

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE ENGENHARIA DE BAURU

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**MÉTODO DE CLUSTERIZAÇÃO APLICADO AO
ESTUDO DA INFLUÊNCIA DA TARIFA BRANCA NO
PERFIL DE CURVAS DE CARGA**

GUSTAVO VINICIUS SANTANA

BAURU

2020

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE ENGENHARIA DE BAURU

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**MÉTODO DE CLUSTERIZAÇÃO APLICADO AO
ESTUDO DA INFLUÊNCIA DA TARIFA BRANCA NO
PERFIL DE CURVAS DE CARGA**

GUSTAVO VINICIUS SANTANA

Dissertação apresentada como requisito à obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Faculdade de Engenharia de Bauru, da Universidade Estadual Paulista.

Orientador: Prof. Dr. André Nunes de Souza

BAURU

2020

S232m

Santana, Gustavo Vinicius

Método de clusterização aplicado ao estudo da
influência da tarifa branca no perfil de curvas de carga /

Gustavo Vinicius Santana. -- Bauru, 2020

115 p. : il., tabs.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista
(Unesp), Faculdade de Engenharia, Bauru

Orientador: André Nunes de Souza

1. Clusterização. 2. Consumidor Residencial. 3. Curvas
de Cargas. 4. Tarifa Branca. 5. Hábitos de Consumo I.
Título.

ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE GUSTAVO VINÍCIUS SANTANA, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, DA FACULDADE DE ENGENHARIA - CÂMPUS DE BAURU.

Aos 27 dias do mês de novembro do ano de 2020, às 15:00 horas, por meio de Videoconferência, realizou-se a defesa de DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de GUSTAVO VINÍCIUS SANTANA, intitulada **MÉTODO DE CLUSTERIZAÇÃO APLICADO AO ESTUDO DA INFLUÊNCIA DA TARIFA BRANCA NO PERFIL DE CURVAS DE CARGA**. A Comissão Examinadora foi constituída pelos seguintes membros: Prof. Dr. ANDRE NUNES DE SOUZA (Orientador(a) - Participação Virtual) do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Bauru - UNESP, Prof. Dr. PEDRO DA COSTA JUNIOR (Participação Virtual) do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Bauru - UNESP, Prof. Dr. SHIGEAKI LEITE DE LIMA (Participação Virtual) do(a) Departamento de Engenharia da Computação / Universidade Federal do Maranhão. Após a exposição pelo mestrando e arguição pelos membros da Comissão Examinadora que participaram do ato, de forma presencial e/ou virtual, o discente recebeu o conceito final: Aprovado _____. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que após lida e aprovada, foi assinada pelo(a) Presidente(a) da Comissão Examinadora.

Prof. Dr. ANDRE NUNES DE SOUZA



PROPOSTA DE ALTERAÇÃO DO TÍTULO

A BANCA EXAMINADORA PROPÕE A ALTERAÇÃO DO TÍTULO DO TRABALHO DO ALUNO:
GUSTAVO VINÍCIUS SANTANA

DE: "MÉTODO DE CLUSTERIZAÇÃO APLICADO AO ESTUDO DA INFLUÊNCIA DA TARIFA BRANCA
NO PERFIL DE CURVAS DE CARGA"

PARA:

Não houve alteração do título do trabalho.

Bauru, 27 de novembro de 2020.



Prof. Dr. André Nunes de Souza
Orientador

Dedico este trabalho à minha família, em especial aos meus pais Aroldo e Benedita, as minhas irmãs Priscilla e Kelly e à minha namorada Victória, por todo amor, apoio, confiança e incentivo em todos os momentos.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus, por me dar perseverança, força, sabedoria, ciência e discernimento para alcançar este objetivo abençoado, com pessoas especiais neste período e que fazem parte da minha vida acadêmica, que sempre estiveram presentes nas fases boas e ruins.

Ao meu Orientador Prof. Dr. André Nunes de Souza, pela orientação, amizade, paciência, oportunidade e pelo conhecimento transmitido ao longo deste período de pesquisa.

Agradeço ao Prof. Dr. Pedro da Costa Junior, por todo auxílio e conhecimentos compartilhados neste período, que agregaram resultados positivos neste trabalho.

Em especial quero agradecer todos os meus colegas de trabalho do LSISPOTI: André, Marco, Danilo e Haroldo, que estiveram presentes em todos os momentos bons e difíceis que tivemos para cumprimentos dos objetivos, e que contribuíram de alguma forma para que este trabalho fosse realizado o melhor possível.

Agradeço a Coordenação de Aperfeiçoamento Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, pelo incentivo e apoio financeiro dado para a execução desta dissertação.

Ao programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia de Bauru, em especial ao coordenador Prof. Dr. Fabricio Guimarães Baptista por todo apoio nas questões administrativas no decorrer deste trabalho.

E por fim, agradeço muito minha família, em especial aos meus pais, Aroldo e Benedita, pela paciência, incentivo e apoio que tiveram comigo durante o desenvolvimento deste trabalho, minha irmã Priscilla que sempre me motivou nos estudos sendo meu espelho nesta área acadêmica e minha irmã Kelly, que sempre me incentivaram a continuar estudando e à minha namorada Victória que teve muita paciência comigo e me mostrou a importância de organização e motivação, que foram fundamentais para o término deste trabalho.

*"A persistência é o menor caminho do êxito".
(Charles Chaplin)*

RESUMO

A tarifa branca é um meio de controle indireto de demanda e a adesão de um número maior de consumidores proporciona menor perda no sistema elétrico, confiabilidade e maior segurança no fornecimento de energia elétrica. Esta dissertação consiste em um estudo analítico de curvas de cargas residenciais para viabilizar a adoção da tarifa branca, a qual considera os registros de consumo em intervalos fixos no tempo. A ideia é obter os perfis de consumo que mais se beneficiam com a adesão para essa alternativa tarifária no atual contexto brasileiro. O objetivo é verificar, a partir da análise das curvas características de vários perfis de consumo, se a adesão à tarifa branca traria benefícios aos usuários participantes. Idealmente, os consumidores não deveriam alterar radicalmente seus hábitos de consumo para reduzir seus custos com a energia elétrica. Por outro lado, o alinhamento mais adequado de perfis de consumo com tarifas também propicia melhor aproveitamento da capacidade instalada por parte da concessionária. Neste sentido, a metodologia proposta consiste em avaliar curvas de carga obtida a partir de dados sintéticos e da definição de cronogramas de consumo preestabelecido pela concessionária para esta modalidade tarifária. Neste estudo, a opção de aderir à tarifa branca considera os aspectos econômicos e de conforto do usuário. Em resumo, esta dissertação propõe uma metodologia para analisar a viabilidade de adesão à tarifa branca, analisando perfis de consumo e considerando pouca ou nenhuma alteração no uso de eletrodomésticos.

Palavras-chave: clusterização; consumidor residencial; curvas de cargas; tarifa branca; hábitos de consumo.

ABSTRACT

The white tariff is a means of indirect demand control and the adhesion of a larger number of consumers provides less loss in the electrical system, reliability and greater security in the electric power supply. This dissertation consists of an analytical study of residential load curves to enable the adoption of the white tariff, which considers consumption records at fixed intervals over time. The idea is to obtain the consumption profiles that most benefit from adherence to this tariff alternative in the current Brazilian context. The objective is to verify, from the analysis of the characteristic curves of various consumption profiles, whether adherence to the white tariff would bring benefits to participating users. Ideally, consumers should not radically change their consumption habits to reduce their electricity costs. On the other hand, the more adequate alignment of consumption profiles with tariffs also provides better use of installed capacity by the concessionaire. In this sense, the proposed methodology consists of evaluating load curves obtained from synthetic data and the definition of consumption schedules pre-established by the concessionaire for this type of tariff. In this study, the option to join the white tariff considers the economic and comfort aspects of the user. In summary, this dissertation proposes a methodology to analyze the feasibility of adhering to the white tariff, analyzing consumption profiles and considering little or no change in the use of domestic appliances.

keywords: clustering; residential consumer; load curves; white tariff; consumer habits.

LISTA DE FIGURAS

1	Distribuição de documentos 2009-2019.	22
2	Rede de palavras-chave	23
3	Distribuição de <i>hot topic</i> 2009-2018	24
4	Distribuição de curva característica de consumo residencial	28
5	Comparativo entre tarifa branca e tarifa convencional	35
6	Consumo do chuveiro elétrico na região sudeste	40
7	Fluxograma da metodologia.	49
8	Comparação das curvas de cada um dos cinco grupos propostos.	56
9	<i>Boxplot</i> da terceira comparação tarifa branca e tarifa convencional com ganho de 10% a 15%.	57
10	Comparação das curvas de cada um dos cinco grupos propostos.	60
11	Curva média do grupo branco.	62
12	Curva média do grupo convencional.	63
13	Curva média do <i>cluster A</i>	64
14	Curva média do <i>cluster B</i>	65
15	Curva média do <i>cluster C</i>	66
16	Curva média do <i>cluster D</i>	66
17	Curva média do <i>cluster E</i>	67
18	Curva média do <i>cluster F</i>	68
19	Curva média do <i>cluster G</i>	68
20	Curva média do <i>cluster H</i>	69

21	Curva média do <i>cluster</i> I.	70
22	Curva média do <i>cluster</i> J.	71
23	Curva média do <i>cluster</i> J e desvios padrões ponto a ponto.	72
24	Curvas que possuem os extremos de cada horário – <i>cluster</i> J.	73
25	Curva média do <i>cluster</i> K.	73
26	Curva média do <i>cluster</i> K e desvios padrões ponto a ponto.	74
27	Curvas que possuem os extremos de cada horário – <i>cluster</i> K.	75
28	Curva média do <i>cluster</i> L.	76
29	Curva média do <i>cluster</i> L e desvios padrões ponto a ponto.	77
30	Curvas que possuem os extremos de cada horário – <i>cluster</i> L	78
31	Curva média do <i>cluster</i> M.	79
32	Curva média do <i>cluster</i> M e desvios padrões ponto a ponto.	80
33	Curvas que possuem os extremos de cada horário – <i>cluster</i> M.	81
34	Curva média do <i>cluster</i> N.	81
35	Curva média do <i>cluster</i> N e desvios padrões ponto a ponto.	83
36	Curvas que possuem os extremos de cada horário – <i>cluster</i> N	84
37	Pontos de maior aproximação clusters A, B, C e D	85
38	Pontos de maior aproximação clusters E, F, G e H	85
39	Pontos de maior aproximação clusters I, J, K E L	86
40	Pontos de maior aproximação clusters M e N	86
41	Visualização das amostras	90
42	Divisão dos <i>clusters</i>	92
43	Clusterização k = 6 <i>clusters</i>	93
44	Curva média do consumo dos clusters	94
45	Primeira comparação tarifa branca e tarifa convencional com ganho de 5% (etapa 1).	106

46	Segunda comparação tarifa branca e tarifa convencional com ganho de 5% a 10% (etapa 1).	107
47	Quarta comparação tarifa branca e tarifa convencional com ganho de 15% a 20% (etapa 1).	107
48	Ganhos acima de 20% existente apenas para tarifa convencional (etapa 1). . . .	108
49	Gráfico box (etapa 1 faixa 1)	108
50	Gráfico box (etapa 1 faixa 2)	109
51	Gráfico box (etapa 1 faixa 3)	109
52	Gráfico box (etapa 1 faixa 4)	110
53	Gráfico box (etapa 1 faixa 10)	110
54	Gráfico box (etapa 1 classe 2.1)	111
55	Gráfico box (etapa 1 classe 2.2)	111
56	Gráfico box (etapa 1 classe 2.3)	112
57	Gráfico box (etapa 1 classe 2.4)	112
58	Gráfico box (etapa 1 classe 10)	113
59	Gráfico box (etapa 1 classe 3.1)	113
60	Gráfico box (etapa 1 classe 3.2)	114
61	Gráfico box (etapa 1 classe 3.3)	114
62	Gráfico box (etapa 1 classe 3.4)	115
63	Gráfico box (etapa 1 classe 4.1)	115
64	Gráfico box (etapa 1 classe 4.2)	116
65	Gráfico box (etapa 1 classe 4.3)	116
66	Gráfico box (etapa 1 classe 5.1)	117
67	Gráfico box (etapa 1 classe 5.2)	117
68	Gráfico box (etapa 1 classe 5.3)	118

