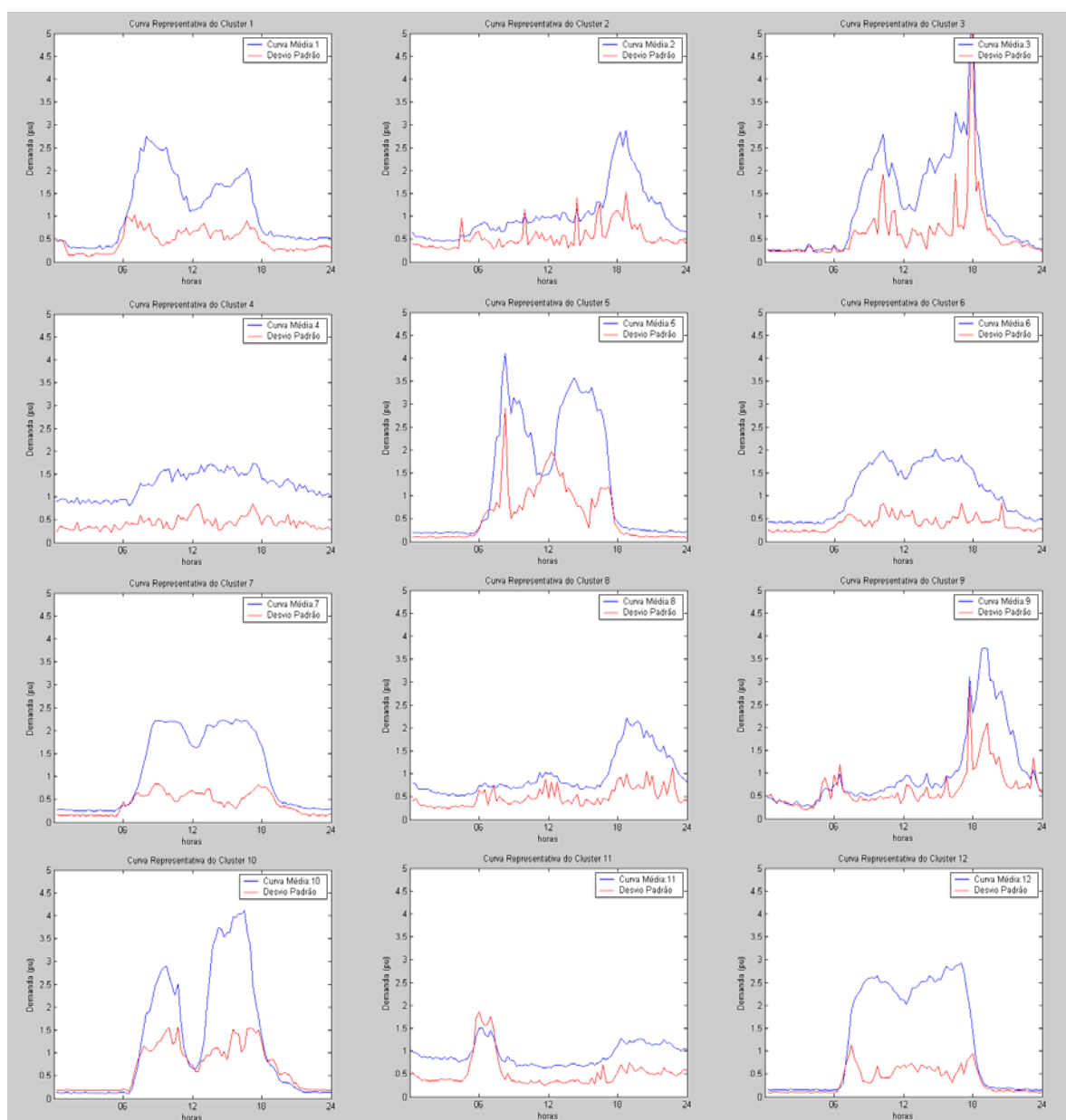


Figura 4.7 - Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=20$ (curvas de 01 a 12)

Tem-se, representadas na figura 4.8, a seguir, as curvas típicas de demanda dos agrupamentos de 13 a 20 construídas a partir da média e do desvio padrão das curvas medidas.

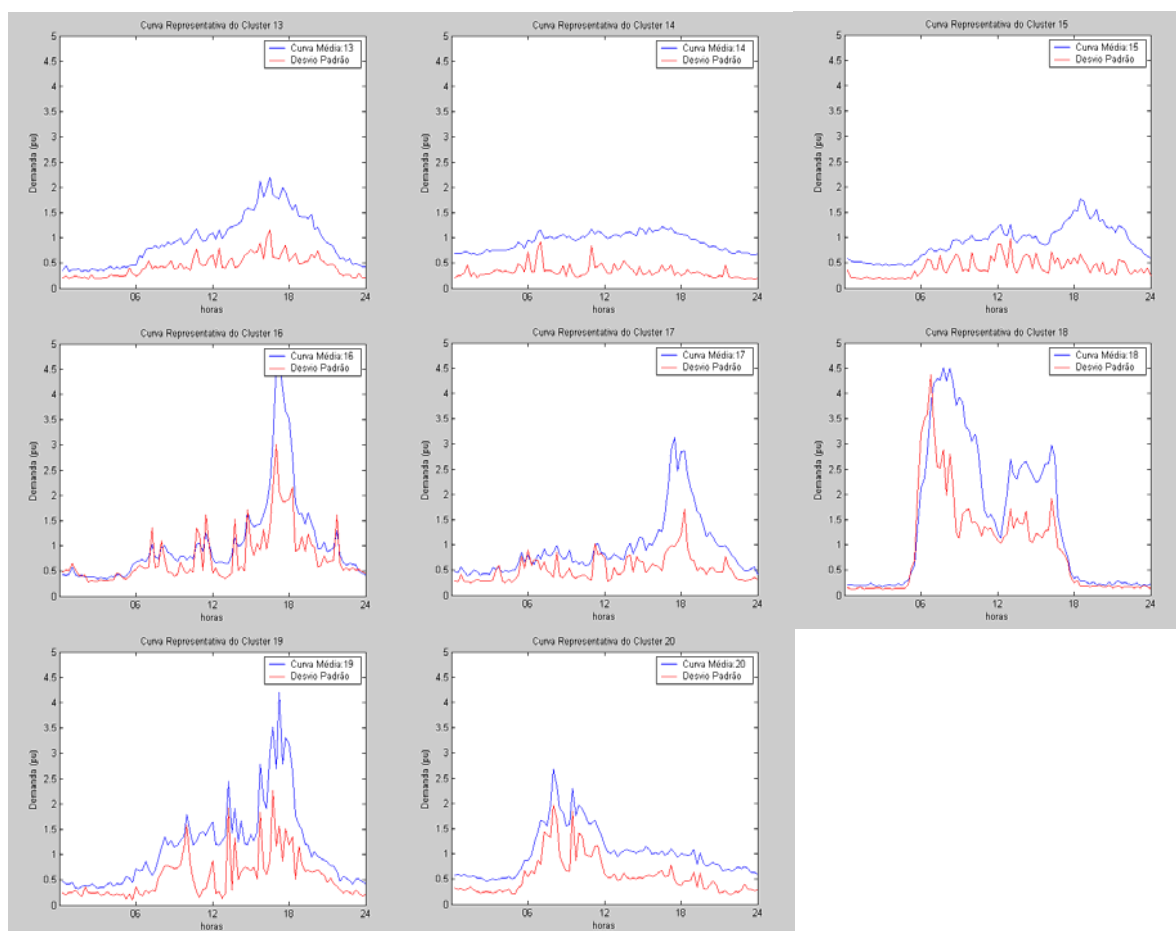


Figura 4.8 - Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=20$ (curvas de 13 a 20).

A Tabela 4.10, a seguir, apresenta a distribuição de consumidores nos agrupamentos do mapa topográfico, por meio da qual se pode observar que as maiores concentrações de consumidores estão nos agrupamentos 02, 07, 08, 11, 13, 14, 15 e 17, totalizando 260 consumidores, representando 63% da amostra. Os consumidores das classes comerciais estão concentrados nos agrupamentos 06, 07, 10 e 14, com 54 consumidores de um total de 127, representando 43% da classe e 13% da amostra. Destaca-se na classe industrial a concentração de consumidores no cluster 14, com 25 consumidores de um total de 88, representando 28% da classe. Os consumidores da classe residencial estão concentrados nos agrupamentos 08, 11, 13 e 15, com 103 consumidores de um total de 179, representando 58% da classe e 25% da amostra. Por fim, os consumidores rurais estão concentrados nos agrupamentos 02, 08 e 15, com 10 consumidores de um total de 19, representando 53% da classe.

Tabela 4.10 - Distribuição de consumidores nos agrupamentos (k=20).

Cluster / Classe	Agrupamentos (k)																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
Comercial	5	2	6	5	2	10	17	3	2	12	8	13	4	15	5	4	4	4	1	5	127
Industrial	3	1	1	4	6	3	4	3	1	7	6	4	5	25	3	3	1	4	0	4	88
Residencial	2	13	0	2	0	3	1	33	15	0	27	1	17	9	26	10	15	0	1	4	179
Rural	0	4	0	1	0	1	0	3	1	0	2	0	0	1	3	0	0	1	2	0	19
Total	10	20	7	12	8	17	22	42	19	19	43	18	26	50	37	17	20	9	4	13	413

A Tabela 4.11 apresenta a distribuição de consumidores por faixa de consumo, em um total de 10 faixas. Observa-se que 31% dos consumidores de consumo acima de 1.000 kWh estão concentrados no cluster 14, tipo de comportamento não observado nas outras faixas de consumo.

Tabela 4.11 - Distribuição total de consumidores por faixa de consumo e agrupamentos (k=20).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	0	1	1	0	0	0	0	2	4	0	3	0	0	1	2	1	3	0	0	0	18
51-100	1	6	0	2	0	3	2	15	7	2	6	2	7	4	4	6	7	0	1	0	75
101-150	0	4	1	0	0	1	0	11	3	7	3	1	3	3	6	4	4	2	1	3	57
151-200	1	4	1	2	0	0	1	2	1	1	5	1	3	1	4	2	1	1	1	1	33
201-250	0	1	1	0	0	1	3	6	2	1	0	1	3	1	4	3	2	0	0	1	30
251-300	1	1	0	0	2	0	1	1	0	4	2	1	2	0	0	1	1	1	1	1	20
301-400	2	1	1	3	0	4	3	0	0	0	5	2	2	0	7	0	0	2	0	1	33
401-500	0	1	0	0	0	0	3	2	1	3	3	1	2	2	4	0	0	1	0	1	24
501-1000	3	1	1	3	4	1	6	1	1	0	9	6	2	7	2	0	2	0	0	1	50
acima de 1000	2	0	1	2	2	7	3	2	0	1	7	3	2	31	4	0	0	2	0	4	73
Total	10	20	7	12	8	17	22	42	19	19	43	18	26	50	37	17	20	9	4	13	413

A distribuição dos consumidores da classe comercial por faixa de consumo nos agrupamentos, apresentada na Tabela 4.12, indica uma dispersão dos consumidores nos agrupamentos, com exceção para a faixa acima de 1.00 kWh em que 52% dos consumidores estão situados nos agrupamentos 06 e 14, confirmando a observação feita na análise dos dados da Tabela 4.11.

Tabela 4.12 - Distribuição de consumidores da classe comercial por faixa de consumo e agrupamentos (k=20).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	0	0	1	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4
51-100	1	0	0	0	0	1	2	0	0	2	1	2	1	1	0	1	1	0	0	0	13
101-150	0	0	1	0	0	0	0	0	0	5	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	15
151-200	0	1	1	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	9
201-250	0	1	0	0	0	0	2	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	6
251-300	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	9
301-400	1	0	1	0	0	2	3	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	1	0	1	12
401-500	0	0	0	0	0	0	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	5
501-1000	3	0	1	2	1	1	4	1	0	0	1	4	2	4	1	0	0	0	0	0	25
acima de 1000	0	0	1	2	0	6	2	0	0	0	3	2	0	9	1	0	0	1	0	2	29
Total	5	2	6	5	2	10	17	3	2	12	8	13	4	15	5	4	4	4	1	5	127

Semelhantemente à classe comercial, na distribuição de consumidores industriais por faixa de consumo e agrupamentos, apresenta-se uma dispersão por todos os agrupamentos, conforme apresentado na Tabela 4.13. Observa-se, no entanto, que 69% dos consumidores da faixa acima de 1.000 kWh estão no cluster 14.

Tabela 4.13 - Distribuição de consumidores da classe industrial por faixa de consumo e agrupamentos (k=20).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
51-100	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
101-150	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	4
151-200	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	4
201-250	0	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	9
251-300	1	1	0	0	1	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	7
301-400	1	0	0	3	0	1	0	0	0	0	1	0	2	0	1	0	0	1	0	0	10
401-500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	7
501-1000	0	0	0	0	3	0	2	0	0	0	2	2	0	2	0	0	0	0	0	1	12
acima de 1000	1	0	0	0	2	0	0	0	0	1	2	1	1	22	1	0	0	0	0	1	32
Total	3	1	1	4	6	3	4	3	1	7	6	4	5	25	3	3	1	4	0	4	88

A Tabela 4.14 apresenta a distribuição dos consumidores da classe residencial por faixa de consumo nos agrupamentos. Observa-se que 75% dos consumidores da amostra estão situados nas faixas até 250 kWh sendo que 54% desses consumidores encontram-se nos agrupamentos 08, 11, 13 e 15.

Tabela 4.14 - Distribuição de consumidores da classe residencial por faixa de consumo e agrupamentos (k=20).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	2	0	0	1	2	0	3	0	0	0	11
51-100	0	4	0	0	0	2	0	14	7	0	5	0	6	2	4	5	6	0	1	0	56
101-150	0	4	0	0	0	0	0	9	3	0	1	0	3	2	4	3	3	0	0	2	34
151-200	1	2	0	1	0	0	0	1	0	0	4	0	3	1	4	0	0	0	0	1	18
201-250	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	1	2	1	3	2	1	0	0	0	15
251-300	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2
301-400	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	4	0	0	0	5	0	0	0	0	0	11
401-500	0	1	0	0	0	0	0	2	1	0	2	0	1	1	2	0	0	0	0	0	10
501-1000	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	6	0	0	1	0	0	2	0	0	0	12
acima de 1000	1	0	0	0	0	0	1	2	0	0	2	0	1	0	2	0	0	0	0	1	10
Total	2	13	0	2	0	3	1	33	15	0	27	1	17	9	26	10	15	0	1	4	179

A Tabela 4.15 apresenta a distribuição dos consumidores da classe rural por faixa de consumo nos agrupamentos, não se verificando concentrações em determinados agrupamentos.

Tabela 4.15 - Distribuição de consumidores da classe rural por faixa de consumo e agrupamentos (k=20).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
51-100	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	4
101-150	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	4
151-200	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2
201-250	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
251-300	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2
301-400	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
401-500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2
501-1000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
acima de 1000	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2
Total	0	4	0	1	0	1	0	3	1	0	2	0	0	1	3	0	0	1	2	0	19

Pela Tabela 4.16, a seguir, pode-se observar a distribuição dos consumidores por localização e agrupamentos, não se verificando uma tendência de concentração. Os consumidores urbanos estão mais concentrados nos agrupamentos 08, 11, 14, e 15, representando 41% dos consumidores urbanos e 39% do total de consumidores da amostra. Para os consumidores rurais a tendência de concentração foi nos agrupamentos 02, 08, 14 e 15, representando 58% dos consumidores rurais e 3% do total de consumidores da amostra.

Tabela 4.16 - Distribuição de consumidores por localização e agrupamentos (k=20).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
Urbano	10	16	7	11	8	16	22	39	18	18	41	18	26	46	34	16	20	8	2	13	389
Rural	0	4	0	1	0	1	0	3	1	1	2	0	0	4	3	1	0	1	2	0	24
Total	10	20	7	12	8	17	22	42	19	19	43	18	26	50	37	17	20	9	4	13	413

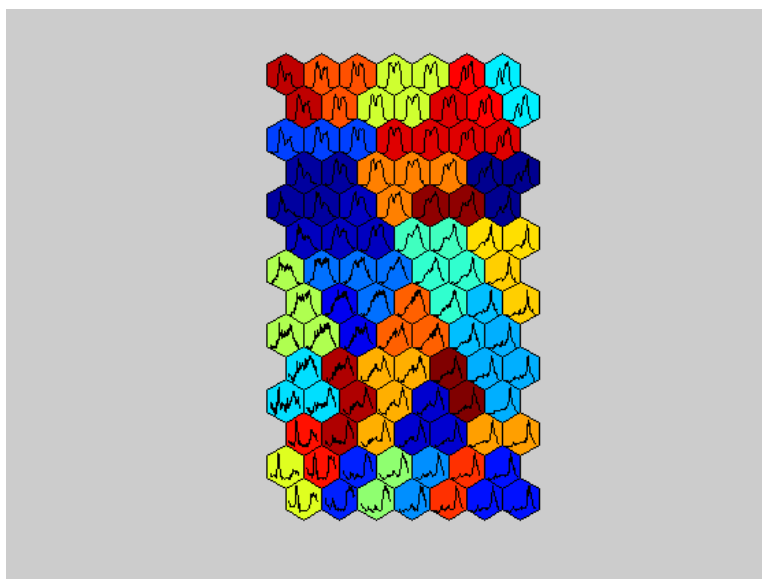
Pela observação da distribuição dos consumidores no mapa topográfico quanto ao número de fases de ligação, apresentada na Tabela 4.17, pode-se perceber a mesma tendência de dispersão apontada nas comparações anteriores. Ressalta-se, no entanto, que 66% dos consumidores monofásicos estão concentrados nos agrupamentos 02, 08, 12, 15 e 17, 38% dos consumidores bifásicos estão concentrados nos agrupamentos 08, 11, e 15, e 43% dos consumidores trifásicos estão concentrados nos agrupamentos 07, 11, 14 e 15.

Tabela 4.17: Distribuição de consumidores por tipo de ligação e agrupamentos (k=20).

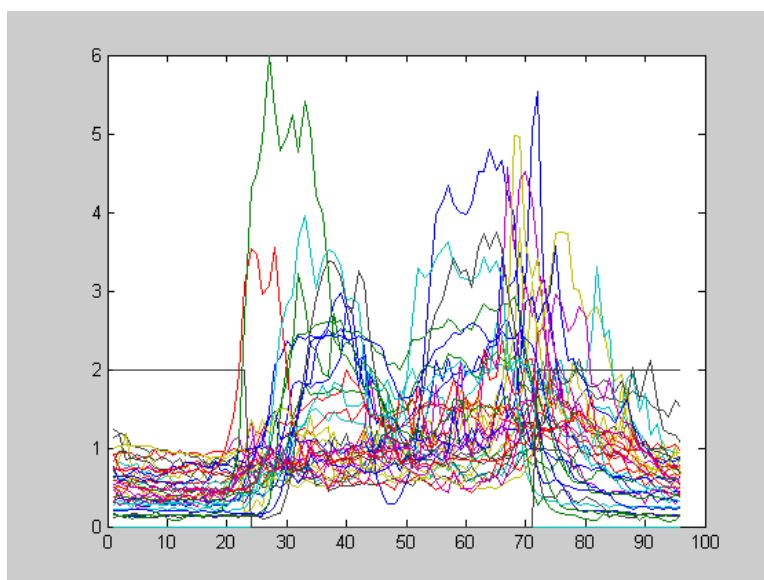
Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
Monofásico	1	12	2	0	0	4	7	23	12	2	12	0	11	6	12	8	12	1	1	0	126
Bifásico	1	4	2	4	1	2	2	12	4	5	15	8	4	6	10	4	3	3	2	5	97
Trifásico	8	4	3	8	7	11	13	7	3	12	16	10	11	38	15	5	5	5	1	8	190
Total	10	20	7	12	8	17	22	42	19	19	43	18	26	50	37	17	20	9	4	13	413

4.1.3 Curvas Típicas de Demanda para 40 agrupamentos

Nesta seção serão apresentadas as curvas típicas resultantes para 40 agrupamentos. A Figura 4.9 representa a configuração com 40 (quarenta) agrupamentos (cluster) indicando a posição dos protótipos no mapa, as curvas típicas representado pela média das curvas medidas pertencentes aos agrupamentos (clusters) e pelo seu desvio padrão.



(a) Mapa de agrupamentos.



(b) curvas típicas de cada agrupamento.

Figura 4.9 - Mapa topológico e curvas típicas de demanda para $k = 40$

Na Figura 4.10 pode-se observar as curvas típicas de demanda dos agrupamentos de 01 a 17, construídas a partir da média e do desvio padrão das curvas medidas.

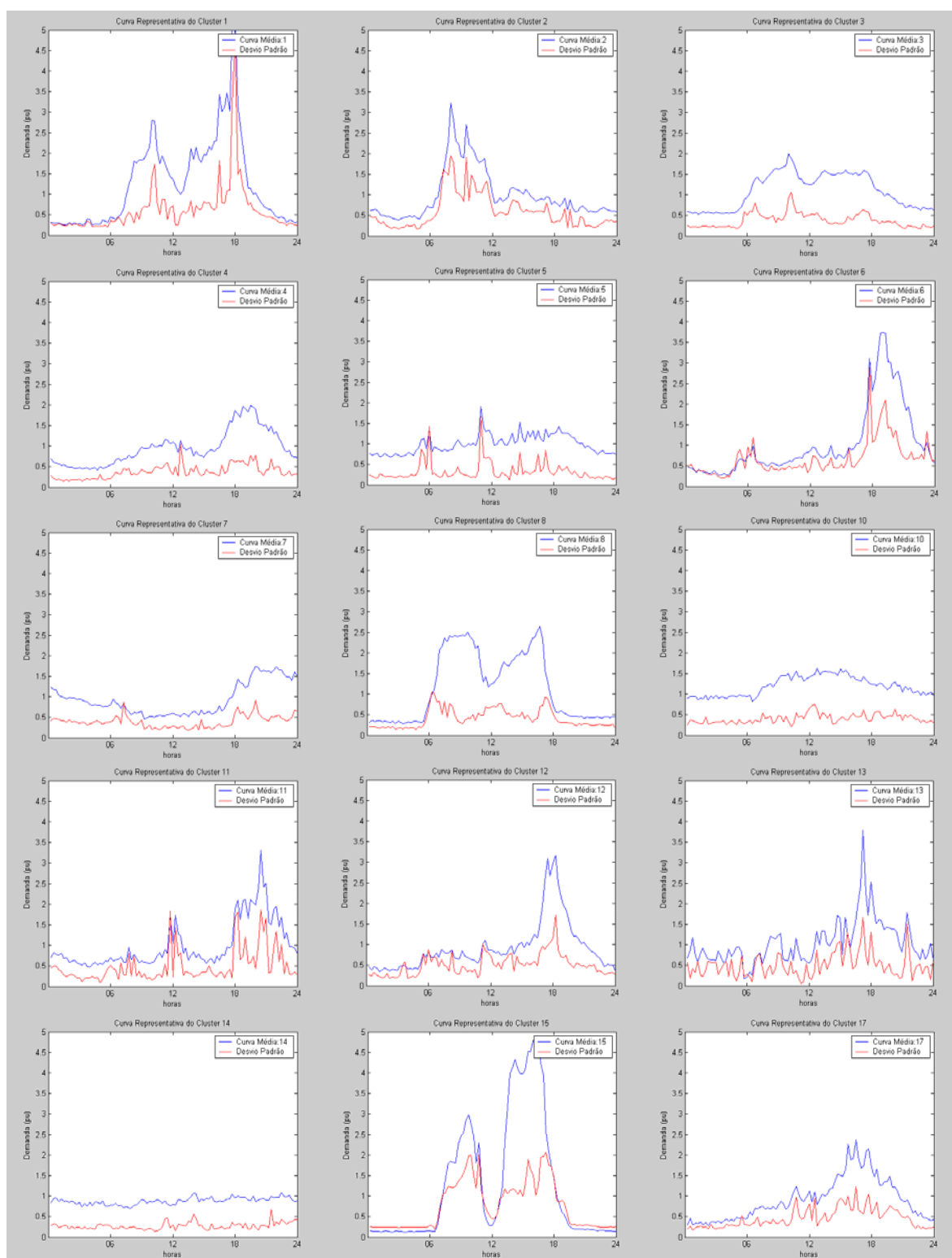


Figura 4.10 - Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=40$ (curvas de 01 a 17).

As curvas típicas de demanda dos agrupamentos de 18 a 32, construídas a partir da média e do desvio padrão das curvas medidas, podem ser observadas na Figura 4.11:

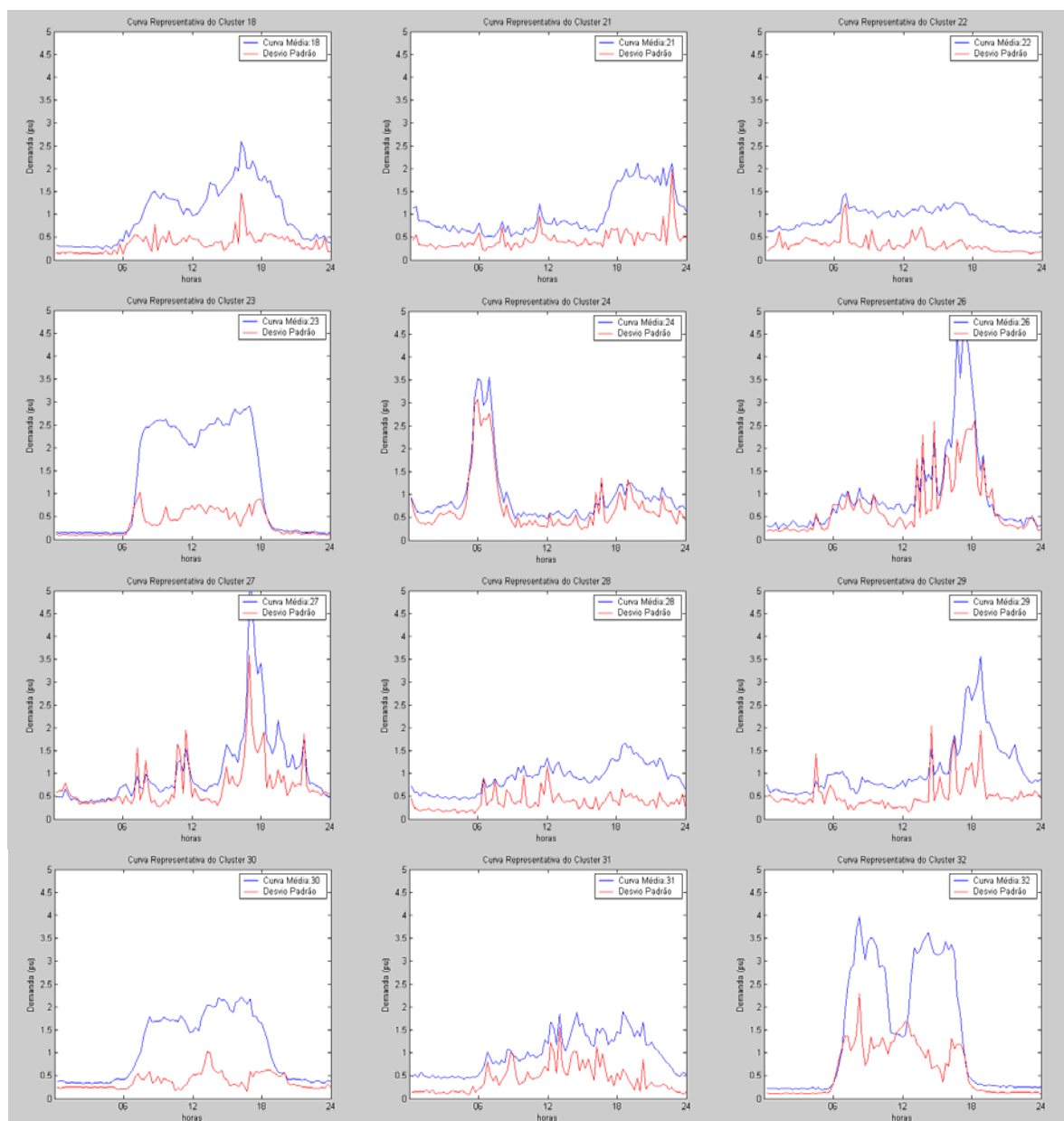


Figura 4.11 - Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=40$ (curvas de 18 a 32).

A Figura 4.12 apresenta as curvas típicas de demanda dos agrupamentos de 33 a 40, construídas a partir da média e do desvio padrão das curvas medidas.

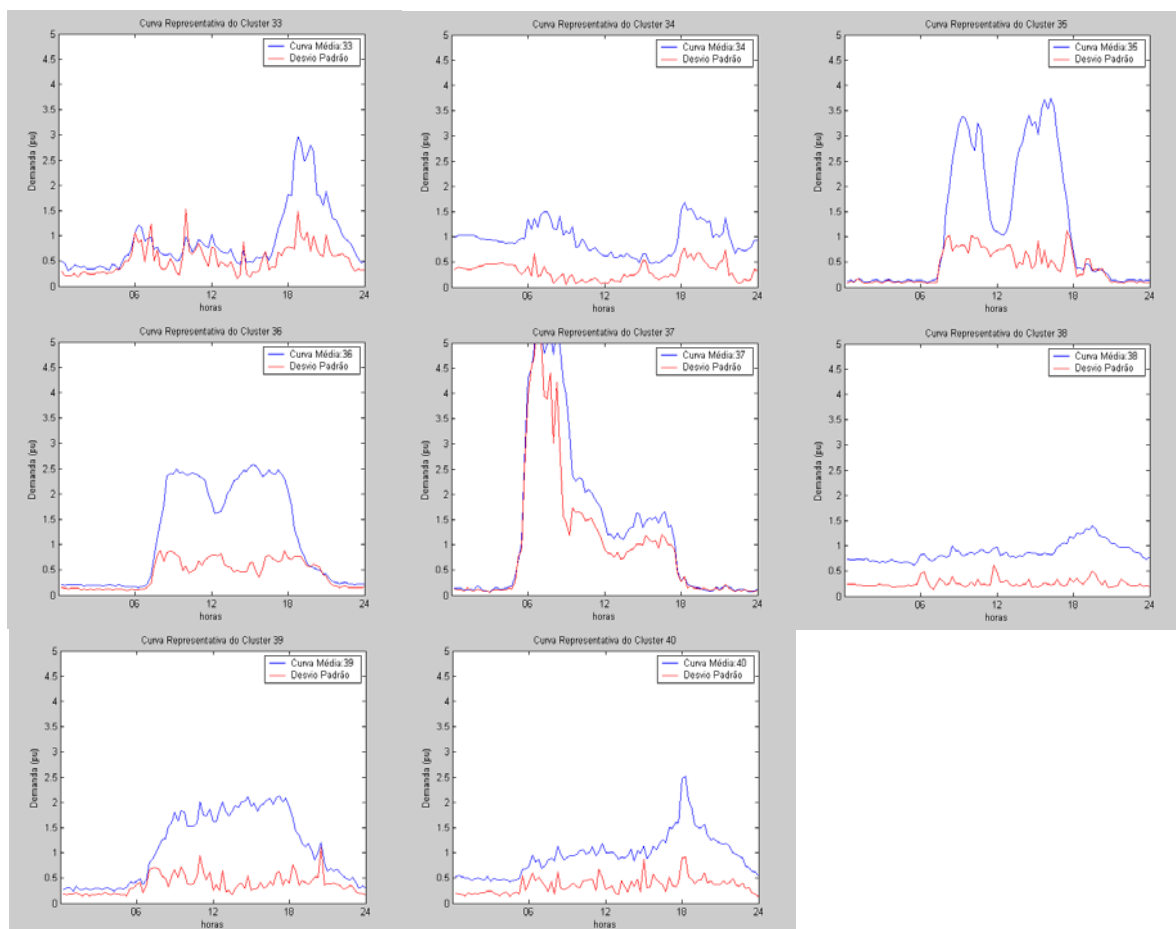


Figura 4.12 - Curvas típicas de demanda e de desvio padrão para $k=40$ (curvas de 33 a 40).

A Tabela que se segue (4.18), apresenta a distribuição de consumidores nos agrupamentos do mapa topográfico, por meio da qual se pode observar uma maior dispersão de consumidores nos agrupamentos, onde as maiores concentrações de consumidores estão nos agrupamentos 04, 06, 08, 12, 14, 22, e 28, totalizando 117 consumidores, representando 28% da amostra. Os consumidores das classes comerciais estão concentrados nos agrupamentos 03, 23, 30 e 36, com 38 consumidores de um total de 127, representando 30% da classe e 9% da amostra. Já os consumidores da classe industrial concentram-se nos agrupamentos 10, 22 e 32, com 19 consumidores de um total de 88, representando 22% da classe e 5% da amostra. A classe residencial, cujos consumidores se concentram nos agrupamentos 07, 12, 17, 21, e 28, são em número de 59 dos 179 consumidores, e representam 33% da classe e 14% da amostra. Por fim, os consumidores rurais estão concentrados nos agrupamentos 01, 04, 29, 33 e 38, com 11 consumidores de um total de 19, representando 58% da classe.

Tabela 4.18 - Distribuição de consumidores por agrupamentos (k=40).

Cluster / Classe	Agrupamentos (k)																				Sub- Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
Comercial	5	3	9	1	3	2	2	7	0	3	0	3	1	4	6	0	2	2	0	0	53
Industrial	1	4	3	2	5	1	0	2	0	7	1	2	0	6	4	0	2	3	0	0	43
Residencial	0	4	2	13	1	15	9	1	0	3	5	15	2	8	0	0	11	2	0	0	91
Rural	2	0	1	2	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9
Total	8	11	15	18	10	19	11	10	0	14	7	20	3	18	10	0	15	7	0	0	196

Cluster / Classe	Agrupamentos (k)																				Total
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
Comercial	1	7	11	1	0	3	1	3	0	8	2	5	1	1	5	10	1	4	7	3	127
Industrial	1	12	4	1	0	1	2	0	0	1	0	8	0	1	1	5	2	4	1	1	88
Residencial	9	5	1	7	0	3	8	15	7	1	9	0	8	0	0	1	0	7	1	6	179
Rural	0	0	0	1	0	0	0	0	2	0	0	0	3	1	0	0	1	2	0	0	19
Total	11	24	16	10	0	7	11	18	9	10	11	13	12	3	6	16	4	17	9	10	413

A Tabela 4.19 apresenta a distribuição de consumidores por faixa de consumo, em um total de 10 faixas. Observa-se que 41% dos consumidores consumo acima de 1.000 kWh estão concentrados nos agrupamentos 03, 14 e 22, com destaque para o cluster 22 com 15 consumidores de um total de 73.

