APLICAÇÃO DE TÉCNICAS MULTIVARIADAS E SISTEMAS *FUZZY* DE AGRUPAMENTOS E INFERÊNCIA NA ESTIMAÇÃO DE CURVAS DE DEMANDA DE CONSUMIDORES DE BAIXA TENSÃO

EVANIO HENRIQUE ZORZATE

CAMPO GRANDE

2006

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

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS MULTIVARIADAS E SISTEMAS *FUZZY* DE AGRUPAMENTOS E INFERÊNCIA NA ESTIMAÇÃO DE CURVAS DE DEMANDA DE CONSUMIDORES DE BAIXA TENSÃO

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

EVANIO HENRIQUE ZORZATE

Campo Grande, Março de 2006.

Dedico este trabalho primeiramente a Deus, também aos meus pais, irmãos, avó e família, pelo amor, dedicação, compreensão e apoio em todos os momentos.

“Porque o Senhor Deus é um sol e escudo: o Senhor dará graça e glória; não negará bem algum aos que andam na retidão. Senhor dos Exércitos, bem-aventurado o homem que em Ti põe a sua confiança”. *Sal. 84. 11 e 12.*

AGRADECIMENTOS

Aos Professores Dr. João Onofre Pereira Pinto e Dr. Leandro Sauer, meu orientador e co-orientador respectivamente, pelo apoio, amizade e pelas contribuições que foram fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos Professores Dr. Evandro Martins e Drª Khatia Linares, pelas valiosas contribuições na etapa de Qualificação desta Dissertação de Mestrado.

Aos colegas de estudo, professores e agentes administrativos do departamento de engenharia elétrica da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, pelas contribuições e conversas que enriqueceram meus conhecimentos científicos e pessoais.

A concessionária de energia de Mato Grosso do Sul (ENERSUL) e aos engenheiros eletricista envolvidos no projeto de pesquisa e desenvolvimento, na qual este trabalho pertencia.

Aos meus amigos Geraldo, Maria Angélica e Paula pela convivência, carinho e amizade no período em que estive residindo na cidade de Campo Grande.

Aos meus pais José Carlos Zorzate e Vera Lucia Figueredo Zorzate; irmãos João Paulo Zorzate, Carlos Rafael Zorzate e José Carlos Zorzate Filho; avó Alzira Nascimento Zorzate pelo amor, apoio, carinho e por acreditarem em mim.

Em especial a Deus.

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

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS MULTIVARIADAS E SISTEMAS *FUZZY* DE AGRUPAMENTOS E INFERÊNCIA NA ESTIMAÇÃO DE CURVAS DE DEMANDA DE CONSUMIDORES DE BAIXA TENSÃO

EVANIO HENRIQUE ZORZATE

Março/ 2006

Orientador: João Onofre Pereira Pinto, PhD.

Co-orientador: Leandro Sauer, Dr.

Área de Concentração: Inteligência Artificial.

Palavras-chave: *Cluster analysis*, curva de demanda, *fuzzy c-means* e lógica *fuzzy*

Número de Páginas: 138

RESUMO: Este trabalho apresenta um estudo realizado para estabelecimento de curvas de demanda de unidades consumidoras comerciais, industriais, residenciais e rurais, atendidas em tensão secundária de distribuição. O estudo foi realizado a partir de uma amostra de consumidores e de transformadores. Em seguida apresenta-se a aplicação de quatro métodos para obtenção da curva de demanda representativa para consumidores, a partir de alguns atributos cadastrais. Os métodos aplicados são: método por estrato de consumo e tipo de consumidor, método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato, método *fuzzy* e método por análise de agrupamento (*cluster analysis*). A partir da obtenção das curvas representativas dos consumidores, realiza-se o procedimento de agregação para estimar a curva de demanda de postos de transformação. Os resultados obtidos a partir da aplicação dos métodos na amostra de transformadores mostram-se equivalentes quanto aos indicadores de desempenho estabelecidos para este trabalho.

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

APPLICATION OF MULTIVARIADA METHOD AND FUZZY SYSTEM OF GROUPINGS AND INFERENCE IN THE ESTIMATE OF CURVES OF DEMAND OF CONSUMERS OF LOW TENSION

EVANIO HENRIQUE ZORZATE

March/ 2006

Advisor: João Onofre Pereira Pinto, PhD.

Co-advisor: Leandro Sauer, Dr.

Área of Concentration: Artificial intelligence.

Keywords: Cluster analysis, curves of demand, fuzzy c-means and logic fuzzy

Number of Pages: 138

ABSTRACT: This work presents a conducted study to determine load curves for commercial, industrial, residential and rural consuming units, assisted in distribution secondary tension. The study was accomplished starting from a sample of consumers and transformers. Afterwards, starting from the cadastral attributes, four methods to obtain the representative demand curve for consumers were proposed. The proposed methods are: method for consumption stratum and consumer type, method for consumption stratum and consumer type contained by stratum, fuzzy c-means method and logic fuzzy, and method for cluster analysis. Consumers representative curves were been utilized to esteem the transformers demand curve by aggregation procedure.

SUMÁRIO

Listas de Figuras

Listas de Tabelas

CAPÍTULO 1 1
APRESENTAÇÃO 1
1.1 Introdução 1
1.2 Objetivos e abrangência do trabalho 3
1.2.1 Objetivos do Trabalho 3
1.3 Estrutura do trabalho 4
CAPÍTULO 2 6
REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 6
2.1 Introdução 6
2.2 Estado da arte 10
CAPÍTULO 3 14
METODOLOGIA 14
3.1 Introdução 14
3.2 Metodologia para definição da amostra dos consumidores e transformadores 18
3.3 Metodologia para coleta dos dados da amostra 19
3.4 Metodologia para análise e pré-tratamento dos dados amostrados 19
3.5 Metodologia para construção da curva de demanda dos consumidores e transformadores amostrados 22
3.6 Metodologia para representação da curva de demanda dos consumidores em p.u. 24
3.7 Métodos para obtenção da curva representativa do consumidor 27
3.8 Metodologia para construção dos intervalos de confiança 28
3.8.1 Intervalo utilizando a distribuição *t* de *Student* 29
3.8.2 Intervalo utilizando o método *Bootstrap* 30
3.9 Aplicação do método definido 31
3.10 Construção das curvas típicas (tipologias ou representativas) 31
3.11 Metodologia para construção de Box plot 32
3.12 Metodologia para agregação da curva de demanda do transformador 33
3.12.1 Metodologia de agregação utilizando o método *Bootstrap* 35
3.13 Metodologia para definição dos indicadores de desempenho 35
3.13.1 Indicadores para cada transformador da amostra 35
3.13.2 Indicadores para a amostra de transformadores 36
3.14 Comparação da curva média de demanda estimada com a curva média de demanda medida para cada transformador 37
3.15 Metodologia de comparação da curva média de demanda medida com os limites estimados para cada transformador 37
3.15.1 Indicadores para cada transformador da amostra 37
3.15.2 Indicadores para a amostra de transformadores 37
3.16 Metodologia para reavaliação da amostra e definição de uma nova amostra com base na demanda 38
3.16.1 Definição do tamanho de amostra com base na demanda 38
3.16.2 Reavaliação da amostra 38
3.17 Análise de cluster dos transformadores 40
CAPÍTULO 4 41

MÉTODOS 41
4.1 Introdução 41
4.2 Método por estrato de consumo e tipo de consumidor 41
4.2.1 Representação da curva de demanda por estrato de consumo 41
4.2.2 Agregação utilizando estrato de consumo e tipo de consumidor 42
4.3 Método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 43
4.3.1 Representação da curva de demanda por estrato de consumo agrupado 43
4.3.2 Agregação utilizando estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 44
4.4 Método fuzzy 44
4.4.1 Introdução teórica 44
4.4.2 Formação dos *clusters* de curvas de demanda de consumidores através *fuzzy c-meas* 51
4.4.3 Classificação de consumidor através de lógica *fuzzy* 53
4.4.4 Agregação das curvas representativas através do método *fuzzy* 57
4.5 Método de análise multivariada (Cluster Analysis) 58
4.5.1 Introdução teórica 58
4.5.2 Formação dos *clusters* de curvas de demanda através da técnica de *cluster analysis* 62
4.5.3 Classificação de consumidor através de *cluster analysis* 63
4.5.4 Agregação das curvas representativas através do método de *cluster analysis* 63
CAPÍTULO 5 64
RESULTADOS 64
5.1 Introdução 64
5.2 Resultados do método por estrato de consumo e tipo de consumidor 64
5.2.1 As curvas representativas dos consumidores 64
5.2.2 As curvas estimadas para os transformadores 66
5.2.3 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *t-student* 67
5.2.4 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *bootstrap* 69
5.2.5 Medidas de desempenho 70
5.3 Resultados do método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 73
5.3.1 As curvas representativas dos consumidores 73
5.3.2 As curvas estimadas para os transformadores 75
5.3.3 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *t-student* 77
5.3.4 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *bootstrap* 78
5.3.5 Medidas de desempenho 80
5.4 Resultados do método fuzzy 82
5.4.1 As curvas representativas dos consumidores 82
5.4.2 As curvas estimadas para os transformadores 87
5.4.3 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *t-student* 89
5.4.4 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *bootstrap* 91
5.4.5 Box plot 92
5.4.6 Medidas de desempenho 98
5.5 Resultados do método cluster analysis 100
5.5.1 As curvas representativas dos consumidores 100
5.5.2 As curvas estimadas para os transformadores 103
5.5.3 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *t-student* 104

5.5.4 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *bootstrap* 106
5.5.5 Box plot 107
5.5.6 Medidas de desempenho 110
5.6 Comparação entre os métodos 113
5.6.1 Comparação dos indicadores de performance 113
5.7 Calculo de tamanho de amostra com base na demanda 114
5.8 Análise dos clusters dos transformadores 115
5.8.1 Método por estrato de consumo e tipo de consumidor 116
5.8.2 Método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 117
5.8.3 Método *fuzzy* 117
5.8.4 Método *cluster analysis* 118
CAPÍTULO 6 119
CONCLUSÕES 119
6.1 Conclusões 119
6.2 Recomendações para futuros trabalhos 121
Anexo – A: Tabela de composição da amostra de transformadores 122
Anexo – B: Curvas média e de desvio padrão por estrato de consumo e tipo de consumidor. 126
Anexo – C: Exemplo de aplicação do método *Bootstrap* utilizado no trabalho 132
REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA 135
REFERÊNCIA CONSULTADA 138

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. 1 – Exemplo de curvas de demanda diárias – demanda médias a cada 15 minutos 8
Figura 1. 2 – Exemplo de demanda média em um ponto 9
Figura 1. 3 – Fluxograma da metodologia de obtenção de curvas de demanda 17
Figura 1. 4 – Distribuição percentual dos tipos de consumidores 21
Figura 1. 5 – Distribuição percentual dos estratos 22
Figura 1. 6 – Curvas durante semana e curva média de um consumidor residencial 23
Figura 1. 7 – Curva média e de desvio padrão de um transformador 24
Figura 1. 8 – Curvas média e de desvio padrão em p.u. de um consumidor residencial 25
Figura 1. 9 – Curvas média e de desvio padrão em p.u. de um consumidor comercial 26
Figura 1. 10 – Curvas média e de desvio padrão em p.u. de um consumidor industrial 26
Figura 1. 11 – Curvas média e de desvio padrão em p.u. de um consumidor rural 27
Figura 1. 12 – Exemplo de construção do intervalo de confiança utilizando *t* de *Student* .. 30
Figura 1. 13 – Desenho esquemático ou Box plot 33
Figura 1. 14 – Curva de demanda em p.u. representativa do exemplo do tipo de consumidor comercial e estrato de consumo 05 42
Figura 1. 15 – Componentes de modelo *fuzzy* [20]. 49
Figura 1. 16 – Exemplo de cluster (classe) encontrado utilizando *fuzzy c-means* 53
Figura 1. 17 – Função de pertinência para o exemplo *fuzzy* 55
Figura 1. 18 – Formação da função de pertinência agregada do exemplo *fuzzy* 56
Figura 1. 19 – Curva de demanda em p.u. representativa do exemplo *fuzzy* 57
Figura 1. 20 – Curvas utilizando metodologia por estrato de consumo e tipo de consumidor 65
Figura 1. 21 – Comparação das curvas do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 66
Figura 1. 22 – Comparação das curvas do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 67
Figura 1. 23 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 67
Figura 1. 24 - Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 68
Figura 1. 25 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 69
Figura 1. 26 - Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 70
Figura 1. 27 – Curva representativa dos estratos agrupados para o tipo de consumidor comercial 74
Figura 1. 28 – Curva representativa dos estratos agrupados para o tipo de consumidor industrial 74
Figura 1. 29 – Curva representativa dos estratos agrupados para o tipo de consumidor residencial 75
Figura 1. 30 – Curva representativa dos estratos agrupados para o tipo de consumidores rural 75
Figura 1. 31 – Comparação das curvas do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 76

Figura 1. 32 – Comparação das curvas do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 76
Figura 1. 33 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 77
Figura 1. 34 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 77
Figura 1. 35 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 79
Figura 1. 36 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 79
Figura 1. 37 – Curvas representativa do cluster 01 utilizando método *fuzzy c-means* 83
Figura 1. 38 – Curvas representativa do cluster 02 utilizando método *fuzzy c-means* 83
Figura 1. 39 – Curvas representativa do cluster 03 utilizando método *fuzzy c-means* 84
Figura 1. 40 – Curvas representativa do cluster 04 utilizando método *fuzzy c-means* 84
Figura 1. 41 – Curvas representativa do cluster 05 utilizando método *fuzzy c-means* 85
Figura 1. 42 – Curvas representativa do cluster 06 utilizando método *fuzzy c-means* 85
Figura 1. 43 – Curvas representativa do cluster 07 utilizando método *fuzzy c-means* 86
Figura 1. 44 – Curvas representativa do cluster 08 utilizando método *fuzzy c-means* 86
Figura 1. 45 – Curvas representativa do cluster 09 utilizando método *fuzzy c-means* 87
Figura 1. 46 – Curvas representativa do cluster 10 utilizando método *fuzzy c-means* 87
Figura 1. 47 – Comparação das curvas do transformador 04 pelo método *fuzzy* 88
Figura 1. 48 – Comparação das curvas do transformador 39 pelo método *fuzzy* 88
Figura 1. 49 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 04 pelo método *fuzzy* 89
Figura 1. 50 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 39 pelo método *fuzzy* 90
Figura 1. 51 – Comparação com os intervalos de confiança *Bootstrap* para a curva do transformador 04 pelo método *fuzzy* 91
Figura 1. 52 – Comparação com os intervalos de confiança *Bootstrap* para a curva do transformador 39 pelo método *fuzzy* 91
Figura 1. 53 – Box plot do cluster 01 pelo método *fuzzy* 93
Figura 1. 54 – Box plot do cluster 02 pelo método *fuzzy* 93
Figura 1. 55 – Box plot do cluster 03 pelo método *fuzzy* 94
Figura 1. 56 – Box plot do cluster 04 pelo método *fuzzy* 94
Figura 1. 57 – Box plot do cluster 05 pelo método *fuzzy* 95
Figura 1. 58 – Box plot do cluster 06 pelo método *fuzzy* 95
Figura 1. 59 – Box plot do cluster 07 pelo método *fuzzy* 96
Figura 1. 60 – Box plot do cluster 08 pelo método *fuzzy* 96
Figura 1. 61 – Box plot do cluster 09 pelo método *fuzzy* 97
Figura 1. 62 – Box plot do cluster 10 pelo método *fuzzy* 97
Figura 1. 63 – Curvas representativa do cluster 01 utilizando método *cluster analysis* ... 101
Figura 1. 64 – Curvas representativa do cluster 02 utilizando método *cluster analysis* ... 101
Figura 1. 65 – Curvas representativa do cluster 03 utilizando método *cluster analysis* ... 102
Figura 1. 66 – Curvas representativa do cluster 04 utilizando método *cluster analysis* ... 102
Figura 1. 67 – Curvas representativa do cluster 05 utilizando método *cluster analysis* ... 103

Figura 1. 68 – Comparação das curvas do transformador 04 pelo método *cluster analysis* 104
Figura 1. 69 – Comparação das curvas do transformador 39 pelo método *cluster analysis* 104
Figura 1. 70 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 04 pelo método *cluster analysis*..... 105
Figura 1. 71 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 39 pelo método *cluster analysis*..... 105
Figura 1. 72 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 04 pelo método *cluster analysis*..... 106
Figura 1. 73 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 39 pelo método *cluster analysis*..... 107
Figura 1. 74 – Box plot do cluster 01 utilizando método *cluster analysis* 108
Figura 1. 75 – Box plot do cluster 02 utilizando método *cluster analysis* 108
Figura 1. 76 – Box plot do cluster 03 utilizando método *cluster analysis* 109
Figura 1. 77 – Box plot do cluster 04 utilizando método *cluster analysis* 109
Figura 1. 78 – Box plot do cluster 05 utilizando método *cluster analysis* 110
Figura 1. 79 – Comparação dos indicadores de performance para os métodos..... 113
Figura 1. 80 – Exemplo de cluster de transformador encontrado a partir de seus atributos (composição) 116

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Quantificação da amostra de consumidores 20
Tabela 2 – Quantidade amostrada de transformadores por potência 21
Tabela 3 – Tabela de probabilidades de estar fora do intervalo de confiança 29
Tabela 4 – Reavaliação da amostra 39
Tabela 5 – Simulações realizadas para o algoritmo *fuzzy c-means* 52
Tabela 6 – Variáveis lingüísticas e conjunto de termos para o modelo de classificação *fuzzy* 53
Tabela 7 – Exemplo de formação da função de pertinência para tipo de consumidor residencial 54
Tabela 8 – Valores da função de pertinência agregada para o exemplo 56
Tabela 9 – Simulação realizadas para o método de análise de agrupamento utilizando o indicador ponto de máximo 62
Tabela 10 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *t-student* pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 68
Tabela 11 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *bootstrap* pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 70
Tabela 12 – Resultado dos indicadores de performance para cada transformador pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 71
Tabela 13 – Resultado dos indicadores de desempenho para a amostra de transformadores pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor 73
Tabela 14 – Resultados do agrupamento de estrato de consumo por tipo de consumidor .. 73
Tabela 15 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *t-student* pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 78
Tabela 16 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *bootstrap* pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 80
Tabela 17 – Resultado dos indicadores de desempenho para cada transformador pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 80
Tabela 18 – Resultado dos indicadores de desempenho para a amostra de transformadores pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 82
Tabela 19 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *t-student* pelo método *fuzzy* 90
Tabela 20 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *bootstrap* pelo método *fuzzy* 92
Tabela 21 – Resultado dos indicadores de desempenho para cada transformador pelo método *fuzzy* 98
Tabela 22 – Resultado dos indicadores de performance para a amostra de transformadores pelo método *fuzzy* 100
Tabela 23 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *t-student* pelo método *cluster analysis* 106
Tabela 24 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *Bootstrap* pelo método *cluster analysis* 107

Tabela 25 – Resultado dos indicadores de desempenho para cada transformador pelo método *cluster analysis* 110
Tabela 26 – Resultado dos indicadores de desempenho para a amostra de transformadores pelo método *cluster analysis* 112
Tabela 27 – Análise de variância técnica 114
Tabela 28 – Comparação da quantidade amostrada com o novo cálculo de tamanho de amostra com base na demanda 114
Tabela 29 – Média percentual dos atributos para cada grupo de transformador utilizando *fuzzy c-means* 115
Tabela 30 – Indicadores percentuais para os clusters de transformadores utilizando método estrato de consumo e tipo de consumidor 117
Tabela 31 – Indicadores percentuais para os clusters de transformadores utilizando método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo 117
Tabela 32 – Indicadores percentuais para os clusters de transformadores utilizando método *fuzzy* 118
Tabela 33 – Indicadores percentuais para os clusters de transformadores utilizando método *cluster analysis* 118

CAPÍTULO 1
APRESENTAÇÃO

Neste trabalho apresenta-se o estudo a respeito da metodologia para obtenção de curvas representativas de demanda de consumidores a partir de amostras. Inserido na metodologia, são apresentados quatro métodos que podem ser empregados para o propósito deste trabalho.

1.1 Introdução

O cenário globalizado da economia mundial exige que as empresas atinjam padrões crescentes de excelência. Estes novos paradigmas envolvem as questões de eficiência (baixo custo de produção) e eficácia (produto com alta confiabilidade). Neste sentido, as concessionárias de energia elétrica buscam reduzir as perdas técnicas e comerciais de forma a maximizar a energia disponível para comercialização [1].

Uma das dificuldades no combate às perdas é o pouco conhecimento do comportamento da demanda das categorias inseridas nas várias classes de atividades econômicas. Este levantamento é de difícil manutenção, face as permanentes modificações nas políticas financeiras e econômicas nacionais, as quais influenciam nos perfis de consumo destes clientes.

Segundo VIEIRA [2], o conhecimento em profundidade do comportamento elétrico dos consumidores é de importância estratégica para as empresas concessionárias de energia elétrica. Conhecer as variáveis que determinam este comportamento e implementar métodos que permitam combiná-las, significa poder planejar e dimensionar toda a estrutura necessária ao fornecimento regular de energia elétrica.

Esse planejamento é importante para empresas distribuidoras de energia elétrica, entretanto, é necessária a constante busca por técnicas que permitam otimizar a aplicação de recursos aliados à melhoria da qualidade dos serviços garantindo a modicidade tarifária a seus consumidores. Este cenário impõe as empresas distribuidoras de energia elétrica à

necessidade de investir em sistemas computacionais de gestão de suas redes de distribuição 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 demanda.

Observa-se, no entanto, que as medições instaladas nos consumidores de tensão secundária (220/127 volts) só registram energia (kWh) e a execução dos cálculos elétricos exigem a sua representação através de valores de demanda (kW). A modelagem da curva de demanda 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, por exemplo, para os consumidores residenciais, pois além de possuir grande variabilidade, os hábitos de consumo e os estilos de vida estão em constante mudança.

Um dos aspectos mais importantes dos estudos que analisam as curvas de demanda das diversas unidades consumidoras é a identificação de grupos que apresentam o mesmo perfil de demanda. Pelos métodos tradicionais, é intuitivo se agruparem unidades consumidoras por classe de atividade [1]. Este tipo de agrupamento, entretanto, gera uma grande quantidade de grupos a ser analisada que, na prática, leva à necessidade de priorização da análise de atividades principalmente no caso de consumidores comerciais e industriais. Outros estudos utilizam técnicas de inteligência artificial de agrupamento, com o objetivo de encontrar grupos que representam o mesmo perfil de demanda.

Este trabalho estuda o caso de uma concessionária de energia elétrica. A empresa possui um sistema de geoprocessamento que dispõe de ferramentas para execução de cálculos de queda de tensão, carregamento e perdas, ao longo da rede primaria, nos transformadores de distribuição e na rede secundária. Observou-se, no entanto, divergências dos resultados obtidos por estas ferramentas com relação às mesmas grandezas obtidas através de medições em campo. Investigações realizadas ao longo do ano de 2001 mostraram que o motivo principal que tem ocasionado tais distorções é o valor de ponto de máximo estimado de consumo versus a demanda, utilizada para representação das cargas nas simulações do seu sistema. Considerando que este sistema é

base para liberação de pedidos de ligação e, ou aumento de novas cargas, em muitos casos a empresa realiza medições em campo aumentando o tempo de espera e os custos, com reflexos diretos na satisfação do cliente. Assim, este trabalho busca apresentar uma metodologia de obtenção de curvas de demanda para consumidores atendidos em baixa tensão.

De forma resumida, este trabalho pode ser dividido em duas etapas. Na primeira etapa, apresenta-se de forma detalhada a metodologia para obtenção de curvas de demanda. Na segunda etapa, propõem-se à aplicação e posteriormente a comparação, de quatro métodos para estimação da curva de demanda representativa de consumidores de baixa tensão localizados na área de concessão da empresa estudada, são eles: método por estrato de consumo e tipo de consumidor, método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo, método utilizando técnicas *Fuzzy* e por fim método de análise estatística multivariada (*cluster analysis).*

A curva de demanda representativa de cada consumidor, obtida através da aplicação dos métodos propostos, é utilizada para estimar a curva de demanda de um posto de transformação (transformador), a partir de um processo de agregação. Assim, é possível realizar através das curvas de demanda estimadas da amostra de transformadores, a comparação com as curvas de demanda medidas dessa amostra.

A importância desta dissertação constitui-se no fato de que, é proposta uma metodologia didática, além de serem comparados alguns métodos de obtenção e estimação de curvas de demanda com o objetivo de identificar qual técnica apresenta um melhor resultado.

1.2 Objetivos e abrangência do trabalho

No escopo deste trabalho considerou-se como universo de estudo, os consumidores atendidos em baixa tensão (220/127 Volts) localizada nas áreas urbana e rural na área de concessão pertencente à concessionária estudada, excluídos as unidades consumidoras destinadas a Iluminação Pública.

1.2.1 Objetivos do Trabalho

O objetivo principal desta dissertação de mestrado é desenvolver uma metodologia de estimação de curva de demanda elétrica para consumidores de baixa

tensão, através de um estudo sobre técnicas utilizando conceitos estatísticos e de técnicas que empregam conceitos de inteligência artificial.

A partir deste estudo, os objetivos específicos deste trabalho podem ser especificados conforme apresentados abaixo:

a) Realização de amostra em campo para obtenção das curvas de demanda diárias de consumidores.

b) Realização de amostra em campo para obtenção das curvas de demanda diárias de transformadores para que possa ser realizada a validação dos métodos a serem aplicados.

c) Elaboração da metodologia a ser utilizada.

d) Definição dos métodos a serem aplicados na amostra realizada.

e) Realização de uma análise estatística dos resultados para cada método aplicado neste trabalho.

f) Avaliação e comparação dos métodos utilizados.

g) Conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

1.3 Estrutura do trabalho

Este trabalho está estruturado em 06 capítulos obedecendo a seguinte seqüência:

Capítulo 1 - Aborda a apresentação sobre o tema destacando os objetivos do trabalho.

Capítulo 2 - Apresenta uma breve revisão bibliográfica relacionada à obtenção de curvas de carga, que contribuiu para a elaboração da metodologia proposta neste trabalho.

Capítulo 3 - Apresenta a metodologia para obtenção de curvas de demanda.

Capítulo 4 - Apresenta os métodos aplicados neste trabalho, na obtenção das curvas de demanda representativas de consumidores e posteriormente a curva de demanda estimada de um posto de transformação.

Capítulo 5 - Apresenta à análise e comparação dos resultados obtidos a partir da aplicação dos métodos de estrato de consumo e tipo de consumidor, estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato, técnicas *fuzzy* e análise de agrupamento (*cluster analysis*).

Capítulo 6 - Apresenta as conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo apresenta-se uma breve descrição da importância em conhecer o perfil de demanda de consumidores e cita algumas das metodologias já estudadas e encontradas na literatura a respeito de "curvas de demanda". Por fim, algumas considerações são descritas a respeito dos trabalhos estudados.

2.1 Introdução

A energia, nas suas mais diversas formas, é indispensável à sobrevivência da espécie humana. Em termos de suprimentos energéticos, a eletricidade se tornou uma das formas mais versáteis e convenientes de energia, passando a ser recurso indispensável e estratégico para o desenvolvimento socioeconômico de uma região. Basicamente pode-se citar que a energia elétrica é usada em vários segmentos da sociedade e para diversos fins. Desta forma para determinar como é consumida a energia elétrica procura-se identificar a "posse e hábitos de uso" destes objetos. Esta identificação pode ser realizada através de pesquisas, respondidas por consumidores que compõem uma amostra estatisticamente válida deste universo. Nestes questionários, procuram-se identificar algumas características dos consumidores (equipamentos, quantos existem num dado consumidor, o instante em que são ligados e desligados, etc.), onde a partir destas informações é possível obter as curvas de demanda dos consumidores geralmente de baixa tensão.

Assim, como exemplo, pode-se citar o caso de uma carga em uma residência onde o aparelho televisor é ligado no horário do jornal de noticias noturno (período em que os moradores normalmente encontram-se em suas casas), e normalmente desligado quando os moradores vão repousar. No entanto, a geladeira fica constantemente ligada à tomada, porém o compressor liga e desliga em função da temperatura interna. Para fins de curva de demanda, entretanto, considera-se que a geladeira é uma carga com valor de potência fixo, constante durante todo o dia, e cujo valor é definido pelo valor médio com o compressor

ligado e desligado. Assim, a soma destes consumos (geladeira e televisor), dá a carga total do consumidor no dia.

Existem várias classificações referentes à demanda quanto à localização e ao tipo, como por exemplo, demandas urbanas, suburbanas e rurais correspondem à localização, demandas residenciais, comerciais e industriais correspondem ao tipo de demanda.

Como exemplo de tipo de demanda pode-se descrever a demanda comercial como sendo sensível a sazonalidade, às condições meteorológicas, às mudanças econômicas e à qualidade de energia entregue pelas companhias, entre outras características.

Assim, principalmente devido a fatores sócio econômicos, a carga é mutável, tornando-se necessário conhecê-la ou caracterizá-la. Esta caracterização ocorre, essencialmente, através da curva de demanda e de uma análise apurada sobre ela.

Podemos destacar que a caracterização da demanda tem uma série de aplicações em varias áreas da empresa distribuidora de energia, entre elas:

a) Conhecimento do perfil de consumo dos clientes de cada classe durante o dia;

b) Acompanhamento do carregamento horário das redes por nível de tensão;

c) Cálculo dos Custos de Transporte de Distribuição - responsabilidade do cliente no custo de expansão das redes;

d) Planejamento (decisão de investimento, dimensionamento do sistema etc.);

e) Gerenciamento da demanda;

f) Programas de conservação de energia;

g) Estudo de perdas;

h) Previsão da demanda;

Assim, conhecer a curva de demanda adquire importância para as empresas, pois possibilita o estudo e caracterização dos perfis de demanda de consumidores durante determinados momentos do dia.

A Figura 1. 1 apresenta como exemplo a curva diária de carga de um consumidor residencial. Esta curva diária é o gráfico no tempo das demandas médias do consumidor.

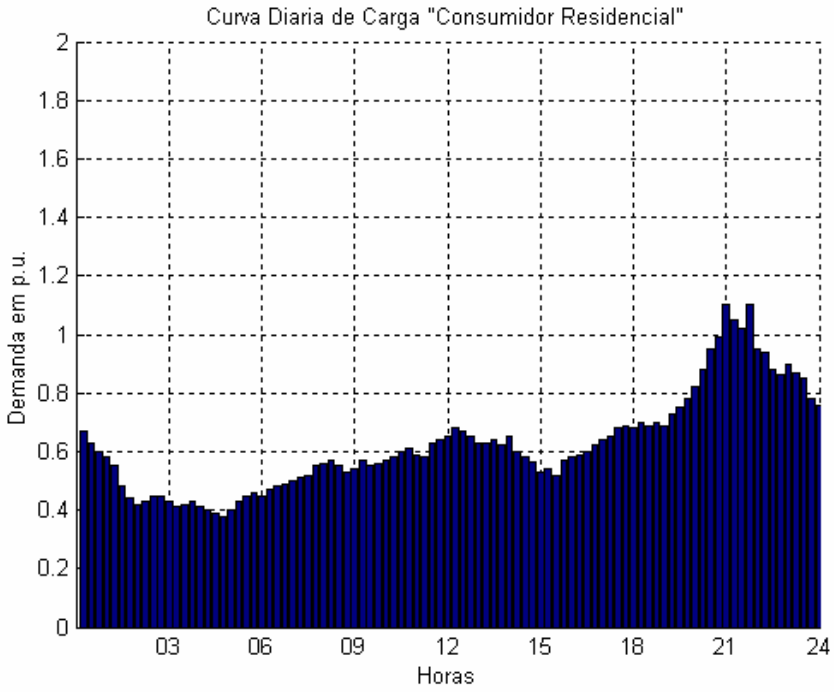


Figura 1. 1 – Exemplo de curvas de demanda diárias – demanda médias a cada 15 minutos

Um conceito importante neste tema é o de Demanda. Ela tem por finalidade identificar e analisar o comportamento da carga de consumidores e do sistema elétrico. Para fins de definição [4] a demanda média é a média das potências elétricas ativas ou reativas, solicitadas ao sistema elétrico pela parcela de carga instalada em operação na unidade consumidora, durante um intervalo de tempo especificado. Assim, esta potência média, expressa em quilowatts (kW), pode ser calculada dividindo-se a energia elétrica absorvida pela carga em certo intervalo de tempo Δt, por este intervalo de tempo Δt.

A Figura 1. 2 exemplifica o procedimento de calculo para demanda para $\Delta t = 15$ minutos.

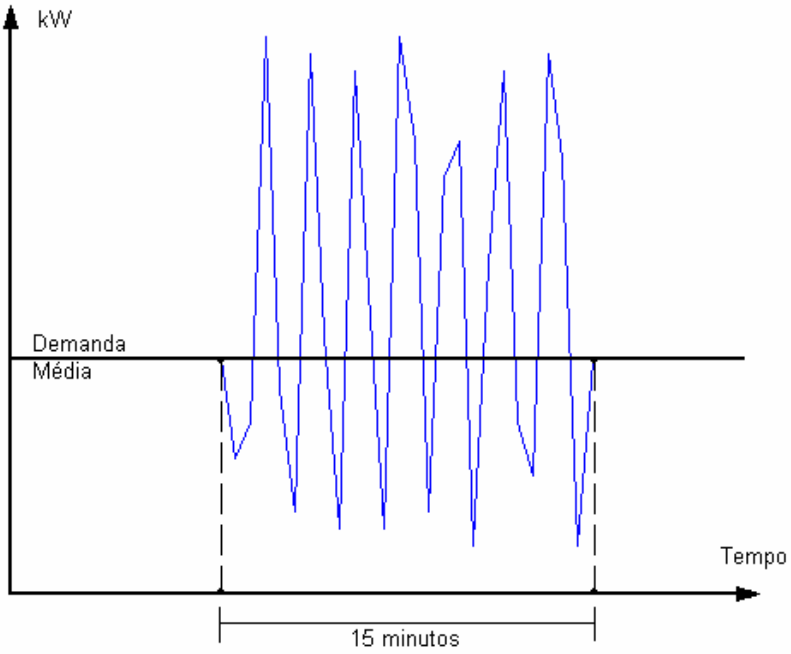


Figura 1. 2 – Exemplo de demanda média em um ponto

Assim, pode-se obter uma curva diária de carga contendo 96 instantes de demanda (kW) correspondendo a intervalos de 15 minutos durantes 24 horas.

Para fins de padronização, utilizou-se neste trabalho o termo curva de demanda para referenciar a curva diária de carga.

Outro aspecto importante no estudo de curvas de demanda refere-se às *Campanhas de Medição* (CMs). As CMs [3] são atividades desenvolvidas pelas companhias de energia elétrica visando conhecer o comportamento da demanda dos clientes e redes, através de medições diretas nos diversos níveis de tensão, gerando informações para tomada de decisões estratégicas de mercado, de planejamento da empresa e expansão do sistema elétrico entre outros.

No caso de tensão secundária é comum à existência de milhões de clientes e milhares de redes no sistema. Assim, trabalha-se a partir de uma amostra significativa da população de clientes e redes, realizando medições diretas e obtendo as curvas de demanda de cada cliente e rede amostrados.

Como pode ser observada a caracterização da curva de demanda exerce uma série de fatores importantes para a empresa distribuidora de energia, faz-se necessário um estudo

aprofundado sobre o tema para obtenção de resultados que possam agregar valor à empresa. A seguir apresentam-se alguns estudos realizados sobre curvas de demanda que contribuíram para a realização deste trabalho.

2.2 Estado da arte

O estudo referente a curvas de demanda vem obtendo relativa atenção na última década, pelos pesquisadores e acadêmicos de engenharia. Observam-se inúmeros trabalhos publicados abrangendo o estudo de caracterização da curva de carga ou correlacionados ao tema.

Grande parte dos trabalhos nacionais publicados, tem por objetivo desenvolver uma metodologia para previsão de carga em curto prazo (normalmente previsão horária da carga elétrica) como os apresentados em [5], [6] e [7]. A maioria destes trabalhos utiliza técnicas de inteligência artificial como redes neurais artificiais e/ ou lógica *fuzzy*. O estudo destes trabalhos, de previsão em curto prazo da demanda, possui importância devido à análise da viabilidade da aplicação de técnicas de inteligência artificial para modelos de previsão de carga. Entretanto o objetivo deste trabalho a princípio, é determinar as curvas de demanda que representem os consumidores a partir de uma amostra, posteriormente encontrar a curva de demanda representativa para um determinado consumidor a partir de alguns de seus atributos e por fim a partir das curvas representativas dos consumidores, estimar a curva de demanda de postos de transformação (transformadores).

Algumas propostas de se obter a curva de demanda de consumidores e transformadores podem ser encontradas na literatura, dentre esses trabalhos [2], [8] e [9], que utilizam basicamente de conceitos e métodos estatísticos em sua realização. Outra linha de pesquisa utilizada refere-se à aplicação de técnicas de inteligência artificial. Dentre estes trabalhos pode-se citar [10], [11] e [12].

Faz-se necessário descrever um breve comentário a respeitos de alguns trabalhos estudados que proporcionaram estruturar este trabalho.

Um dos estudos pioneiros realizado a respeito do estabelecimento de curvas de cargas de consumidores residenciais foi proposto por VIEIRA [2]. Neste estudo apresenta-se uma metodologia que possibilita a determinação da curva de carga de um transformador para consumidores residenciais, através da composição de curvas de consumidores

representativas, para uma determinada localidade. Para avaliação da curva de carga dos consumidores, o autor trabalhou com agrupamentos por estratos de consumo, totalizando 08 estratos. Para a implantação da campanha de medições e o dimensionamento da amostra, o autor realizou a análise de similaridade entre localidades, com o objetivo de identificar as cidades representativas, assim foi possível reunir as diversas cidades em grupos, com semelhante distribuição de consumidores por estrato. O método hierárquico (*cluster analysis*) foi utilizado para encontrar as curvas representativas de consumidores. A aplicação de dois exemplos de previsão de curva de carga para transformadores residenciais, apresentados pelo autor, mostram que a metodologia resulta em desvios máximos da ordem de 20%. Para estes resultados o autor utilizou as curvas representativas por estrato.

Outro trabalho foi realizado por FIGUEIREDO [8]. O autor desenvolveu o estudo sobre curvas de carga de consumidores comerciais, atendidas em tensão secundária de distribuição. Um fato importante neste trabalho deve-se aos consumidores serem classificados através de suas atividades comerciais, em consulta ao banco de dados das concessionárias estudadas. No estabelecimento das curvas de cargas dos consumidores, inicialmente, o autor realizou a tentativa de agrupar atividades que possuíssem curvas semelhantes, posteriormente estabeleceu quatro tipos de curvas e, a partir destas curvas realizou a análise de semelhança de maneira visual entre as curvas medidas das várias atividades, criando os clusters. O autor também realizou teste utilizando *software* apropriado (SAS, *Statistical Analysis System / FAT CLUS)* a fim de encontrar agrupamentos das curvas medidas dos consumidores. Os resultados obtidos a partir dessas análises foram verificados através de 02 transformadores. As curvas calculadas através da metodologia proposta e as curvas medidas apresentaram uma distribuição semelhante ao longo dos instantes de tempo, apesar da grande diversidade das atividades dos consumidores considerados.

O estudo sobre curvas de carga de consumidores industriais ligados em baixa e média tensão, foi realizado por CASOLARI [9]. Neste trabalho realizou-se a análise de semelhança entre as curvas de demanda medidas de várias atividades industriais de forma visual, sem a utilização de *software* apropriado. Na parte final do trabalho, com base na metodologia de agregação de cargas, foi desenvolvido um programa computacional para a

determinação do carregamento esperado em transformadores e alimentadores primários, a partir das curvas representativas e dos consumos mensais dos consumidores (industriais, residenciais e comerciais) por ramo de atividade ou estrato de consumo, conectados a esses sistemas.

Utilizou-se para fins de contribuição na realização deste trabalho as referências [2], [8] e [9], para estudo sobre a metodologia de obtenção das curvas de carga, através da construção da curva de demanda média e a curva de desvio padrão, e também da metodologia de agregação para estimar a curva de demanda de um transformador da rede de distribuição.

Seguindo a linha de pesquisa que utiliza de técnicas de inteligência artificial para experimentos com curvas de demanda, PESSANHA [12] utiliza de redes neurais artificiais especificamente de mapas de *Kohonen*, para realizar o agrupamentos de curvas de demanda afim de identificar os perfis típicos (tipologia ou curva média de cada *cluster*).

Outro trabalho importante foi realizado por PESSANHA [10]. O autor compara as técnicas de *K-means, Ward,* NUDYC-DESCR2, *redes Kohonen e Fuzzy C-means (FCM)*, para o estabelecimento agrupamentos de curvas de cargas. O autor estabeleceu o número de 08 *clusters*, para que pudesse ser realizada a comparação de performance das técnicas através de uma base dados de curvas de carga. Os resultados obtidos mostraram que a utilização *FCM* apresentou um melhor performance em relação às demais técnicas propostas. Estes resultados motivaram a utilização da técnica de agrupamento *fuzzy c-means* para encontrar as tipologias de curvas de demanda conforme proposto neste trabalho.

Por fim ANDRADE [11] aplica as técnicas de inteligência artificial denominadas de redes neurais artificiais e de lógica *fuzzy*. O autor utiliza de redes *Kohonen* para realizar o agrupamento (clusterização) das curvas de demanda dos consumidores com o objetivo de encontrar tipologias, em seguida utiliza a lógica *fuzzy* para realizar a classificação de um determinado consumidor a uma das tipologias obtidas do processo de agrupamento. Este trabalho motivou a utilização da técnica de lógica *fuzzy* com objetivo de classificar os consumidores a curvas encontradas no processo de agrupamento utilizando a técnica de *fuzzy c-means.*

Um comentário faz-se necessário a respeito dos trabalhos estudados e apresentados neste capítulo. Constatou-se uma carência metodológica no tratamento do erro ou desempenho entre a curva de demanda estimada para um posto de transformação e sua curva de demanda real (medida em campo). Alguns dos trabalhos utilizam a comparação no instante de demanda máxima entre a curva estimada e a curva medida. Como descrito nos objetivos específicos deste trabalho, faz-se necessário estabelecer parâmetros que possam realizar esta análise de desempenho fundamentado em bases estatísticas, com o objetivo de avaliar e comparar os métodos empregados.

Outra questão importante e que deve ser tratada neste trabalho refere-se à forma de amostrar consumidores. Por não conhecer a demanda do consumidor, realiza-se o calculo do tamanho da amostra com base no consumo. Quando realizado o calculo do tamanho da amostra com base na demanda considerando um determinado erro, é possível que existe uma discrepância entre o número amostrado e este novo calculo (número necessário para amostra). Esta análise é proposta neste trabalho.

Por fim, observa-se que não é considerada uma análise aprofundada a respeito da construção de intervalos de confiança para as curvas de demanda estimada. Assim, este trabalho busca apresentar alguns possíveis métodos de construção deste intervalo.

A parir dos estudos realizados, conclui-se que existem basicamente trabalhos (de curvas de demanda) fundamentados a partir de técnicas estatísticas ou em técnicas de inteligência artificial. Assim, neste trabalho procurou-se utilizar as duas abordagens para aplicação nos dados obtidos através de amostra, com o objetivo de identificar qual metodologia apresenta melhor performance.

CAPÍTULO 3
METODOLOGIA

3.1 Introdução

Com o objetivo de atingir as propostas deste trabalho, bem como, apresentar os procedimentos realizados durante o desenvolvimento, procurou-se descrever as etapas passo a passo com intuito didático, apresentado na forma de um fluxograma. (Figura 1. 3). Abaixo segue uma breve apresentação das etapas previstas.

a) Definição da amostra – estudo realizado para obtenção da quantidade de amostras de consumidores e transformadores (campanhas de medição) a partir de determinado grau de confiança.

b) Realização da coleta de dados em campo – trabalho realizado pela concessionária para a obtenção dos dados em cada tipo de consumidor e transformador definido na etapa anterior.

c) Realização da análise e pré-tratamento dos dados amostrados – eliminação de dados que continham erros oriundos do processo de coleta de dados.

d) Construção das curvas – construção das curvas de demanda média e desvio padrão de cada consumidor e transformador.

e) Construção das curvas em p.u – normalização das curvas de demanda média e desvio dos consumidores com base no seu consumo mensal.

f) Definição das metodologias para obtenção das curvas de demanda dos consumidores e transformadores – trabalho realizado para definição das metodologias para compor a curva de demanda do consumidor e transformador em determinados períodos. Nesta etapa definiram-se quatro métodos para encontrar a curva representativa

do consumidor, são eles: método por estrato de consumo e tipo de consumidor, método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado, *Fuzzy C-means* para agrupamento e lógica *Fuzzy* para classificação e análise estatística multivariada (*cluster analysis*).

g) Definição dos intervalos de confiança – trabalho de construir os intervalos de confiança utilizando os métodos *t* de *Student* e *Boostrap*.

h) Aplicação dos métodos estudados para obtenção da curva de demanda representativa do consumidor – aplicação do método na amostra.

i) Aplicação da metodologia de agregação para obtenção da curva estimada de transformadores – agregação das curvas de carga representativas dos consumidores (obtidas através do método escolhido) conectados ao transformador de forma a obter a curva de demanda estimada do transformador.

j) Definição dos indicadores de desempenho – estudo para definição dos indicadores para comparação entre a curva de demanda estimada do transformador e sua curva de demanda medida.

k) Comparação entre a curva de demanda estimada e a curva de demanda medida do transformador – calculo dos indicadores de desempenho definidos.

l) Comparação da curva de demanda medida com o intervalo de confiança definido – análise para identificar os instantes em que a curva de demanda medida do transformador permanece no intervalo de confiança estimado.

m) Reavaliação da amostra e cálculo da nova amostra com base na demanda – reavaliação da amostra a partir de um erro L_0 especificado, e cálculo do tamanho de uma nova amostra com base na demanda a partir de um determinado grau de confiança.

n) Análise de clusters dos transformadores – identificação de grupos de transformadores com características de composição parecidas, a fim de analisar os resultados obtidos com a aplicação dos métodos propostos.