LISTA DE TABELAS

1	Cronograma de implantação da tarifa branca	34
2	Fonte de aquecimento da água dos chuveiros do domicílio –Sudeste/Brasil Julho de 2018 a abril de 2019.	39
3	Principais trabalhos do estudo bibliométrico	44
4	Comparação da tarifa convencional com a branca	50
5	Dados estatísticos da primeira etapa da metodologia	55
6	Valores por classe de consumo	57
7	Dados estatísticos (Classe 1, 2 e 3)	58
8	Dados estatísticos (Classe 4 e 5)	59
9	Distribuição dos dados nos grupos do <i>cluster</i> J	71
10	Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do <i>cluster</i> J	72
11	Distribuição dos dados nos grupos do <i>cluster</i> K	74
12	Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do <i>cluster</i> K.	75
13	Distribuição dos dados nos grupos do <i>cluster</i> L	76
14	Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do <i>cluster</i> L.	77
15	Distribuição dos dados nos grupos do <i>cluster</i> M	79
16	Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do <i>cluster</i> M.	80
17	Distribuição dos dados nos grupos do <i>cluster</i> N	82

18	Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do <i>cluster</i> N.	83
19	Resultado da clusterização	88
20	Porcentagem dos valores máximos de cada período	89
21	Resultado da clusterização com K=2.	91
22	Resultado da Clusterização.	92
23	Consumo real das curvas médias dos <i>clusters</i>	94
24	Consumo do horário de ponta deslocado para o horário intermediário das curvas médias dos clusters	95
25	Consumo do horário de ponta deslocado para o horário fora de ponta das curvas médias dos <i>clusters</i>	95
26	Comparação entre os custos de adesão à tarifa branca	96
27	Comparação entre os custos de adesão à tarifa branca com 15%, 20%, 25%, 30% e 35%	97

LISTA DE SIGLAS

ANEEL Agência Nacional de Energia Elétrica

ANSI *American National Standards Institute*

DR *Demand Response*

DNAEE Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica

EE Eficiência Energética

EPE Empresa de Pesquisa Energética

EM *Expectation Maximization*

FDP Função de Densidade de Probabilidade

FEC Frequência de Interrupções

GD Geração Distribuída

GLD Gerenciamento Pelo Lado da Demanda

GMM *Gaussian Mixture Model*

IBGE Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IEC *International Electrotechnical Commission*

MME Ministério de Minas e Energia

PROINFA Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica

PROCEL Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica

PRODIST Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional

P&D Programa de Pesquisa e Desenvolvimento

REN Resolução Normativa

SG *Smart Grid*

TOU *Time of Use*

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	19
1.1 Relevância e Motivação	19
1.2 Justificativa	20
1.3 Objetivos	24
1.4 Contribuições da Pesquisa	25
1.5 Estrutura da Dissertação	26
 CAPÍTULO 2 – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	 27
2.1 Consumo de Energia Elétrica	27
2.2 Considerações Iniciais	27
2.2.1 Consumo Residencial	28
2.3 Demanda de Energia Elétrica	29
2.3.1 Programas de Resposta pelo Lado da Demanda	30
2.3.2 Programas Baseados em Preços	30
2.3.3 Programas Baseados em Incentivos	31
2.4 Modalidades Tarifária no Brasil	32
2.4.1 Estrutura Tarifária Horo-Sazonal	32
2.4.2 Tarifa Branca	33
2.5 Métodos de Agrupamento	36
2.5.1 Floresta de Caminhos Ótimos	36

2.5.2	<i>Mean Shift</i>	37
2.5.3	Maximização de Expectativas	37
2.5.4	<i>k-means</i>	38
2.6	Alternativas para Redução do Consumo de Energia Elétrica	38
2.6.1	Sistemas Fotovoltaico	40
2.6.2	Aquecedor a Gás	41
2.6.3	Aquecedor Solar	41
2.7	Considerações Finais Sobre o Capítulo	42
CAPÍTULO 3 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA		43
3.1	Considerações Iniciais	43
3.2	Estudo Bibliométrico	43
3.3	Considerações Finais Sobre o Capítulo	46
CAPÍTULO 4 – METODOLOGIA		47
4.1	Considerações Iniciais Sobre o Bancos de Dados	47
4.2	Estrutura Metodológica	50
4.3	Considerações Finais Sobre o Capítulo	52
CAPÍTULO 5 – RESULTADOS E DISCUSSÕES		54
5.1	Considerações Iniciais	54
5.2	Etapa 1	54
5.3	Etapa 2	61
5.3.1	Etapa 2.A	61
5.3.2	Etapa 2.B	88
5.4	Considerações Finais Sobre o Capítulo	98
CAPÍTULO 6 – CONCLUSÃO		99

6.1	Aspectos Gerais	99
6.2	Desdobramentos da Pesquisa	100
6.3	Produção Científica	101
REFERÊNCIAS		102
APÊNDICE A – FIGURAS DA ETAPA 1		106
APÊNDICE B – GLOSSÁRIO DE TERMOS TÉCNICOS		119

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

1.1 Relevância e Motivação

Segundo (SCHUTZ; ALVES, 2013) o consumo de energia de fontes não renováveis como (petróleo, carvão mineral, gás natural e energia nuclear) representou 94% do consumo da matriz energética mundial, por fonte de energia primária, para os anos de 1970 e 2011. Portanto, às fontes energéticas de origem fóssil, ainda continuam sendo as mais utilizadas no mundo. Em vista disso as fontes renováveis ainda apresentam pouca participação. Deste modo existe uma preocupação na busca pela redução do consumo de energia através de um consumo mais racional. Além disso, a geração de energia elétrica com utilizações excessivas de fontes de energia não renováveis pode comprometer a segurança energética dos países, por se tratar de recursos limitados. Ocasionalmente vários impactos ambientais como exemplo: mudança climática e gases de efeito estufa.

Sendo assim, o aumento da demanda em conjunto com a saturação na disponibilidade das fontes primárias usuais, leva as empresas de energia elétrica a investir mais em estudos de métodos alternativos, com o intuito de garantir a disponibilidade de energia nos horários de maior carregamento do sistema. Além da opção por fontes de energia renováveis, uma forma de incentivar os consumidores é a adesão de um modelo tarifário mais vantajoso para o consumidor.

O sistema elétrico é composto basicamente por geração, transmissão e distribuição. Contudo, existem as perdas técnicas que se referem à energia elétrica gerada que passa pelas linhas de transmissão e redes da distribuição, mas que não chega a ser faturada seja por motivos técnicos ou comerciais.

Com o objetivo de amenizar esse problema, (MACEDO et al., 2015) existe atualmente a busca da implantação de redes inteligentes que é uma tendência global com inúmeras possibilidades

para o uso de informações geradas através desse método, o desafio é compilar esses dados e informações úteis para o sistema elétrico. Um exemplo disso é o gerenciamento de cargas residenciais pelo lado da demanda, buscando um melhor planejamento do uso da eletricidade.

Segundo (TOMÉ, 2014), no Brasil um dos fatores que se destaca na conta de energia para o consumidor final é o chuveiro elétrico com um aumento na conta de energia, pois o mesmo corresponde a mais de 20% de todo o consumo residencial do país. Para as empresas de energia, o impacto é muito mais preocupante devido às características de alta potência e demanda concentrada em curtos espaços de tempo pela maior parte das residências, correspondendo a um maior carregamento do sistema.

1.2 Justificativa

O crescimento da demanda é constante independentemente das mudanças de tecnologia dos aparelhos, o consumidor busca mais conforto em sua residência, trabalho e demais ambientes. Por outro lado, a evolução tecnológica permite que os equipamentos elétricos sejam mais eficientes, principalmente por meio do uso da eletrônica. No entanto, o aumento da utilização de produtos eletrônicos provoca na rede elétrica diversas alterações nas formas de onda na corrente e tensão elétrica, devido cargas não lineares baseadas em eletrônica de potência, harmônicas e qualidade de energia do tipo de carga ou seja, as cargas não podem ser representadas por uma função linear (BRAZ, 2019).

Conforme (BRAZ, 2019), em consequência dessa não linearidade, surgem correntes não senoidais na rede elétrica, formada não somente pela componente de frequência fundamental em 60 Hz, mas também por demais componentes múltiplas inteiras da frequência fundamental, conhecidas como componentes harmônicas. Essas componentes harmônicas, quando presentes na rede elétrica, acrescentam um valor eficaz da corrente, ocasionando uma série de efeitos inconvenientes aos equipamentos do sistema, do qual evidencia o incremento das perdas de energia nos sistemas de distribuição e transmissão.

Deste modo, as perdas de energia no sistema de distribuição representam a desigualdade entre o total de energia fornecida ao sistema de distribuição e a energia faturada nos consumidores finais. Essas perdas são apontadas como perdas técnicas e perdas comerciais.

Desse modo, as perdas técnicas são extremamente relevantes para o setor elétrico por estarem associados à gestão administrativa das distribuidoras de energia elétrica, já as perdas não técnicas são apenas inidentificáveis na composição das tarifas, enquanto as perdas técnicas, por serem relativo ao processo de distribuição de energia elétrica, ocasionado por fenômenos físicos

como o efeito Joule, que são integralmente inidentificáveis na composição das tarifas de energia elétrica de cada distribuidora, (ANEEL, 2016).

Neste sentido, o estudo apontado pela (Empresa de Pesquisa Energética, 2019), destaca que o setor elétrico brasileiro está passando por um momento de atualização, pautado na necessidade de discussões sobre revisão do marco regulatório e ações em diversas frentes como, tarifação binômia, abertura do mercado livre de energia, geração distribuída e implementação de preços horários.

O avanço das tecnologias de monitoramento, gerenciamento e comunicação, gera uma transformação constante no uso da energia elétrica. Neste contexto destacamos as *Smart Grids* (SG) ou redes elétricas inteligentes que englobam a maior parte das tecnologias atuais no setor elétrico. Para (SUPRIYA et al., 2015) as SG são compostas por várias características importantes, dentre as quais é possível citar:

- Participação dos clientes e usuários da energia elétrica;
- Aumento da qualidade de energia;
- Melhor alocação da geração e armazenamento da energia;
- Aplicação de Eficiência Energética (EE);
- Procedimento com maior resiliência a distúrbios, ataques e desastres;
- Aplicações de recursos renováveis; e
- Elaboração de novos produtos e serviços.

Com o emprego das redes inteligentes é possível atualizar os sistemas elétricos convencionais em uma infraestrutura flexível, de forma comunicativa e com maior participação dos usuários. Neste sentido, é possível destacar um conceito referente à resposta pelo lado da demanda. Este conceito possibilita aos consumidores de energia elétrica maior participação e conhecimento sobre o perfil de consumo de energia, (MULLER, 2016).

Diante deste cenário, o setor elétrico brasileiro assim como nos demais países, é um dos setores responsáveis pela produção do insumo que viabiliza o *Home office*, *e-Commerce* e recursos de *Streaming*. Assim a pandemia causada pelo novo coronavírus (COVID-19) propiciou o aumento no consumo de energia elétrica residencial.

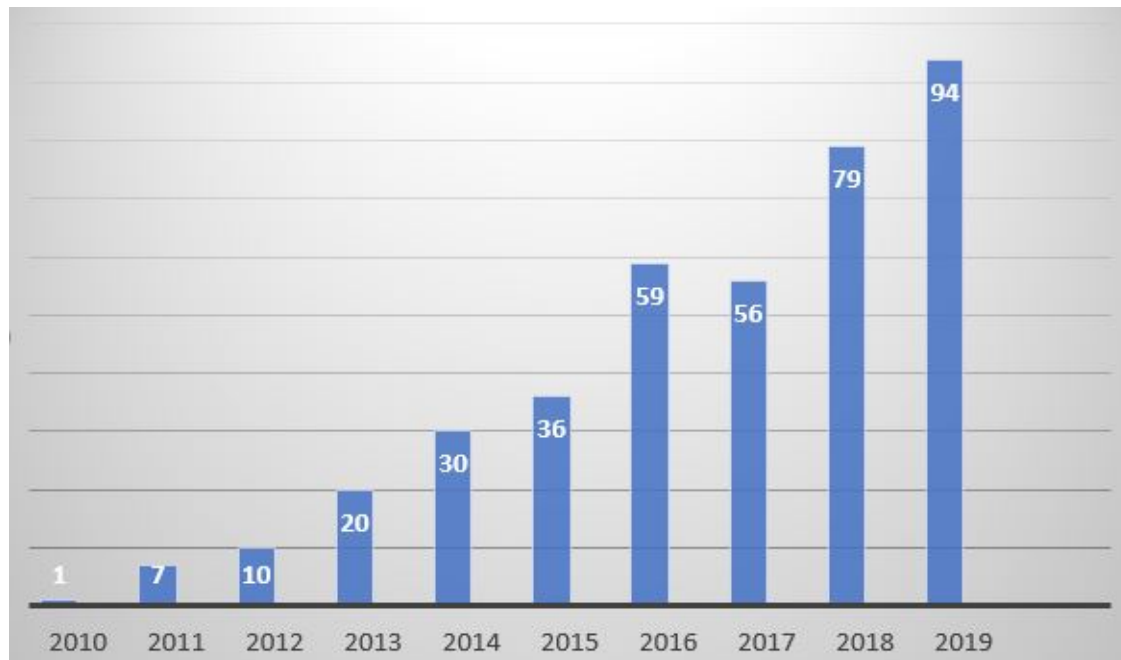
Como consequência desta crise todos os setores são atingidos em particular o setor elétrico pela redução da demanda de energia elétrica. Segundo a (Empresa de Pesquisa Energética,

2020) houve uma retração de 6,6% do consumo de energia elétrica na rede em abril de 2020 em relação ao mesmo período do ano de 2019, refletindo os impactos da pandemia nas classes comerciais e industriais, porém de forma positiva para o consumo residencial devido às medidas de isolamento social apresentando crescimento de 6% em abril. Com isso, a adesão de um modelo tarifário diferenciado, proporciona a redução de gastos por parte do consumidor, podendo ser uma medida importante para redução dos impactos econômicos e sociais causados pela pandemia.