Tabela 4.19 - Distribuição total de consumidores por faixa de consumo e agrupamentos (k=40).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Sub-Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	1	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	8
51-100	0	0	2	4	2	7	2	2	0	2	5	5	2	2	1	0	6	1	0	0	43
101-150	1	2	1	4	1	3	2	0	0	1	1	6	0	1	3	0	2	0	0	0	28
151-200	2	1	1	2	0	1	1	1	0	1	1	0	1	2	1	0	2	0	0	0	17
201-250	1	0	1	1	0	2	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	2	0	0	0	10
251-300	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	2	0	1	2	0	1	1	0	0	11
301-400	1	2	1	2	0	0	1	1	0	3	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	14
401-500	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	1	0	0	7
501-1000	0	2	0	2	1	1	4	4	0	3	0	2	0	3	0	0	1	0	0	0	23
acima de 1000	1	3	8	1	6	0	1	0	0	4	0	0	0	7	1	0	0	3	0	0	35
Total	8	11	15	18	10	19	11	10	0	14	7	20	3	18	10	0	15	7	0	0	196

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
0-50	1	1	0	3	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	18
51-100	4	2	2	1	0	4	3	2	4	1	1	0	4	0	1	0	0	1	1	1	75
101-150	2	0	1	0	0	1	3	3	1	0	4	2	3	1	2	2	0	1	2	1	57
151-200	0	1	1	1	0	1	1	2	2	0	1	0	1	0	0	1	1	1	0	2	33
201-250	3	1	1	0	0	0	3	2	0	2	1	0	2	0	1	1	0	1	0	2	30
251-300	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	3	0	1	1	3	0	0	0	0	20
301-400	0	0	2	2	0	0	0	3	0	2	0	1	1	0	0	3	1	1	1	2	33
401-500	0	1	1	2	0	0	0	2	0	2	1	0	0	0	1	1	1	3	0	2	24
501-1000	0	3	6	0	0	0	0	1	1	1	1	4	0	1	0	3	0	4	2	0	50
acima de 1000	1	15	2	1	0	0	0	2	0	2	1	3	0	0	0	2	1	5	3	0	73
Total	11	24	16	10	0	7	11	18	9	10	11	13	12	3	6	16	4	17	9	10	413

A distribuição dos consumidores da classe comercial, por faixa de consumo nos agrupamentos, apresentada na Tabela 4.20, indica uma dispersão dos consumidores nos agrupamentos, com exceção para a faixa acima de 1.00 kWh onde 38% dos consumidores estão situados nos agrupamentos 03 e 22, confirmando a observação feita na análise dos dados da Tabela 4.19.

Tabela 4.20 - Distribuição de consumidores da classe comercial por faixa de consumo e agrupamentos (k=40).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Sub-Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
51-100	0	0	1	0	0	0	0	2	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	7
101-150	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	7
151-200	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	5
201-250	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
251-300	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	1	0	0	4
301-400	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
401-500	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
501-1000	0	1	0	1	1	0	1	4	0	2	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	12
Acima de 1000	1	0	6	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	12
Total	5	3	9	1	3	2	2	7	0	3	0	3	1	4	6	0	2	2	0	0	53

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
0-50	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4
51-100	0	1	2	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	13
101-150	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	2	1	0	0	1	0	15
151-200	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	9
201-250	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	6
251-300	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2	0	1	0	1	0	0	0	0	9
301-400	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	3	1	0	1	1	12
401-500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	5
501-1000	0	1	4	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	2	0	25
Acima de 1000	0	5	1	0	0	0	0	0	0	2	1	1	0	0	0	1	0	3	3	0	29
Total	1	7	11	1	0	3	1	3	0	8	2	5	1	1	5	10	1	4	7	3	127

Semelhantemente à classe comercial, na distribuição de consumidores industriais por faixa de consumo e agrupamentos, apresenta-se uma dispersão por todos os agrupamentos, conforme apresentado na Tabela 4.21. Observa-se, no entanto, que 63% dos consumidores da faixa acima de 1.000 kWh estão no cluster 05, 14 e 22.

Tabela 4.21 - Distribuição de consumidores da classe industrial por faixa de consumo e agrupamentos (k=40).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Sub-Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
51-100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
101-150	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
151-200	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
201-250	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	7
251-300	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3
301-400	0	1	1	1	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	8
401-500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	3
501-1000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2
Acima de 1000	0	1	1	0	5	0	0	0	0	3	0	0	0	5	1	0	0	1	0	0	17
Total	1	4	3	2	5	1	0	2	0	7	1	2	0	6	4	0	2	3	0	0	43

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
0-50	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
51-100	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
101-150	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	4
151-200	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	4
201-250	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9
251-300	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	2	0	0	0	0	7
301-400	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	10
401-500	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	7
501-1000	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	1	0	2	0	1	0	0	12
Acima de 1000	0	10	1	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	2	0	0	32
Total	1	12	4	1	0	1	2	0	0	1	0	8	0	1	1	5	2	4	1	1	88

A Tabela 4.22 apresenta a distribuição dos consumidores da classe residencial, por faixa de consumo nos agrupamentos. Observa-se que 75% dos consumidores da amostra estão situados nas faixas até 250 kWh sendo que 40% desses consumidores encontram-se nos agrupamentos 04, 06, 12, 17 e 28.

Tabela 4.22 - Distribuição de consumidores da classe residencial por faixa de consumo e agrupamentos (k=40).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Sub-Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	6
51-100	0	0	1	4	1	7	2	0	0	0	5	4	2	1	0	0	5	1	0	0	33
101-150	0	1	1	4	0	3	1	0	0	1	0	5	0	1	0	0	2	0	0	0	19
151-200	0	1	0	2	0	0	1	1	0	1	0	0	0	2	0	0	2	0	0	0	10
201-250	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	2
251-300	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	2
301-400	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3
401-500	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3
501-1000	0	0	0	0	0	1	3	0	0	1	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	8
Acima de 1000	0	2	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	5
Total	0	4	2	13	1	15	9	1	0	3	5	15	2	8	0	0	11	2	0	0	91

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
0-50	0	1	0	2	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11
51-100	3	1	0	1	0	3	3	2	3	0	1	0	3	0	0	0	0	1	1	1	56
101-150	2	0	0	0	0	0	3	2	1	0	4	0	2	0	0	0	0	0	0	1	34
151-200	0	1	0	1	0	0	0	2	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	18
201-250	3	1	1	0	0	0	2	1	0	0	1	0	2	0	0	0	0	1	0	1	15
251-300	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
301-400	0	0	0	1	0	0	0	3	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	11
401-500	0	0	0	1	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2	0	1	10
501-1000	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	12
Acima de 1000	1	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	10
Total	9	5	1	7	0	3	8	15	7	1	9	0	8	0	0	1	0	7	1	6	179

Apresenta-se, a seguir, na Tabela 4.23, a distribuição dos consumidores da classe rural por faixa de consumo nos agrupamentos (clusters), não se verificando concentrações significativas.

Tabela 4.23 - Distribuição de consumidores da classe rural por faixa de consumo e agrupamentos (k=40).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Sub-Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
0-50	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
51-100	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
101-150	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
151-200	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
201-250	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
251-300	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
301-400	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
401-500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
501-1000	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Acima de 1000	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Total	2	0	1	2	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
0-50	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
51-100	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4
101-150	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	4
151-200	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2
201-250	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
251-300	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
301-400	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
401-500	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2
501-1000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Acima de 1000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2
Total	0	0	0	1	0	0	0	0	2	0	0	0	3	1	0	0	1	2	0	0	19

Pela Tabela 4.24, pode-se observar a distribuição dos consumidores por localização e agrupamentos, não se verificando tendência significativa de concentração. Os consumidores urbanos estão mais concentrados nos agrupamentos 04, 06, 12, 14, 22, 23, 28 e 36, representando 37% dos consumidores urbanos e 39% do total de consumidores da amostra. Para os consumidores rurais não se verificou tendência significativa de concentração de determinados agrupamentos.

Tabela 4.24 - Distribuição de consumidores por localização e agrupamentos (k=40).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Sub-Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
Urbano	6	11	14	16	9	18	11	10	0	13	6	20	3	16	9	0	15	7	0	0	184
Rural	2	0	1	2	1	1	0	0	0	1	1	0	0	2	1	0	0	0	0	0	12
Total	8	11	15	18	10	19	11	10	0	14	7	20	3	18	10	0	15	7	0	0	196

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
Urbano	11	24	16	9	0	6	11	18	7	10	11	13	9	2	6	16	3	14	9	10	389
Rural	0	0	0	1	0	1	0	0	2	0	0	0	3	1	0	0	1	3	0	0	24
Total	11	24	16	10	0	7	11	18	9	10	11	13	12	3	6	16	4	17	9	10	413

Observando-se a distribuição dos consumidores no mapa topográfico quanto ao número de fases de ligação, apresentada na Tabela 4.25, pode-se perceber a mesma tendência de dispersão apontada nas comparações anteriores. Ressalta-se, no entanto, que 26% dos consumidores monofásicos estão concentrados nos agrupamentos 04, 14, 23, e 28, os bifásicos 26% dos consumidores bifásicos estão concentrados nos agrupamentos 06, 12, e 33, e os consumidores trifásicos 32% estão concentrados nos agrupamentos 03, 10, 14, 22 e 32.

Tabela 4.25 - Distribuição de consumidores por tipo de ligação e agrupamentos (k=40).

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
Monofásico	3	4	3	6	2	4	2	1	0	4	2	4		6			3	1			45
Bifásico	2		1	6	2	12	5	2	0		4	11	2	2	1		7	1			58
Trifásico	3	7	11	6	6	3	4	7	0	10	1	5	1	10	9		5	5			93
Total	8	11	15	18	10	19	11	10	0	14	7	20	3	18	10	0	15	7	0	0	196

Cluster / Faixa de Consumo	Agrupamentos (k)																				Total
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
Monofásico	4	2	7	4		1	3	6	2	1	1	2	2		5	3	2	5	1	1	97
Bifásico	6	2		3		3	6	4	6	4	7	1	9	2		4		4	2	5	126
Trifásico	1	20	9	3		3	2	8	1	5	3	10	1	1	1	9	2	8	6	4	190
Total	11	24	16	10	0	7	11	18	9	10	11	13	12	3	6	16	4	17	9	10	413

4.2 Classificação de consumidor ao agrupamento.

Para a classificação de um consumidor qualquer à curva típica de demanda (agrupamento) utilizou-se a teoria de conjuntos aproximados por meio da elaboração de sistemas de informação que contêm os atributos retirados do banco de dados de consumidor: código identificador do consumidor (CDC), a classe, a localização, o número de fases da ligação, a faixa de consumo. O número do agrupamento foi obtido através dos mapas de topográficos do item 4.1.

Nesta etapa do trabalho as regras foram geradas a partir de diversos valores de suporte e consistência visando uma boa classificação do consumidor à curva típica (agrupamento) medido através dos indicadores de desempenho estabelecido na metodologia.

4.2.1 Conjunto de Regras para 10 agrupamentos

As regras obtidas pela aplicação dos conceitos de Conjuntos Aproximados, em um total de 14, apresentaram consistências baixas, sendo que 86% das regras foram obtidas com valores de consistência menores que 0.4000, com apenas dois valores acima (regra 08 e 10). Ressalta-se que ao final de cada regra são apresentados os valores de suporte e consistência no formato (xxx, xxx).

- Regra 01: **SE** *faixa de consumo* = 3 **ENTÃO** *agrupamento* = 9 (15, 0.2632)
- Regra 02: **SE** *classe* = industrial **ENTÃO** *agrupamento* = 8 (32, 0.3636)
- Regra 03: **SE** *tipo de ligação* = Trifásico **ENTÃO** *agrupamento* = 8 (59, 0.3105)
- Regra 04: **SE** *classe* = Rural **ENTÃO** *agrupamento* = 9 (9, 0.3750)
- Regra 05: **SE** *classe* = Residencial **ENTÃO** *agrupamento* = 9 (56, 0.3128)
- Regra 06: **SE** *faixa de consumo* = 1 **ENTÃO** *agrupamento* = 9 (6, 0.3333)
- Regra 07: **SE** *classe* = Monofásico **ENTÃO** *agrupamento* = 9 (43, 0.3413)
- Regra 08: **SE** *classe* = Rural **ENTÃO** *agrupamento* = 9 (9, 0.4737)
- Regra 09: **SE** *faixa de consumo* = 2 **ENTÃO** *agrupamento* = 9 (25, 0.3333)
- Regra 10: **SE** *faixa de consumo* = 10 **ENTÃO** *agrupamento* = 8 (38, 0.5205)
- Regra 11: **SE** *faixa de consumo* = 8 **ENTÃO** *agrupamento* = 10 (7, 0.2917)
- Regra 12: **SE** *faixa de consumo* = 4 **ENTÃO** *agrupamento* = 9 (9, 0.2727)
- Regra 13: **SE** *classe* = Comercial = 9 **ENTÃO** *agrupamento* = 8 (7, 0.2800)
- Regra 14: **SE** *classe* = Comercial; *tipo de ligação* = Bifásico **ENTÃO** *agrupamento* = 2 (9, 0.2500)
- Regra 15: **SE** *classe* = Comercial **ENTÃO** *agrupamento* = 2 (1, 0.0001)
- Regra 16: **SE** *classe* = Iluminação Pública **ENTÃO** *agrupamento* = 11 (1, 2.0000)

A campanha de medidas não contemplou consumidores de iluminação pública pelo fato de apresentarem um comportamento característico e conhecido. Para essa classe de consumidores foi criada, então, uma curva típica de demanda associada a um agrupamento de número 11. A regra não foi obtida pela técnica de conjuntos aproximados, sendo inserida manualmente, recebendo a denominação de regra 16.

Durante o processo de classificação verificou-se que alguns consumidores da classe comercial não eram classificados em nenhum agrupamento e, por consequência, em nenhuma curva típica de demanda. Assim, a fim de solucionar essa imperfeição do processo, inserimos a regra de número 15, de forma manual, para que todos os consumidores da classe comercial fossem classificados.

4.2.2 Conjunto de Regras para 20 agrupamentos

As regras obtidas pela aplicação dos conceitos de Conjuntos Aproximados, em um total de 21, apresentaram valores de suportes baixos, sendo que 96% das regras foram obtidas com valores de suporte menores ou iguais a 2, com apenas um suporte igual a 31. Ressalta-se que ao final de cada regra são apresentados os valores de suporte e consistência no formato (xxx, xxx).

- Regra 01: **SE** *faixa de Consumo* 10 **ENTÃO** *agrupamento* = 14 (31, 0.4247)
- Regra 02: **SE** *classe* = Comercial, e *faixa de Consumo* = 1 **ENTÃO** *agrupamento* = 8 (2, 0.5000)

- Regra 03: **SE** *classe* =Comercial, e *faixa de consumo* =8 **ENTÃO** *agrupamento* =7 (3, 0.6000)
- Regra 04: **SE** *classe* =Industrial, e *faixa de consumo* =3 **ENTÃO** *agrupamento* =10 (2, 0.5000)
- Regra 05: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo* =7 **ENTÃO** *agrupamento* =15 (5, 0.4545)
- Regra 06: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo* = 9 **ENTÃO** *agrupamento* =11 (6, 0.5000)
- Regra 07: **SE** *classe* =Rural, e *faixa de consumo* =3 **ENTÃO** *agrupamento* =8 (2, 0.5000)
- Regra 08: **SE** *classe* =Rural, e *faixa de consumo* =2 **ENTÃO** *agrupamento* =2 (2, 0.5000)
- Regra 09: **SE** *classe* =Rural, e *tipo de Ligação* =Bifásico **ENTÃO** *agrupamento* =19 (2, 0.4000)
- Regra 10: **SE** *classe* =Comercial, e *localização* =Rural **ENTÃO** *agrupamento* =14 (2, 0.6667)
- Regra 11: **SE** *faixa de Consumo* =7, e *tipo de Ligação* =Monofásico **ENTÃO** *agrupamento* =7 (2, 0.5000)
- Regra 12: **SE** *faixa de Consumo* =1, e *tipo de Ligação* =Bifásico **ENTÃO** *agrupamento* =11 (2, 0.6667)
- Regra 13: **SE** *faixa de Consumo* =8, e *tipo de Ligação* =Monofásico **ENTÃO** *agrupamento* =7 (2, 0.5000)
- Regra 14: **SE** *faixa de Consumo* =4, e *tipo de Ligação* =Monofásico **ENTÃO** *agrupamento* =2 (3, 0.4286)
- Regra 15: **SE** *faixa de Consumo* =6, e *tipo de Ligação* =Monofásico **ENTÃO** *agrupamento* =11 (2 0.6667)
- Regra 16: **SE** *faixa de Consumo* =3, e *localização* =Rural **ENTÃO** *agrupamento* =8 (2, 0.4000)
- Regra 17: **SE** *faixa de Consumo* =2, e *localização* =Rural **ENTÃO** *agrupamento* =2 (2, 0.5000)
- Regra 18: **SE** *tipo de Ligação* =Bifásico, e *localização* =Rural **ENTÃO** *agrupamento* =19 (2, 0.4000)
- Regra 19: **SE** *tipo de Ligação* =Trifásico, e *localização* =Rural **ENTÃO** *agrupamento* =14 (3, 0.4286)
- Regra 20: **SE** *classe* =Comercial, e *faixa de consumo* = 3, e *tipo de ligação* = Monofásico **ENTÃO** *agrupamento*=10 (2, 0.5000)
- Regra 21: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo* = 5, e *tipo de ligação* = Monofásico **ENTÃO** *agrupamento*=13 (2, 0.4000)
- Regra 22: **SE** *classe* =Comercial **ENTÃO** *agrupamento* = 7 (1, 0.0001)
- Regra 23: **SE** *classe* =Industrial **ENTÃO** *agrupamento* =14 (1, 0.0001)
- Regra 24: **SE** *classe* =Residencial **ENTÃO** *agrupamento* =8 (1, 0.0001)
- Regra 25: **SE** *classe* =Rural **ENTÃO** *agrupamento* =8 (1, 0.0001)
- Regra 26: **SE** *classe* =Iluminação Pública **ENTÃO** *agrupamento* =21 (1, 2.0000)

À semelhança do que foi feito no processo de geração de regras para 10 agrupamentos, foi inserido manualmente a regra de número 26 para possibilitar a classificação dos consumidores de iluminação pública em um agrupamento específico de número 21.

Durante o processo dessa classificação, verificou-se, igualmente, que alguns consumidores da classe comercial, industrial, residencial e rural não eram classificados em nenhum agrupamento e, por consequência, em nenhuma curva típica de demanda. Assim, a fim de solucionar essa imperfeição do processo, inseriram-se as regras de números 22, 23, 24 e 25, de forma manual, para que todos os consumidores fossem classificados.

4.2.3 Conjunto de Regras para 40 agrupamentos

As regras obtidas pela aplicação dos conceitos de Conjuntos Aproximados, em um total de 32, apresentaram consistências baixas, sendo que 92% das regras foram obtidas com valores de consistência menores que 0.4000, com apenas um valor acima (regra 23). Ressalta-se que ao final de cada regra são apresentados os valores de suporte e consistência no formato (xxx, xxx).

- Regra 01: **SE** *faixa de consumo*=1 **ENTÃO** *agrupamento*=6 (4, 0.2222)
- Regra 02: **SE** *classe* =Rural **ENTÃO** *agrupamento*=33 (3, 0.1579)
- Regra 03: **SE** *faixa de consumo*=10 **ENTÃO** *agrupamento*=22 (15, 0.2055)
- Regra 04: **SE** *faixa de consumo*=6 **ENTÃO** *agrupamento*=32 (3, 0.1500)
- Regra 05: **SE** *classe* =Comercial, e *faixa de consumo*=7 **ENTÃO** *agrupamento*= 36 (3, 0.2500)
- Regra 06: **SE** *classe* =Comercial, e *faixa de consumo*= 2 **ENTÃO** *agrupamento*= 8 (2, 0.1538)
- Regra 07: **SE** *classe* = Comercial, e *faixa de consumo*= 9 **ENTÃO** *agrupamento*=8 (4, 0.1600)
- Regra 08: **SE** *classe* = Comercial, e *faixa de consumo*= 8 **ENTÃO** *agrupamento*= 30 (2, 0.4000)
- Regra 09: **SE** *classe* =Industrial, e *faixa de consumo*= 7 **ENTÃO** *agrupamento*= 10 (3, 0.3000)
- Regra 10: **SE** *classe* =Industrial, e *faixa de consumo*= 9 **ENTÃO** *agrupamento*= 32 (3, 0.2500)
- Regra 11: **SE** *classe* =Industrial, e *faixa de consumo*= 8 **ENTÃO** *agrupamento*= 15 (2, 0.2857)
- Regra 12: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo*= 7 **ENTÃO** *agrupamento*= 28 (3, 0.2727)
- Regra 13: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo*= 9 **ENTÃO** *agrupamento*= 7 (3, 0.2500)
- Regra 14: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo*= 5 **ENTÃO** *agrupamento*=21 (3, 0.2000)
- Regra 15: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo*= 8 **ENTÃO** *agrupamento*= 28 (2, 0.2000)
- Regra 16: **SE** *classe* =Comercial, e *tipo de ligação*= Bifásico **ENTÃO** *agrupamento*= 23 (6, 0.1667)
- Regra 17: **SE** *classe* =Comercial, e *tipo de ligação*= Monofásico **ENTÃO** *agrupamento*= 30 (4, 0.1600)
- Regra 18: **SE** *classe* =Industrial, e *tipo de ligação*= Bifásico **ENTÃO** *agrupamento*=10 (2, 0.2500)
- Regra 19: **SE** *classe* =Industrial, e *tipo de ligação*= Trifásico **ENTÃO** *agrupamento*= 22 (12, 0.1500)
- Regra 20: **SE** *classe* =Residencial, e *tipo de ligação*= Trifásico **ENTÃO** *agrupamento*=28 (7, 0.1667)
- Regra 21: **SE** *faixa de consumo*= 3, e *tipo de ligação* =Trifásico **ENTÃO** *agrupamento*=15 (2, 0.2222)
- Regra 22: **SE** *faixa de consumo*=7, e *tipo de ligação*= Bifásico **ENTÃO** *agrupamento*= 28 (2, 0.1538)
- Regra 23: **SE** *faixa de consumo*=7, e *tipo de ligação*= Monofásico **ENTÃO** *agrupamento*=36 (2, 0.5000)
- Regra 24: **SE** *faixa de consumo*=5, e *tipo de ligação* = Bifásico **ENTÃO** *agrupamento*= 21 (2, 0.1818)
- Regra 25: **SE** *faixa de consumo*= 5, e *tipo de ligação* = Trifásico **ENTÃO** *agrupamento*=6 (2, 0.1667)
- Regra 26: **SE** *faixa de consumo*=4, e *tipo de ligação* = Bifásico **ENTÃO** *agrupamento*=4 (2, 0.1538)
- Regra 27: **SE** *tipo de ligação* = Bifásico, e *localização*= Rural **ENTÃO** *agrupamento*=1 (2, 0.4000)
- Regra 28: **SE** *tipo de ligação* =Trifásico, e *localização*= Rural **ENTÃO** *agrupamento*= 14 (2, 0.2857)
- Regra 29: **SE** *tipo de ligação* =Monofásico, e *localização*= Rural **ENTÃO** *agrupamento*=33 (3, 0.2500)
- Regra 30: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo* =3, e *tipo de ligação*= Bifásico **ENTÃO** *agrupamento*= 4 (2, 0.2857)

Regra 31: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo*= 3, e *tipo de ligação* = Monofásico **ENTÃO** *agrupamento*=12 (4, 0.1538)

Regra 32: **SE** *classe* =Residencial, e *faixa de consumo*= 2, e *tipo de ligação* =Bifásico **ENTÃO** *agrupamento*=17 (2, 0.1818)

Regra 33: **SE** *classe* = Comercial **ENTÃO** *agrupamento*= 8 (1, 0.0001)

Regra 34: **SE** *classe* = Industrial **ENTÃO** *agrupamento*= 8 (1, 0.0001)

Regra 35: **SE** *classe* = Residencial **ENTÃO** *agrupamento*= 4 (1, 0.0001)

Regra 36: **SE** *classe* = Rural **ENTÃO** *agrupamento*= 4 (1, 0.0001)

Regra 37: **SE** *classe* = Iluminação Pública **ENTÃO** *agrupamento*= 41 (1, 2.0000)

À semelhança do que foi feito no processo de geração de regras para 10 e 20 agrupamentos, também foi inserida, manualmente, a regra de número 37, para possibilitar a classificação dos consumidores de iluminação pública em um agrupamento específico de número 41.

Da mesma forma, nessa situação, durante o processo de classificação verificou-se que alguns consumidores das quatro classes - comercial, industrial, residencial e rural - não estavam classificados em algum tipo de agrupamento, em nenhuma curva típica de demanda, portanto. A fim de solucionar essa imperfeição do processo, inseriram-se as regras de números 33, 34, 35 e 36, de forma manual, para que todos os consumidores fossem classificados.

4.3 Curvas Estimadas *versus* Medidas (SOM/Conjuntos Aproximados)

A avaliação dos resultados obtidos por essa metodologia se fez por comparação da curva de demanda estimada *versus* a curva medida, em intervalos de 15 em 15 minutos, em uma amostra de 95 transformadores, conforme detalhado na tabela 4.26.

Tabela 4.26 - Distribuição das unidades transformadoras da amostra.

Potência (kVA)	Nº de Transformadores	Nº de Consumidores	Consumo (kWh)
15	2	60	4.890
25	1	4	736
30	26	1.110	124.308
45	41	2.211	295.394
75	21	1.633	275.816
112,5	4	335	84.164
Total	95	5.353	785.308

Foram selecionados 18 transformadores, da amostra, para apresentação da curva estimada *versus* a curva medida, cujas características são mostradas na Tabela 4.27.

Tabela 4.27 - Distribuição de consumidores nos transformadores por classe e consumo.

Nº de Ordem	Trafos / Classe	Residencial	Comercial	Industrial	IP	Total	Consumo (kWh)
01	CT 007	70	1	0	1	72	9.931
02	CT 008	51	0	0	1	52	5.272
03	CT 009	3	12	1	1	17	13.887
04	CT 010	48	0	1	1	50	6.296
05	CT 022	65	0	0	1	66	8.188
06	CT 025	54	1	0	1	56	5.717
07	CT 029	1	2	0	1	4	1.199
08	CT 033	59	0	1	1	61	6.171
09	CT 057	36	8	0	1	45	10.566
10	NT 005	29	1	0	1	31	5.415
11	NT 007	112	3	0	1	116	14.755
12	NT 008	36	4	0	1	41	7.014
13	NT 013	41	13	0	1	55	8.828
14	NT 016	57	6	0	1	64	6.391
15	NT 042	68	1	0	1	70	4.085
16	ST 003	50	15	1	1	67	19.295
17	ST 028	54	10	1	1	66	14.336
18	ST 030	86	5	0	1	92	15.297
Total		920	82	5	18	1.025	162.643

4.3.1 Curvas Estimada versus Medidas para 10 agrupamentos

Na Figura 4.13 são apresentadas as comparações entre as curvas estimadas versus medidas, sendo que a curva vermelha representa os valores estimados, a curva azul os medidos e a cor verde o desvio padrão dos valores medidos, dos transformadores de 01 a 12.

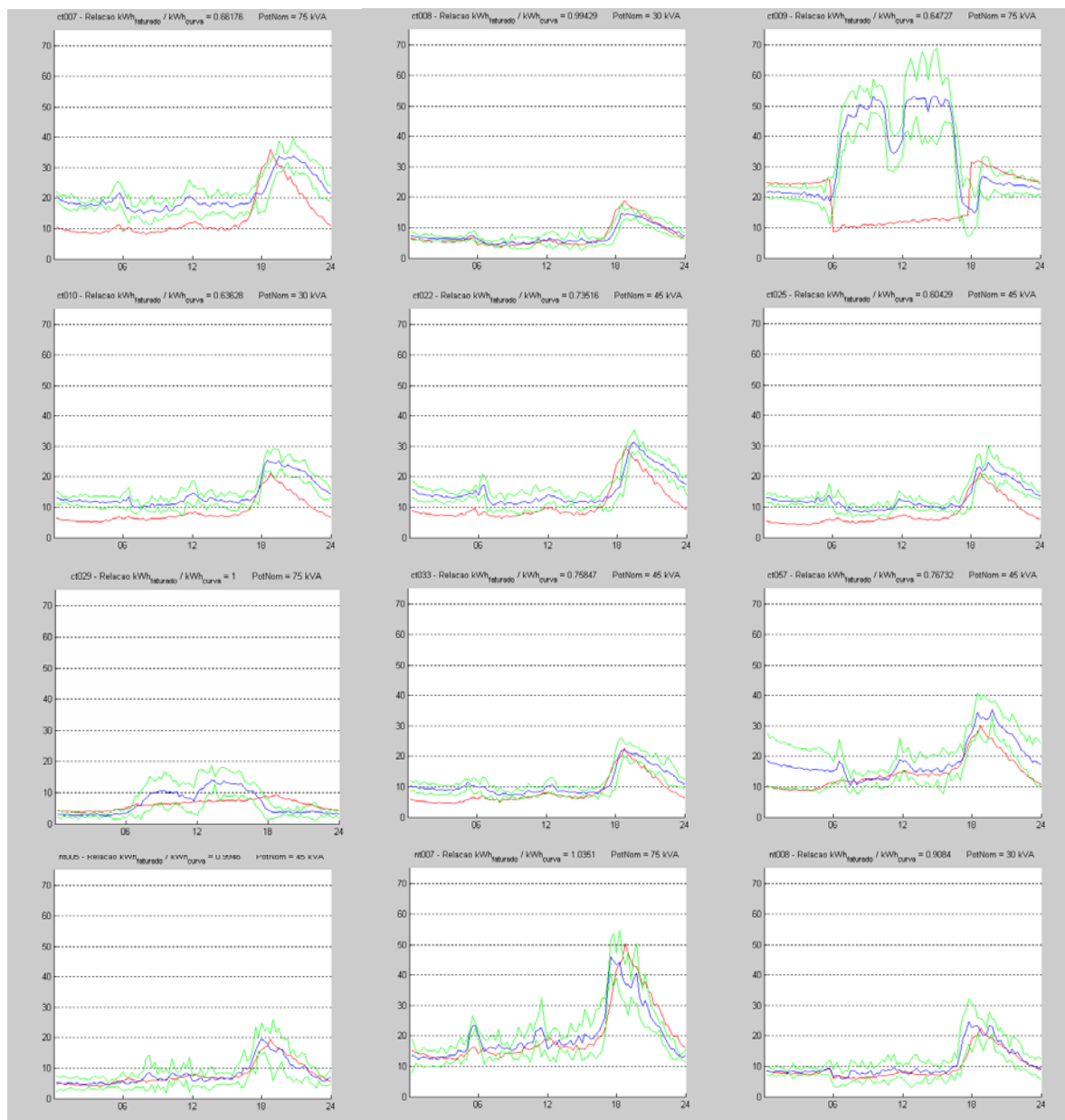


Figura 4.13 - Curvas estimada versus medida em 12 transformadores da amostra para k=10.

A seguir, apresentam-se, na Figura 4.14, as comparações entre as curvas estimadas *versus* medidas, em que a curva vermelha representa os valores estimados, a curva azul os medidos e a de cor verde, o desvio padrão dos valores medidos, dos transformadores de 13 a 18.

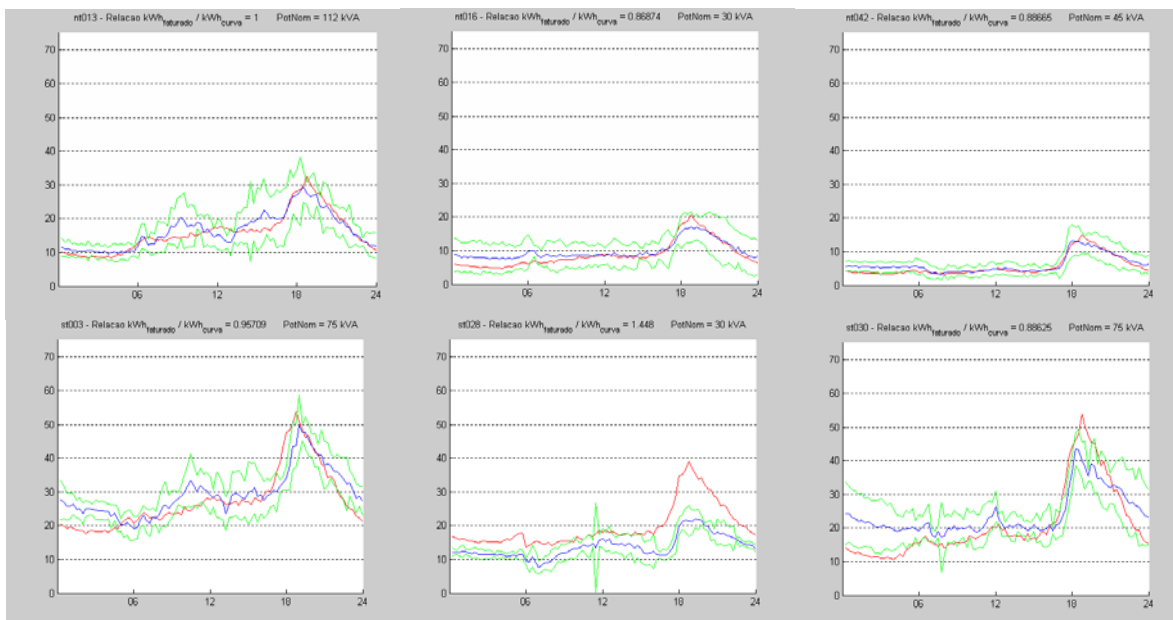


Figura 4.14 - Curvas estimada *versus* medida em 06 transformadores da amostra para k=10.

Observa-se uma boa aderência entre as curvas estimada *versus* medida, com exceção dos valores do transformador CT009. Conforme pode ser visto na Tabela 4.27, dos 17 consumidores conectados ao transformador, 70,6% são da classe comercial, 17,6% da residencial, 5,9% da industrial e 5,9% da iluminação pública, distribuição diferente dos outros transformadores apresentados, nos quais a classe predominante era a residencial. Constata-se, ainda, que, do total de consumo desse transformador de 13.887 kWh, 47% são provenientes de consumidores da classe comercial/industrial, 46% de iluminação pública e somente 7% de consumidores da classe residencial.