As seções seguintes apresentam de forma detalhada as etapas apresentadas no fluxograma da Figura 1. 3.

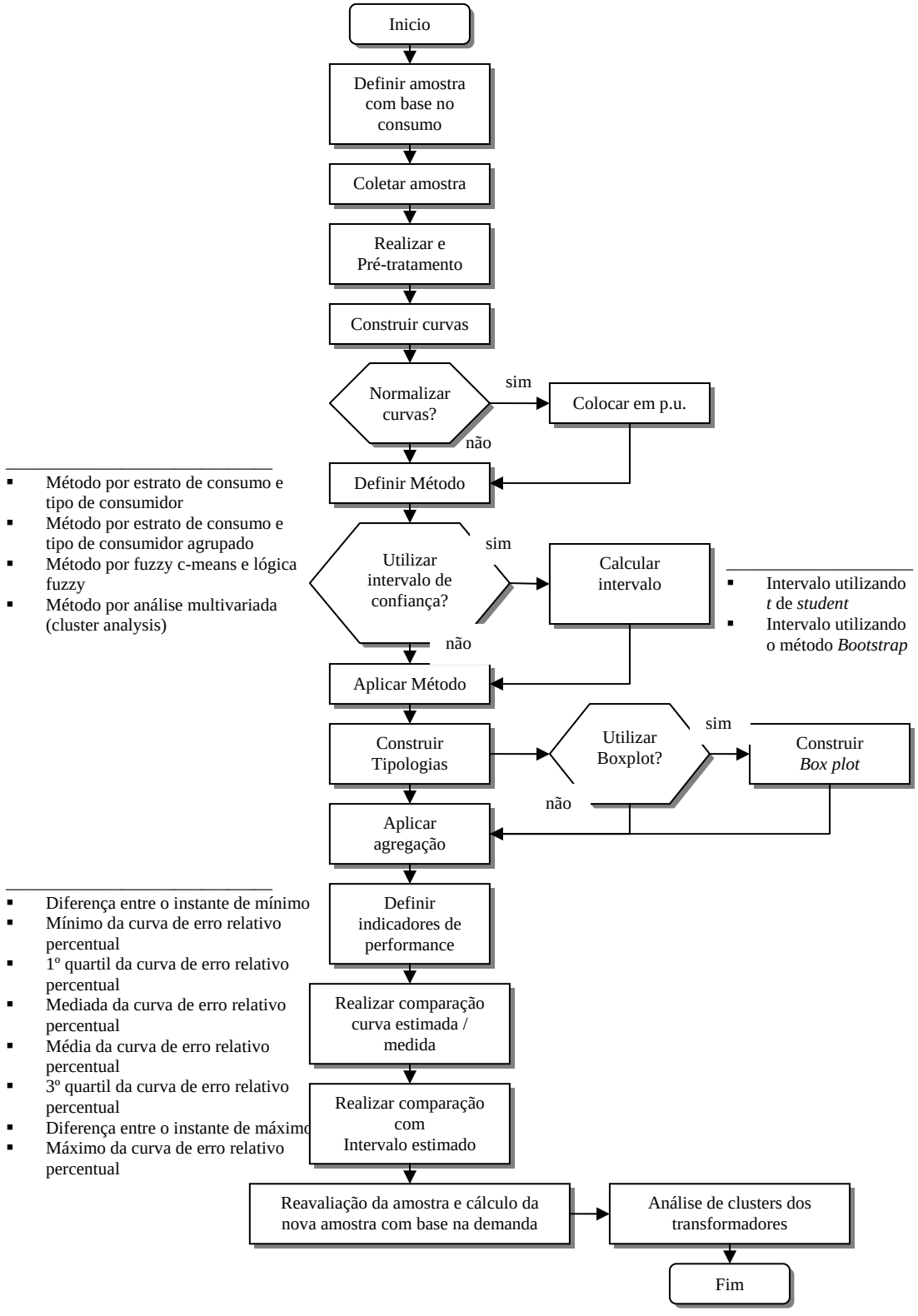


Figura 1. 3 – Fluxograma da metodologia de obtenção de curvas de demanda

Com propósito de esclarecimento, em todo o trabalho de obtenção das curvas de demanda realizado e apresentado aqui, utilizou-se como ferramenta de software a linguagem computacional técnica Matlab®.

3.2 Metodologia para definição da amostra dos consumidores e transformadores

O estudo de todo o universo de consumidores e de todos os elementos da rede torna-se inviável devido ao alto custo de medição imposto e à dificuldade para se analisar uma grande massa de dados. Para resolver este problema trabalhou-se com uma amostra representativa do universo a ser estudado denominado de campanha de medição.

O universo são os consumidores de baixa tensão (127/220 Volts) localizados nas áreas urbana e rural pertencentes à área de concessão da empresa estudada, excluídos as unidades consumidoras destinadas à iluminação pública, totalizando 640.974 mil consumidores, em agosto do ano de 2003, assim distribuídas: 82% residenciais; 10% comerciais, 7% rurais e 1% industrial.

Os dados cadastrais dos consumidores disponíveis na base de dados da concessionária para consulta foram:

a) CDC – Código do consumidor: referência utilizada pelo sistema comercial da empresa onde permite consultas a todos os outros atributos existentes no sistema;

b) Localização geográfica (urbana ou rural);

c) Tipo de consumidor

d) Tipo da ligação (1ϕ, 2ϕ ou 3ϕ).

Para definição da amostra, a população alvo foi classificada no período de setembro de 2002 a agosto de 2003, em 04 classes (tipos) de consumidores: comercial; industrial; residencial e rural.

Os consumidores foram classificados em 10 estratos de consumo, sendo elas: Até 50kWh; 51 à 100kWh; 101 à 150kWh; 150 à 200kWh; 201 à 250kWh; 251 à 300kWh; 301 à 400kWh; 401 à 500kWh; 501 à 1000kWh; Acima de 1001kWh.

A amostra para unidades consumidoras foi obtida através de sorteio aleatório por classe e estrato com 95% de confiabilidade e erro estimado máximo de 10% do valor médio, o que resultou em uma amostra de 232 unidades consumidoras, denominada de campanha de medição 01 (CM1).

Além da amostra de unidades consumidoras utilizou-se de uma amostra de transformadores de distribuição (13.800-127/220Volts) para validação das curvas típicas de demanda obtidas pela modelagem. Optou-se por uma amostra com o mesmo percentual de confiabilidade (95%) com erro estimado de 10%, o que resultou em 179 transformadores amostrados. Outra campanha de medição (CM2), prevista na empresa, com 604 consumidores, também foi utilizada neste trabalho.

3.3 Metodologia para coleta dos dados da amostra

Utilizou-se de medidores de grandezas elétricas com memória de massa para a realização da coleta de medição da amostra definida em campo. Estes equipamentos de medição permaneciam por períodos de 07 a 15 dias nos locais definidos pela amostra.

A concessionária responsabilizou-se por esse procedimento, por possui recursos logísticos (humanos, tecnológicos e físicos) para a realização.

Das 232 amostras de unidades consumidoras previstas na CM1 foram executadas 208 e das 604 previstas na CM2 foram executadas 396 medições.

3.4 Metodologia para análise e pré-tratamento dos dados amostrados

De posse das duas campanhas de medições dos consumidores (CM1 e CM2), executou-se os seguintes passos de pré-tratamento:

a) Eliminação de medições com demanda zerada durante o intervalo de tempo solicitado, de tal forma que qualquer medição processada, possui-se pelo menos 07 dias completos e consecutivos medido;

b) Para as curvas que compõe a CM1, fez-se um deslocamento de quatro instantes para direita, para as medições efetuadas antes do dia 15 de fevereiro de 2003, para compensar o horário de verão adotado no Brasil;

c) Acertou-se as medições, de tal forma que todas comecem às 00:15 horas da segunda-feira e terminem no domingo às 24:00 horas, resultando em curvas com 672 instantes de demanda. A partir deste procedimento, obteve-se: a curva média da semana com seu respectivo desvio padrão, a curva de sábado e a curva de domingo;

d) Uma segunda validação das curvas, através da comparação da energia intrínseca na curva de demanda do consumidor com o consumo mensal faturado para o consumidor. Consumidores que apresentaram mais de 30% de variação foram descartados; Este percentual foi definido pelos especialistas da área pertinente da concessionária estudada.

A Tabela 1 apresenta a quantificação das campanhas de medição e sua redução a partir dos processos de validação.

Tabela 1 – Quantificação da amostra de consumidores

Campanha	Previstas	Executadas	Após a 1ª validação	Após a 2ª validação
CM1	232	208	187	93
CM2	604	396	395	320

Os resultados obtidos a partir dos processos de validação foram de 93 consumidores para CM1, representando aproximadamente 40% do tamanho previsto para amostra, e 320 para a CM2, ou seja, aproximadamente 53% da amostra prevista.

Também foi necessário o pré-tratamento dos dados amostrados para os transformadores. Este procedimento resultou na redução do tamanho da amostra, para 95 transformadores sendo todos localizados em área urbana. A Tabela 2 apresenta o resultado da quantidade de transformadores amostrados por potência.

Tabela 2 – Quantidade amostrada de transformadores por potência

Potência (kVA)	Total
05	0
10	0
15	02
25	0
30	26
45	42
75	21
112,5	04
150	0
Total	**95**

Pelo fato da CM1 ter sua quantidade amostrada reduzida durante o processo de análise e pré-tratamento para os consumidores, impossibilitando a realização do estudo, optou-se por trabalhar com as duas campanhas de medições (CM1 e CM2), totalizando a amostra em 413 unidades consumidoras. Assim, a amostra utilizada dividiu-se percentualmente para os tipos de consumidores conforme apresentado na Figura 1. 4. A Figura 1. 5 apresenta a distribuição percentual dos estratos na amostra.

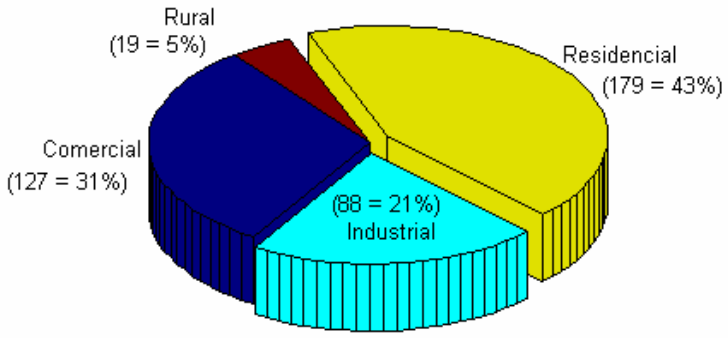


Figura 1. 4 – Distribuição percentual dos tipos de consumidores

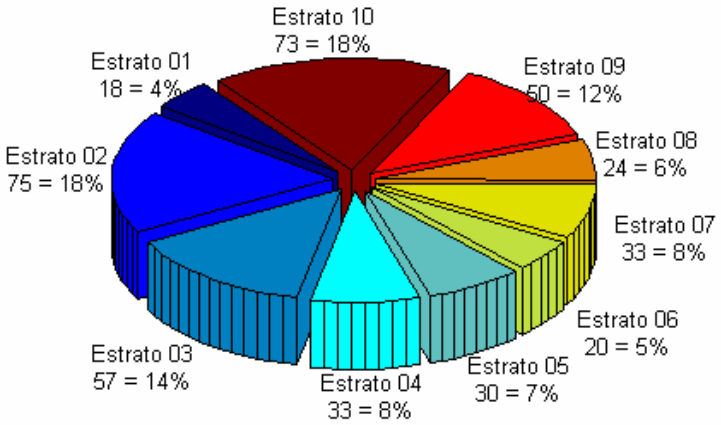


Figura 1. 5 – Distribuição percentual dos estratos

3.5 Metodologia para construção da curva de demanda dos consumidores e transformadores amostrados

As curvas amostradas de cada consumidor e de cada transformador, ou seja, 07 curvas de demanda diárias, foram utilizadas para estabelecimento de outras duas curvas que representassem o consumidor: curva média de demanda de segunda-feira a sexta-feira (curva média durante a semana), e a curva de desvio padrão de segunda-feira a sexta-feira (curva de desvio padrão).

Curva média durante a semana (1), é composta de 96 valores, sendo 01 valor para cada 15 minutos $P_m(t)$ {ou M(t)}, obtidos pela média dos pontos naquele horário de todas as curvas diárias de um determinado consumidor da amostra.

$$M(t) = P_m(t) = \frac{\sum_{i=1}^{n} P_{id}(t)}{n} \qquad t = 1 \ldots 96 \qquad (1)$$

Onde:

$P_d(t)$ – valores medidos nos vários dias do instante t.

n – número de dias da medição.

Curva de desvio padrão (2), é composta de 96 valores S(t), obtidos pelo cálculo do desvio padrão.

$$S(t) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} \left(P_{id}(t) - P_{m}(t)\right)^2}{n-1}} \quad t = 1 \ldots 96 \qquad (2)$$

A Figura 1. 6 apresenta as curvas durante a semana e a curva média M(t) para um consumidor residencial, estrato de consumo 01.

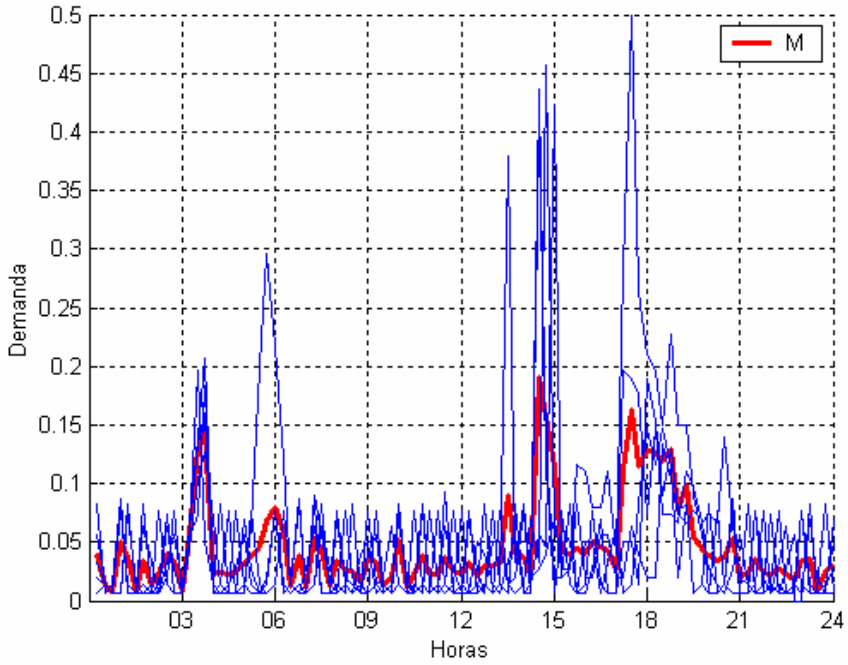


Figura 1. 6 – Curvas durante semana e curva média de um consumidor residencial

A Figura 1. 7 apresenta as curvas média (M) e de desvio (S) de um transformador, com predominância de consumidores residenciais, com potência nominal de 75 kVA.

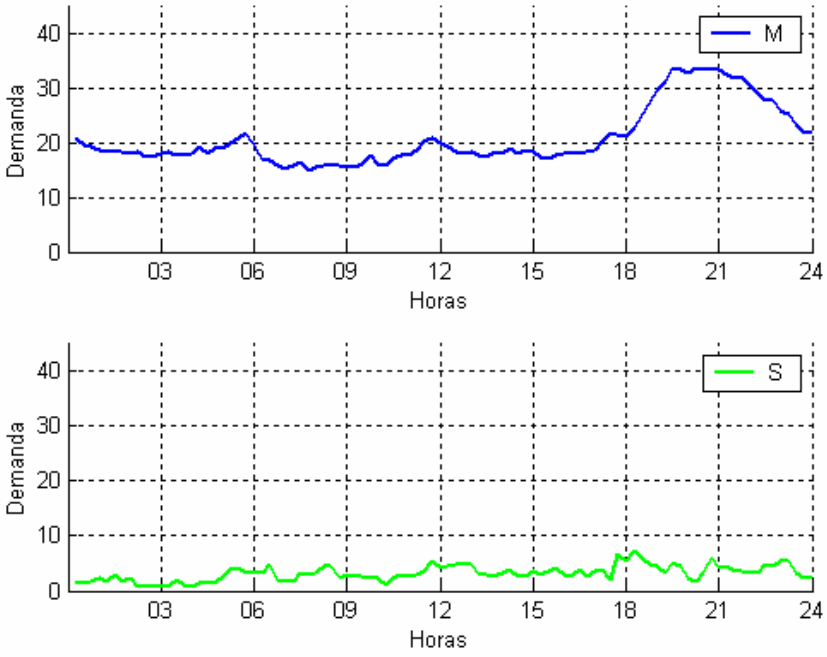


Figura 1. 7 – Curva média e de desvio padrão de um transformador

3.6 Metodologia para representação da curva de demanda dos consumidores em p.u.

Conforme proposto em [13], para compatibilizar as curvas para o procedimento de clusterização e agregação é necessário que as curvas estejam na mesma base. O trabalho de estabelecer as curvas na mesma base foi aplicado somente para as curvas dos consumidores.

A potência de base P_B (3) é calculada por:

$$P_B = \frac{1}{24}\int P_m(t)dt = \frac{\text{consumo mensal (kWh)}}{24 \times 30} \qquad (3)$$

Utiliza-se da potência de base P_B para normalizar a curva média e a curva de desvio padrão conforme as equações (4) e (5) respectivamente.

$$m(t) = \frac{M(t)}{P_B} \qquad \text{p.u.} \quad t = 1\ldots96 \qquad (4)$$

Onde:

m (t) – curva média normalizada no instante t.

$$s(t) = \frac{S(t)}{P_B} \qquad \text{p.u.} \quad t = 1\ldots96 \tag{5}$$

Onde:

s(t) – curva de desvio padrão normalizada no instante t.

Com este procedimento um consumidor *i* pertencente à amostra *n* passa a ser definido pelas suas curvas média e de desvio padrão em p.u. (m_i, s_i). Este procedimento foi adotado para todos os consumidores da amostra.

Devido à inviabilidade de apresentação das 413 curvas médias e de desvios, apresenta-se como exemplo, apenas 04 curvas média e de desvio, sendo uma para cada tipo de consumidor da amostra. A Figura 1. 8 apresenta como exemplo as curvas obtidas para um consumidor residencial urbano, estrato de consumo 02, tipo monofásico.

A Figura 1. 9 apresenta como exemplo as curvas obtidas para um consumidor comercial urbano, estrato de consumo 03, tipo bifásico.

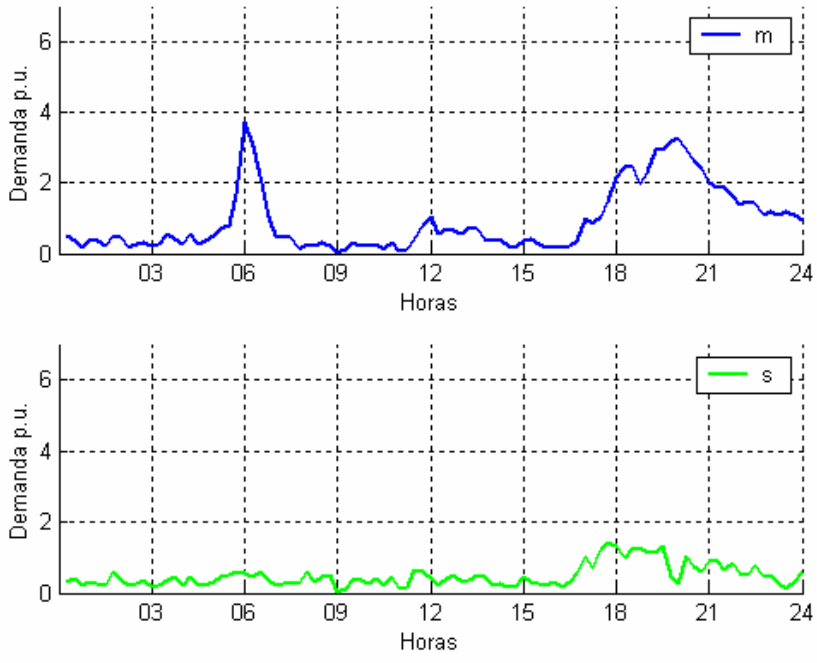


Figura 1. 8 – Curvas média e de desvio padrão em p.u. de um consumidor residencial

A Figura 1. 10 apresenta como exemplo as curvas obtidas para um consumidor industrial urbano, estrato de consumo 06, tipo trifásico.

A Figura 1. 11 apresenta como exemplo as curvas obtidas para um consumidor rural urbano, estrato de consumo 04, tipo bifásico.

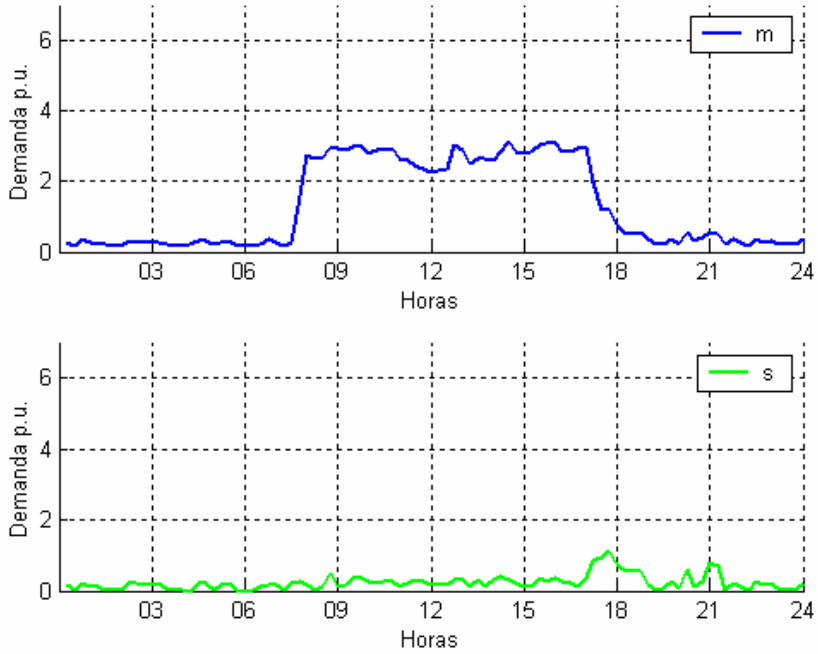


Figura 1. 9 – Curvas média e de desvio padrão em p.u. de um consumidor comercial

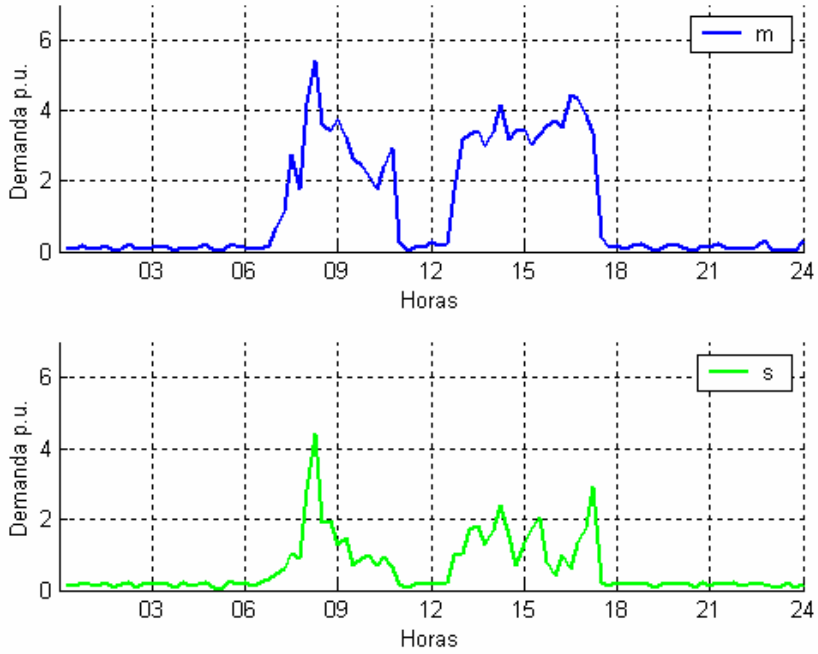


Figura 1. 10 – Curvas média e de desvio padrão em p.u. de um consumidor industrial

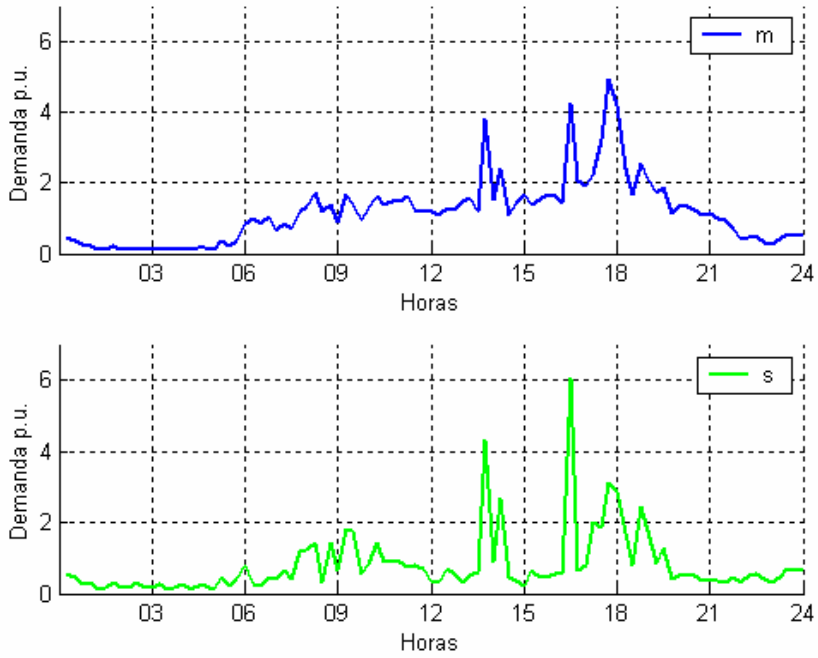


Figura 1. 11 – Curvas média e de desvio padrão em p.u. de um consumidor rural

3.7 Métodos para obtenção da curva representativa do consumidor

Conforme apresentado na revisão bibliográfica, existem basicamente trabalhos abordando a realização a partir de técnicas estatísticas ou a partir de técnicas de inteligência artificial. Assim, procurou-se adaptar às técnicas já propostas, as variáveis e condições disponíveis para a realização deste trabalho.

Os métodos utilizados neste trabalho são apresentados abaixo:

1) Métodos com base estatística:
    a) Método por estrato de consumo e tipo de consumidor.
    b) Método por estrato de consumo e tipo de consumidor com agrupamento por estrato.
    c) Método de análise de dados multivariada (*cluster analysis*).
2) Método com base em inteligência artificial:
    a) Método a partir de técnicas *fuzzy*.

Os métodos para obtenção da curva de demanda representativa do consumidor são apresentados com detalhes no Capítulo 4.

3.8 Metodologia para construção dos intervalos de confiança

Na construção dos intervalos de confiança da demanda por estrato (ou agrupamento), considerou-se as curvas médias dos consumidores (m) que compõem este estrato em cada instante do tempo. Os intervalos são calculados considerando o desvio padrão na demanda para cada instante num determinado nível de confiança (nesse estudo utilizou-se 95%). Desta forma, o comportamento do estrato fica identificado pela curva média e as curvas que representam o 2,5 percentil da demanda (curva inferior) e o 97,5 percentil da demanda (curva superior), supondo normalidade no comportamento da demanda do consumidor em cada instante do tempo.

Assim, observando-se um consumidor qualquer de um estrato, a sua demanda num determinado instante, tem 95% de chance de se encontrar entre as curvas limites formadas pelo 2,5 e 97,5 percentil da curva de demanda. Desta forma, numa amostra aleatória de consumidores, para um determinado estrato, cada instante no tempo transforma-se num experimento de Bernoulli (experimento dicotômico com a mesma probabilidade de sucesso), com probabilidade de sucesso (demanda dentro do intervalo) de 0,95. Assim, pode ser definida uma variável aleatória que mede o número de vezes que a demanda de um consumidor pertencente a este estrato, apresentará demanda fora do intervalo. Esta variável aleatória apresenta distribuição binomial, nesse caso com parâmetros $n = 96$ e $p = 0{,}05$.

Lembrando que a probabilidade de $\underline{\boldsymbol{x}}$ sucessos em $\underline{\boldsymbol{n}}$ repetições (aqui $n = 96$) numa distribuição binomial com parâmetro (n**;** $\underline{x}$) é dada pela seguinte equação (6) [14]:

$$p(x) = \binom{n}{x} \times p^{x} \times (1-p)^{n-x} \qquad x = 0, \ldots, n \tag{6}$$

Onde (n; x) é calcula pela equação (7):

$$\binom{n}{x} = \frac{n!}{(n-x)!\,x!} \tag{7}$$

A Tabela 3 apresenta, como exemplo, o comportamento probabilístico deste fenômeno.

Tabela 3 – Tabela de probabilidades de estar fora do intervalo de confiança

X=x	P(X=x)	Acumulado
0	0,007	0,007
1	0,037	0,044
2	0,092	0,136
3	0,151	0,287
4	0,185	0,473
5	**0,179**	**0,652**
6	0,143	0,795
7	0,097	0,892
8	0,057	0,949
9	0,029	0,978
10	0,013	0,991

Observe que é esperado com 65% de certeza que um consumidor que pertença a este estrato apresente até 05 instantes ao longo do dia (96 instantes) com demanda fora dos limites calculados, devido exclusivamente a aleatoriedade do comportamento da demanda.

Assim, aplicou-se para o método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato, o critério de até 05 instantes ao longo do dia estarem fora dos intervalos de confiança para o agrupamento dos estratos. Detalhes deste procedimento são apresentados no Capítulo 4.

3.8.1 Intervalo utilizando a distribuição *t* de *Student*

A distribuição "*t*" [14], estuda os casos de pequenas amostras e/ ou quando se desconhece a variância populacional (σ^2). Optou-se por utilizar a *t* de *Student*, pelo fato de que em alguns estratos o tamanho da amostra não é representativo (pequeno), e pela distribuição aproximar-se da normal padrão para amostras grandes.

Para obter o intervalo de confiança utilizando a distribuição *t* de *Student* fez-se necessário obter as curvas de média e de desvio padrão em p.u. de cada estrato de consumo (ou agrupamento), a partir das curvas dos consumidores (m) pertencentes ao estrato. Obteve-se o intervalo de confiança através de (8) e (9), para cada estrato de consumo de cada tipo de cliente.

$$Ps(t) = M_e(t) + t \times S_e(t) \qquad (8)$$

Onde:

Ps – limite superior;

$$Pi(t) = M_e(t) - t \times S_e(t) \qquad (9)$$

Onde:

Pi – limite inferior;

A Figura 1. 12 apresenta o exemplo da aplicação da distribuição *t* de *Student* para construção do intervalo de confiança do estrato de consumo 02 do tipo de consumidor comercial. O estrato possui uma amostra de 13 consumidores, o que resulta em uma densidade *t* de 2,179.

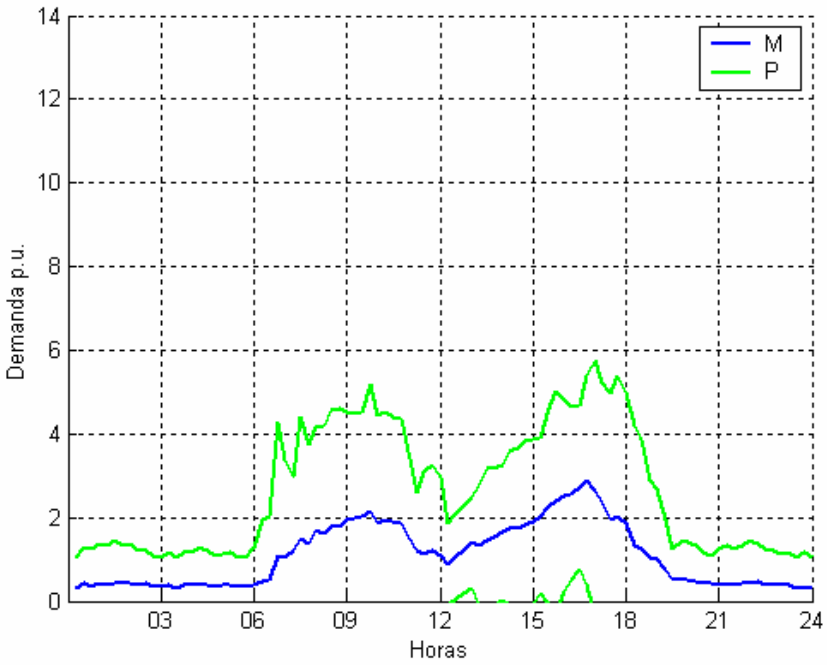


Figura 1. 12 – Exemplo de construção do intervalo de confiança utilizando *t* de *Student*

3.8.2 Intervalo utilizando o método *Bootstrap*

A idéia básica do método *Bootstrap* é re-amostrar o conjunto disponível de dados para estimar o parâmetro θ, com fim de criar dados replicados. A partir dessas replicações pode-se avaliar a variabilidade de um estimador proposto para θ, sem recorrer a cálculos analíticos.

Na aplicação do método, utiliza-se da média, 2,5 e 97,5 percentil para construção da curva de demanda representativa do estrato ou cluster, bem como, o seu respectivo intervalo de confiança.

Um exemplo de aplicação do método *Bootstrap* utilizado neste trabalho, é apresentado no Anexo C.

Os resultados da aplicação deste método são apresentados no Capítulo 5.

3.9 Aplicação do método definido

Para a aplicação dos métodos apresentados utilizou-se das curvas dos consumidores representadas na forma de p.u.

De forma resumida cada um dos métodos apresentados realiza as seguintes etapas:

a) Encontra as tipologias de curvas de demanda (curvas representativas). Estas tipologias podem ser representadas através da curvas média de um estrato ou de um cluster, dependendo do método aplicado.

b) Define a cada consumidor, a partir dos seus atributos cadastrais, qual das tipologias encontradas melhor o representa.

c) Realiza a agregação das curvas representativas dos consumidores pertencentes a um determinado transformador, com o objetivo de construir a curva de demanda estimada e seu intervalo de confiança para o transformador.

3.10 Construção das curvas típicas (tipologias ou representativas)

As tipologias são representadas pelas curvas de média (M_e) e de desvio padrão (S_e) dos seguintes métodos:

1) Métodos com base estatística:

   a) Método por estrato de consumo e tipo de consumidor – as curvas (M_e e S_e) são construídas a partir das curvas dos consumidores (m) em p.u., pertencentes ao estrato de consumo. No Capítulo 4 são apresentados detalhes deste procedimento

   b) Método por estrato de consumo e tipo de consumidor com agrupamento por estrato – ocorre de forma semelhante ao procedimento apresentado no item acima.

c) Método de análise de dados multivariada (*cluster analysis*) – as curvas (M_e e S_e) são construídas as partir das curvas dos consumidores (m) em p.u., pertencentes ao clustrer (agrupamento) encontrado a partir da aplicação do método.

2) Métodos com base em inteligência artificial:

a) Método por *fuzzy c-means* e lógica *fuzzy* (método *fuzzy*) – o procedimento para encontrar as curvas ocorre da mesma forma que o apresentado no método de análise multivariada (*cluster analysis*), entretanto utilizando o método *fuzzy c-means*.

Exemplos da aplicação para obtenção das tipologias são apresentados no Capítulo 4.

3.11 Metodologia para construção de *Box plot*

A metodologia de *Box plot* nos permite ter uma idéia da posição, dispersão, assimetria, caudas e dados discrepantes [15]. A posição central é dada pela mediana e a dispersão por d_q. As posições de q_1, q_2, q_3 dão uma noção da assimetria da distribuição. Os comprimentos das caudas são dados pelas linhas que vão do retângulo aos valores remotos e pelos valores atípicos. A Figura 1. 13 apresenta um desenho esquemático ou *Box plot*.

O método *Box plot* é empregado neste trabalho, apenas para os métodos de obtenção de tipologias através de clusters, ou seja, método *fuzzy* e método de análise multivariada (*cluster analysis*). A não aplicação do *box plot* aos métodos de tipologias por estrato de consumo justifica-se pelo fato de que estes em alguns estratos não possuem amostras grandes (representativas).

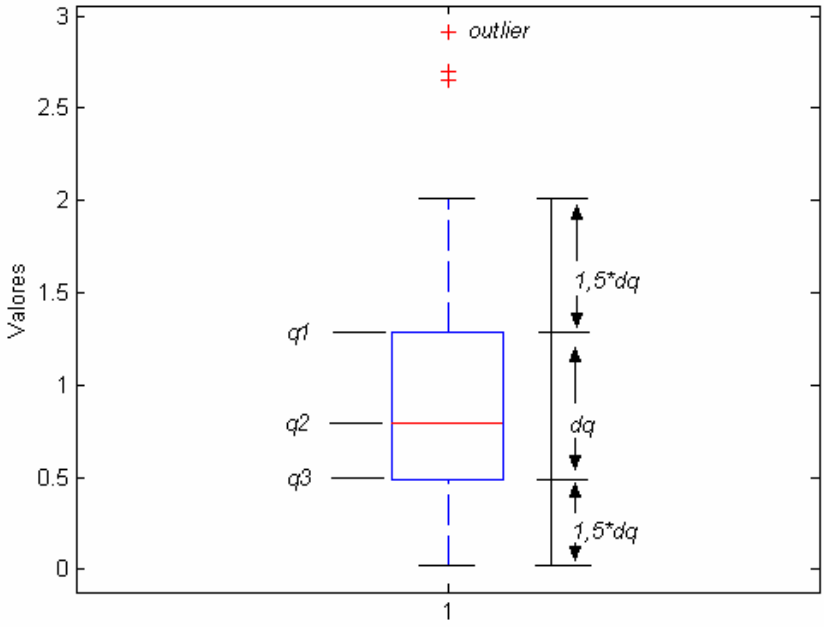


Figura 1. 13 – Desenho esquemático ou Box plot

Onde:

q_1 – 1º Quartil = 25º Percentil;

q_2 – 2º Quartil (Mediana) = 50º Percentil;

q_3 – 3º Quartil = 75º Percentil;

$dq – q_3 – q_2$ (distância ou intervalo interquartil).

outlier – valores muito diferentes dos demais.

Os resultados da aplicação deste método são apresentados no Capítulo 5.

3.12 Metodologia para agregação da curva de demanda do transformador

Em alguns casos a concessionária de energia, necessita conhecer a curva de demanda num ponto do sistema, como por exemplo, na saída de um transformador de distribuição.

Uma maneira de obter esta curva, por exemplo, é através da realização de medição em campo. Neste caso, instala-se o medidor eletrônico, no ponto e as informações são coletadas por um período de alguns dias.

Uma outra maneira de obter a curva de demanda é através da aplicação de cálculos. Neste caso é necessário conhecer as características (atividade, tipo, kWh por mês, etc.) dos consumidores a jusante do ponto e aplicar a metodologia de agregação.

CASOLARI [9] descreve a forma de agregação das curvas dos consumidores ligados a transformadores ou alimentadores:

a) Dado um consumidor *i* tem-se sua potência de base P_{Bi} calculada através da sua energia mensal pela equação (3);

b) Para cada consumidor *i* seleciona-se a curvas em p.u. representativa do mesmo (curva do estrato ou agrupamento): curva média; e curva de desvio padrão;

c) Multiplica-se as curvas em p.u. (M_{ei} e S_{ei}) pelo valor da potência de base P_{Bi}, obtendo-se a curva em potência do consumidor *i* conforme as equações (10) e (11):

$$M_i(t) = P_{Bi} \times M_{ei}(t) \tag{10}$$

$$S_i(t) = P_{Bi} \times S_{ei}(t) \tag{11}$$

a) Repete-se os passos anteriores para todos os consumidores ligados ao transformados ou alimentador;

b) Agrega-se os *n* consumidores, obtendo-se as curvas calculadas para o transformador ou alimentador, através das equações (12) e (13):

$$M_{Agregado}(t) = \sum_{i=1}^{n} M_i(t) \tag{12}$$

$$S^2_{Agregado}(t) = \sum_{i=1}^{n} S^2_i(t) \tag{13}$$

Aplicam-se as etapas de agregação descrita acima a todos os métodos utilizados neste trabalho. Entretanto, o procedimento para encontrar a curva representativa do consumidor se diferencia para cada método. Estes procedimentos são descritos nas seções referentes a cada método apresentados no Capítulo 4.

3.12.1 Metodologia de agregação utilizando o método *Bootstrap*

A metodologia de agregação utilizando o método *Bootstrap* é a mesma metodologia apresentada no item 3.12, com exceção do cálculo do desvio padrão, que neste caso não existe. No método *Bootstrap* utiliza-se do 2,5 e 97,5 percentil, assim, a agregação das curvas percentílicas é realizada conforme as equações (14) e (15).

$$Prc_{2,5i}(t) = P_{Bi} \times Per_{2,5i}(t); \quad Prc_{97,5i}(t) = P_{Bi} \times Per_{97,5i}(t) \tag{14}$$

$$Prc_{2,5Agregado}(t) = \sum_{i=1}^{n} Prc_{2,5i}(t); \quad Prc_{97,5Agregado}(t) = \sum_{i=1}^{n} Prc_{97,5i}(t) \tag{15}$$

Onde:

$Per_{2,5i}$; $Per_{97,5i}$ – curva 2,5 e 97,5 percentil para o consumidor i em p.u.

$Prc_{2,5i}$; $Prc_{97,5i}$ – curva 2,5 e 97,5 percentil para o consumidor i em kW.

$Prc_{2,5Agregado}$; $Prc_{97,5Agregado}$ – curva agregada 2,5 e 97,5 percentil do transformador.

3.13 Metodologia para definição dos indicadores de desempenho

Observou-se durante a pesquisa bibliográfica que, em alguns trabalhos o indicador de desempenho utilizado, refere-se ao erro relativo percentual no instante de máximo de demanda entre a curva média de demanda medida do transformador e sua curva média de demanda estimada. Entretanto conforme descrito na seção 2.2 deste trabalho, procurou-se definir outros indicadores de performance para os métodos aplicados.

3.13.1 Indicadores para cada transformador da amostra

a) Curva de erro relativo percentual – esta curva é calculada para cada transformador pertencente à amostra. Seu calculo é realizado utilizando-se da curva média de demanda medida do transformador $\{M(t)\}$, e a curva média de demanda estimada para o transformador $\{M_{Agregado}(t)\}$, conforme a equação (16).

$$Erro(t) = \left| \left\{ M(t) - M_{Agregado}(t) \right\} \div M(t) \right| \times 100 \tag{16}$$

b) Diferença entre o instante de mínimo – considera o erro relativo percentual no instante de mínimo de demanda entre as curva de

demanda (curva média de demanda medida e curva média estimada), para cada transformador da amostra.

c) Erro mínimo relativo percentual – considera o menor erro obtido na curva de Erro para cada transformador da amostra.

d) Erro 1º Quartil relativo percentual – considera o valor do erro no 1º Quartil referente à curva de Erro para cada transformador da amostra.

e) Erro Mediano (2º Quartil) relativo percentual – considera o valor mediano da curva de Erro para cada transformador da amostra.

f) Erro Médio relativo percentual – considera o valor médio da curva de Erro para cada transformador da amostra.

g) Erro 3º Quartil relativo percentual - considera o valor do erro no 3º Quartil referente à curva de Erro para cada transformador da amostra.

h) Diferença entre o instante de máximo – considera o erro relativo percentual no instante de máximo de demanda entre as curva de demanda (curva média de demanda medida e curva média estimada), para cada transformador da amostra.

i) Erro máximo relativo percentual – considera o maior erro obtido na curva de Erro para cada transformador da amostra.

3.13.2 Indicadores para a amostra de transformadores

Aplicou-se a média e mediana para cada um dos indicadores citados acima (cada indicador contém 95 instantes referentes à amostra de transformadores). Assim, temos um valor quantitativo que expressa o desempenho para cada um dos indicadores definidos, permitindo realizar a comparação entre os métodos aplicados.

3.14 Comparação da curva média de demanda estimada com a curva média de demanda medida para cada transformador

A comparação da curva média de demanda estimada é realizada para toda a amostra de transformadores, utilizando os indicadores de performance citados na seção anterior.

A comparação entre os resultados dos indicadores da amostra, obtidos a partir da aplicação dos métodos de estrato de consumo e tipo de consumidor, estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato, método *fuzzy* e método *cluster analysis*, são apresentados no Capítulo 5.

3.15 Metodologia de comparação da curva média de demanda medida com os limites estimados para cada transformador

Após o procedimento de agregação para cada transformador, utiliza-se das curvas $M_{Agregado}$, $S_{Agregado}$ ou $Prc_{2,5Agregado}$, $Prc_{97,5Agregado}$. O mesmo nível de confiança (95%) proposto na seção 3.8, é aplicado neste procedimento. No caso da distribuição *t-student*, a densidade *t* é calculada a partir do grau de liberdade relacionado ao número de consumidores ligados ao transformador e do nível de confiança adotado. Assim, o objetivo desta metodologia, é de realizar a comparação entre a curva média de demanda medida do transformador {M(t)}, com os limites de confiança (superior e inferior) estimado.

Alguns indicadores foram definidos para avaliar o desempenho dos métodos aplicados. Estes indicadores são apresentados a seguir.