Com o objetivo de investigar os trabalhos mais relevantes, foi realizado um estudo bibliométrico que possibilitou analisar o desenvolvimento do tema e elencar os principais trabalhos e autores para realização de uma fundamentação teórica consistente.

A partir de descritores utilizados nesta pesquisa, foi possível analisar 395 documentos relacionados com o tema. Na Figura 1, é ilustrado a quantidade de publicações no período de 2010 à 2019. é notado que nesse histórico de publicações houve um aumento consistente no número ao longo do período de estudo.

Figura 1: Distribuição de documentos 2009-2019.



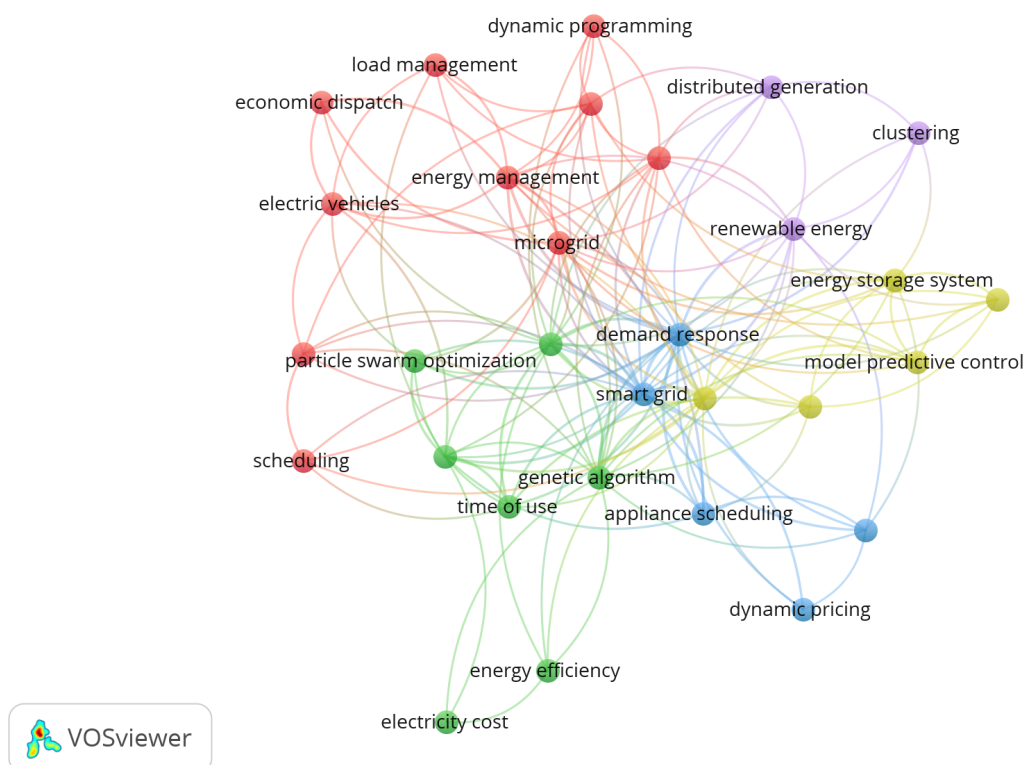
Fonte: Elaborado pelo autor a partir de (SCOPUS, 2020).

Como resultado do estudo bibliométrico, foi desenvolvido uma rede de palavras-chave que relacionava os descritores que obtiveram maior ocorrência nas publicações. Sendo assim, com o auxílio do software *VosViewer*, foram selecionadas quinze palavras-chave, divididas em cinco

clusters.

O tamanho dos nós, ilustrados na Figura 2, indicam a frequência com a qual as palavras foram citadas, ou seja, quanto maior o nó, maior o número de vezes que a palavra-chave foi empregada em um determinado documento. Além disso, a cor e a espessura das linhas que interligam os nós representam um conjunto de referências que estão fortemente conectadas.

Figura 2: Rede de palavras-chave



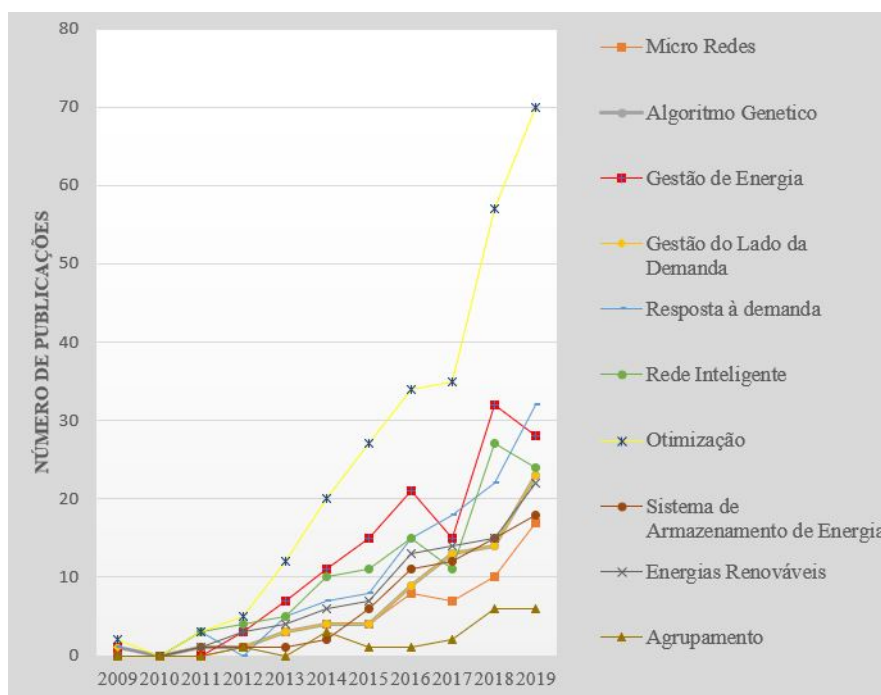
Fonte: Elaborado pelo autor.

Observa-se que *Micro Grid* (Micro Rede), *Time of Use* (TOU), *Demand Response* (DR), *Renewable Energy* (Energia Renovável) e *Optimization* (Otimização) são áreas de estudos mais relacionadas com os programas de resposta a demanda de energia elétrica. Além disso, o estudo de programas e tecnologias para auxiliar no gerenciamento da demanda de energia elétrica demonstra que existe maior relação com os termos *Clustering* (agrupamento) e *Energy Efficiency* (Eficiência Energética).

Desta forma, outra análise importante do estudo bibliométrico, está relacionado à classificação e análise dos *Hot Topics* que obtiveram maiores ocorrências. Segundo (HIRSCH, 2005), este conceito é aplicado para comprovar a relevância de uma palavra-chave no contexto da pesquisa.

Com isso, é possível destacar, a partir da Figura 3, o número e ano das publicações em determinadas áreas como *Demand Response* (Resposta à Demanda), *Optimization* (Otimização) e *Demand Side Management* (Gestão pelo Lado da Demanda), que podem ser classificadas como tópicos específicos com características únicas em diversas áreas desta pesquisa. Já *Clustering* (Agrupamento), apresenta grande potencial de se tornar um *hot topic* neste estudo.

Figura 3: Distribuição de *hot topic* 2009-2018



Fonte: Elaborado pelo autor.

Ainda na figura 3 é possível certificar que as pesquisas relacionadas com otimização têm maior quantidade de publicações quando comparado com resposta à demanda. Sendo assim, existe a necessidade de desenvolver estudos relacionados à melhoria e aplicabilidade de tecnologias que buscam diminuir a demanda de energia, através de um melhor gerenciamento e planejamento do uso pelos consumidores finais, de modo que a segurança e a confiabilidade no fornecimento de energia elétrica sejam melhoradas.

1.3 Objetivos

O objetivo deste trabalho consiste em um estudo analítico de curvas de cargas residenciais, para verificar a viabilidade da adoção da tarifa branca, a qual considera os registros de consumo em intervalos fixos no tempo. A ideia é analisar a aplicação do aprendizado de máquina em

relação à tarifa branca através da comparação de uma metodologia estatística com algoritmo de clusterização. Para alcançar os objetivos, as seguintes etapas foram traçadas:

- Desenvolver um estudo bibliométrico como ferramenta para elaboração de uma fundamentação teórica consistente, considerando autores relevantes e citações impactantes dentro do contexto desta dissertação;
- Gerar curvas de cargas e comparar o valor da conta de energia elétrica de cada consumidor, considerando tarifa branca, tarifa convencional, valores preestabelecidos para região sudeste e também a curva média diária multiplicada por trinta dias;
- Separar em grupos de ganhos percentuais as curvas de carga geradas, considerando a adesão destes sistemas tarifários de cada consumidor;
- Avaliar se este método identifica através da curva de carga, a possibilidade de mudança de tarifação e se o alinhamento mais adequado de perfis de consumo com as tarifas propiciará o aproveitamento da capacidade instalada por parte da concessionária; e
- Comparar uma metodologia estatística em relação ao algoritmo de clusterização, que é um método não supervisionado, a partir da análise das curvas características de vários perfis de consumo, verificando se a adesão da tarifa branca propiciou benefícios para os consumidores.

1.4 Contribuições da Pesquisa

As contribuições desta dissertação estão atreladas ao estudo dos impactos que a adesão do sistema tarifário pode ocasionar para os usuários e um melhor aproveitamento da capacidade instalada por parte da concessionária.

Essa comparação da metodologia estatística em relação ao algoritmo de clusterização a partir da análise das curvas características de vários perfis de consumo, possibilitou verificar se a adesão à tarifa branca traria benefícios aos usuários e se identifica através da curva de carga a possibilidade da mudança de tarifação.

Outra contribuição dessa dissertação está relacionada com a conscientização do usuário com dados de consumo, tendo maior conhecimento das opções de economia que possam ser obtidas apenas pela mudança de tarifação.

1.5 Estrutura da Dissertação

O presente trabalho está dividido nos seguintes capítulos:

- **Capítulo 2:** apresentação da fundamentação teórica sobre o consumo e gerenciamento pelo lado da demanda de energia elétrica, categorias de tarifas existentes e aplicações desses sistemas em países desenvolvidos e no Brasil.
- **Capítulo 3:** dedicado para conceituação do tema Análise de Perfis de Consumo Residencial para Implementação da Tarifa Branca através de uma revisão bibliográfica e estudo dos principais impactos positivos e negativos.
- **Capítulo 4:** apresenta o estudo bibliométrico desenvolvido nesta dissertação, demonstrando os trabalhos de maior relevância, relacionados a utilização de técnicas inteligentes para gerenciar o consumo de energia elétrica.
- **Capítulo 5:** apresenta de forma detalhada a metodologia utilizada neste trabalho para solução do problema de consumo da energia elétrica.
- **Capítulo 6:** expõem os dados obtidos através da metodologia apresentada no capítulo 5 e estudos de caso, bem como análise dos resultados para validação.
- **Capítulo 7:** apresenta as conclusões finais e possíveis diretrizes para realização de trabalhos futuros.

Capítulo 2

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Consumo de Energia Elétrica

2.2 Considerações Iniciais

Com o aumento do consumo de energia no Brasil, embora possa refletir o aquecimento econômico e a melhoria da qualidade de vida, também possui aspectos negativos como a possibilidade do esgotamento dos recursos utilizados para a produção de energia, impactos ao meio ambiente e elevados investimentos exigidos na pesquisa de novas fontes e construção de novas usinas (ANEEL, 2008).

Neste cenário muitas empresas e pesquisadores estão buscando desenvolver estudos referentes as tecnologias e programas pelo lado da demanda que possam auxiliar no objetivo final que é achatar a curva de consumo de energia elétrica, através de tecnologias de gerenciamento, sistema de controle e operações inteligentes.