Tal fato pode ter ocorrido por dois fatores: o primeiro deles, devido à deficiência no processo de classificação pela falta de atributos no banco de dados de consumidores. Possivelmente o atributo “atividade”, não utilizado neste trabalho pela constatação da baixa confiabilidade das informações, poderia explicar melhor este processo. O segundo fator, no caso específico do transformador CT 009, pode-se dever à existência de fraude no circuito, fato este não detectável pela metodologia.

Verificou-se, ainda, que a aderência entre as curvas são melhores na medida que a energia sob as curvas tendem a ser iguais.

Conforme estabelecido na metodologia, a validação do método foi feita por meio da análise de dois indicadores: erro médio relativo percentual e erro máximo relativo percentual, para cada transformador da amostra, cujos valores estão apresentados na Figura 4.15.

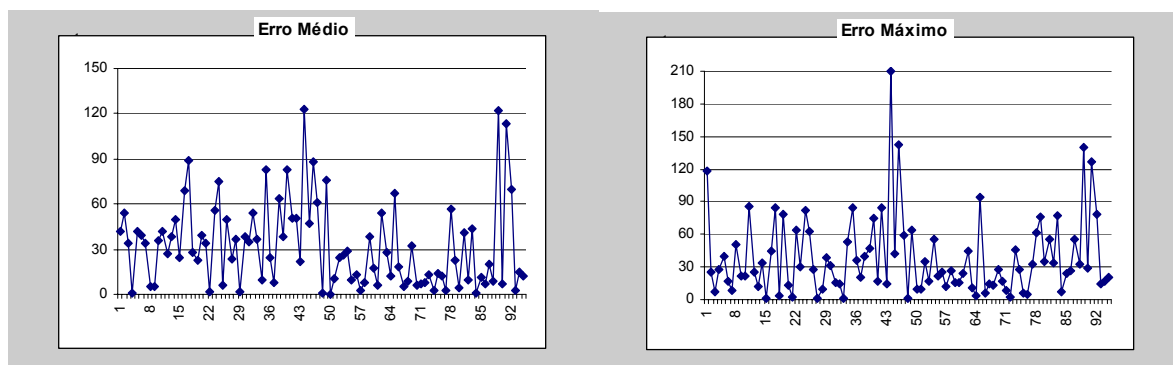


Figura 4.15 - Distribuição de valores de erros médio e máximo relativo percentual para $k=10$.

Complementarmente, avaliaram-se os erros no 1º, 2º (mediana) e 3º quartis, a média e o desvio padrão dos erros médio e máximo, cujos valores são apresentados na Tabela 4.28.

Tabela 4.28 - Indicadores de avaliação da metodologia para $k=10$.

Indicador	Erro Médio	Erro Máximo
1º quartil	8,80%	13,90%
2º quartil (mediana)	26,50%	27,40%
3º quartil	47,40%	55,30%
Média	32,02%	38,19%
Desvio padrão	28,07%	36,14%

4.3.2 Curvas Estimada *versus* Medida para 20 agrupamentos

Na Figura 4.16 são apresentadas as comparações entre as curvas estimada *versus* medida, sendo que a curva vermelha representa os valores estimados, a curva azul, os medidos e a de cor verde, o desvio padrão dos valores medidos, dos transformadores de 01 a 12.

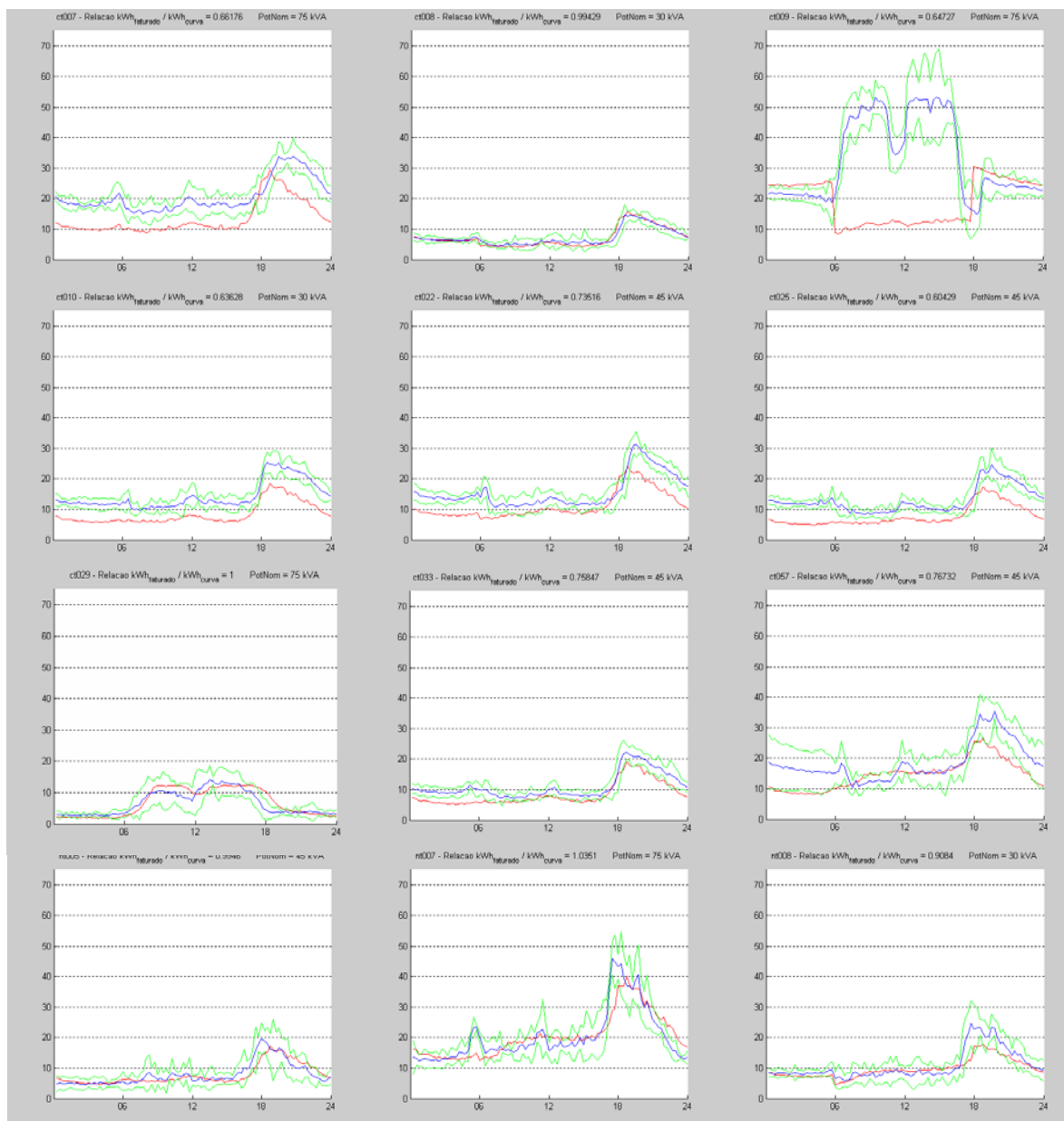


Figura 4.16 - Curvas estimada *versus* medida em 12 transformadores da amostra para $k=20$.

Na Figura 4.17 são apresentadas as comparações entre as curvas estimada *versus* medida, sendo que a curva vermelha representa os valores estimados; a curva azul, os medidos e a de cor verde, o desvio padrão dos valores medidos, dos transformadores de 13 a 18.

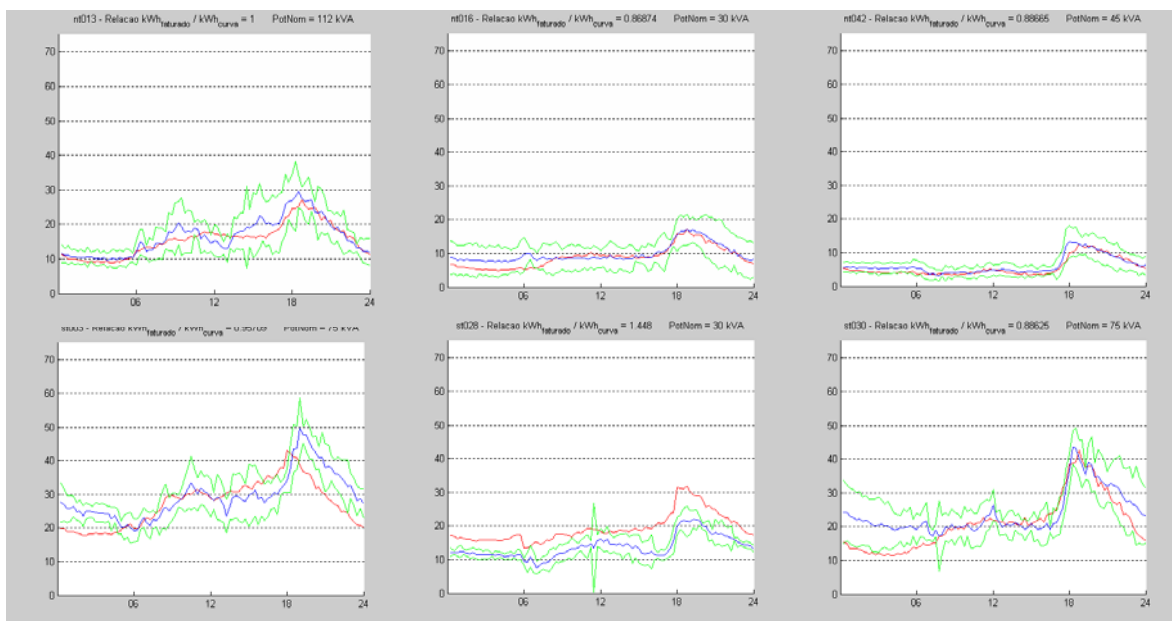


Figura 4.17 - Curvas estimada versus medida em 06 transformadores da amostra para $k=20$.

Semelhantemente aos resultados obtidos para 10 agrupamentos, observa-se uma boa aderência entre as curvas estimadas *versus* medidas, com exceção ao resultado do transformador CT009.

A exemplo dos resultados apresentados na seção 4.3.1, a Figura 4.18 apresenta a distribuição de valores de erros médio e máximo relativo percentual. Observa-se ainda erros da ordem de 120% para o erro médio e de 150% para o erro máximo.

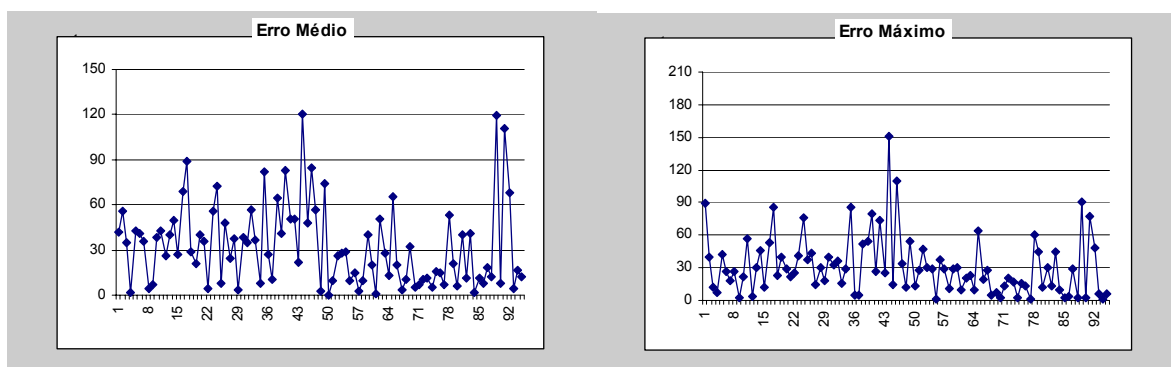


Figura 4.18 - Distribuição de valores de erros médio e máximo relativo percentual para $k=20$.

Complementarmente, avaliaram-se os erros nos 1º, 2º (mediana) e 3º quartis, a média e o desvio padrão dos erros médio e máximo, cujos valores são apresentados na Tabela 4.29.

Tabela 4.29 - Indicadores de avaliação da metodologia (k=20)

Indicador	Erro Médio	Erro Máximo
1º quartil	10,00%	12,10%
2º quartil (mediana)	27,30%	26,70%
3º quartil	48,20%	42,50%
Média	32,35%	31,10%
Desvio padrão	27,28%	27,04%

4.3.3 Curvas Estimada *versus* Medida para 40 agrupamentos

Na Figura 4.19 são apresentadas as comparações entre as curvas estimadas *versus* medidas, em que a curva vermelha representa os valores estimados; a curva azul, os medidos e a de cor verde, o desvio padrão dos valores medidos, dos transformadores de 01 a 09 da amostra.



Figura 4.19 - Curvas estimada versus medida em 09 transformadores da amostra para k=40.

Da mesma forma e representação das curvas, pelas cores, a Figura 4.20 apresenta as comparações entre as curvas estimadas *versus* medidas dos transformadores de 10 a 18 da amostra.



Figura 4.20 - Curvas estimada versus medida em 09 transformadores da amostra para k=40.

Pelos resultados apresentados aqui, semelhantemente aos apresentados nas seções 4.3.1 e 4.3.2 observa-se melhor aderência entre as curvas estimada *versus* medida nos transformadores cuja predominância de consumo é da classe residencial. Essa observação reforça a tese de que os atributos disponibilizados foram insuficientes para realizar uma boa classificação.

Verifica-se, ainda, que uma melhor aderência entre as curvas estimada *versus* medida quando a energia sob as curvas tendem a ser iguais, fato este difícil de ocorrer pelo fato de o consumo utilizado para estimação apresentar uma defasagem de, pelo menos, 30 dias.

A exemplo dos resultados apresentados na seção 4.3.1 e 4.3.2, a Figura 4.21 apresenta a distribuição de valores de erros médio e máximo relativo percentual. Observam-se, ainda, erros da ordem de 120% para o erro médio e de 150% para o erro máximo, para os mesmos transformadores.

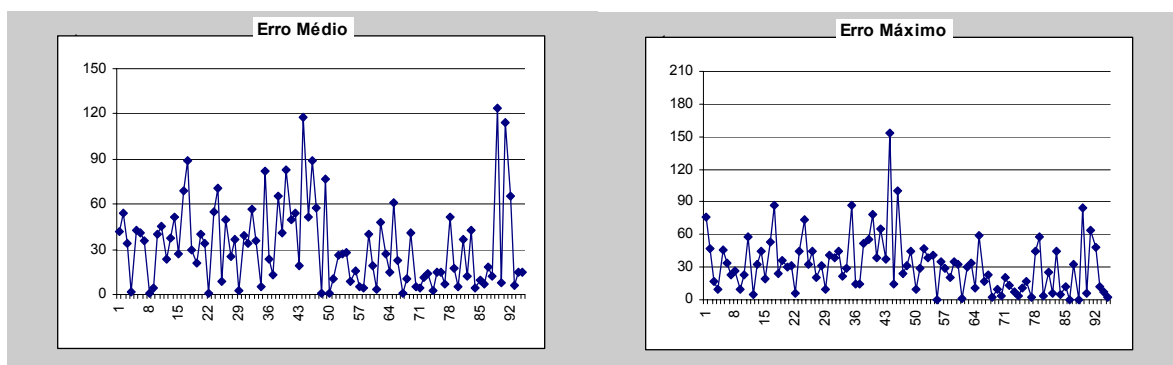


Figura 4.21 - Distribuição de valores de erros médio e máximo relativo percentual para $k=40$).

Complementarmente, avaliaram-se os erros nos 1º, 2º (mediana) e 3º quartis, a média e o desvio padrão dos erros médio e máximo, cujos valores são apresentados na Tabela 4.30, a seguir:

Tabela 4.30 - Indicadores de avaliação da metodologia ($k=40$)

Indicador	Erro Médio	Erro Máximo
1º quartil	9,50%	10,70%
2º quartil (mediana)	26,80%	28,90%
3º quartil	48,30%	45,10%
Média	32,26%	31,80%
Desvio padrão	27,63%	25,90%

4.4 Aplicação da curva KVAS

Para estimar o valor de demanda máxima nos 95 transformadores de distribuição da amostra utilizou-se a curva KVAS, encontrada pela equação 4.1.

$$A + B.k.Wh^C + D \quad (4.1)$$

Os parâmetros A , B, C e D da equação 4.1, utilizados neste trabalho, são os valores em uso pela distribuidora local, por conjunto de cidades, sendo A e B nulos e os outros parâmetros, conforme descritos na tabela 4.31.

Tabela 4.31 - Parâmetros B e C da curva KVAS

Cidades	B	C
Campo Grande	0,0183	0,8566
Amambai, Anastácio, Aquidauana, Bandeirantes, Bela Vista, Caarapó, Camapuã, Corguinho, Corumba, Coxim, Dois Irmãos do Buriti, Dourados, Eldorado, Fátima do Sul, Guia Lopes da Laguna, Jaraguari, Jardim, Ladário, Maracajú, Miranda, Mundo Novo, Navirai, Ponta Porã, Rio Brilhante, Rio Negro, Rio Verde de Mato Grosso, Rochedo, São Gabriel d'Oeste, Sidrolândia, Sonora, Terenos	0,0228	0,8701
Água Clara, Alcínópolis, Angélica, Antônio João, Aparecida do Taboado, Aral Moreira, Bataguassú, Bataiporã, Bodoquena, Bonito, Caracol, Cassilândia, Chapadão do Sul, Costa Rica, Deodápolis, Douradina, Glória de Dourados, Iguatemi, Inocência, Itaporã, Itaquiraí, Ivinhema, Japorã, Jateí, Juty, Nioaque, Nova Alvorada do Sul, Nova Andradina, Novo Horizonte do Sul, Paranaíba, Paranhos, Pedro Gomes, Porto Murtinho, Ribas do Rio Pardo, Rio Verde do Sul, Sete Quedas, Tacuru, Taquarussú, Vicentina	0,0441	0,7815

Com a aplicação dessa metodologia se obtém o ponto de máximo para cada transformador. A Figura 4.22 apresenta a curva de distribuição de erro máximo na amostra em que a mediana foi de 51%.

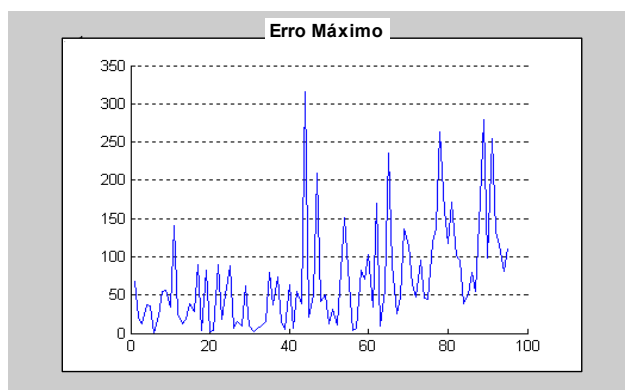


Figura 4.22 - Distribuição de valores de erros máximo percentual (curva KVAS)

4.5 Comparação dos resultados da SOM/CA para 10, 20 e 40 agrupamentos

A Tabela 4.32 apresenta os resultados da aplicação da metodologia SOM/Conjuntos aproximados para diferentes valores de agrupamentos, $K = 10, 20$ e 40 . Observa-se que os valores de erros médios são muito próximos para todos os agrupamentos, incluindo a média e o desvio padrão dos erros. Isso mostra que se pode utilizar qualquer um dos agrupamentos quando os cálculos elétricos estão relacionados com a demanda média, por exemplo, cálculo das perdas elétricas (energia).

Para os casos nos quais se necessitam os valores máximos, por exemplo, no carregamento de equipamentos, valores de tensão no patamar de carga pesada, os resultados de $k=20$ e 40 agrupamentos apresentaram melhores resultados, ou seja, os valores estão menos dispersos.

Tabela 4.32 - Comparação dos erros para $k = 10, 20$ e 40 .

Indicador	SOM/Conjuntos Aproximados					
	Erro Médio			Erro Máximo		
	k=10	k= 20	k= 40	k=10	k= 20	k = 40
1º quartil	8,80%	10,00%	9,50%	13,90%	12,10%	10,70%
2º quartil (mediana)	26,50%	27,30%	26,80%	27,40%	26,70%	28,90%
3º quartil	47,40%	48,20%	48,30%	55,30%	42,50%	45,10%
Média	32,02%	32,35%	32,26%	38,19%	31,10%	31,80%
Desvio padrão	28,07%	27,28%	27,63%	36,14%	27,04%	25,90%

4.5 Comparação dos resultados da SOM/CA versus curva KVAS

A comparação entre as metodologias só pode ser realizada com valores de erros máximo, por causa da limitação do método KVAS. Observa-se uma redução dos erros, que varia de $-46,27\%$ a $-43,33\%$, conforme mostra a Tabela 4.33, a seguir:

Tabela 4.33 - Comparação dos resultados SOM/CA versus curva KVAS

Metodologias	Erro máximo (%)	Variação (SOM/CA - KVAS)
	Mediana	
SOM/CA - K= 10	27,40%	-23,60%
SOM/CA - K= 20	26,70%	-24,30%
SOM/CA - K = 40	28,90%	-22,10%
Curva KVAS	51,00%	

4.6 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os resultados e as discussões da aplicação da metodologia descrita no capítulo 3. Observa-se, através da curva de erro *versus* número de agrupamentos, na figura 4.2, uma tendência de estabilização entre 10 e 40 agrupamentos. A comparação dos indicadores de desempenho dos resultados apontam valores de erros médios muito próximos, enquanto que para erros máximos os resultados de K= 20 e 40 se apresentaram melhores, conforme apresentado na tabela 4.32.

Isso mostra que se pode utilizar qualquer um dos agrupamentos quando os cálculos elétricos estão relacionados com a demanda média, por exemplo, no cálculo das perdas elétricas. Para os casos em que se necessitam os valores máximos, por exemplo, em carregamento de equipamentos, valores de tensão no patamar de carga pesada, os resultados com 20 e 40 agrupamentos, apontados na tabela 4.32, apresentaram melhores resultados.

Por outro lado, observa-se que a metodologia proposta, utilizando IA, apresenta valores muito menores de erros máximos quando comparados com a curva KVAS, cuja redução varia de -23,6% a -22,1%.

No próximo capítulo serão apresentadas aplicações práticas de utilização das curvas típicas de demanda na simulação do comportamento elétrico do sistema de distribuição por meio do software em uso pela distribuidora local.

5 APLICAÇÕES PRÁTICAS

Este capítulo apresenta as aplicações práticas do resultado desta pesquisa, as curvas típicas de demanda em consumidores de baixa tensão nos sistemas em uso na Empresa: sistema de planejamento integrado de redes – Interplan; cálculo das perdas técnicas - Pertec e de cálculo de carregamento de transformadores de distribuição.

5.1 Sistema de Planejamento Integrado de Redes - InterPlan

Este é um sistema computacional de planejamento cujo objetivo é o de realizar estudos de comportamento da rede de distribuição de média e baixa tensão, para fins de operação e expansão de redes de distribuição de energia elétrica de média tensão.

Para a realização dos trabalhos o sistema foi desenvolvido com módulos de análise de desempenho e de seleção de alternativas de reforços, com a utilização de modelos de otimização. Também são contempladas alterações topológicas da rede para melhoria do desempenho técnico (níveis de tensão, carregamento, perdas). A sua aplicação em cada região específica da área de concessão da empresa (por exemplo, nas regionais) resulta na obtenção do plano de obras, com a definição da capacidade, localização geográfica e ano de implantação dos reforços a serem considerados.

O sistema conta com as seguintes características e módulos: Sistema Geo-referenciado, Visualização de Cartografia, Demanda Diversificada, Fluxo de Potência, Curto-Circuito, Manobras, Edição de Rede / Reforços, Suporte Reativo – Bancos de Capacitores e Reguladores de Tensão, Mercado Global / Espacial, Diagnóstico do Sistema e Proposição de Reforços, Otimização do Sistema e Plano de Obras

Dentre os módulos, destaca-se o de cálculo da demanda diversificada, que visa estabelecer a demanda por patamares do dia (2 a 4 períodos do dia) e por centro de carga, a partir de dados de faturamento dos consumidores primários e secundários e da utilização de curvas típicas de demanda que representam o perfil de consumo de energia das diversas classes de consumidores (comercial, industrial, residencial e rural).

O sistema Interplan foi desenvolvido em linguagem de programação C++, ambiente Builder da Borland, para uso em micro computadores com sistema operacional WINDOWS 98 ou superior, requerendo, no mínimo, 128 Mb de memória (ideal 512 Mb), e 2 Gb de disco rígido.

A figura 5.1 apresenta as telas de abertura do sistema e de resultado de uma simulação de rede com as informações de carregamento, trecho a trecho, níveis de tensão nas barras, perdas em patamares de carga.

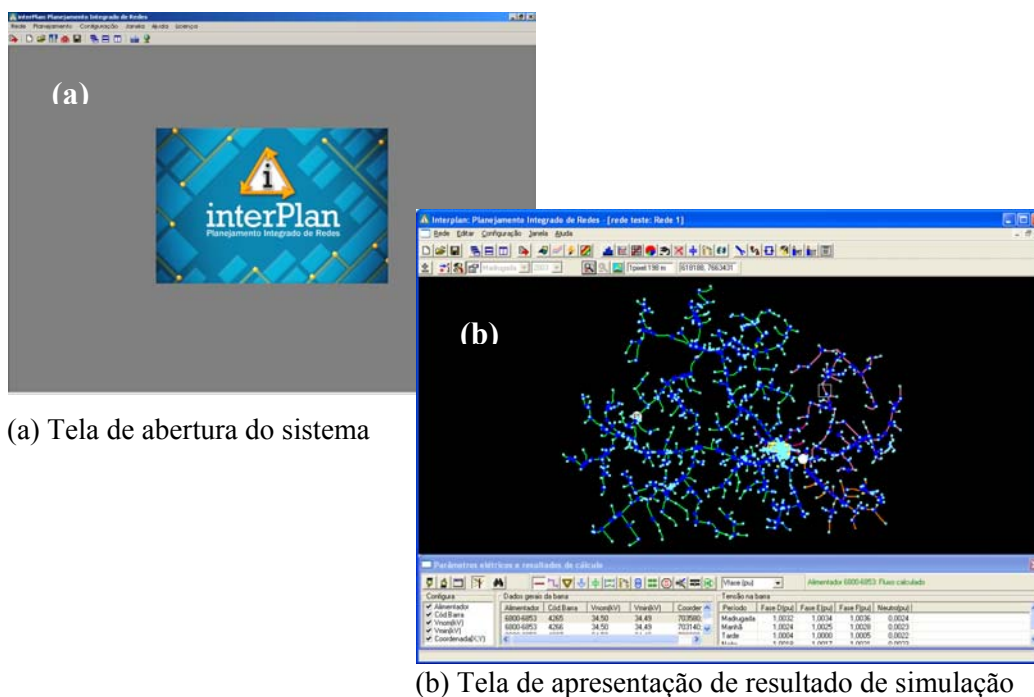


Figura 5.1 - Planejamento Integrado de Redes - InterPlan

A simulação do comportamento elétrico da rede se dá a partir da curva de demanda de cada consumidor de baixa tensão, obtido através do consumo mensal (kWh), de seus atributos e das curvas típicas. A composição das curvas de cada consumidor do circuito resulta na curva de demanda do transformador. Com as curvas de demanda dos diversos transformadores de um circuito associadas às curvas de demanda dos consumidores primários (média tensão) obtém-se a curva de carga no início do alimentador.

Conhecendo-se o valor da corrente (ou potência) máxima, medida no início do alimentador (medição na subestação), e do horário de ocorrência, calcula-se fator de correção que é aplicado às curvas de carregamento dos transformadores presentes na rede.

Para exemplificar a utilização de curvas de típicas em aplicativos dedicados, escolheu-se, a título de exemplo, uma estação de transformação (ET) cujo número é 3057, suprida por um

curva de carga na determinação do carregamento nos patamares de carga pesada, média e leve, representado pelos períodos de madrugada, manhã, tarde e noite, por fase do circuito.

Tabela 5.2 - Carregamento da estação transformador ET 3057

Período	P _A (kW)	FP _A	P _B (kW)	FP _B	P _C (kW)	FP _C	P _{3f} (kW)	S _{3f} (kVA)	FP _C	C (%)
Madrugada	7,09	0,92	5,63	0,92	4,78	0,92	17,50	19,06	0,92	16,94%
Manhã	11,66	0,92	9,55	0,92	7,99	0,92	29,20	31,83	0,92	28,30%
Tarde	18,02	0,92	14,80	0,92	12,70	0,92	45,52	49,70	0,92	44,18%
Noite	16,56	0,92	13,38	0,92	11,65	0,92	41,59	45,39	0,92	40,35%

O desempenho da rede com relação aos valores de tensão e carregamento são demonstrados nas figuras 5.3 e 5.4. As variações de tensões e correntes significativas entre fases se deve à distribuição das cargas nas fases do circuito.

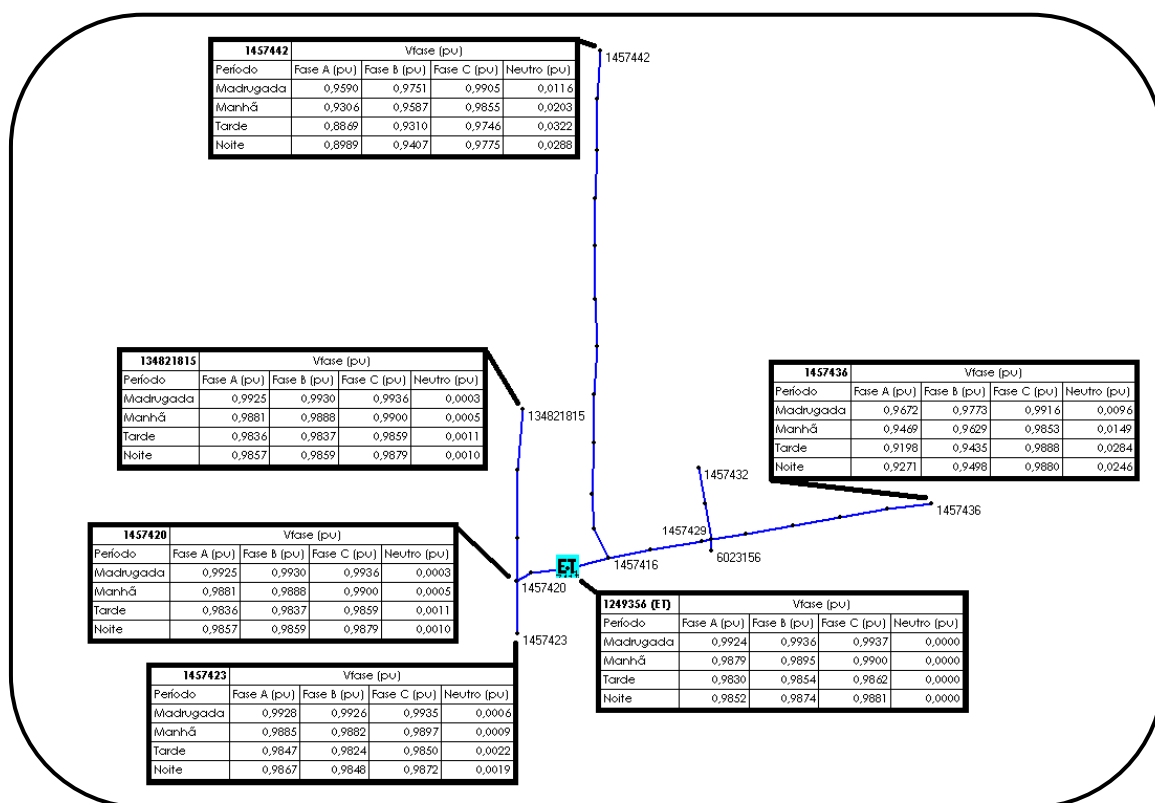


Figura 5.3 - Desempenho de tensão do circuito de baixa tensão da ET 3057

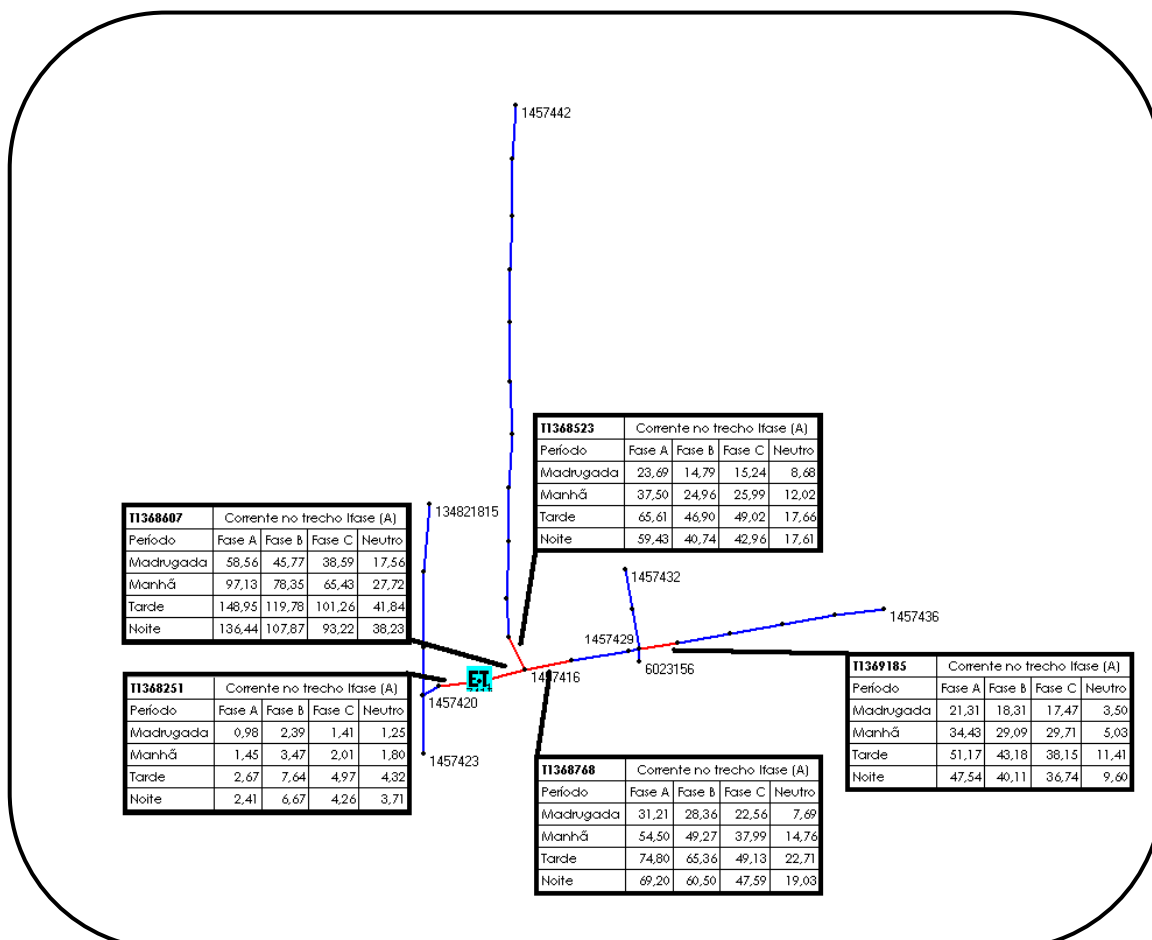


Figura 5.4 - Desempenho de carregamento do circuito de baixa tensão da ET 3057

5.2 Sistema de Cálculo das Perdas Técnicas - Pertec

Trata-se de um sistema computacional de avaliação das perdas técnicas na subestação de distribuição, rede primária, transformador de Distribuição, rede secundária, ramal de ligação, medidor de energia e equipamentos (regulador de tensão, banco de capacitores e outros).