3.15.1 Indicadores para cada transformador da amostra

a) Indicador percentual dos instantes de permanência da curva média de demanda medida do transformador *i* no intervalo estimado.

b) Indicador percentual dos instantes de não permanência da curva média de demanda medida do transformador *i* no intervalo estimado.

3.15.2 Indicadores para a amostra de transformadores

a) Média e mediana dos indicadores de transformadores citados na seção anterior.

b) Indicador percentual de curvas médias medidas que permaneceram 100% dos instantes dentro dos intervalos de confiança.

c) Indicador percentual de curvas médias medidas que não permaneceram 100% dos instantes dentro dos intervalos de confiança.

3.16 Metodologia para reavaliação da amostra e definição de uma nova amostra com base na demanda

3.16.1 Definição do tamanho de amostra com base na demanda

Como mencionado na seção 2.2, defini-se a dimensão da amostra com base no consumo, entretanto após a aplicação dos métodos podemos realizar um novo cálculo de dimensão da amostra com base na demanda para cada estrato de consumo por tipo de consumidor, a partir de um erro esperado (ε). Este cálculo é realizado para cada instante conforme apresentado em (17).

$$A_{Extrato}(t) = ((1.96 \div \varepsilon))^2 \times (S_{Extrato}(t))^2 \qquad (17)$$

Onde:

$A_{Estrato}(t)$ – dimensão da amostra necessária no instante t.

$S_{Estrato}(t)$ – desvio padrão do estrato analisado no instante t.

A quantidade necessária para representar o estrato analisado é calculada conforme (18).

$$V_{Extrato} = \text{máximo}(A_{Extrato}) \qquad (18)$$

Onde:

$V_{Estrato}$ – valor máximo de todo o intervalo de $A_{Estrato}$.

Os resultados da aplicação deste procedimento são apresentados no Capítulo 5.

3.16.2 Reavaliação da amostra

A reavaliação da amostra conforme proposto por VIEIRA [2], tem por objetivo avaliar o erro L_0 (por exemplo 0,5 kW), partindo-se do tamanho da amostra medida e do

valor máximo da curva de desvio padrão em p.u. em cada estrato de consumo e tipo de consumidor.

A equação utilizada no cálculo é apresentada em (19) e é uma leve alteração da expressão encontrada em Vieira, a saber, trocou-se $Z_{a/2}$ por $t_{n-1,a/2}$ por utilizar um desvio padrão amostral.

$$L_0 = \frac{S_0 Z_{\frac{a}{2}}}{\sqrt{n}}; \quad \text{onde } Z_{\frac{a}{2}} = 1{,}96 \text{ e } S_0 = \frac{\text{consumo médio no estrato}}{720} \times S(\text{p.u.}) \tag{19}$$

A Tabela 4 apresenta os resultados obtidos para a amostragem utilizada.

Tabela 4 – Reavaliação da amostra

Tipo	Estrato	Consumo Médio (kWh)	Desvio p.u.	Tamanho da amostra	Erro L_0 (kW)
Comercial	01	34,50	8,21	4	0,55
	02	70,59	1,53	13	0,09
	03	100,07	2,17	15	0,17
	04	139,10	2,17	9	0,32
	05	181,46	1,28	6	0,32
	06	220,08	1,86	9	0,43
	07	282,30	1,67	12	0,41
	08	357,81	1,47	5	0,84
	09	578,19	1,10	25	0,36
	10	2821,49	0,71	29	1,06
Industrial	01	44,58	-	1	-
	02	95,51	1,82	2	0,73
	03	121,27	2,67	4	0,62
	04	175,95	1,41	4	0,48
	05	224,20	2,42	9	0,57
	06	273,66	2,10	7	0,71
	07	344,14	1,77	10	0,60
	08	447,79	5,51	7	3,06
	09	707,14	2,81	12	1,74
	10	2660,04	1,09	32	1,45
Residencial	01	37,91	3,65	11	0,13
	02	77,55	1,99	56	0,06
	03	121,96	1,54	34	0,09
	04	172,28	1,75	18	0,21
	05	222,78	1,89	15	0,32
	06	272,96	1,27	2	1,46
	07	343,37	2,32	11	0,73
	08	444,05	1,51	10	0,66
	09	651,57	1,49	12	0,85
	10	1953,34	1,03	10	1,97

Rural	01	38,15	3,71	2	0,60
	02	77,62	1,57	4	0,23
	03	123,09	0,78	4	0,19
	04	173,65	2,62	2	1,92
	05	223,56	-	0	-
	06	274,11	2,90	2	3,36
	07	345,97	-	0	
	08	446,76	3,45	2	6,51
	09	691,81	-	1	-
	10	2142,90	2,79	2	25,26

A Tabela acima não tem um caráter absoluto de definir em quais estratos o tamanho amostral foi suficiente, pois, para responder esta questão seria necessário saber qual o erro máximo de estimação admitido pela concessionária. Este erro é função das limitações geográficas e logísticas da mesma.

Contudo, a apresentação da Tabela acima tem um caráter ilustrativo da solução do problema.

3.17 Análise de cluster dos transformadores

A análise e avaliação dos métodos propostos são realizadas a partir dos indicadores aplicados a uma amostra de transformadores conforme item 3.15.2. Entretanto este procedimento avalia um único grupo de transformadores (95 transformadores) com provável conjunto de características mistas.

Buscou-se através da análise de clusters dos transformadores, separar este grupo de transformadores em subgrupos com características parecidas. Assim, o objetivo é agrupar os transformadores com características parecidas de composição, ou seja, realizar o agrupamento a partir da distribuição percentual de cada atributo referente aos consumidores conectados ao transformador. Estes dados percentuais estão apresentados no Anexo A.

Os quatro métodos propostos neste trabalho foram aplicados a cada um dos clusters de transformadores encontrados.

Os detalhes da aplicação, resultados e análises desta metodologia são apresentados no Capítulo 5.

CAPÍTULO 4

MÉTODOS

4.1 Introdução

Como mencionado anteriormente, é importante para as concessionárias de energia conhecer a curva de demanda dos consumidores. Assim, o objetivo deste capítulo é apresentar os métodos aplicados para a obtenção da curva de demanda representativa para consumidores de baixa tensão.

4.2 Método por estrato de consumo e tipo de consumidor

Como mencionado nas seções anteriores, a amostra é composta por 04 tipos de consumidores: Residencial, Comercial, Industrial e Rural. Para cada tipo de consumidor existem 10 estratos de consumo.

Estas informações são utilizadas na aplicação do método apresentado nesta seção.

4.2.1 Representação da curva de demanda por estrato de consumo

Após a construção de todas as curvas (m, s) conforme as equações (4) e (5), realizou-se o procedimento de obtenção da curva média para cada estrato de consumo (20).

$$M_e(t) = \frac{\sum_{i=1}^{p} m_i(t)}{p} \qquad t = 1 \ldots 96 \qquad (20)$$

Onde:

$M_{Estrato}(t)$ = valor médio da curva do estrato de consumo do instante t.

p = número de consumidores pertencentes ao estrato.

A curva de desvio padrão também foi construída para cada estrato de consumo, a partir das curvas médias de cada consumidor pertencente ao estrato, conforme equação (21).

$$S_e(t) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{p}(m_i(t) - M_e(t))^2}{p-1}} \qquad t = 1\ldots96 \qquad (21)$$

A partir do cálculo de (M_e; S_e), obteve-se um intervalo de confiança, com limite superior, e limite inferior, para cada estrato de consumo de cada tipo de consumidor. Pode-se resumir este método como tendo teoricamente 40 estratos, onde cada estrato possui uma curva de demanda típica (M_e) e seu desvio (S_e). Dessa forma, um determinado consumidor é classificado a partir de seus atributos a uma das tipologias. Assim, esta representará sua curva de demanda típica.

A Figura 1. 14 apresenta como exemplo da curva de demanda típica para um consumidor comercial, pertencente ao estrato de consumo 05.

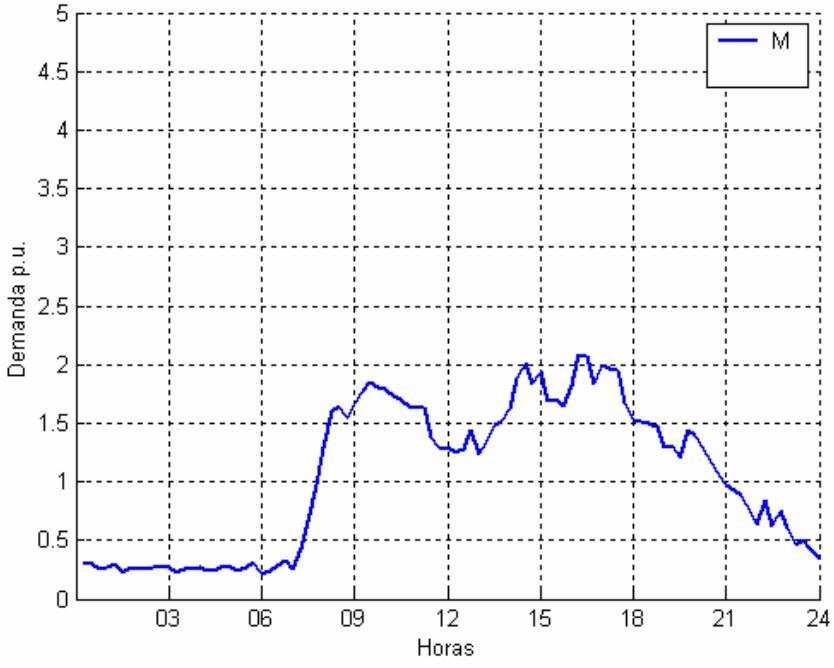


Figura 1. 14 – Curva de demanda em p.u. representativa do exemplo do tipo de consumidor comercial e estrato de consumo 05

4.2.2 Agregação utilizando estrato de consumo e tipo de consumidor

Empregou-se o procedimento de agregação por estrato de consumo e tipo de consumidor, ou seja, os atributos utilizados para identificar a curva representativa de um

consumidor foram o estrato de consumo (estrato de consumo que o consumidor pertence), e o tipo de consumidor (residencial, comercial, industrial ou rural).

Com estes dois atributos de cada consumidor e das curvas M_e e S_e, pertencentes aos estratos de consumo, aplica-se às equações (10), (11), (12) e (13), e obtêm-se a curva agregada de um posto de transformação, conforme a sua composição de consumidores.

4.3 Método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

4.3.1 Representação da curva de demanda por estrato de consumo agrupado

Para cada tipo de consumidor existem 10 estratos de consumo, a partir destes estratos busca-se através deste método, identificar quais estratos de um mesmo tipo de consumidor podem ser agrupados.

O objetivo deste procedimento é diminuir o número de estratos de consumo de um tipo de consumidor. O procedimento é realizado conforme as seguintes etapas para cada tipo de consumidor:

a) Para *i* pertencendo de 01 até 10, onde *i* representa o índice do estrato de consumo, armazenam-se os índices *j* dos estratos que validam a equação (22). A variável j é iniciada em 01, e incrementada de 01, até que a equação não seja válida. Note, que se utilizou o critério do número máximo de instantes fora do intervalo de confiança (05 instantes) conforme estabelecido na seção 3.8.

$$\text{Se } \sum\left(M_{\text{Estrato } i+j} > P_{\text{I do Estrato } i}\right) \text{e } \left(M_{\text{Estrato } i+j} < P_{\text{S do Estrato } i}\right) \leq 05 \qquad (22)$$

b) Caso a equação (22) não seja verdadeira, e os índices *j* armazenados forem maior ou igual a 01, coloca-se no mesmo banco de dados as curvas m e s pertencente aos estratos *i* e *j*.

c) De posse desse banco de dados de curvas aplica-se às equações (8), (9) e (20) para obter a novas curvas P_s, P_i e M_e para o estrato *i*.

d) Aplica-se novamente a equação (22). Caso o resultado não seja verdadeiro, *i* recebe (*i*+*j*), iniciando o processo em (a). Caso seja verdadeiro retorna-se em (b).

A partir desse procedimento são geradas novas curvas P_s, P_i e M_e para as faixas de consumo agrupadas. Os consumidores que pertenciam às faixas de consumo agrupadas passam a pertencer à nova faixa gerada.

4.3.2 Agregação utilizando estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

Os atributos utilizados para identificar a curva representativa de um consumidor foram o estrato de consumo (estrato de consumo que o consumidor pertence), e o tipo de consumidor (residencial, comercial, industrial ou rural).

4.4 Método *fuzzy*

O método proposto pode ser descrito em duas etapas:

1) Na primeira etapa são criados grupos (clusters) de curvas típicas de demanda (tipologias), através das curvas médias em p.u. da amostra de consumidores, utilizando o algoritmo de agrupamento *fuzzy c-means*.

2) Na segunda etapa realiza-se a classificação de um determinado consumidor através de alguns de seus atributos, a uma das curvas típicas encontradas através do algoritmo de agrupamento, utilizando a lógica *fuzzy*.

A seguir apresenta-se uma breve introdução da teoria de *fuzzy c-means* e da lógica *fuzzy*, além da descrição da aplicação deste método para os dados amostrados.

4.4.1 Introdução teórica

4.4.1.1 O algoritmo *fuzzy c-means*

A análise de agrupamentos (aglomerados) nebulosos (*fuzzy* clustering) é uma generalização da análise clássica (*crisp*) onde o conceito de pertinência é usado para representar o grau com que um objeto, representado por sua vez como um vetor de atributos é similar a outro objeto considerado protótipo do aglomerados. Basicamente, um objeto pode apresentar pertinência parcial em vários aglomerados (grupos ou classes), onde

o grau dessas pertinências é calculado considerando uma métrica de distância adequada, como por exemplo, à distância euclideana, entre o objeto e o protótipo do aglomerado.

O algoritmo *fuzzy c-means* utilizado neste trabalho é descrito [16], e apresentado abaixo:

Dado um conjunto de dados $X = \{x_1,x_2,\ldots,x_n\}$ onde x_k, em geral, é um vetor de características $x_k = [x_{k1},x_{k2},\ldots,x_{kp}] \in R^p$ para todo $k \in \{1,2,\ldots,n\}$ sendo R^p o espaço p-dimensional, o problema de clusterização *fuzzy* é encontrar uma pseudo-partição *fuzzy* que representa a estrutura dos dados da melhor forma possível.

Uma pseudopartição *fuzzy* de X é uma família de c subconjuntos *fuzzy* de X, denotada por $P = \{A_1,A_2,\ldots,A_c\}$ que satisfaz as equações (23) e (24).

$$\sum_{i=1}^{c} A_i(x_k) = 1 \qquad (23)$$

Para todo $k \in \{1,2,\ldots,n\}$ sendo que n representa o número de elementos do conjunto X. Ou seja, a soma dos graus de pertinência de um elemento em todas as famílias deve ser igual a 1.

$$0 < \sum_{k=1}^{n} A_i(x_k) < n \qquad (24)$$

Para todo $i \in \{1,2,\ldots,c\}$ sendo que c representa o número de classes.

O método *fuzzy c-means* pode ser equacionado por meio de um algoritmo iterativo, baseado na minimização de um índice de desempenho, que indica a adequabilidade da pseudopartição gerada. O desempenho do algoritmo é influenciado pela escolha do número de classes *c*, dos centros de *cluster* iniciais, da ordem na qual os vetores são processados, da medida de distância e do critério de parada. Os conjuntos que apresentam *clusters* compactos, bem separados, são apropriados para este método, mas para encontrar agrupamentos adequados é necessário realizar extensivos testes com vários valores de *c*, distâncias, critérios de parada e centros de *cluster* iniciais.

O algoritmo possui como entrada os seguintes parâmetros: o número desejado de *clusters c*; uma medida de distância $m \in (1,\infty)$, que define a distância permitida entre os pontos e os centros do *cluster*; e um número pequeno $\varepsilon > 0$, utilizado como um critério de

parada, além da instanciação inicial dos graus de pertinência dos objetos a cada uma das classes e dos centros de *cluster* dessas classes. A seguir, são descritos os passos do algoritmo.

Passo 1: Considere $t = 0$ representando a iteração 0. Defina $P^{(0)}$ como uma pseudopartição $P = \{A_1,A_2,\ldots,A_c\}$, atribuindo os graus de pertinência dos elementos às classes dessa pseudopartição, os quais podem ser informados ou calculados de forma aleatória.

Passo 2: No caso de $t = 0$, forneça os c centros de *cluster* $v_1^{(t)},\ldots v_c^{(t)}$ iniciais. Para $t > 0$, calcule os c centros de *cluster* $v_1^{(t)},\ldots v_c^{(t)}$ por (25) para $P^{(t)}$ e o valor de m fornecido.

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^{n} [A_i(x_k)]^m x_k}{\sum_{k=1}^{n} [A_i(x_k)]^m} \qquad (25)$$

A variável real $m > 1$ é chamada de índice de fuzzificação e é usada para definir a distância permitida entre os pontos e o centro que está sendo calculado. Quanto maior, for o valor de m, mais elementos do conjunto são considerados como pertencentes a uma pseudopartição. Esse parâmetro é escolhido de acordo com o problema considerado. Não existe nenhuma base teórica para uma escolha ótima do valor de m.

O vetor v_i calculado por (25), visto como o centro do *cluster* A_i, é a média ponderada dos dados em A_i. O peso do dado x_k é a *m-ésima* potência do seu grau de pertinência ao conjunto *fuzzy* A_i.

Passo 3: Atualize $P^{(t)}$ para $P^{(t+1)}$ usando o seguinte procedimento: para cada $x_k \in X$ e para todo $i \in \{1,2,\ldots,c\}$, se $\|x_k - v_i^{(t)}\|^2 > 0$, calcule o grau de pertinência do elemento x_k à classe A_i, pela equação (26), sendo que as classes A_i podem ser selecionadas em uma ordem pré-definida ou aleatoriamente.

$$A_i^{(t+1)}(x_k) = \left[\sum_{j=1}^{c} \left(\frac{\left\| x_k - v_i^{(t)} \right\|^2}{\left\| x_k - v_j^{(t)} \right\|^2} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \qquad (26)$$

Assume-se que $\|\cdot\|$ é alguma norma indicada para o produto interno no espaço R^p e $\|x_k - v_i^{(t)}\|^2$ representa a distância entre x_k e v_i.

Por meio da equação (26), à distância de cada elemento x_k ao centro de *cluster* v_i da pseudopartição atual A_i é comparada à distância do mesmo elemento ao centro de *cluster* v_j de todas as demais pseudopartições A_j, de modo a atribuir um grau de pertinência ao elemento no *cluster* A_i que seja proporcional ao seu grau de pertinência aos demais *clusters* A_j.

Quando $\|x_k - v_i^{(t)}\|^2 = 0$ para algum $i \in I \subseteq \{1,2,\ldots,c\}$, o que indica que x_k corresponde ao centro de *cluster* v_i, defina $A_i^{(t+1)}(x_k)$ como um número real não negativo que satisfaz (27) e defina $A_i^{(t+1)}(x_k) = 0$ para $i \in \{1,2,\ldots,c\} - I$.

$$\sum_{i\in I} A_i^{(t+1)}(x_k) = 1 \qquad (27)$$

Em casos como este, quando o elemento coincide com o centro de *cluster* de uma classe A_i o ideal seria que o algoritmo atribuísse a tal elemento o grau de pertinência máximo (1) àquela classe e o grau de pertinência mínimo (0) às demais classes. No entanto, o teste realizado pela equação (27) se torna necessário, uma vez que esse elemento pode ter sido associado a outras classes com um grau de pertinência maior que zero, se A_i não for à primeira classe selecionada pelo algoritmo. Nota-se, portanto, a influência da ordem na qual as pseudopartições são escolhidas.

Passo 4: Como critério de parada, compare $P^{(t)}$ e $P^{(t+1)}$. Se $|P^{(t)} - P^{(t+1)}| \leq \varepsilon$, então pare; caso contrário, faça $t = t + 1$ e retorne ao Passo 2.

Neste teste, $|P^{(t)} - P^{(t+1)}|$ denota a distância entre $P^{(t+1)}$ e $P^{(t)}$, dada pela fórmula (28):

$$\left|P^{(t)} - P^{(t+1)}\right| = \max_{i\in Nc, k\in Nn}\left|A_i^{(t+1)}(x_k) - A_i^{(t)}(x_k)\right| \qquad (28)$$

Essa fórmula verifica se a máxima diferença entre o grau de pertinência de qualquer elemento x_k em uma dada classe A_i na iteração atual e na iteração anterior é menor que o erro definido e, sendo isso feito para todas as classes. Em caso positivo, o algoritmo deve parar e retornar os graus de pertinências atuais de todos os elementos em

todas as classes como resultado. Note que, quanto menor o valor de ε, maior o número de passos e, conseqüentemente, mais refinada é a pseudopartição final obtida.

Ao final da última iteração do algoritmo, a pseudopartição obtida deve ser analisada segundo algum critério que expresse a idéia geral de que as associações são fortes dentro do *cluster* e fracas entre *clusters*. Este critério pode ser definido, por exemplo, em termos de índices de desempenho, tal como o índice $J_m(P)$, dado em função dos centros de *cluster* e de *m* pela equação (29).

$$J_m(P) = \sum_{k=1}^{n}\sum_{i=1}^{c}\left[A_i(x_k)\right]^m \left\|x_k - v_i\right\|^2 \qquad (29)$$

Este índice de desempenho mede, para todos os elementos, a soma das distâncias ponderadas de cada elemento a cada um dos centros de *cluster* da pseudopartição. Quanto menor o valor de $J_m(P)$, melhor a pseudopartição *fuzzy* P. Conseqüentemente, o objetivo do método de clusterização *fuzzy c-means* é encontrar uma pseudopartição P que minimize o índice de desempenho $J_m(P)$. Assim, o problema de clusterização pode ser equacionado como um problema de otimização. Vários testes, utilizando diferentes valores para os parâmetros do algoritmo, podem ser feitos de forma a se obter índices de performance menores, ou seja, resultados mais adequados.

4.4.1.2 A lógica *fuzzy*

A teoria dos conjuntos nebulosos proposta por ZADEH [17], representa uma extensão da teoria dos conjuntos clássica no sentido de que considera a pertinência de um elemento ou objeto a um conjunto ou classe como sendo gradual, ao contrário da última onde um elemento pode apenas pertencer ou não pertencer a um conjunto [18] .

No cotidiano [19] utilizam-se expressões como: pouco; muito; pequeno; freqüentemente; raramente; médio; bom; ruim; regular e etc., para descrever situações. Estas situações não são nitidamente definidas e não podem ser precisamente descritas. Daí a necessidade de se fazer um estudo sobre como lidar com ambigüidades, incerteza e informações vagas na resolução de problemas em que se faz necessário o auxílio matemático computacional. A intenção da lógica *fuzzy*, foi justamente trabalhar de forma a flexibilizar a pertinência de elementos aos conjuntos, criando uma idéia de grau de

pertinência. Podendo, assim, um determinado elemento pertencer parcialmente a um conjunto.

A flexibilidade de um elemento pertencer com um grau de pertinência a um conjunto (ou agrupamento), foi utilizada para a classificação de um determinado consumidor a um dos *clusters* gerados a partir do algoritmo *fuzzy c-means.* Uma breve descrição da teoria *fuzzy* é apresentada a seguir.

A. Configuração de modelos *fuzzy*

Todo sistema matemático [18] que emprega conceitos da teoria dos conjuntos nebulosos e da lógica *fuzzy* é denominado de sistema *fuzzy*.

De forma geral, modelos *fuzzy* possuem os seguintes componentes [20], [21]: conjunto de regras *fuzzy*; banco de dados com as funções de pertinência dos conjuntos *fuzzy*; unidade de inferência *fuzzy* e unidade de defuzzificação.

A Figura 1. 15 apresenta a estrutura de um modelo *fuzzy* e seus componentes são discutidos a seguir.

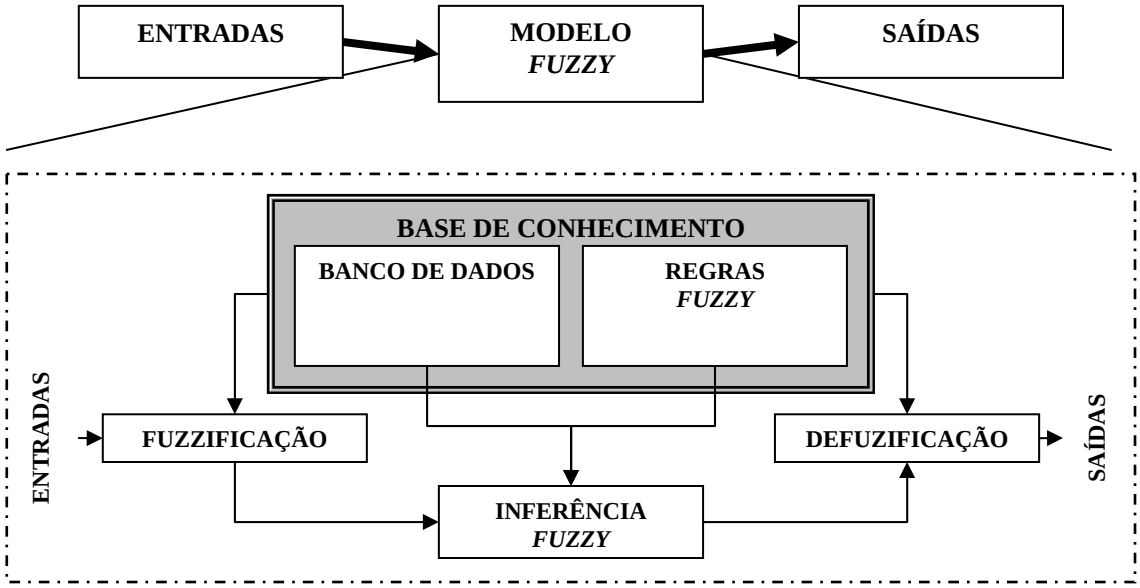


Figura 1. 15 – Componentes de modelo *fuzzy* [20].

B. Conjuntos *fuzzy*

Os conjuntos *fuzzy* são conjuntos que não possuem limites bem definidos e que foram introduzidos devido ao fato de os conjuntos clássicos apresentarem limitações para

lidar com problemas onde a transição de uma classe para outra deve acontecer de forma suave.

C. Funções de pertinência dos conjuntos *fuzzy*

Dado um conjunto *fuzzy* A do universo de discurso X é caracterizado por uma função de pertinência μ_A que associa a cada elemento *x* de X um número $\mu_A(x)$ no intervalo [0,1], o qual representa o grau de pertinência de *x* em A.

D. Regras *fuzzy*

A base de regras *fuzzy* é composta por um conjunto de sentenças condicionais do tipo "*se...então*" que compreendem o "conhecimento especialista" do modelo.

Uma regra consiste em uma ou mais variáveis de entrada denominada de premissa ou antecedente associadas a conjuntos *fuzzy*, e uma ou mais variáveis de saída chamadas de conseqüentes ou conclusão, também associadas a conjuntos *fuzzy*.

As variáveis de entrada são conectadas entre si através de operadores lógicos *fuzzy* e associam-se aos conjuntos *fuzzy*, em todo universo de discurso, através das funções de pertinência.

E. *Fuzzificação*

Associa a cada valor de entrada do modelo um valor no intervalo [0,1] correspondente à sua pertinência aos conjuntos *fuzzy* selecionados para o respectivo antecedente da regra. A associação é realizada utilizando-se as funções de pertinência dos conjuntos *fuzzy* dos antecedentes. Em outras palavras constitui um mapeamento do domínio dos números reais (discretos) para o domínio *fuzzy*.

F. Inferência *Fuzzy*

A inferência *fuzzy* realiza o processamento para inferir conclusões em termos dos conjuntos nebulosos do conseqüente considerando o conjunto de regras, as funções de pertinência e a *fuzzificação* [18].

O grau de pertinência de cada regra é empregado para definir a forma da função de pertinência do conseqüente da regra. Essa operação é chamada de implicação e o operador "mínimo" é o mais utilizado [18]. Assim, na implicação, a função de pertinência

do conseqüente é truncada segundo o grau de pertinência da regra, resultando em um conjunto *fuzzy* que representa a importância ou peso relativo da regra.

A próxima etapa, chamada de agregação, é feita a combinação dos conjuntos *fuzzy* de todas as regras, resultantes da etapa anterior, utilizando, em geral, o operados "máximo" [18], correspondente à operação lógica de união. Como resultado obtém-se um único conjunto *fuzzy* representativo do problema.

Inferências que empregam os operadores: "mínimo" para intersecção, e "máximo", para união, como descritos acima, são freqüentemente chamados de "máx-mín".

G. *Defuzificação*

A *defuzificação* realiza a transformação inversa, ou seja, do domínio *fuzzy* para o domínio discreto, por exemplo, dos números reais.

Existem diversos métodos para *defuzificação*, sendo os mais comum o método do centróide e os baseados nos valores máximos [18]. No primeiro caso, também chamado centro de gravidade ou centro de área, o valor de saída é aquele que divide pela metade a área da função de pertinência gerada pela combinação dos conseqüentes das regras. Esse é o valor de saída do modelo. O outro caso baseia-se nos valores de máximos da função de pertinência resultante da inferência e não na área definida, a saída é calculada pela média ponderada entre a posição do valor máximo das funções de pertinência resultantes e as respectivas pertinências, as quais constituem os pesos.

4.4.2 Formação dos *clusters* de curvas de demanda de consumidores através *fuzzy c-meas*

A primeira etapa do método apresentado nesta seção consiste em estabelecer um padrão de curvas de demanda diárias (curvas representativas), as quais, serão posteriormente utilizadas para obtenção da estimação da curva de demanda de um posto de transformação através da metodologia de agregação.

Para o estabelecimento destas curvas de demanda diárias, empregou-se o algoritmo *fuzzy c-means*.

Algumas informações de entrada para o algoritmo são consideradas importantes, pois influenciam diretamente no resultado do método. Estas informações são: quantidade de classe ou clusters (*c*), parâmetro de distância (*m*) e o erro especificado.

Fez-se necessário à realização de algumas simulações com diferentes parâmetros e suas combinações, com o objetivo de encontrar aqueles que retornassem um melhor desempenho.

Utilizou-se como critério de avaliação dos parâmetros de entrada para o algoritmo *fuzzy*, os indicadores de desempenho aplicados para a amostra de transformadores.

A Tabela 5 resume as simulações realizadas para definição do número de clusters (c) e do valor para o parâmetro de distância (*m*). Utilizou-se do indicador de performance de média e mediana no instante de demanda máxima, por ser considerada uma informação importante para concessionária.

Tabela 5 – Simulações realizadas para o algoritmo *fuzzy c-means*

Classes (c)	Parâmetro de distância (m)					
	1.04		1.14		1.28	
	Média	Mediana	Média	Mediana	Média	Mediana
05	37,7%	29,2%	32,0%	24,9%	30,8%	25,7%
08	34,0%	28,4%	33,0%	25,8%	31,6%	25,3%
10	33,5%	23,7%	33,5%	25,7%	30,4%	24,0%

A partir da Tabela 5, optou-se pela utilização para a aplicação deste método, os parâmetros (*c*) como sendo 10 e o parâmetro (*m*) como sendo 1.28, pois apresentaram melhores resultados.

A Figura 1. 16 apresenta como exemplo as curvas de demanda dos consumidores agrupadas em uma classe utilizando o algoritmo *fuzzy c-means.*

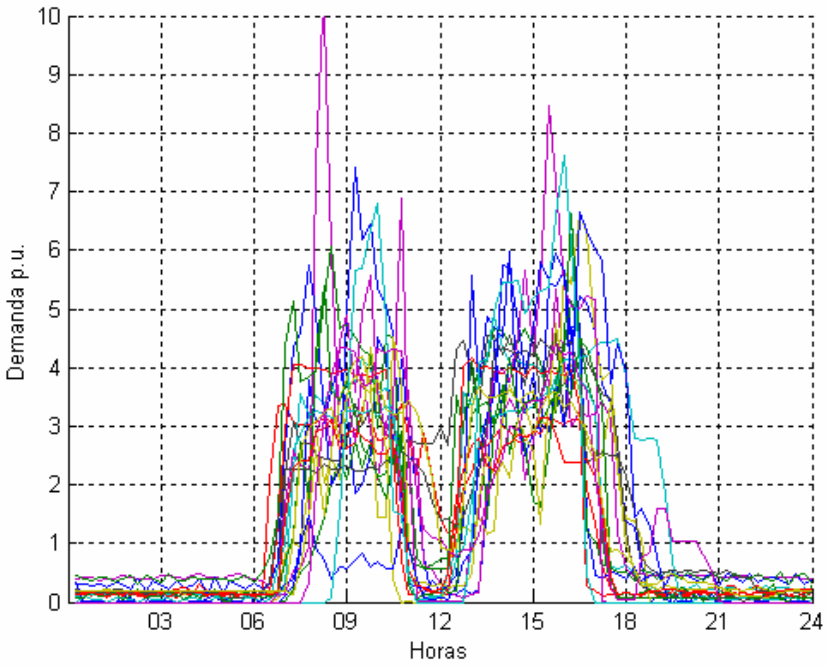


Figura 1. 16 – Exemplo de cluster (classe) encontrado utilizando *fuzzy c-means*

4.4.3 Classificação de consumidor através de lógica *fuzzy*

A segunda etapa do método para obtenção da curva representativa de consumidores consiste em um método *fuzzy* descrito por ANDRADE [11]. Este método *fuzzy* consiste em atribuir uma classe das classes encontradas pelo algoritmo *fuzzy c-means* a um determinado consumidor, utilizando-se de alguns de seus atributos disponíveis na base de dados da concessionária (em nosso estudo os atributos são: tipo de consumidor; tipo de ligação e estrato de consumo).

O método utilizado para a classificação dos consumidores, consiste no uso de conjuntos *fuzzy* associados aos atributos (tipo de consumidor, tipo de ligação, estrato de consumo) pertencente aos consumidores agrupados pelo algoritmo *fuzzy c-means*. Assim cada atributo do consumidor analisado, é associado a uma variável lingüística, a qual, é definida por um conjunto de termos. Estes parâmetros são apresentados na Tabela 6.

Tabela 6 – Variáveis lingüísticas e conjunto de termos para o modelo de classificação *fuzzy*

Variável Lingüística	Conjunto de Termos
Tipo de Consumidor	Residencial, Comercial, Industrial, Rural
Tipo de Ligação	Monofásico, Bifásico, Trifásico
Estrato de Consumo	1 à 10 conforme apresentados anteriormente

O método *fuzzy* de classificação pode ser descrito em três etapas conforme apresentado nas seções a seguir.

4.4.3.1 Formação da função de pertinência

A função de pertinência (μ) é calculada através da utilização dos conjuntos de termos apresentados na Tabela 6. Para cada termo em cada classe formado pelo algoritmo *fuzzy c-means*, calcula-se a freqüência relativa em relação ao número total de consumidores pertencentes à classe.

Para exemplificar o método, utiliza-se um consumidor tipo residencial. A Tabela 7 mostra a formação da função de pertinência do termo "Residencial" pertencente a variável lingüística "Tipo de Consumidor".

Tabela 7 – Exemplo de formação da função de pertinência para tipo de consumidor residencial

Classe	**Nº de consumidores na classe (NC)**	**Nº do tipo de consumidor (NTC)**	**Freqüência relativa (FR)=(NTC)/(NC)**	**Freqüência normalizada pela maior freqüência relativa FRN=(FR)/Max(FR)**
01	42	30	0,7142	0,9216
02	47	14	0,2978	0,3843
03	36	02	0,0555	0,0716
04	28	07	0,2500	0,3225
05	20	0	0,0000	0,0000
06	40	31	0,7750	1,0000
07	48	35	0,7291	0,9408
08	42	05	0,1190	0,1536
09	71	26	0,3661	0,4725
10	39	29	0,7435	0,9594

O procedimento apresentado neste exemplo é aplicado a todo o conjunto de termos para cada uma das variáveis lingüísticas.

A Figura 1. 17 apresenta a função de pertinência para o exemplo do tipo de consumidor residencial da Tabela 7.

Ressalta-se a importância em realizar a normalização da freqüência pela maior freqüência relativa, pelo fato, de que este procedimento evita a influencia de uma curva de pertinência baixa na formação da curvas da função de agregação.

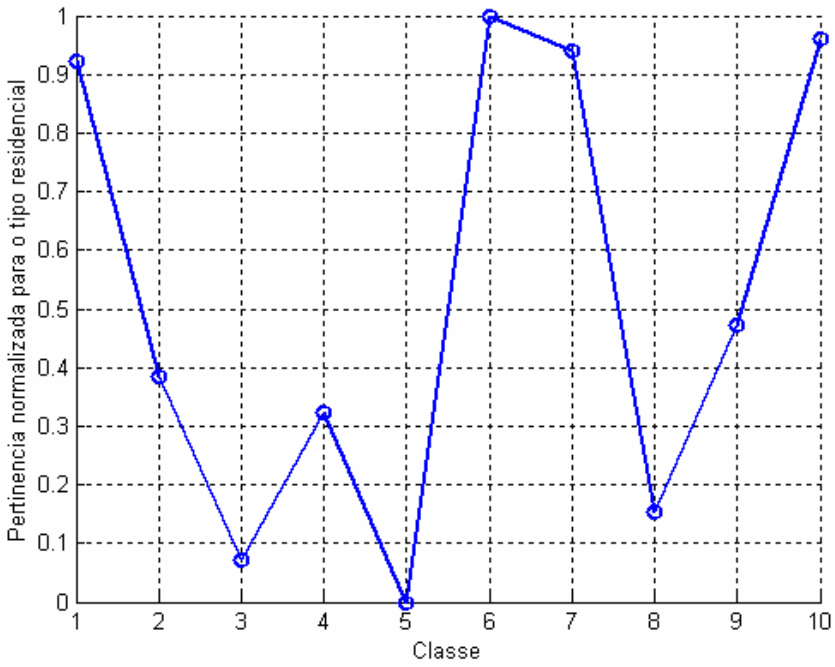


Figura 1. 17 – Função de pertinência para o exemplo *fuzzy*

4.4.3.2 Agregação das funções de pertinência

A agregação das funções de pertinência é a próxima etapa no processo de classificação. Devem ser calculadas todas as curvas de pertinência dos conjuntos de termos antes de iniciar este procedimento de agregação.

A realização da agregação das funções de pertinência é constituída a partir da operação de interseção dos conjuntos *fuzzy* [22], conforme (30).

$$\mu_{\mathrm{A}}(\wedge)_{\mathrm{B}^{(z)}} = \underset{z=x\wedge y}{\wedge}\left(\mu_{\mathrm{A}}(x)\wedge\mu_{\mathrm{B}}(y)\right) \qquad (30)$$

Com a aplicação da equação (30), a curva da função de agregação (μ) forma-se pelos mínimos das curvas de pertinências.

Para exemplificar o método, suponha-se um consumidor com as variáveis lingüísticas e seu respectivo termo: Tipo de Consumidor “Residencial”; Estrato de Consumo “05”; Tipo de Ligação “Monofásico”. A função de pertinência agregada é composta como apresentada abaixo:

$$\mu_{\mathrm{A}} = \left\lfloor \mu_{\text{Tipo de Consumidor}}, \mu_{\text{Extrato de Consumo}}, \mu_{\text{Tipo de Ligação}} \right\rfloor$$

A Figura 1. 18 apresenta a formação da função de pertinência agregada para o exemplo citado.

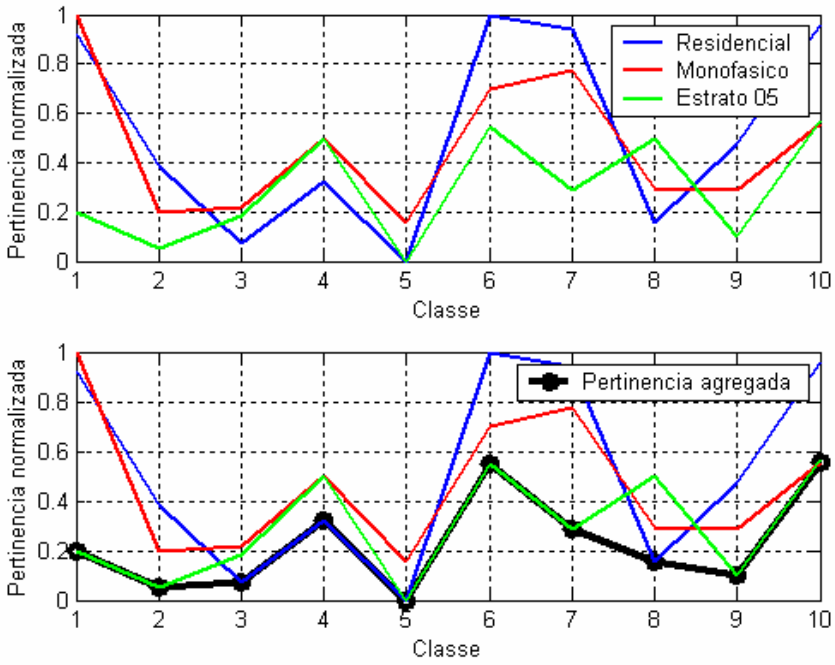


Figura 1. 18 – Formação da função de pertinência agregada do exemplo *fuzzy*

Os valores da função de pertinência agregada são apresentados na Tabela 8.

Tabela 8 – Valores da função de pertinência agregada para o exemplo

Classe	Valores
01	0,2000
02	0,0526
03	0,0717
04	0,3226
05	0,0000
06	0,5455
07	0,2857
08	0,1536
09	0,1034
10	0,5584

4.4.3.3 Defuzificação da função agregada

O procedimento de defuzzificação é realizado utilizando o operador união (31), ou seja, o máximo valor (maior valor) da função de pertinência agregada. Este método determinará a classe (agrupamento) em que o consumidor analisado será classificado.

$$\text{Classe_Selecionada} = \text{máximo}(\mu_A) \qquad (31)$$

Retornando ao exemplo citado na seção anterior, o máximo valor da função de pertinência agregada é 0.5584, que se refere à classe 10, ou seja, o consumidor apresentado neste exemplo classifica-se na classe 10.

A Figura 1. 19 apresenta a tipologia com os limites da classe 10, que representa a curva típica de demanda do consumidor apresentado no exemplo.

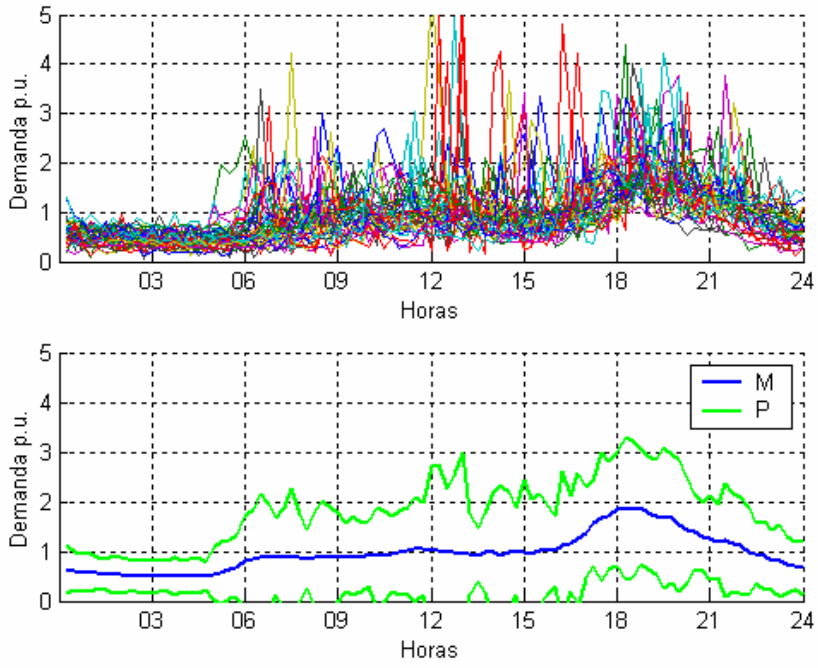


Figura 1. 19 – Curva de demanda em p.u. representativa do exemplo *fuzzy*

Observa-se que a curva (M_e) pertencente à classe 10, a qual foi classificado o consumidor citado no exemplo, possui o perfil de demanda típico de consumidor residencial, o que, confirma o tipo de consumidor do exemplo (Residencial).

4.4.4 Agregação das curvas representativas através do método *fuzzy*

Os atributos utilizados para identificar a curva representativa de um consumidor foram o estrato de consumo (estrato de consumo a qual o consumidor pertence), e o tipo de consumidor (residencial, comercial, industrial ou rural) e o tipo de ligação (monofásico, bifásico, trifásico).

4.5 Método de análise multivariada (*Cluster Analysis*)

4.5.1 Introdução teórica

Cluster analysis ou análise de agrupamento [23] é o nome para um grupo de técnicas multivariadas cuja finalidade primária é agregar objetos (curvas de demanda neste trabalho) com base nas características que eles possuem.

A análise de agrupamentos classifica objetos de modo que cada objeto é muito semelhante aos outros no agrupamento em relação a algum critério de seleção predeterminado. Os agrupamentos resultantes de objetos devem então exibir elevada homogeneidade interna (dentro dos agrupamentos ou classes) e elevada heterogeneidade externa (entre agrupamentos). Assim, se a classificação for bem sucedida, os objetos dentro dos agrupamentos estarão próximos quando representados graficamente e diferentes agrupamentos estarão distantes.

Na análise de agrupamentos podem ser descritas duas etapas consideradas importantes durante o processo. Na primeira deve-se definir uma medida de similaridade, que será utilizada para mediar a semelhança entre os objetos a serem agrupados. Na segunda deve-se definir o algoritmo de agrupamento a ser utilizado nos dados.

As próximas seções apresentam algumas medidas de similaridade e alguns algoritmos de agrupamento.

4.5.1.1 Medidas de similaridade

O conceito de similaridade [23] é fundamental na análise de agrupamentos. A similaridade entre objetos é uma medida de correspondência ou semelhança entre objetos a serem agrupados.