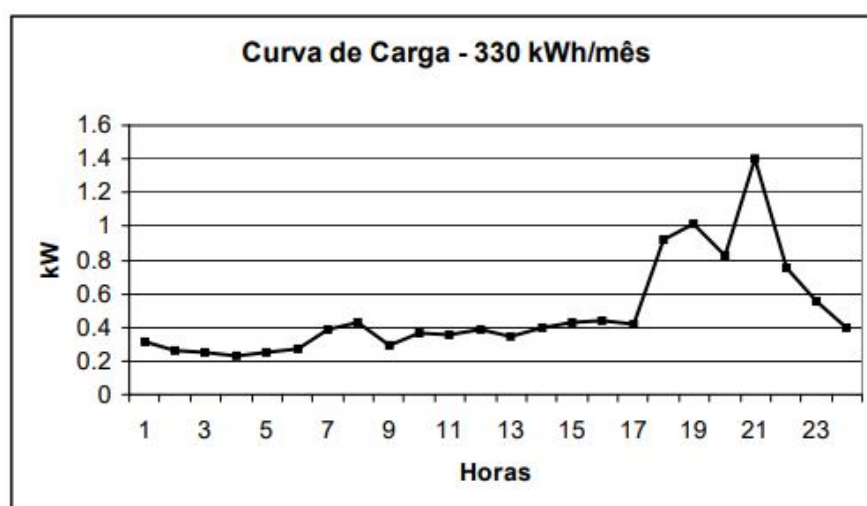
Segundo (SIANO, 2014), quando os consumidores participam de uma mudança no consumo da energia elétrica nos padrões normais em resposta ao lado da demanda gera impactos nos mercados de eletricidade. Tal impacto a curto prazo, proporcionam benefícios econômicos para a concessionária e para os consumidores, bem como reduz a demanda de pico e prorroga a necessidade de atualizações da rede. Isso é possível através da aplicação de uma variedade de recursos e tecnologias, programas e ações, resultando em um consumo consciente.

2.2.1 Consumo Residencial

O setor residencial responde por cerca de 29% do consumo total de energia elétrica no país, segundo (Empresa de Pesquisa Energética, 2019). Estudos como (ELETROBRAS/PROCEL, 2019) mostram que as características de consumo elétrico residencial mais significativas são: iluminação, lavadora de roupas, ferro e chuveiro elétrico.

Através do registro do consumo elétrico residencial, podemos visualizar a curva de carga do consumidor caracterizado por um consumo praticamente constante durante o dia e com um aumento significativo no fim da tarde e um pico de demanda, provocado pelo uso do chuveiro elétrico e demais itens residenciais, justamente nos horários entre 18 e 21 horas, conforme ilustrado na Figura 4.

Figura 4: Distribuição de curva característica de consumo residencial



Fonte: Adaptado de (FRANCISQUINI; FELTRIN, 2006).

A classe residencial possui grande dificuldade de ser estudada, pois está relacionada ao livre arbítrio de cada consumidor utilizar a energia elétrica de acordo com as necessidades. Devido a esses fatores, ao estudar essa classe de consumo é interessante considerar alguns aspectos como: sociais, econômicos e culturais, além de relacionar estudos e experiências anteriores.

Neste sentido alguns estudos como (JARDINI et al., 2000), tem como foco apresentar as características de curva de carga destacando a classe residencial, comercial e industrial. Neste estudo foram utilizados medidores eletrônicos para identificar a real utilização de energia e posteriormente foi calculado as curvas médias e de desvio padrão, em intervalos de quinze minutos, separadas em dois grupos, média e desvio padrão.

Em(ARMSTRONG et al., 2009) é imposto a criação de perfis de carga para análises e simulações como desempenho, eficiência e outras frentes neste contexto, promovendo uma melhor representação de determinado perfil de consumo.

2.3 Demanda de Energia Elétrica

O gerenciamento pelo lado da demanda (GLD) surgiu no final dos anos 70 por diversas empresas do setor elétrico, usando abordagens distintas, segundo (DELGADO, 1985). Para (LIMAYE, 1985), no programa de GLD é indispensável o envolvimento de um bom planejamento, análise e implementação de operações que incentivam o consumidor a alteração do consumo, impactando no uso eficiente de energia elétrica para a concessionária e consequentemente o consumidor, com o envolvimento mútuo é possível maximizar esses ganhos.

Os programas de gerenciamento pelo lado da demanda são estratégias, elaboradas e implementadas por empresas de energia. Como citado por (MOHAGHEGHI et al., 2010) podem ser classificados em três pontos visando a ação de redução do pico de demanda:

- **Programas baseados em incentivos:** controle de carga direta e carga interrompível;
- **Programas baseados em tarifas:** o preço da energia elétrica é alterado de acordo com horários predefinidos. Assim os clientes pagam os preços mais altos nos horários de maior concentração de cargas na rede (pico), e preços mais baixos nos horários fora de sobrecarga da rede; e
- **Lances de redução de demanda:** são ofertas enviadas pelos consumidores para o utilitário ou agregador, geralmente composta de dados sobre a redução do consumo e o preço requerido. Esta categoria, incentiva os grandes consumidores a fornecer uma determinada redução de carga a um determinado preço que estariam dispostos a pagar.

Incorporar ações de resposta à demanda, tende a reduzir a demanda geral do sistema, mesmo com um tratamento aleatório que não altere as restrições da rede. Essa tecnologia fornecerá diversas vantagens, como: alívio de congestionamento eficiente, restrições de tensão, redução nas perdas de receita e coordenação com outros recursos energéticos distribuídos (MOHAGHEGHI et al., 2010).

2.3.1 Programas de Resposta pelo Lado da Demanda

Os Programas de resposta pelo lado da demanda referem-se aos mecanismos para gerenciar o consumo dos clientes em resposta às condições de oferta, buscando realizar a redução ou deslocamento do consumo de energia em momentos críticos por pagamentos ou em resposta a preços de mercado atual, que podem ser divididos em dois grandes grupos conforme a sinalização que é dada ao consumidor: baseados em incentivos e baseados em preços, conforme abordado nos tópicos a seguir (Empresa de Pesquisa Energética, 2019).

2.3.2 Programas Baseados em Preços

Os programas baseados em preços referem-se à mudança no perfil do consumidor, devido às variações no preço de energia, durante as horas do dia. Neste sentido, o consumidor desloca o uso da energia para períodos em que o preço é menor e diminui a utilização nos instantes em que o preço está mais alto.

Desse modo, sob esta estrutura a tarifação reflete melhor os valores reais de fornecimento de energia elétrica para atendimento do consumo ao longo do dia. Conforme documentos citados em Empresa de Pesquisa Energética (EPE) que apresentam as principais opções deste programa:

- ***Time-of-use (TOU)***: essa modalidade de tarifa *TOU* divide o dia em períodos oferecendo uma lista de tarifas para cada intervalo. Este método reflete no custo médio de geração e transmissão durante esses espaços de tempo. No Brasil, são utilizados como exemplo nas tarifas, verde, azul e branca caracterizada como *TOU*;
- ***Critical Peak Pricing (CPP)***: na tarifa, Preço de Pico Crítico, do inglês (*Critical Peak Pricing*), os consumidores pagam preços mais altos durante os dias em que o custo de energia está alto ou quando a rede elétrica é severamente utilizada. Por outro lado, os participantes recebem um desconto sobre o preço da tarifa padrão durante as outras horas da estação ou ano;
- ***Real Time Pricing (RTP)***: semelhante ao CPP, o programa, Preço em Tempo Real do inglês (*Real Time Pricing*) ao invés de cobrar uma tarifa mais elevada durante os períodos críticos, os consumidores são pagos para reduzir o consumo em relação a uma linha base, havendo a opção de pagar a tarifa de energia em vigência, caso não desejem aderir a mesma. Atualmente é oferecida para os setores residenciais, comercial e industrial; e
- ***Peak Time Rebate (PTR)***: os participantes de programas PTR pagam uma tarifa com valor mais próximo ao preço de no mercado SPOT, ou Preço de Liquidação de Diferenças

(PLD), retratando os custos reais de geração e transmissão em cada período. Os participantes são informados sobre os preços de energia por hora com um dia de antecedência ou até uma hora de antecedência, podendo ser aderidos a todas as classes de clientes.

2.3.3 Programas Baseados em Incentivos

Este método de resposta da demanda concede aos consumidores incentivos financeiros para redução da demanda em momentos críticos do sistema. São produtos despacháveis, que podem ser acionados através de uma ordem de despacho do operador. Este processo é oferecido por parte do padrão de tarifação e pode correr ao mesmo tempo em que o consumidor esteja sob tarifação dinâmica. Consequentemente os consumidores diminuem o consumo em relação a uma linha base determinada previamente e são penalizados se não conseguirem alcançar o uso energético anteriormente definido. Neste contexto são apresentadas as principais variações deste programa como:

- **Participação no Mercado de Capacidade:** neste programa, os consumidores ofertam redução de carga em mercados de capacidade para substituir geração convencional ou fornecer novos recursos;
- **Participação no Mercado de Serviços Ancilares:** os participantes ofertam redução da carga para operar como reserva ou regulação de frequência. Se a oferta for aceita, pagam o preço do mercado para funcionar como *stand by* por se comprometerem a ficar de prontidão. Se a redução da demanda ofertada for necessária, são chamados pelo operador e são remunerados pelo preço *SPOT*;
- **Programas de Emergência:** são denominados os programas que efetuam pagamentos de incentivos a consumidores com o objetivo de reduzir a demanda em períodos de emergência do sistema;
- **Demand Bidding ou Participação Econômica nos Mercados de Energia:** consumidores fazem ofertas para a redução da carga no mercado de energia. É disponibilizado por grandes consumidores ou para um grupo de consumidores através de agregadores de carga;
- **Interruptibilidade:** é a redução de carga integrada ao sistema de tarifação que propicia desconto ou crédito nas tarifas com a conseguinte diminuição de carga em momentos de contingência. Ofertado para grandes consumidores industriais e comerciais; e

- **Controle Direto da Carga:** neste modelo, o operador (concessionária ou operador do sistema) pode remotamente desligar ou reduzir parcelas da carga do consumidor em momentos preestabelecidos. Disponível para os setores industriais, residenciais e comerciais.

Os programas de resposta pelo lado da demanda com os incentivos e tecnologias aplicadas neste contexto são de extrema importância para a finalidade de promover a redução de consumo de energia elétrica. Após esse levantamento, é importante também o conhecimento das modalidades tarifárias, como é abordado na próxima sessão.

2.4 Modalidades Tarifária no Brasil

Os programas de tarifação de energia são citados como precificação dinâmica. Esses programas foram desenvolvidos para influenciar a demanda de forma a correlacionar com a oferta instantânea. Assim as vantagens da variação de preços levam a uma utilização ideal da capacidade na geração de energia elétrica, reduzindo os custos do sistema e tornando a energia elétrica mais barata para o consumidor, visando garantir o suprimento para o consumidor e realizar a necessidade de expansão da rede elétrica, preservando consequentemente o faturamento. Além disso, auxilia os consumidores na redução da demanda geral fazendo um uso mais eficiente da energia elétrica (DÜTSCHKE; PAETZ, 2013).

No Brasil, a tarifação é classificada em dois grupos: A e B. No grupo A estão os grandes consumidores industriais, que possuem modelos tarifários diferenciados, que levam em consideração o consumo, a contratação de demanda, ultrapassagem, e sazonalidades (como período seco e úmido), e horários de ponta, fora de ponta e intermediário (BAPTISTA, 2016).

2.4.1 Estrutura Tarifária Horo-Sazonal

Definida pela Portaria nº 33/1988 do antigo Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica (DNAEE), estrutura tarifária horo-sazonal é caracterizada pela aplicação de tarifas dissemelhante de consumo de energia elétrica e da necessidade da potência de acordo com as horas do dia e épocas do ano. Segundo (PROCEL, 2011), foram divididas em duas formas como:

- **Tarifa Azul:** nesta modalidade é obrigatório o enquadramento na estrutura tarifária horo-sazonal aos consumidores dos subgrupos A1, A2 ou A3, e optativo para os consumidores dos subgrupos A4 e AS. A estrutura está relacionada com o consumo de energia elétrica

de acordo com as horas do dia e com os períodos do ano, e também como de tarifas diferenciadas de demanda de acordo com as horas de utilização do dia; e

- **Tarifa Verde:** se destina as unidades consumidoras do Grupo A dos subgrupos A3, A4 e AS. A diferença para a tarifa azul é que a tarifa de demanda é única, independente do período do dia ou época do ano.