O cálculo elétrico detalhado é realizado com a utilização de curvas típicas de demanda de consumidores de baixa e média tensão. Os valores de perdas são calculados em demanda (em kW e em %) e em energia (em kWh e em %), em base mensal. O sistema está preparado para apresentar os resultados com os seguintes relatórios:

- Valores de perdas por segmento, por exemplo, se for selecionado o segmento rede primária, deverão ser apresentados os valores de perdas de todas as redes que foram calculadas e ordenados em ordem decrescente das perdas.
- Totalização das perdas por segmento.

- Fluxo de energia no sistema, a partir dos valores de energia adquirida nos pontos de suprimento, dos valores faturados por nível de tensão e dos índices de perdas calculados pelo sistema, apresenta-se o fluxo de energia em todos os segmentos e por diferença são obtidas as perdas não técnicas.

Esse sistema computacional é desenvolvido em linguagem de programação C++, para uso em micro computadores com sistema operacional WINDOWS 98 ou superior, cujas telas se apresentam na figura 5.5, a seguir:

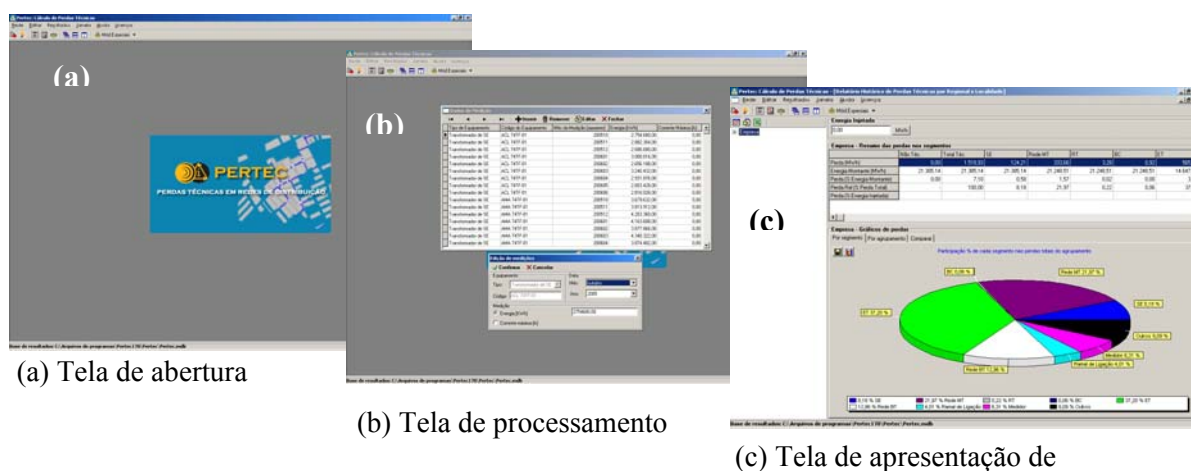


Figura 5.5 - Sistema de Cálculo das Perdas Técnicas - Pertec

Para exemplificar a utilização das curvas típicas de demanda, o cálculo das perdas técnicas foi realizada no software Pertec, utilizando a mesma ET do item 5.1. Na Tabela 5.3 mostram-se os resultados das perdas técnicas, segmentadas em perdas no transformador (cobre e ferro), na rede secundária, nos ramais de ligação, nos medidores e uma parcela outros, devido a perdas em conexões e outras.

Tabela 5.3 - Perdas técnicas por segmento na ET 3057

ET 3057	Total	ET	Rede BT	Ramal de Ligação	Medidor	Outros
Perda (kWh)	1.741,95	541,84	800,39	78,28	163,08	158,36
Energia Montante (kWh)	29.334,12	29.334,12	28.738,09	27.857,66	27.771,55	29.334,12
Perda (% Energia Montante)	5,94	1,85	2,79	0,28	0,59	0,54

A Tabela 5.4 apresenta os resultados das perdas no transformador da ET 3057, segmentadas em perdas no ferro e no cobre, com valores de energia (kWh) e percentual (%), além da perda de demanda em kW. Observa-se que a perda no ferro é maior do que a perda no cobre, característica predominante em estações transformadoras com baixo nível de carregamento e fator de carga.

Tabela 5.4 - Perdas técnicas no transformador – ET 3057

Regional	Centro		
Localidade	CG		
SE	CGC		
Alimentador	1		
ET	3057		
Pot. Nominal (kVA)	112,5		
Perda total (kWh)	541,84	Perda total D (%)	1,54
Perda total E (%)	1,85	Perda Fe (kW)	0,52
Perda Fe (kWh)	372,7	Perda Fe D (%)	0,93
Perda Fe E (%)	1,27	Perda Cu (kW)	0,35
Perda Cu (kWh)	169,14	Perda Cu D (%)	0,63
Perda Cu E (%)	0,58	Energia (kWh)	29.334,12
Perda total (kW)	0,86	Demanda (kW)	55,79

Na Tabela a seguir (5.5), apresentam-se os resultados das perdas no circuito secundário da ET 3057. Essas perdas são diretamente proporcionais a distribuição de carga, ao carregamento e fator de carga.

Tabela 5.5 - Perdas técnicas no circuito de BT – ET 3057

Regional	Centro		
Localidade	CG		
SE	CGC		
Alimentador	1		
ET	3057		
Rede Típica	Baixa tensão		
Pot. Nominal (kVA)	112,5		
Perda (kWh)	800,39	Energia (kWh)	28.738,09
Perda E (%)	2,79	Demanda (kW)	54,91
Perda (kW)	1,7	Total de Cons.	103
Perda D (%)	3,1	Cons. no Trafo	0

Apresentam-se, na Tabela 5.6, os resultados das perdas nos ramais de ligações das unidades consumidores da ET 3057. Essas perdas são diretamente proporcionais, do condutor do ramal consumidor, ao carregamento e fator de carga.

Tabela 5.6 - Perdas técnicas nos ramais de serviço das unidades consumidoras – ET 3057

Regional	Centro		
Localidade	CG		
SE	CGC		
Alimentador	1		
Ramal de Serviço	3057		
Pot. Nominal (kVA)	112,5		
Perda (kWh)	78,28	Perda D (%)	0,28
Perda E (%)	0,28	Energia (kWh)	27.857,66
Perda (kW)	0,15	Demanda (kW)	53,18

A Tabela 5.7 apresenta os resultados das perdas nos medidores das unidades consumidoras da ET 3057. Essas perdas são diretamente proporcionais ao tipo de ligação de cada unidade consumidora, computada pela perda por bobina de cada medidor.

Tabela 5.7 - Perdas técnicas nos ramais de serviço das unidades consumidoras – ET 3057

Regional	Centro		
Localidade	Campo Grande		
SE	CGC		
Alimentador	CGC01		
Medidores	3057		
Pot. Nominal (kVA)	112,5		
Perda (kWh)	163,08	Perda D (%)	0,43
Perda E (%)	0,59	Energia (kWh)	27.771,55
Perda (kW)	0,23	Demanda (kW)	53,03

5.3 Sistema de Cálculo de Carregamento de Transformadores

É um sistema computacional de cálculo de carregamento de transformadores para avaliação de pedidos de ligações novas e aumento de cargas nas redes secundárias de distribuição, desenvolvido durante a execução do projeto de pesquisa e desenvolvimento.

O sistema é composto por três módulos. O primeiro, de identificação do transformador a ser analisado para extração das informações, tais como: consumidores ligados no circuito, atributos de classe, faixa de consumo, localização, tipo de ligação e consumo mensal. O segundo módulo apresenta as informações da solicitação, composta dos atributos e a potência em kW provável. Por fim, os parâmetros de configuração do sistema computacional.

A Figura 5.6 apresenta duas telas do sistema; uma com a simulação da curva de carga do transformador, sem o acréscimo de carga e a outra, com o acréscimo de um consumidor residencial.

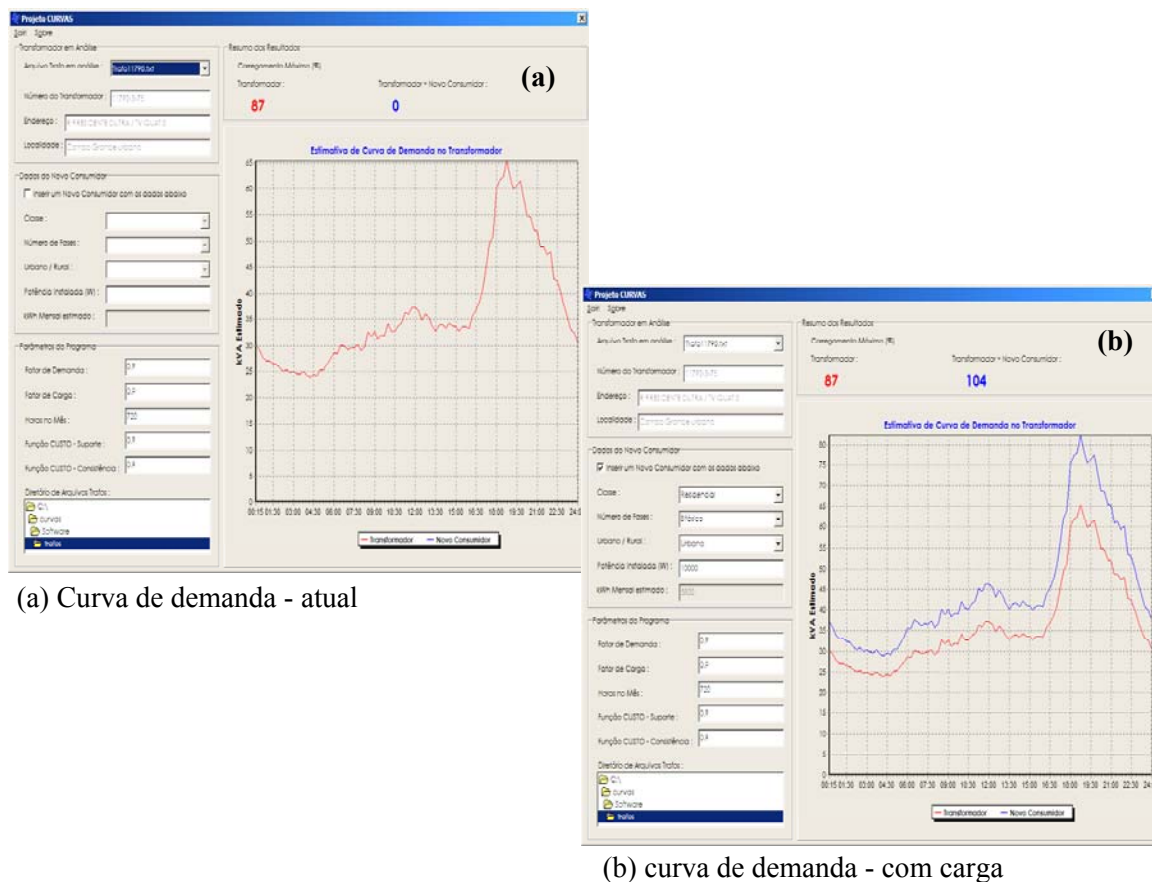


Figura 5.6 - Sistema de Cálculo de Carregamento de Transformador

O cálculo elétrico é realizado a partir das informações do consumo mensal dos consumidores do circuito, das curvas típicas, da metodologia de classificação do consumidor a curva típica, da carga do pedido de ligação. Com base nessas informações identifica-se o carregamento do transformador e a necessidade de realização de obras de reforço.

5.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentadas algumas aplicações das curvas típicas de demanda na análise do desempenho da rede de distribuição de uma concessionária de distribuição de energia elétrica.

Ressalta-se que o conhecimento das curvas típicas de demanda dos consumidores de baixa tensão é de fundamental importância para determinação do desempenho da rede sob os aspectos de tensão, carregamento e perdas técnicas (demanda e energia), com o objetivo de otimizar a aplicação

dos recursos de investimento para atendimento ao mercado e na manutenção dos níveis de qualidade de acordo com os padrões recomendados pelo órgão regulador.

No próximo capítulo serão apresentadas as conclusões da aplicação da metodologia, de obtenção e classificação de consumidores às curvas típicas bem como as sugestões de trabalhos futuros.

CONCLUSÃO E SUGESTÕES PARA TRABALHO FUTURO

Com a reestruturação do setor elétrico a Agência Nacional de Energia Elétrica passou a exigir, das distribuidoras, dados mais detalhados e confiáveis do seu mercado e do sistema elétrico, aliados a um programa de melhoria contínua dos padrões de qualidade ao menor custo de investimento. A tendência das empresas distribuidoras do setor foi de implantar sistemas de informações técnicas, integrados com os outros sistemas da empresa que pudessem fazer uma gestão de seus ativos e, também, planejar seus sistemas elétricos, otimizando a aplicação dos recursos. Observou-se, no entanto, que as informações de demanda máxima, anteriormente obtidas por meio de curvas KVAS, passaram a não satisfazer as exigências de avaliar o desempenho de tensão, carregamento nos diversos patamares de carga, bem como o cálculo das perdas técnicas.

As empresas passaram a determinar as curvas de cargas de seus consumidores, em especial, os de baixa tensão através de metodologias estatísticas com campanhas de medidas de amostras representativas de seu mercado.

Considerando que o comportamento de consumo desse tipo de consumidores apresenta grande variabilidade devido, principalmente, aos hábitos de consumo, este trabalho aborda uma metodologia de determinação de curvas típicas utilizando técnicas de Inteligência Artificial baseadas nos conceitos dos Mapas Auto-Organizáveis de Kohonem (SOM) e de Conjuntos Aproximados (CA). A SOM foi utilizada para o reconhecimento de padrões de comportamentos semelhantes nas curvas de demanda medidas de consumidores, agrupando-as e construindo curvas típicas para a sua representação. A utilização da técnica dos Conjuntos Aproximados foi para extrair conhecimento de bancos de dados de consumidores, a fim de se construir um conjunto de regras que pudesse, de forma automática, a partir de atributos, classificar um consumidor qualquer a uma das curvas típicas obtidas anteriormente.

Para isso implantou-se uma campanha de medidas, por meio de uma amostra aleatória, em 413 consumidores, por um período mínimo de 07 (sete) dias, para se obterem as curvas de demanda diária; além disso, montou-se um sistema de informação dos principais atributos existentes sobre cada consumidor. Para avaliação dos resultados foram medidos 95 transformadores, aleatoriamente, por um período de 07 (sete) dias para a comparação da curva estimada *versus* a medida.

Com base na avaliação da curva de erro de quantização foram realizadas simulações para 10, 20 e 40 agrupamentos com a construção de curvas típicas de demanda, a partir da média e do desvio padrão das curvas medidas pertencentes a cada agrupamento, bem como um conjunto de regras de classificação do consumidor ao agrupamento.

A avaliação dos resultados se se fez pela comparação da curva estimada *versus* medida, nos 95 transformadores, comparando os erros médios e máximos relativo percentual no primeiro, segundo, terceiro quartis e pela média e desvio padrão. Constatou-se que os resultados obtidos de erros médios foram equivalentes nas três configurações e a comparação dos erros máximos indicaram melhores resultados para as configurações de 20 e 40 agrupamentos.

A observação da curva de distribuição de erros mostra que a metodologia apresenta uma boa aderência em consumo de transformadores residenciais e rurais; o mesmo não se pode afirmar em relação aos transformadores com características comerciais e industriais, o que pode indicar a falta de atributos no banco de dados de consumidores para uma melhor classificação do consumidor à curva típica.

Face à proximidade da performance dos resultados nas três configurações, recomenda-se a utilização da metodologia com 10 agrupamentos pela redução substancial do número de curvas típicas, por consequência, redução dos recursos informacionais.

Observa-se, no entanto, que todos os resultados obtidos pela metodologia proposta são melhores quando comparados aos obtidos através da curva KVAS, com reduções que variam de – 24,30% a –22,10%, indicando ganhos significativos de qualidade.

Diante dos resultados apresentados fica demonstrado que a metodologia proposta é aplicável para esse tipo de problema, estando apta para ser incorporada aos sistemas computacionais das distribuidoras de energia elétrica como mais um instrumento de suporte à decisão de investimento e, também, para análise das perdas elétricas.

Com o objetivo de aperfeiçoar a metodologia de estimação de curvas de demanda de consumidores de baixa tensão recomendam-se alguns tópicos para execução de trabalho futuro, conforme se segue:

- As empresas de distribuição do setor elétrico são obrigadas a realizar campanhas de medidas a cada 4 ou 5 anos, dependendo de seus contratos de concessão, com o propósito de avaliar e

estabelecer os valores tarifários por nível de tensão e classe de consumo. Esse banco de dados de medição pode ser utilizado para avaliar os resultados ora apresentados bem como avaliar possíveis alterações de hábitos de consumo.

- Os resultados obtidos neste trabalho indicaram pouca aderência entre as curvas estimada *versus* medida nos circuitos de transformadores nos quais prevalece o consumo das classes comercial e industrial. Uma das causas prováveis é a falta de atributos para uma melhor classificação do consumidor a curva típica. A pesquisa por outras variáveis podem resultar em ganhos de qualidade nos resultados da metodologia apresentada, em especial, para a classificação dos consumidores comerciais e industriais.
- O processo de agrupamento utilizado nesta pesquisa não segregou as medições por classe de consumo. Essa segregação por classe, aliada a um número maior de variáveis que incorporem os hábitos de consumo e as características produtivas dos consumidores, podem levar a um aperfeiçoamento da metodologia.

BIBLIOGRAFIA

1. Referenciadas

ARBIB, M. A. **Brains, Machines and Mathematics**. 2ª Edição. New York. 1987.

CABRAL Jr, J. E. **Detecção de Fraudes em Unidades Consumidoras de Energia Elétrica Usando Rough Sets**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica. Departamento de Engenharia Elétrica. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul. Campo Grande – MS. 2005.

COELHO, H. **Inteligência artificial em 25 lições**. Fundação Calauete Gulbenkian. Lisboa. 1994.

DUBOIS, D.; PRADE, H. **Rough Fuzzy Sets and Fuzzy Rough Sets**. International Journal of General Systems. Vol. 17, No. 4, pp. 191-210. 1990.

ESMIN, A. A.; LAMBERT-TORRES, G.; SOUZA, A. Z. **A Hybrid Particle Swarm Optmization Applied to Loss Power Minimization**. IEEE Transaction on Power Systems. Vol 20. No 2, pp 859-866. Maio 2005.

FALCÃO, D. M.; HENRIQUES, H. O. **Load Estimation Radial Distribution Systems Using Neural Networks and Fuzzy Set Techniques**. IEEE. Power Engineering Society Summer Meeting. IEEE, Volume: 2 , 15-19 July. pp:1002 - 1006. 2001.

FISCHLER, M. A.; FIRSCHEIN, O. **Intelligence: The Eye, The Brain, and The Computer**. Reading. Addison-Wesley. M.A. 1987.

GENESERETH, M. **Logical Foundations of Artificial Intelligence**. Morgan Kaufmann Publishers, Inc. Los Altos. Califórnia. USA. 1987.

HAYKIN, S. **The sciences of the artificial**. The MIT Press. USA. 1969.

HAYKIN, S. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**. IEEE Press/Macmillan College Publishing Company, New York, 1994.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e Práticas**. Trad. Paulo Martins Engel. 2ª Edição. Porto Alegre: Bookman. 2001.

HEEB, D. O. **The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory**. Wiley. New York. 1949.

HEUNIS, S.W.; HERMAN, R. **A Probabilistic Model for Residential Consumer Loads**. Power Systems, IEEE Transactions on , vol. 17 , Issue: 3, pp. 621 – 25. Aug. 2002.

HOPFIELD, J.J. **Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities**. Proceediment of the National Academy of Sciences. Vol.79. PP 2554-2558. USA. 1982.

JACKSON, P. C. **Introduction to artificial intelligence**. Dover Publications. Nova York. 1985.

JARDINI, J. A.; TAHAN, C. M. V.; GOUVEA, M. R.; FIGUEIREDO, F. M. **Daily Load For Residential, Commercial and Industrial Low Voltage Consumers**. Artigo produzido a partir do projeto realizado através de Convênio entre o CED/USP e CPFL e ELETROPAULO, ano de 1991 a 1997. IEEE Transactions on Power Delivery, vol 15, nº 1, pp. 375-380. São Paulo. 2000.

LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J. M.; MUCHERONI, M. L.; CRUVINEL, P. E. **Advances in Intelligent Systems and Robotics**. IOS Press, 217p, ISBN 1 58603 386-7. Amsterdam, Holanda. 2003.

LAMBERT-TORRES, G. **Application of Rough Sets in Power System Control Center Data Mining**. IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Jan. 27- Feb. 02, pp.627-631. New York. USA. 2002.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. **A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity**. Bulletin of Mathematical Biophysics. Vol 5. PP 115-133. 1943.

MINSKY, M. L.; PAPERT, S.A. **Perceptron**. MIT Press. Cambridge. MA. 1969.

FARIA, P. G. M. de. **Curvas Típicas de Carga para Planejamento Operacional do Sistema de Distribuição**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica. Departamento de Engenharia de Energia e Automação. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 2006.

PAWLAK, Z. **Rough Sets**. International Journal of Information and Computer Sciences, Vol. 11, pp. 341-356. 1982.

PAWLAK, Z. **Rough Classification**. International Journal on Man-Machines Studies. Vol. 20, pp. 469-483. 1984.

PAWLAK, Z. **Rough Sets - Theoretical Aspects of Reasoning about Data**. Klumer Academic Publishers. 1991.

PESSANHA, J. F. M.; LAURENCEL L. C.; SOUZA R. C. **Mapa de Kohonen na construção de tipologias de curvas de carga**. XXXVI SBPO. São João Del Rei – MG, 2004.

PINTO, J.O.P. et al. **Load Profiles**. Technical Report. ENERSUL. 2005.

PINTO, J. O. P. et al. **Obtenção de Curvas de Demanda para Consumidores de Baixa Tensão Segundo Padrão de Consumo Utilizando Técnicas de Inteligência Artificial**. Relatório Técnico. Programa Anual de Pesquisa e Desenvolvimento. Ciclo 2002/2003. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul – UFMS. 2005.

PRINCIPE, J. C., EULINAO, N. R. e LEFEBVRE, W. C. **Neural and Adaptive Systems**. Fundamentals through simulations. John Wiley & Sons, INC. USA. 2000.

ROSEMBLAT, F. **The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain**. Psychological Reviw. Vol 65. PP 386-408. 1958.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G.,E.; WILLIAMS, R. J. **Learning internal representations by error propagation**. In D.E Rumelhart, S.J., McClelland. Eds. Vol. 1. Chapter 8. MIT Press. Cambridge. MA. 1986.

RUSSEL, S. J.; NOVIG, P. **Artificial Intelligence: A modern Aprouch**. Upper Saddle River. Prendice Hall. Nova Jersey. 1995.

SCHALK, W. H. e RON, H. **A Probabilist Model for Residência Consumer Loads**. IEEE Transactions on Power Systems . Vol. 17, n. 3. August 2002.

TOMSOVIC, K e LAMBERT-TORRES, G. **On the Use of Fuzzy Logic Techniques for Addressing Uncertainty in Power System Problems**. PMAPS-RIMAPS Tutorial, 83 pages, 2000.

TSOUKALAS, L. H. e UHRIG, R. E. **Fuzzy and Neural Approaches in Engineering**. A Wiley-Interscience Publication. USA. 1997

ZADEH, L.A. **Fuzzy Sets**. Information and Control. Vol. 8, pp.338-353. 1965.

ZORZATE, E. H. **Aplicação de técnicas Multivariadas e sistemas Fuzzy de Agrupamentos e Inferência na estimação de curvas de demanda de consumidores de baixa tensão**. Dissertação de Mestrado em Engenharia elétrica. Departamento de Engenharia Elétrica. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul. Campo Grande, 2006.

2. Consultadas

CAPASSO, A. et al. **Validation tests and applications of model for demand side management studies in the residential areas**. Electricity Distribution, 1993. CIRED., 12th International Conference on, 17-21 May. Pages:5.25/1 - 5.25/5 vol.5. 1993.

CAPASSO, A. et al. **A bottom-up approach to residential load modeling**. Power Systems, IEEE Transactions on, Volume: 9, Issue: 2, May.Pages:957 – 964. 1994.

CID, D.J.A.; VELLASCO, M. M. B. R.; PACHECO, M. A. C. **Classificação de Dados Através de Rough Sets**. V Brazilian Conference on Neural Networks, PUC-RJ. 2001.

IHARA, S.; TANI, M.; TOMIYAMA, K. **Residential load characteristics observed at Kptco power system**. Power Systems, IEEE Transactions on , vol. 9 , Issue: 2, pp. 1092 – 1101. May, 1994

MICHALIK, G.; MIELCZARSKI, W. **Modelling of energy use patterns in the residential sector using linguistic variables**. Intelligent Systems Applications to Power Systems, 1996. Proceedings, ISAP 96, International Conference on , 28 jan-2 feb, pp. 278 – 282. 1996

MIELCZARSKI, W.; MICHALIK, G.; KHAN, M. E. In: **Fuzzy Modelling of Load Demanda in the Residential Sector**. Department of electrical and computer Systems Engineering. Monash University, Victoria 3168, Australia, pp. 291-320. 1996.

PESSANHA, J. F. M.; VELÁSQUEZ, R. M. G.; MELO, A. C. G.; CALDAS, R. P. **Técnicas de Cluster Analysis na Construção de Tipologias de Curva de Carga.** XV SENDI. Salvador – BA, 2002.

ZUCHINI, M. H. **Aplicação de mapas auto-organizáveis em mineração de dados e recuperação de informação.** Campinas, 2003. Dissertação de Mestrado. Universidade de Campinas – Unicamp.

ANEXOS

ANEXO I: Artigos apresentados em Congressos e Seminários

ANEXO II: Sistema de Informação para 10, 20 e 40 agrupamentos

ANEXO III: Curvas típicas de demanda para 10 agrupamentos

ANEXO IV: Curvas típicas de demanda para 20 agrupamentos

ANEXO V: Curvas típicas de demanda para 40 agrupamentos

ANEXO VI: Distribuição de erros médio e máximo – SOM/CA

ANEXO I: Artigos apresentados em Congressos e Seminários

6.1 – Aplicação de Redes SOM e Rough Sets na Estimação de Curva de Carga de consumidores BT da ENERSUL.

Trabalho selecionado para apresentação oral e publicação nos anais do III CITENEL – Congresso de Inovação Tecnológica de Energia Elétrica, Florianópolis, Santa Catarina, no período de 05 a 06 de dezembro de 2005.

6.2 – Data Mining in Distribution Consumer Database using Rough Sets and Self-Organizing Maps.

Trabalho aprovado para apresentação oral e publicação nos anais no 2006 Power Systems Conference and Expo - PSCEXPO realizado em 29 de Outubro a 01 de Novembro de 2006 em Atlanta, Georgia, EUA.

Aplicação de Redes SOM e Rough Sets na Estimação de Curva de Carga de consumidores BT da ENERSUL.

S. C. Cerchiari, ENERSUL, A. Teruya, ENERSUL, J. O. P. Pinto, UFMS, L. Sauer, UFMS, E. H. Zorzate, UFMS, L. Lauretti, UFMS

Abstract -- Este artigo descreve a teoria e a aplicação da metodologia proposta para estimação de curva de carga em consumidores BT da ENERSUL. São utilizadas as técnicas de inteligência artificial de redes SOM para a realização de agrupamentos (clusters) nas curvas de carga amostradas e Rough Sets na classificação de consumidores aos clusters encontrados. A validação da metodologia realizou-se através de uma amostra de transformadores. Os resultados obtidos foram satisfatórios e demonstram que a metodologia proposta é aplicável para este tipo de problema. Desenvolveu-se um sistema computacional para estimar as curvas de carga de transformadores.

Palavras-chave-Curvas de carga, redes SOM, rough sets.

INTRODUÇÃO

A busca constante por técnicas que permitam otimizar a aplicação de recursos, aliados à melhoria da qualidade dos serviços e a modicidade tarifária a seus consumidores, levaram as empresas distribuidoras de energia elétrica a investir em sistemas computacionais de gestão de suas redes de distribuição integradas às plataformas GIS e de Gestão de Consumidores. A simulação do comportamento dos sistemas elétricos a partir dessas bases de dados exige, para obtenção de qualidade desejada nos resultados, a representação dos consumidores a partir de suas curvas de cargas.

Observa-se, no entanto, que as medições instaladas nos consumidores de tensão secundária (127/220 volts) só registram energia (kWh) e a execução dos cálculos elétricos exigem a sua representação através de valores de demanda (kW), em patamares de 15 minutos. A modelagem da curva de carga desses consumidores se torna complexa, pois depende de variáveis tais como: tipo de consumidor, hábitos de consumo para os consumidores residenciais, dias da semana, período do ano, temperatura, processo produtivo, dentre outras. Todas essas variáveis se tornam ainda mais complexa para os consumidores residenciais, pois além de possuir grande variabilidade, os hábitos de consumo e os estilos de vida estão em constante mudança.

Estudos realizados nessa área, em sua grande maioria, utilizaram técnicas estatísticas para obtenção dessas curvas a partir de amostras representativas de consumidores [1] e [2]. Entretanto podemos encontrar alguns estudos que utilizaram técnicas de inteligência artificial como

forma de obter resultados mais precisos face às incertezas existentes nas variáveis e a sua grande complexidade de modelagem [3], [4] e [5].

Com esse objetivo o estudo utilizou duas técnicas: a SOM de Kohonen e o Rough-sets. A primeira para encontrar similaridades no comportamento das curvas de demanda medidas e definir um conjunto de curvas típicas de demanda. A segunda, Rough-sets, para classificar o consumidor ao cluster, por sua vez, a curva típica de demanda, a partir de atributos existentes no banco de dados de consumidores da Empresa.

MAPAS AUTO ORGANIZÁVEIS DE KOHONEN

Os mapas de Kohonen representam uma classe especial das redes neurais em aplicações cujo objetivo é identificar características ou padrões similares em um conjunto de dados de entrada sem a necessidade de um treinamento supervisionado. Essa aprendizagem consiste na repetida modificação dos pesos sinápticos da rede em resposta aos vetores de entrada.

Essa rede pode ser de n dimensões, mas normalmente se utiliza a de uma ou duas dimensões, por simples questões de visualização.

Na referência [6], o autor descreve os processos essenciais na formação do mapa auto-organizável realizados através de três princípios:

- A competição entre os neurônios através da busca do neurônio que possui o peso sináptico mais próximo do vetor de entrada. Normalmente, pelo cálculo da distância euclidiana. Esse neurônio é declarado vencedor e passa a ser ativado;

- A cooperação entre neurônios se dá pela definição de um conjunto de neurônios em sua vizinhança. Geralmente esta função gera uma região de vizinhança na forma quadrada, com o neurônio vencedor no seu centro;
 - A adaptação sináptica é o ajuste nos pesos dos vetores da vizinhança de modo que fique mais próximo do vetor de entrada.
- Teoria de Rough Sets

A teoria de Rough Sets é uma abordagem matemática para manipular incerteza e imprecisão, introduzida por Zdzislaw Pawlak no início da década de 80. Essa abordagem pode potencialmente ser aplicada em diversas áreas de IA [7].

Essa teoria aborda basicamente a análise de tabelas (ou banco de dados) com o objetivo de aproximar conceitos e informações contidas nesses repositórios. Muitas vezes estas informações são imprecisas ou incertas, necessitando de métodos ou algoritmos para serem determinadas. Este motivo justifica a grande aplicabilidade da teoria de rough sets na descoberta de conhecimento em banco de dados.

É importante ressaltar que os conceitos de Rough Sets não competem com outros métodos, e podem ser usados conjuntamente com outras abordagens como, por exemplo, Lógica Nebulosa, Algoritmos Genéticos, Métodos Estatísticos, Redes Neurais, etc [8].

METODOLOGIA

Localização do Estudo

O estudo foi realizado no estado de Mato Grosso do Sul, localizado na região Centro-Oeste do Brasil, na área de Concessionária de Energia Elétrica de Mato do Grosso do Sul - ENERSUL, compreendida por 73 municípios com uma população de aproximadamente dois milhões de habitantes, dispersa em uma área geográfica de 358 mil km².

População Alvo

O objeto da pesquisa são os consumidores de baixa tensão (127/220 Volts) localizados nas áreas urbana e rural, excluídos as unidades consumidoras destinadas a Iluminação Pública, totalizando 597,903 l, em agosto de 2003, assim distribuídas: 82% residenciais; 10% comerciais, 7% rurais e 1% industriais. Desse total aproximadamente 40% encontram-se em Campo Grande e Dourados, as duas maiores cidades da área de concessão.

Caracterização da Amostra

Para definição da amostra a população alvo foi classificada a partir de seu consumo médio mensal, no período de setembro de 2002 a agosto de 2003, em 04 classes (comercial, industrial, residencial e

rural) e 10 faixas de consumo, sendo: de 50 em 50 kWh para os consumos até 300 kWh; de 100 em 100 kWh para os consumos de 301 a 500 kWh, uma faixa para os consumos de 501 a 1.000 kWh e outra para os consumos acima de 1000 kWh.

Utilizou-se uma amostra de 413 unidades consumidoras, apresentada na Tabela I.

Além da amostra de unidades consumidoras foi também constituída uma amostra de 95 transformadores de distribuição (13.800/220-127 Volts) para validação das curvas típicas de demanda obtidas pela modelagem.