A similaridade entre objetos pode ser medida de diversas maneiras, mas três métodos se destacam nas aplicações de análise de agrupamentos: medidas correlacionais, medidas de associação e medidas de distância. Dependendo de seus objetivos e do tipo de dados, cada um desses métodos representa uma perspectiva particular da similaridade. Observa-se que tanto as medidas correlacionais quanto as medidas de distância requerem dados métricos, ao passo que as medidas de associação requerem dados não-métricos.

Assim, para este trabalho faz-se necessário um estudo a respeito das medidas correlacionais e de distância, pois as curvas de demanda, que são consideradas como os objetos aqui, são dados métricos.

A. Medidas correlacionais

A medida de similaridade entre objetos em que provavelmente se pensa em primeiro lugar é o coeficiente de correlação entre dois objetos medidos sobre diversas variáveis. Com efeito, ao invés de correlacionar dois conjuntos de variáveis, invertemos a matriz de X variáveis dos objetos, de forma que as colunas representam os objetos e as linhas representam as variáveis. Logo, o coeficiente de correlação entre as duas colunas de números é a correlação (ou similaridade) entre os perfis dos dois objetos. Altas correlações indicam similaridade e baixas correlações denotam uma falta de similaridade.

B. Medidas de distância

As medidas de similaridade baseadas em distancia, são o método mais freqüentemente usado [23]. Estas medidas de distancia são, na verdade, uma medida de dissimilaridade, em que os valores maiores denotam menor similaridade. A distância é convertida em uma medida de similaridade pelo uso de uma relação inversa.

Diversas medidas de distância estão disponíveis, dentre elas estão: distância euclideana; *city block*; distância de mahalanobis. As características de cada uma são:

a) Distância euclideana: medida mais comumente usada de similaridade entre dois objetos. Essencialmente, é uma medida do comprimento de um segmento de reta desenhado entre dois objetos. A fórmula da distância euclideana é apresentada em (32).

$$d(i,k) = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} \left(x_{ij} - x_{kj}\right)^2} \qquad (32)$$

b) *City block*: método de calcular distâncias com base na soma das diferenças absolutas das coordenadas para objetos. Esse método assume que as variáveis não são correlacionadas e que as escalas das unidades são compatíveis. A fórmula *city block* é apresentada em (33).

$$d(i,k) = \sum_{j=1}^{n} \left| \left(x_{ij} - x_{kj} \right) \right| \qquad (33)$$

c) Distância de mahalanobis: forma padronizada de distância euclideana. Resposta de escalonamento em termos de desvios-padrão que padroniza os dados, com ajustes feitos para intercorrelação entre as variáveis. A fórmula da distância de mahalanobis é apresentada em (34).

$$d_i^2(x) = (x - m_i)' S_p^{-1} (x - m_i) \qquad (34)$$

Onde:

x = é o vetor de tamanho p contendo os valores do objeto.

M_i = é o vetor de tamanho p contendo a média dos objetos pertencentes a i.

S_p = é matriz de covariância agrupada.

4.5.1.2 Algoritmos de agrupamento

Os algoritmos de agrupamento mais comumente usados podem ser classificados em duas categorias [23]:

a) Hierárquico: os procedimentos hierárquicos envolvem a construção de uma hierarquia de uma estrutura do tipo árvore. Basicamente existem dois tipos de procedimentos hierárquicos de agrupamento – aglomerativos e divisivos.

b) Não-hierárquico: os procedimentos não-hierárquicos não envolvem o processo de construção em árvore. Em vez disso, designam objetos a agrupamentos assim que o número de agregados a serem formados tenha sido especificado.

Como mencionado o procedimento hierárquico de agrupamento divide-se em dois tipos. Nos métodos aglomerativos, cada objeto começa como seu próprio agrupamento. Em passos seguintes, os dois objetos mais próximos são combinados em um novo agregado, reduzindo assim o número de agrupamentos em uma unidade em cada passo. Em alguns

casos dois grupos de objetos formados em um estágio anterior podem se juntar em um novo agrupamento. Eventualmente, todos os objetos são reunidos em um único agregado.

Uma característica importante dos procedimentos hierárquicos deve-se ao fato dos resultados de um estágio anterior ser sempre aninhado com os resultados de um estágio posterior, criando algo parecido com uma árvore. A representação desse processo é chamada de dendrograma ou gráfico de árvore.

O outro tipo de agrupamento hierárquico é o método divisivo. Este método começa com um grande agregado que contém todos os objetos. Em passos sucessivos, as observações mais diferentes entre si são separadas e transformadas em agrupamentos menores. Esse processo continua até que cada objeto seja um agrupamento por si mesma.

Os algoritmos aglomerativos mais utilizados para desenvolver agregados são [23]:

a) Ligação individual: o procedimento de ligação individual é baseado em distância mínima. Ele encontra os dois objetos separados pela menor distância e os coloca no primeiro agrupamento. Em seguida, a próxima distância mais curta é determinada, e um terceiro objeto se junta aos dois primeiros para formar um agregado, ou um novo agrupamento de dois membros é formado. O processo continua até que todos os objetos formem um só agregado.

b) Ligação completa: no procedimento de ligação completa, a distância máxima entre indivíduos em cada agregado representa a menor esfera (diâmetro mínimo) que pode incluir todos os objetos em ambos os agrupamentos. Pode-se dizer que a similaridade interna se iguala ao diâmetro do grupo.

c) Ligação média: no procedimento de ligação média, o critério de agrupamento é a distancia média de todos os indivíduos em um agrupamento aos demais em um outro. Abordagens de ligação média tendem a combinar agregados com pequena variação interna e também a produzir agregados com aproximadamente a mesma variância.

d) Método ward: no método ward, à distância entre dois agrupamentos é a soma dos quadrados entre ambos, feita sobre todas as variáveis. Em cada estágio do procedimento de agrupamento, a soma interna de quadrados é minimizada sobre todas as partições que podem ser obtidas pela combinação de dois agregados do estágio anterior.

e) Método do centróide: no método do centróide, à distância entre dois agrupamentos é à distância (geralmente euclideana quadrada ou simples) entre seus centróides. Neste método, toda vez que indivíduos são reunidos, um novo centróide é computado.

4.5.2 Formação dos *clusters* de curvas de demanda através da técnica de *cluster analysis*

A aplicação de análise de agrupamentos pode ser considerada mais uma arte do que uma ciência [23]. Diferentes medidas entre objetos e diferentes algoritmos de agrupamento podem afetar os resultados. Assim a seleção da solução final de agrupamento em muitos casos é baseada em considerações tanto objetivas quanto subjetivas. Esta é uma questão difícil de se resolver, tanto para o método de análise de agrupamento quanto para o método por *fuzzy c-means*. Assim optou-se por avaliar o método de análise de agrupamento utilizando-se do mesmo número de classes e os mesmos indicadores de performance.

A medida de distância utilizando é a euclideana, e o algoritmo aglomerativo utilizado é o método Ward. Optou-se pela utilização do método Ward, pelos resultados apresentados durante as simulações terem se mostrado melhores que os demais métodos. A Tabela 9 resume as simulações realizadas para definição do número de clusters para o método de análise de agrupamento.

Tabela 9 – Simulação realizadas para o método de análise de agrupamento utilizando o indicador ponto de máximo

Número de classes	**Método Ward**	
Parâmetro (c)	**Média**	**Mediana**
05	40,0%	25,4%
08	49,1%	30,7%
10	48,6%	30,5%

A partir da Tabela 9, utiliza-se para a aplicação do modelo, o parâmetro (*c*) como sendo 5.

4.5.3 Classificação de consumidor através de *cluster analysis*

O primeiro passo no processo de classificação através de *cluster analysis*, é a construção das curvas de freqüência relativa (FR) da mesma forma apresentada na Tabela 7. Os mesmos conjuntos de termos apresentados e utilizados no método de lógica *fuzzy* foram aplicados neste método.

Para a classificação do consumidor aplicam-se as equações (35) e (36).

$$c_i = \sum_{j=1}^{n} FR_j \qquad (35)$$

Onde:

c_i = classe ou cluster i encontrada através do método *cluster analysis*.

$$\text{Classe_Selecionada} = \text{máximo}(c) \qquad (36)$$

Onde:

c = é o vetor com p valores encontrados através de (35).

4.5.4 Agregação das curvas representativas através do método de *cluster analysis*

Da mesma forma que o método *fuzzy*, os atributos utilizados no método de *cluster analysis* para identificar a curva representativa de um consumidor foram: o extrato de consumo (extrato de consumo a qual o consumidor pertence), o tipo de consumidor (residencial, comercial, industrial ou rural) e o tipo de ligação (monofásico, bifásico, trifásico).

Os resultados obtidos com a aplicação deste método são apresentados no próximo capítulo.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS

5.1 Introdução

Neste capítulo apresenta-se a análise e comparação dos resultados obtidos a partir da aplicação dos métodos: estrato de consumo e tipo de consumidor, estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado, método *fuzzy* e *cluster analysis*; apresentados no capítulo anterior. A amostra de transformadores é utilizada com o propósito de comparação entre a curva de demanda estimada pelos métodos e a curva de demanda medida para o transformador.

O Anexo A apresenta a composição de cada transformador para cada um dos conjuntos de termos (tipo de consumidor, tipo de ligação e estratos de consumo). Os valores apresentados correspondem ao percentual arredondado para cima, em relação ao número de consumidores conectados ao transformador. Como exemplo de apresentação da aplicação dos métodos neste capítulo, utiliza-se de 02 transformadores (número 04 e 39 do Anexo A).

5.2 Resultados do método por estrato de consumo e tipo de consumidor

5.2.1 As curvas representativas dos consumidores

Esperava-se obter 40 curvas médias e 40 curvas de desvios, sendo obtidas dos 10 estratos de consumo para cada um dos 04 tipos de consumidores. Entretanto os estratos 01 do tipo de consumidor industrial, e os estratos 05, 07 e 09 do tipo de consumidor rural, não possuem amostra, o que diminui o total de curvas para 37.

Os estratos de um tipo de consumidor que não possuem dados foram representados no processo de agregação por dados do estrato próximo a ele. Para exemplificar as curvas geradas nesta seção a Figura 1. 20 apresenta as curvas de média (M_e) e limite superior (P_s) e inferior (P_i) do estrato de consumo 03 (101 à 150kWh) para

todos os tipos de consumidores. Utilizou-se do procedimento apresentado na seção 3.8.1 para construção dos intervalos de confiança.

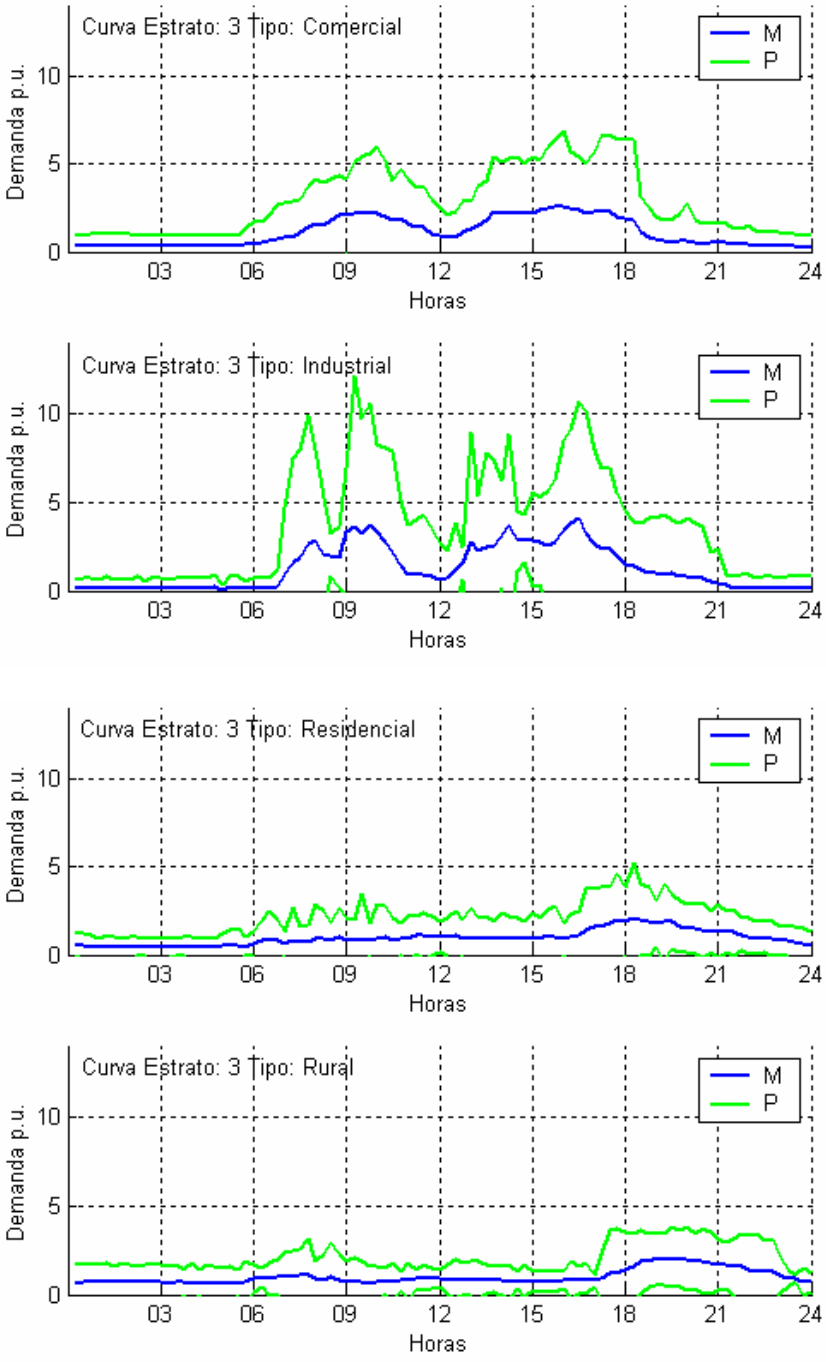


Figura 1. 20 – Curvas utilizando metodologia por estrato de consumo e tipo de consumidor

O Anexo B apresenta as demais curvas constituídas para cada estrato de consumo de cada tipo de consumidor.

5.2.2 As curvas estimadas para os transformadores

A Figura 1. 21, apresenta o transformador 04, que possui 51 consumidores conectados a ele, com composição de 100% de consumidores residenciais, 97% destes monofásico e distribuídos em sua maioria nos estratos de consumo de 01 (até 50 kWh), 02 (50kWh a 100kWh) e 03 (100kWh a 150kWh). Observa-se que o exemplo apresentado do transformador 04, a curva ($M_{Agregado}$) estimada possui praticamente o mesmo perfil de demanda apresentado pela curva (M) medida para o transformador, apresentando uma diferença apenas nos instantes de aumento de demanda.

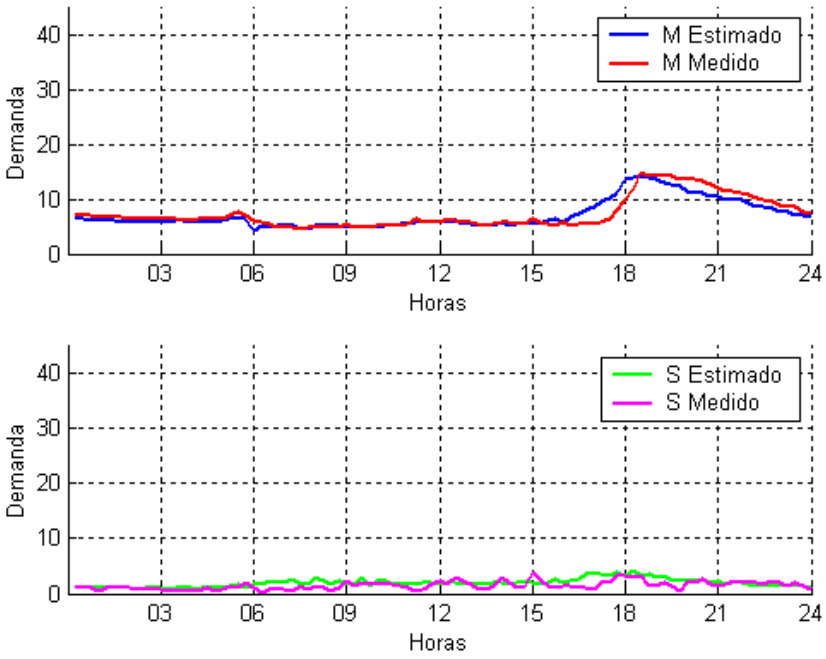


Figura 1. 21 – Comparação das curvas do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

A Figura 1. 22, apresenta o transformador 39, que possui 26 consumidores conectados a ele, com composição de aproximadamente 47% de consumidores residenciais, 50% comercial e 4% industrial, 20% destes monofásico, 47% bifásico e 35% trifásico e distribuídos em todos estratos de consumo, com exceção dos estratos 08 (400 a 500 kWh) e 09 (500kWh a 1000kWh). No caso do exemplo apresentado do transformador 39, a curva ($M_{Agregado}$) estimada não conseguiu obter o mesmo perfil de demanda apresentado pela curva (M) medida para o transformador, apresentando uma grande diferença nos instantes de alta demanda.

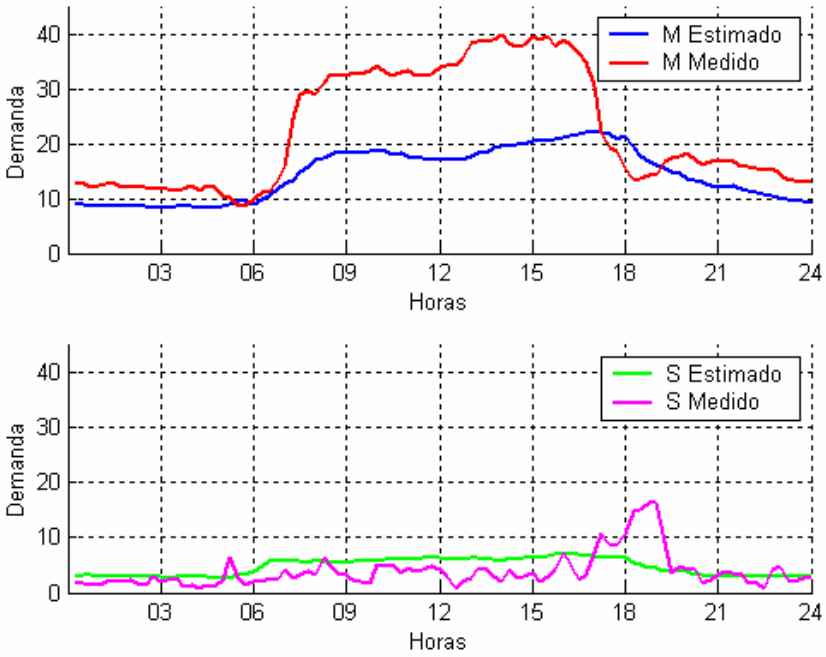


Figura 1. 22 – Comparação das curvas do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

5.2.3 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *t-student*

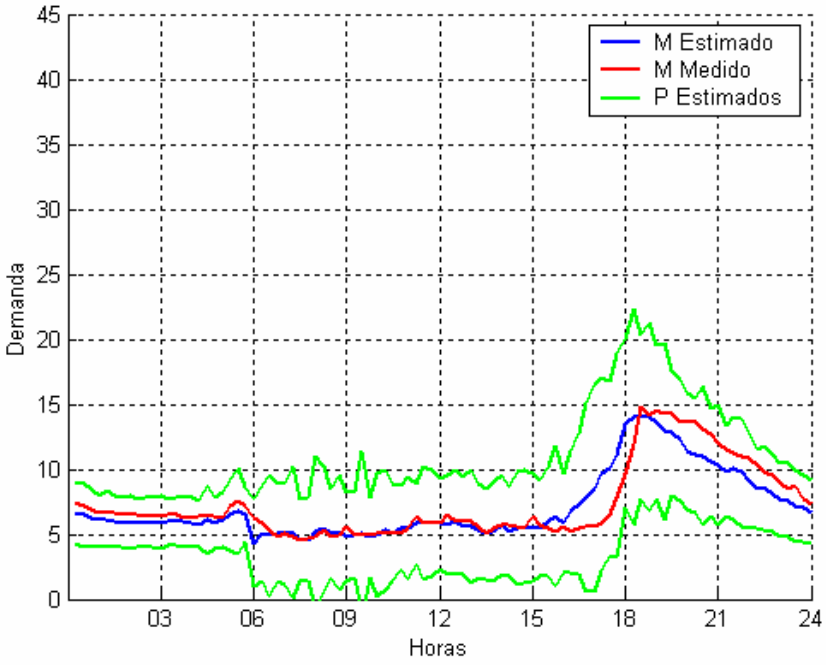


Figura 1. 23 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

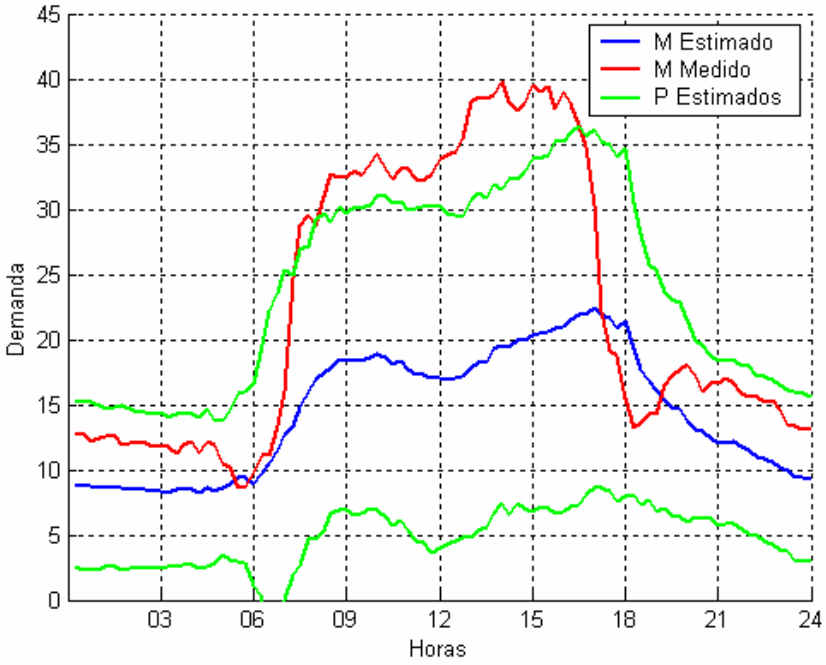


Figura 1. 24 - Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

A Figura 1. 23 apresenta o intervalo de confiança estimado para o transformador 04, utilizando *t* de *student*, com nível de confiança de 95%. Observa-se que a curva de demanda medida para o transformador permanece dentro do intervalo de confiança em 100% dos instantes da curva. Entretanto o resultado obtido para o transformador 39, e apresentado na Figura 1. 24, mostra que a curva de demanda medida para o transformador permanece em alguns instantes fora do intervalo de confiança estimado. Em termos quantitativos, 35 instantes a curva demanda medida permaneceu fora do intervalo de confiança (36.5% dos instantes).

A Tabela 10 apresenta os resultados médios e medianos para os indicadores percentuais de permanência no intervalo de confiança para o todo o instante de tempo.

Tabela 10 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *t-student* pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

Medida	Valores (%)
Mediana (dentro do intervalo)	69,80
Média (dentro do intervalo)	66,60

Analisando a Tabela 10, concluímos que para a amostra de 95 transformadores, em média 33,40% dos instantes estiveram fora do intervalo de confiança estimado.

Analisando ainda os resultados para a amostra, 16,80% dos transformadores permaneceram 100% dos instantes dentro do intervalo de confiança.

5.2.4 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *bootstrap*

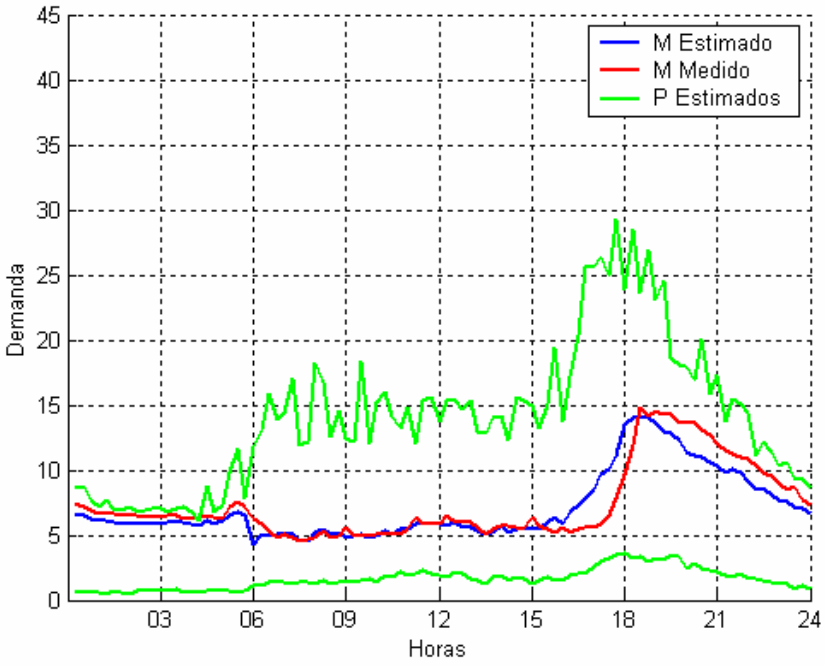


Figura 1. 25 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

Analisando a Figura 1. 25, observa-se que a curva média media do transformador 04, permaneceu 01 instante fora do intervalo de confiança estimado, já na Figura 1. 26, a curva média media do transformador 39, apresentou 08 instantes fora do intervalo de confiança estimado.

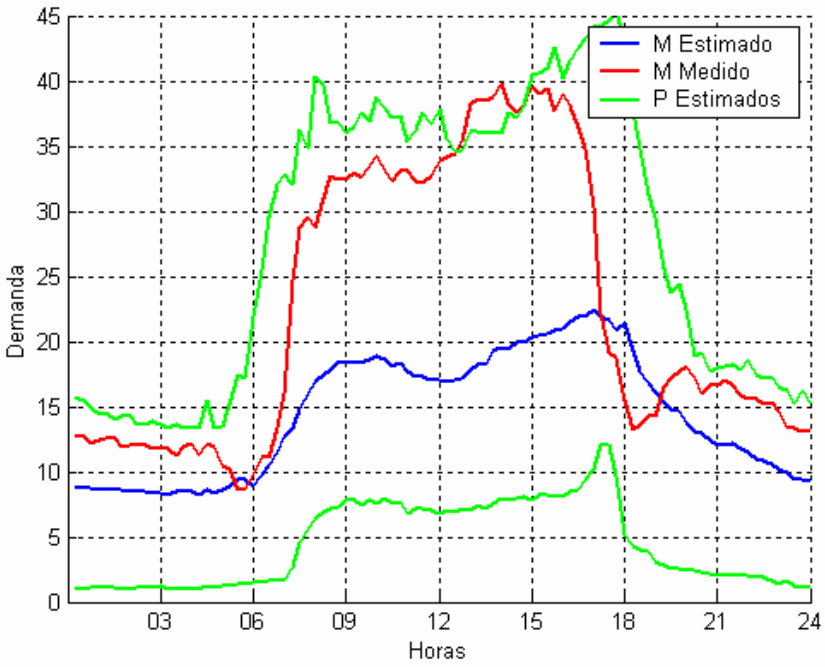


Figura 1. 26 - Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

A Tabela 11 apresenta os resultados médios e medianos para os indicadores percentuais de permanência no intervalo de confiança para o todo o instante de tempo.

Tabela 11 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *bootstrap* pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

Medida	Valores (%)
Mediana (dentro do intervalo)	93,80
Média (dentro do intervalo)	79,40

Referente a permanência de 100% dos instantes dentro do intervalo de confiança, 35,80% dos transformadores da amostra apresentaram este resultado.

5.2.5 Medidas de desempenho

5.2.5.1 Resultados dos indicadores para cada transformador da amostra

A Tabela 12 apresenta os resultados dos indicadores de performance para cada transformador da amostra, utilizando o método de estrato de consumo e tipo de consumidor.

Tabela 12 – Resultado dos indicadores de performance para cada transformador pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

Tr	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
1	33,76	1,10	15,35	52,33	34,30	77,09	162,04	61,28
2	62,25	21,98	50,91	55,43	55,67	62,89	69,22	44,74
3	37,18	0,23	30,26	35,56	37,41	45,56	51,25	25,56
4	5,78	0,24	4,61	11,43	9,12	14,29	64,10	5,74
5	53,83	3,28	9,04	40,28	27,61	70,62	112,24	38,14
6	45,88	2,74	28,22	39,18	42,67	52,59	56,48	38,44
7	49,59	0,44	24,63	36,71	31,96	53,48	63,00	24,55
8	0,05	0,09	3,63	10,61	6,77	11,61	61,05	14,08
9	19,16	0,08	14,71	29,50	27,64	35,88	108,86	10,85
10	54,88	2,82	24,38	35,05	34,23	46,17	60,96	6,03
11	17,63	0,99	23,93	45,29	48,73	62,22	109,33	45,62
12	45,77	0,52	9,41	28,69	26,96	50,14	56,58	16,85
13	51,68	4,03	26,83	38,96	35,65	54,10	62,41	36,64
14	55,81	13,07	43,19	49,80	50,97	58,46	68,20	51,60
15	39,46	0,02	7,24	27,84	27,50	50,83	62,29	18,53
16	72,72	43,35	66,33	69,03	70,07	73,86	78,06	56,66
17	92,13	77,13	86,66	89,07	87,49	91,89	95,31	87,14
18	30,31	2,54	24,51	31,51	31,36	41,20	50,55	30,25
19	6,63	0,03	13,53	36,98	35,44	51,63	114,40	28,72
20	43,19	0,04	28,84	39,93	39,98	55,54	62,34	39,46
21	34,67	3,70	25,26	33,86	33,66	46,34	52,18	24,51
22	7,05	0,00	7,47	17,52	15,51	24,46	56,84	22,78
23	61,75	10,39	42,82	54,28	53,32	70,65	73,29	50,94
24	78,01	38,34	69,20	71,07	74,78	77,53	82,12	78,42
25	24,27	0,76	12,95	22,28	21,82	28,14	70,88	29,54
26	58,78	16,22	43,57	49,22	50,13	56,04	68,54	44,02
27	29,95	0,93	10,84	26,86	28,21	41,42	47,70	24,95
28	44,74	1,95	24,96	36,89	34,91	52,90	58,64	34,91
29	3,24	0,01	9,35	21,37	18,58	29,15	86,75	0,38
30	41,72	7,28	33,58	37,76	37,62	43,79	60,75	45,19
31	36,94	3,37	21,76	34,95	36,24	47,73	54,37	41,95
32	59,19	10,28	44,77	53,22	57,28	63,64	71,67	35,94
33	39,93	0,11	25,79	36,75	34,66	50,95	59,06	34,32
34	1,96	0,17	3,17	14,91	7,28	19,39	109,35	13,49
35	67,34	48,61	67,35	76,94	75,57	87,84	93,30	83,15
36	34,67	0,47	13,94	32,23	26,88	56,37	64,60	10,23
37	32,79	0,01	20,47	38,63	38,34	51,50	124,70	14,72
38	76,37	26,49	61,07	65,30	66,28	74,90	82,86	52,99
39	4,00	1,04	26,23	33,09	30,35	45,38	53,41	43,70
40	90,09	67,61	80,88	83,11	83,83	87,58	90,96	79,26
41	59,88	11,09	48,80	51,31	53,19	58,45	63,21	37,33
42	26,99	10,23	74,91	162,58	80,18	225,66	1131,85	50,67
43	20,49	0,33	11,65	26,81	29,14	41,07	47,58	29,04
44	74,73	53,58	89,99	117,37	119,40	140,64	256,64	116,08
45	63,42	0,63	24,15	41,81	41,26	60,75	76,83	0,23
46	12,35	0,64	19,60	96,70	72,78	180,37	260,85	104,71

47	42,80	6,30	33,58	69,70	49,00	110,72	168,08	32,48
48	7,03	0,83	4,80	12,71	10,84	16,80	54,42	29,29
49	89,14	3,98	66,61	79,62	82,33	98,12	156,01	43,65
50	4,11	0,00	4,36	10,94	8,68	15,03	35,58	18,23
51	2,78	0,04	3,86	11,13	9,30	15,23	43,36	28,16
52	19,58	0,44	9,60	20,50	19,52	25,74	55,93	47,13
53	38,97	1,30	19,13	26,54	29,72	35,97	42,01	29,34
54	15,15	0,60	17,46	37,24	30,91	56,76	94,93	20,90
55	32,92	0,16	6,49	17,55	18,08	28,37	37,08	4,80
56	7,71	0,29	7,85	15,59	12,31	22,89	45,81	44,32
57	9,00	0,04	6,89	17,69	13,73	29,55	69,49	35,98
58	2,30	0,60	10,44	20,32	20,36	27,42	77,37	14,10
59	60,81	0,51	16,27	36,72	36,87	57,63	68,38	28,67
60	11,20	0,52	16,07	25,86	28,54	36,00	47,87	18,90
61	24,33	0,35	16,22	35,10	29,58	53,52	94,01	7,30
62	65,49	2,36	31,32	61,11	50,76	90,86	167,68	8,84
63	0,32	0,51	20,69	28,64	30,81	35,67	61,23	33,58
64	0,76	0,30	9,59	19,90	19,39	28,70	52,48	16,87
65	163,17	9,62	28,04	71,04	63,04	94,59	262,41	41,20
66	4,75	0,36	13,14	22,24	20,05	32,85	51,63	21,29
67	32,16	0,15	8,40	21,51	15,61	33,91	83,21	35,26
68	2,31	0,00	8,37	17,54	18,08	25,02	48,41	8,49
69	32,90	0,46	24,29	44,12	39,57	67,52	94,61	5,13
70	6,06	0,10	11,41	21,71	24,14	29,99	56,36	8,67
71	16,22	0,24	15,57	22,46	26,49	29,61	42,19	11,62
72	3,39	0,15	4,79	15,59	11,02	23,64	62,78	24,24
73	44,91	2,21	17,38	37,06	29,29	54,38	96,79	11,97
74	18,42	0,15	9,91	14,98	14,83	17,97	42,92	11,68
75	11,77	2,08	12,77	23,65	23,16	33,81	66,94	20,43
76	30,81	0,45	12,83	24,96	23,04	36,65	66,96	4,84
77	6,37	0,31	12,84	26,11	20,92	37,50	109,57	13,85
78	81,24	20,23	36,53	60,03	57,30	74,93	140,88	49,18
79	17,86	0,67	18,43	33,31	28,86	41,29	116,52	33,06
80	21,53	1,21	12,49	25,16	24,86	37,11	61,03	7,93
81	74,02	0,75	26,69	41,08	40,11	54,83	107,65	11,61
82	19,34	0,09	6,60	22,28	16,33	39,22	70,28	5,38
83	59,47	16,33	24,51	47,33	37,72	61,75	135,81	48,22
84	32,25	1,84	21,21	34,42	32,32	42,40	77,96	20,58
85	32,49	0,17	8,35	20,76	20,07	33,88	42,50	18,25
86	2,45	1,15	11,56	19,66	15,35	20,55	84,12	1,64
87	46,93	0,25	9,33	26,02	15,80	38,05	113,46	13,55
88	3,05	0,36	10,54	16,77	17,70	21,38	54,10	7,29
89	170,45	34,88	61,51	136,73	91,75	194,94	379,92	61,30
90	25,50	0,47	12,19	24,54	24,06	34,69	74,45	11,02
91	167,75	49,11	84,92	119,54	106,20	139,91	308,96	50,02
92	50,40	26,85	41,70	71,81	60,90	95,92	180,24	30,81
93	0,66	0,01	4,92	11,98	9,96	16,03	42,03	12,45
94	24,81	1,62	17,48	21,61	22,17	25,56	55,28	13,62
95	16,14	0,78	9,83	24,61	23,45	36,41	89,93	13,86

5.2.5.2 Resultados dos indicadores para a amostra de transformadores

A Tabela 13 apresenta os resultados médios e medianos para os indicadores de desempenho da amostra, utilizando o método de estrato de consumo e tipo de consumidor.

Tabela 13 – Resultado dos indicadores de desempenho para a amostra de transformadores pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor

	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
Média	37,44	7,17	24,74	40,08	36,40	54,04	99,57	30,27
Mediana	32,49	0,67	17,46	33,86	30,35	46,17	68,54	28,16

Um resultado importante que deve ser considerado do indicador de instante de demanda máxima refere-se ao percentual em que o instante de máximo estimado permanece abaixo e acima do instante de máximo medido. Para este método, 29,5% dos instantes de máximo das curvas estimadas estiveram acima do instante de máximo das curvas medidas para a amostra.

5.3 Resultados do método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

5.3.1 As curvas representativas dos consumidores

O método de agrupamento de estrato de consumo por tipo de consumidor foi aplicado utilizando *t* de *student*. Os resultados são apresentados na Tabela 14.

Tabela 14 – Resultados do agrupamento de estrato de consumo por tipo de consumidor

Tipo de consumidor	Estrato de consumo agrupado
Comercial	(02, 03, 04, 05, 06, 07, 08, 09 e 10)
Industrial	(04, 05, 06, 07, 08, 09 e 10)
Residencial	Todas
Rural	Todas

As curvas de demanda dos estratos de consumo que não foram agrupadas permanecem conforme apresentado no Anexo B.

A Figura 1. 27 apresenta a curva representativa dos estratos agrupados para o tipo de consumidor comercial.

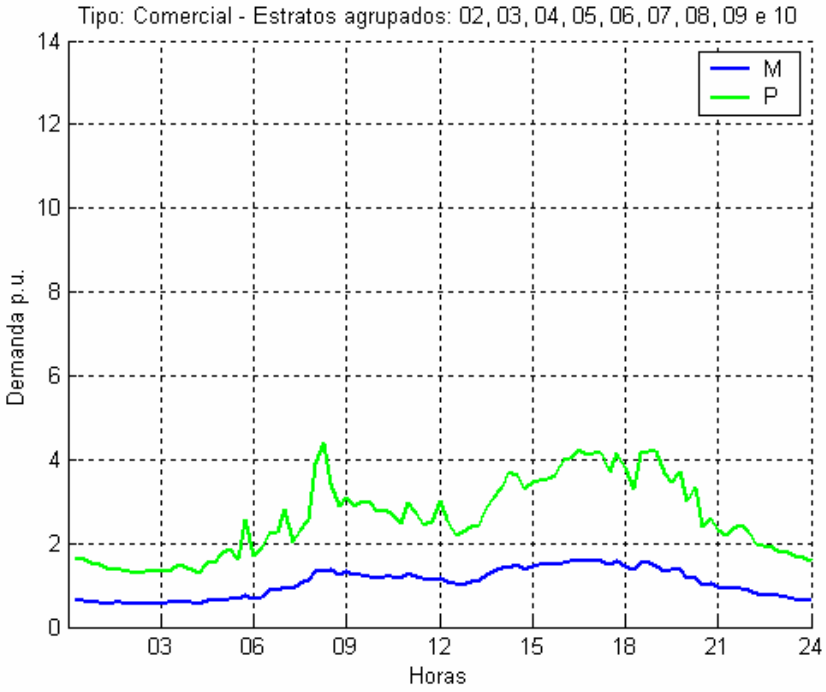


Figura 1. 27 – Curva representativa dos estratos agrupados para o tipo de consumidor comercial

A Figura 1. 28, Figura 1. 29 e Figura 1. 30 apresentam as curvas representativas dos estratos agrupados para os tipos de consumidores industrial, residencial e rural respectivamente.

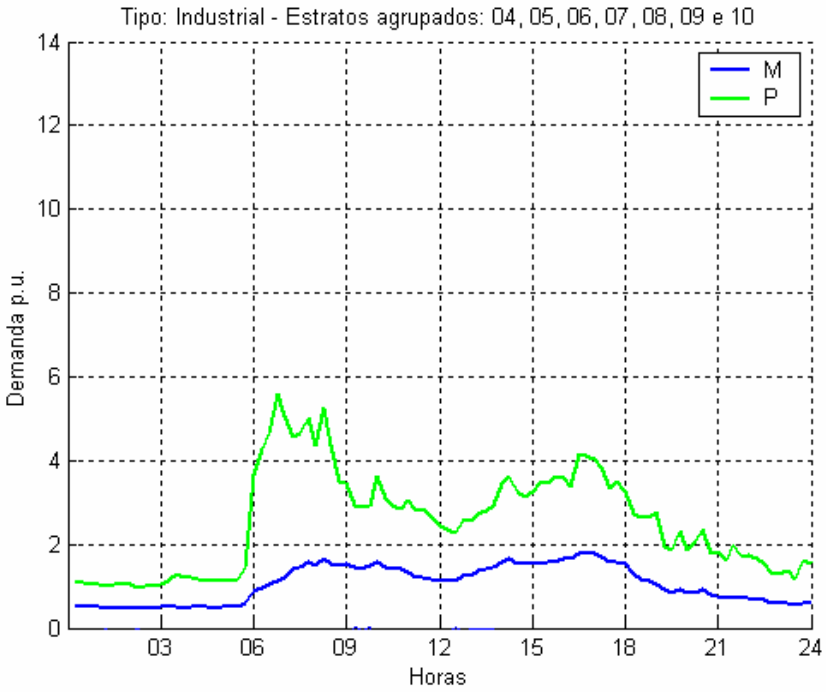


Figura 1. 28 – Curva representativa dos estratos agrupados para o tipo de consumidor industrial

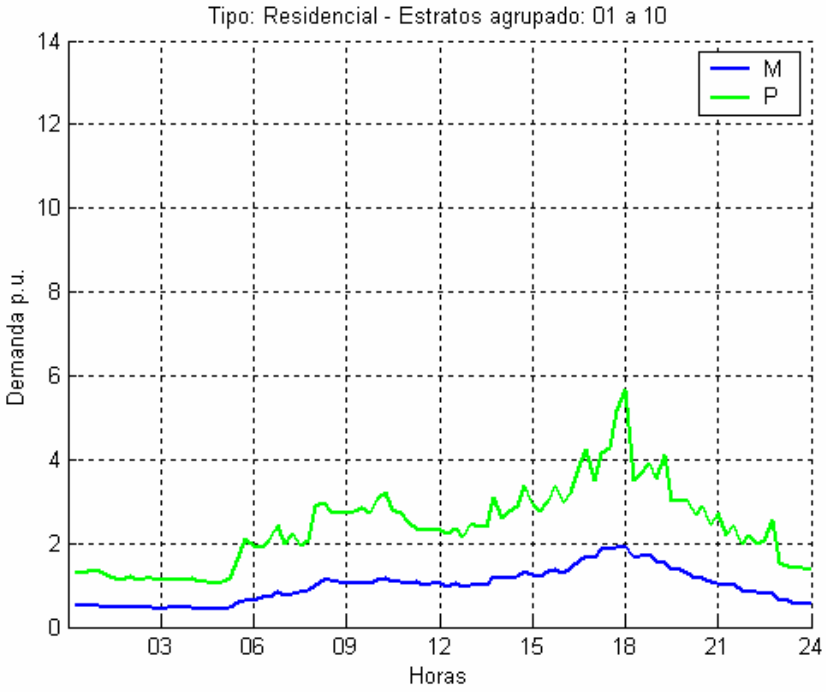


Figura 1. 29 – Curva representativa dos estratos agrupados para o tipo de consumidor residencial

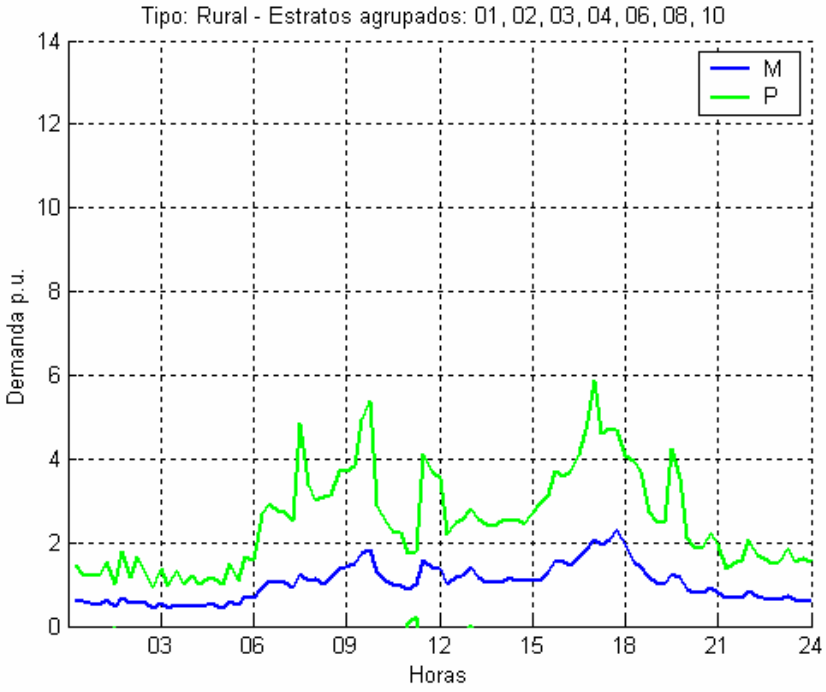


Figura 1. 30 – Curva representativa dos estratos agrupados para o tipo de consumidores rural

5.3.2 As curvas estimadas para os transformadores

A Figura 1. 31 e Figura 1. 32 apresentam as curvas estimadas e medidas para o exemplo.