2.4.2 Tarifa Branca

A modalidade tarifária branca, regulamentada pela Resolução Normativa REN n° 414/2010 (ANEEL, 2010), prevê a utilização de tarifas diferenciadas de consumo de energia ao longo das horas do dia, com segmentação em três diferentes postos tarifários. Essa modalidade de tarifação monômnia é destinada aos consumidores do Grupo B, não se aplicando às unidades consumidoras da subclasse de baixa renda da classe residencial e da classe iluminação pública (Di Santo et al., 2015). Esta estratégia de precificação é de fácil utilização e apresenta um impacto moderado na conta de energia, reduzindo até 5% na demanda de pico em uma unidade consumidora. A tarifa branca se divide em três períodos, denominados ponta, intermediário e fora de ponta.

- **Horário de ponta:** é composto pelo período de 3 horas consecutivas definidas pela distribuidora e considerando a curva de carga do sistema elétrico, sendo realizadas revisões tarifárias periódicas de cada distribuidora, que ocorrem em média a cada cinco anos;
- **Posto intermediário:** definido como o período de 2 horas, sendo 1 hora imediatamente anterior e outra imediatamente posterior ao horário de ponta; e
- **Fora de ponta:** é definido como o horário complementar ao de ponta e ao intermediário, exceto nos feriados e finais de semana.

Neste sistema tarifário os valores entre ponta e fora de ponta e entre intermediário e fora de ponta são determinados de acordo com a Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição (TUSD). Já a tarifa branca fora de ponta é determinada por um fator k_z , segundo a nota técnica n° 94/2012 (ANEEL, 2012).

A REN n° 414/2010 (ANEEL, 2010), determina algumas regras para a classificação de consumidores aptos à adesão da tarifa branca, com o principal objetivo permitir previsibilidade aos agentes distribuidores diante do novo modelo tarifário e tempo para a conclusão da cadeia produtiva de medidores inteligentes.

As distribuidoras do Brasil disponibilizaram essa opção para os consumidores a partir do ano de 2018 que se enquadravam na média anual de consumo mensal, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1: Cronograma de implantação da tarifa branca

Média Anual de Consumo Mensal	Início
500 kWh/Mês	janeiro / 2018
250 kWh / Mês	janeiro / 2019
Demais Unidades Consumidoras	janeiro / 2020

Fonte: Elaborado pelo autor.

No primeiro ano de vigência da tarifa branca, quase quatro milhões de unidades consumidoras poderiam aderir à tarifa branca, porém apenas pouco mais de três mil adotaram a tarifação. Segundo (ANEEL, 2019), neste ano de 2019 a opção pela tarifa branca esteve disponível para unidades consumidoras com média anual de consumo mensal superior a 250 kWh, sendo cerca de dezesseis milhões de unidades consumidoras com possibilidade de adesão. Embora ainda não exista uma estimativa do número atual de unidades aptas, em 2020 espera-se um aumento da adesão, visto que não haverá limite de consumo mensal para solicitação da tarifa.

Para os consumidores que optarem aderir à tarifa branca e estiverem dentro das regras conforme a REN nº 414/2010, será necessária a troca do medidor por um que meça o consumo de hora em hora. Já os custos para essa alteração do medidor e instalação será por conta da concessionária. Os consumidores podem solicitar a qualquer momento o retorno para a Tarifa Convencional. Este retorno para a tarifa convencional será realizado no prazo de até 30 dias e não necessário substituir o medidor. Após este período o cliente que cancelar a adesão a tarifa branca poderá solicitar novamente a adesão após um prazo de 180 dias.

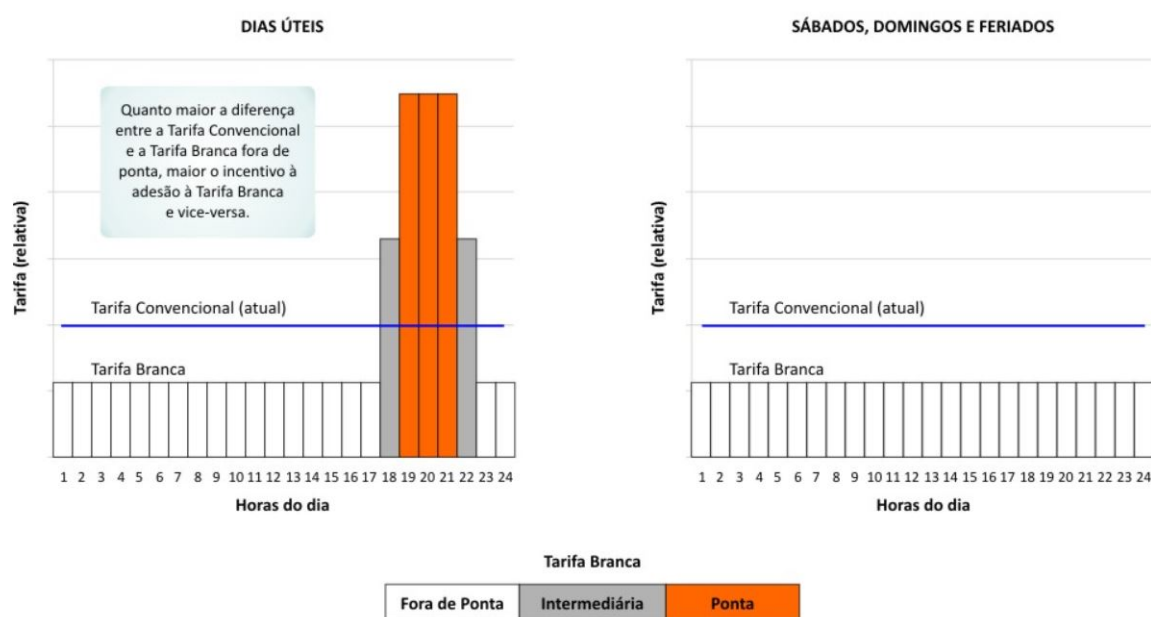
Este modelo tarifário é do tipo TOU, porém não é um modelo de tarifa dinâmica por não refletir em tempo real as condições do sistema elétrico. No entanto, é um importante avanço com intuito de apresentar ao consumidor uma nova forma de tarifação na qual o preço varia ao longo das horas do dia, de forma realista ao preço da energia no mercado e consequente promovendo um deslocamento da demanda para fora dos horários de maior carregamento do sistema EPE(2019).

Com o deslocamento do consumo de acordo com os horários dos postos tarifários já deter-

minados pelas concessionárias de energia e a curva de carga típica do grupo B, é esperado uma mudança do perfil histórico do consumo. Segundo (EPE2019), a demanda máxima deste grupo é concentrada entre 18 e 21 horas.

Na Figura 5, é ilustrado o comparativo entre a tarifa branca e tarifa convencional, quanto maior a diferença na curva de carga ponta e fora de ponta, maior o incentivo de adesão da curva de carga.

Figura 5: Comparativo entre tarifa branca e tarifa convencional



Fonte: Retirado de (ANEEL, 2019).

Com a tarifa branca, o consumidor passa a ter possibilidade de pagar valores diferentes em função da hora e do dia da semana. Se o consumidor adotar hábitos que priorizem o uso da energia fora do período de ponta, diminuindo fortemente o consumo na ponta e no intermediário, a opção pela tarifa branca oferece a oportunidade de reduzir o valor pago pela energia consumida.

Neste sentido, é importante acompanhar e observar a conduta dos consumidores antes e depois das adesões da tarifa branca. Através desse acompanhamento é possível utilizar esses dados para futuramente e definir um sistema de tarifação dinâmica no Brasil, com insumos dos estudos e planejamento.

2.5 Métodos de Agrupamento

Estudos com o foco em novos métodos de otimização e controle de cargas com relação a demanda de energia elétrica são normalmente elaborados por meio de simulações para previsão de consumo. No entanto, para que seja possível a realização de estudos semelhantes, os pesquisadores frequentemente são confrontados com a falta de acesso a dados históricos de carregamento de sistemas reais (BRODEN; PARIDARI; NORDSTROM, 2018).

Para (BRODEN; PARIDARI; NORDSTROM, 2018) a utilização e aplicação de algoritmos de classificação e *clustering* (agrupamento) em banco de dados de carga do consumidor, com o objetivo de identificar formas ou padrões de carga são cada vez mais frequentes nas pesquisas.

Conforme (CORADINE, 2011) a prática de classificar objetos de acordo com similaridades percebidas pode ser vista como base inicial para vários aspectos da ciência. O intuito da análise de *Cluster* está ligada ao processo de agrupar elementos de dados por meio do particionamento de uma população heterogênea em subgrupos mais homogêneos. Neste contexto a análise de agrupamento é o estudo formal dos algoritmos e dos métodos para classificar e agrupar objetos.

O agrupamento é definido como o conjunto de objetos semelhantes. Um determinado grupo de perfis de carga é agrupado em um número de *clusters* de tal forma que os perfis dentro do mesmo *cluster* sejam semelhantes entre si. Ao mesmo tempo, os perfis de carga que são atribuídos a diferentes *clusters* são tão diferente quanto possível.

2.5.1 Floresta de Caminhos Ótimos

Este método de classificação não-supervisionado baseado em floresta de caminhos ótimos, proposto inicialmente em (ROCHA et al., 2009). Deste modo na abordagem não-supervisionada, as amostras são modeladas como sendo os nós de um grafo, os arcos conectam os *k*-vizinhos mais próximos em um espaço de atributos.

O grafo é ponderado por valores de densidades resultando, assim, uma Função de Densidade de Probabilidade (FDP), sendo calculada considerando as distâncias (peso dos arcos) entre os vetores de atributos de amostras adjacentes. O valor do melhor *k* é encontrado minimizando uma medida de corte em grafo e a maximização de uma função de valor de caminho origina uma floresta de caminhos ótimos, no qual cada árvore *cluster* é enraizada em um máximo da FDP.

2.5.2 Mean Shift

Proposto em 1975 por (FUKUNAGA; HOSTETLER, 1975), o *Mean-Shift* é um classificador cujo objetivo é praticamente encontrar “bolhas” em conjuntos de amostras de densidades bem definidas. Segundo o autor, este algoritmo é baseado em centroides, cujo procedimento adotado diz respeito aos candidatos a centroides como pontos médios dentro de uma determinada região, por exemplo. Estes candidatos são então filtrados em um estágio de pós processamento para eliminar os centroides duplicados do conjunto final de centroides (FUKUNAGA; HOSTETLER, 1975).

2.5.3 Maximização de Expectativas

A maximização de expectativas, do inglês *Expectation Maximization* (EM), é uma implementação do modelo de misturas Gaussianas, também do inglês *Gaussian Mixture Model* (GMM), proposta inicialmente em 1977. O GMM é um modelo probabilístico que considera cada amostra criada a partir de um número finito de distribuições Gaussianas com parâmetros desconhecidos.

Deste modo imagina-se o modelo de GMM como uma generalização do classificador *k-médias* com adição de informações sobre a estrutura de covariância, como os centros das Gaussianas. Este algoritmo de maximização de expectativas é implementado pelo GMM, para ajustar os modelos de misturas gaussianas, onde podem ser traçadas elipsoides para modelos multivariados para então avaliar o critério da informação Bayesiana e encontrar o número de agrupamentos na base de dados.

Esse ajuste do GMM pode aprender a partir de um conjunto de treinamento. Através de um conjunto de testes, é atribuído à cada amostra, a classe da Gaussianiana a qual pertence (DEVELOPRS, 2020). Esta tarefa de aprender os modelos de misturas gaussianas de bases de dados não rotuladas é complicada, uma vez que não se conhece a procedência das amostras classificadas. O EM pode lidar com esse problema através de um processo iterativo, dividido da seguinte maneira:

- Primeiro, é selecionado um número aleatório de amostras e atribui a cada uma a probabilidade de terem sido geradas por cada um dos componentes do modelo; e
- Segundo, são selecionados os parâmetros que maximizam a probabilidade de pertencer ao componente atribuído. O processo é repetido até convergir a um máximo local.

2.5.4 *k-means*

O *K-Means Clustering* é um método de otimização localizado que é sensível à seleção da posição inicial a partir do ponto médio do *cluster*. Por isso, adotar a posição inicial no ponto médio de um *cluster* incorreto resultará em erros intoleráveis na determinação dos *clusters*. A ferramenta *k-means* não defini o número de *cluster* ideal, devido não obter prontamente. Neste sentido, o agrupamento implica que o número de *clusters* de saída é menor ou igual ao número de perfis de carga de entrada.

Diferentes métodos de agrupamento são aplicados para classificação de dados, como foco desta pesquisa foi utilizado o *k-means*, que é um algoritmo que busca encontrar semelhanças entre dados não rotulados de um conjunto de amostras e agrupá-los em K diferentes grupos. Segundo (HUANG, 1998), o *k-means* é um algoritmo que funciona somente com dados numéricos, visto que as variáveis envolvidas são avaliadas por medidas escalares e o agrupamento é realizado com base na minimização do custo por meio da mudança média dos K centroides dos *clusters* envolvidos.