TABELA I
DISTRIBUIÇÃO DAS UNIDADES CONSUMIDORAS AMOSTRADAS

Classe Consumidora	Quantidade Amostrada
Comercial	127
Industrial	88
Residencial	179
Rural	19
Total	413

Coleta dos Dados

A coleta de dados da amostra foi realizada em duas etapas. A primeira em consulta direta ao banco de dados de consumidores da Empresa onde foram identificados além dos atributos utilizados para a constituição da amostra, outros 06 (seis) atributos descritos a seguir:

- CDC – Código do Consumidor: referência utilizada pelo sistema comercial da empresa onde permite consultas a todos os outros atributos existentes no sistema;
- Localização geográfica (urbana ou rural);
- Setor econômico;
- Área de atividade;
- Atividade;
- Tipo da ligação (1φ, 2φ ou 3φ).

A segunda através de medições em campo para coleta das informações de demanda(kW), e consumo de energia(kWh), por um período de 07 dias, em intervalos de 15 minutos. Para a execução dessa tarefa foram utilizados medidores de grandezas elétricas, do tipo Alpha, do fabricante ABB, com memória de massa para armazenamento de informações de até 30 dias.

Essas atividades foram realizadas no período de novembro de 2003 a junho de 2004

Processamento dos Dados

Para as medições dos consumidores e dos transformadores da amostra foram calculados as suas curvas médias $m(t)$, e de desvio padrão, $s(t)$,

para os dias de semana, sábados e domingos. Para fazer a compatibilidade das curvas para um possível agrupamento, em especial as dos consumidores, foi necessário tê-las na mesma base. Essa normalização foi realizada tomando como referência um valor de base, dado pela divisão do valor do consumo médio diário (kWh) por 24 (horas do dia) vezes 30 dias [1].

Com a amostra normalizada o agrupamento foi realizado através de uma rede SOM – Self Organizing Map de Kohonen, bi-dimensional, com vetores (curvas) de entrada de 96 pontos. Utilizou-se do *Toolbox* de Redes Neurais do Matlab.

Várias simulações foram realizadas para encontrar o número de cluster que retorna-se um resultado satisfatório. Através das simulações optou-se por utilizar 10 clusters neste trabalho. A Figura 1 apresenta o mapa de clusters obtidos através da rede SOM.

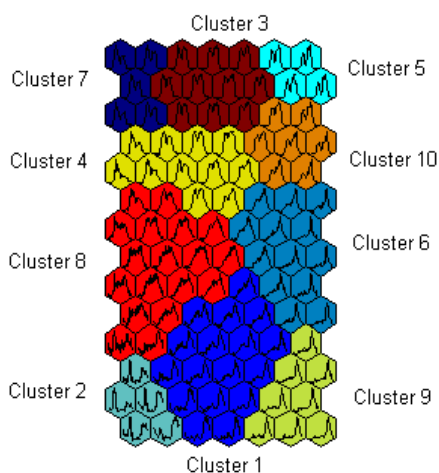


Figura 1. Mapa de clusters obtidos através da rede SOM.

Para cada cluster resultante foram elaboradas as suas respectivas curvas típicas de demanda representadas pela média e pelo desvio padrão das medições dos consumidores pertencentes ao cluster.

A Figura 2 apresenta as curvas médias das curvas de cada cluster.

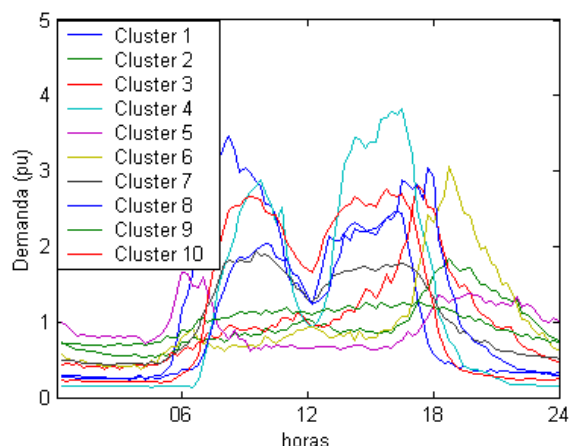


Figura 2. Curvas médias de cada cluster encontrados na rede SOM

Classificação utilizando Rough Sets

A classificação de um consumidor qualquer a uma das curvas típicas de demanda foi realizada através da técnica de Rough-Sets.

Através de cada consumidor da amostra, o seu cluster e os seus atributos (classe, número de fases, faixa de consumo) foi possível estabelecer um conjunto de regras que pudesse realizar essa classificação.

Composição das curvas de demanda

A metodologia de composição é aplicada para estimar a curva de carga de transformadores. A composição é realizada a partir de atributos cadastrais do consumidor (tipo de consumidor, faixa de consumo, nº de fase e consumo mensal). Com estes atributos o consumidor, através da base de regras, é classificado em uma curva que representa um cluster, entretanto as curvas que representam os clusters encontram-se em p.u., faz-se necessário à realização da mudança de base para kW. Esta mudança de base é realizada multiplicando-se a curva que representa o consumidor pela sua demanda média, que consiste no seu consumo mensal dividido por 720 (24 x 30).

Validação dos resultados

O processo de validação dos resultados obtidos por essa metodologia se deu através da comparação da curva demanda composta versus as curva medida para a amostra de 95 transformadores.

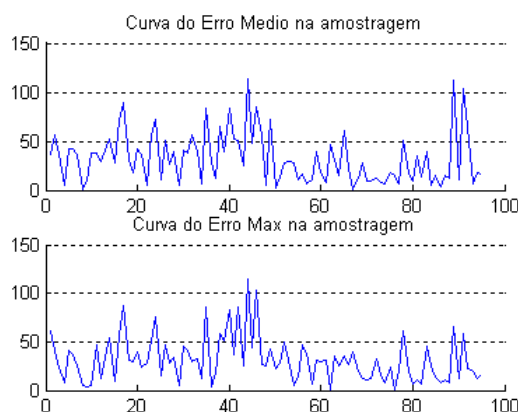
RESULTADOS

O resultado alcançado pela aplicação na amostra de validação por esta metodologia foi de 27.70% para a mediana do erro médio relativo e também de 27.70% para a mediana do erro de máximo relativo. A figura 3 apresenta os erros médio e máximo para todos os transformadores utilizados na validação das metodologias.

Como propósito de apresentação visual neste artigo, optou-se por utilizar três transformadores pertencentes à amostra de validação, são eles:

1. Transformador 01: localizado na área central do estado, com 30 kVA de potência e 51 consumidores residenciais.
2. Transformador 02: localizado na área norte do estado, com 45 kVA de potência, 68 consumidores residenciais e 01 consumidor comercial.
3. Transformador 03: localizado na área norte do estado, com 112 kVA de potência, 41 consumidores residenciais e 13 consumidores comerciais.

Figura 3. Curva de erro médio e máximo para metodologia rede SOM/ Rough Sets.



A figura 4 apresenta a curva estimada e a media em campo para o transformador 01. O erro médio obtido foi de 4,40 % e o erro de máximo foi de 7,20%.

Podemos observar que a curva estimada conseguir acompanhar o perfil de carga para todo o intervalo.

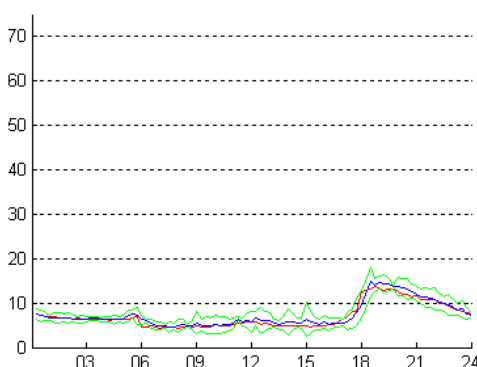


Figura 4. Curva do transformador 01 por metodologia redes SOM/ Rough Sets.

A figura 5 apresenta a curva estimada e a media em campo para o transformador 02. O erro médio obtido foi de 12,50 % e o erro de máximo foi de

19,80%. A curva estimada também obteve um perfil de carga semelhante à curva medida.

A figura 6 apresenta a curva estimada e a media em campo para o transformador 03. O erro médio obtido foi de 29,10 % e o erro de máximo foi de 31,60%. Este resultado mostrou-se acima do erro mediano obtido na amostra. Podemos observar que a curva estimada não conseguiu aproximar-se do perfil da curva medida.

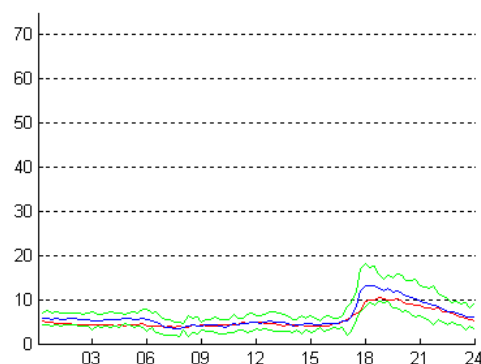


Figura 5. Curva do transformador 02 por metodologia redes SOM/ Rough Sets.

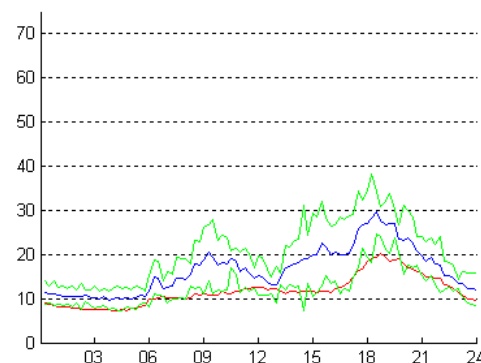


Figura 6. Curva do transformador 03 por metodologia redes SOM/ Rough Sets.

CONCLUSÕES

Os resultados mostram que a metodologia proposta conseguiu diminuir o erro na estimação de carga máxima em aproximadamente 47% em relação à aplicação da mesma base de validação ao sistema de estimação utilizado pela concessionária de Mato Grosso do Sul. Como proposto desenvolveu-se a partir da metodologia estudada um sistema computacional para a estimação de carga.

O resultado da implantação de tal sistema será um aumento da eficiência nos setores pertinentes. O resultado direto disso será a diminuição nos erros de carregamento e perdas para a concessionária.

O apêndice A apresenta as telas do sistema computacional desenvolvido para estimação de curva de carga.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J.A., JardimI; C. M. V., Tahan; S. U., Ahn; E. L., Ferrari “Distribution transformer loading evaluation based on load profiles measurements”. Power Delivery, IEEE Transactions on, Volume 12, Issue 4, Oct. 1997 Page(s):1766 – 1770, 1997.E. H. Miller, "A note on reflector arrays," *IEEE Trans. Antennas Propagat.*, a ser publicado.
- [2] S. W., Heunis; R., Herman “A Probabilistic Model for Residential Consumer Loads. Power Systems”. IEEE Transactions on, Volume: 17, Issue: 3, Aug.Pages:621 – 25, 2002.
- [3] D. M., Falcão; H. O, Henriques “Load Estimation Radial Distribution Systems Using Neural Networks and Fuzzy Set Techniques”. IEEE. Power Engineering Society Summer Meeting. IEEE, Volume: 2 , 15-19 July. Pages:1002 - 1006 vol.2., 2001.
- [4] J. F. M., Pessanha; L. C., Laurencel; R. C., Souza “Mapa de Kohonen na construção de tipologias de curvas de carga”. XXXVI SBPO. São João Del Rei – MG, 2004.
- [5] J. F. M., Pessanha; R. M. G., Velásquez; A C. G., Melo; R. P., Caldas “Técnicas de Cluster Analysis na Construção de Tipologias de Curva de Carga”. XV SENDI. Salvador – BA, 2002.
- [6] S., HAYKIN “Redes Neurais: Princípios e Práticas”. Trad. Paulo Martins Engel. 2º Edição. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- [7] D.J.A., Cid; M.M.B.R., Vellasco, M.A.C., Pacheco, “Classificação de Dados Através de Rough Sets”, V Brazilian Conference on Neural Networks, PUC-RJ (2001).

Data Mining in Distribution Consumer Database using Rough Sets and Self-Organizing Maps

S.C. Cerchiari, A. Teurya, J.O.P. Pinto, Member, G. Lambert-Torres, Member, L. Sauer, and E.H. Zorzate

Abstract — The objective of this paper is to describe an artificial intelligence based methodology to estimate the daily demand curve of low voltage electrical energy consumers of a electricity distribution company. This methodology uses SOM - Self-Organizing Maps and Rough Sets to do the estimation. The SOM is used find a set of curves prototypes, which represents the space of possible curves of the consumers, and also to find the clusters of such curve space. The curves inside of each cluster are then statistically aggregated resulting in a unique curve, the so called typical curve, which is used to represent such cluster. In its turn, Rough Sets is used to classify each costumer to a typical curve based in some of its features existing in the electricity distribution company database. Costumers' features such as monthly bill, consumer type, number of phases, and so on are used as inputs in order to do the classification. The methodology validation was achieved through out transformer samples. The results found were satisfactory and demonstrate that the proposed methodology is applicable to this type of problem. It was also developed a computational system to the classification of the costumers to the typical curves and to estimate the load curves of the transformers, which can be used by the company as a decision support systems for investments and also for electrical losses analysis.

I INTRODUCTION

THE permanent search for techniques that allow Topitimizing resources application, combined with the improvement of services qualities, which guarantee competitive price to the costumers, leads electrical energy distributions companies to invest in compute management systems of their distribution network, integrated to GIS platform and management of consumers. The simulation of electrical systems behavior using the companies' database requires the representation of the consumers through their load curves in order to obtain the desired quality of the results.

Nevertheless it is observed that the installed meters in the customers of secondary level voltage (127/220 V) record only energy consumption (kWh), but calculation of the system electrical losses needs the representation using fifteen-minute demand values (kW). The load curve modeling of these costumers is complex because it depends of variables such as consumer type, consumption habits of residential consumers, day of week, season, temperature, productive process, and so on. All these variables are more complex for residential consumers because despite having a great variability, consumption habits and life style are in permanent changing.

Most of the studies that have been developed in this field used statistics techniques to obtain these curves from representative samples of consumers [1,2]. However it is possible to find some studies that use artificial intelligence techniques in order to

get more accurate results facing the uncertainty in the variables and the large complexity of modeling [3-5].

Assuming this purpose, this study made use of two techniques: Kohonen SOM and Rough Sets. The former was used to detect similarities in the behavior of the measured demand curves and to define the sets of typical curves of demand. The later, Rough Sets, was used to classify the consumer to an appropriate cluster, and therefore to a typical demand curve, which was done by using features belonging to the consumers databases from company.

II KOHONEN SELF-ORGANIZING MAP

The Self-Organizing Maps are artificial neural networks that do non-linear mapping from a high dimensional space to a low dimensional space. They are one layer architecture neural network highly laterally interconnected. In general, the output space is one-dimensional or bi-dimensional for better visualization. The learning paradigm can be either partially supervised or unsupervised. In the past the unsupervised was the most used and it was considered one of their most powerful features. However, recently, the supervised learning is being widely used and it is being shown to be extremely useful for signature recognition type applications.

In reference [6], the author describes that the essential processes in the Self-Organizing Map construction are carried through three principles:

- The competition among neurons throughout the

search of the neuron with synaptic factor closest to input vector. Frequently it is obtained by calculating the Euclidian distance. This neuron is assumed as the winner and then it is activated.

- The cooperation among neurons is defined by a set of neurons around its neighborhood. This function often generates a neighborhood zone in a square form with the winner neuron in its center.
- The synaptic adaptation is the neighborhood factors adjustments to approach to the input vector.

In other words, the lateral weights, connecting the neurons, are reinforced inversely proportional to their 2-norm, i.e., Euclidean distance. Therefore, given the n dimensional input vectors x_i and the also n dimensional prototypes vectors p_i , given as the following equations:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_j &= \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, x_i \in R \\ (1) \quad \mathbf{p}_j &= \{p_1, p_2, \dots, p_n\}, p_i \in R \end{aligned} \quad (2)$$

In Equation (1), x_i represents the input variable. For instance, for the demand profile problem, x_i represents the demand of a particular consumer at instant i . So, there will be an x_i - p_i pair, meaning that there will be a correspondence between each input vector and one specific prototype. The prototype is a vector in the low dimensional space. Again, for the demand profile problem, the prototype is a bi-dimensional map neuron. Each prototype is then modified based on its Euclidean distance to the input vector. The Euclidean distance is calculated as given in equation 3.

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{p}_j) = \left\{ (x_1 - p_{1j})^2 + (x_2 - p_{2j})^2 + \dots + (x_n - p_{nj})^2 \right\}^{1/2} \quad (3)$$

During the training process, at a certain interaction t , the nearest p_j is chosen based on the minimum distance to the input vector, i.e.

$$ch = \arg \min \{d(\mathbf{x}, \mathbf{p}_j)\} \quad (4)$$

The matching prototype is changed, along with the close ones, using the optimal (minimum) distance as criterion. The update is done using the Kohonen rule.

The aforementioned described algorithm is for unsupervised training process. However, it can be easily turn into a supervised process by augmenting the input vector, and using in the last variable the

number of the class to which the vector belongs.

III THEORY OF ROUGH SETS

The Rough Sets theory is a mathematical approach to manipulate uncertainty and inaccuracy, introduced by Zdzislaw Pawlak on the early 80s [7]. This approach could be potentially applied in several different fields of AI [8].

This theory basically broaches a table analyses (or a database) in order to come closer concepts and information enclosed on this repository. Many times, this information is uncertain or inaccurate, so they need methods or algorithms to be determined. This reason justifies the large applicability of Rough Sets theory on the discovery of databases knowledge.

It is important stand out that Rough Sets concepts do not compete with other methods, and could be used jointly with others approaches as, for example, Fuzzy Logic, Genetic Algorithms, Statistics methods, Neural Networks, etc [9].

A - Information System

An *information system* can be defined as a 4-tuple $K = (U, R, V, \rho)$, where U is a finite set of objects (search space), R is a finite set of attributes (state of each transmission lines, self-generation and self-load), V is the domain of each attribute of R , and ρ is a total function (named information function) that defines the following application: $\rho: U \times R \rightarrow V$, i.e., the examples.

The concept of information system is not exclusive of the rough set theory and has been extensively used in information theory.

B - Approximation Sets

One of the main contributions of Rough Set Theory is to automatically transform data into knowledge [10]. This theory uses lower and upper approximation of a set, as shown in Figure 1 [11]. There are five regions (or sets) of interest: $\overline{RX}$ and $\underline{RX}$, and $POS_R(X)$, $BN_R(X)$ and $NEG_R(X)$. Each one of these is defined below.

Let a set $X \subseteq U$, R be an equivalence relation, and $K = (U, \{R\})$ be a knowledge base. Two subsets can be associated to these:

- R -lower: $\underline{RX} = \bigcup \{Y \in U/R : Y \subseteq X\}$
- R -upper: $\overline{RX} = \bigcup \{Y \in U/R : Y \cap X \neq \emptyset\}$

These definitions mean that the elements that belong to the $\underline{RX}$ set can be, with certainty, classified as elements of X ; while the elements belonging to the $\overline{RX}$ set can be, only possibly, classified as elements of X .

In the same way, $POS_R(X)$, $BN_R(X)$ and $NEG_R(X)$ are defined as [12] :

- c) $POS_R(X) = \underline{RX} \Rightarrow$ certainly member of X
- d) $NEG_R(X) = U - \overline{RX} \Rightarrow$ certainly non-member of X
- e) $BN_R(X) = \overline{RX} - \underline{RX} \Rightarrow$ possibly member of X

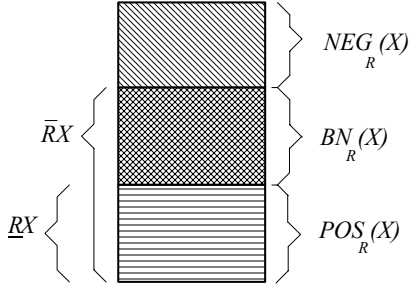


Figure 1. Definition of R-approximation sets and R-regions.

At a first glance, this theory may look like Fuzzy Set Theory [13] (proposed by Zadeh in 1965), with the R -approximation sets as extension of the membership function concept. However, this is not true; a very-well written paper by Dubois and Prade has presented the differences between these two theories [14,15].

Based on the above definitions, the concept of *accuracy measure* ($\alpha_R(X)$) can now be presented, which numerically characterizes the inaccuracy of the knowledge, using the cardinality of $\overline{RX}$ and $\underline{RX}$ sets, i.e.,

$$\alpha_R(X) = \frac{\text{card } \underline{RX}}{\text{card } \overline{RX}} \quad (5)$$

where $\alpha_R(X)$ is defined in the interval $[0,1]$.

When $\alpha_R(X)=1$, the set X is named R -definable, and the $BN_R(X)$ region is empty. In this case, the rough set theory is reduced to classical Cantor set theory.

Another definition, that is needed, is the concept of the *quality of approximation*:

$$\gamma_R(X) = \frac{\sum \text{card } \underline{RX}}{\text{card } U} \quad (6)$$

This value represents the percentage of objects that can be correctly classified by the attribute R .

C - Reduct and Core of Knowledge

The concepts of *reduct* and *core* are important in the knowledge base reduction. Let R be a family of equivalence relations. The reduct of R , $RED(R)$, is defined as a reduced set of relations that conserves

the same inductive classification of set R . The core of R , $CORE(R)$, is the set of relations that appears in all reduct of R , i.e., the set of all indispensable relations to characterize the relation R .

IV METHODOLOGY

A - Geography area of the study

This study has been done in the state of Mato Grosso do Sul, placed in the Center west region of Brazil, in the area operated by the Distribution Company of Electrical Energy of Mato Grosso do Sul – ENERSUL. It has 73 cities with approximately two billion habitants, scattered on a geographic area of 358,000 km².

B - Target population

The subject of this research is the low voltage consumer (127/20 Volts) located on urban and rural areas, excluding public illumination. These sum 597,903 costumers in august 2003, which divided into: 82% residential, 10% commercial, 7% rural and 1% industrial. From this total approximately 40% are placed at Campo Grande and Dourados, the two biggest cities of the concession area.

C - Features of the sample

In order to define the sample, the target population was classified from monthly consumption average at the period of September 2002 to August 2003, in four classes (residential, commercial, rural and industrial), and on 10 monthly average consumption ranges: 0-50 kWh, 51-100 kWh, 101-150 kWh, 151-200 kWh, 201-250 kWh, 251-300 kWh, 301-400 kWh, 401-500 kWh, 501-1000 kWh, and 1001 kWh and above

A sample of 413 consumers units was used and is showed at Table I.

Besides the consumer units sample, it was also constructed a sample of 95 distribution transformers (13.800/220-127 Volts) to validate the typical curves of demand obtained from the modeling.

TABLE I
DISTRIBUTION OF THE CONSUMER UNITES SAMPLES

Consumer Class	Sample size
Commerciall	127
Industrial	88
Residencial	179
Rural	19
Total	413

D - Data Acquisition

The data sample collection was developed on two steps. The first was done by consulting directly the company databases. It was identified, apart from the characteristics used in the construction of the sample, six others attributes as described below:

- Consumer Code – it is a reference used by the company commercial system that permits the consultation of all other attributes of the system.
- Geographic location (urban and rural)
- Economic sector;
- Consumer class
- Type of commercial or industrial activity;
- Type of connection (1 ϕ , 2 ϕ or 3 ϕ).

The second step consists on doing the measure of demand (kW) and energy consumption (kWh) for a period of 7 days, in 15-minute-interval. Alpha type from ABB was the electric meter device used to do this task, which has enough memory to store 30-day information. Theses steps were carried out from November 2003 to June 2004.

E - Data processing

The average $m(t)$ and standard deviation $s(t)$ was calculated for the samples of consumer and transformer measurements for week days, Saturday and Sunday. It is necessary to have all the curves at the same base to group together into clusters, mainly the consumers' curves. This normalization was done using as reference a base value, which was get from the division of consumption average value (kWh) by 24 (hour of a day) multiplied by 30 days [16].

With the normalized sample, the group was carry out by a bi-dimensional SOM network of Kohonen with 96 points of input vector. The software used was the Matlab Neural Network Toolbox.

In order to find the number of clusters that return a satisfactory result, several simulations have been done. After that, it was chosen 10 clusters. Figure 2 shows the clusters maps obtained from the SOM net.

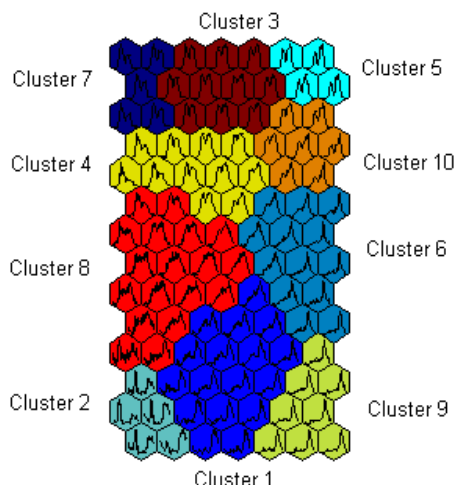


Figure 2. Cluster maps obtained from SOM net.

For each resultant cluster, typical curves of demand have been aggregated, which are represented by the average and standard deviation of the measurements of the consumers belong to the cluster.

Figure 3 shows the average and the standard deviation of each cluster.

F - Classification using Rough Sets

The classification of an ordinary customer to one of those typical demand curves was developed using Rough Sets techniques.

It was possible to establish a set of rules that enabled the classification using each consumer of the sample, their cluster and their attributes (class, phase number, consumption range).

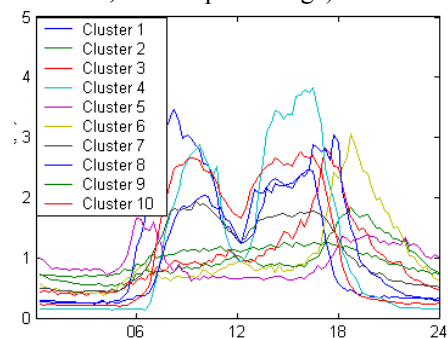


Figure 3. Average curves of each cluster found out by SOM network.

G - Demand Curves Composition

The composition methodology is applied to estimate the load curve of transformers. Composition is carried out using the consumer attributes (consumer type, consumption zone, phase number and consumption over one month). The costumer with those attributes, through out the base rules, is classified in a curve that represents one cluster. However, curves representing the clusters are in P.U., therefore it is necessary to change the base to kW. In order to obtain this base changing, the curve that represents the customer has to be multiplied by its average demand, which consists of its monthly consumption divided by 720 (24x30).

H - Results Validation

The validation process of the results obtained by this methodology was done through the comparison of the demand curve versus the measured curves for a 95-transformer sample.

V RESULTS

The results fulfilled by the application of the validation sample from this methodology were 27.70% for the average of the relative average error, and also 27.70% for maximum relative average error. Figure 4 shows the average errors and

maximum error for all the transformers used on the validation of the methodologies.

As the purpose of the visual presentation, it was chosen to utilize three transformers belonging to the validation samples, which are:

1. Transformer 01: placed on the central area of the state, with 30kVA of power and 51 residential consumers.
2. Transformer 02: located on the north area of the state, with 112 kVA of power, 41 residential consumers and 13 commercial consumers.
3. Transformer 03: placed in the north area of the state, with 112 kVA of power, 41 residential consumers and 13 commercial consumers.

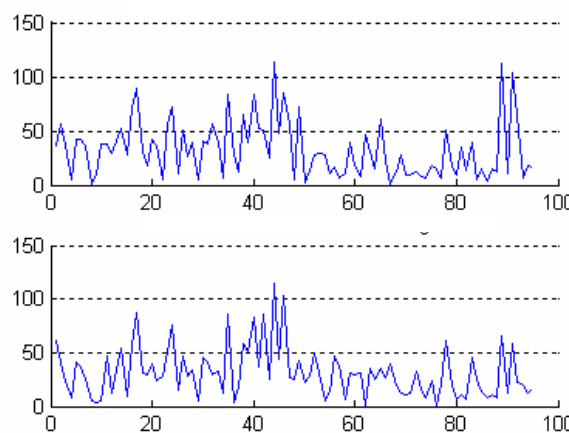


Figure 4. Average and maximum error curve from SOM net/ Rough Sets methodology.

Figure 5 shows the estimated curve and the average in field for transformer 01. The average error obtained was 4.40% and the maximum error was 7.20%. It is possible to observe that the estimated curve could follow the load profile for the entire interval.

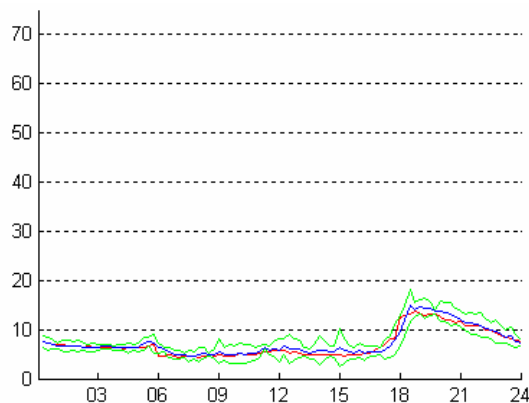


Figure 5. Curve of Transformer 01 from SOM net/ Rough Sets methodology.

Figure 6 presents the estimated curve and the average in field for transformer 02. The average error obtained was 12.50% and the maximum error was 19.80%. The estimated curve also had similar load profile of the measured curve.

Figure 7 demonstrates the estimated curve and the average in field for transformer 03. The average error obtained was 29.10% and the maximum error was 31.60%. This result shows to be above the medium error obtained in the sample. It is possible to observe that the estimated curve could not approach the measured curve.

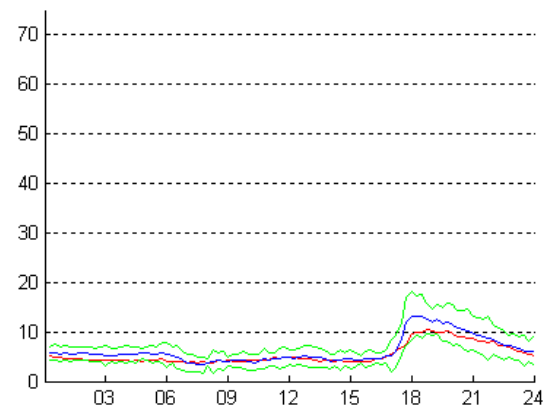


Figure 6. Curve of Transformer 02 from SOM net/ Rough Sets methodology.

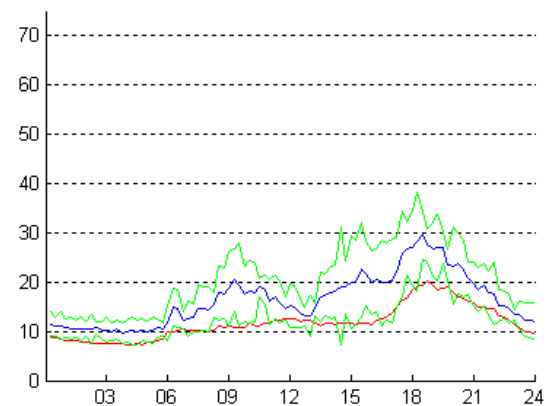


Figure 7. Curve of Transformer 02 from SOM net/ Rough Sets methodology.

VI CONCLUSION

The results demonstrate that the proposed methodology minimizes the error on the estimation of the maximum load by approximately 47% when compared with the application of the same validation bases for the systems of estimation utilized by the energy distribution company of Mato Grosso do Sul. The computational system for load estimation was developed from the studied methodology proposed in this paper, which were SOM networks and Rough

Sets.

The consequences of the implementation of this system will be the efficiency improvement on the appropriated sectors. The direct results will be the decrease on errors of loading and losses to the distribution company.

VII REFERENCES

- [1] J.A. Jardini, C.M.V. Tahan, S.U. Ahn, and E.L. Ferrari - "Distribution transformer loading evaluation based on load profiles measurements," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 12, pp. 1766 – 1770, Oct. 1997.
- [2] A.A. Esmín, G. Lambert-Torres, and A.C. Zambroni de Souza - "A Hybrid Particle Swarm Optimization Applied to Loss Power Minimization," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 20, No. 2, pp. 859-866, May 2005.
- [3] S. W. Heunis and R. Herman - "A probabilistic model for residential consumer loads," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 17, pp. 621-625, Aug. 2002.
- [4] D. M. Falcão and H. O. Henriques - "Load estimation radial distribution systems using neural networks and fuzzy set techniques," *IEEE. Power Engineering Society Summer Meeting*, vol. 2, pp. 1002-1006, Jul. 2001.
- [5] J.F.M. Pessanha, L.C. Laurencel, and R.C. Souza - "Kohonen Map to build load curve types, XXXVI SBPO, São João Del Rey, Brazil, 2004 (in Portuguese)
- [6] J.F.M. Pessanha, R.M.G. Velásquez, A.C.G. Melo, and R.P. Caldas, "Cluster Analysis Building Load Curve Types". XV SENDI, Salvador, Brazil, 2002 (in Portuguese).
- [7] Z. Pawlak - "Rough Sets", *International Journal of Information and Computer Sciences*, Vol. 11, pp. 341-356, 1982.
- [8] S. Haykin - *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. IEEE Press/Macmillan College Publishing Company, New York, 1994.
- [9] G. Lambert-Torres, J.M. Abe, M.L. Mucheroni, and P.E. Cruvinel - *Advances in Intelligent Systems and Robotics*, IOS Press, 217p, ISBN 1 58603 386-7, Amsterdam, Holanda, 2003.
- [10] Z. Pawlak - "Rough Classification", *International Journal on Man-Machine Studies*, Vol. 20, pp. 469-483, 1984.
- [11] G. Lambert-Torres - "Application of Rough Sets in Power System Control Center Data Mining", 2002 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, pp.627-631, New York, USA, Jan. 27- Feb. 02, 2002..
- [12] Z. Pawlak - *Rough Sets - Theoretical Aspects of Reasoning about Data*, Klumer Academic Publishers, 1991.
- [13] L.A. Zadeh - "Fuzzy Sets", *Information and Control*, Vol. 8, pp.338-353, 1965.
- [14] D. Dubois and H. Prade - "Rough Fuzzy Sets and Fuzzy Rough Sets", *International Journal of General Systems*, Vol. 17, No. 4, pp. 191-210, 1990.
- [15] K. Tomsovic and G. Lambert-Torres - *On the Use of Fuzzy Logic Techniques for Addressing Uncertainty in Power System Problems*, PMAPS-RIMAPS Tutorial, 83 pages, 2000.
- [16] J.O.P. Pinto *et all.* - "Load Profiles", Technical Report, ENERSUL, 2005.