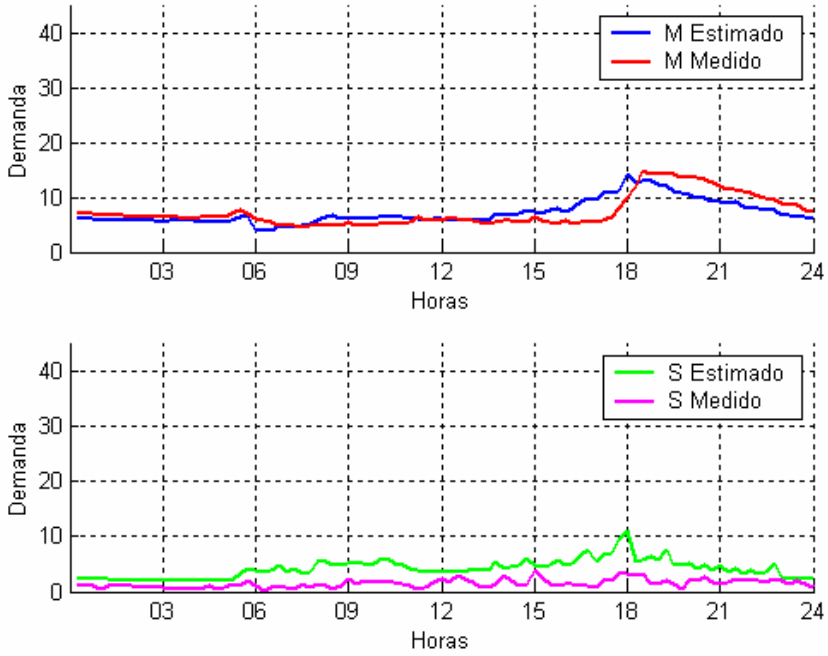


Figura 1. 31 – Comparação das curvas do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

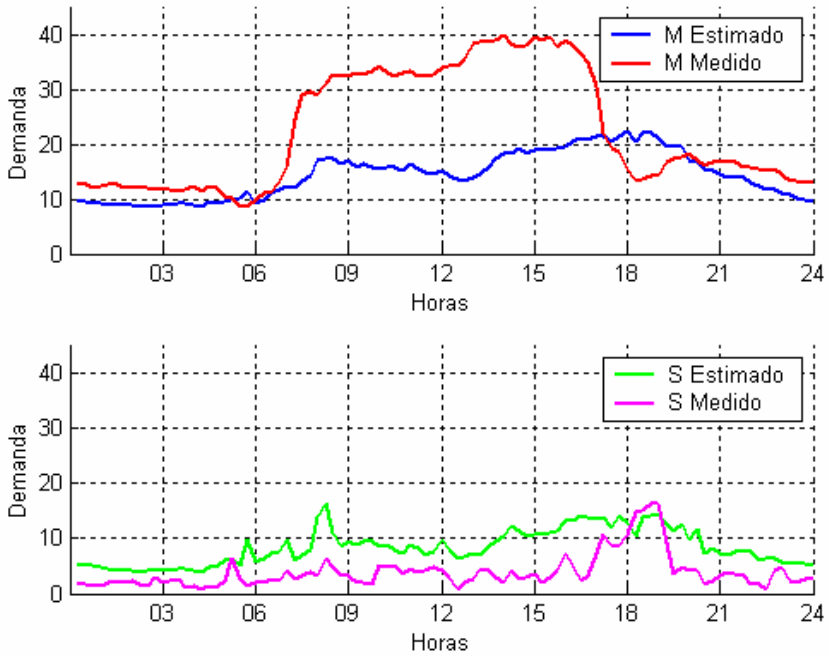


Figura 1. 32 – Comparação das curvas do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

Os resultados obtidos mostram-se parecidos aos apresentados pelo método anterior, observa-se diferença em relação ao desvio encontrado.

5.3.3 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *t-student*

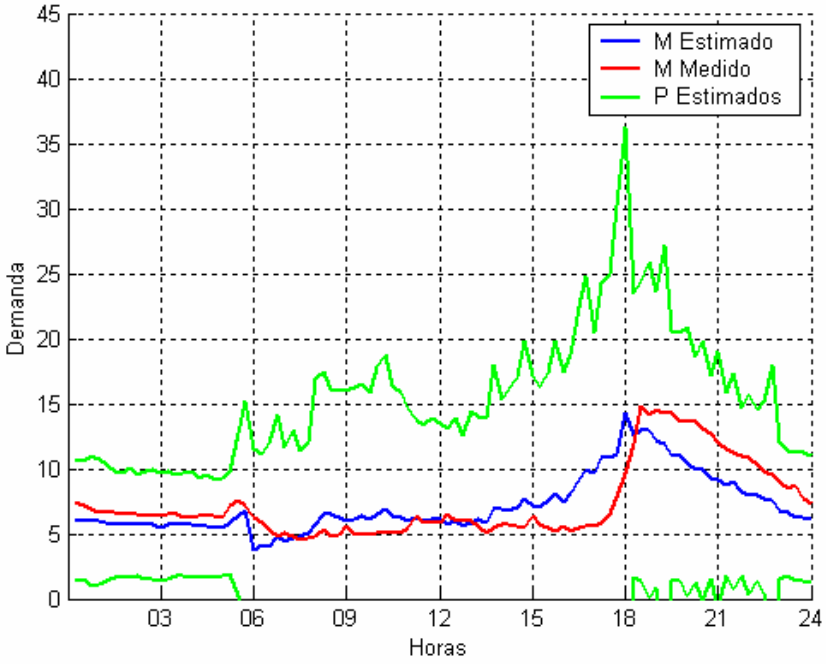


Figura 1. 33 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

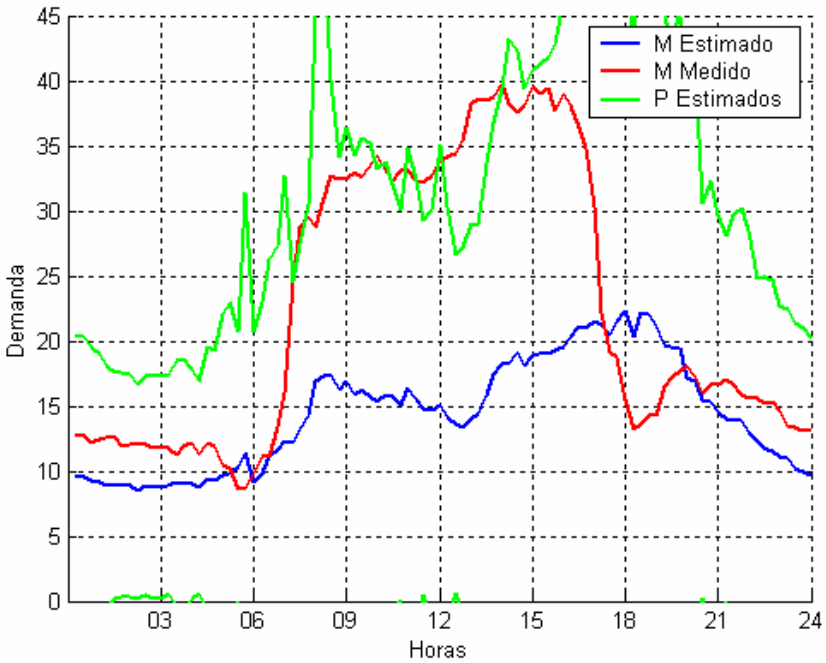


Figura 1. 34 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

A Figura 1. 33 apresenta o intervalo de confiança estimado para o transformador 04. Observa-se que a curva de demanda medida para o transformador permanece dentro do intervalo de confiança em todos os instantes.

A Figura 1. 34 apresenta o intervalo de confiança estimado para o transformador 39. Observa-se que a curva de demanda medida para o transformador permanece em alguns instantes fora do intervalo de confiança estimado. Em termos percentuais, 15,6% dos instantes da curva demanda medida permaneceu fora do intervalo de confiança.

A Tabela 15 apresenta os resultados médios e medianos para os indicadores percentuais de permanência no intervalo de confiança para transformadores pertencentes a amostra.

Tabela 15 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *t-student* pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

Medida	Valores (%)
Mediana (dentro do intervalo)	100,00
Média (dentro do intervalo)	84,50

Relacionado a amostra, 53,70% dos transformadores permaneceram 100% dos instantes dentro do intervalo de confiança.

5.3.4 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *bootstrap*

Na aplicação deste procedimento, construiu-se os intervalos de 2,5 e 97,5 percentil, além da média para cada estrato de consumo. A partir destes dados aplicou-se o procedimento apresentado no item 4.3.1, resultando no agrupamento de todos os estratos do tipo de consumidor residencial, dos estratos 8 e 9 do tipo industrial, dos estratos 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 e 10 do tipo comercial. Com estes novos estratos calculou-se as curvas estimadas.

A Figura 1. 35 apresenta o intervalo de confiança estimado para o transformador 04. Observa-se que a curva de demanda medida para o transformador permanece dentro do intervalo de confiança em 89 instantes. A Figura 1. 36 apresenta o intervalo de confiança estimado para o transformador 39. Observa-se que a curva de demanda medida para o transformador permanece 04 instantes fora do intervalo de confiança estimado.

A Tabela 16 apresenta os resultados médios e medianos para os indicadores percentuais de permanência no intervalo de confiança para transformadores pertencentes a amostra.

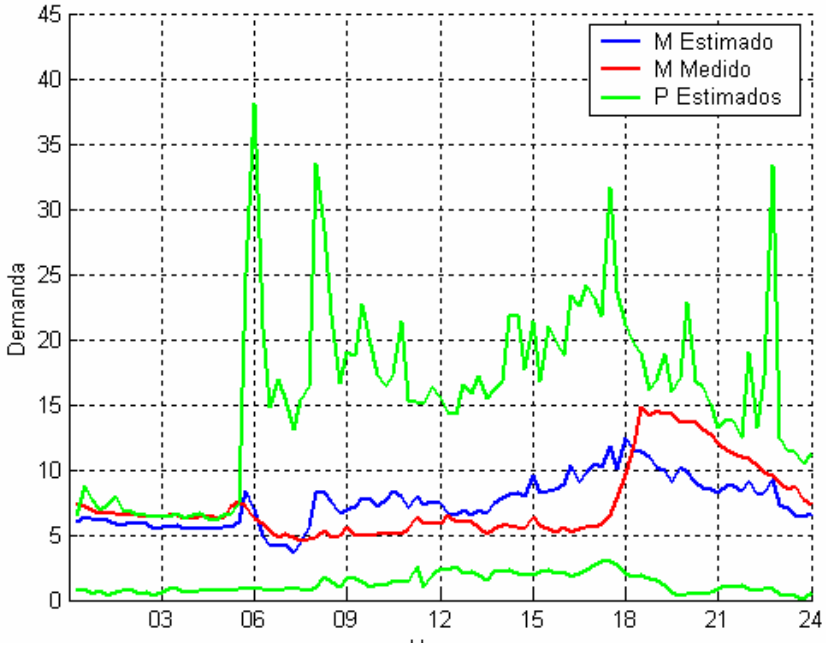


Figura 1. 35 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 04 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

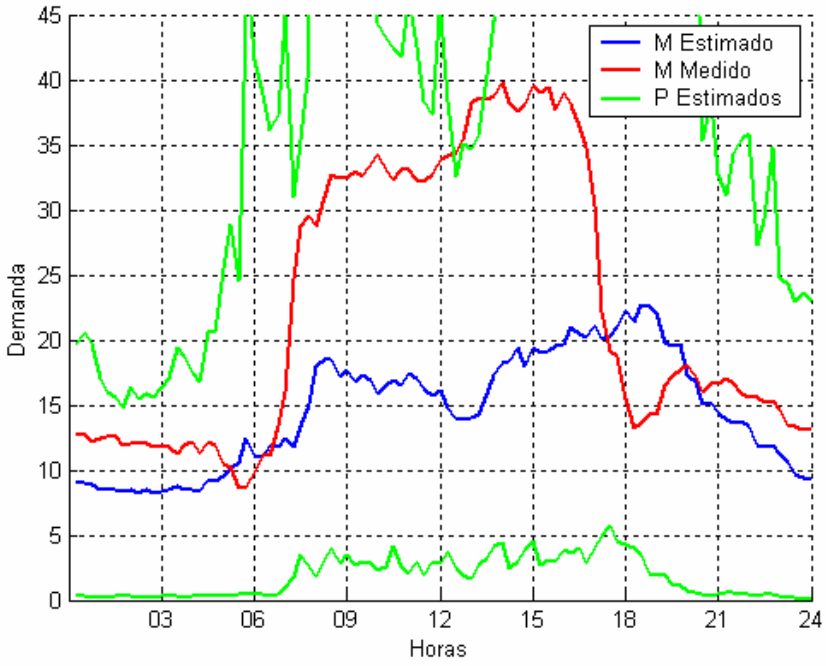


Figura 1. 36 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 39 pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

Tabela 16 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *bootstrap* pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

Medida	Valores (%)
Mediana (dentro do intervalo)	95,80
Média (dentro do intervalo)	82,10

Relacionado a amostra, 35,80% dos transformadores permaneceram 100% dos instantes dentro do intervalo de confiança.

5.3.5 Medidas de desempenho

5.3.5.1 Resultados dos indicadores para cada transformador da amostra

A Tabela 17 apresenta os resultados dos indicadores de performance para cada transformador da amostra, utilizando o método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo.

Tabela 17 – Resultado dos indicadores de desempenho para cada transformador pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

Tr	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
1	26,67	0,27	16,76	56,79	27,74	83,22	204,16	70,34
2	66,30	10,65	46,55	54,87	54,89	69,57	73,22	37,84
3	47,35	2,52	18,69	35,20	38,64	50,84	59,80	20,54
4	17,38	0,35	12,10	21,74	18,67	25,86	84,74	3,84
5	48,91	1,46	10,89	43,16	34,02	72,39	119,05	36,34
6	48,63	1,38	20,52	38,69	41,53	56,29	61,24	33,93
7	56,67	1,85	16,86	36,68	34,15	61,28	68,30	21,21
8	7,91	0,17	7,85	19,56	17,34	26,02	64,78	9,79
9	28,77	0,92	20,99	38,33	37,36	46,05	122,22	0,37
10	65,13	0,07	25,80	40,71	37,75	61,74	70,01	10,23
11	12,39	0,77	25,45	45,92	49,08	62,91	125,09	56,58
12	46,32	0,99	11,66	31,33	32,48	52,59	60,53	9,34
13	59,31	0,29	18,55	39,41	35,45	63,87	67,46	30,92
14	58,66	9,04	32,67	47,67	51,41	61,63	72,61	51,72
15	50,42	0,08	10,07	36,55	37,05	61,71	97,12	6,19
16	72,77	40,56	66,46	69,30	71,00	75,98	78,58	54,52
17	93,28	75,07	87,23	88,85	88,04	90,85	95,53	87,03
18	39,72	0,13	14,40	31,56	38,62	45,98	60,45	28,95
19	9,70	0,12	17,02	42,37	37,05	62,26	131,65	38,79
20	48,92	0,04	17,52	38,86	42,05	60,17	67,85	36,79
21	42,22	0,38	21,22	34,20	35,96	50,82	56,31	18,94
22	11,40	0,49	9,98	22,81	21,36	33,30	72,88	35,89
23	63,00	1,99	36,32	53,23	55,97	72,29	76,29	46,48
24	66,80	26,41	64,59	68,18	68,12	79,22	87,15	80,70
25	31,96	0,61	9,14	21,81	21,09	31,45	71,54	19,37

26	58,85	12,53	41,80	49,40	53,23	59,90	68,33	43,36
27	37,78	2,00	16,05	33,47	41,03	48,03	56,23	26,33
28	46,49	0,71	14,93	36,35	40,40	55,35	64,07	31,63
29	15,85	1,50	16,10	31,29	30,69	35,75	115,98	8,99
30	46,70	0,48	27,23	36,23	38,56	45,94	64,11	42,58
31	43,37	0,74	13,07	34,11	40,38	53,49	60,42	38,62
32	67,69	0,06	42,38	53,85	57,68	73,02	77,26	26,15
33	47,67	1,52	13,72	36,42	36,95	57,80	64,85	28,83
34	17,26	0,29	4,96	22,56	16,37	31,26	116,34	15,12
35	63,96	49,91	67,20	77,18	75,78	89,23	92,86	84,56
36	43,14	0,10	20,43	40,26	42,64	64,78	71,60	0,32
37	40,62	4,21	32,98	49,89	51,06	57,20	117,29	14,50
38	78,57	27,93	53,89	63,95	62,63	79,57	83,62	56,17
39	1,28	0,52	20,60	34,04	28,92	51,75	63,58	43,98
40	89,94	66,17	79,05	82,75	83,65	88,38	90,69	81,32
41	62,70	5,10	44,01	50,64	51,98	61,57	65,12	33,58
42	50,77	2,30	61,69	95,34	74,00	113,79	396,42	73,20
43	23,68	0,63	19,06	31,40	33,25	45,61	52,11	23,60
44	58,00	42,70	63,42	123,34	101,73	175,78	309,65	123,12
45	63,08	2,39	33,13	47,56	48,94	63,17	77,42	11,65
46	0,93	0,44	19,93	94,77	87,78	168,53	244,52	107,02
47	44,02	6,89	34,59	69,77	45,96	118,25	180,87	38,04
48	13,58	1,60	9,75	18,48	16,13	25,90	53,52	20,74
49	71,33	1,86	68,72	80,02	80,91	98,48	166,95	49,44
50	1,57	0,20	6,16	15,14	12,63	23,85	40,55	16,00
51	11,72	0,01	8,15	15,36	13,48	22,52	40,60	25,19
52	29,21	0,43	17,36	29,25	28,65	38,96	61,29	47,95
53	38,94	0,48	17,40	26,86	28,96	37,87	43,54	25,43
54	15,71	0,01	13,57	40,38	21,39	65,44	121,62	18,69
55	31,67	0,04	10,44	20,87	22,61	30,29	44,05	3,86
56	13,24	0,74	13,72	23,96	21,56	34,56	56,47	44,20
57	5,24	0,10	6,42	25,93	23,81	39,35	104,06	36,69
58	4,61	1,21	17,01	26,57	28,34	35,72	77,15	0,06
59	62,91	1,16	19,83	38,13	39,34	61,97	70,23	23,52
60	7,58	0,12	10,10	20,77	20,91	29,87	41,91	16,87
61	8,39	0,65	14,33	31,39	31,67	44,68	86,14	16,81
62	51,57	1,94	20,10	72,39	44,74	120,36	203,50	3,99
63	13,93	0,12	23,25	32,85	34,73	42,47	61,86	32,31
64	7,10	0,40	20,80	29,31	32,02	36,72	65,21	20,36
65	142,33	0,19	16,23	80,69	53,15	132,88	348,36	41,02
66	9,35	0,93	18,87	24,78	25,50	30,03	47,06	23,35
67	24,04	1,59	12,46	32,24	21,45	43,96	107,61	37,27
68	0,72	0,84	23,39	30,10	31,68	34,85	69,01	16,42
69	23,74	0,18	16,72	38,83	35,50	54,80	91,56	20,20
70	5,27	0,60	14,38	22,52	25,13	29,78	60,24	4,20
71	12,49	0,17	9,51	20,01	20,86	29,17	47,11	3,84
72	10,19	1,95	11,64	25,26	21,57	35,98	73,76	29,62
73	22,53	0,06	23,35	41,24	31,38	63,64	128,60	23,29
74	25,36	0,99	19,36	25,87	24,39	29,63	78,66	3,91
75	17,19	0,53	14,83	29,05	34,11	38,19	77,46	20,96

76	27,76	0,14	11,19	24,84	21,71	37,63	87,46	10,80
77	26,30	0,66	19,09	39,78	36,51	51,16	140,74	26,88
78	60,33	0,63	24,01	58,14	52,27	78,68	181,92	70,58
79	25,68	2,05	26,02	46,01	38,89	62,82	130,59	25,07
80	32,10	1,68	24,87	37,35	38,95	48,02	88,87	2,98
81	50,38	0,04	24,26	44,41	40,71	61,13	118,45	14,77
82	28,94	0,04	18,81	32,48	32,29	47,40	80,93	10,78
83	52,86	9,54	23,58	48,49	33,25	64,18	150,42	58,12
84	25,60	0,74	30,07	47,15	38,83	67,93	114,47	21,03
85	37,34	0,05	14,33	28,11	28,10	43,17	66,43	7,44
86	1,10	1,77	14,07	25,95	20,09	31,07	88,78	3,46
87	28,42	0,59	8,47	37,61	18,51	64,97	140,69	15,92
88	12,66	0,19	9,24	20,95	23,01	29,83	79,65	16,46
89	143,77	12,44	46,09	145,05	82,22	236,36	450,17	74,28
90	30,84	2,51	23,78	35,22	37,65	41,83	98,81	6,18
91	134,28	33,03	67,54	120,69	96,02	169,30	306,43	64,74
92	40,71	9,37	30,96	78,02	52,63	132,14	206,94	30,62
93	6,04	0,17	6,36	14,71	11,83	21,02	55,28	16,58
94	32,88	0,22	12,91	25,57	29,66	35,03	81,06	8,43
95	25,72	0,08	12,23	30,50	36,59	43,43	90,40	13,59

5.3.5.2 Resultados dos indicadores para a amostra de transformadores

A Tabela 18 apresenta dos resultados médios e medianos para os indicadores de desempenho da amostra, utilizando o método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo.

Tabela 18 – Resultado dos indicadores de desempenho para a amostra de transformadores pelo método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
Média	38,19	5,27	24,27	43,28	39,65	60,79	104,30	30,78
Mediana	32,10	0,71	18,81	36,55	36,51	53,49	78,58	25,07

Referente ao percentual em que o instante de máximo estimado permanece abaixo e acima do instante de máximo medido, 32,6% dos transformadores permaneceram acima.

5.4 Resultados do método *fuzzy*

5.4.1 As curvas representativas dos consumidores

As curvas de demanda representativas do método *fuzzy c-means*, são as curvas (M) e de intervalo (P) de cada classe obtida. Para a formação das classes utilizou-se dos parâmetros de entrada para o algoritmo *fuzzy c-means*, conforme apresentado no Capítulo 4. Aplicou-se 300 interações com erro desejado igual a 0. As curvas (M) e (P) de cada classe e as curvas dos consumidores são apresentadas a seguir.

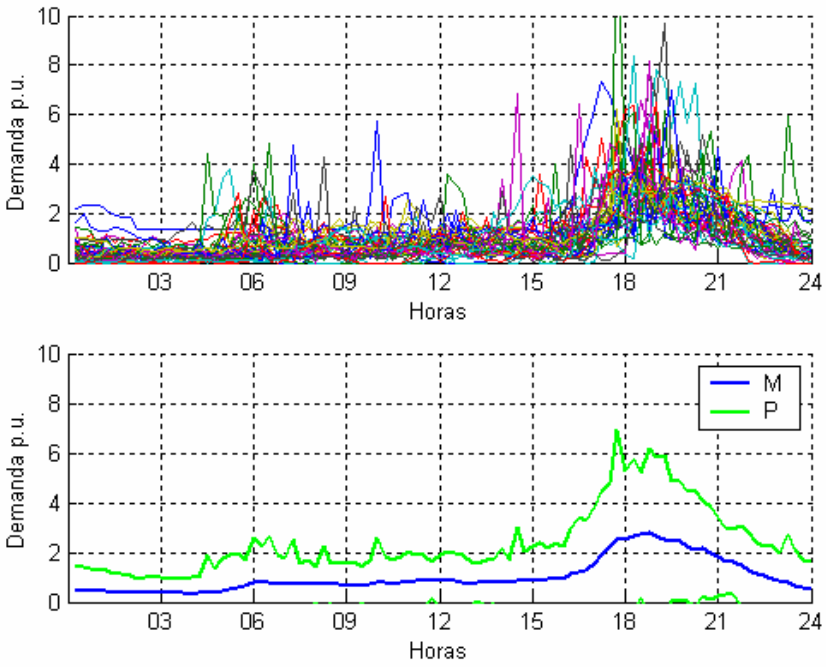


Figura 1. 37 – Curvas representativa do cluster 01 utilizando método *fuzzy c-means*

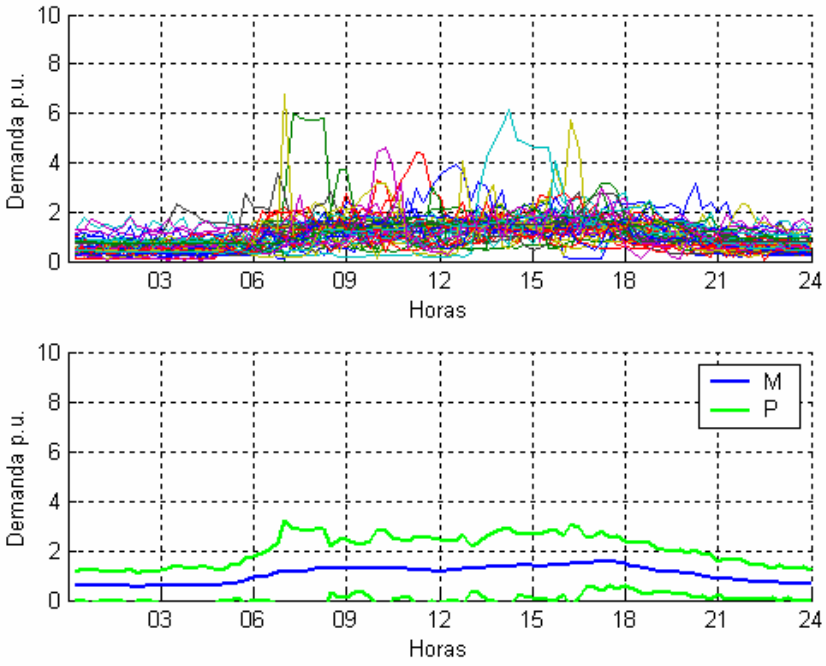


Figura 1. 38 – Curvas representativa do cluster 02 utilizando método *fuzzy c-means*

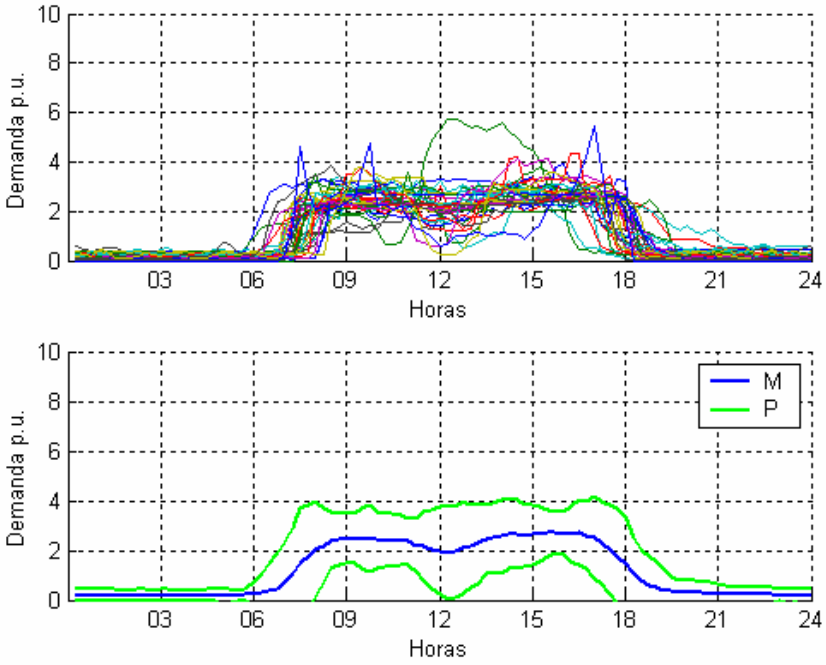


Figura 1. 39 – Curvas representativa do cluster 03 utilizando método *fuzzy c-means*

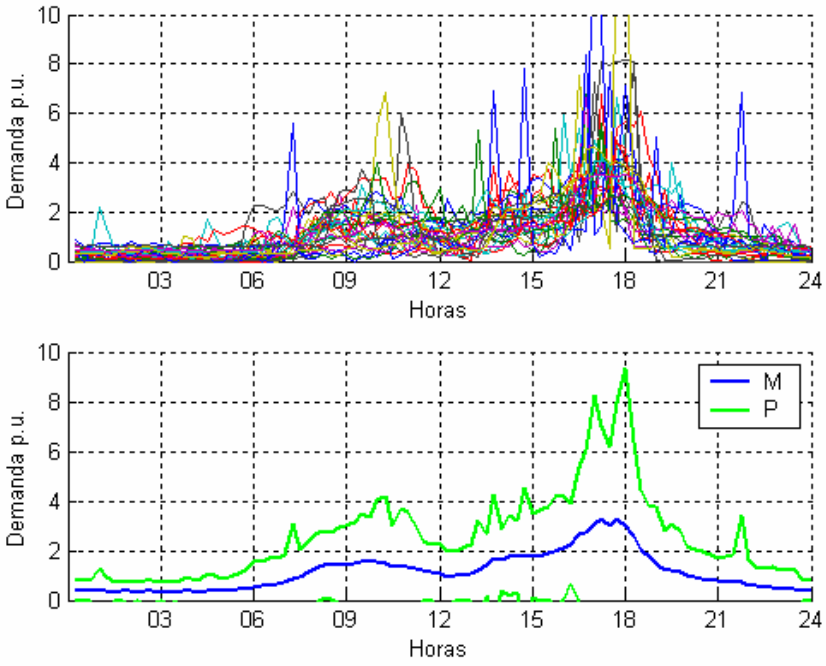


Figura 1. 40 – Curvas representativa do cluster 04 utilizando método *fuzzy c-means*

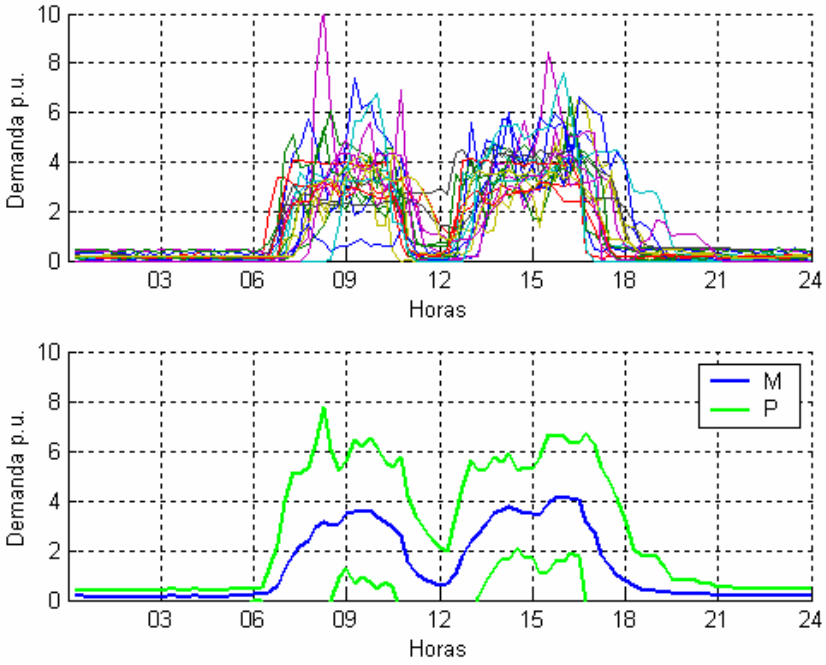


Figura 1. 41 – Curvas representativa do cluster 05 utilizando método *fuzzy c-means*

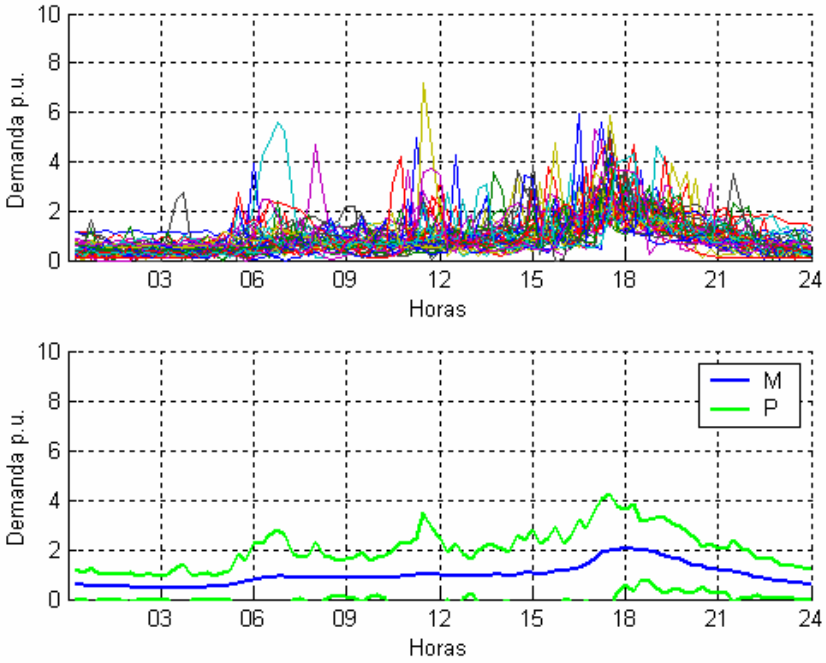


Figura 1. 42 – Curvas representativa do cluster 06 utilizando método *fuzzy c-means*

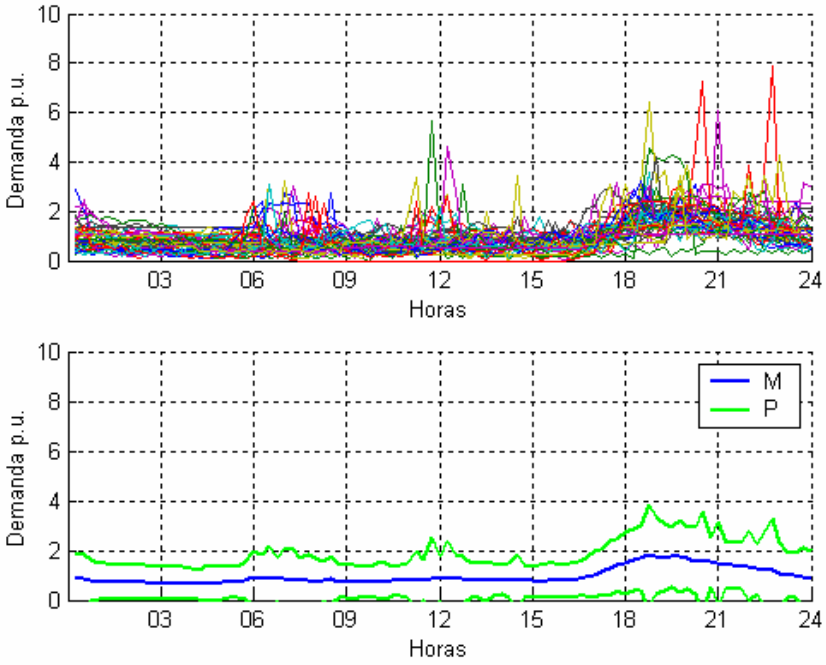


Figura 1. 43 – Curvas representativa do cluster 07 utilizando método *fuzzy c-means*

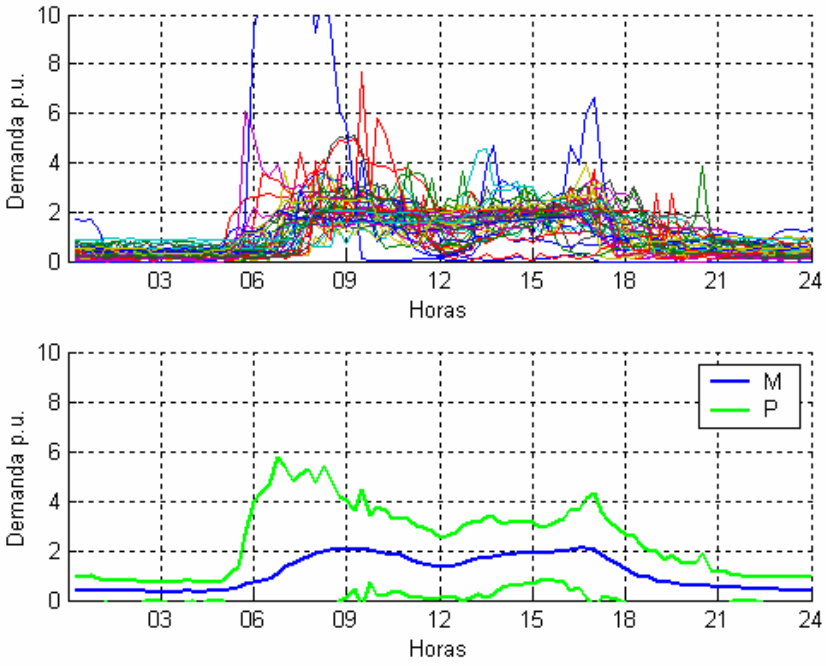


Figura 1. 44 – Curvas representativa do cluster 08 utilizando método *fuzzy c-means*

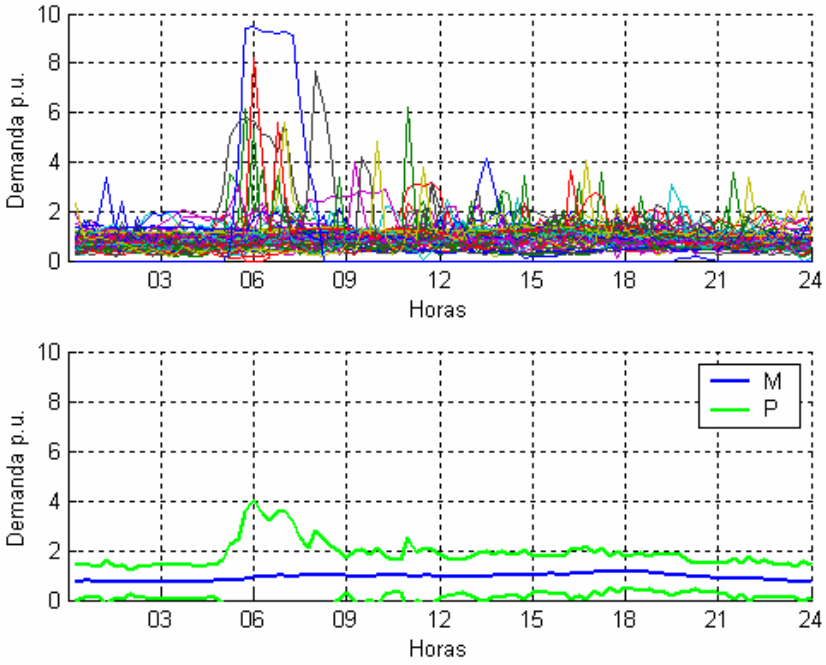


Figura 1. 45 – Curvas representativa do cluster 09 utilizando método *fuzzy c-means*

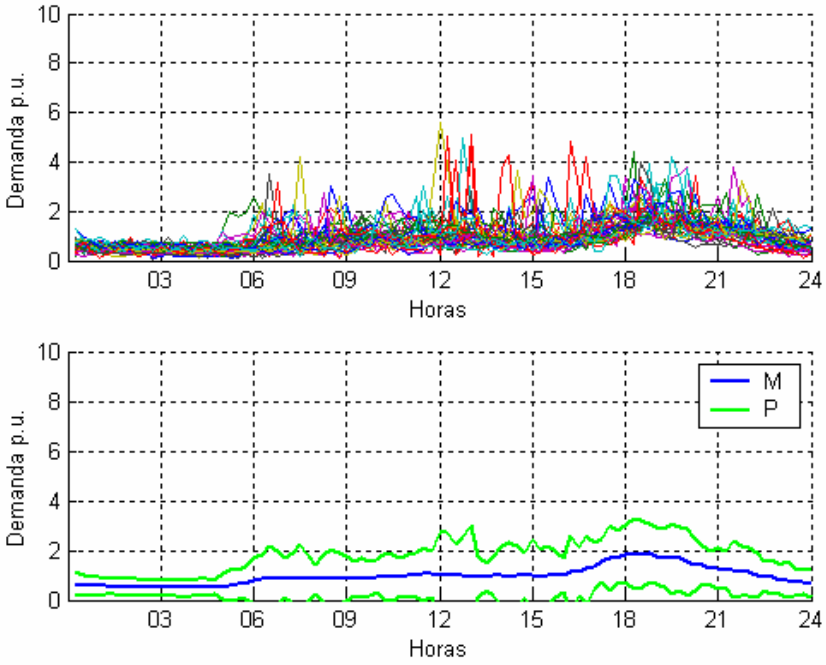


Figura 1. 46 – Curvas representativa do cluster 10 utilizando método *fuzzy c-means*

5.4.2 As curvas estimadas para os transformadores

A Figura 1. 47 e Figura 1. 48 apresentam os resultados para os transformadores propostos. Observa-se que para o transformador 39, o método apresentou resultado melhor em relação ao método anterior.

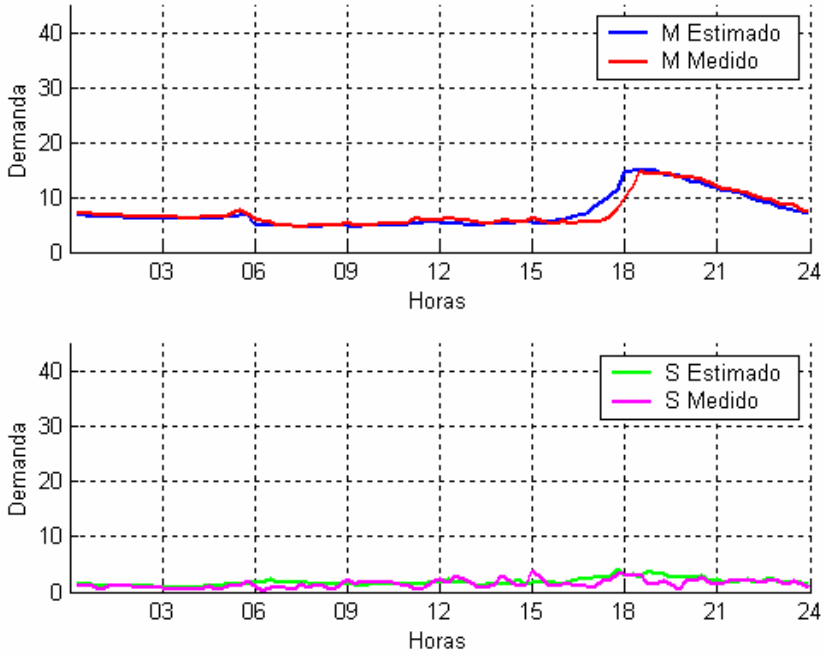


Figura 1. 47 – Comparação das curvas do transformador 04 pelo método *fuzzy*

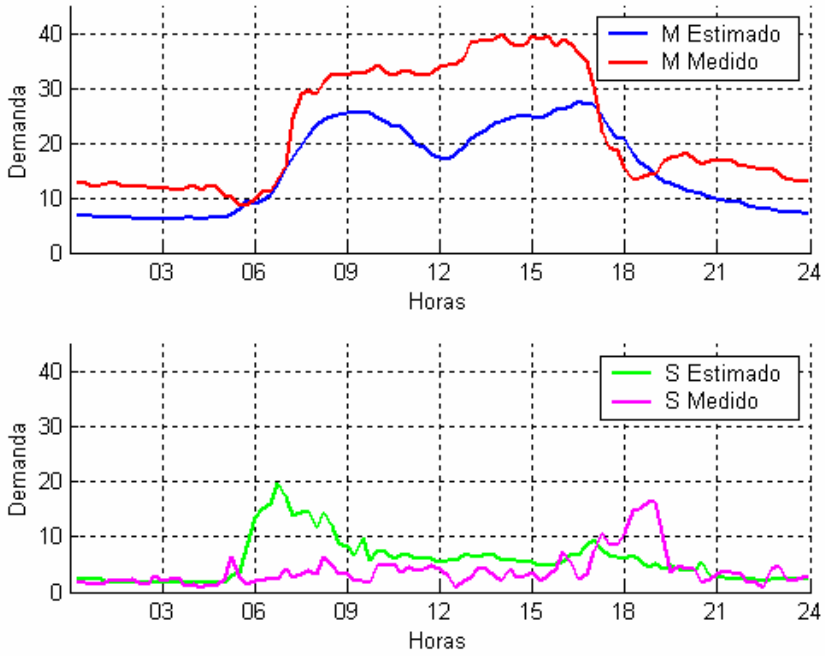


Figura 1. 48 – Comparação das curvas do transformador 39 pelo método *fuzzy*

5.4.3 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *t-student*

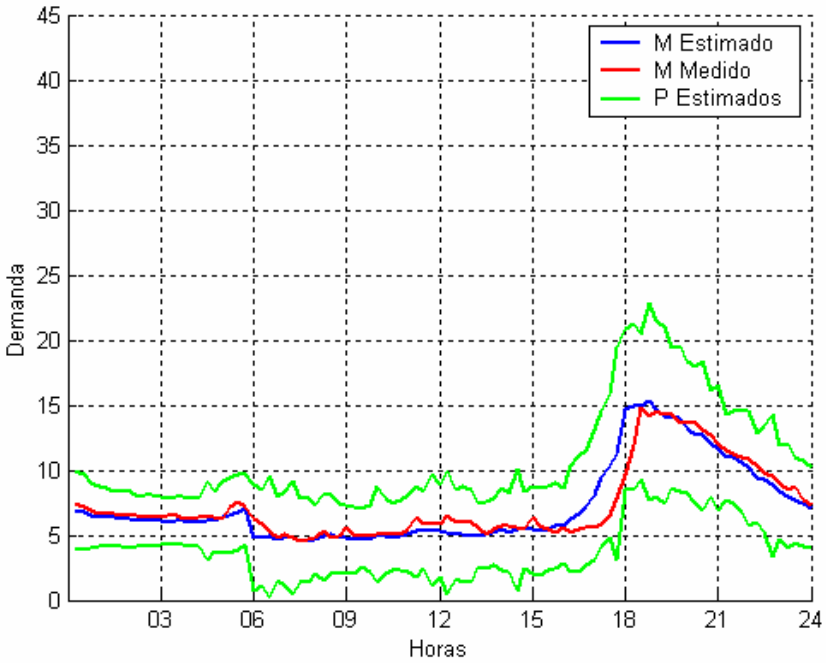


Figura 1. 49 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 04 pelo método *fuzzy*

A Figura 1. 49 apresenta o intervalo de confiança estimado para o transformador 04. A curva de demanda medida para o transformador permaneceu 100% dos instantes dentro do intervalo de confiança estimado.