O algoritmo distribui aleatoriamente os K grupos no espaço de atributos dos dados e os utiliza como ponto de partida para realizar n interações de correção e otimização das posições dos centroides por meio da minimização da soma do erro quadrático entre o centroide e cada amostra. A interrupção das interações ocorre quando o número máximo de interações n é alcançado ou quando as posições dos centroides não se alteram de forma significativa entre uma interação e a seguinte (FRÄNTI; SIERANOJA, 2019).

2.6 Alternativas para Redução do Consumo de Energia Elétrica

Existem diferentes formas para aquecimento de água residencial no Brasil e no mundo conforme (TOMÉ, 2014), dentre essas opções mais utilizadas estão: carvão, gás e energia elétrica. Alguns países como os Estados Unidos, Canadá e Austrália a utilização entre aquecimento a gás e aquecimento elétrico praticamente se igualam, evidenciando a baixa utilização do aquecimento solar. No Brasil a opção para aquecimento de água para banho mais utilizada é o aquecimento elétrico conforme Tabela 2, (ELETROBRAS/PROCEL, 2019).

Tabela 2: Fonte de aquecimento da água dos chuveiros do domicílio –Sudeste/Brasil Julho de 2018 a abril de 2019.

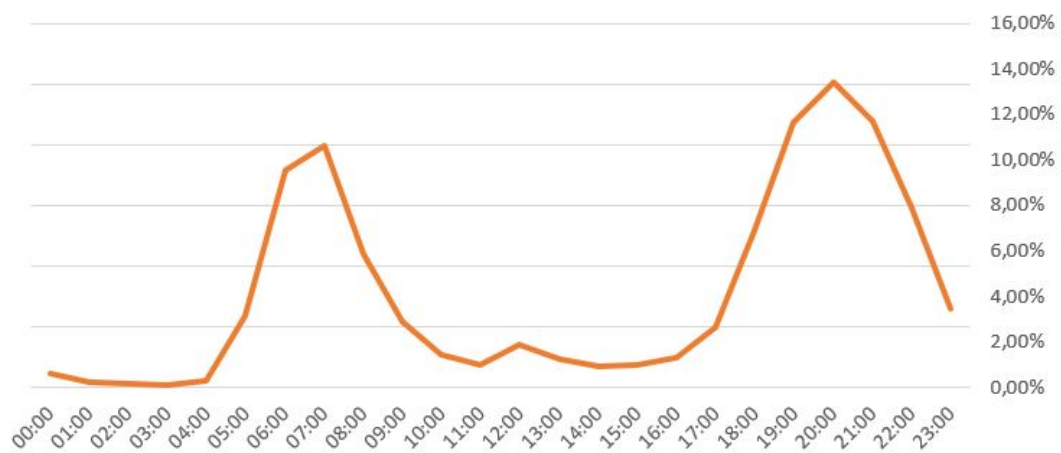
Tipo de chuveiro	Sudeste	Brasil
	%	%
Elétrico	73,44	37,52
Energia Solar	1,58	0,96
Gás	2,09	0,59
Natural Sem Aquecimento	21,79	60,23

Fonte: Extraído de (ELETROBRAS / PROCEL 2019).

Conforme dados da Tabela 2, foi possível observar que no Brasil em especial a região sudeste, que é o foco da pesquisa, a opção mais utilizada para aquecimento de água nas residências, é a energia elétrica correspondendo a 73%.

Segundo estudos direcionados por (SANGOI, 2015), no Brasil, 24,2% da energia elétrica é consumida pela classe residencial, deste número, cerca de um quarto corresponde ao aquecimento de água para banho, ou seja, grande parte das residências possuem chuveiro elétrico, devido ao custo baixo de implantação.

O chuveiro elétrico além de contribuir com uma parcela alta do gasto de energia do usuário, também impactam diretamente no planejamento das concessionárias de energia, devido à utilização em horários de maior carregamento do sistema (EPE), como ilustrado na Figura 6, ocorrem no início da manhã e no início da noite coincidindo com os horários de pico da rede elétrica, principalmente no início da noite, em que também são acionados a iluminação pública e encerramento de alguns centros de comércio. Além disso, os chuveiros elétricos representam cerca de 18% do pico de demanda no âmbito nacional.

Figura 6: Consumo do chuveiro elétrico na região sudeste

Fonte: Elaborado pelo autor.

Deste modo com o aumento da demanda e necessidade de aumento da capacidade de geração, existe a imposição de buscar novas formas de diminuir o pico desse consumo de energia elétrica com alternativas existentes no mercado e novas tecnologias que vem sendo abordadas na literatura. Nas próximas seções estão listadas algumas alternativas abordadas neste contexto.

2.6.1 Sistemas Fotovoltaico

Com a conscientização da importância do meio ambiente, pesquisadores estão focando os estudos em fontes energéticas mais eficientes e menos poluentes. Neste contexto, podemos destacar a energia solar, pois está presente na forma de geração de energia elétrica através de painéis fotovoltaicos, e também como energia térmica, utilizada para aquecimento direto de água residencial (TOMÉ, 2014).

Com o crescimento de instalações equipadas de sistemas de geração de energia elétrica através de painéis fotovoltaicos e estudos expondo o consumo dos chuveiros elétricos nos horários de maior carregamento do sistema, alguns estudos (GONÇALVES, 2018), propõe a utilização de um sistema conjunto de painéis fotovoltaicos com um sistema de aquecimento de água por acumulação como o *boiler*, com intuito de diminuir o aquecimento usando energia elétrica nos horários de pico. Segundo o autor, o sistema de geração fotovoltaico, possibilita gerar, em grande parte do dia, um excedente que não é utilizado, e repassado para a rede gerando créditos para este consumidor. Os consumidores consomem estes créditos utilizando a energia fornecida pela rede durante os horários em que não há geração de energia própria.

Entretanto, a energia durante o horário de maior carregamento é mais cara que fora deste período. Deste modo para reduzir a conta de energia, o consumidor precisa produzir de fato mais energia do que consomem para que haja uma compensação. Assim sendo, é conveniente a utilização do *boiler* com auxílio elétrico para aquecimento de água.

Este método proposto, apesar dos custos de aquisição e implantação do *boiler* e do consumo maior de energia elétrica que será acarretado, haverá duas vantagens na associação destes dois meios para o consumidor, a produção da própria energia e uma dependência menor da rede elétrica, e para a concessionária de energia diminuição de maior carregamento do sistema em horários críticos.

2.6.2 Aquecedor a Gás

O elevado consumo do chuveiro elétrico no Brasil, tem contribuído para que as concessionárias de distribuição de eletricidade invistam na substituição por sistemas com aquecimento solar e aquecimento a gás (JUNIOR, 2009). Dentre as alternativas, o aquecedor a gás é uma opção viável a longo prazo por seu investimento inicial ser maior em comparação com as demais opções. O princípio de funcionamento do aquecedor a gás é semelhante ao princípio de funcionamento do *boiler* elétrico.

Conforme (JUNIOR, 2009), os aquecedores a gás podem funcionar como fonte de energia, pois, o gás natural apresenta algumas vantagens em relação aos combustíveis tradicionalmente utilizados, principalmente pelo pouco espaço de armazenamento, operação e manipulação. Alguns trabalhos como (CALZA, 2014) e (RAIMO, 2007), realizam desde a análise técnica econômica tanto como as vantagens dessa utilização.

2.6.3 Aquecedor Solar

Considerando o alto consumo de energia elétrica, sendo boa parte os chuveiros elétricos, existe uma preocupação de buscar novas medidas visando diminuir ou gerir esse consumo de forma eficiente.

A escolha ideal do sistema de aquecimento de água em uma residência dentre as opções disponíveis no mercado, devemos considerar alguns aspectos como consumo de energia, impactos ao meio ambiente, custos de manutenção e de investimento para a implantação e produto, clima local e fonte de energia que será utilizada (IBRAHIM et al., 2014).

Tendo em vista a redução do consumo de energia elétrica e a utilização de energias lim-

pas, diversas empresas de energia do mundo incentivam o emprego de sistemas mais eficientes e fontes renováveis de energia para aquecimento de água através de estratégias de eficiência energética. Países da Europa, China, Nova Zelândia e Israel, elaboram políticas públicas para propiciar a utilização de aquecimento solar nas residências (IBRAHIM et al., 2014).

Diversos autores classificam a energia solar como uma alternativa limpa capaz de reduzir o consumo de energia na geração de água quente nas residências, sendo uma alternativa bastante eficiente capaz de suprir grande parte desta necessidade (SUMATHY; 2013,) e (KHAN, 2012),

No Brasil, foram criadas leis em algumas cidades e estados que obrigam a utilização de aquecimento solar para atender uma parte da demanda de água quente. Alguns exemplos são:

- **Lei estadual nº 5.184/2008:** no estado do Rio de Janeiro, obriga os edifícios públicos novos ou que passem por alguma reestruturação, devem conter 40% da demanda de água aquecida por energia solar; e
- **Lei nº 14.459/2007:** na cidade de São Paulo, obriga que novos edifícios de uso residencial e não residencial tenham 40% do consumo de água aquecida, suprida por energia solar.

Existem também incentivos como o programa social de habitação Minha Casa Minha Vida, do Ministério do Desenvolvimento Regional, que obriga a instalação de sistemas de aquecimento solar em residências unifamiliares, e também edifícios multifamiliares que por opção quiserem aderir este sistema, sendo válida para todas as regiões do Brasil. Este programa delimita alguns parâmetros para o tipo e especificação do produto a ser instalado, tendo em vista um bom funcionamento do sistema.

2.7 Considerações Finais Sobre o Capítulo

Avaliando os projetos e incentivos para um melhor consumo e gerenciamento da energia elétrica como os programas de resposta demanda e aquecimento de água residencial, nota-se que as políticas e estratégias estão em constante desenvolvimento. No entanto, a preocupação em diminuir o consumo de energia elétrica ainda é um desafio para as empresas de energia responsáveis por atender a demanda atual, pois como apontado neste capítulo existem poucos incentivos para empregos destas tecnologias. Neste sentido, existe a necessidade de desenvolver estudos a respeito da utilização das alternativas existentes que esses novos sistemas podem causar no auxílio do consumo da energia elétrica.

Capítulo 3

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 Considerações Iniciais

Após a análise dos problemas existentes no sistema elétrico associados a demanda de energia atual, foi possível desenvolver um estudo bibliométrico com o objetivo analisar os principais trabalhos e os principais autores com propostas e soluções para mitigar esses impactos.

3.2 Estudo Bibliométrico

Conforme (GUEDES; BORSCHIVER, 2005) o estudo bibliométrico foi utilizado pela primeira vez em 1922 por Wyndham Hulme, com o objetivo de esclarecer os processos científicos e tecnológicos, por meio do número de documentos. Segundo (MACEDO; NOVA; ALMEIDA, 2009) a bibliometria é uma ferramenta muito importante para identificar qual estágio a pesquisa se encontra em determinada área. É realizada através da análise estatísticas das publicações, autores, palavras-chave, citações e periódicos que são alguns dos parâmetros analisados pelo estudo bibliométrico.

Como complemento, também é utilizado o índice h que é um parâmetro relevante para desenvolvimento do estudo bibliométrico. Este índice proposto em 2005 por Jorge E. Hirsch, informa quantitativamente a relevância dos pesquisadores, relacionando o número de artigos publicados com a frequência que estes são citados por outros autores. Segundo (HIRSCH, 2005), o índice h é definido como o maior número h de artigos científicos desse pesquisador que têm pelo menos o mesmo número h de citações.

A partir do estudo bibliométrico desenvolvido, foi possível avaliar o índice h dos autores e o número de citações relacionadas com a área de estudo. Na Tabela 3, é apresentado o resultado

deste estudo.

Tabela 3: Principais trabalhos do estudo bibliométrico

Autores	Índice - h	Título da Trabalho	Citações
Javaid, N.	34	<i>An optimized home energy management system with integrated renewable energy and storage resources</i>	61
Khan, Z.A.	29	<i>An Accurate and Fast Converging Short-Term Load Forecasting Model for Industrial Applications in a Smart Grid</i>	45
Qasim, U.	24	<i>Exploiting heuristic algorithms to efficiently utilize energy management controllers with renewable energy sources</i>	79
Wang, Y.	29	<i>Hybrid electrical energy storage systems</i>	94
Alrajeh, N.	25	<i>An Intelligent Load Management System with Renewable Energy Integration for Smart Homes</i>	56
Khalid, A.	5	<i>Towards Dynamic Coordination among Home Appliances Using Multi-Objective Energy Optimization for Demand Side Management in Smart Buildings</i>	38
Nayak, M.R.	6	<i>Technoeconomic analysis of a grid-connected PV and battery energy storage system considering time of use pricing</i>	21

Fonte: Elaborado pelo autor.