ANEXO II: Sistema de Informação para 10, 20 e 40 agrupamentos

Identificação		Atributos Condicionais				Atributo de Decisão		
Ordem	ID	Classe	Faixa de consumo	Tipo de Ligação	Localização	K=10	K=20	K=40
1	cc008	Comercial	3	Bifásico	Urbano	8	15	28
2	cc011	Industrial	7	Trifásico	Urbano	8	4	10
3	cc013	Industrial	7	Trifásico	Urbano	4	1	2
4	cc016	Residencial	1	Monofásico	Urbano	10	11	24
5	cc033	Comercial	2	Trifásico	Urbano	8	13	17
6	cc034	Industrial	1	Bifásico	Urbano	1	16	27
7	cc035	Residencial	9	Trifásico	Urbano	10	11	14
8	cc036	Industrial	5	Trifásico	Urbano	8	20	3
9	cc037	Comercial	10	Trifásico	Urbano	4	6	3
10	cc044	Residencial	1	Monofásico	Urbano	9	9	6
11	cc048	Residencial	10	Trifásico	Urbano	10	11	7
12	cc051	Comercial	10	Bifásico	Urbano	3	18	32
13	cc053	Industrial	8	Trifásico	Urbano	8	14	22
14	cc055	Comercial	3	Trifásico	Urbano	6	19	1
15	cc058	Comercial	9	Trifásico	Urbano	3	5	32
16	cc066	Rural	2	Monofásico	Rural	8	14	5
17	cc067	Rural	3	Monofásico	Rural	10	11	34
18	cc068	Rural	4	Monofásico	Rural	9	2	33
19	cc072	Rural	10	Trifásico	Rural	3	18	37
20	cc100	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	9	6
21	cc102	Residencial	2	Monofásico	Urbano	10	11	7
22	cc104	Comercial	9	Trifásico	Urbano	7	3	39
23	cc106	Residencial	3	Monofásico	Urbano	10	8	21
24	cc109	Comercial	8	Trifásico	Urbano	7	7	30
25	cc119	Residencial	5	Bifásico	Urbano	10	15	38
26	cc210	Residencial	4	Trifásico	Urbano	10	11	14
27	nc002	Rural	9	Monofásico	Rural	9	15	4
28	nc004	Industrial	10	Trifásico	Rural	8	14	14
29	nc005	Industrial	5	Trifásico	Urbano	1	17	12
30	nc006	Residencial	1	Monofásico	Urbano	9	9	6
31	nc007	Rural	8	Monofásico	Rural	10	11	24
32	nc008	Comercial	2	Monofásico	Urbano	7	7	30
33	nc009	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	9	6
34	nc011	Residencial	5	Monofásico	Urbano	10	8	21
35	nc015	Rural	3	Monofásico	Rural	9	8	33
36	nc018	Comercial	9	Trifásico	Urbano	10	11	7
37	nc019	Residencial	9	Trifásico	Urbano	10	11	7
38	nc023	Comercial	1	Monofásico	Urbano	9	8	33
39	nc026	Residencial	4	Trifásico	Urbano	8	4	10
40	nc043	Industrial	7	Trifásico	Urbano	8	4	10
41	nc048	Comercial	3	Trifásico	Urbano	5	10	15
42	nc049	Comercial	9	Bifásico	Urbano	2	7	36
43	nc051	Comercial	2	Monofásico	Urbano	4	1	8
44	nc056	Rural	1	Monofásico	Rural	9	2	29
45	nc060	Comercial	3	Trifásico	Urbano	1	17	12
46	nc066	Comercial	7	Trifásico	Urbano	2	7	36
47	nc068	Residencial	5	Trifásico	Urbano	8	14	22
48	nc072	Residencial	9	Trifásico	Urbano	8	4	10

Identificação		Atributos Condicionais				Atributo de Decisão		
Ordem	ID	Classe	Faixa de consumo	Tipo de Ligação	Localização	K=10	K=20	K=40
49	nc073	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	8	4
50	nc167	Residencial	1	Monofásico	Urbano	9	9	6
51	sc001	Residencial	9	Bifásico	Urbano	9	2	29
52	sc004	Rural	2	Monofásico	Rural	9	2	29
53	sc010	Residencial	8	Trifásico	Urbano	9	8	4
54	sc011	Residencial	3	Monofásico	Urbano	10	8	21
55	sc015	Industrial	8	Trifásico	Urbano	5	10	15
56	sc016	Residencial	2	Bifásico	Urbano	10	8	21
57	sc017	Industrial	2	Bifásico	Urbano	10	8	21
58	sc019	Industrial	4	Bifásico	Urbano	10	11	38
59	sc021	Residencial	7	Bifásico	Urbano	10	11	14
60	sc023	Comercial	9	Trifásico	Urbano	8	4	10
61	sc024	Comercial	10	Trifásico	Urbano	2	12	36
62	sc026	Industrial	8	Trifásico	Urbano	2	12	23
63	sc028	Rural	3	Monofásico	Rural	10	15	38
64	sc034	Residencial	4	Monofásico	Urbano	9	2	29
65	sc035	Rural	3	Bifásico	Rural	9	8	11
66	sc037	Comercial	9	Bifásico	Urbano	8	14	5
67	sc039	Rural	6	Bifásico	Rural	9	8	4
68	sc040	Comercial	3	Monofásico	Urbano	3	18	32
69	sc041	Comercial	10	Trifásico	Urbano	7	6	39
70	sc042	Industrial	9	Trifásico	Urbano	10	11	14
71	sc043	Residencial	3	Monofásico	Urbano	10	8	28
72	sc047	Rural	2	Bifásico	Rural	8	4	10
73	sc049	Residencial	4	Monofásico	Urbano	10	11	7
74	sc052	Residencial	9	Bifásico	Urbano	10	11	7
75	sc058	Industrial	9	Trifásico	Urbano	2	7	36
76	sc059	Residencial	6	Monofásico	Urbano	10	11	14
77	sc060	Industrial	5	Trifásico	Urbano	6	3	1
78	sc062	Rural	1	Monofásico	Rural	9	9	6
79	sc064	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	9	6
80	sc072	Residencial	1	Bifásico	Urbano	10	11	24
81	sc078	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	8	33
82	sc080	Rural	8	Monofásico	Rural	10	15	38
83	sc084	Rural	2	Monofásico	Rural	9	2	33
84	sc104	Comercial	2	Trifásico	Urbano	2	12	23
85	sc146	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	8	11
86	sc194	Comercial	9	Trifásico	Urbano	10	8	28
87	sc209	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	16	26
88	sc227	Comercial	3	Monofásico	Urbano	6	10	36
89	sc229	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	2	29
90	sc246	Residencial	4	Trifásico	Urbano	8	15	28
91	sc268	Residencial	2	Monofásico	Urbano	10	8	21
92	sc273	Comercial	3	Bifásico	Urbano	8	14	5
93	sc276	Comercial	3	Bifásico	Urbano	5	10	35
94	376	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
95	378	Comercial	10	Trifásico	Rural	8	14	38
96	383	Industrial	6	Trifásico	Urbano	4	20	2
97	387	Industrial	10	Trifásico	Urbano	3	5	32
98	390	Comercial	10	Trifásico	Urbano	7	6	18

Identificação		Atributos Condicionais				Atributo de Decisão		
Ordem	ID	Classe	Faixa de consumo	Tipo de Ligação	Localização	K=10	K=20	K=40
99	391	Industrial	10	Trifásico	Urbano	10	11	14
100	401	Industrial	10	Trifásico	Rural	5	10	15
101	432	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
102	446	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	5
103	501	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	5
104	510	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
105	540	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	5
106	582	Industrial	9	Trifásico	Urbano	3	5	32
107	585	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	5
108	587	Industrial	10	Trifásico	Urbano	10	11	14
109	593	Residencial	10	Trifásico	Urbano	4	1	2
110	600	Industrial	10	Trifásico	Urbano	3	5	32
111	606	Residencial	2	Trifásico	Urbano	7	13	18
112	608	Residencial	8	Trifásico	Urbano	10	15	38
113	611	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	5
114	613	Industrial	3	Trifásico	Urbano	5	10	15
115	614	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	38
116	615	Comercial	8	Trifásico	Urbano	8	20	3
117	618	Residencial	5	Trifásico	Urbano	8	15	28
118	623	Industrial	9	Trifásico	Urbano	2	7	36
119	625	Residencial	8	Trifásico	Urbano	8	14	38
120	626	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
121	630	Industrial	7	Trifásico	Urbano	10	11	24
122	631	Industrial	10	Trifásico	Urbano	10	15	38
123	632	Residencial	7	Trifásico	Urbano	9	15	40
124	633	Residencial	3	Trifásico	Urbano	1	16	27
125	638	Comercial	9	Trifásico	Urbano	2	12	23
126	640	Industrial	10	Trifásico	Urbano	7	13	18
127	643	Residencial	8	Trifásico	Urbano	8	13	31
128	648	Comercial	7	Trifásico	Urbano	2	12	23
129	650	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
130	652	Residencial	7	Trifásico	Urbano	10	15	28
131	656	Residencial	10	Trifásico	Urbano	10	15	28
132	657	Residencial	10	Trifásico	Urbano	4	20	2
133	658	Industrial	6	Trifásico	Urbano	9	2	12
134	660	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	14
135	661	Industrial	6	Trifásico	Urbano	3	1	8
136	662	Comercial	9	Trifásico	Urbano	8	13	31
137	663	Industrial	10	Trifásico	Urbano	4	1	2
138	664	Residencial	7	Trifásico	Urbano	9	15	4
139	667	Industrial	9	Trifásico	Urbano	4	20	2
140	668	Residencial	7	Trifásico	Urbano	9	2	33
141	669	Industrial	4	Trifásico	Urbano	1	16	26
142	671	Industrial	3	Trifásico	Urbano	3	18	32
143	675	Industrial	6	Trifásico	Urbano	2	7	36
144	680	Comercial	4	Trifásico	Urbano	1	17	13
145	682	Industrial	7	Trifásico	Urbano	7	13	18
146	683	Industrial	5	Trifásico	Urbano	9	8	4
147	684	Industrial	3	Trifásico	Urbano	7	6	39
148	686	Industrial	5	Trifásico	Urbano	1	16	27

Identificação		Atributos Condicionais				Atributo de Decisão		
Ordem	ID	Classe	Faixa de consumo	Tipo de Ligação	Localização	K=10	K=20	K=40
149	688	Residencial	4	Trifásico	Urbano	1	13	17
150	694	Industrial	7	Trifásico	Urbano	3	18	32
151	695	Comercial	6	Trifásico	Urbano	3	18	32
152	696	Comercial	4	Trifásico	Urbano	2	7	36
153	697	Residencial	4	Trifásico	Urbano	9	2	29
154	700	Industrial	5	Trifásico	Urbano	1	13	17
155	702	Industrial	4	Trifásico	Urbano	9	8	11
156	705	Comercial	10	Trifásico	Urbano	7	6	39
157	707	Comercial	9	Trifásico	Urbano	2	12	23
158	715	Comercial	10	Trifásico	Urbano	7	7	30
159	716	Comercial	2	Trifásico	Urbano	5	10	15
160	718	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	10
161	719	Industrial	9	Trifásico	Urbano	8	14	38
162	720	Residencial	8	Trifásico	Urbano	10	11	24
163	724	Industrial	3	Trifásico	Urbano	6	10	36
164	725	Comercial	5	Trifásico	Urbano	9	9	6
165	728	Comercial	6	Trifásico	Urbano	1	17	12
166	729	Industrial	8	Trifásico	Urbano	5	10	15
167	735	Industrial	6	Trifásico	Urbano	5	10	35
168	736	Comercial	6	Trifásico	Urbano	5	10	15
169	737	Industrial	5	Trifásico	Urbano	2	7	8
170	738	Residencial	4	Trifásico	Urbano	4	1	8
171	742	Comercial	2	Trifásico	Urbano	4	6	3
172	745	Industrial	7	Trifásico	Urbano	9	15	4
173	749	Comercial	10	Trifásico	Urbano	7	6	39
174	759	Industrial	6	Trifásico	Urbano	6	10	36
175	760	Comercial	9	Trifásico	Urbano	2	7	8
176	761	Industrial	10	Trifásico	Urbano	2	12	23
177	764	Comercial	7	Trifásico	Urbano	3	1	8
178	765	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
179	766	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	4	3
180	770	Comercial	9	Trifásico	Rural	8	14	14
181	771	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	14
182	772	Comercial	9	Trifásico	Urbano	8	14	22
183	774	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
184	775	Residencial	4	Trifásico	Urbano	9	15	40
185	778	Comercial	10	Trifásico	Urbano	10	11	38
186	780	Residencial	9	Trifásico	Urbano	10	11	7
187	781	Residencial	8	Trifásico	Urbano	9	2	40
188	790	Comercial	2	Trifásico	Urbano	2	7	8
189	792	Residencial	8	Trifásico	Urbano	10	15	28
190	793	Comercial	6	Trifásico	Urbano	1	16	26
191	794	Industrial	8	Trifásico	Urbano	9	15	40
192	801	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
193	803	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
194	812	Comercial	10	Trifásico	Urbano	10	11	14
195	815	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	20	3
196	839	Residencial	10	Trifásico	Urbano	2	7	36
197	840	Industrial	9	Trifásico	Urbano	8	14	22
198	841	Residencial	8	Trifásico	Urbano	10	8	28

Identificação		Atributos Condicionais				Atributo de Decisão		
Ordem	ID	Classe	Faixa de consumo	Tipo de Ligação	Localização	K=10	K=20	K=40
199	842	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	14	10
200	843	Comercial	10	Trifásico	Urbano	4	6	3
201	844	Industrial	8	Trifásico	Urbano	3	18	37
202	845	Residencial	9	Trifásico	Urbano	8	14	22
203	847	Comercial	9	Trifásico	Urbano	9	15	4
204	848	Comercial	7	Trifásico	Urbano	7	6	39
205	849	Industrial	5	Trifásico	Urbano	7	6	30
206	850	Industrial	9	Trifásico	Urbano	2	12	23
207	854	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	20	3
208	855	Comercial	6	Trifásico	Urbano	5	10	15
209	859	Rural	10	Trifásico	Rural	4	6	3
210	860	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
211	863	Industrial	6	Trifásico	Urbano	3	5	32
212	864	Comercial	6	Trifásico	Urbano	3	5	32
213	865	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	10
214	866	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
215	867	Industrial	7	Trifásico	Urbano	8	13	17
216	869	Industrial	8	Trifásico	Urbano	7	13	18
217	872	Comercial	9	Trifásico	Urbano	7	7	30
218	876	Industrial	9	Trifásico	Urbano	2	12	23
219	877	Comercial	9	Trifásico	Urbano	4	1	2
220	880	Comercial	10	Trifásico	Urbano	6	3	1
221	882	Industrial	5	Trifásico	Urbano	9	9	6
222	884	Residencial	10	Trifásico	Urbano	9	8	4
223	887	Residencial	9	Trifásico	Urbano	9	9	6
224	888	Residencial	10	Trifásico	Urbano	8	15	28
225	891	Comercial	3	Trifásico	Rural	1	16	26
226	892	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	15	31
227	893	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
228	894	Comercial	4	Trifásico	Urbano	8	4	3
229	896	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
230	898	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	20	3
231	900	Comercial	10	Trifásico	Urbano	7	7	30
232	902	Industrial	9	Trifásico	Urbano	10	11	34
233	903	Comercial	9	Trifásico	Urbano	8	4	10
234	904	Industrial	10	Trifásico	Urbano	8	14	10
235	906	Residencial	2	Trifásico	Urbano	8	14	22
236	907	Industrial	9	Trifásico	Urbano	3	5	32
237	909	Comercial	9	Trifásico	Urbano	4	1	8
238	910	Residencial	9	Trifásico	Urbano	10	11	38
239	911	Comercial	9	Trifásico	Urbano	2	12	23
240	913	Comercial	4	Trifásico	Urbano	5	10	15
241	916	Residencial	6	Trifásico	Urbano	1	13	17
242	918	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	14	22
243	921	Residencial	9	Trifásico	Urbano	1	17	12
244	922	Residencial	10	Trifásico	Urbano	10	8	21
245	923	Residencial	10	Trifásico	Urbano	10	11	24
246	926	Comercial	10	Trifásico	Urbano	8	14	5
247	934	Comercial	7	Monofásico	Urbano	2	7	36
248	938	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	15	4

Identificação		Atributos Condicionais				Atributo de Decisão		
Ordem	ID	Classe	Faixa de consumo	Tipo de Ligação	Localização	K=10	K=20	K=40
249	951	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	15	40
250	958	Comercial	5	Monofásico	Urbano	7	7	30
251	962	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	15	4
252	963	Comercial	6	Monofásico	Urbano	10	11	34
253	967	Comercial	8	Monofásico	Urbano	2	7	36
254	978	Residencial	1	Monofásico	Urbano	8	15	28
255	989	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	8	33
256	991	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	8	11
257	992	Residencial	3	Monofásico	Urbano	1	16	27
258	998	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	8	11
259	1003	Residencial	3	Monofásico	Urbano	1	17	12
260	1010	Comercial	4	Monofásico	Urbano	9	2	40
261	1012	Residencial	2	Monofásico	Urbano	8	14	5
262	1015	Residencial	2	Monofásico	Urbano	10	8	21
263	1016	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	9	6
264	1018	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	16	27
265	1020	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	17	12
266	1022	Residencial	3	Monofásico	Urbano	10	11	7
267	1023	Comercial	3	Monofásico	Urbano	5	10	15
268	1033	Residencial	4	Monofásico	Urbano	8	13	31
269	1038	Comercial	7	Monofásico	Urbano	2	7	36
270	1040	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	17	13
271	1047	Comercial	2	Monofásico	Urbano	8	14	22
272	1060	Residencial	3	Monofásico	Urbano	8	15	31
273	1061	Comercial	8	Monofásico	Urbano	7	7	30
274	1063	Comercial	7	Monofásico	Urbano	7	6	30
275	1077	Residencial	3	Monofásico	Urbano	8	13	31
276	1083	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	19	26
277	1084	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	2	40
278	1085	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	16	27
279	1091	Residencial	3	Monofásico	Urbano	1	17	12
280	1092	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	9	6
281	1095	Residencial	1	Monofásico	Urbano	8	15	31
282	1097	Residencial	1	Monofásico	Urbano	1	17	12
283	1098	Comercial	6	Monofásico	Urbano	7	13	18
284	1100	Comercial	3	Monofásico	Urbano	10	11	7
285	1102	Residencial	5	Monofásico	Urbano	9	8	33
286	1104	Comercial	5	Monofásico	Urbano	9	2	40
287	1105	Residencial	3	Monofásico	Urbano	1	17	12
288	1123	Residencial	3	Monofásico	Urbano	8	15	31
289	1126	Residencial	2	Monofásico	Urbano	7	6	39
290	1129	Residencial	1	Monofásico	Urbano	1	17	12
291	1136	Residencial	3	Monofásico	Urbano	10	8	28
292	1137	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	8	33
293	1141	Residencial	1	Monofásico	Urbano	8	14	22
294	1143	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	16	27
295	1144	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	2	12
296	1145	Residencial	1	Monofásico	Urbano	1	17	12
297	1147	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	17	12
298	1149	Residencial	2	Monofásico	Urbano	10	11	38

Identificação		Atributos Condicionais				Atributo de Decisão		
Ordem	ID	Classe	Faixa de consumo	Tipo de Ligação	Localização	K=10	K=20	K=40
299	1151	Residencial	2	Monofásico	Urbano	8	15	31
300	1152	Residencial	5	Monofásico	Urbano	1	16	27
301	1154	Residencial	4	Monofásico	Urbano	1	13	17
302	1155	Comercial	9	Monofásico	Urbano	2	7	8
303	1158	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	9	6
304	1160	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	17	13
305	1161	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	13	17
306	1165	Comercial	9	Monofásico	Urbano	8	14	38
307	1167	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	17	12
308	1172	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	2	29
309	1173	Comercial	9	Monofásico	Urbano	7	6	39
310	1175	Comercial	7	Monofásico	Urbano	9	15	40
311	1177	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	8	4
312	1200	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	8	4
313	1201	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	17	12
314	1202	Residencial	2	Monofásico	Urbano	8	13	17
315	1206	Residencial	2	Monofásico	Urbano	10	11	7
316	1207	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	8	33
317	1214	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	2	29
318	1216	Residencial	3	Monofásico	Urbano	1	16	27
319	1217	Residencial	2	Monofásico	Urbano	8	13	17
320	1219	Residencial	5	Monofásico	Urbano	1	13	17
321	1221	Comercial	1	Monofásico	Urbano	10	8	21
322	1223	Residencial	3	Monofásico	Urbano	8	13	17
323	1224	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	9	6
324	1226	Comercial	1	Monofásico	Urbano	6	3	1
325	1227	Residencial	5	Monofásico	Urbano	8	13	31
326	1236	Residencial	2	Monofásico	Urbano	10	8	28
327	1253	Residencial	2	Monofásico	Urbano	9	8	11
328	1256	Residencial	2	Monofásico	Urbano	10	11	24
329	1257	Residencial	3	Monofásico	Urbano	8	14	14
330	1259	Residencial	3	Monofásico	Urbano	9	9	6
331	1260	Residencial	2	Monofásico	Urbano	4	6	3
332	1261	Residencial	3	Monofásico	Urbano	1	13	17
333	1264	Comercial	4	Monofásico	Urbano	6	3	1
334	1267	Residencial	2	Monofásico	Urbano	1	16	26
335	1285	Residencial	7	Bifásico	Urbano	10	11	24
336	1287	Residencial	9	Bifásico	Urbano	1	17	12
337	1288	Comercial	7	Bifásico	Urbano	4	20	2
338	1291	Residencial	7	Bifásico	Urbano	10	11	7
339	1295	Rural	6	Bifásico	Rural	6	19	1
340	1296	Rural	4	Bifásico	Rural	6	19	1
341	1297	Residencial	7	Bifásico	Urbano	10	11	38
342	1300	Residencial	4	Bifásico	Urbano	9	8	4
343	1309	Comercial	10	Bifásico	Urbano	8	14	14
344	1310	Residencial	5	Bifásico	Urbano	9	8	33
345	1312	Residencial	3	Bifásico	Urbano	8	15	31
346	1318	Comercial	7	Bifásico	Urbano	6	3	1
347	1319	Comercial	2	Bifásico	Urbano	5	10	35
348	1321	Residencial	2	Bifásico	Urbano	9	9	6

Identificação		Atributos Condicionais				Atributo de Decisão		
Ordem	ID	Classe	Faixa de consumo	Tipo de Ligação	Localização	K=10	K=20	K=40
349	1325	Residencial	4	Bifásico	Urbano	10	11	24
350	1338	Residencial	9	Bifásico	Urbano	10	11	38
351	1341	Comercial	10	Bifásico	Urbano	8	4	3
352	1346	Residencial	5	Bifásico	Urbano	1	16	27
353	1347	Residencial	3	Bifásico	Urbano	8	14	10
354	1349	Residencial	4	Bifásico	Urbano	9	15	4
355	1351	Residencial	5	Bifásico	Urbano	9	15	40
356	1353	Residencial	5	Bifásico	Urbano	2	12	23
357	1356	Residencial	4	Bifásico	Urbano	4	20	2
358	1359	Residencial	5	Bifásico	Urbano	10	8	21
359	1360	Residencial	4	Bifásico	Urbano	10	11	14
360	1370	Comercial	4	Bifásico	Urbano	9	9	6
361	1372	Comercial	9	Bifásico	Urbano	2	12	23
362	1389	Comercial	3	Bifásico	Urbano	4	20	2
363	1394	Residencial	4	Bifásico	Urbano	8	14	22
364	1395	Comercial	4	Bifásico	Urbano	1	16	27
365	1396	Residencial	2	Bifásico	Urbano	9	8	11
366	1402	Industrial	7	Bifásico	Urbano	4	6	3
367	1405	Residencial	2	Bifásico	Urbano	9	9	6
368	1409	Comercial	10	Bifásico	Urbano	8	14	22
369	1410	Residencial	7	Bifásico	Urbano	8	15	28
370	1414	Comercial	4	Bifásico	Urbano	2	12	23
371	1418	Industrial	9	Bifásico	Urbano	3	5	32
372	1419	Comercial	10	Bifásico	Urbano	2	12	23
373	1421	Comercial	5	Bifásico	Urbano	8	15	28
374	1422	Comercial	6	Bifásico	Urbano	2	12	36
375	1423	Comercial	9	Bifásico	Urbano	1	13	17
376	1430	Residencial	2	Bifásico	Urbano	10	8	28
377	1431	Residencial	3	Bifásico	Urbano	9	8	4
378	1437	Residencial	2	Bifásico	Urbano	1	13	17
379	1439	Industrial	7	Bifásico	Urbano	8	4	10
380	1440	Residencial	4	Bifásico	Urbano	10	15	28
381	1443	Residencial	2	Bifásico	Urbano	9	2	29
382	1444	Residencial	3	Bifásico	Urbano	4	20	2
383	1445	Residencial	5	Bifásico	Urbano	1	17	12
384	1450	Comercial	7	Bifásico	Urbano	2	12	23
385	1452	Residencial	8	Bifásico	Urbano	9	9	6
386	1453	Residencial	7	Bifásico	Urbano	7	6	30
387	1454	Residencial	2	Bifásico	Urbano	9	2	33
388	1455	Comercial	5	Bifásico	Urbano	5	10	35
389	1457	Comercial	2	Bifásico	Urbano	10	11	14
390	1458	Residencial	2	Bifásico	Urbano	1	13	17
391	1459	Comercial	2	Bifásico	Urbano	1	16	26
392	1463	Comercial	3	Bifásico	Urbano	2	12	23
393	1465	Comercial	10	Bifásico	Urbano	10	11	38
394	1468	Comercial	7	Bifásico	Urbano	3	18	37
395	1469	Comercial	9	Bifásico	Urbano	3	1	8
396	1471	Residencial	2	Bifásico	Urbano	10	11	14
397	1476	Comercial	8	Bifásico	Urbano	5	10	35
398	1478	Residencial	3	Bifásico	Urbano	8	20	3
399	1479	Residencial	3	Bifásico	Urbano	9	2	12
400	1488	Comercial	3	Bifásico	Urbano	5	10	35

Identificação		Atributos Condicionais				Atributo de Decisão		
Ordem	ID	Classe	Faixa de consumo	Tipo de Ligação	Localização	K=10	K=20	K=40
401	1489	Industrial	4	Bifásico	Urbano	3	18	37
402	1491	Residencial	7	Bifásico	Urbano	8	15	28
403	1495	Residencial	2	Bifásico	Urbano	9	15	4
404	1500	Comercial	2	Bifásico	Urbano	2	12	23
405	1502	Residencial	3	Bifásico	Urbano	9	8	4
406	1504	Residencial	8	Bifásico	Urbano	10	11	14
407	1505	Residencial	10	Bifásico	Urbano	7	13	18
408	1508	Comercial	1	Bifásico	Urbano	10	11	24
409	1509	Residencial	5	Bifásico	Urbano	10	8	21
410	1510	Industrial	2	Bifásico	Urbano	8	4	10
411	1511	Comercial	5	Bifásico	Urbano	2	7	36
412	1512	Comercial	2	Bifásico	Urbano	1	17	12
413	1514	Comercial	3	Bifásico	Urbano	7	3	39

ANEXO III: Curvas típicas de demanda para 10 agrupamentos

HORAS	Curvas Típicas de Demanda em PU									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
00:15	0,409	0,216	0,229	0,538	0,145	0,256	0,330	0,684	0,590	0,937
00:30	0,415	0,206	0,231	0,555	0,139	0,234	0,340	0,683	0,545	0,927
00:45	0,442	0,214	0,224	0,547	0,125	0,244	0,334	0,657	0,517	0,860
01:00	0,454	0,220	0,216	0,532	0,150	0,237	0,297	0,693	0,502	0,798
01:15	0,373	0,211	0,216	0,480	0,140	0,221	0,334	0,664	0,512	0,831
01:30	0,385	0,216	0,212	0,467	0,126	0,195	0,310	0,653	0,478	0,815
01:45	0,409	0,208	0,217	0,463	0,135	0,219	0,303	0,646	0,472	0,819
02:00	0,392	0,197	0,229	0,453	0,130	0,253	0,314	0,654	0,454	0,776
02:15	0,366	0,208	0,228	0,448	0,132	0,223	0,302	0,620	0,438	0,781
02:30	0,382	0,209	0,203	0,413	0,140	0,235	0,302	0,669	0,441	0,785
02:45	0,390	0,200	0,198	0,420	0,143	0,225	0,314	0,671	0,449	0,744
03:00	0,360	0,218	0,191	0,426	0,132	0,223	0,316	0,681	0,423	0,784
03:15	0,430	0,212	0,205	0,442	0,136	0,208	0,292	0,672	0,421	0,744
03:30	0,407	0,191	0,216	0,435	0,138	0,218	0,313	0,673	0,431	0,761
03:45	0,429	0,205	0,197	0,444	0,129	0,319	0,320	0,684	0,422	0,769
04:00	0,405	0,201	0,221	0,472	0,130	0,303	0,304	0,678	0,394	0,760
04:15	0,410	0,201	0,221	0,437	0,131	0,213	0,279	0,682	0,434	0,691
04:30	0,429	0,205	0,222	0,470	0,123	0,211	0,318	0,695	0,493	0,731
04:45	0,429	0,203	0,237	0,440	0,140	0,227	0,304	0,712	0,442	0,740
05:00	0,448	0,194	0,245	0,407	0,143	0,213	0,310	0,722	0,542	0,761
05:15	0,495	0,183	0,331	0,491	0,136	0,292	0,363	0,775	0,563	0,802
05:30	0,631	0,192	0,407	0,534	0,128	0,267	0,396	0,773	0,633	0,858
05:45	0,581	0,216	0,763	0,660	0,148	0,251	0,419	0,764	0,647	1,049
06:00	0,682	0,252	1,154	0,712	0,144	0,341	0,421	0,853	0,752	1,219
06:15	0,663	0,241	1,306	0,859	0,135	0,320	0,515	0,849	0,821	1,188
06:30	0,638	0,280	1,580	1,054	0,123	0,300	0,473	0,880	0,876	1,170
06:45	0,728	0,359	2,101	1,104	0,243	0,355	0,582	1,066	0,762	1,083
07:00	0,727	0,637	2,559	1,477	0,482	0,451	0,782	1,072	0,724	1,153
07:15	0,893	1,035	0,294	1,529	0,705	0,655	0,865	0,981	0,729	1,057
07:30	0,772	1,453	3,164	0,181	1,023	1,137	0,962	1,039	0,680	0,943
07:45	0,711	1,723	3,321	1,986	1,393	1,509	1,207	1,023	0,733	0,829
08:00	0,835	1,872	3,669	2,632	1,724	1,730	1,368	1,021	0,644	0,803
08:15	0,888	2,107	4,002	2,454	1,880	1,851	1,490	1,005	0,715	0,772
08:30	0,793	2,394	3,597	2,169	2,072	1,922	1,567	1,069	0,724	0,895
08:45	0,736	2,503	3,138	2,108	2,510	1,943	1,614	1,109	0,714	0,798
09:00	0,725	2,565	3,358	1,890	2,738	1,825	1,657	1,083	0,734	0,818
09:15	0,797	2,551	3,281	1,939	2,863	2,004	1,583	1,090	0,724	0,717
09:30	0,723	2,531	3,080	2,433	3,039	1,958	1,713	1,085	0,739	0,757
09:45	0,702	2,557	2,956	2,262	3,049	2,152	1,658	1,041	0,760	0,742
10:00	0,667	2,492	2,645	2,258	2,800	2,572	1,545	1,130	0,849	0,766
10:15	0,757	2,475	2,627	2,229	2,536	2,571	1,553	1,074	0,816	0,739
10:30	0,767	2,474	2,526	2,059	2,347	2,002	1,539	1,086	0,797	0,763
10:45	0,920	2,425	2,011	1,953	2,605	1,808	1,553	1,133	0,835	0,750
11:00	0,902	2,360	1,563	1,725	1,752	1,879	1,694	1,161	0,860	0,749
11:15	0,944	2,246	1,503	1,639	1,072	1,646	1,536	1,105	0,881	0,816
11:30	1,095	2,164	1,508	1,422	0,767	1,620	1,521	1,161	0,921	0,752
11:45	0,940	1,997	1,507	1,260	0,607	1,373	1,500	1,188	0,986	0,738
12:00	0,889	1,932	1,426	1,040	0,595	1,283	1,388	1,167	0,975	0,776
12:15	0,727	1,836	1,442	0,888	0,635	1,035	1,425	1,192	1,026	0,728
12:30	0,782	1,948	1,768	0,947	0,751	0,982	1,492	1,180	0,936	0,796
12:45	0,764	2,074	2,253	1,029	0,931	0,979	1,671	1,198	0,946	0,776
13:00	0,741	2,115	2,744	1,121	1,269	1,184	1,692	1,281	0,814	0,765
13:15	0,826	2,240	2,625	1,187	2,127	1,431	1,740	1,184	0,838	0,766
13:30	0,809	2,315	2,633	1,207	2,901	1,657	1,872	1,182	0,851	0,733
13:45	1,004	2,318	2,774	1,285	3,498	2,230	1,883	1,229	0,827	0,752