A Figura 1. 50 apresenta o intervalo de confiança estimado para o transformador 39. Observa-se que a curva de demanda medida para o transformador permanece em alguns instantes fora do intervalo de confiança estimado. Em termos percentuais 55,2% dos instantes da curva demanda medida permaneceu fora do intervalo de confiança.

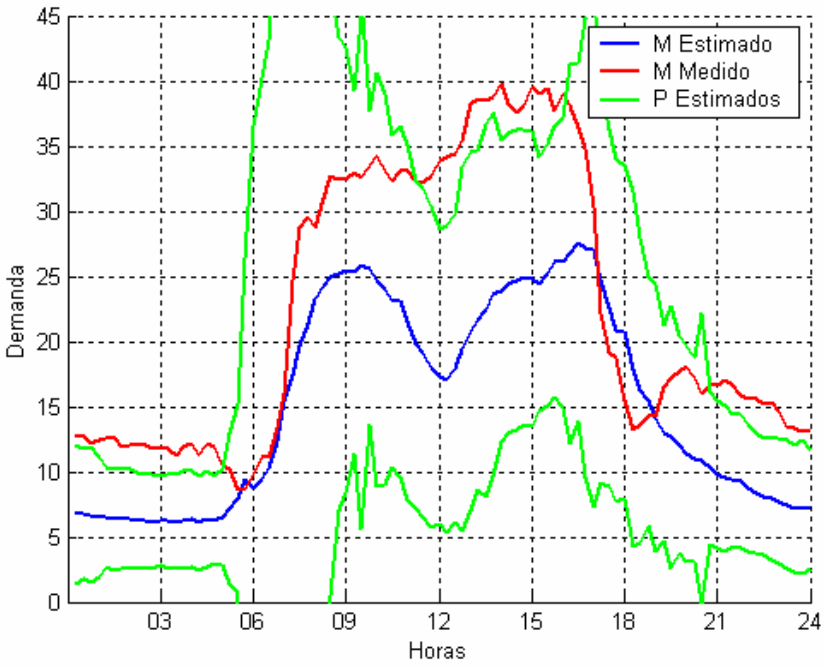


Figura 1. 50 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 39 pelo método *fuzzy*

A Tabela 19 apresenta os resultados médios e medianos para os indicadores percentuais de permanência no intervalo de confiança para transformadores pertencentes a amostra. Relacionado a amostra, 14,70% dos transformadores permaneceram 100% dos momentos dentro do intervalo de confiança.

Tabela 19 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *t-student* pelo método *fuzzy*

Medida	Valores (%)
Mediana (dentro do intervalo)	70,80
Média (dentro do intervalo)	66,30

5.4.4 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *bootstrap*

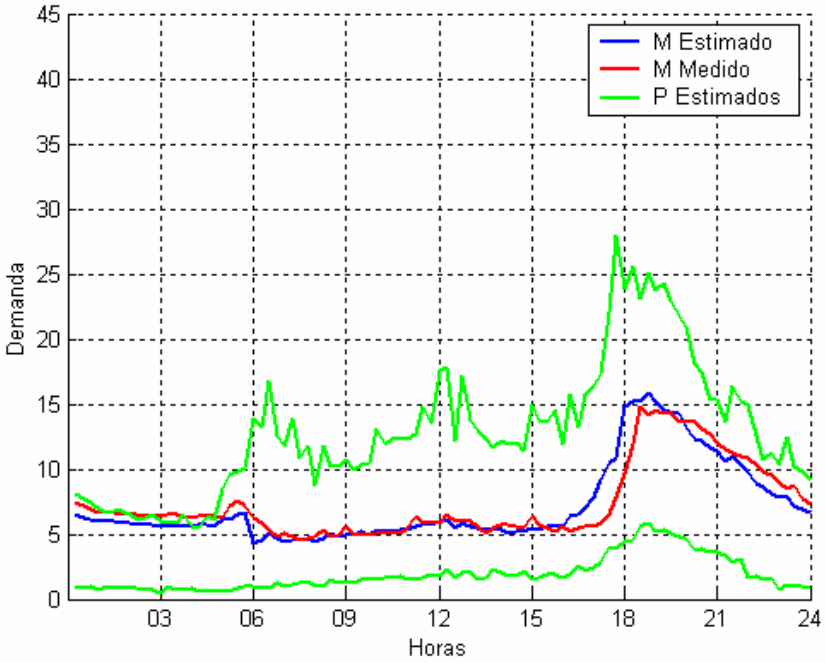


Figura 1. 51 – Comparação com os intervalos de confiança *Bootstrap* para a curva do transformador 04 pelo método *fuzzy*

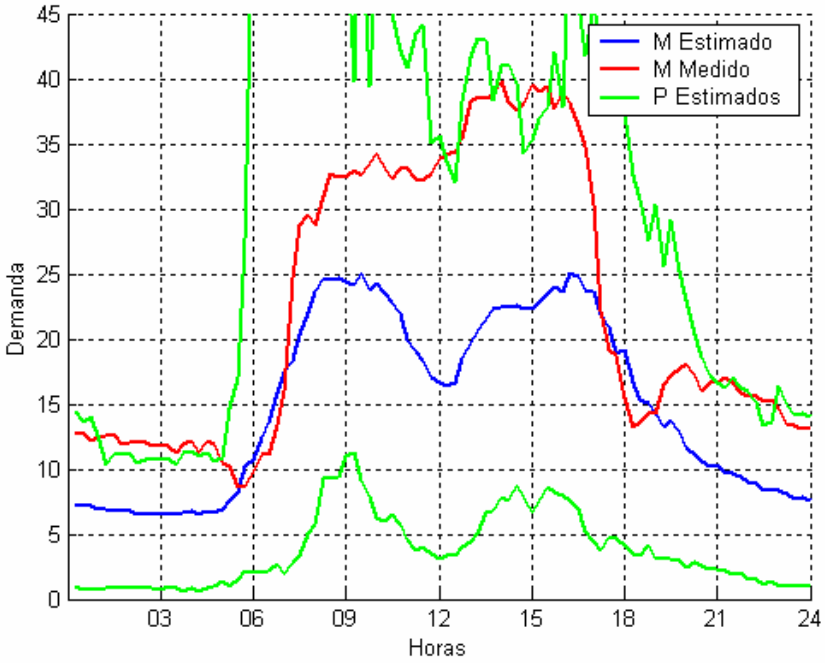


Figura 1. 52 – Comparação com os intervalos de confiança *Bootstrap* para a curva do transformador 39 pelo método *fuzzy*

Analisando a Figura 1. 51, observa-se que a curva média medida do transformador 04, permaneceu 08 instante fora do intervalo de confiança estimado. No caso da Figura 1. 52, a curva média media do transformador 39, apresentou 28 instantes fora do intervalo de confiança estimado.

A Tabela 20 apresenta os resultados médios e medianos para os indicadores percentuais de permanência no intervalo de confiança para transformadores pertencentes a amostra. Relacionado a amostra, 28,40% dos transformadores permaneceram 100% dos momentos dentro do intervalo de confiança.

Tabela 20 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *bootstrap* pelo método *fuzzy*

Medida	Valores (%)
Mediana (dentro do intervalo)	86,50
Média (dentro do intervalo)	78,20

5.4.5 Box plot

As figuras abaixo apresentam os box plots para cada instante, referente aos clusters obtidos através do método *fuzzy c-means*. Podemos observar nas Figuras abaixo, através do intervalo interquatil (q1-q3) um comportamento característico de cada cluster obtido. Quando aumentamos este intervalo, para percentuais maiores que 50%, a influência de comportamentos anômalos interfere substancialmente na representação.

Por exemplo, analisando o cluster 01 observamos que o comportamento do intervalo interquartil ao longo dos instantes, nos permite inferir pela sua característica de demanda ao longo das horas, que provavelmente neste cluster o percentual maior de consumidores seja do tipo residencial. Isto é comprovado quando verificamos a distribuição percentual dos tipos de consumidores no cluster obtidos pelo método *fuzzy c-means*, cerca de 71% destes são residenciais.

Como outro exemplo, podemos afirmar que provavelmente no cluster 03, a maioria dos consumidores seja do tipo comercial, olhando para o comportamento do intervalo interquartil ao longo dos instantes. De fato, cerca de 75% dos consumidores são do tipo comercial, quanto verificamos a distribuição percentual dos tipos de consumidores no cluster.

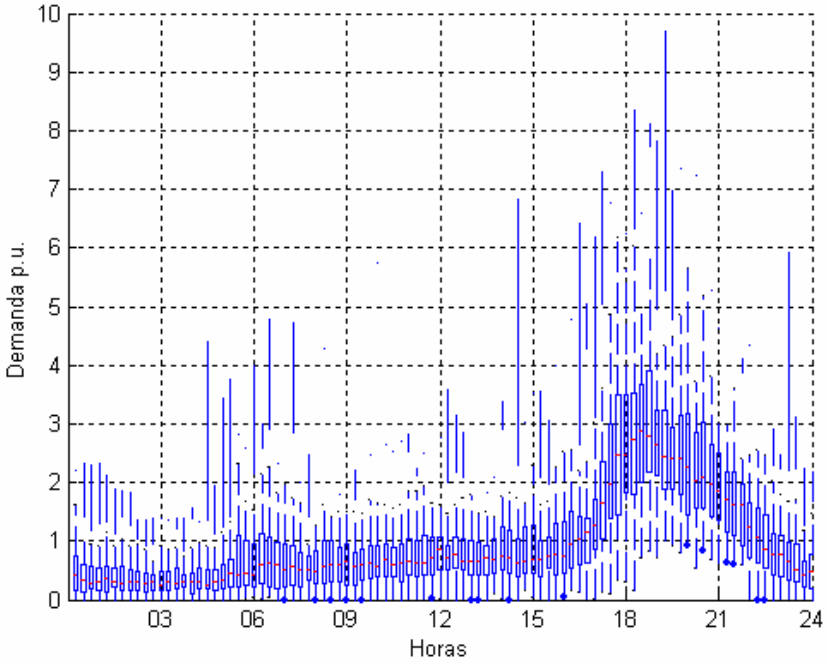


Figura 1. 53 – Box plot do cluster 01 pelo método *fuzzy*

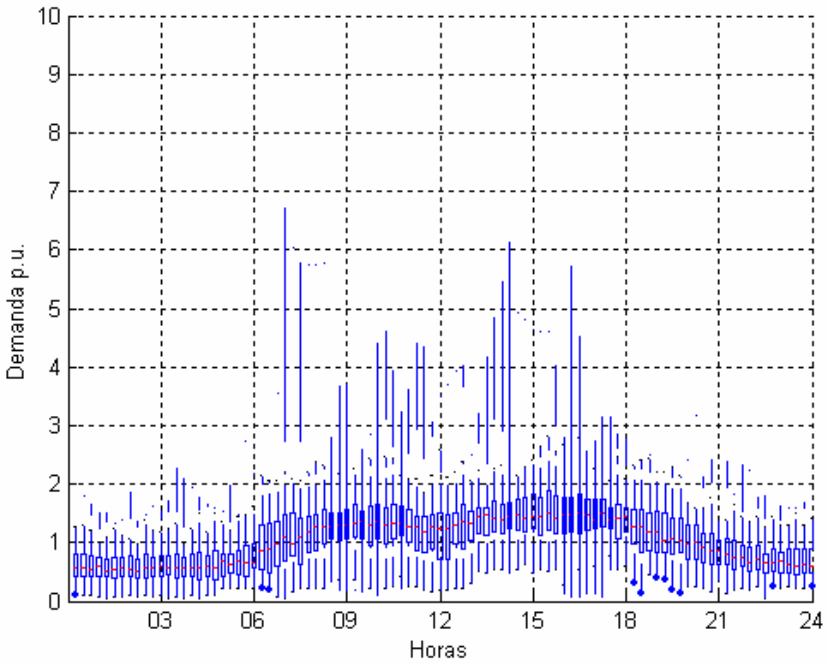


Figura 1. 54 – Box plot do cluster 02 pelo método *fuzzy*

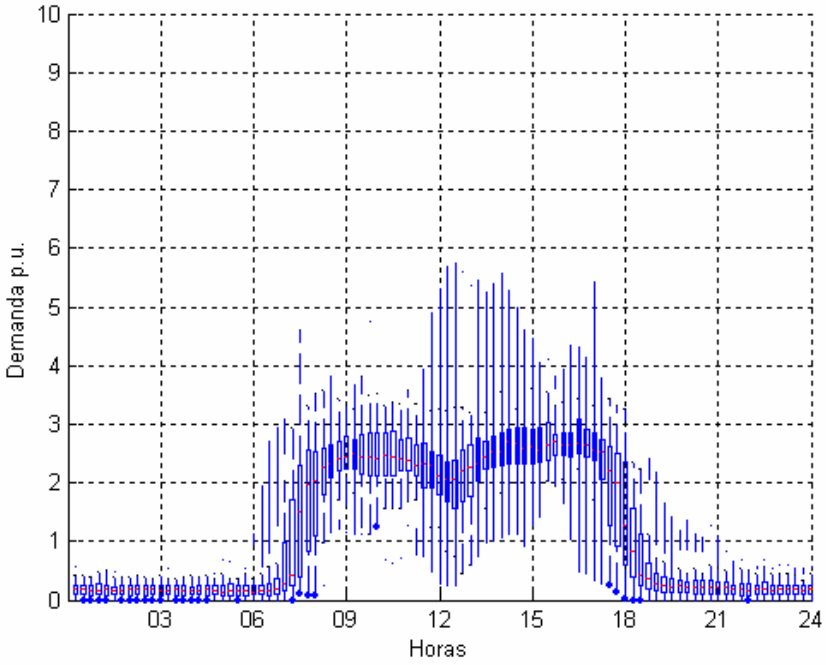


Figura 1. 55 – Box plot do cluster 03 pelo método *fuzzy*

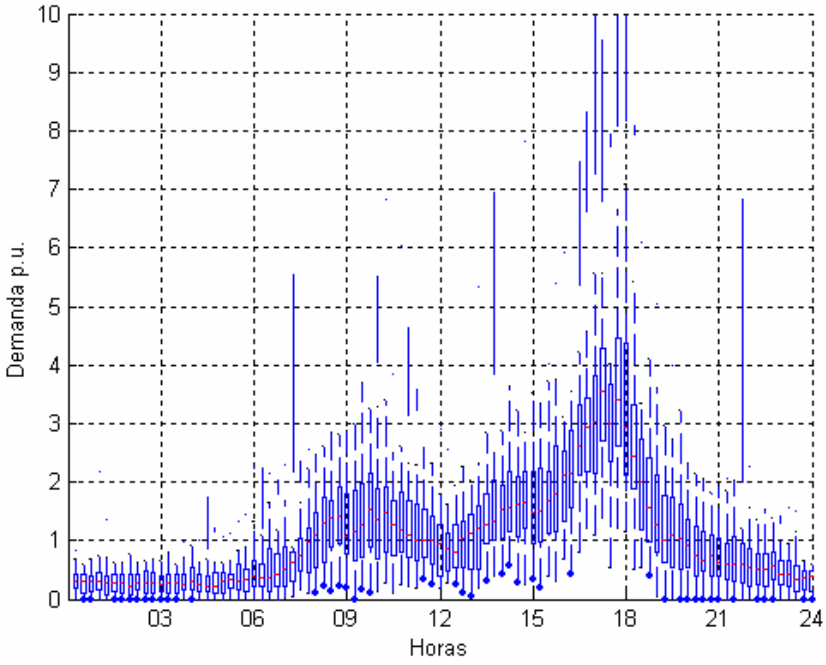


Figura 1. 56 – Box plot do cluster 04 pelo método *fuzzy*

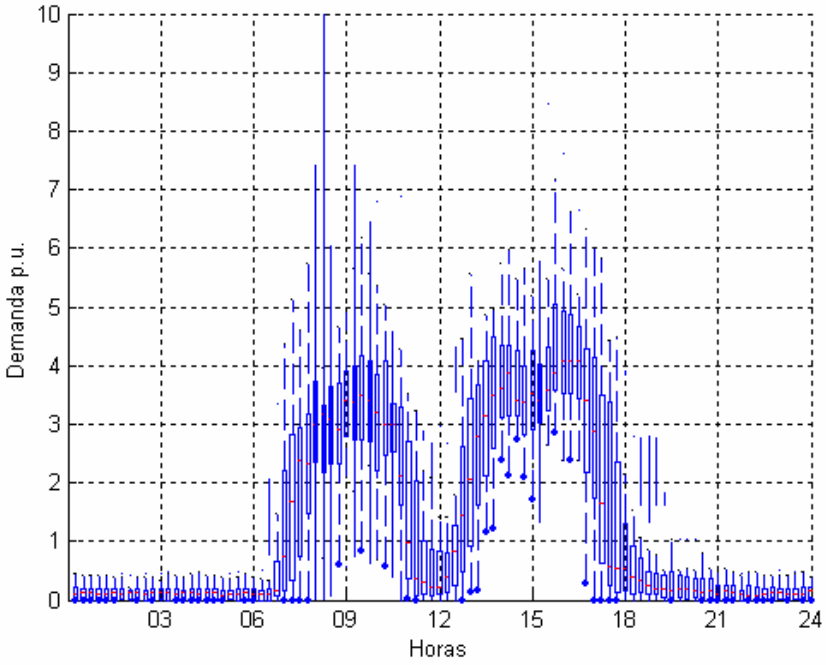


Figura 1. 57 – Box plot do cluster 05 pelo método *fuzzy*

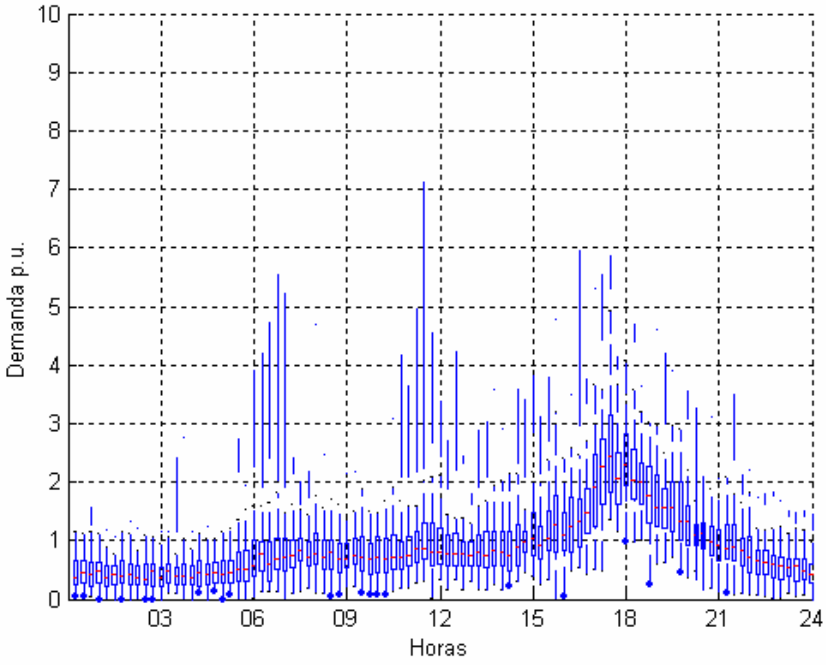


Figura 1. 58 – Box plot do cluster 06 pelo método *fuzzy*

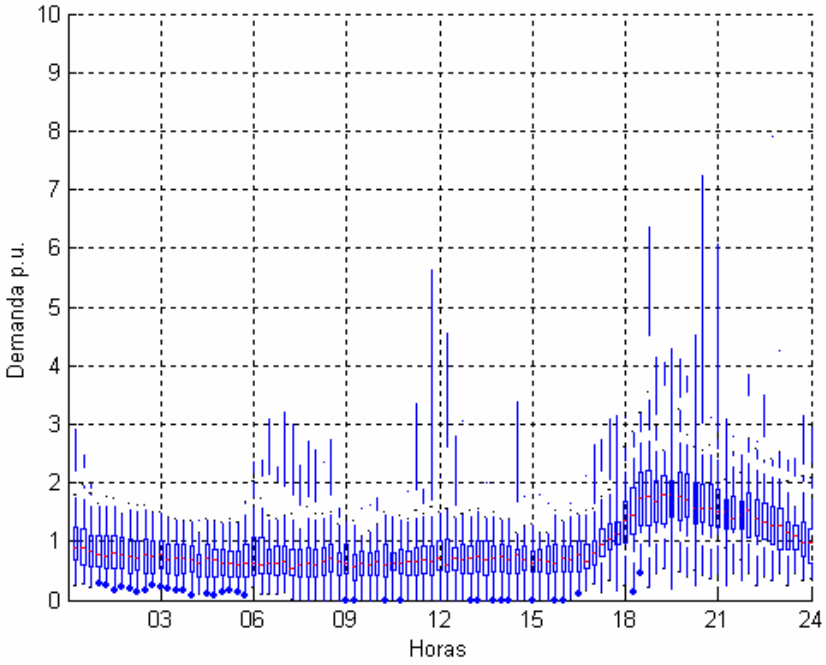


Figura 1. 59 – Box plot do cluster 07 pelo método *fuzzy*

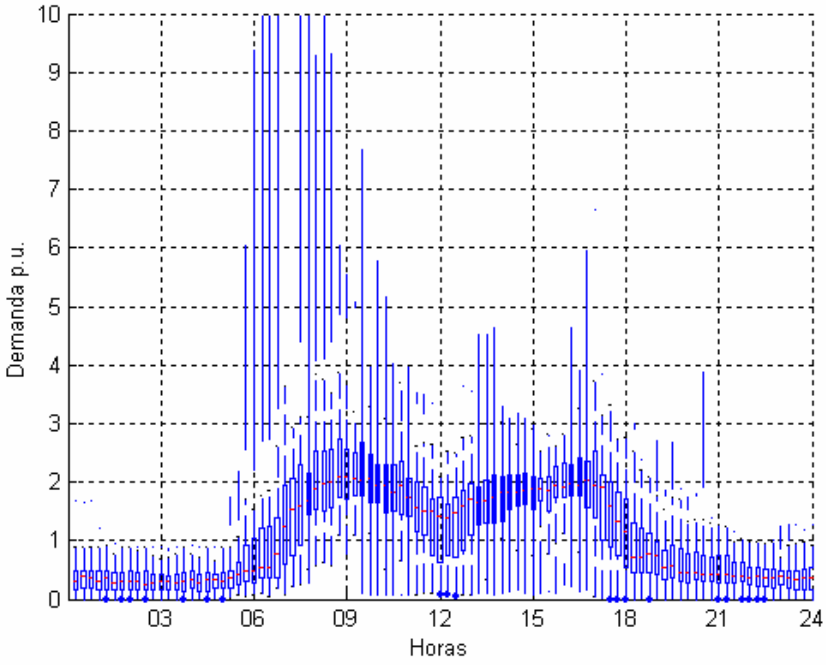


Figura 1. 60 – Box plot do cluster 08 pelo método *fuzzy*

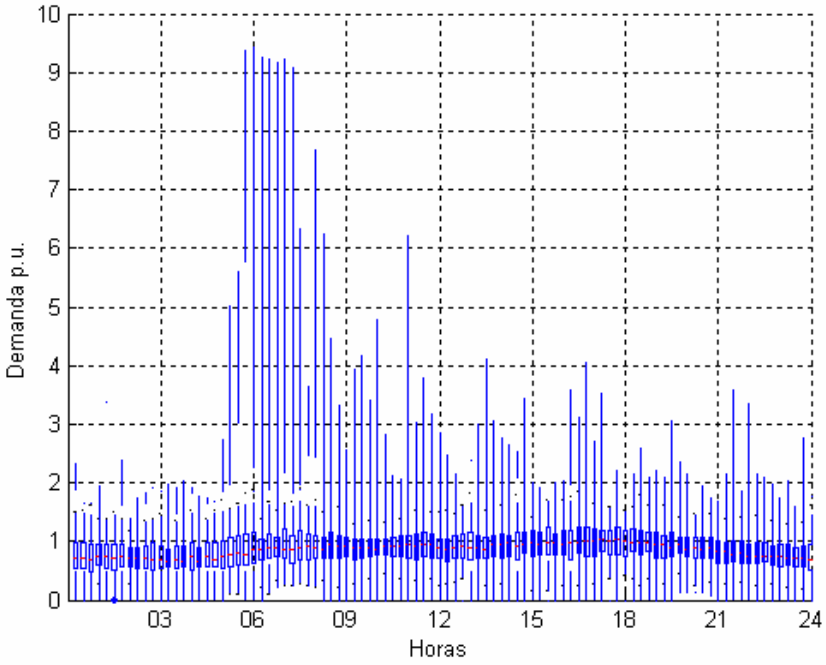


Figura 1. 61 – Box plot do cluster 09 pelo método *fuzzy*

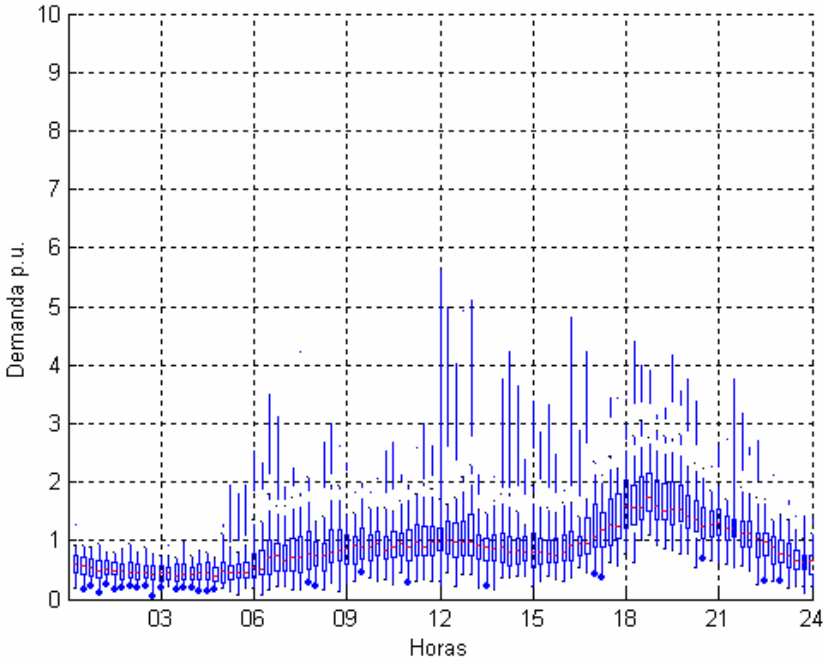


Figura 1. 62 – Box plot do cluster 10 pelo método *fuzzy*

5.4.6 Medidas de desempenho

5.4.6.1 Resultados dos indicadores para cada transformador da amostra

A Tabela 21 apresenta os resultados dos indicadores de desempenho para cada transformador da amostra, utilizando o método *fuzzy*.

Tabela 21 – Resultado dos indicadores de desempenho para cada transformador pelo método *fuzzy*

Tr	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
1	32,70	1,09	16,52	56,23	44,76	82,63	169,98	77,59
2	60,87	10,99	51,24	54,85	55,84	63,82	68,88	38,08
3	36,82	1,52	33,59	36,41	38,97	44,56	50,97	17,93
4	0,22	0,16	3,17	9,26	5,51	8,92	59,70	2,95
5	49,10	0,68	3,33	35,67	25,00	64,95	118,88	35,00
6	43,87	0,20	25,54	37,61	40,14	51,39	55,62	34,08
7	50,96	0,39	27,41	37,56	33,28	52,61	62,84	14,33
8	3,72	0,21	3,86	11,41	7,98	13,83	69,16	23,95
9	20,62	0,55	13,16	31,97	27,08	39,35	140,31	1,93
10	53,87	2,40	31,86	39,05	37,92	52,18	62,42	4,18
11	29,65	3,28	28,01	48,07	52,22	62,21	122,50	54,77
12	43,48	0,24	10,44	28,00	27,11	48,69	55,55	3,91
13	53,30	0,78	27,46	39,06	34,12	55,66	63,79	28,92
14	52,89	9,32	47,62	49,81	52,51	54,83	67,74	47,60
15	45,57	0,62	7,24	32,95	31,10	57,99	95,05	1,03
16	73,24	36,23	66,18	68,46	70,13	74,52	78,47	51,21
17	91,93	73,41	86,48	89,04	87,59	92,17	95,38	85,67
18	25,36	1,24	25,69	31,39	32,54	38,62	51,98	25,14
19	8,76	1,24	15,56	40,22	37,87	53,18	128,03	36,62
20	41,12	0,23	31,45	39,88	40,94	52,94	61,99	32,70
21	39,85	0,43	18,71	32,93	33,03	51,85	56,72	14,41
22	14,74	1,31	11,70	25,03	22,95	34,48	74,31	41,15
23	61,54	4,17	38,19	52,52	53,95	70,50	73,27	46,74
24	83,24	32,38	67,37	72,76	73,86	82,46	86,37	71,17
25	28,51	0,31	20,67	29,08	27,76	32,62	100,90	50,36
26	58,19	14,53	45,26	49,00	48,90	54,39	68,18	44,40
27	31,00	0,92	13,73	26,38	25,62	40,26	49,36	15,71
28	44,28	1,03	27,57	37,59	35,63	51,86	57,40	25,36
29	2,74	1,32	8,75	21,21	19,00	27,62	98,91	7,61
30	37,92	0,11	30,94	35,57	36,95	40,74	59,12	39,43
31	36,19	0,71	23,31	34,30	34,30	46,61	54,16	35,45
32	61,32	0,09	46,52	53,80	59,55	67,49	74,20	28,30
33	38,84	0,04	27,56	36,45	35,88	50,10	57,04	26,44
34	7,00	0,06	4,36	13,79	8,60	15,88	114,08	21,58
35	63,67	44,70	69,69	77,02	75,36	88,50	92,75	81,86
36	37,46	0,63	12,15	35,81	35,47	60,17	70,99	5,47
37	27,70	0,29	15,88	34,45	32,74	47,09	127,99	11,10
38	77,29	16,51	60,41	64,78	66,91	72,87	83,21	45,20
39	29,40	1,27	24,02	34,14	37,17	46,04	50,07	30,60

40	90,73	66,90	78,97	82,51	82,47	87,39	91,28	77,44
41	57,25	2,37	44,32	49,64	51,24	58,15	64,70	31,67
42	79,42	0,95	49,50	72,97	64,27	88,96	273,68	77,96
43	26,81	0,45	21,04	32,87	36,53	44,39	53,92	18,90
44	84,82	60,90	89,25	117,41	120,61	130,84	243,05	136,02
45	63,80	2,00	31,98	47,29	48,57	64,30	77,65	4,04
46	22,17	0,06	23,47	98,84	82,15	178,70	253,93	114,53
47	21,48	10,06	18,89	75,52	54,38	132,73	186,12	46,68
48	3,34	0,01	3,91	10,67	9,58	16,06	28,60	16,60
49	101,34	3,19	67,19	76,53	81,23	95,88	138,30	59,69
50	5,30	0,12	3,56	11,02	9,27	15,28	33,52	13,39
51	4,54	0,13	5,12	10,46	8,38	14,19	37,75	21,12
52	24,18	0,76	11,15	20,71	21,53	26,91	51,05	39,62
53	46,97	1,28	8,34	25,74	25,28	41,43	50,56	22,54
54	18,07	1,46	18,14	39,62	41,06	57,17	82,97	27,40
55	39,37	0,74	6,91	18,58	14,31	32,13	41,89	6,81
56	2,20	0,01	2,93	11,31	8,01	17,86	43,95	39,28
57	14,82	0,02	6,56	14,65	11,57	21,50	55,55	30,31
58	9,25	1,85	15,72	28,81	30,04	37,68	78,35	10,21
59	67,60	0,51	8,30	35,77	36,31	61,37	73,85	21,92
60	25,60	2,01	31,15	38,62	43,58	47,54	60,02	11,88
61	25,66	0,54	17,21	40,68	33,53	60,81	123,68	11,56
62	72,46	15,91	41,90	60,15	54,38	71,97	144,09	23,60
63	1,41	0,65	21,61	28,71	30,76	36,54	62,64	28,07
64	5,88	0,49	6,89	17,37	17,20	26,51	48,48	2,93
65	184,11	7,87	36,51	71,37	66,66	97,21	229,91	49,18
66	2,53	0,32	7,44	21,07	16,16	35,93	56,24	12,72
67	43,92	0,18	6,19	21,14	18,37	32,85	82,63	31,88
68	0,31	0,19	5,42	16,43	13,39	25,80	46,83	9,55
69	19,77	1,22	14,81	49,11	33,66	90,54	125,28	23,60
70	4,52	0,19	13,18	20,62	20,03	29,23	59,44	4,69
71	26,51	0,06	26,60	33,27	37,03	41,88	64,95	1,33
72	0,69	0,11	5,51	14,03	10,63	18,81	59,72	14,62
73	31,42	1,21	23,14	43,24	31,61	66,97	126,24	23,52
74	15,35	0,35	5,95	13,04	12,05	16,29	51,93	1,41
75	7,48	1,71	12,26	21,06	19,52	30,12	67,70	12,61
76	37,57	1,37	24,12	35,68	35,57	47,74	102,47	22,68
77	20,76	2,26	16,34	35,30	28,28	48,32	138,16	25,52
78	66,08	8,65	35,23	59,66	53,04	74,80	176,87	74,74
79	9,78	2,47	16,30	28,38	22,08	30,59	120,40	47,39
80	19,00	0,48	7,62	22,57	18,78	35,24	77,65	0,23
81	80,46	4,76	25,50	41,48	44,72	53,32	94,69	22,74
82	21,64	0,17	6,27	22,69	13,41	41,32	82,12	13,72
83	66,83	10,53	17,55	54,54	36,81	83,96	169,17	60,55
84	43,37	0,18	13,21	25,47	27,13	34,88	68,59	13,91
85	34,40	1,11	11,87	24,59	23,65	38,26	60,59	3,42
86	0,90	0,11	6,04	17,25	14,03	20,22	98,67	10,77
87	52,53	0,07	11,26	25,39	23,08	34,09	102,67	26,18
88	16,67	1,01	11,40	21,69	20,68	30,88	79,06	19,62
89	181,52	43,14	69,45	137,59	102,70	189,10	358,20	77,71

90	19,01	1,69	10,98	20,28	19,15	29,14	68,98	4,89
91	164,02	41,14	89,00	118,57	105,86	135,87	273,64	73,05
92	56,14	28,03	55,49	73,47	68,82	91,40	163,82	42,65
93	12,73	0,44	8,77	16,80	15,90	23,10	39,72	6,45
94	25,21	1,16	16,32	21,68	21,38	25,89	68,59	3,11
95	14,08	1,13	14,10	23,58	19,91	32,83	90,64	2,64

5.4.6.2 Resultados dos indicadores para a amostra de transformadores

A Tabela 22 apresenta dos resultados médios e medianos para os indicadores de desempenho da amostra, utilizando o método *fuzzy*.

Tabela 22 – Resultado dos indicadores de performance para a amostra de transformadores pelo método *fuzzy*

	Pto Min	**Min**	**1º Quartil**	**Média**	**Mediana**	**3º Quartil**	**Max**	**Pto Max**
Média	39,92	6,34	25,06	40,01	37,44	53,68	94,04	30,43
Mediana	32,70	1,01	17,55	35,30	33,53	47,74	73,85	23,95

Referente ao percentual em que o instante de máximo estimado permanece acima do instante de máximo medido, 40% dos transformadores permaneceram acima.

5.5 Resultados do método *cluster analysis*

5.5.1 As curvas representativas dos consumidores

As curvas de demanda representativas do método *cluster analysis*, são as curvas (M) e de intervalo (P) de cada classe obtida. Para a formação das classes utilizaram-se os atributos e métodos apresentados no Capítulo 4. As curvas (M) e (P) de cada classe e as curvas dos consumidores são apresentadas a seguir.

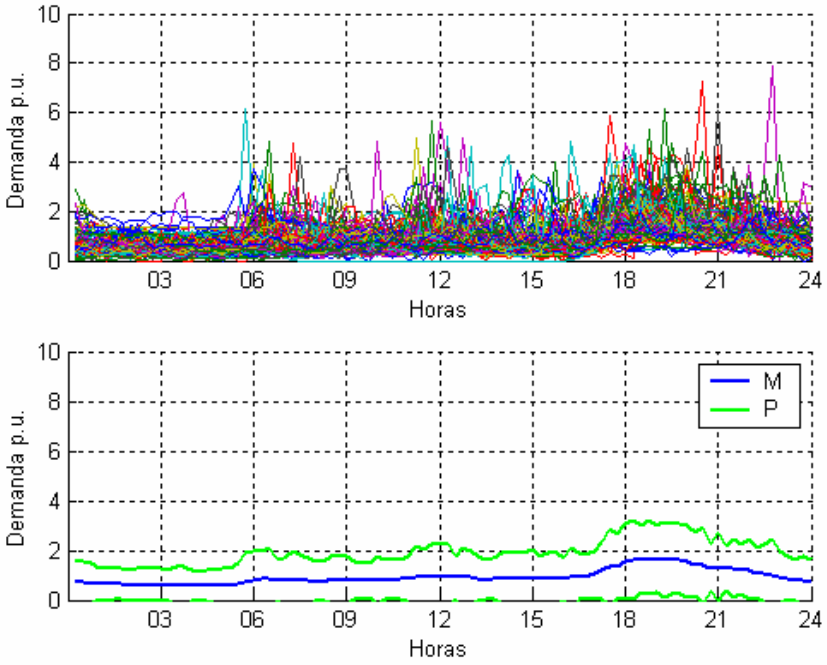


Figura 1. 63 – Curvas representativa do cluster 01 utilizando método *cluster analysis*

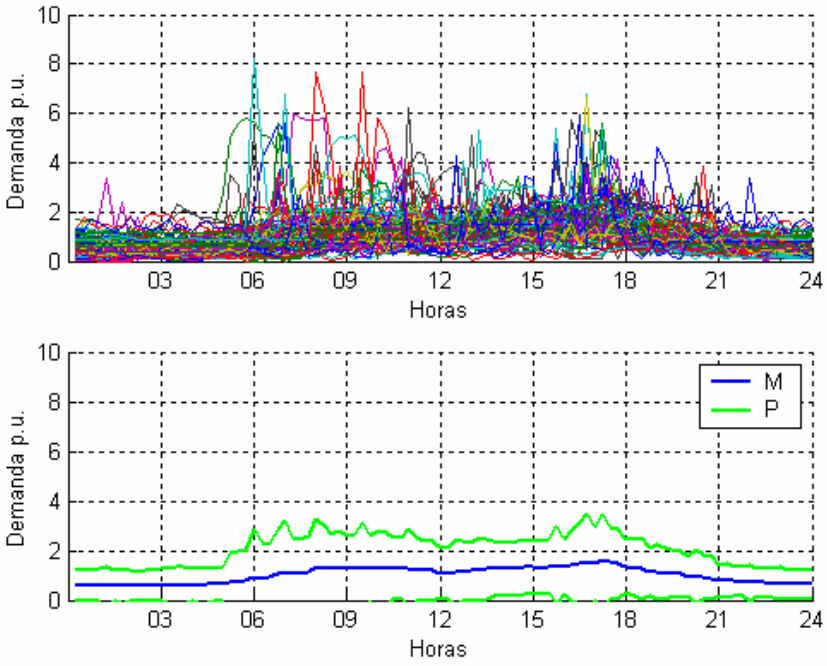


Figura 1. 64 – Curvas representativa do cluster 02 utilizando método *cluster analysis*

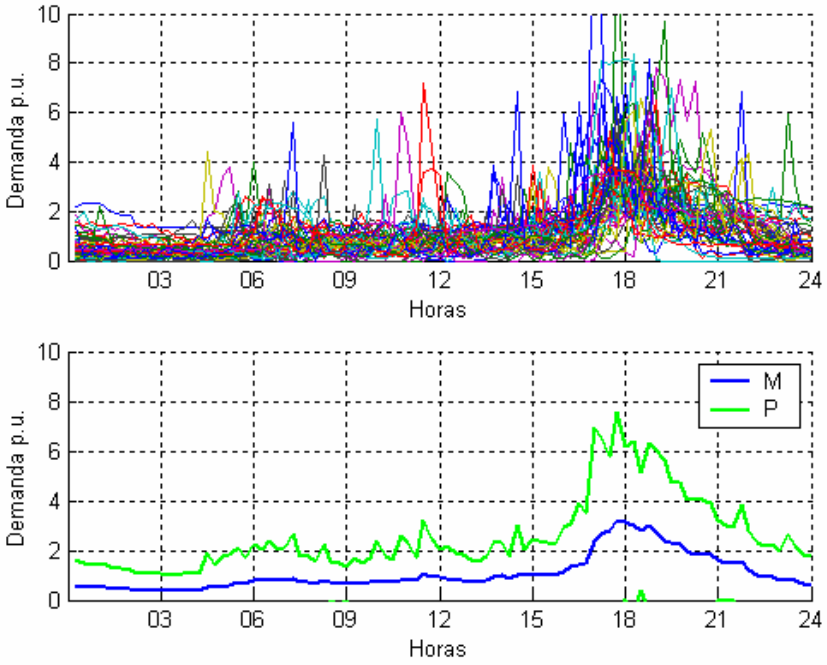


Figura 1. 65 – Curvas representativa do cluster 03 utilizando método *cluster analysis*

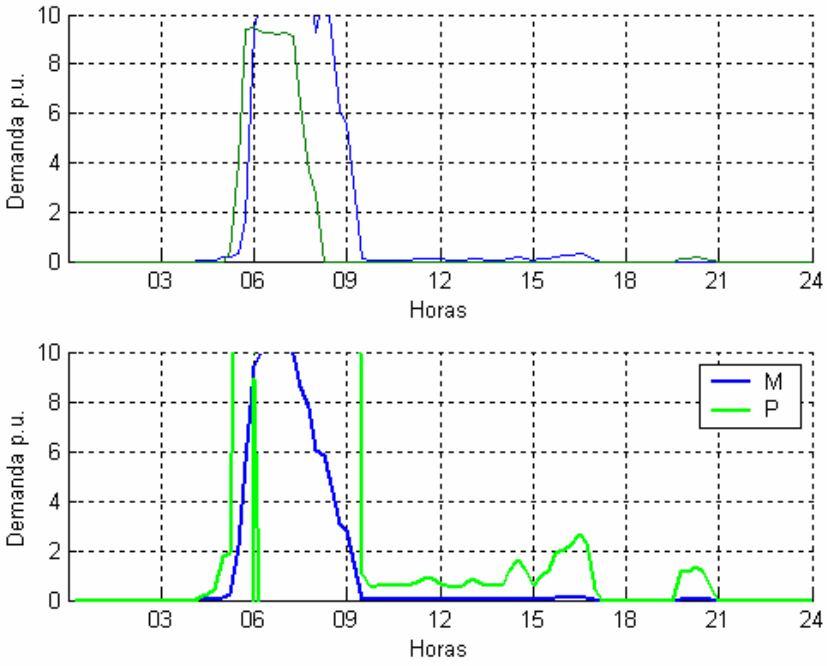


Figura 1. 66 – Curvas representativa do cluster 04 utilizando método *cluster analysis*

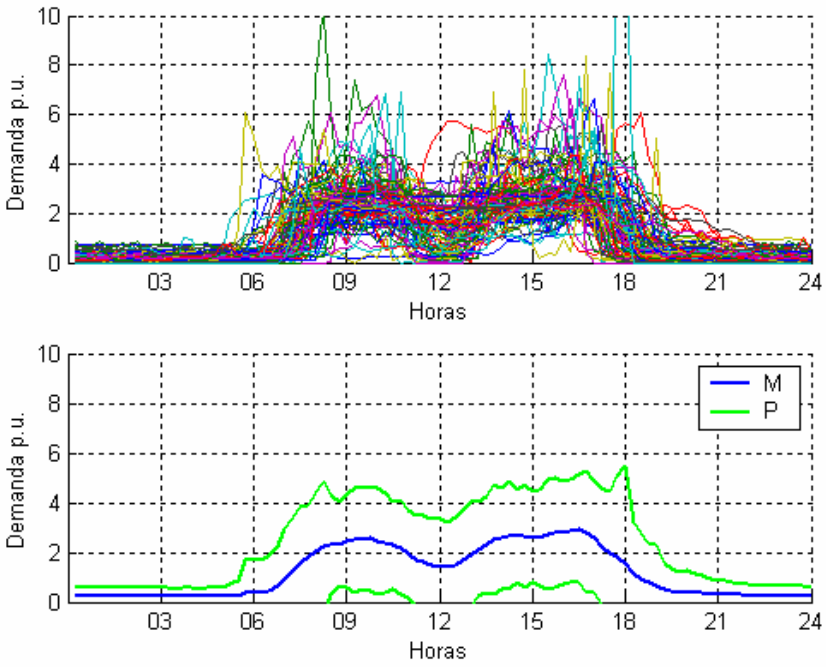


Figura 1. 67 – Curvas representativa do cluster 05 utilizando método *cluster analysis*

5.5.2 As curvas estimadas para os transformadores

A Figura 1. 68 e Figura 1. 69 apresentam os resultados para os transformadores do exemplo.