O trabalho desenvolvido por, (JAVAID et al., 2017), propõe um sistema de gerenciamento de energia residencial otimizado, que além de integrar fontes de energia renováveis e sistemas de armazenamento, também integra o setor industrial nas atividades de gerenciamento. Este sistema proposto reduz a conta de energia elétrica programando os eletrodomésticos em resposta ao preço dinâmico do mercado de energia. Os resultados demonstram que essa interação pode reduzir o consumo em relação ao pico em determinados horários, superando outros algoritmos heurísticos.

O gerenciamento de energia também é adotado por (QASIM et al., 2016) que avalia de forma comparativa o desempenho de controladores de energia doméstico, projetado com base em algoritmos heurísticos, algoritmos genéticos, otimização de enxame de partículas binárias e otimização de colônia de formigas. Este método, introduz uma arquitetura genética para gestão da demanda de energia elétrica da área residencial. Como base no preço de energia é utilizado

o modelo TOU, tarifa por tempo de uso e taxas de blocos.

O autor (KHAN et al., 2017), apresenta um modelo de previsão de carga a curto prazo, focado no setor industrial para possivelmente ser aplicados nas operações diárias das concessionárias de energia elétrica auxiliando no planejamento de geração de energia, compra de energia, manutenção e avaliação de contratos. Este estudo apresenta um modelo de convergência preciso e rápido para aplicações em uma rede inteligente.

Neste contexto, de melhor gerenciamento e planejamento da energia elétrica, consequentemente surgem a necessidade de estudos com foco em armazenadores dessa energia gerada, como em (WANG et al., 2010) que tem o foco do seu estudo em construção de sistemas de armazenamento de energia elétrica econômico. Este estudo é baseado em conceitos de arquitetura e seleção de tecnologias já utilizadas em sistemas de armazenadores considerando um custo por capacidade de armazenamento, custo operacional e custo de manutenção, de modo a alcançar qualidade de um sistema ideal através da organização dos vários elementos existentes.

Diversas pesquisas neste sentido tem o foco no gerenciamento do lado da demanda, gerenciando as cargas de maneira inteligente, que apresenta um modelo de gerenciamento de energia elétrica baseado em algoritmos evolutivos, agendando os aparelhos dos consumidores residenciais (ALRAJEH et al., 2017). Este modelo proposto é simulado com base no ambiente de precificação por tempo de uso TOU em três situações: casas inteligentes, casas tradicionais e casas inteligentes com energia renovável. Como resultados, o modelo proposto conseguiu programar os aparelhos, obtendo uma redução na conta de energia e queda de consumo nos horários de pico.

O trabalho desenvolvido por (KHAN et al., 2017), também propõe um sistema doméstico de gerenciamento de energia que emprega uma estratégia de deslocamento do horário de carga levando em consideração o gerenciamento pelo lado da demanda buscando otimizar os padrões de consumo de uma casa inteligente. Para suprir a demanda de energia elétrica é utilizado modelos de previsão de cargas a curto prazo de forma a planejar o consumo de energia elétrica no dia seguinte ou em tempo real, considerando o tempo de uso.

O artigo elaborado por (KUMAR; NAYAK, 2018), examina a otimização econômica de um sistema de armazenamento de energia por bateria do tipo chumbo ácido, regulados por válvulas com foco em minimizar o custo operacional total de um sistema de armazenamento fotovoltaico conectado à rede dentro das restrições operacionais do sistema, usando um algoritmo de busca de harmônica. O preço da energia elétrica é calculado com base no preço do tempo de uso, em que o tempo de energia varia de acordo com a demanda de carga.

3.3 Considerações Finais Sobre o Capítulo

Após a realização do estudo bibliométrico, constatou-se que muitos trabalhos estão sendo desenvolvidos para otimização do sistema de gerenciamento da demanda de energia elétrica. No entanto, vale ressaltar que existem desafios relacionados ao gerenciamento inteligente para esses sistemas. Sendo assim, a realização de um estudo de novas ferramentas de gerenciamento e programas de incentivos pelo lado da demanda é de suma importância.

Além disso, foi constatado através do estudo bibliométrico a utilização de algumas palavras-chave que nortearam o aprofundamento do estudo desta dissertação. Expressões como algoritmo genético, otimização, armazenamento de energia, algoritmo e *cluster*, foram utilizadas para analisar as possíveis contribuições deste trabalho.

Capítulo 4

METODOLOGIA

4.1 Considerações Iniciais Sobre o Bancos de Dados

A metodologia proposta consiste em avaliar curvas de carga sintetizadas a partir de dados estatísticos e da definição de cronogramas de consumo preestabelecidos pela concessionária para a tarifa branca. A opção de aderir à tarifa branca considera os aspectos econômicos e de conforto do usuário. Este estudo propõe uma metodologia para avaliar perfis sintéticos de consumo para verificar a viabilidade da adesão deste a tarifa branca, considerando pouca ou nenhuma alteração no uso de eletrodomésticos. Para isso foram elaboradas as seguintes etapas.

Etapas 1:

- Elaboração do banco de dados e geração das curvas de consumo aleatórias. Considerando um total de 22 dias de semana (segunda a sexta) e um total de 8 dias de finais de semana, sendo que essa modalidade tarifária diferencia semana dos finais de semana e feriados;
- Estudo da viabilidade da adesão ao novo modelo tarifário e classes de consumo comparando o valor da conta de energia de cada um dos consumidores, considerando as tarifas branca e tarifa convencional, divisão de patamares e grupos percentuais de viabilidade econômica de adesão ao sistema tarifário;

Etapas 2.A:

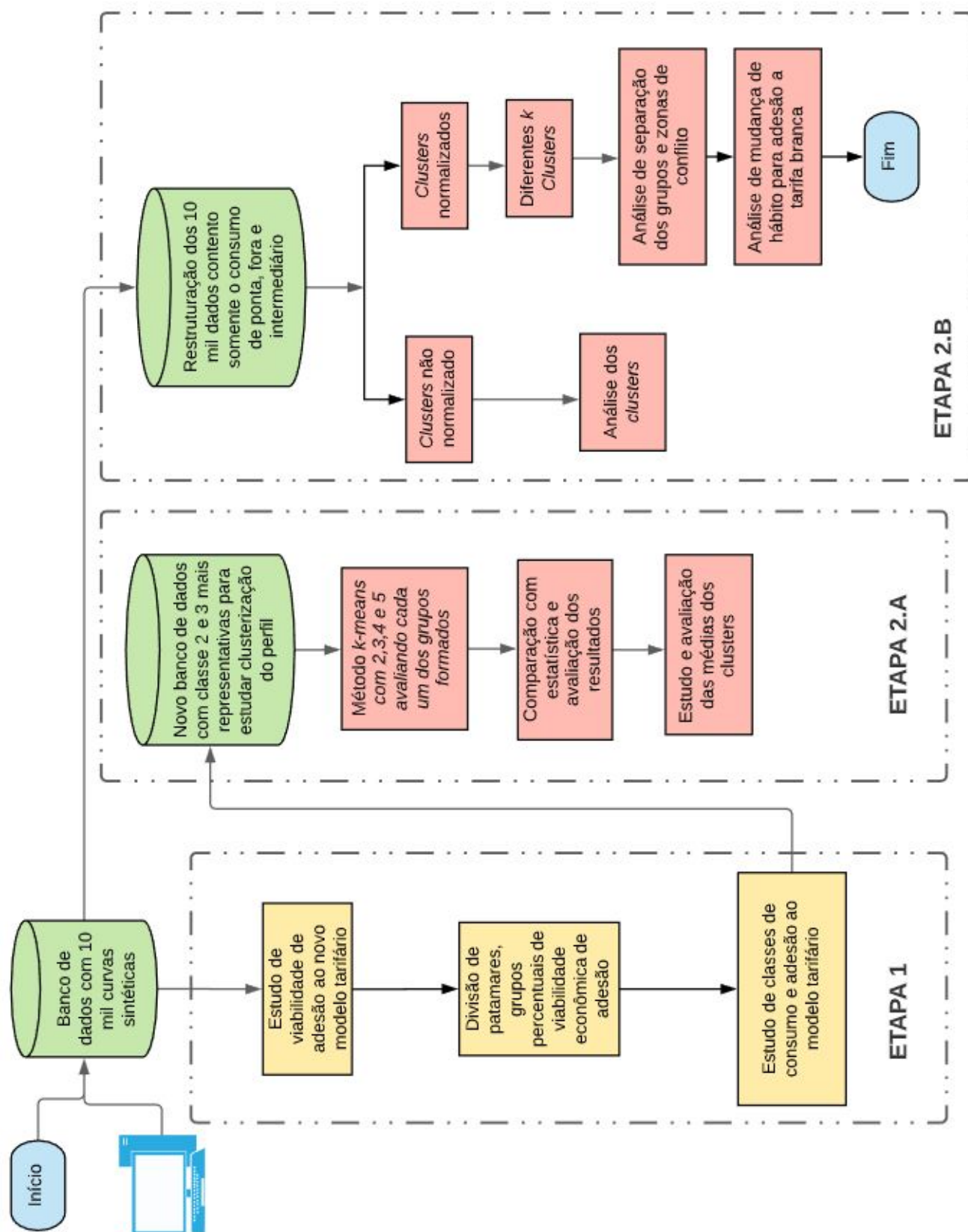
- Escolha das classes mais representativas para estudar clusterização do perfil por meio do método *k-means* com $k = 2, 3, 4$ e 5 , avaliar cada um dos grupos formado comparado aos resultados do estudo estatístico e da avaliação das médias dos *clusters*.

Etapas 2.B:

- Reestruturação dos 10 mil dados contendo somente o consumo de ponta, fora de ponta e intermediário com *clusters* normalizados e não normalizados e novamente aplicado o método de clusterização *k-means* com diferentes *k clusters*; e
- Análise de separação dos grupos e zonas de conflito; e
- Análise de mudança de hábito para adesão a tarifa branca.

A metodologia adotada é apresentada de maneira simplificada por meio do fluxograma 7.

Figura 7: Fluxograma da metodologia.



Fonte: Elaborada pelo autor.

4.2 Estrutura Metodológica

A metodologia de síntese e análise desta pesquisa pode ser dividida em duas etapas, em que a primeira consiste na síntese estatística de demandas sintéticas enquanto a última está atrelada a análise de agrupamento de perfis de consumidores, sempre relacionando com o âmbito de Tarifação Branca.

Inicialmente, através do algoritmo proposto por (GASTALDELLO, 2017), que cria curvas de carga diárias sintéticas, utilizando levantamento de dados, tanto do IBGE - características da população, quanto do PROCEL - características de consumo, serviram de base para esse programa simulador de curvas de carga. Através desse algoritmo foi possível criar um banco de dados consistente com características de cada família (quantidade de pessoas, classe econômica, tamanhos da residência e faixa etária) foi gerado um banco de dados com dez mil curvas de carga diária com 96 pontos cada, o que significa medidas de consumo, de 15 em 15 minutos durante o período de 24 horas, da região Sudeste.

Estas 10.000 curvas foram avaliadas estatisticamente em relação ao novo modelo tarifário de Tarifa Branca e os valores conforme a Tabela 4, seguindo (4.1) e (4.2), considerando que as curvas médias diárias, representam as curvas de consumo de todos os dias de um mês. Nesse estudo, conforme a legislação deste modelo tarifário, o mês foi considerado como tendo 22 dias úteis e 8 dias considerados finais de semana, uma vez que este modelo favorece o uso de finais de semana, pois são mais baratos.

Tabela 4: Comparação da tarifa convencional com a branca

Distribuidora de SP	
Tarifa convencional (valor por kWh)	R \$ 0.523
Intermediário	R \$ 0.582
Ponta	R \$ 0.903
Fora	R \$ 0.435

Fonte: Extraído de (ANEEL, 2020)

$$G_{Tc(\%)} = \frac{|C_c - C_{tb}|}{C_c} \times 100 \quad (4.1)$$

$$G_{Tb(\%)} = \frac{|C_{tb} - C_c|}{C_{tb}} \times 100 \quad (4.2)$$

Em que os termos correspondem à:

$G_{Tc(\%)}$ – Ganho Tarifa Convencional.

$G_{Tb(\%)}$ – Ganho Tarifa Branca.

G – Grupos Percentuais.

C_c – Custo Convencional.

C_{tb} – Custo Tarifa Branca.