HORAS	Curvas Típicas de Demanda em PU									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
14:00	1,007	2,347	2,871	1,315	3,672	2,070	1,869	1,271	0,827	0,771
14:15	0,946	2,434	2,925	1,297	3,901	2,339	1,919	1,244	0,759	0,776
14:30	1,076	2,441	2,803	1,326	3,842	2,176	1,926	1,262	0,865	0,757
14:45	1,379	2,413	2,692	1,330	3,695	2,026	1,980	1,303	0,772	0,724
15:00	1,305	2,451	2,642	1,298	3,718	2,301	1,918	1,298	0,786	0,702
15:15	1,136	2,421	2,649	1,351	3,695	2,326	1,894	1,237	0,776	0,729
15:30	1,248	2,537	2,715	1,358	4,154	2,373	1,847	1,308	0,858	0,720
15:45	1,479	2,619	2,881	1,317	4,217	2,217	2,026	1,239	0,896	0,743
16:00	1,426	2,552	2,767	1,281	4,327	2,358	2,033	1,237	0,850	0,726
16:15	1,618	2,516	2,801	1,259	4,244	2,481	2,258	1,269	0,976	0,777
16:30	1,901	2,593	2,707	1,320	4,242	3,414	0,219	1,313	1,025	0,791
16:45	2,291	2,602	2,106	1,356	3,774	3,019	2,023	1,296	1,038	0,865
17:00	2,899	2,598	1,755	1,244	3,423	3,075	2,097	1,296	1,192	0,865
17:15	3,328	2,473	1,257	1,192	2,391	3,332	2,011	1,328	1,468	0,916
17:30	3,275	2,171	0,809	1,121	1,938	2,963	1,926	1,286	1,739	1,032
17:45	2,836	1,886	0,521	0,992	1,531	4,531	1,850	1,267	2,108	1,133
18:00	2,809	1,529	0,419	0,962	1,162	0,467	1,764	1,230	2,195	1,231
18:15	2,545	1,083	0,383	0,865	0,755	2,935	1,638	1,177	2,311	1,330
18:30	2,092	0,775	0,345	0,806	0,657	2,440	1,438	1,239	2,388	1,361
18:45	1,739	0,607	0,363	0,881	0,513	2,058	1,303	1,206	2,737	1,369
19:00	1,690	0,477	0,320	0,885	0,518	1,667	1,123	1,157	2,554	1,393
19:15	1,512	0,407	0,328	0,702	0,411	1,241	1,004	1,098	2,396	1,404
19:30	1,582	0,359	0,339	0,837	0,289	1,135	1,009	1,040	2,285	1,431
19:45	1,424	0,329	0,319	0,702	0,248	0,997	0,923	1,080	2,275	1,473
20:00	1,225	0,328	0,313	0,629	0,259	0,994	0,762	1,035	2,112	1,392
20:15	1,123	0,315	0,293	0,616	0,254	0,881	0,719	1,057	1,894	1,366
20:30	1,079	0,301	0,290	0,634	0,237	0,808	0,798	0,964	1,985	1,308
20:45	1,033	0,292	0,322	0,676	0,216	0,654	0,641	0,925	1,772	1,327
21:00	0,927	0,297	0,276	0,602	0,167	0,624	0,566	0,894	1,750	1,266
21:15	0,944	0,278	0,303	0,575	0,178	0,512	0,563	0,876	1,491	1,286
21:30	0,976	0,245	0,305	0,585	0,161	0,490	0,508	0,882	1,527	1,257
21:45	0,994	0,233	0,285	0,582	0,153	0,410	0,517	0,883	1,420	1,232
22:00	0,769	0,221	0,289	0,555	0,151	0,348	0,483	0,809	1,287	1,357
22:15	0,659	0,227	0,286	0,576	0,150	0,339	0,438	0,801	1,109	1,210
22:30	0,592	0,239	0,289	0,577	0,156	0,351	0,429	0,783	1,086	1,244
22:45	0,579	0,227	0,288	0,588	0,165	0,325	0,461	0,759	0,943	1,236
23:00	0,523	0,216	0,281	0,567	0,142	0,248	0,449	0,767	0,872	1,110
23:15	0,515	0,211	0,264	0,542	0,150	0,294	0,406	0,738	0,878	1,037
23:30	0,476	0,217	0,279	0,546	0,141	0,283	0,376	0,716	0,761	0,989
23:45	0,466	0,213	0,272	0,558	0,140	0,255	0,380	0,727	0,679	0,989
00:00	0,392	0,235	0,281	0,558	0,141	0,260	0,348	0,687	0,643	0,955

ANEXO IV: Curvas típicas de demanda para 20 agrupamentos

Horas	Curvas Típicas de Demanda em PU																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
0:15	0,453	0,652	0,276	0,896	0,198	0,428	0,272	0,804	0,458	0,135	0,983	0,164	0,353	0,693	0,598	0,432	0,470	0,215	0,482	0,577
0:30	0,494	0,546	0,254	0,949	0,196	0,428	0,285	0,786	0,453	0,129	0,963	0,146	0,448	0,692	0,530	0,422	0,443	0,214	0,414	0,591
0:45	0,471	0,551	0,269	0,952	0,198	0,421	0,283	0,666	0,424	0,120	0,931	0,159	0,344	0,693	0,517	0,427	0,562	0,201	0,421	0,563
1:00	0,425	0,542	0,251	0,940	0,182	0,395	0,274	0,665	0,349	0,139	0,852	0,160	0,380	0,729	0,516	0,574	0,455	0,203	0,452	0,589
1:15	0,348	0,530	0,262	0,877	0,193	0,443	0,269	0,671	0,412	0,133	0,880	0,151	0,373	0,718	0,522	0,433	0,383	0,193	0,339	0,542
1:30	0,319	0,492	0,245	0,911	0,193	0,407	0,272	0,662	0,369	0,114	0,859	0,156	0,380	0,682	0,502	0,391	0,431	0,201	0,333	0,546
1:45	0,328	0,523	0,226	0,875	0,194	0,419	0,259	0,630	0,343	0,132	0,875	0,157	0,331	0,699	0,485	0,413	0,506	0,199	0,376	0,561
2:00	0,320	0,461	0,264	0,992	0,186	0,428	0,256	0,603	0,345	0,122	0,837	0,142	0,373	0,668	0,495	0,388	0,471	0,236	0,392	0,515
2:15	0,321	0,475	0,247	0,848	0,209	0,419	0,254	0,570	0,309	0,124	0,854	0,162	0,328	0,687	0,465	0,381	0,398	0,213	0,372	0,517
2:30	0,331	0,477	0,260	0,921	0,178	0,386	0,263	0,591	0,330	0,130	0,856	0,151	0,386	0,708	0,469	0,383	0,430	0,178	0,415	0,508
2:45	0,305	0,447	0,266	0,870	0,187	0,419	0,252	0,553	0,385	0,136	0,812	0,153	0,367	0,762	0,469	0,381	0,437	0,201	0,384	0,451
3:00	0,306	0,457	0,270	0,942	0,196	0,426	0,273	0,574	0,313	0,121	0,865	0,159	0,363	0,745	0,449	0,341	0,415	0,172	0,334	0,494
3:15	0,296	0,481	0,248	0,865	0,206	0,400	0,260	0,535	0,277	0,130	0,816	0,158	0,370	0,749	0,470	0,379	0,543	0,199	0,357	0,507
3:30	0,295	0,471	0,257	0,892	0,206	0,417	0,243	0,537	0,292	0,128	0,865	0,149	0,365	0,757	0,448	0,352	0,526	0,216	0,364	0,497
3:45	0,309	0,462	0,382	0,901	0,184	0,423	0,258	0,559	0,309	0,121	0,839	0,151	0,397	0,759	0,465	0,348	0,547	0,197	0,423	0,504
4:00	0,354	0,471	0,358	0,838	0,209	0,417	0,266	0,512	0,269	0,123	0,826	0,144	0,425	0,753	0,454	0,401	0,439	0,204	0,452	0,525
4:15	0,277	0,482	0,248	0,892	0,194	0,388	0,252	0,526	0,294	0,124	0,756	0,150	0,381	0,746	0,469	0,382	0,506	0,241	0,374	0,524
4:30	0,345	0,594	0,255	0,931	0,195	0,420	0,252	0,540	0,424	0,114	0,795	0,162	0,418	0,773	0,470	0,432	0,462	0,202	0,425	0,551
4:45	0,350	0,542	0,277	0,917	0,198	0,403	0,258	0,521	0,373	0,133	0,814	0,144	0,389	0,800	0,437	0,434	0,498	0,249	0,405	0,502
5:00	0,322	0,579	0,270	0,840	0,158	0,402	0,260	0,565	0,603	0,130	0,844	0,137	0,433	0,823	0,477	0,381	0,499	0,301	0,447	0,527
5:15	0,383	0,596	0,299	0,932	0,188	0,470	0,248	0,551	0,668	0,129	0,937	0,146	0,424	0,909	0,443	0,399	0,619	0,448	0,557	0,621
5:30	0,428	0,737	0,288	0,906	0,184	0,507	0,281	0,562	0,657	0,117	1,024	0,145	0,452	0,875	0,531	0,475	0,851	0,611	0,532	0,723
5:45	0,697	0,774	0,266	0,938	0,213	0,504	0,323	0,607	0,601	0,138	1,313	0,141	0,460	0,804	0,543	0,616	0,668	1,324	0,445	0,873
6:00	0,803	0,805	0,378	0,942	0,300	0,522	0,367	0,740	0,733	0,133	1,499	0,148	0,454	0,953	0,657	0,680	0,795	2,131	0,719	0,865
6:15	1,023	0,834	0,276	0,936	0,440	0,605	0,354	0,736	0,777	0,126	1,520	0,154	0,644	0,907	0,672	0,712	0,657	0,232	0,677	0,973
6:30	1,176	0,874	0,244	0,812	0,481	0,636	0,403	0,806	0,981	0,114	1,370	0,198	0,612	0,929	0,735	0,731	0,626	2,847	0,700	0,121
6:45	1,418	0,824	0,247	0,872	0,512	0,684	0,488	0,728	0,610	0,215	1,312	0,287	0,767	1,114	0,794	0,699	0,815	3,749	0,865	1,424
7:00	1,897	0,713	0,358	0,994	0,924	0,904	0,623	0,705	0,609	0,453	1,449	0,708	0,804	1,141	0,744	0,776	0,724	4,183	0,711	1,668
7:15	1,980	0,727	0,540	1,135	1,623	0,972	0,772	0,742	0,584	0,702	1,283	1,310	0,790	0,981	0,735	1,037	0,912	4,295	0,586	1,633
7:30	2,486	0,685	0,897	1,300	2,280	1,022	0,967	0,692	0,581	1,116	1,103	1,891	0,853	1,008	0,777	0,787	0,804	4,266	0,676	1,562
7:45	2,422	0,772	1,051	1,239	0,232	1,248	1,272	0,781	0,511	1,525	0,888	2,121	0,803	1,026	0,756	0,734	0,788	4,511	0,929	1,973
8:00	2,743	0,646	1,171	0,127	3,559	1,374	1,471	0,753	0,498	1,863	0,801	2,227	0,861	0,990	0,740	0,972	0,858	4,251	1,127	2,688
8:15	2,650	0,688	1,551	1,276	4,095	1,525	1,826	0,740	0,583	1,893	0,772	2,311	0,835	1,001	0,787	1,006	0,985	0,449	1,346	2,332
8:30	2,631	0,871	1,756	1,234	3,384	1,569	2,098	0,729	0,569	2,115	0,884	2,467	0,918	1,035	0,948	0,873	0,805	4,250	1,189	1,899
8:45	2,546	0,855	1,942	1,305	2,792	1,631	2,208	0,670	0,525	2,467	0,801	2,548	0,868	0,108	0,963	0,835	0,729	3,772	1,279	1,815
9:00	2,493	0,877	2,040	1,443	3,129	0,174	2,221	0,727	0,512	2,586	0,791	2,590	0,907	1,021	0,937	0,757	0,740	3,922	0,115	1,556
9:15	2,447	0,901	2,011	1,547	3,003	1,686	2,209	0,687	0,518	2,788	0,668	2,616	0,950	1,034	0,866	0,690	0,899	3,839	1,196	1,587
9:30	2,444	0,865	2,284	1,581	3,076	1,774	0,218	0,710	0,566	0,286	0,699	2,600	0,998	0,976	0,949	0,798	0,656	3,340	0,129	2,308
9:45	2,503	0,852	2,399	1,587	2,835	1,867	0,219	0,706	0,583	2,906	0,677	2,644	0,871	0,945	0,972	0,804	0,685	3,287	1,351	1,757
10:00	2,234	1,067	0,258	1,622	2,409	0,195	2,200	0,778	0,619	2,671	0,712	2,512	0,898	0,977	1,042	0,722	0,625	3,047	1,790	1,962
10:15	2,009	0,844	2,800	1,330	2,280	1,962	2,195	0,843	0,601	2,452	0,680	0,250	0,986	1,023	0,944	0,796	0,665	3,187	1,438	1,901
10:30	1,937	0,869	0,215	1,495	2,375	1,853	0,219	0,764	0,679	2,259	0,718	2,515	1,084	1,012	0,941	0,735	0,596	2,895	1,197	1,772
10:45	1,891	0,898	1,860	1,595	1,946	1,745	2,165	0,813	0,700	2,506	0,702	2,460	1,173	1,090	0,946	1,024	0,612	2,180	0,127	1,607
11:00	0,155	1,002	2,165	1,459	1,457	1,766	2,151	0,817	0,704	1,746	0,674	2,407	1,036	0,118	0,980	1,047	0,673	1,683	1,410	1,603
11:15	1,357	0,912	1,916	1,492	1,503	1,599	2,021	1,033	0,694	1,122	0,659	2,284	0,929	1,073	0,963	0,897	0,990	1,545	0,145	1,676
11:30	1,435	1,004	1,711	1,363	0,000	1,434	0,193	0,918	0,811	0,908	0,639	2,244	0,949	1,128	1,087	1,255	0,103	1,595	1,387	1,522
11:45	1,122	0,974	1,260	1,514	1,469	1,552	1,730	1,029	0,824	0,708	0,630	0,213	1,054	1,107	1,127	1,015	0,834	1,480	1,538	1,364
12:00	1,127	0,992	0,115	1,496	1,475	1,374	1,652	0,985	0,866	0,669	0,651	2,129	1,102	1,027	1,208	0,738	0,832	0,125	1,645	1,163
12:15	1,127	0,968	1,166	1,511	1,602	1,380	0,163	1,010	0,951	0,631	0,643	2,029	0,966	0,981	1,258	0,672	0,709	1,139	1,202	0,104
12:30	1,188	0,995	1,260	1,529	1,838	1,504	1,650	0,929	0,929	0,747	0,692	2,183	1,163	1,015	1,056	0,674	0,735	1,625	0,119	1,010
12:45	1,192	1,028	1,141	1,708	2,568	1,673	1,782	0,954	0,809	0,927	0,701	2,379	0,987	1,057	0,104	0,677	0,831	0,202	1,264	1,081
13:00	1,343	0,908	1,116	1,543	0,000	1,719	1,907	0,816	0,730	1,295	0,688	2,376	1,079	1,066	1,261	0,647	0,774	2,692	1,363	0,936
13:15	0,140	1,084	1,349	0,167	3,016	1,758	2,108	0,798	0,687	2,044	0,687	2,415	1,197	1,019	0,970	0,647	0,726	2,387	2,448	1,012
13:30	1,420	1,071	1,691	1,711	0,323	1,745	2,131	0,794	0,740	2,731	0,652	2,515	1,219	1,096	0,893	0,828	0,714	2,301	1,419	1,065

Horas	Curvas Típicas de Demanda em PU																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
13:45	1,602	0,932	0,193	0,000	0,333	1,844	2,080	0,778	0,785	3,346	0,699	2,517	1,230	1,109	0,979	1,158	0,913	2,519	1,902	1,087
14:00	1,719	0,882	1,958	0,165	3,474	1,828	2,103	0,728	0,999	3,515	0,722	2,530	1,284	1,120	1,047	0,990	1,026	2,616	1,246	1,067
14:15	1,697	0,856	2,267	1,565	3,570	1,850	2,193	0,721	0,757	0,000	0,730	2,641	1,304	1,080	1,027	1,011	0,827	2,657	0,167	1,043
14:30	1,721	1,147	2,110	1,588	3,417	1,869	2,229	0,782	0,669	3,712	0,692	2,597	1,539	1,048	1,062	1,140	0,989	0,250	1,221	1,013
14:45	0,166	0,890	1,935	1,522	0,327	2,018	2,231	0,658	0,777	3,535	0,692	2,508	1,585	1,204	0,984	1,671	1,144	2,388	1,186	1,055
15:00	1,663	0,939	2,141	1,693	3,244	1,859	2,208	0,664	0,732	3,634	0,653	2,583	1,576	1,160	1,026	1,450	1,139	0,225	0,140	1,060
15:15	1,643	1,039	2,216	1,607	0,329	1,793	2,156	0,717	0,678	3,639	0,683	2,559	1,541	0,108	0,915	1,376	0,884	0,226	1,276	1,150
15:30	1,717	1,112	2,360	1,676	3,242	0,176	2,163	0,714	0,789	0,396	0,706	2,746	1,711	1,202	0,865	1,405	1,030	2,429	1,456	0,110
15:45	1,817	1,035	2,295	1,578	0,337	1,812	0,224	0,708	0,940	3,956	0,749	2,857	2,122	1,111	0,855	1,423	0,984	2,612	0,000	0,989
16:00	1,856	1,055	2,275	1,453	3,111	1,805	2,225	0,667	0,891	4,048	0,693	2,787	1,812	1,149	0,879	1,635	1,127	2,615	0,000	0,103
16:15	1,904	1,313	2,427	0,152	2,840	1,831	2,179	0,751	0,929	4,041	0,739	2,776	1,970	1,146	1,072	1,813	1,292	2,978	1,904	0,993
16:30	1,953	0,131	3,282	1,477	2,883	1,748	2,226	0,726	1,048	4,108	0,774	2,858	2,195	1,227	1,124	2,231	1,268	2,728	3,014	1,056
16:45	2,050	1,176	0,305	1,495	0,271	1,768	2,205	0,835	1,047	3,655	0,851	2,866	1,870	1,192	1,139	3,046	1,605	1,568	3,523	0,967
17:00	1,867	1,416	2,829	1,567	0,232	1,880	2,118	0,929	1,214	3,348	0,808	2,932	0,179	1,162	1,176	4,580	2,153	1,209	2,702	1,013
17:15	1,308	1,790	3,056	1,730	1,634	1,734	2,036	1,021	1,614	2,479	0,858	2,749	0,177	1,210	1,288	4,711	0,289	0,964	0,420	1,101
17:30	1,140	2,202	2,772	1,714	0,833	1,691	1,962	1,309	1,891	2,070	0,918	2,295	1,991	0,111	0,137	0,411	3,123	0,764	0,279	1,018
17:45	0,877	2,431	4,841	1,651	0,517	1,634	1,792	0,138	3,107	1,789	1,028	1,976	0,191	0,109	1,399	3,676	2,465	0,466	3,307	0,933
18:00	0,695	2,684	5,416	1,390	0,435	1,576	1,677	1,681	2,319	1,352	1,122	1,436	1,701	1,082	1,547	3,534	2,838	0,344	3,195	1,001
18:15	0,600	2,842	2,915	1,376	0,339	1,351	0,143	1,734	2,623	0,995	1,283	0,847	1,561	1,054	0,000	2,771	2,860	0,373	2,654	0,993
18:30	0,599	2,528	2,737	1,293	0,311	1,204	0,114	1,883	3,108	0,831	1,224	0,556	1,659	1,041	1,755	1,851	2,410	0,285	1,781	0,970
18:45	0,679	2,883	2,014	1,367	0,315	1,245	0,854	2,213	3,725	0,719	1,147	0,400	0,143	0,976	1,712	1,637	2,091	0,283	0,159	0,983
19:00	0,570	2,447	1,508	1,349	0,257	0,113	0,705	2,099	3,739	0,692	1,217	0,276	1,409	0,974	1,514	1,639	1,954	0,249	1,496	1,091
19:15	0,581	2,224	1,007	1,286	0,283	1,092	0,550	2,041	0,372	0,579	1,188	0,229	1,407	0,951	1,372	1,421	0,165	0,227	0,000	0,798
19:30	0,585	0,217	1,027	1,217	0,268	1,115	0,474	2,111	3,029	0,420	1,218	0,217	1,387	0,899	0,142	1,656	1,596	0,267	1,198	1,020
19:45	0,562	2,001	0,929	1,255	0,269	1,051	0,422	2,136	3,017	0,364	1,259	0,206	1,475	0,895	1,555	1,441	1,361	0,216	0,936	0,818
20:00	0,528	1,946	0,883	1,352	0,259	0,934	0,431	2,064	2,622	0,358	1,259	0,182	1,177	0,867	1,328	1,300	1,167	0,229	1,063	0,747
20:15	0,571	1,541	0,775	1,395	0,254	0,907	0,386	1,774	0,275	0,343	1,247	0,199	1,199	0,815	1,348	0,949	1,256	0,205	0,959	0,800
20:30	0,526	1,492	0,670	1,319	0,235	0,983	0,395	1,949	2,804	0,325	1,161	0,176	1,065	0,839	1,216	0,939	0,116	0,202	0,929	0,826
20:45	0,542	1,313	0,570	1,286	0,246	0,782	0,373	1,794	2,492	0,262	1,180	0,185	0,954	0,820	0,119	1,082	1,034	0,268	0,887	0,796
21:00	0,486	0,000	0,548	1,114	0,226	0,670	0,373	1,855	2,118	0,223	1,119	0,197	0,893	0,767	1,205	0,880	0,969	0,203	0,853	0,780
21:15	0,534	1,287	0,559	0,129	0,235	0,666	0,344	1,614	1,844	0,178	1,163	0,190	0,863	0,752	1,099	0,910	0,979	0,262	0,779	0,667
21:30	0,499	1,266	0,557	1,198	0,217	0,644	0,323	1,512	1,941	0,154	1,139	0,162	0,822	0,799	1,231	0,962	0,988	0,279	0,788	0,675
21:45	0,500	1,313	0,500	1,249	0,210	0,678	0,321	1,492	1,582	0,145	1,155	0,152	0,686	0,717	1,213	1,296	0,888	0,236	0,671	0,699
22:00	0,488	1,128	0,502	1,113	0,203	0,616	0,295	1,594	1,225	0,141	1,251	0,151	0,587	0,691	1,169	0,839	0,799	0,252	0,479	0,657
22:15	0,521	0,947	0,418	1,132	0,208	0,567	0,296	1,350	1,063	0,140	1,177	0,152	0,614	0,695	0,979	0,661	0,721	0,228	0,557	0,710
22:30	0,487	0,912	0,442	1,134	0,236	0,519	0,307	1,399	1,040	0,148	1,191	0,165	0,532	0,734	0,906	0,626	0,621	0,219	0,535	0,741
22:45	0,490	0,817	0,462	1,027	0,235	0,502	0,300	1,329	0,985	0,153	1,118	0,166	0,591	0,709	0,848	0,657	0,546	0,220	0,486	0,706
23:00	0,540	0,770	0,379	1,122	0,205	0,520	0,303	1,161	0,867	0,131	1,062	0,139	0,470	0,706	0,795	0,636	0,491	0,236	0,415	0,756
23:15	0,531	0,720	0,359	1,020	0,222	0,452	0,276	0,997	1,079	0,142	1,041	0,144	0,491	0,703	0,768	0,615	0,488	0,177	0,522	0,712
23:30	0,529	0,680	0,304	1,048	0,208	0,442	0,280	0,943	0,854	0,133	0,999	0,148	0,466	0,669	0,686	0,503	0,525	0,213	0,516	0,633
23:45	0,529	0,678	0,297	1,076	0,198	0,509	0,286	0,880	0,633	0,132	1,055	0,136	0,436	0,672	0,637	0,448	0,559	0,204	0,461	0,643
0:00	0,499	0,662	0,284	0,998	0,235	0,473	0,304	0,813	0,566	0,132	1,015	0,159	0,438	0,677	0,597	0,430	0,399	0,232	0,425	0,590

ANEXO V: Curvas típicas de demanda para 40 agrupamentos

PARTE A: DE 01 A 20 AGRUPAMENTOS

Horas	Curvas Típicas de Demanda em PU																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
0:15	0,321	0,616	0,594	0,691	0,770	0,458	1,241	0,321	NaN	0,901	0,711	0,456	0,685	0,840	0,160	NaN	0,298	0,328	NaN	NaN
0:30	0,293	0,637	0,572	0,599	0,718	0,453	1,182	0,367	NaN	0,938	0,821	0,382	0,876	0,950	0,139	NaN	0,466	0,293	NaN	NaN
0:45	0,302	0,651	0,555	0,593	0,748	0,424	1,175	0,336	NaN	0,945	0,779	0,463	0,118	0,957	0,133	NaN	0,295	0,297	NaN	NaN
1:00	0,295	0,594	0,577	0,568	0,769	0,349	0,103	0,357	NaN	0,940	0,765	0,431	0,749	0,866	0,134	NaN	0,340	0,297	NaN	NaN
1:15	0,268	0,499	0,539	0,536	0,680	0,412	1,004	0,360	NaN	0,870	0,804	0,352	0,575	0,929	0,123	NaN	0,332	0,297	NaN	NaN
1:30	0,249	0,499	0,547	0,545	0,729	0,369	0,993	0,327	NaN	0,895	0,680	0,373	0,800	0,872	0,136	NaN	0,372	0,300	NaN	NaN
1:45	0,257	0,468	0,587	0,510	0,773	0,343	0,941	0,336	NaN	0,878	0,713	0,432	0,913	0,890	0,152	NaN	0,296	0,290	NaN	NaN
2:00	0,319	0,471	0,556	0,494	0,715	0,345	0,991	0,332	NaN	0,969	0,585	0,405	0,772	0,839	0,139	NaN	0,361	0,285	NaN	NaN
2:15	0,275	0,441	0,577	0,488	0,674	0,309	0,976	0,320	NaN	0,849	0,609	0,363	0,658	0,878	0,130	NaN	0,292	0,292	NaN	NaN
2:30	0,293	0,419	0,564	0,466	0,712	0,330	0,968	0,347	NaN	0,951	0,657	0,403	0,633	0,845	0,130	NaN	0,375	0,302	NaN	NaN
2:45	0,273	0,395	0,550	0,466	0,775	0,385	0,928	0,289	NaN	0,901	0,575	0,394	0,637	0,790	0,155	NaN	0,375	0,283	NaN	NaN
3:00	0,282	0,394	0,575	0,479	0,727	0,313	0,942	0,338	NaN	0,977	0,555	0,367	0,615	0,862	0,145	NaN	0,365	0,282	NaN	NaN
3:15	0,250	0,436	0,560	0,442	0,695	0,277	0,931	0,320	NaN	0,901	0,526	0,471	0,849	0,737	0,134	NaN	0,386	0,269	NaN	NaN
3:30	0,272	0,449	0,546	0,461	0,702	0,292	0,891	0,282	NaN	0,933	0,584	0,476	0,688	0,820	0,125	NaN	0,349	0,284	NaN	NaN
3:45	0,409	0,457	0,555	0,471	0,722	0,309	0,889	0,306	NaN	0,932	0,485	0,508	0,562	0,756	0,130	NaN	0,393	0,305	NaN	NaN
4:00	0,383	0,487	0,566	0,426	0,799	0,269	0,810	0,323	NaN	0,883	0,470	0,396	0,636	0,854	0,137	NaN	0,452	0,271	NaN	NaN
4:15	0,261	0,456	0,553	0,463	0,751	0,294	0,790	0,296	NaN	0,939	0,532	0,413	0,894	0,762	0,134	NaN	0,381	0,244	NaN	NaN
4:30	0,266	0,493	0,565	0,482	0,728	0,424	0,812	0,350	NaN	0,965	0,590	0,403	0,731	0,861	0,131	NaN	0,435	0,317	NaN	NaN
4:45	0,277	0,432	0,559	0,412	0,839	0,373	0,795	0,350	NaN	0,958	0,540	0,438	0,790	0,858	0,146	NaN	0,388	0,281	NaN	NaN
5:00	0,269	0,411	0,586	0,511	0,917	0,603	0,797	0,329	NaN	0,930	0,570	0,402	0,942	0,813	0,135	NaN	0,493	0,252	NaN	NaN
5:15	0,367	0,526	0,649	0,463	1,097	0,668	0,753	0,318	NaN	0,989	0,540	0,527	0,939	0,878	0,135	NaN	0,450	0,333	NaN	NaN
5:30	0,344	0,610	0,717	0,473	1,129	0,657	0,772	0,342	NaN	0,963	0,618	0,785	0,820	0,750	0,134	NaN	0,505	0,323	NaN	NaN
5:45	0,313	0,717	0,889	0,512	0,890	0,601	0,766	0,572	NaN	0,963	0,607	0,697	0,171	0,755	0,152	NaN	0,447	0,444	NaN	NaN
6:00	0,441	0,692	0,938	0,543	1,336	0,733	0,811	0,791	NaN	0,946	0,707	0,813	0,212	0,778	0,146	NaN	0,452	0,413	NaN	NaN
6:15	0,411	0,693	0,105	0,561	0,807	0,777	0,948	1,004	NaN	0,971	0,626	0,689	0,345	0,787	0,139	NaN	0,626	0,649	NaN	NaN
6:30	0,388	0,892	1,237	0,659	0,935	0,981	0,856	1,104	NaN	0,830	0,653	0,689	0,255	0,831	0,136	NaN	0,535	0,510	NaN	NaN
6:45	0,464	0,936	1,380	0,714	0,881	0,610	0,816	1,471	NaN	0,879	0,661	0,793	0,679	0,757	0,315	NaN	0,704	0,684	NaN	NaN
7:00	0,509	1,322	1,427	0,634	0,852	0,609	0,721	2,068	NaN	0,947	0,721	0,700	0,719	0,783	0,685	NaN	0,690	0,786	NaN	NaN
7:15	0,644	0,153	1,333	0,699	0,832	0,584	0,847	2,155	NaN	1,069	0,592	0,882	0,811	0,712	1,032	NaN	0,745	0,801	NaN	NaN
7:30	0,960	1,855	1,284	0,688	0,877	0,581	0,706	2,362	NaN	1,178	0,597	0,833	0,528	0,748	1,377	NaN	0,753	0,853	NaN	NaN
7:45	1,240	2,299	1,365	0,787	0,830	0,511	0,634	2,267	NaN	1,182	0,960	0,786	0,750	0,706	1,796	NaN	0,683	1,039	NaN	NaN
8:00	1,402	3,226	1,444	0,726	0,857	0,498	0,568	2,426	NaN	1,214	0,646	0,810	0,954	0,716	1,845	NaN	0,731	1,205	NaN	NaN
8:15	1,810	2,817	1,513	0,732	0,866	0,583	0,625	2,369	NaN	1,247	0,780	0,873	1,209	0,788	1,815	NaN	0,675	1,325	NaN	NaN
8:30	1,765	2,302	1,579	0,786	0,985	0,569	0,605	2,429	NaN	1,183	0,691	0,697	1,170	0,783	1,807	NaN	0,747	1,473	NaN	NaN
8:45	1,833	2,236	1,646	0,899	0,110	0,525	0,626	2,394	NaN	1,268	0,577	0,645	0,115	0,853	2,277	NaN	0,678	0,149	NaN	NaN
9:00	1,842	1,933	1,611	0,971	1,009	0,512	0,657	0,242	NaN	1,359	0,627	0,657	1,217	0,913	2,453	NaN	0,764	1,418	NaN	NaN
9:15	1,862	1,897	1,649	0,937	0,934	0,518	0,446	2,437	NaN	1,454	0,590	0,853	1,274	0,897	2,551	NaN	0,864	1,340	NaN	NaN
9:30	1,990	2,712	0,168	0,948	0,934	0,566	0,490	2,423	NaN	1,452	0,571	0,721	0,648	0,826	2,850	NaN	0,823	1,469	NaN	NaN
9:45	2,155	2,208	1,718	0,961	0,995	0,583	0,515	2,511	NaN	1,450	0,566	0,691	0,627	0,870	2,978	NaN	0,684	1,368	NaN	NaN
10:00	2,793	2,162	1,996	1,059	0,976	0,619	0,519	2,393	NaN	1,498	0,575	0,646	0,606	0,858	2,770	NaN	0,742	1,335	NaN	NaN
10:15	0,279	2,049	1,875	0,993	1,009	0,601	0,509	2,313	NaN	1,318	0,620	0,638	0,913	0,865	2,432	NaN	0,929	0,134	NaN	NaN
10:30	2,083	1,878	1,783	0,980	0,954	0,679	0,539	2,109	NaN	1,446	0,733	0,602	0,626	0,911	1,807	NaN	0,111	0,131	NaN	NaN
10:45	1,744	1,771	1,587	1,012	1,178	0,700	0,550	2,164	NaN	1,552	0,823	0,542	1,161	0,885	2,307	NaN	0,124	1,302	NaN	NaN
11:00	1,940	1,818	1,397	1,008	1,902	0,704	0,536	1,673	NaN	1,416	0,702	0,645	0,865	0,826	1,356	NaN	1,045	0,113	NaN	NaN
11:15	1,744	1,873	1,379	1,166	1,413	0,694	0,541	1,299	NaN	1,435	0,905	1,015	0,623	0,884	0,621	NaN	0,900	1,004	NaN	NaN
11:30	0,161	1,546	1,278	1,152	1,291	0,811	0,558	1,424	NaN	1,311	0,810	1,111	0,674	0,815	0,422	NaN	0,874	1,115	NaN	NaN
11:45	1,419	1,408	1,258	1,055	1,338	0,824	0,582	1,181	NaN	1,379	1,686	0,875	0,599	0,767	0,290	NaN	0,990	1,110	NaN	NaN
12:00	1,367	1,000	1,246	1,104	1,221	0,866	0,613	1,253	NaN	1,409	1,038	0,875	0,546	0,803	0,287	NaN	1,119	0,974	NaN	NaN
12:15	1,195	0,803	1,251	1,051	0,966	0,951	0,562	1,260	NaN	1,456	0,173	0,838	0,643	0,780	0,382	NaN	0,859	0,987	NaN	NaN
12:30	1,078	0,839	1,309	0,847	0,992	0,929	0,553	1,367	NaN	1,148	1,283	0,798	0,917	0,910	0,580	NaN	1,104	1,034	NaN	NaN
12:45	1,005	0,931	1,380	1,129	1,088	0,809	0,519	1,423	NaN	1,626	1,231	0,824	0,132	0,897	0,818	NaN	0,799	1,130	NaN	NaN
13:00	0,000	0,847	1,455	0,958	1,115	0,730	0,598	1,661	NaN	1,467	0,817	0,737	1,007	0,868	1,228	NaN	0,931	1,238	NaN	NaN
13:15	1,368	0,880	1,564	0,908	0,980	0,687	0,583	1,771	NaN	1,538	0,925	0,767	1,343	0,869	2,300	NaN	1,046	1,321	NaN	NaN