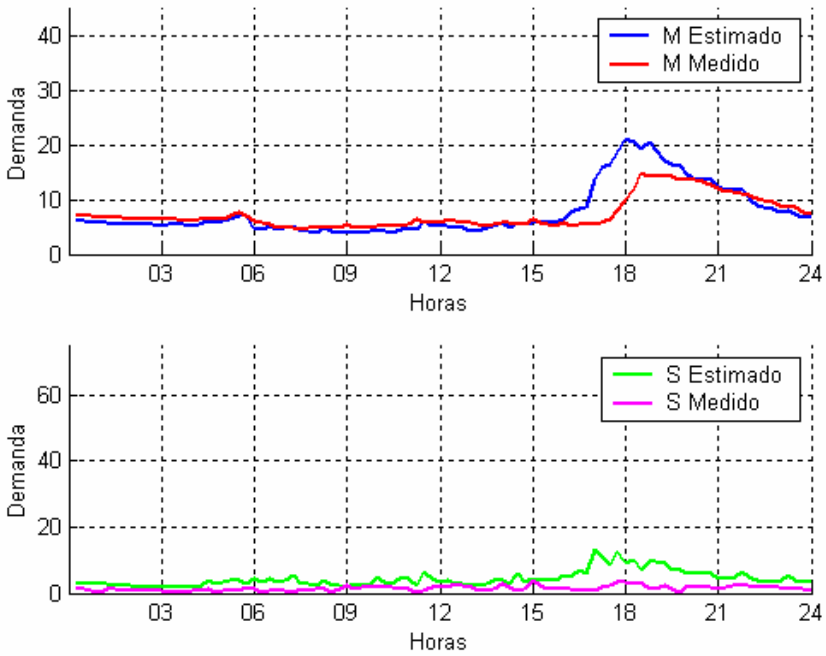


Figura 1. 68 – Comparação das curvas do transformador 04 pelo método *cluster analysis*

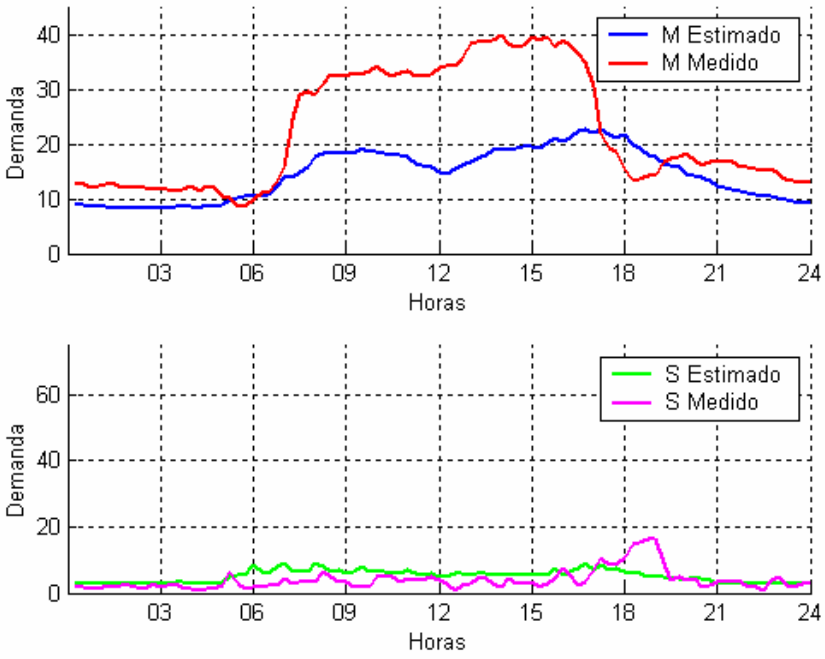


Figura 1. 69 – Comparação das curvas do transformador 39 pelo método *cluster analysis*

Pode-se observar que os resultados apresentados nas figura acima, mostram-se de certa forma inferiores em relação aos resultados apresentados pelos métodos anteriores, principalmente nos instantes de alta demanda.

5.5.3 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *t-student*

As Figuras abaixo apresentam a comparação com o intervalo de confiança para os transformadores 04 e 39.

A curva de demanda medida para o transformador apresentada na Figura 1. 70, permaneceu 100% dos instantes dentro do intervalo de confiança estimado, mesmo resultado obtido por outros métodos apresentados anteriormente. Entretanto o transformador 39, apresentado na Figura 1. 71, permaneceu 31 instantes fora do intervalo de confiança (32.3% dos instantes).

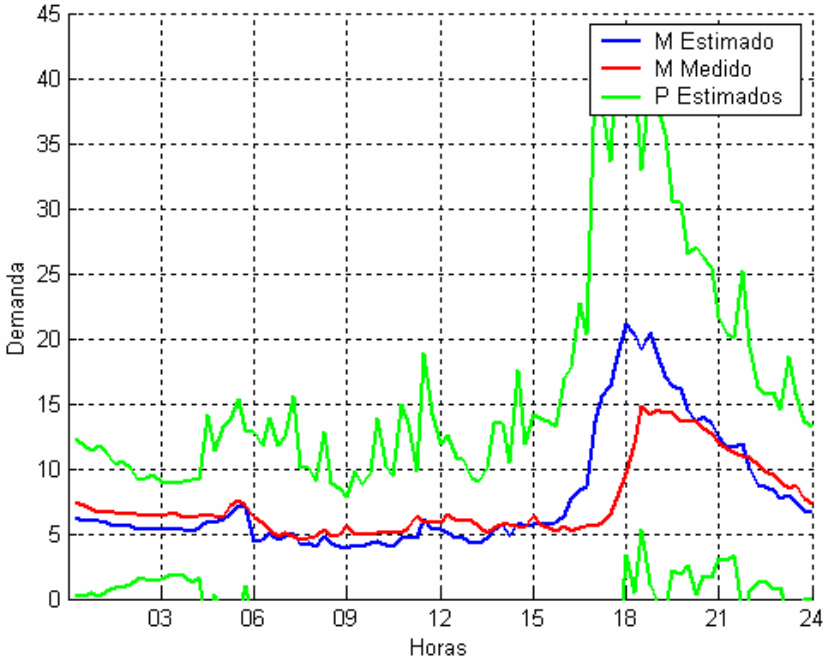


Figura 1. 70 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 04 pelo método *cluster analysis*

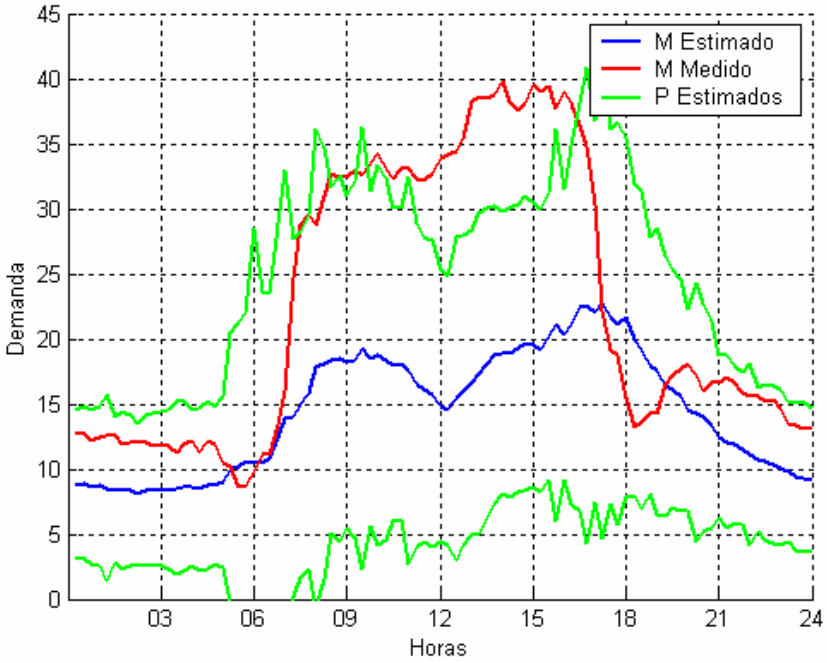


Figura 1. 71 – Comparação com os intervalos de confiança *t-student* para a curva do transformador 39 pelo método *cluster analysis*

A Tabela 23 apresenta os resultados médios e medianos para os indicadores percentuais de permanência no intervalo de confiança para transformadores pertencentes a

amostra. Relacionado a amostra, 47,40% dos transformadores permaneceram 100% dos momentos dentro do intervalo de confiança.

Tabela 23 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *t-student* pelo método *cluster analysis*

Medida	Valores (%)
Mediana (dentro do intervalo)	99,00
Média (dentro do intervalo)	81,70

5.5.4 Comparação com os intervalos de confiança pelo método *bootstrap*

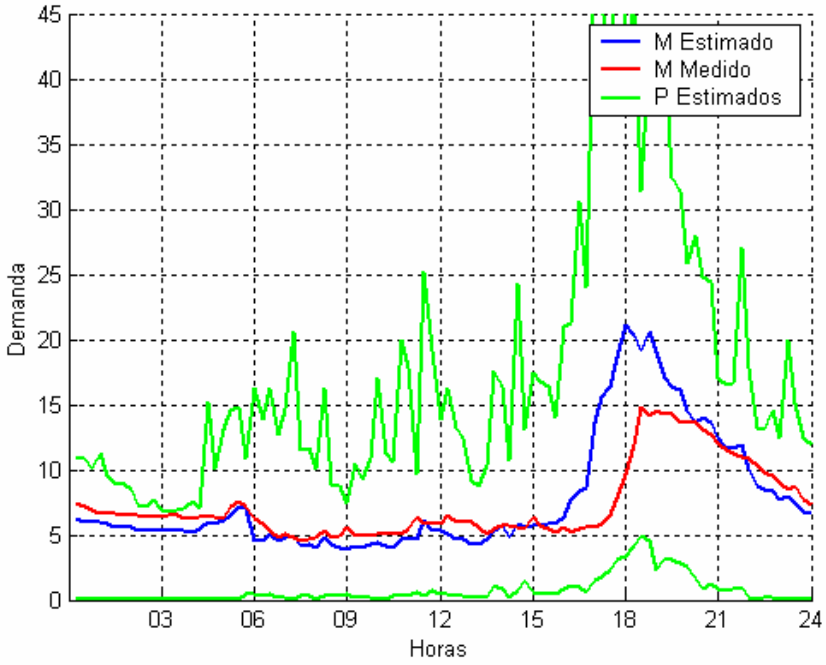


Figura 1. 72 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 04 pelo método *cluster analysis*

A curva de demanda medida para o transformador apresentada na Figura 1. 72, permaneceu 100% dos instantes dentro do intervalo de confiança estimado, mesmo resultado obtidos por outros métodos apresentados anteriormente. Entretanto o transformador 39, apresentado na Figura 1. 73, permaneceu 05 instantes fora do intervalo de confiança.

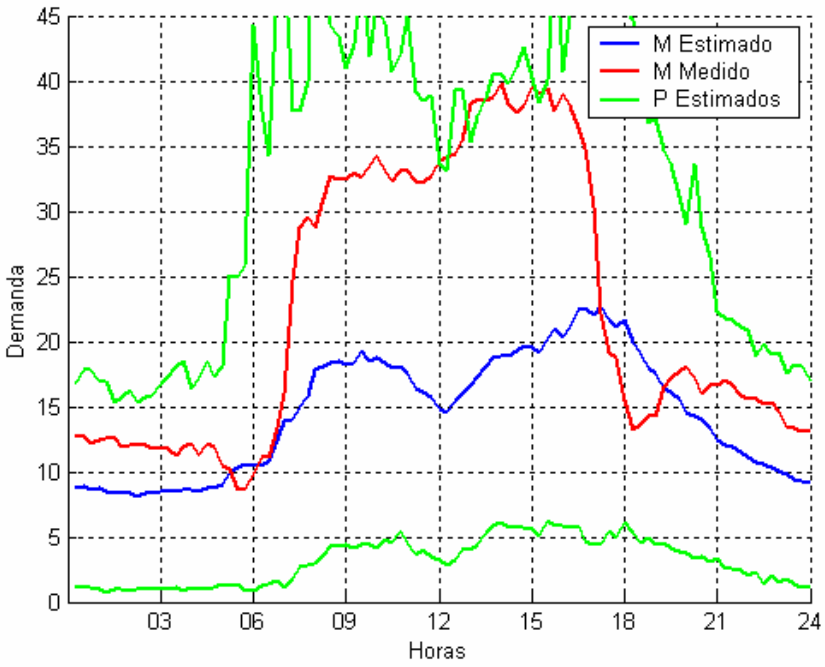


Figura 1. 73 – Comparação com os intervalos de confiança *bootstrap* para a curva do transformador 39 pelo método *cluster analysis*

A Tabela 28 apresenta os resultados médios e medianos para os indicadores percentuais de permanência no intervalo de confiança para transformadores pertencentes a amostra. Relacionado a amostra, 57,90% dos transformadores permaneceram 100% dos momentos dentro do intervalo de confiança.

Tabela 24 – Resultado para a amostra de transformadores em relação ao intervalo de confiança *Bootstrap* pelo método *cluster analysis*

Medida	Valores (%)
Mediana (dentro do intervalo)	100,00
Média (dentro do intervalo)	86,60

5.5.5 Box plot

As figuras abaixo apresentam os box plot para cada instante referente aos clusters obtidos pelo método *cluster analysis*.

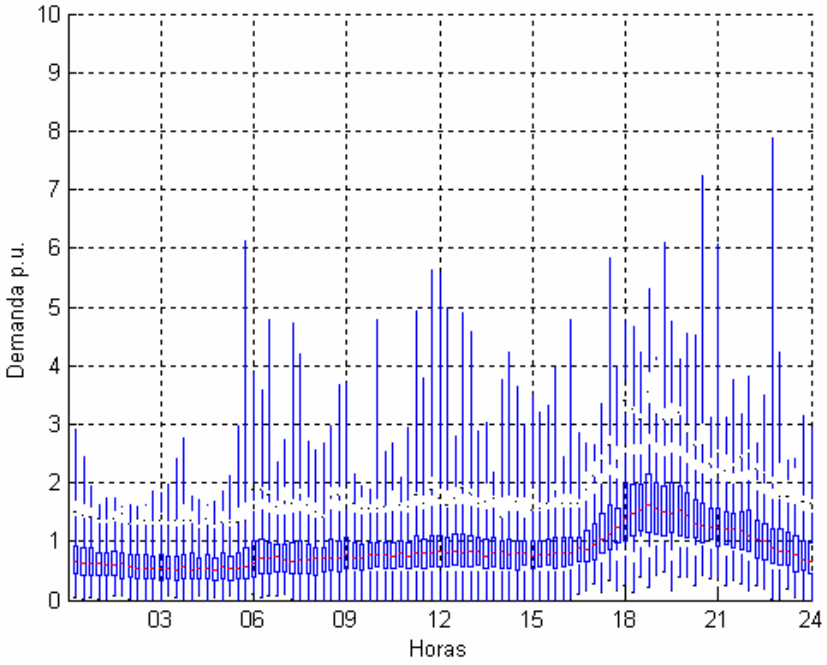


Figura 1. 74 – Box plot do cluster 01 utilizando método *cluster analysis*

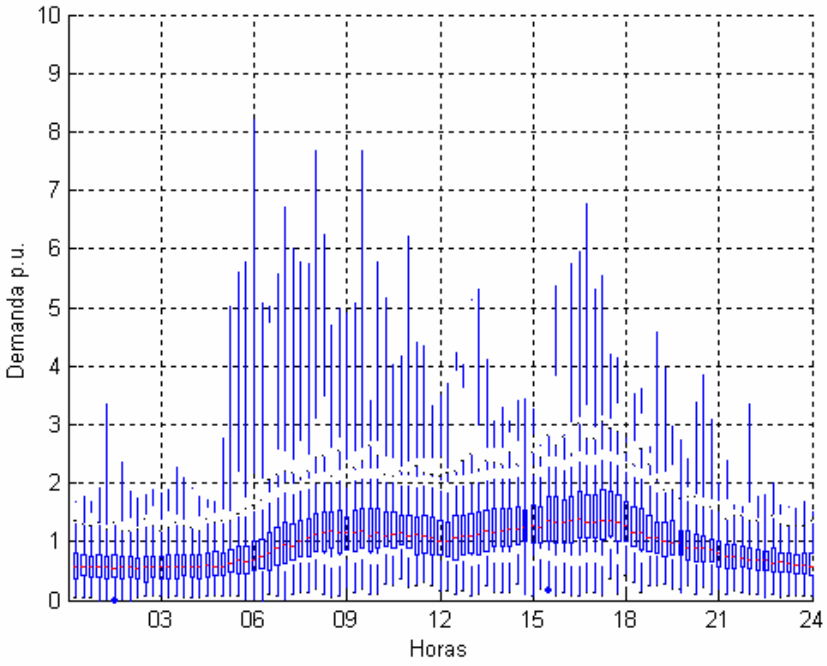


Figura 1. 75 – Box plot do cluster 02 utilizando método *cluster analysis*

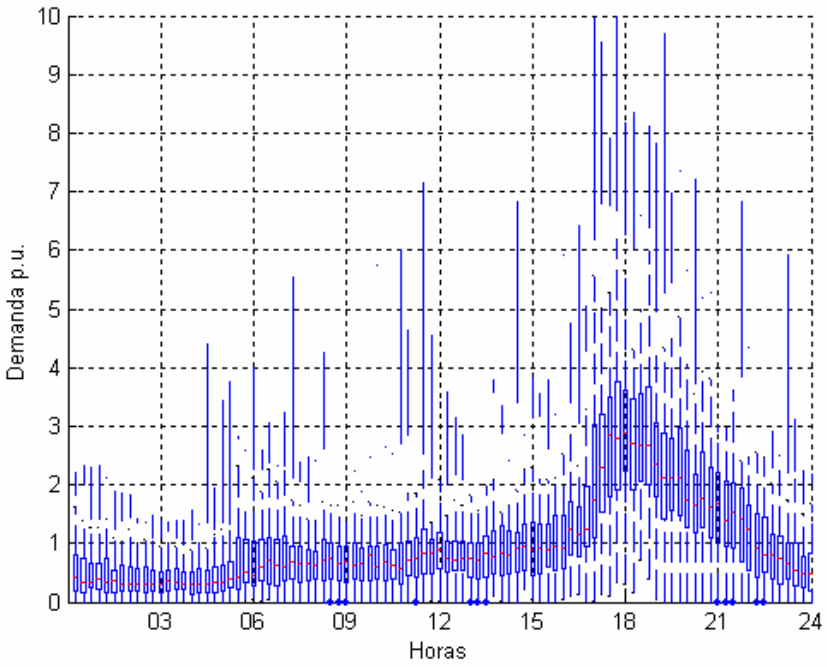


Figura 1. 76 – Box plot do cluster 03 utilizando método *cluster analysis*

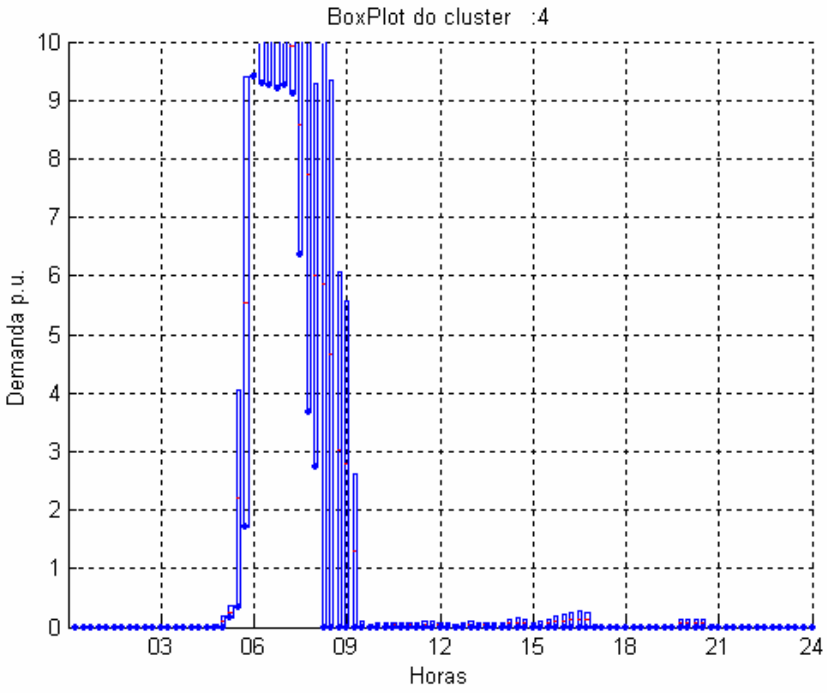


Figura 1. 77 – Box plot do cluster 04 utilizando método *cluster analysis*

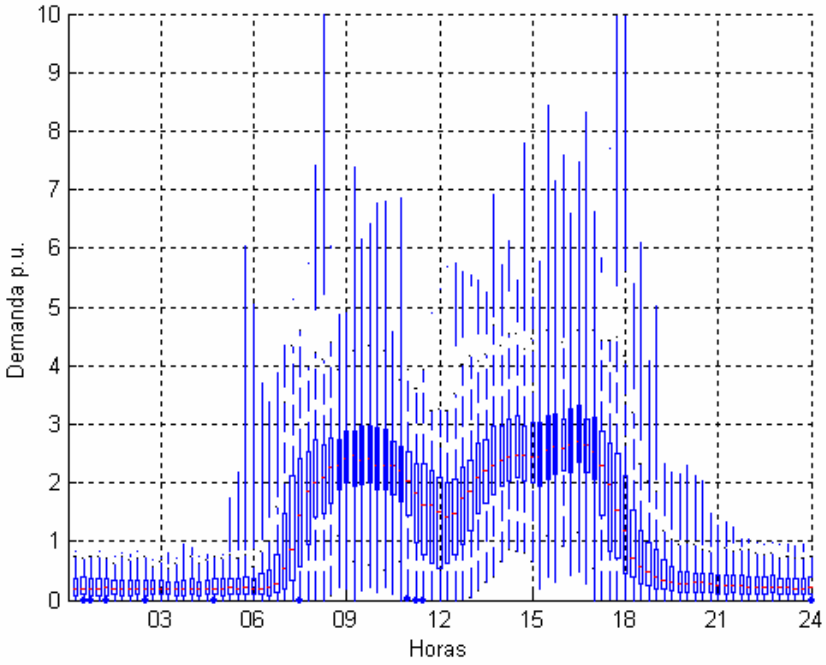


Figura 1. 78 – Box plot do cluster 05 utilizando método *cluster analysis*

5.5.6 Medidas de desempenho

5.5.6.1 Resultados dos indicadores para cada transformador da amostra

A Tabela 25 apresenta os resultados dos indicadores de desempenho para cada transformador da amostra, utilizando o método *cluster analysis*.

Tabela 25 – Resultado dos indicadores de desempenho para cada transformador pelo método *cluster analysis*

Tr	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
1	19,83	2,71	20,50	62,00	43,49	83,24	260,93	136,33
2	63,12	0,84	51,66	54,15	58,99	63,15	70,42	24,83
3	46,15	1,19	35,31	41,73	44,88	49,17	85,89	17,04
4	16,53	0,46	7,58	21,68	14,04	19,38	166,74	42,38
5	42,36	2,36	9,03	40,85	32,11	71,70	112,98	38,84
6	43,77	3,96	35,92	41,14	43,03	49,73	55,54	19,64
7	58,66	0,70	30,94	43,59	42,28	61,13	107,41	20,65
8	12,65	0,41	7,46	22,68	13,15	21,47	156,07	68,11
9	17,04	0,26	8,65	28,88	19,69	35,82	154,18	7,75
10	52,79	1,83	30,18	37,46	37,17	50,82	61,18	13,20
11	11,98	1,79	34,44	52,55	47,60	64,91	192,49	103,47
12	54,27	0,03	7,58	32,46	27,59	56,37	100,27	30,06
13	60,47	7,89	32,53	43,19	40,55	57,85	69,62	0,79
14	61,34	4,54	43,58	50,03	54,11	58,77	70,14	26,69
15	36,56	1,55	13,53	29,26	23,43	48,96	56,65	15,81
16	74,62	22,45	66,00	67,50	70,84	75,34	79,25	40,67

17	92,64	72,81	86,19	89,02	87,13	92,61	95,59	85,68
18	36,66	0,29	27,57	37,41	38,00	43,51	94,51	0,80
19	11,24	0,19	17,94	40,82	28,31	42,22	197,18	78,04
20	50,58	1,80	32,30	43,40	45,38	57,06	72,63	6,70
21	37,19	1,40	23,83	34,60	35,43	47,83	54,21	4,73
22	4,51	0,19	4,78	17,97	15,00	25,19	82,54	33,78
23	66,54	4,62	41,87	53,33	53,59	71,12	76,44	24,88
24	82,60	41,96	66,65	72,98	74,70	81,84	85,62	69,19
25	33,50	1,31	19,55	34,67	28,39	34,80	157,13	83,48
26	63,69	0,51	41,85	47,29	46,76	58,60	72,47	25,39
27	36,10	0,70	19,59	30,80	27,51	43,23	97,63	5,08
28	47,72	0,09	31,25	39,45	39,22	53,02	59,45	8,68
29	1,95	0,45	5,63	19,43	16,59	25,60	109,56	15,22
30	38,20	4,01	33,27	37,16	37,06	42,07	60,70	29,22
31	46,98	0,77	28,17	38,22	38,27	49,46	75,96	4,21
32	57,72	13,41	48,68	55,56	61,08	65,77	71,44	37,32
33	48,59	1,71	29,54	40,37	41,60	53,78	71,57	4,62
34	6,48	0,48	4,49	20,01	10,00	20,07	177,32	47,57
35	70,21	47,97	71,09	77,32	76,79	86,19	91,94	82,94
36	28,68	0,34	11,52	29,84	24,39	55,24	61,89	6,95
37	31,49	0,57	17,11	39,07	29,91	47,62	161,49	5,41
38	80,59	4,53	58,31	62,83	66,62	73,88	85,25	29,43
39	5,39	1,11	26,49	33,40	31,07	45,32	57,57	42,72
40	91,95	53,34	78,84	81,62	82,63	87,65	92,24	70,13
41	57,43	2,11	46,55	50,13	55,14	59,45	64,95	16,15
42	23,38	3,31	84,89	177,53	89,37	276,24	664,66	65,49
43	26,95	0,12	18,30	29,82	31,75	41,86	53,37	12,43
44	48,64	30,37	82,14	128,15	108,54	142,87	473,09	239,73
45	67,41	0,48	20,86	45,38	46,05	70,13	80,37	14,07
46	8,43	2,00	28,08	103,80	96,98	184,36	259,85	123,39
47	41,15	24,08	37,96	70,21	62,41	101,45	194,45	69,45
48	3,06	0,11	4,11	9,98	9,01	15,49	31,46	13,40
49	91,99	2,60	67,72	77,60	78,97	99,66	146,01	77,22
50	8,77	0,04	4,92	14,06	12,95	20,08	56,84	17,98
51	4,76	0,04	6,38	10,38	9,63	14,53	26,30	8,18
52	28,13	0,70	14,34	22,46	22,48	29,13	52,80	27,52
53	35,66	2,09	19,59	25,78	27,23	32,49	41,26	22,45
54	1,83	0,29	24,59	49,57	42,91	70,30	174,94	78,11
55	43,29	0,11	7,32	23,60	22,15	36,80	83,44	37,64
56	19,88	0,23	6,43	12,90	10,86	20,03	35,38	15,85
57	3,65	0,09	3,98	14,52	9,13	19,11	98,65	6,11
58	4,40	0,26	7,30	17,53	17,80	26,83	45,50	12,05
59	62,58	0,11	18,19	36,38	34,28	60,29	69,94	20,41
60	9,91	0,52	14,89	25,21	26,67	34,56	46,36	17,14
61	30,65	1,58	17,82	45,77	39,38	71,42	116,17	19,94
62	40,94	6,34	36,22	66,83	53,65	79,32	319,74	63,80
63	0,10	0,05	16,69	29,45	32,71	37,64	78,06	14,76
64	10,02	0,38	10,23	22,46	18,02	29,88	116,78	15,22
65	152,02	4,30	28,90	76,60	59,45	100,86	354,24	89,26
66	8,22	0,07	11,01	25,49	23,09	38,04	87,47	7,67

67	13,38	0,08	13,03	23,17	21,42	28,88	87,46	2,61
68	1,86	0,78	10,29	21,83	16,82	29,85	126,21	28,01
69	23,25	0,56	17,36	44,07	29,09	76,12	108,21	16,84
70	15,22	0,77	11,97	27,76	26,36	37,13	114,79	26,39
71	19,05	0,43	12,35	23,33	21,57	33,22	73,87	12,80
72	16,35	0,05	8,93	22,09	15,35	22,09	147,31	10,63
73	29,23	0,42	22,55	37,36	30,62	52,43	139,95	34,96
74	23,05	0,11	7,08	17,56	14,57	21,95	94,00	23,63
75	21,67	1,13	9,50	28,23	22,68	38,13	147,51	16,85
76	24,30	0,36	11,04	22,84	20,55	32,67	77,40	2,43
77	9,36	0,07	5,19	23,11	15,32	39,05	102,56	14,43
78	79,93	14,46	38,80	56,26	52,94	69,59	154,11	58,33
79	32,35	0,13	16,37	43,64	30,83	41,27	249,15	105,94
80	32,10	0,05	9,72	30,31	17,79	43,98	152,04	40,48
81	51,93	0,14	19,29	46,03	42,22	62,30	172,05	74,90
82	21,94	0,55	4,27	23,50	12,41	42,01	100,78	22,95
83	70,22	8,38	21,61	52,99	42,70	68,57	202,79	95,89
84	18,48	0,49	17,10	33,17	31,46	45,68	113,64	16,49
85	37,29	0,14	6,87	23,16	19,68	38,26	83,97	16,09
86	13,35	0,08	8,46	28,65	18,49	28,53	192,20	44,24
87	29,41	0,16	13,78	34,58	22,39	40,64	240,76	74,66
88	4,09	0,33	15,02	19,73	19,91	25,47	58,25	11,22
89	127,97	20,34	52,29	142,80	133,60	202,92	512,48	156,41
90	37,29	0,04	7,24	29,63	21,40	40,72	182,03	44,84
91	124,41	35,03	77,83	122,35	106,10	154,88	384,99	140,78
92	27,32	14,25	48,69	79,84	68,05	91,28	338,84	101,35
93	12,03	0,61	8,93	21,95	15,06	26,47	124,21	30,21
94	31,51	0,89	19,20	27,72	27,86	31,64	126,63	25,76
95	30,97	0,26	10,81	34,07	25,80	43,89	217,13	36,21

5.5.6.2 Resultados dos indicadores para a amostra de transformadores

A Tabela 26 apresenta dos resultados médios e medianos para os indicadores de performance da amostra, utilizando o método *cluster analysis*.

Tabela 26 – Resultado dos indicadores de desempenho para a amostra de transformadores pelo método *cluster analysis*

	Pto Min	**Min**	**1º Quartil**	**Média**	**Mediana**	**3º Quartil**	**Max**	**Pto Max**
Média	37,43	5,17	25,54	43,15	38,23	56,78	133,26	40,00
Mediana	31,51	0,61	18,30	36,38	31,07	47,62	97,63	25,39

Referente ao percentual em que o instante de máximo estimado permaneceu acima do instante de máximo medido, 37,9% dos transformadores permaneceram acima.

5.6 Comparação entre os métodos

Analisando-se os exemplos dos transformadores utilizados nos métodos apresentados neste capítulo, observa-se que, para ambos os casos, o transformador com características mistas não apresentou um resultado próximo ao apresentado pelo transformador com características residenciais. Assim, como proposto no item 3.17, aplicou-se uma metodologia para avaliação dos modelos quanto a grupos de transformadores com características semelhantes, pois os indicadores de performance utilizados para a amostra até o momento, apresentaram apenas uma idéia geral dos resultados dos modelos.

5.6.1 Comparação dos indicadores de performance

A Figura 1. 79 apresenta a comparação dos resultados da média percentual do indicadores, para os 04 métodos aplicados (Método 01 – Estrato de consumo e tipo de consumidor; Método 02 - Estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato; Método 03 – *Fuzzy* e Método 04 – *Cluster Analysis*).

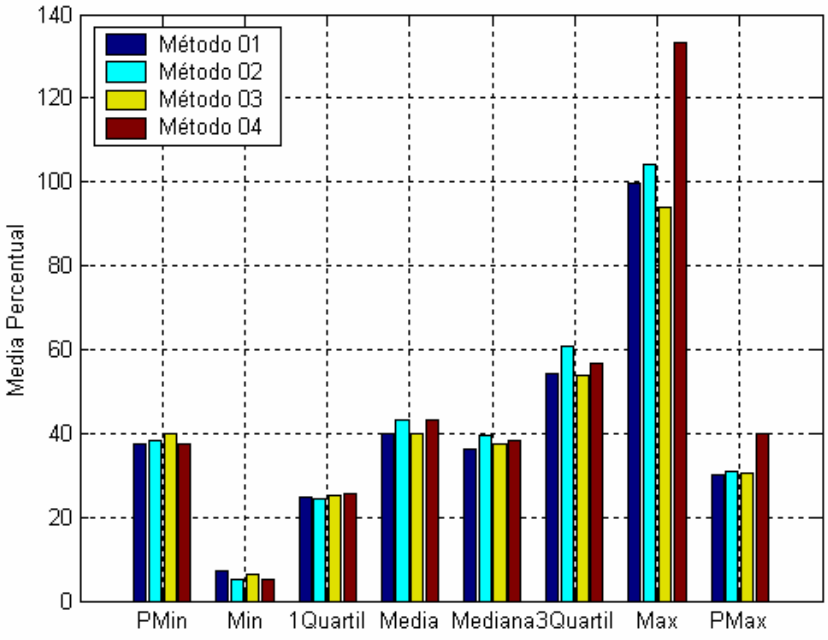


Figura 1. 79 – Comparação dos indicadores de performance para os métodos

Analisando-se os resultados dos indicadores apresentados na figura acima referentes a cada uma dos métodos, pode-se observar que não há no geral um método que apresente um resultado relativamente superior aos demais métodos.

Para comprovarmos esta observação, utilizamos na Tabela 27 a análise de variância para os indicadores.

Tabela 27 – Análise de variância técnica

Indicadores	P =	Existe diferença?
Pto Min	0,944	Não
Min	0,722	Não
1º Quartil	0,978	Não
Média	0,713	Não
Mediana	0,791	Não
3º Quartil	0,509	Não
Max	0,020	Sim *
Pto Max	0,058	Não

* neste indicador o método 04 apresentou um desempenho significativamente pior que o método 03, as demais comparações não apresentarão diferença significativa.

5.7 Calculo de tamanho de amostra com base na demanda

Como descrito no item 3.16.1, realizou-se o calculo para dimensionar o tamanho da amostra de consumidores com base na demanda. Utilizou-se como propósito de exemplo um erro esperado (ε) de 0.5.

A Tabela 28 apresenta a comparação da quantidade amostrada e utilizada para cada estrato e tipo de consumidor, com o cálculo de tamanho de amostra com base na demanda.

Tabela 28 – Comparação da quantidade amostrada com o novo cálculo de tamanho de amostra com base na demanda

Estrato	Residencial		Comercial		Industrial		Rural	
	NC	A	NC	A	NC	A	NC	A
1	205	11	1036	4	0	1	212	2
2	61	56	37	13	51	2	38	4
3	37	34	73	15	110	4	10	4
4	48	18	73	9	31	4	106	2
5	56	15	26	6	91	9	0	0
6	25	2	53	9	68	7	130	2
7	83	11	44	12	49	10	0	0
8	36	10	34	5	466	7	183	2
9	34	12	19	25	122	12	0	1
10	17	10	8	29	19	32	120	2
Total	602	179	1403	127	1007	88	799	19

Onde:

NC – Novo cálculo de tamanho da amostra com base na demanda.

A – Quantidade amostrada.

Podemos concluir para o exemplo de erro esperado, vários estratos de consumo necessitariam de uma amostra maior do que a utilizada.

5.8 Análise dos clusters dos transformadores

Na aplicação da análise dos clusters dos transformadores, utilizou-se do método *fuzzy c-means* na realização do agrupamento dos transformadores. Os atributos de entrada utilizados foram: c = 5; m = 1.25; interações = 300; erro alvo = 0.

A Tabela 29 apresenta os resultados da aplicação deste agrupamento. A legenda dos títulos de cada coluna apresentada na tabela é descrita no Anexo A, com exceção do Nº, que indica a quantidade de transformadores agrupados no respectivo cluster.

A Figura 1. 80 apresenta como exemplo, um grupo (cluster) de transformadores encontrado a partir de seus atributos percentuais (composição).

Tabela 29 – Média percentual dos atributos para cada grupo de transformador utilizando *fuzzy c-means*

		Tipo de ligação			Tipo de consumidor				Estratos de consumo									
cluster	Nº	M	B	T	Re	Co	In	Ru	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10
1	2	8	8	83	0	0	0	100	0	0	17	8	8	8	0	0	58	0
2	22	58	30	12	91	8	1	0	16	25	23	13	9	4	4	3	2	1
3	10	15	51	34	88	11	1	0	9	9	13	14	12	7	14	6	13	3
4	6	17	29	55	43	53	5	0	22	15	8	13	16	6	2	3	6	8
5	55	90	7	3	97	3	0	0	26	34	24	9	3	2	1	0	1	0

Observando os resultados do cluster 1 apresentados da Tabela 29, nota-se que agrupou-se dois transformadores rurais, com 100% dos consumidores do tipo rural, assim este cluster possui características de consumidores rurais.

O cluster 2 agrupou 22 transformadores, sendo em média 58% dos consumidores conectados as estes transformadores do tipo monofásico, 30% bifásico e 12% trifásico, praticamente constituído pelo tipo de consumidor residencial (91%), ou seja, com características de consumidor residencial.

O cluster 3 agrupou 10 transformadores, o que resultou em uma características levemente mista, com em média 88% dos consumidores conectadas aos 10 transformadores do tipo residencial, 11% do tipo comercial e 1% do tipo industrial.

O cluster 4 agrupou 06 transformadores, resultando em 43% dos consumidores do tipo residencial e 53% do tipo comercial.

O ultimo cluster agrupou 55 transformadores, dos quais possui em média 97% dos consumidores do tipo residencial.

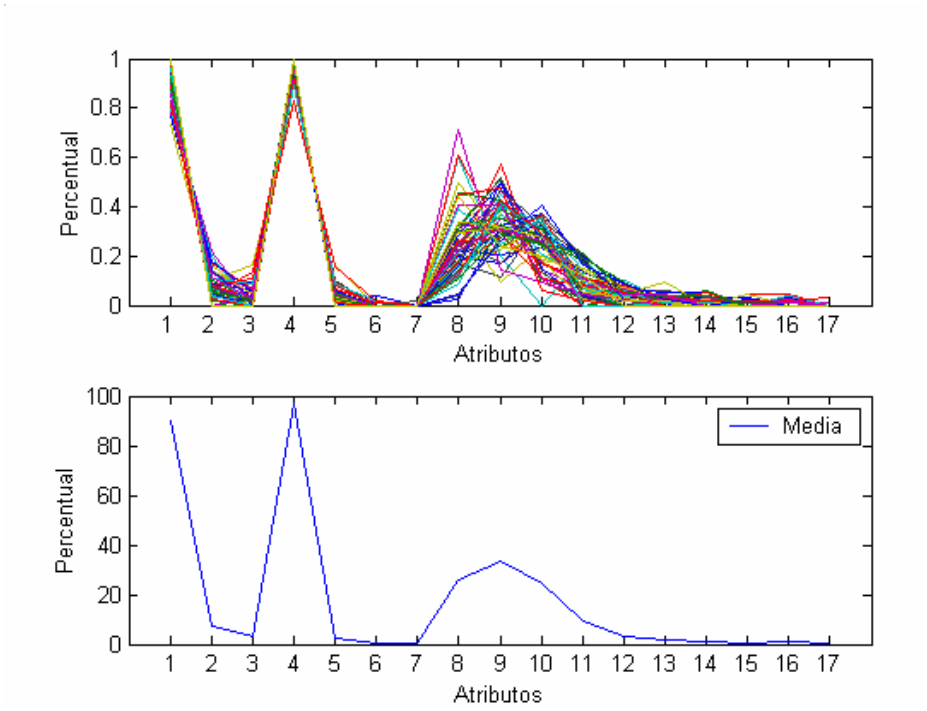


Figura 1. 80 – Exemplo de cluster de transformador encontrado a partir de seus atributos (composição)

A partir dos clusters de transformadores obtidos, utilizou-se dos indicadores apresentados no item 3.15.2 para a análise dos métodos propostos no Capítulo 4. Estes resultados são apresentados nas seções a seguir.

5.8.1 Método por estrato de consumo e tipo de consumidor

A Tabela 30 apresenta os resultados aplicando o método por estrato de consumo e tipo de consumidor para os 05 clusters e apresenta no campo “Todos” os resultados dos indicadores a partir da amostra de 95 transformadores.

Tabela 30 – Indicadores percentuais para os clusters de transformadores utilizando método estrato de consumo e tipo de consumidor

	Cluster	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
Média	1	45,21	5,43	49,53	102,20	60,72	143,20	604,34	25,45
	2	33,24	2,93	19,31	34,16	32,64	48,21	80,61	28,24
	3	33,80	3,50	19,67	34,24	32,45	47,87	82,44	17,98
	4	43,05	15,35	33,48	46,91	43,49	61,92	83,67	42,59
	5	38,89	8,70	25,98	40,50	36,96	53,40	93,65	32,14
	Todos	37,44	7,17	24,74	40,08	36,40	54,40	99,57	30,27
Mediana	1	45,21	5,43	49,53	102,20	60,72	143,20	604,34	25,45
	2	26,49	0,56	16,82	27,73	29,51	40,14	60,99	28,42
	3	33,79	0,41	14,32	30,87	27,57	48,50	68,14	12,35
	4	42,32	2,16	21,23	37,69	29,96	62,07	87,71	40,92
	5	32,25	0,78	17,48	34,42	31,36	45,56	69,49	29,54
	Todos	32,49	0,67	17,46	33,86	30,35	46,17	68,54	28,16

5.8.2 Método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

A Tabela 31 apresenta os resultados aplicando o método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo.

Tabela 31 – Indicadores percentuais para os clusters de transformadores utilizando método por estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo

	Cluster	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
Média	1	56,92	2,35	47,41	71,45	61,47	88,48	236,92	42,43
	2	34,99	1,41	20,67	37,70	36,26	54,25	90,40	25,24
	3	38,96	0,34	19,87	39,02	38,11	55,51	100,50	21,33
	4	36,18	13,18	31,47	46,46	43,37	62,48	89,37	45,53
	5	38,87	6,96	24,88	44,92	40,09	63,18	107,36	32,68
	Todos	38,19	5,27	24,27	43,28	39,65	60,79	104,30	30,78
Mediana	1	56,92	2,35	47,41	71,45	61,47	88,48	236,92	42,43
	2	27,15	0,48	19,21	32,67	32,77	45,77	65,77	23,40
	3	35,95	0,18	19,76	39,30	37,21	58,25	85,61	18,33
	4	38,34	1,05	17,46	38,60	32,84	62,07	87,30	40,16
	5	32,10	0,84	17,36	36,42	36,95	55,35	81,06	28,83
	Todos	32,10	0,71	18,81	36,55	36,51	53,49	78,58	25,07

5.8.3 Método *fuzzy*

A Tabela 32 apresenta os resultados aplicando o método *fuzzy*.

Tabela 32 – Indicadores percentuais para os clusters de transformadores utilizando método *fuzzy*

	Cluster	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
Média	1	68,09	1,47	41,44	59,57	58,00	76,35	170,75	50,39
	2	34,38	1,95	20,86	36,54	35,17	52,11	83,55	25,53
	3	33,46	1,33	20,48	38,52	35,07	56,86	96,07	17,52
	4	49,79	16,91	36,45	51,27	50,12	67,08	95,27	44,73
	5	39,87	8,44	26,17	41,57	37,76	55,77	96,40	32,22
	Todos	39,92	6,34	25,306	40,01	37,44	53,68	94,04	30,43
Mediana	1	68,09	1,47	41,44	59,57	58,00	76,35	170,75	50,39
	2	27,65	0,74	18,04	33,88	34,10	43,50	61,22	23,71
	3	26,81	0,62	15,95	34,69	32,48	56,31	81,72	12,04
	4	43,84	0,78	28,18	45,07	43,80	72,35	98,74	35,95
	5	33,87	1,06	20,66	34,28	32,21	46,50	74,56	26,87
	Todos	32,70	1,01	14,55	35,30	33,53	47,74	73,85	23,95

5.8.4 Método *cluster analysis*

A Tabela 33 apresenta os resultados aplicando o método *cluster analysis*.

Tabela 33 – Indicadores percentuais para os clusters de transformadores utilizando método *cluster analysis*

	Cluster	Pto Min	Min	1º Quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Max	Pto Max
Média	1	45,39	1,89	52,88	111,45	67,71	173,18	372,52	39,78
	2	32,35	1,12	19,52	34,80	32,75	48,74	94,35	25,41
	3	31,39	3,30	19,37	34,21	29,80	49,20	91,10	21,56
	4	42,58	15,89	33,69	48,86	45,77	64,86	90,28	42,68
	5	39,71	6,08	27,19	45,01	40,06	56,26	152,47	48,91
	Todos	37,43	5,17	25,54	43,15	38,23	56,78	133,26	40,00
Mediana	1	45,39	1,89	52,88	111,45	67,71	173,18	372,52	39,78
	2	28,09	0,49	17,65	29,63	30,26	41,93	70,18	16,64
	3	25,96	0,45	14,28	29,55	23,91	49,89	76,99	15,12
	4	36,51	1,97	22,16	43,31	35,75	71,56	88,78	40,78
	5	33,50	0,70	19,55	38,22	31,46	45,68	124,21	30,21
	Todos	31,51	0,61	18,30	36,38	31,07	47,62	97,63	25,39

Utilizando-se dos indicadores de média das médias das curvas de erro relativo percentual e da média da diferença de instante de máximo, observa-se que para ambos os métodos, os clusters 2 e 3 apresentaram melhor desempenho.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÕES

6.1 Conclusões

O objetivo principal desta dissertação de mestrado foi desenvolver uma metodologia de estimação de curva de demanda elétrica para consumidores de baixa tensão, através da aplicação e comparação de métodos com base em técnicas estatísticas e de inteligência artificial. Esse objetivo foi alcançado com êxito, pois através desse estudo foi possível comparar alguns métodos para obtenção da curva de demanda representativa de um consumidor, e a partir dessas curvas, estimar a curva de demanda para um determinado transformador.

A metodologia foi desenvolvida com o propósito de ser didática, possibilitando a aplicação passo a passo, caso haja interesse. Dentro dessa metodologia foram utilizados quatro métodos de obtenção da curva de demanda representativa e obtenção da curva de demanda estimada para transformadores (método de estrato de consumo e tipo de consumidor, método de estrato de consumo e tipo de consumidor agrupado por estrato de consumo, método *fuzzy*, método *cluster analysis*).

Esses métodos foram propostos com o objetivo de serem comparados, a fim de identificar qual técnica (estatística ou de inteligência artificial) retornava o melhor desempenho. Para essa comparação foram propostos oito indicadores de desempenho. Estes indicadores foram obtidos através da curva de erro relativo percentual entre a curva de demanda estimada do transformador e sua curva de demanda real. Para a aplicação dos métodos, utilizou-se de uma amostra de consumidores e transformadores ambos em baixa tensão. Os resultados obtidos a partir desta aplicação apresentaram-se equivalentes.

Após o desenvolvimento deste trabalho algumas conclusões pode ser obtidas, e serão apresentadas a seguir:

Amostra – na definição da amostra utilizou-se de consumidores: comerciais, industriais, residenciais e rurais; distribuídos em dez estratos de consumo (kWh). Foram

amostrados 413 consumidores e 95 transformadores. O cálculo para definição do tamanho da amostra foi realizado com base no consumo. Com os dados coletados é possível realizar o calculo do tamanho da amostra com base na demanda.

A construção dos intervalos de confiança para as curvas de demanda – os intervalos foram metodologicamente construídos, passo a passo e, podemos constatar que para amostras pequenas de consumidores, intervalos com menor nível de confiança são mais indicados para perceber comportamentos característicos. Lembramos que a técnica *bootstrap* não pressupõem nenhuma distribuição para os dados, provocando uma maior incerteza e por conseqüência intervalos relativamente mais amplos que aqueles obtidos pela técnica *t-Student* .

Aplicação dos métodos – os quatro métodos propostos foram aplicados à amostra de consumidores a fim de obter curvas de demanda representativas, e seus intervalos de confiança. Posteriormente estas curvas foram utilizadas para estimar a curva de demanda para transformadores. A estimação da curva de demanda do transformador foi realizada através de um procedimento de agregação das curvas de demanda representativas dos consumidores que estivessem conectados ao transformador. Para a análise e comparação dos métodos, utilizou-se de indicadores de performance largamente conhecidos. Observou-se que os resultados obtidos pelos métodos aplicados à amostra de 95 transformadores, não apresentaram uma diferença representativa, o que destacaria um melhor método. Com este resultado pode-se concluir que os métodos são praticamente equivalentes, quanto à amostra utilizada.

Aplicação dos métodos para transformadores agrupados – uma outra proposta de análise e comparação dos métodos, foi a de realizar agrupamento dos transformadores a partir de sua composição. Assim, foi possível identificar grupos ou clusters de transformadores, como por exemplo, um grupo de transformadores com predominância de um determinado tipo de consumidor ou com características mistas de consumidores. O objetivo deste procedimento foi o de identificar se os métodos apresentariam um melhor desempenho em relação ao apresentado a amostra de transformadores como um todo. Foram propostos cinco clusters de transformadores, onde os resultados obtidos mostraram que todos os métodos adequaram-se melhor a transformadores com predominância de característica residencial.

6.2 Recomendações para futuros trabalhos

Baseado no exposto anteriormente recomenda-se os seguintes tópicos para serem desenvolvidos futuramente, em continuação ao presente trabalho:

- Estudo para aplicação de amostra definida com base na demanda.
- Estudo de sazonalidade mais amplo, abrangendo os aspectos de demanda.
- Refinamento da amostra por classificação de categorias para os casos de consumidores comerciais e industriais.
- Estudo para determinação de outras variáveis importantes na caracterização da demanda de um consumidor, além das utilizadas neste trabalho (tipo de consumidor, estrato de consumo e tipo de ligação).
- Aplicação de outras variáveis de entrada para os métodos *Fuzzy* e de *cluster analysis*.
- Estudo e aplicação de uma metodologia de construção de intervalos de confiança inferior aos 95% utilizado neste trabalho, por exemplo, pode ser utilizado o intervalo interquartil do método Boxplot.
- Estudo e aplicação de outras técnicas de inteligência artificial com o propósito de obter curvas de demanda representativas (clusters).

Anexo – A: Tabela de composição da amostra de transformadores.

Anexo A – Tabela de composição da amostra de transformadores.

Os valores apresentados referem-se ao percentual arredondado para cima, referente ao número de consumidores no transformador.

Tr = transformador.

Nº = número de consumidores no transformador.

M = tipo de ligação monofásico.

B = tipo de ligação bifásico.

T = tipo de ligação trifásico.

Re = tipo de consumidor residencial.

Co = tipo de consumidor comercial.

In = tipo de consumidor industrial.

Ru = tipo de consumidor rural.

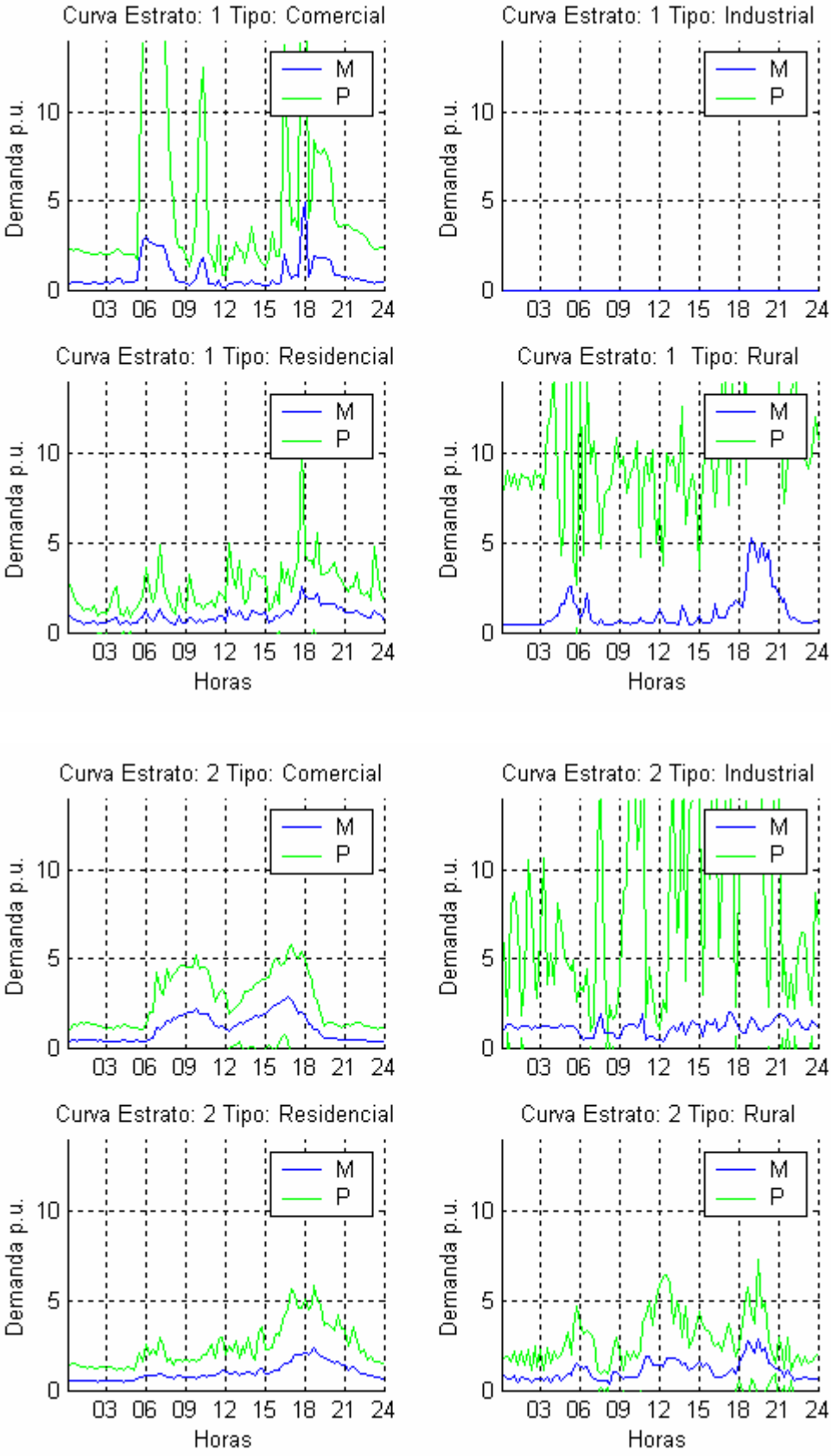
		Tipo de ligação			Tipo de consumidor				Estratos de consumo									
Tr	**Nº**	**M**	**B**	**T**	**Re**	**Co**	**In**	**Ru**	**01**	**02**	**03**	**04**	**05**	**06**	**07**	**08**	**09**	**10**
1	69	86	9	6	97	3	0	0	9	42	25	12	4	3	3	3	0	0
2	66	64	29	8	95	5	0	0	18	30	20	12	6	6	6	0	0	2
3	71	92	6	3	99	1	0	0	18	24	31	17	1	1	6	0	1	0
4	51	96	4	0	100	0	0	0	33	29	25	8	2	2	0	0	0	0
5	16	13	19	69	19	75	6	0	31	0	0	13	19	13	0	6	0	19
6	49	57	33	10	98	0	2	0	16	29	31	12	6	2	2	2	0	0
7	69	94	3	3	100	0	0	0	12	39	20	13	10	1	1	0	3	0
8	70	91	7	1	100	0	0	0	24	43	24	7	1	0	0	0	0	0
9	43	37	49	14	95	2	2	0	9	7	23	21	16	5	14	2	2	0
10	45	2	11	87	98	2	0	0	7	2	2	0	4	4	20	18	27	16
11	30	73	10	17	83	17	0	0	30	20	30	10	3	3	0	0	3	0
12	88	88	10	2	90	10	0	0	17	11	34	20	7	6	3	0	1	0
13	73	82	8	10	96	3	1	0	22	21	23	14	7	5	5	0	3	0
14	43	86	14	0	98	2	0	0	30	33	26	7	5	0	0	0	0	0
15	64	5	53	42	95	5	0	0	6	6	5	14	17	11	25	8	8	0
16	75	83	4	13	92	7	1	0	29	31	17	8	7	1	5	0	1	0
17	5	80	20	0	100	0	0	0	60	20	0	20	0	0	0	0	0	0
18	65	78	22	0	100	0	0	0	14	35	32	11	5	2	0	2	0	0
19	150	81	17	3	95	5	0	0	16	23	33	11	7	3	3	2	1	1
20	55	95	5	0	98	2	0	0	24	31	25	15	4	2	0	0	0	0
21	47	62	23	15	87	11	2	0	15	32	11	13	13	4	2	4	4	2
22	100	26	55	19	83	15	2	0	13	12	23	9	12	8	10	4	7	2
23	35	83	14	3	94	6	0	0	20	17	29	20	9	3	0	0	3	0
24	4	0	75	25	50	50	0	0	25	0	0	0	50	0	0	0	25	0
25	42	98	0	2	100	0	0	0	45	43	10	2	0	0	0	0	0	0
26	47	77	17	6	96	4	0	0	17	28	36	9	2	0	0	4	4	0

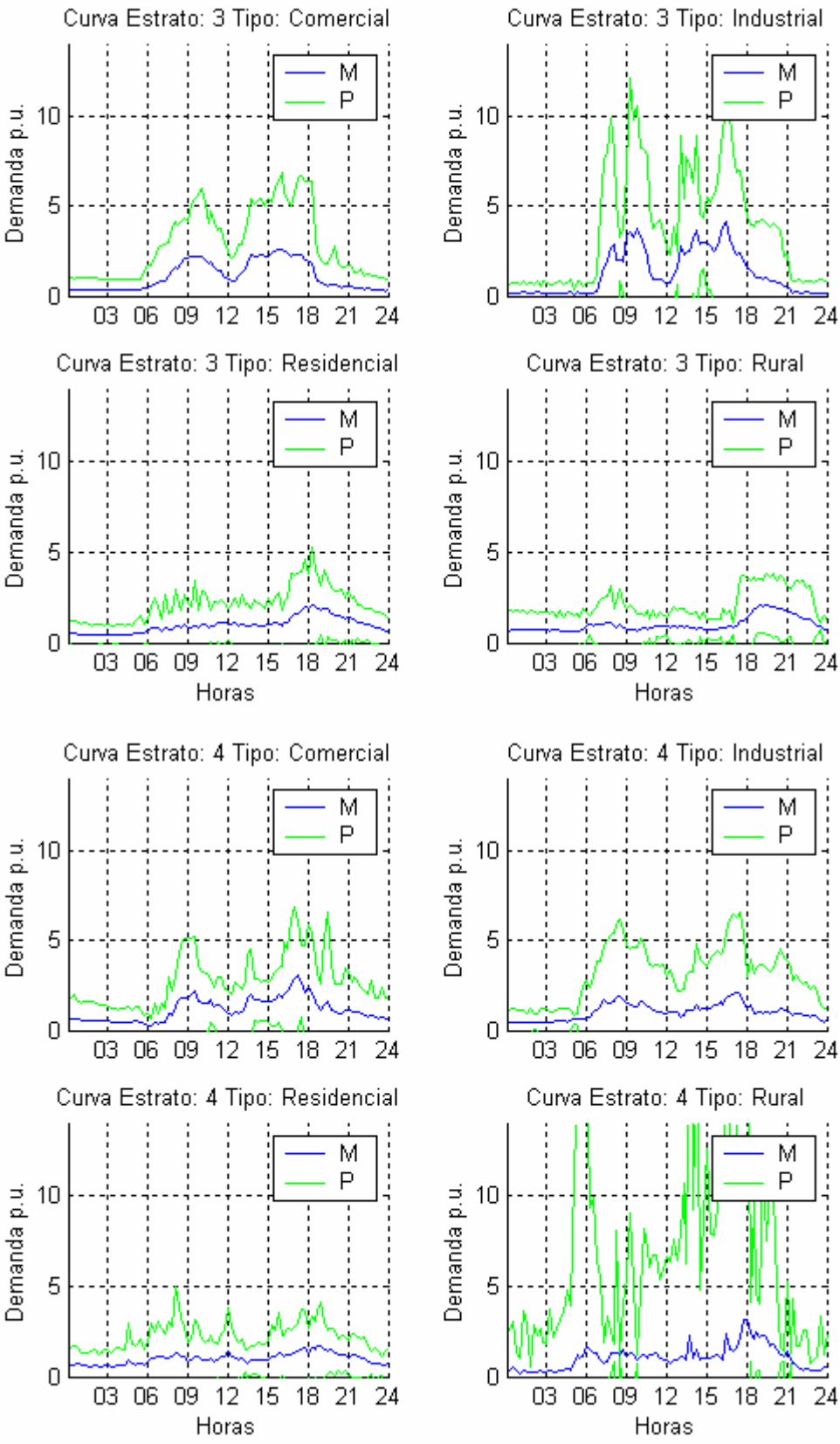
27	60	88	8	3	98	0	2	0	17	45	28	7	0	2	0	2	0	0
28	63	81	13	6	95	3	2	0	33	30	17	8	6	2	3	0	0	0
29	41	44	46	10	95	5	0	0	20	15	32	17	12	2	2	0	0	0
30	21	67	19	14	95	5	0	0	14	38	29	10	5	5	0	0	0	0
31	27	93	7	0	100	0	0	0	19	37	19	15	7	4	0	0	0	0
32	30	3	70	27	97	3	0	0	10	10	10	7	3	10	23	13	10	3
33	53	87	13	0	100	0	0	0	26	17	32	19	0	4	2	0	0	0
34	56	77	18	5	96	0	4	0	20	29	32	11	5	0	4	0	0	0
35	10	40	10	50	50	50	0	0	30	50	0	20	0	0	0	0	0	0
36	69	9	88	3	88	12	0	0	10	20	19	25	12	7	6	0	1	0
37	17	47	53	0	100	0	0	0	12	35	41	6	0	0	6	0	0	0
38	37	97	0	3	97	3	0	0	32	51	14	0	3	0	0	0	0	0
39	26	19	46	35	46	50	4	0	27	12	12	19	8	4	4	0	0	15
40	38	92	3	5	92	8	0	0	61	29	11	0	0	0	0	0	0	0
41	35	66	17	17	97	3	0	0	23	29	23	14	6	6	0	0	0	0
42	1	0	0	100	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
43	44	57	23	20	82	18	0	0	11	11	11	18	16	7	5	16	5	0
44	125	93	6	1	98	2	0	0	13	31	34	14	4	2	2	1	0	0
45	6	17	17	67	0	0	0	100	0	0	33	17	17	17	0	0	17	0
46	12	58	42	0	100	0	0	0	8	42	25	0	8	0	17	0	0	0
47	119	83	13	4	97	3	0	0	31	40	14	8	2	3	1	1	0	1
48	30	53	33	13	97	3	0	0	10	27	10	20	10	7	3	10	3	0
49	21	81	14	5	95	5	0	0	33	10	24	14	5	10	0	5	0	0
50	115	90	8	3	97	3	0	0	22	30	29	11	5	0	0	1	3	0
51	40	68	18	15	90	10	0	0	15	23	30	5	18	3	3	3	3	0
52	60	90	8	2	100	0	0	0	28	50	15	2	2	2	0	0	2	0
53	54	39	33	28	76	24	0	0	26	19	19	13	11	4	4	2	0	4
54	48	98	2	0	96	4	0	0	33	35	27	2	0	0	0	0	2	0
55	63	89	8	3	90	10	0	0	21	57	11	8	0	0	2	0	2	0
56	79	91	6	3	97	3	0	0	22	37	32	8	0	1	1	0	0	0
57	86	91	7	2	98	2	0	0	71	14	9	3	2	0	0	0	0	0
58	37	59	32	8	97	3	0	0	16	27	16	19	5	11	3	0	0	3
59	59	41	39	20	88	10	2	0	14	17	19	22	10	2	8	2	3	3
60	22	41	41	18	68	32	0	0	32	27	5	5	9	5	5	0	5	9
61	8	0	25	75	25	63	13	0	13	13	25	13	25	0	0	0	13	0
62	44	100	0	0	100	0	0	0	50	30	18	2	0	0	0	0	0	0
63	31	71	26	3	97	3	0	0	32	29	26	6	0	3	0	3	0	0
64	52	92	6	2	96	2	0	2	31	52	13	2	0	0	2	0	0	0
65	29	72	28	0	100	0	0	0	17	34	34	10	3	0	0	0	0	0
66	26	96	0	4	100	0	0	0	15	50	27	4	0	0	0	0	4	0
67	39	87	10	3	95	5	0	0	26	38	31	5	0	0	0	0	0	0
68	69	100	0	0	99	1	0	0	45	48	6	1	0	0	0	0	0	0
69	52	13	58	29	77	23	0	0	8	10	15	13	6	15	15	2	13	2
70	56	80	11	9	89	9	2	0	9	41	29	7	4	4	4	0	4	0
71	72	64	18	18	76	22	1	0	14	14	18	18	14	7	4	4	4	3
72	28	100	0	0	100	0	0	0	25	46	29	0	0	0	0	0	0	0
73	83	47	40	13	82	17	1	0	25	22	16	13	5	5	8	2	4	0
74	101	75	21	4	95	4	1	0	15	18	37	12	7	5	5	2	0	0
75	59	92	5	3	97	3	0	0	34	32	24	5	3	0	2	0	0	0
76	19	21	16	63	63	32	5	0	11	11	11	11	11	16	5	11	5	11
77	73	12	49	38	95	4	1	0	8	3	12	4	1	7	19	14	30	1
78	34	18	21	62	88	6	6	0	9	9	9	29	15	6	12	3	9	0
79	136	100	0	0	100	0	0	0	18	47	32	3	0	0	0	0	0	0
80	43	86	14	0	100	0	0	0	2	33	37	19	2	5	0	2	0	0
81	21	95	0	5	100	0	0	0	14	33	24	19	10	0	0	0	0	0

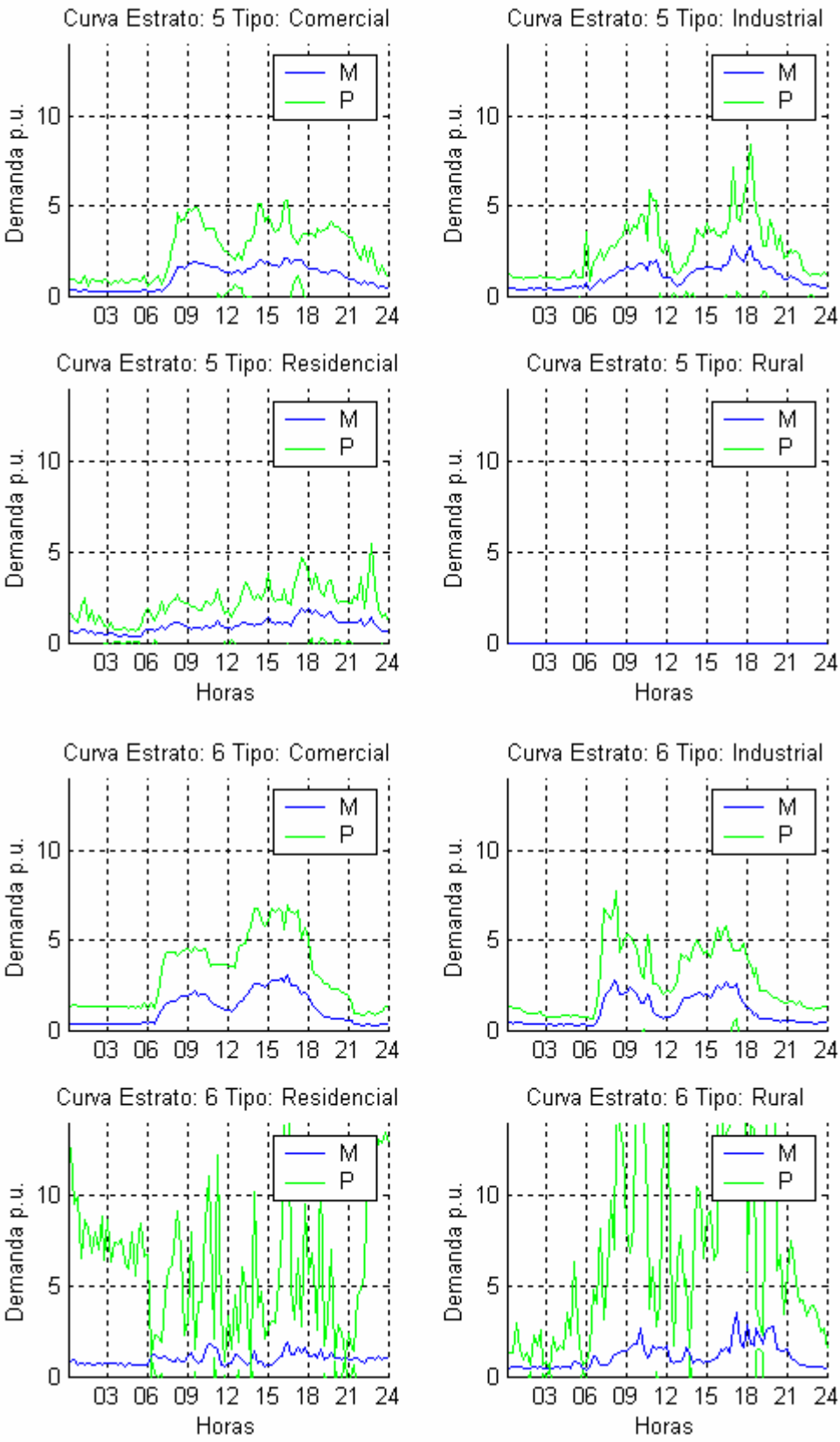
82	115	59	30	10	95	4	1	0	7	30	29	13	10	0	3	3	5	0
83	65	82	8	11	83	15	2	0	26	28	17	11	8	3	2	2	2	3
84	53	87	11	2	98	2	0	0	11	40	34	9	6	0	0	0	0	0
85	91	67	30	3	95	5	0	0	7	19	25	25	11	7	2	3	1	0
86	47	96	0	4	96	4	0	0	40	40	11	4	2	0	0	0	2	0
87	54	100	0	0	98	2	0	0	30	31	28	7	2	2	0	0	0	0
88	33	27	45	27	82	18	0	0	3	12	15	21	21	0	6	3	15	3
89	84	92	7	1	99	1	0	0	4	27	37	18	5	4	4	1	1	0
90	91	96	4	0	99	1	0	0	4	26	41	16	9	2	0	0	1	0
91	76	92	5	3	97	3	0	0	11	29	25	21	5	4	4	0	1	0
92	115	97	3	0	99	1	0	0	12	43	29	10	5	0	0	0	1	0
93	28	96	4	0	100	0	0	0	39	25	36	0	0	0	0	0	0	0
94	85	86	12	2	100	0	0	0	22	31	26	11	5	5	0	0	1	0
95	25	100	0	0	100	0	0	0	44	24	20	12	0	0	0	0	0	0

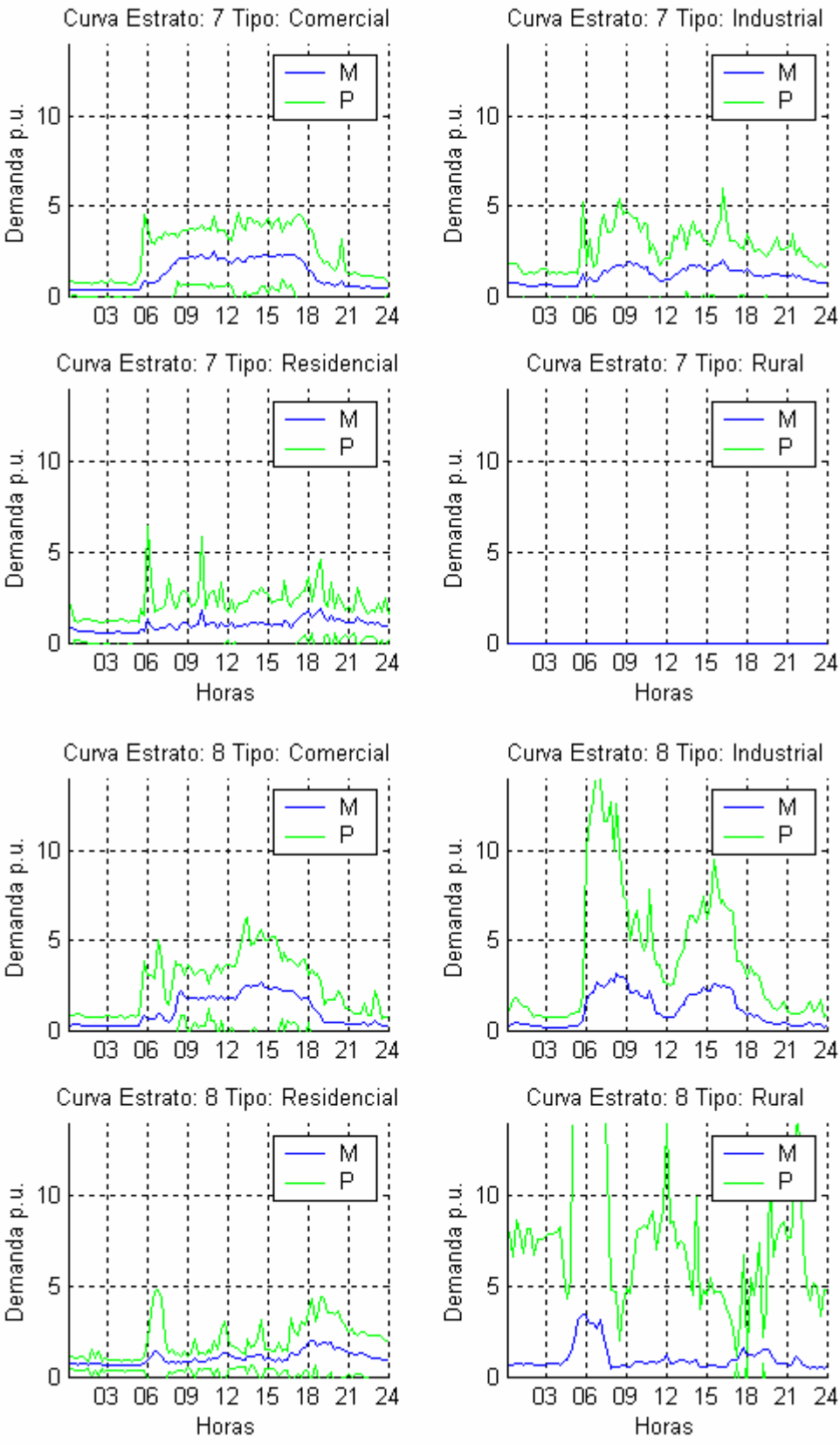
Anexo – B: Curvas média e de desvio padrão por estrato de consumo e tipo de consumidor.

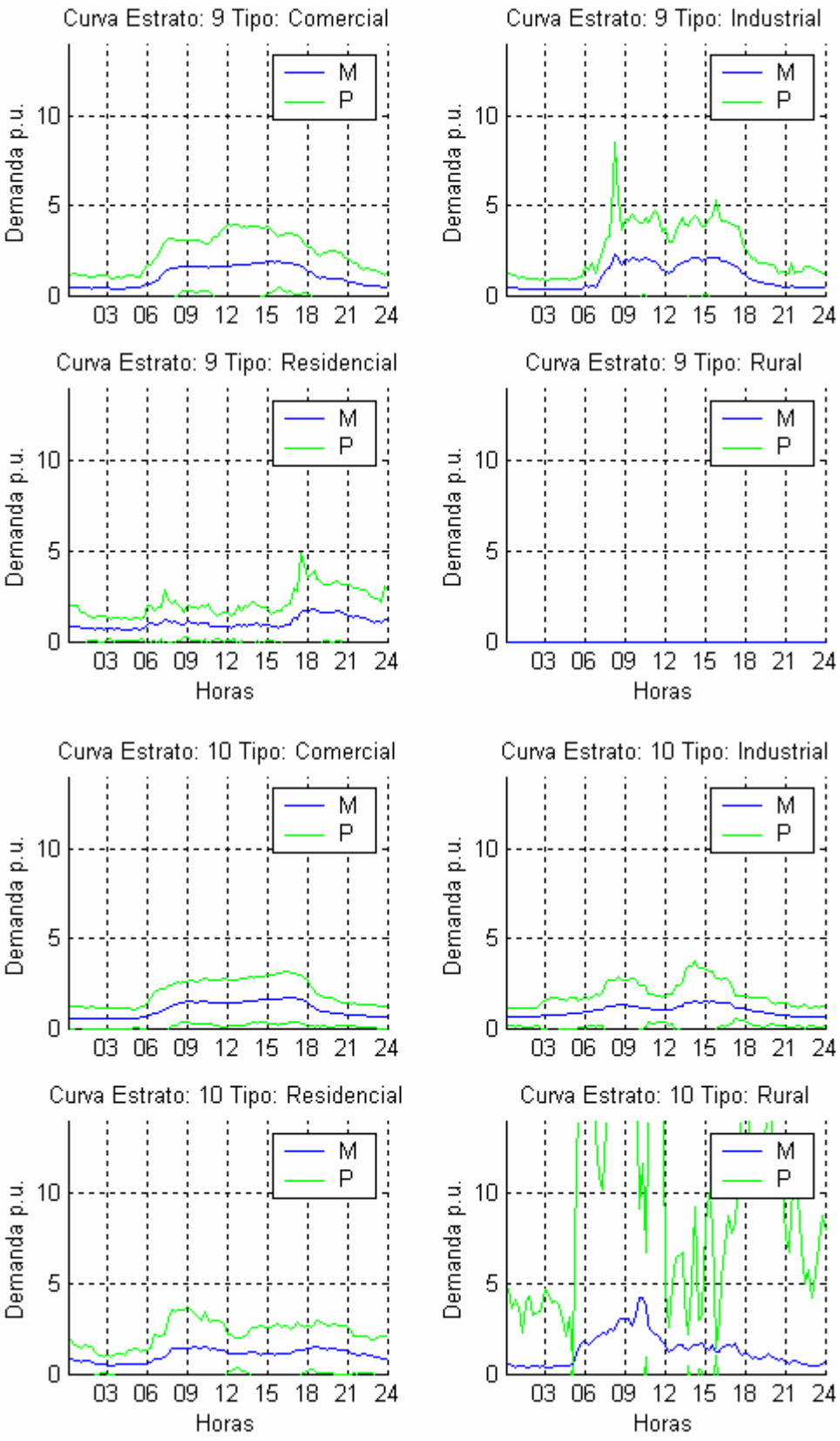
Anexo B - Curvas média e de desvio padrão por estrato de consumo e tipo de consumidor.




Curva Estrato: 3 Tipo: Comercial
Curva Estrato: 3 Tipo: Industrial
Curva Estrato: 3 Tipo: Residencial
Curva Estrato: 3 Tipo: Rural
Curva Estrato: 4 Tipo: Comercial
Curva Estrato: 4 Tipo: Industrial
Curva Estrato: 4 Tipo: Residencial
Curva Estrato: 4 Tipo: Rural
Demanda p.u.
Horas
M
P
0
5
10
03 06 09 12 15 18 21 24


Curva Estrato: 5 Tipo: Comercial
Curva Estrato: 5 Tipo: Industrial
Curva Estrato: 5 Tipo: Residencial
Curva Estrato: 5 Tipo: Rural
Curva Estrato: 6 Tipo: Comercial
Curva Estrato: 6 Tipo: Industrial
Curva Estrato: 6 Tipo: Residencial
Curva Estrato: 6 Tipo: Rural
Demanda p.u.
Horas
M
P
0
5
10
03 06 09 12 15 18 21 24


Curva Estrato: 7 Tipo: Comercial
Curva Estrato: 7 Tipo: Industrial
Curva Estrato: 7 Tipo: Residencial
Curva Estrato: 7 Tipo: Rural
Curva Estrato: 8 Tipo: Comercial
Curva Estrato: 8 Tipo: Industrial
Curva Estrato: 8 Tipo: Residencial
Curva Estrato: 8 Tipo: Rural
Demanda p.u.
Horas
M
P
0
5
10
03 06 09 12 15 18 21 24


Curva Estrato: 9 Tipo: Comercial
Curva Estrato: 9 Tipo: Industrial
Curva Estrato: 9 Tipo: Residencial
Curva Estrato: 9 Tipo: Rural
Curva Estrato: 10 Tipo: Comercial
Curva Estrato: 10 Tipo: Industrial
Curva Estrato: 10 Tipo: Residencial
Curva Estrato: 10 Tipo: Rural
Demanda p.u.
Horas
M
P
0
5
10
03 06 09 12 15 18 21 24

Anexo – C: Exemplo de aplicação do método *Bootstrap* utilizado no trabalho.

Anexo C – Exemplo da aplicação do método *Bootstrap* utilizado no trabalho.

Considere um estrato de consumo A, pertencente ao tipo de consumidor B, contendo 05 consumidores. Para cada um dos consumidores são disponibilizados 04 instantes pertencentes aos 96 instantes de sua curva de demanda média. A tabela abaixo apresenta estes parâmetros.

	Instante 01	**Instante 02**	**Instante 03**	**Instante 04**
Consumidor -01	0,7710	0,6350	0,6750	0,6410
Consumidor -02	0,8670	0,8690	0,8670	0,8670
Consumidor -03	1,6920	1,6420	1,6920	1,2020
Consumidor -04	2,9070	1,9730	1,0670	0,9870
Consumidor -05	0,4300	1,0450	0,1860	0,7080

Para a execução do método *bootstrap*, definiu-se uma re-amostra de tamanho 03. Lembrando que o número de interações que o método *Bootstrap* executa é igual ao número de re-amostras definido. Os índices dos consumidores são escolhidos aleatoriamente para cada re-amostra. A tabela abaixo apresenta os índices.

	Re-amostra 01	**Re-amostra 02**	**Re-amostra 03**
Índice do consumidor	2	1	4
	2	3	2
	3	3	2
	4	1	4
	2	4	4

A tabela abaixo apresenta a primeira interação do método *Bootstrap*. Para cada instante, os valores de demanda média foram arranjados conforme disposição dos índices de consumidores apresentado na tabela anterior no campo de re-amostra 01.

Conforme descrito no item 3.8.2, utiliza-se os parâmetros de média, 2,5 percentil e 97,5 percentil. Assim a tabela abaixo apresenta os resultados deste procedimento.

	Instante 01	**Instante 02**	**Instante 03**	**Instante 04**
Consumidor -01	0,8670	0,8690	0,8670	0,8670
Consumidor -02	0,8670	0,8690	0,8670	0,8670
Consumidor -03	1,6920	1,6420	1,6920	1,2020
Consumidor -04	2,9070	1,9730	1,0670	0,9870
Consumidor -05	0,8670	0,8690	0,8670	0,8670
Média	1,4400	1,2444	1,0720	0,9580
2,5 Percentil	0,8670	0,8690	0,8670	0,8670
97,5 Percentil	2,9070	1,9730	1,6920	1,2020

A tabela abaixo apresenta a segunda interação do método *bootstrap*.

	Instante 01	Instante 02	Instante 03	Instante 04
Consumidor -01	0,7710	0,6350	0,6750	0,6410
Consumidor -02	1,6920	1,6420	1,6920	1,2020
Consumidor -03	1,6920	1,6420	1,6920	1,2020
Consumidor -04	0,7710	0,6350	0,6750	0,6410
Consumidor -05	2,9070	1,9730	1,0670	0,9870
Média	1,5666	1,3054	1,1602	0,9346
2,5 Percentil	0,7710	0,6350	0,6750	0,6410
97,5 Percentil	2,9070	1,9730	1,6920	1,2020

A tabela abaixo apresenta a última interação do método *bootstrap*.

	Instante 01	Instante 02	Instante 03	Instante 04
Consumidor -01	2,9070	1,9730	1,0670	0,9870
Consumidor -02	0,8670	0,8690	0,8670	0,8670
Consumidor -03	0,8670	0,8690	0,8670	0,8670
Consumidor -04	2,9070	1,9730	1,0670	0,9870
Consumidor -05	2,9070	1,9730	1,0670	0,9870
Média	2,0910	1,5319	0,9870	0,9390
2,5 Percentil	0,8670	0,8690	0,8670	0,8670
97,5 Percentil	2,9070	1,9730	1,0670	0,9870

Após a última interação, calcula-se a média das médias das interações e a média dos percentis. Assim, obtém-se a curva de demanda média representativa do estrato A e seu intervalo de confinaça. A tabela abaixo apresenta estes resultados.

Média	1,6992	1,3604	1,0731	0,9439
2,5 Percentil	0,8350	0,7910	0,8030	0,7917
97,5 Percentil	2,9070	1,9730	1,4837	1,1303

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

[1] Rocha, J. E. N. *Sistemas Inteligentes no Estudo de Perdas Comerciais do Setor de Energia Elétrica.* Rio de Janeiro, 2003. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Católica do Rio de Janeiro.

[2] Vieira, C. A. *Estabelecimento de Curva Diária de Demanda de Consumidores Residenciais.* São Paulo, 1993. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

[3] Medeiros, L. *Associação entre Clientes e Redes no Sistema Elétrico de Distribuição.* Rio de Janeiro, 1999. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Católica do Rio de Janeiro.

[4] Santos, A.; *et al.* Conservação de Energia Eficiência Energética de Instalações e Equipamentos. 2ª Edição. Editora EFEI. 2001.

[5] Yasuoka, J. *Previsão de Demanda em Sistema de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Redes Neurais Artificiais.* São Paulo, 2002. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

[6] Hippert, H. S. *Previsão de Demandas a Curto Prazo – Uma avaliação da Viabilidade do uso de Redes Neurais Artificiais.* Rio de Janeiro, 2001. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Católica do Rio de Janeiro.

[7] Serrão, F. C. C. *Modelo de Previsão de Demanda Utilizando Redes Neurais e Lógica Fuzzy.* Rio de Janeiro, 2003. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Católica do Rio de Janeiro.

[8] Figueiredo, F. M. *Estudo sobre Curvas de Demanda de Consumidores Comerciais.* São Paulo, 1994. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

[9] Casolari, R. P. *Curvas de Demanda de Consumidores Industriais – Agregação com outras Demandas.* São Paulo, 1996. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

[10] Pessanha, J. F. M.; Velásquez, R. M. C.; Melo, A. C. G.; *et al*. Técnicas de *Cluster Analysis* na Construção de Tipologias de Curvas de Carga. XV SEMINÁRIO NACIONAL DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (Novembro, 2002, Salvador, Bahia). *Anais.* Bahia, 2002.

[11] Andrade, W. S. *Estimação de Curvas de Demanda de Consumidores de Distribuição Utilizando Redes Neurais e Lógica Fuzzy.* Rio de Janeiro, 2002. Dissertação (Mestrado em Ciências em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Rio de Janeiro.

[12] Pessanha, J. F. M.; Laurencel, L. C.; Souza, R. C. Mapas de *Kohonen* na Construção de Tipologias de Curvas de Carga. In: XXXVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL (Novembro, 2004, São João Del Rei, Minas Gerais). *Anais.* Minas Gerais, 2004. p. 2065-2074.

[13] Jardini, J. A.; Tahan, C. M. V.; Gouvea, M. R.; *et al.* Daily Load Profiles for Residential, Commercial and Industrial Low Voltage Consumers. *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 15, no. 1, pp. 375–380, Jan. 2000.

[14] Barbetta, P. A.; Reis, M. M.; Bornia A. C. Estatística para Cursos de Engenharia e Informática. Atlas. 2004.

[15] Bussab, W.; Morettin, P.; Estatística Básica. 5ª edição. Saraiva. 2004.

[16] Yonamine, F.S.; Specia, L.; Carvalho, V.O.; Nicoletti, M.C. *Aprendizado não supervisionado em domínios fuzzy - algoritmo fuzzy c-means*, RT-DC 003/2002, UFSC. São Carlos, 2002, 18 pg. Disponível em http://www.dc.ufscar.br/~carmo/ relatorios/RT_Fuzzy_Cmeans_Final.PDF. Acessado em 15/05/2005.

[17] Zadeh, L. A. Fuzzy Sets. Information and Control, v. 8, p. 338-53, 1965.

[18] Araújo, A. G. *Estimativa e Classificação da Compactação do Solo Pelo Tráfego de Máquinas Agrícolas através da Modelagem Nebulosa.* São Paulo, 2004. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade de São Paulo.

[19] Zorzate, E. H.; Leite, L. C. Um Modelo de Avaliação e Classificação de Fornecedores Baseado em Regras Lingüísticas e Lógica Fuzzy (Nebulosa). In: VIII SIMPOSIO DE ADMINISTRAÇÃO DA PRODUÇÃO, LOGÍSTICA E OPERAÇÕES INTERNACIONAIS (Setembro, 2005, São Paulo). *Anais.* São Paulo, 2005.

[20] Jang, J. S. R. Adaptive-network-based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. 23, n. 3, p. 665-685, 1993.

[21] Lindskog, P. Fuzzy Identification Form a Grey Box Modeling Point of View. In: HELLENDOORN, H.; DRIANKOV, D. Fuzzy Model Identification – Selected Approaches. Berlin: Springer-Verlag, 1997. p. 3-50.

[22] Kaufmann, A.; Gupta M. M. Introduction to Fuzzy Arithmetic. Theory and Applications. p. 36. 1991.

[23] Hair; Anderson; Tatham; Black. Análise Multivariada de Dados. 5ª edição. Bookman. 2005.

REFERÊNCIA CONSULTADA

[1] Haykin, S. Redes Neurais Princípios e Praticas. 2ª Edição. Bookman. 2002.

[2] Driankov, D; Hellendoorn, H; Reinfrank, M. An Introduction to Fuzzy Control. 2ª Edition Springer. 1996.

[3] Capasso, A; Grattieri, W; Lamedica, R. *et al.*A Bottomp-Up Approach to Residential Load Modeling. *IEEE Trans. on Power System.*, vol. 9, no. 2, May. 1994.

[4] Jardini, J. A.; Tahan, C. M. V.; Anh, S. U.; *et al.* Daily Load Profiles for Residential, Commercial and Industrial Low Voltage Consumers. *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 12, no. 4, October. 1997.

[5] Jardini, J. A.; Schmidt, H. P.; Anh, S. U.; *et al.* Distribution Transformer Loss of Life Evaluation: A Novel Approach Based on Daily Load Profiles. *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 15, no. 1, Jan. 2000.

[6] Heunis, S. W; Herman, R. A Probabilistc Model for Residential Consumer Loads. *IEEE Trans. on Power System*, vol. 17, no. 3, August. 2002.

[7] Gerbec, D; Gasperic, S; Smon, I; *et al*. Consumers' Load Profile Determination Based on Different Classification Methods. *IEEE. 2003.*

[8] Gerbec, D; Gasperic, S; Smon, I; *et al*. Determining the load profiles of consumers based on fuzzy logic and probability neural networks. *IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib.*, Vol. 151, No. 3, May 2004.

[9] Soares, L. J. *Ensaios em Previsão de Carga a Curto Prazo.* Rio de Janeiro, 2003. Tese (Doutorado em Engenharia) – Departamento de Engenharia Elétrica – Universidade Católica do Rio de Janeiro.

[10] Gerbec, D; Gasperic, S; Smon, I; *et al*. Allocation of the Load Profiles to Consumers Using Probabilistic Neural Networks . *Trans. on Power System*, Vol. 20, No 2, May 2005