Horas	Curvas Típicas de Demanda em PU																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
13:30	0,159	0,938	1,580	0,930	0,974	0,740	0,525	1,702	NaN	1,554	0,631	0,753	1,334	0,926	3,158	NaN	1,008	1,694	NaN	NaN
13:45	2,116	1,144	1,547	0,973	1,070	0,785	0,587	1,687	NaN	1,542	0,754	0,885	1,033	0,986	3,965	NaN	1,052	1,654	NaN	NaN
14:00	1,843	1,190	1,505	0,758	1,257	0,999	0,646	1,804	NaN	1,544	0,839	0,979	0,974	1,081	4,139	NaN	1,190	1,642	NaN	NaN
14:15	2,137	1,131	1,478	0,871	0,101	0,757	0,623	1,852	NaN	1,506	0,703	0,765	1,097	1,060	4,333	NaN	1,191	1,398	NaN	NaN
14:30	1,861	1,113	1,488	0,783	1,074	0,669	0,553	1,946	NaN	1,511	0,792	0,928	0,122	0,848	4,104	NaN	1,395	1,489	NaN	NaN
14:45	1,779	1,073	1,524	0,774	1,522	0,777	0,685	1,956	NaN	1,461	0,678	0,101	0,172	0,934	3,984	NaN	1,547	0,156	NaN	NaN
15:00	1,968	1,019	1,510	0,735	1,140	0,732	0,576	2,064	NaN	1,621	0,644	1,039	1,653	0,904	3,980	NaN	1,502	1,666	NaN	NaN
15:15	0,195	1,127	1,535	0,826	1,042	0,678	0,612	1,951	NaN	1,532	0,563	0,923	0,763	0,938	4,088	NaN	1,490	1,713	NaN	NaN
15:30	2,162	1,050	1,606	0,888	1,302	0,789	0,654	1,991	NaN	1,582	0,652	1,057	1,679	0,935	4,520	NaN	1,654	1,824	NaN	NaN
15:45	2,087	0,957	1,528	0,913	1,158	0,940	0,571	2,184	NaN	1,508	0,676	0,989	1,252	1,000	0,452	NaN	2,254	0,204	NaN	NaN
16:00	2,282	0,894	1,519	0,876	1,330	0,891	0,614	2,359	NaN	1,398	0,562	1,141	0,947	0,873	4,804	NaN	1,872	1,956	NaN	NaN
16:15	0,230	0,842	1,505	0,925	1,102	0,929	0,652	2,383	NaN	1,446	0,732	1,251	1,230	0,854	4,540	NaN	1,902	2,592	NaN	NaN
16:30	3,421	0,887	1,540	0,976	1,317	1,048	0,776	2,558	NaN	1,358	0,641	1,164	1,561	0,879	4,665	NaN	2,380	2,418	NaN	NaN
16:45	3,018	0,906	1,474	1,133	1,135	1,047	0,649	2,636	NaN	0,133	0,789	1,449	1,977	0,870	4,237	NaN	1,936	2,015	NaN	NaN
17:00	3,123	0,878	1,509	1,205	1,064	1,214	0,730	2,318	NaN	1,313	0,753	1,947	0,245	0,886	3,934	NaN	1,683	1,994	NaN	NaN
17:15	3,477	0,952	1,584	1,399	1,361	1,614	0,856	1,570	NaN	1,432	0,951	2,555	3,795	0,930	2,565	NaN	1,718	2,176	NaN	NaN
17:30	3,035	0,922	1,573	1,621	1,169	1,891	0,979	1,270	NaN	1,344	0,949	3,089	0,227	0,923	2,079	NaN	2,108	2,005	NaN	NaN
17:45	5,043	0,772	0,151	1,587	0,125	3,107	0,989	0,993	NaN	1,283	1,007	2,672	1,723	1,048	1,758	NaN	2,136	1,780	NaN	NaN
18:00	0,554	0,841	1,372	1,868	1,251	2,319	1,183	0,733	NaN	1,230	1,886	2,979	2,543	0,962	1,434	NaN	1,705	1,735	NaN	NaN
18:15	3,181	0,783	1,183	0,178	1,301	2,623	1,429	0,557	NaN	1,243	2,094	3,164	1,872	0,999	0,981	NaN	1,473	1,854	NaN	NaN
18:30	2,697	0,719	1,123	1,701	1,422	3,108	1,353	0,544	NaN	1,207	1,633	2,513	0,000	0,979	0,822	NaN	1,656	0,000	NaN	NaN
18:45	2,148	0,799	1,106	1,959	1,270	3,725	1,314	0,609	NaN	1,260	2,077	2,171	1,609	0,969	0,603	NaN	1,259	0,174	NaN	NaN
19:00	1,686	0,907	0,106	1,907	1,270	3,739	1,227	0,542	NaN	1,250	2,120	1,962	0,159	0,970	0,551	NaN	1,266	1,518	NaN	NaN
19:15	1,153	0,641	0,979	1,828	1,267	0,372	1,264	0,523	NaN	1,172	1,663	1,842	0,000	0,898	0,394	NaN	1,349	1,363	NaN	NaN
19:30	1,141	0,880	1,032	1,976	1,242	3,029	1,506	0,474	NaN	1,115	2,105	1,647	1,426	0,880	0,264	NaN	1,351	1,406	NaN	NaN
19:45	1,003	0,663	0,990	1,958	1,164	3,017	1,647	0,457	NaN	0,115	0,204	1,340	0,141	0,998	0,208	NaN	0,148	1,294	NaN	NaN
20:00	1,035	0,587	0,928	1,891	1,154	2,622	1,741	0,461	NaN	1,245	1,982	1,200	0,139	0,872	0,193	NaN	1,215	0,933	NaN	NaN
20:15	0,905	0,603	0,906	1,536	1,024	0,275	0,171	0,466	NaN	1,290	2,384	0,121	1,376	0,896	0,204	NaN	1,224	0,757	NaN	NaN
20:30	0,814	0,707	0,820	1,521	1,020	2,804	1,620	0,442	NaN	1,209	3,309	1,130	0,131	0,927	0,200	NaN	1,139	0,803	NaN	NaN
20:45	0,710	0,718	0,787	1,497	1,021	2,492	1,649	0,461	NaN	1,200	2,412	1,010	0,979	0,944	0,202	NaN	0,935	0,746	NaN	NaN
21:00	0,665	0,665	0,791	1,509	0,920	2,118	1,615	0,402	NaN	1,041	0,250	1,056	0,821	0,906	0,185	NaN	0,879	0,691	NaN	NaN
21:15	0,637	0,596	0,701	1,362	0,942	1,844	1,623	0,453	NaN	1,197	1,552	0,962	0,123	0,904	0,198	NaN	0,869	0,623	NaN	NaN
21:30	0,628	0,614	0,705	1,488	0,912	1,941	1,585	0,437	NaN	1,120	0,150	0,897	1,772	0,997	0,180	NaN	0,895	0,491	NaN	NaN
21:45	0,526	0,588	0,753	1,288	0,852	1,582	1,656	0,437	NaN	1,151	0,189	0,822	0,136	0,962	0,177	NaN	0,740	0,446	NaN	NaN
22:00	0,446	0,576	0,693	1,345	0,823	1,225	1,727	0,438	NaN	1,034	1,946	0,809	0,987	0,968	0,175	NaN	0,595	0,467	NaN	NaN
22:15	0,436	0,621	0,707	1,184	0,745	1,063	1,667	0,443	NaN	1,050	1,458	0,722	0,847	0,968	0,148	NaN	0,633	0,438	NaN	NaN
22:30	0,443	0,664	0,667	1,090	0,809	1,040	0,000	0,439	NaN	1,077	1,688	0,687	0,795	1,096	0,161	NaN	0,513	0,443	NaN	NaN
22:45	0,414	0,691	0,637	0,908	0,838	0,985	0,155	0,419	NaN	0,971	1,169	0,576	0,639	0,987	0,168	NaN	0,591	0,561	NaN	NaN
23:00	0,313	0,648	0,706	0,858	0,769	0,867	1,491	0,444	NaN	1,053	1,309	0,467	0,906	0,989	0,152	NaN	0,471	0,464	NaN	NaN
23:15	0,367	0,621	0,672	0,903	0,769	1,079	1,490	0,446	NaN	0,974	0,969	0,518	0,647	0,101	0,149	NaN	0,470	0,500	NaN	NaN
23:30	0,354	0,604	0,648	0,758	0,763	0,854	0,139	0,428	NaN	1,010	0,968	0,508	0,756	0,911	0,148	NaN	0,434	0,514	NaN	NaN
23:45	0,317	0,605	0,673	0,731	0,777	0,633	1,605	0,441	NaN	1,043	0,931	0,503	1,024	0,876	0,143	NaN	0,402	0,391	NaN	NaN
0:00	0,325	0,592	0,628	0,725	0,741	0,566	1,514	0,439	NaN	0,963	0,815	0,375	0,650	0,878	0,145	NaN	0,426	0,369	NaN	NaN

Parte B: de 21 a 40 agrupamentos

Horas	Curvas Típicas de Demanda em PU																			
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
0:15	1,131	0,634	0,161	0,927	NaN	0,317	0,492	0,730	0,758	0,377	0,495	0,226	0,503	0,994	0,121	0,210	0,145	0,735	0,278	0,529
0:30	1,171	0,641	0,140	0,754	NaN	0,266	0,496	0,589	0,574	0,391	0,524	0,226	0,448	1,026	0,140	0,205	0,140	0,724	0,321	0,545
0:45	0,857	0,632	0,155	0,620	NaN	0,303	0,481	0,588	0,626	0,380	0,467	0,220	0,309	0,104	0,113	0,208	0,132	0,719	0,311	0,521
1:00	0,860	0,696	0,155	0,610	NaN	0,380	0,671	0,499	0,649	0,343	0,571	0,221	0,361	1,033	0,175	0,215	0,104	0,732	0,244	0,502
1:15	0,856	0,736	0,145	0,592	NaN	0,220	0,537	0,572	0,630	0,348	0,508	0,219	0,418	0,103	0,167	0,216	0,109	0,740	0,348	0,506
1:30	0,841	0,656	0,152	0,618	NaN	0,320	0,416	0,570	0,588	0,356	0,475	0,221	0,396	1,033	0,111	0,211	0,118	0,722	0,267	0,444
1:45	0,812	0,683	0,154	0,638	NaN	0,346	0,444	0,518	0,606	0,344	0,444	0,222	0,372	0,000	0,107	0,206	0,114	0,752	0,269	0,496
2:00	0,749	0,638	0,136	0,577	NaN	0,282	0,426	0,511	0,565	0,351	0,514	0,220	0,398	0,999	0,115	0,186	0,188	0,701	0,295	0,504
2:15	0,723	0,667	0,157	0,662	NaN	0,323	0,401	0,474	0,566	0,341	0,444	0,229	0,349	0,961	0,135	0,198	0,152	0,713	0,265	0,469
2:30	0,720	0,674	0,145	0,734	NaN	0,411	0,353	0,530	0,558	0,333	0,492	0,204	0,348	0,964	0,157	0,200	0,093	0,700	0,269	0,460
2:45	0,688	0,766	0,148	0,722	NaN	0,364	0,385	0,482	0,526	0,347	0,425	0,230	0,344	0,940	0,124	0,201	0,079	0,668	0,300	0,538
3:00	0,762	0,745	0,156	0,771	NaN	0,270	0,366	0,461	0,554	0,349	0,477	0,217	0,368	0,937	0,110	0,204	0,073	0,688	0,305	0,430
3:15	0,653	0,810	0,154	0,756	NaN	0,299	0,421	0,496	0,557	0,334	0,443	0,227	0,400	0,923	0,140	0,200	0,122	0,665	0,265	0,502
3:30	0,630	0,816	0,143	0,807	NaN	0,293	0,381	0,427	0,593	0,346	0,461	0,230	0,388	0,929	0,160	0,179	0,150	0,712	0,298	0,458
3:45	0,752	0,804	0,145	0,836	NaN	0,257	0,398	0,463	0,597	0,341	0,489	0,210	0,350	0,900	0,128	0,192	0,129	0,725	0,308	0,467
4:00	0,669	0,763	0,137	0,729	NaN	0,415	0,397	0,502	0,537	0,356	0,448	0,233	0,333	0,900	0,117	0,206	0,121	0,698	0,271	0,478
4:15	0,585	0,753	0,145	0,674	NaN	0,304	0,425	0,451	0,597	0,331	0,492	0,242	0,446	0,873	0,126	0,191	0,142	0,685	0,248	0,464
4:30	0,700	0,790	0,159	0,753	NaN	0,504	0,395	0,434	0,837	0,341	0,447	0,209	0,397	0,891	0,110	0,179	0,165	0,661	0,295	0,428
4:45	0,651	0,775	0,138	0,856	NaN	0,392	0,464	0,479	0,705	0,331	0,437	0,236	0,349	0,888	0,130	0,210	0,188	0,683	0,293	0,452
5:00	0,643	0,783	0,129	1,051	NaN	0,324	0,438	0,480	0,722	0,377	0,467	0,186	0,471	0,871	0,156	0,187	0,389	0,687	0,281	0,459
5:15	0,626	0,885	0,141	1,401	NaN	0,341	0,452	0,425	0,659	0,420	0,441	0,219	0,607	0,933	0,137	0,172	0,675	0,647	0,323	0,496
5:30	0,574	0,829	0,140	1,947	NaN	0,443	0,507	0,477	0,971	0,433	0,478	0,214	0,617	0,975	0,118	0,166	1,047	0,626	0,411	0,679
5:45	0,662	0,820	0,136	3,075	NaN	0,489	0,676	0,455	0,976	0,424	0,468	0,236	0,746	0,952	0,141	0,175	0,264	0,682	0,396	0,678
6:00	0,813	0,912	0,142	3,537	NaN	0,683	0,718	0,553	0,993	0,418	0,524	0,336	1,057	1,355	0,139	0,171	4,301	0,830	0,430	0,741
6:15	0,556	0,101	0,149	3,473	NaN	0,584	0,774	0,552	1,011	0,450	0,607	0,497	1,203	0,114	0,128	0,155	4,493	0,846	0,484	0,959
6:30	0,500	0,102	0,198	2,952	NaN	0,821	0,653	0,894	0,994	0,531	0,725	0,757	1,170	1,366	0,100	0,174	4,909	0,772	0,379	0,820
6:45	0,524	1,394	0,298	3,070	NaN	1,005	0,504	0,700	1,041	0,622	1,019	1,068	0,895	1,189	0,121	0,190	5,988	0,713	0,458	0,865
7:00	0,518	1,459	0,767	3,556	NaN	0,934	0,647	0,730	0,942	0,750	0,885	1,831	0,942	1,440	0,144	0,246	5,310	0,712	0,815	0,694
7:15	0,498	1,119	1,442	0,276	NaN	0,000	0,941	0,769	0,889	0,899	0,759	2,499	0,975	1,495	0,161	0,396	4,788	0,767	0,878	0,749
7:30	0,577	1,144	2,088	1,992	NaN	0,855	0,698	0,886	0,651	1,018	0,826	0,283	0,742	0,150	0,432	0,764	0,497	0,814	0,985	0,849
7:45	0,665	1,180	2,342	1,305	NaN	0,744	0,672	0,758	0,660	1,391	0,736	2,937	0,788	1,360	0,721	0,000	5,242	0,817	1,132	0,892
8:00	0,843	1,084	2,442	1,120	NaN	0,832	0,990	0,710	0,551	1,571	0,840	3,665	0,663	1,159	1,521	1,447	4,772	0,770	1,270	0,841
8:15	0,612	1,076	2,455	0,830	NaN	1,130	0,854	0,740	0,668	1,793	0,788	3,965	0,617	0,000	1,990	1,796	5,416	0,806	1,281	1,129
8:30	0,748	1,094	0,250	1,054	NaN	0,916	0,777	0,882	0,908	1,680	1,077	3,474	0,617	1,404	2,513	2,343	5,041	1,002	0,152	0,976
8:45	0,516	0,111	2,565	0,835	NaN	0,887	0,747	0,931	0,814	0,169	1,054	3,029	0,650	0,104	2,900	2,411	0,423	0,901	1,620	0,858
9:00	0,570	1,017	2,596	0,662	NaN	0,810	0,677	0,973	0,842	1,693	0,948	3,416	0,573	1,119	3,212	0,239	3,982	0,900	1,802	0,917
9:15	0,627	1,095	2,608	0,466	NaN	0,766	0,590	0,853	0,806	1,706	0,905	3,517	0,499	1,056	3,384	0,249	3,215	0,804	1,634	0,947
9:30	0,567	1,009	2,583	0,598	NaN	0,989	0,624	0,113	0,775	1,771	0,833	3,477	0,513	1,200	3,353	2,413	0,000	0,810	1,836	0,948
9:45	0,562	0,917	2,629	0,515	NaN	0,847	0,712	1,023	0,760	1,731	0,855	3,324	0,700	0,803	3,166	2,427	2,261	0,856	1,802	0,973
10:00	0,703	0,956	2,476	0,623	NaN	0,757	0,658	1,183	0,746	1,704	0,872	2,872	0,991	0,819	2,849	2,371	0,234	0,875	1,531	1,051
10:15	0,633	1,024	2,466	0,536	NaN	0,821	0,734	0,933	0,784	0,172	1,018	2,901	0,842	0,955	2,710	2,374	2,304	0,840	1,534	1,065
10:30	0,709	1,024	2,478	0,571	NaN	0,775	0,684	0,947	0,723	0,171	0,918	2,840	0,682	0,865	3,248	2,421	2,034	0,869	1,534	0,978
10:45	0,698	1,072	2,417	0,546	NaN	0,669	1,236	0,914	0,693	0,169	0,954	2,061	0,787	0,737	3,102	2,386	2,098	0,932	1,598	1,015
11:00	0,818	0,962	2,358	0,597	NaN	0,697	1,281	0,968	0,688	0,180	0,883	1,436	0,933	0,741	2,412	2,362	2,035	0,905	2,012	1,123
11:15	1,218	0,939	2,217	0,509	NaN	0,668	1,050	0,976	0,671	1,719	0,941	1,409	0,870	0,793	0,182	2,318	1,901	0,861	1,746	0,939
11:30	0,947	1,093	2,178	0,546	NaN	0,769	1,540	1,167	0,718	1,616	0,958	1,412	0,813	0,725	0,134	2,273	1,818	0,890	1,732	1,010
11:45	0,816	1,004	2,061	0,536	NaN	0,776	1,166	0,114	0,749	1,446	1,284	1,400	0,767	0,646	1,135	2,003	1,719	0,964	1,862	1,190
12:00	0,801	0,950	2,083	0,468	NaN	0,610	0,834	1,335	0,839	1,467	1,209	1,338	1,035	0,621	1,110	1,821	0,142	0,973	1,621	0,995
12:15	0,780	0,997	1,991	0,608	NaN	0,560	0,773	1,137	0,711	1,556	1,669	0,140	0,832	0,620	1,058	1,615	0,121	0,811	1,620	1,007
12:30	0,916	1,038	2,161	0,549	NaN	0,665	0,732	1,007	0,888	1,489	1,549	1,884	0,747	0,707	1,035	1,635	1,207	0,842	1,851	1,014
12:45	0,753	1,109	2,384	0,608	NaN	0,776	0,668	1,182	0,848	1,746	1,177	2,633	0,694	0,594	0,112	1,662	1,115	0,866	2,009	0,968
13:00	0,827	1,102	2,375	0,632	NaN	0,719	0,641	0,000	0,855	1,910	1,844	3,293	0,663	0,595	1,336	1,803	1,235	0,785	1,804	0,876
13:15	0,854	1,080	2,417	0,564	NaN	1,377	0,608	1,069	0,864	2,043	1,237	3,163	0,650	0,630	1,839	2,003	1,126	0,796	0,173	0,909
13:30	0,851	1,196	2,523	0,535	NaN	1,038	0,727	0,931	0,943	2,044	1,031	3,233	0,745	0,601	2,472	0,212	0,112	0,773	1,819	0,894

Horas	Curvas Típicas de Demanda em PU																			
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
13:45	0,818	1,175	2,520	0,470	NaN	1,791	0,729	0,997	0,877	1,995	0,120	3,410	0,580	0,673	2,719	2,259	1,245	0,816	1,936	0,943
14:00	0,763	1,055	2,534	0,519	NaN	1,269	0,785	1,054	0,858	2,004	0,143	3,538	0,462	0,605	2,893	2,288	1,335	0,790	1,895	1,076
14:15	0,799	1,050	2,647	0,601	NaN	0,143	0,732	0,934	0,948	2,202	1,633	3,620	0,431	0,580	0,318	2,381	1,353	0,862	2,011	0,845
14:30	0,821	1,021	2,583	0,683	NaN	1,311	0,952	0,917	1,526	2,143	1,874	3,335	0,707	0,566	3,407	2,457	1,625	0,875	2,025	1,047
14:45	0,701	1,100	2,480	0,549	NaN	2,110	0,126	0,874	0,965	2,149	1,588	3,172	0,476	0,492	3,214	2,443	1,607	0,853	2,116	0,993
15:00	0,696	1,183	2,540	0,460	NaN	0,104	1,624	0,866	1,066	2,087	1,642	3,142	0,484	0,661	3,281	2,529	1,341	0,852	1,927	1,132
15:15	0,758	1,079	2,498	0,437	NaN	0,955	1,546	0,909	1,252	0,194	1,398	3,136	0,475	0,662	0,000	2,584	0,146	0,829	1,979	0,883
15:30	0,637	1,231	2,712	0,524	NaN	1,371	1,384	0,817	1,021	1,884	1,352	3,205	0,576	0,491	3,545	2,550	1,532	0,831	1,823	0,971
15:45	0,662	0,112	2,838	0,620	NaN	2,021	1,405	0,791	0,988	2,094	1,196	3,423	0,564	0,480	3,721	2,466	1,498	0,849	1,944	1,139
16:00	0,687	0,113	2,758	0,568	NaN	2,205	1,238	0,852	1,005	2,135	1,133	3,245	0,582	0,501	3,532	2,347	1,559	0,840	1,980	1,056
16:15	0,618	1,213	2,744	0,814	NaN	2,006	0,166	0,946	1,558	2,211	1,532	0,000	0,656	0,488	0,375	2,381	1,427	0,825	2,050	0,119
16:30	0,782	1,271	2,834	0,766	NaN	0,293	1,807	0,861	1,833	2,134	1,420	3,171	0,519	0,520	3,538	2,474	1,597	0,852	2,064	1,267
16:45	0,797	1,229	2,839	1,218	NaN	4,564	2,420	0,944	1,377	0,208	0,154	2,244	0,653	0,566	3,001	2,398	1,657	0,965	1,969	1,212
17:00	1,039	1,238	2,923	0,745	NaN	3,528	4,969	1,016	1,543	2,170	1,444	1,851	0,905	0,629	2,571	2,393	0,135	1,022	2,096	1,493
17:15	1,121	1,200	2,728	0,706	NaN	4,409	4,964	1,099	2,071	0,180	1,170	1,249	1,143	0,628	2,101	2,480	0,138	1,055	2,123	1,489
17:30	1,472	1,091	2,219	0,828	NaN	4,523	3,613	1,297	2,847	1,795	1,276	0,715	1,342	0,715	1,704	2,397	0,106	1,052	2,010	1,600
17:45	1,584	0,980	1,884	0,919	NaN	0,416	0,317	1,328	0,000	1,692	1,254	0,496	1,505	0,906	1,151	2,302	0,471	1,192	2,079	0,161
18:00	1,749	0,997	1,289	1,026	NaN	3,470	3,415	1,259	2,600	1,650	1,466	0,420	1,822	1,531	0,707	2,067	0,280	1,154	1,915	2,464
18:15	1,721	0,972	0,747	1,216	NaN	2,751	2,647	1,304	2,802	1,444	1,415	0,353	1,793	1,684	0,378	1,766	0,372	1,247	0,169	0,253
18:30	1,804	0,903	0,495	1,217	NaN	0,193	1,731	1,595	2,986	1,261	0,189	0,318	2,592	1,522	0,383	1,306	0,230	1,241	1,430	2,059
18:45	2,001	0,845	0,363	0,990	NaN	1,496	1,617	1,676	3,566	0,952	0,178	0,333	2,962	1,574	0,362	1,107	0,185	1,253	1,357	1,886
19:00	1,815	0,856	0,262	1,220	NaN	1,845	1,422	1,570	2,700	0,790	1,656	0,280	2,851	1,490	0,463	0,895	0,165	1,339	1,185	1,555
19:15	1,832	0,834	0,221	1,263	NaN	0,951	1,629	1,582	2,109	0,655	1,533	0,287	2,481	1,332	0,440	0,779	0,147	0,132	1,113	1,504
19:30	1,915	0,767	0,222	1,186	NaN	0,722	2,153	1,426	2,128	0,569	1,353	0,305	2,577	1,380	0,330	0,626	0,146	1,394	0,119	1,497
19:45	0,213	0,780	0,207	1,084	NaN	0,768	1,754	1,460	1,931	0,554	1,481	0,281	2,806	1,354	0,314	0,562	0,112	1,342	1,044	1,576
20:00	1,800	0,771	0,182	1,096	NaN	0,551	1,681	1,380	1,825	0,562	0,135	0,287	2,678	1,300	0,369	0,555	0,100	1,228	0,851	1,359
20:15	1,788	0,713	0,201	1,045	NaN	0,547	1,129	1,323	1,539	0,421	1,675	0,276	1,808	1,302	0,338	0,507	0,074	1,176	1,021	1,247
20:30	1,783	0,741	0,175	0,911	NaN	0,508	1,149	1,224	0,149	0,422	0,118	0,258	1,792	0,991	0,300	0,498	0,088	1,174	1,211	1,284
20:45	0,186	0,723	0,186	0,932	NaN	0,428	1,409	1,191	0,145	0,433	1,167	0,287	1,600	0,106	0,241	0,418	0,161	1,118	0,790	1,228
21:00	1,808	0,649	0,199	0,848	NaN	0,432	0,111	1,239	1,421	0,421	1,241	0,243	1,883	0,994	0,138	0,416	0,118	1,048	0,629	1,196
21:15	0,171	0,617	0,191	0,970	NaN	0,452	1,131	1,279	1,316	0,410	1,105	0,279	1,571	1,060	0,144	0,323	0,154	1,041	0,688	1,182
21:30	1,853	0,638	0,160	0,930	NaN	0,451	1,220	1,150	1,479	0,404	0,106	0,269	1,348	0,138	0,128	0,273	0,188	0,987	0,637	1,196
21:45	1,626	0,615	0,149	0,874	NaN	0,421	1,750	1,333	1,625	0,415	0,969	0,241	1,310	1,033	0,112	0,256	0,167	0,973	0,686	1,119
22:00	2,021	0,595	0,148	1,161	NaN	0,385	1,061	1,267	1,283	0,385	0,897	0,255	1,209	0,868	0,112	0,228	0,143	0,974	0,605	1,006
22:15	1,609	0,613	0,149	0,981	NaN	0,436	0,768	1,049	1,145	0,358	0,800	0,260	1,016	0,669	0,155	0,246	0,086	0,977	0,526	0,973
22:30	1,897	0,616	0,162	0,931	NaN	0,291	0,794	0,876	0,101	0,359	0,760	0,257	0,949	0,789	0,147	0,249	0,130	0,951	0,496	0,935
22:45	2,109	0,595	0,165	0,931	NaN	0,468	0,738	0,973	0,917	0,389	0,666	0,260	0,880	0,734	0,159	0,224	0,119	0,881	0,464	0,899
23:00	1,577	0,620	0,135	0,783	NaN	0,462	0,711	0,950	0,828	0,382	0,570	0,252	0,824	0,723	0,126	0,229	0,120	0,866	0,512	0,741
23:15	1,237	0,607	0,140	0,659	NaN	0,455	0,676	0,926	0,799	0,351	0,510	0,237	0,678	0,748	0,152	0,216	0,072	0,852	0,395	0,706
23:30	1,189	0,578	0,145	0,736	NaN	0,392	0,544	0,897	0,852	0,344	0,490	0,257	0,567	0,798	0,129	0,231	0,063	0,773	0,305	0,629
23:45	0,117	0,593	0,130	0,758	NaN	0,291	0,525	0,766	0,838	0,406	0,582	0,236	0,463	0,934	0,136	0,227	0,087	0,740	0,343	0,616
0:00	1,065	0,620	0,156	0,682	NaN	0,333	0,466	0,651	0,865	0,364	0,517	0,262	0,504	0,932	0,133	0,234	0,141	0,789	0,313	0,537

ANEXO VI: Distribuição de erros médio e máximo – SOM/CA

Trafos	Erro médio percentual			Erro máximo percentual		
	K=10	K=20	K=40	K=10	K=20	K=40
ct001	-42	-41,7	-41,9	-117,8	-89,7	-76
ct006	54,2	55,7	53,9	25,9	39,4	47,6
ct007	34	35,1	34,2	-6,9	12,5	16,9
ct008	0,8	2,1	1,8	-27,4	-6,7	-9,1
ct009	42	42,9	42,8	40,2	42,5	46,1
ct010	39,5	40,8	41,1	16,5	26,6	34,1
ct011	34,2	35,7	35,6	-8,2	18,5	22,7
ct012	-5,3	-4	-1,1	-50,2	-27,1	-26,4
ct013	5,4	7,3	4,7	-21,8	-3	9,1
ct014	35,4	38,7	40	21,9	21,4	22,5
ct015	-41,9	-43,1	-45,5	-85,1	-57,3	-57,6
ct016	26,7	26,3	23,8	-25,4	3,6	4,9
ct017	38,5	39,8	37,7	11,7	29,7	32,5
ct018	49,6	50,1	51,1	33,3	45,7	45,1
ct019	24,4	27,3	26,9	1	11,7	19,8
ct020	68,9	68,9	68,9	44,7	53,1	53,6
ct021	88,7	88,8	88,8	84	86	86,3
ct022	28,2	28,7	30	3,8	22,7	24,5
ct023	-22,7	-20,5	-20,7	-78,2	-39,9	-35,9
ct025	39,4	40,2	40,4	13,6	28,8	30,7
ct026	34,4	35,5	33,7	2,8	22	31,9
ct027	2,1	4,7	1,2	-64,1	-25,3	-6,6
ct028	55,8	55,4	54,7	30,5	41,5	44,9
ct029	74,9	72,4	70,8	82,6	76,6	73,2
ct031	6,2	7,7	9	-62,6	-37,2	-32,9
ct032	49,3	48,2	49,3	28	43	44,4
ct033	23,3	24,2	25,2	-1,2	14	20,5
ct034	37	37,7	37	9,4	29,6	31,2
ct035	2	3,9	2,3	-38,7	-18,5	-9,1
ct036	38	38,8	39,4	31,5	39,4	41,1
ct037	34,5	35,3	34,4	15,4	32,2	38,5
ct038	54,5	56,7	56,3	13,9	36,6	45,2
ct039	36,3	36,9	35,8	1,5	16,2	22
ct040	-9,8	-8,2	-5,4	-52,6	-29,1	-28,9
ct041	82,9	82,3	82,2	84	85,4	87,5
ct043	24,3	26,6	23,5	-36,2	-5,1	13,9
ct044	7,9	10,6	13	-20,7	4,5	14,7
ct045	64	64,9	65,1	39,6	52,3	51,3
ct046	38,4	40,8	41,1	46,5	54,3	55,6
ct047	82,7	82,8	82,5	74,4	79,9	78,7
ct048	50,4	50,5	49,3	16,3	26,7	38,4
ct050	50,2	51	54	84,5	74,2	65,5
ct057	21,7	21,5	19,4	15	24,8	37,6
ct058	-122,6	-120,1	-117,6	-209,6	-150,9	-153,1
ct059	47,4	48,3	51,5	42,2	14,9	-13,9
ct064	-88,4	-84,6	-89	-142,8	-110,1	-99,8
nt001	-61,1	-56,5	-57,3	-58,8	-33,8	-24,4
nt005	0,6	2,4	0,8	1,7	12,1	31,4
nt006	-75,7	-73,9	-76,7	-63,6	-54,9	-44,5
nt007	0,2	-0,3	1,1	-9,3	13	9,5

Trafos	Erro médio percentual			Erro máximo percentual		
	K=10	K=20	K=40	K=10	K=20	K=40
nt008	10,6	10	10,2	9,3	27,9	28,4
nt012	24,3	26,4	25,8	34,7	46,6	47,5
nt013	26,5	28,1	26,8	16,3	30,1	38,2
nt015	-28,4	-28,6	-28	-55,8	-28,4	-41,4
nt016	9,6	9,3	8,8	-22	-1,6	-0,2
nt018	13,4	15	15,4	25,6	37,2	34,8
nt019	2,5	2,7	5,3	11,8	28,8	28,8
nt020	7,9	9,7	4,6	-26,9	-10,8	20,7
nt021	38,6	40,2	40,3	16,2	29,4	34,7
nt027	17,7	19,7	19,1	15,3	30,5	32,3
nt028	6,1	-0,6	-3,5	23,8	9,6	-1,6
nt029	-53,7	-50,9	-48,3	-44,4	-20,2	-30,3
nt032	27,6	28,1	27,1	10,8	23,2	33,9
nt033	12	13,3	15,1	-3,7	9,7	10,7
nt034	-67,5	-65	-60,8	-94,1	-64	-59,1
nt035	18,4	20,4	22,5	5,9	19,9	16,6
nt036	-4,9	-3,7	-1,2	14	27,9	22,5
nt042	8,8	10,5	10,6	-13,6	5,1	2,2
nt049	-32,7	-32,6	-41,1	-28,2	-7,8	-9,5
st001	6,1	4,9	5,6	-17,1	2,6	3,2
st003	6,6	7,3	4,6	-8,6	13,2	20,9
st004	8,1	10,2	11,7	2,5	20,3	12,7
st007	-12,7	-11,3	-14,1	-45,8	-16,9	-6,9
st009	2,7	4,8	2,7	-28,2	-2,9	3,5
st011	13,8	15,3	14,5	-6,2	15,9	10,7
st012	12	14,6	15	5,4	13,4	17
st014	2,8	7,4	7,4	-32,4	-1,7	-2,5
st017	-56,3	-53,3	-51,2	-61,1	-59,8	-45,1
st021	-22,9	-20,5	-17,1	-76,5	-45,2	-58,2
st022	4,6	5,8	5,4	-35,4	-12,6	-3,6
st025	-40,8	-39,9	-36,9	-55,3	-30,7	-24,8
st026	9,5	11,1	12,3	-33,6	-12,7	-5,6
st028	-43,2	-40,8	-42,5	-77,7	-44,9	-45,2
st029	1	1,7	4,3	-7,4	9,3	5,3
st030	11,6	11,5	9,5	-24	2	12,4
st032	-7,2	-7,5	-7	-26,3	-3,6	0,5
st035	-20,1	-18,4	-18,7	-55,6	-29,1	-32,7
st036	9	11,9	11,9	-32,3	3	-0,4
st037	-122,3	-119,7	-123,6	-139,5	-90,6	-84,2
st038	7,1	7,9	7,9	-29,1	-3	-6,4
st039	-113,4	-110,6	-114,6	-127	-77,2	-63,9
st042	-69,5	-68,4	-65,5	-78,4	-47,7	-48,4
st047	2,2	4,4	6,1	-15	5,8	-12,1
st048	15	16,6	15,2	-17,4	1,7	7,2
st049	11,9	12,1	15	-20	-6,3	-2,5