Inicialmente com intuito de avaliar a abrangência de possibilidade de adesão a este novo modelo tarifário, e aos impactos que poderiam causar para os consumidores e para a concessionária, as 10 mil curvas foram avaliadas em relação ao valor de consumo, indicando quem possui o menor valor de conta, a tarifa convencional ou a tarifa branca. Posteriormente os dados foram divididos em 10 grupos (G1 a G10), em que os cinco primeiros representam os grupos favoráveis à tarifa branca e os outros à tarifa convencional. Cada grupo representa uma faixa percentual de favorecimento, da seguinte forma:

- **Grupo 1:** favorável a branca até 5% de ganho, significa que o valor calculado da tarifa branca para determinado perfil é até 5% mais barato que o valor calculado para tarifa convencional;
- **Grupo 2:** favorável a branca, de 5% até 10% de ganho, significa que o valor calculado da tarifa branca para determinado perfil é 5% até 10% mais barato que o valor calculado para tarifa convencional;
- **Grupo 3:** favorável a branca, de 10% até 15% de ganho, significa que o valor calculado da tarifa branca para determinado perfil é 10% até 15% mais barato que o valor calculado para tarifa convencional;
- **Grupo 4:** favorável a branca, de 15% até 20% de ganho, significa que o valor calculado da tarifa branca para determinado perfil é 15% até 20% mais barato que o valor calculado para tarifa convencional;

- **Grupo 5:** favorável a branca, mais de 20% de ganho, significa que o valor calculado da tarifa branca para determinado perfil é mais de 20% mais barato que o valor calculado para tarifa convencional; e
- **Grupo 6 a 10:** significam os mesmos ganhos percentuais de custos, porém favoráveis à tarifação convencional.

Para analisar como o perfil de consumo influencia na amostragem de adesão do modelo tarifário, as curvas foram divididas em 5 classes de consumo, com diferentes patamares de consumo mensal (Classe 1, 2, 3, 4, 5) e foi feita uma análise estatística da divisão em grupos em cada uma dessas classes de consumo.

Estes primeiros resultados da análise estatística são discutidos de maneira mais abrangente em relação aos ganhos da concessionária e dos consumidores, além disso, serão utilizados para validar o aprendizado de máquina, através do algoritmo de clusterização.

Para o estudo de aprendizado de máquinas com o método de clusterização, inicialmente foram utilizadas as classes 2 e 3, pois estes grupos na região Sudeste representam grande parte dos consumidores residenciais. O método *k-means* divide um banco de dados em *k* grupos distintos onde as amostras apresentam semelhanças entre seus dados. Um primeiro estudo foi realizado utilizando os 96 pontos da curva, avaliando o método para diferentes números de *cluster* (2,3,4 e 5).

Para cada *clusters* criado, foi realizada uma análise por meio da comparação da curva média do *cluster* e o resultado estatístico de tarifa branca e tarifa convencional, além de verificar a distribuição das curvas de cada *cluster* nos grupos (G1 a G10), para analisar como foi realizada a divisão por *cluster* e suas diferenças em relação à divisão estatística. As semelhanças e diferenças em cada *cluster* gerado foi discutido, sempre pensando em verificar as vantagens e desvantagens desta análise para os consumidores finais e para a concessionária.

4.3 Considerações Finais Sobre o Capítulo

Um segundo estudo foi proposto, para averiguar uma melhoria dos resultados alcançados no primeiro estudo de clusterização. Agora, ao invés da entrada do banco de dados ser os 96 pontos dos perfis de consumidores, os dados de entrada do algoritmo de clusterização é o somatório de consumo de ponta, fora de ponta e intermediário. Foi proposto dois estudos, uma com os dados não normalizados e outro com os dados normalizados. Em ambos os casos foram

realizados testes com diferentes números de k clusters, sempre buscando comparar os resultados dos grupos com os grupos previamente separados no estudo estatístico.

Por fim, foi proposto realizar uma análise de alguns perfis de consumo, do grupo identificado como grupo de conflito gerado pelo método de clusterização, para avaliar a possibilidade de utilização por parte da concessionária para incentivar consumidores destes perfis, a aderirem ao novo modelo tarifário a partir de uma pequena mudança de hábito.

Os cálculos de distância, os agrupamentos, e as análises de dados utilizados neste estudo foram realizados com Matlab®, e os gráficos foram gerados com auxílio de linguagem de programação *Python* através da biblioteca *matplotlib*. O próximo capítulo 5, destina-se a apresentar os resultados parciais das três primeiras etapas.

Capítulo 5

RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Considerações Iniciais

Conforme mencionado no capítulo 4, após as 10 mil curvas de carga geradas pseudoaleatórias de consumidores residenciais da região Sudeste do Brasil, na primeira etapa, foi contabilizado um mês de 22 dias úteis e 8 dias, considerados finais de semana, assim, as curvas foram separadas em dois grupos, tarifa convencional e tarifa branca. Para essa divisão, foram considerados os valores propostos por concessionária do interior de São Paulo, com valores diferenciados propostos pelo modelo tarifário da tarifa branca.

O grupo de tarifa branca significa que compensa a adesão do modelo tarifário e o grupo de tarifa convencional significa que compensa a mudança. Salienta-se ainda que, para este estudo, o modelo tarifário branco constitui-se apenas dos valores médios.

O consumo residencial é influenciado tanto pelo clima, quanto pelos dias da semana, assim sendo, a sazonalidade do consumo residencial deve ser levada em consideração em um estudo para tomada de decisão mais assertiva.

A seguir são apresentados os resultados obtidos para cada uma das etapas da metodologia. Em relação aos resultados da primeira etapa, será dado destaque àqueles mais relevantes. Os demais resultados (tabelas e gráficos) ficarão disponíveis nos apêndices da dissertação. Já os resultados da segunda etapa serão apresentados na íntegra.

5.2 Etapa 1

Nesta etapa, será elaborado um banco de dados e geração das 10.000 curvas de consumo geradas aleatoriamente através do algoritmo proposto por (GASTALDELLO, 2017) considerando

22 dias úteis e 8 dias considerando os finais de semana com características específicas de consumidores da região sudeste. Estas curvas serão avaliadas estatisticamente em relação ao novo modelo de tarifa branca comparando os cinco grupos propostos para verificar o quanto o grupo convencional é maior que o grupo branco.

A Tabela 5 mostra a divisão dos dados para o primeiro estudo, além de separá-los em tarifa branca e convencional. Estruturou-se a tabela para que cada classe tarifária fosse dividida em 5 subgrupos, que representam o percentual do ganho em adesão ou não ao modelo tarifário. Assim, temos os seguintes resultados para tarifa branca: grupo 1 representa ganho de 0 a 5%; grupo 2, ganho de 5 a 10%; grupo 3, ganho de 10 a 15%; grupo 4, ganho de 15 a 20%; e grupo 5, ganho acima de 20% representam os resultados para tarifa branca. Já os grupos 6 a 10 significam os mesmos ganhos percentuais de custos, só que favoráveis à tarifação convencional. Ainda é apresentado o ganho médio de cada grupo e, também, o desvio padrão dentro do grupo.

Tabela 5: Dados estatísticos da primeira etapa da metodologia

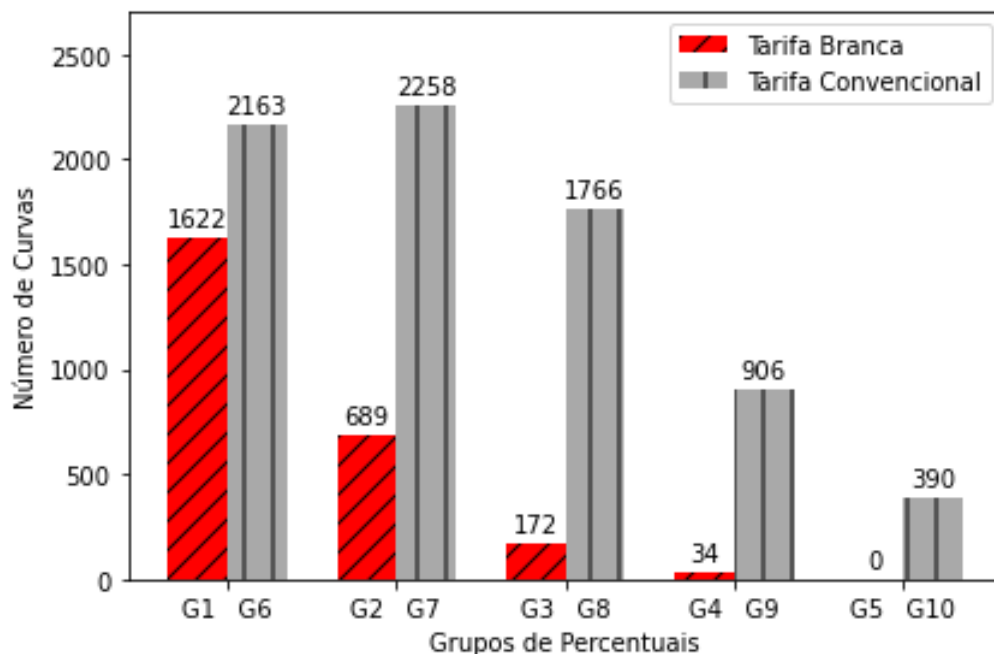
Ganho Percentual		Tarifa Branca		
		Nº de Amostras	Média	Desvio Padrão
G1	0 - 5%	1622	2,24%	1,42%
G2	5 - 10%	689	7,00%	1,34%
G3	10 - 15%	172	11,88%	1,41%
G4	15 - 20%	34	15,99%	0,99%
G5	20	-	-	-
		Tarifa Convencional		
G6	0 - 5%	2163	2,57%	1,44%
G7	5 - 10%	2258	7,51%	1,44%
G8	10 - 15%	1766	12,29%	1,41%
G9	15 - 20%	906	17,14%	1,42%
G10	20	390	22,88%	2,60%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Por meio da análise da Tabela 5, é possível verificar que a quantidade de curvas que aceitariam a adesão da tarifa branca é de 2517, das 10000 curvas geradas, ou seja, 25,16% contra 74,84% da tarifa convencional. Além deste valor pequeno das 2517 curvas, 1622 teriam um ganho menor que 5% em relação à tarifa convencional. O gráfico de barras ilustrado na Figura 8 a seguir mostra a comparação de curvas de cada um dos cinco grupos propostos para verificar o quanto o grupo convencional é maior que o grupo branco. Nota-se que, com o aumento dos ganhos percentuais, há uma redução na quantidade de curvas, tanto das brancas quanto das

convencionais.

Figura 8: Comparação das curvas de cada um dos cinco grupos propostos.

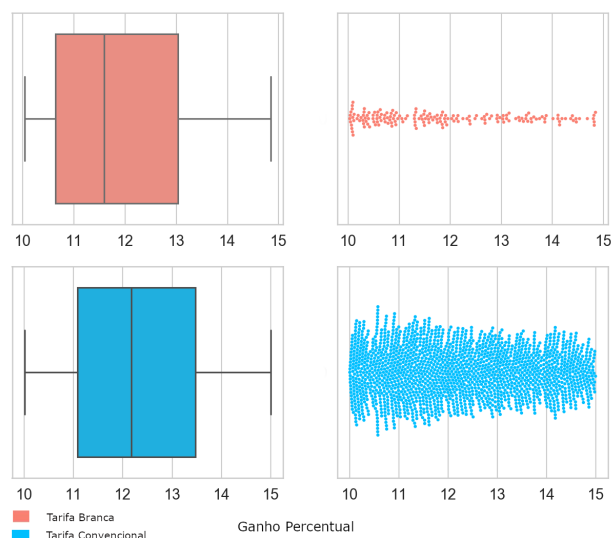


Fonte: Elaborada pelo autor.

Para mostrar a dispersão dos dados dentro de cada um dos grupos de ganho percentual, foram traçadas duas formas de gráfico, o *boxplot* e o gráfico de dispersão. O *boxplot* mostra o valor máximo e mínimo, a região entre o primeiro e o terceiro quartil, além da mediana dos dados.

Os gráficos *boxplot* e de dispersão foram aplicados para os 10 grupos de ganhos percentuais, os quais foram analisados, porém, uma diferença está no grupo 3, com ganhos de 10 a 15%. O box da tarifa branca está mais à esquerda, evidenciando que o aumento de curvas neste grupo, para esta etapa, foi de curvas com baixos ganhos nesta faixa, como ilustrado na Figura 9. Os demais gráficos desta primeira etapa estão no Apêndice do trabalho.

Figura 9: Boxplot da terceira comparação tarifa branca e tarifa convencional com ganho de 10% a 15%.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Dando continuidade à apresentação dos resultados, a Tabela 6 a seguir apresenta valores de consumo por classe de consumo. O objetivo foi analisar se, devido ao aumento de consumo na residência, há diferença de distribuição dentro das faixas de ganhos percentuais .

Tabela 6: Valores por classe de consumo

Classe	Consumo kWh
1	0 a 50
2	50 a 100
3	100 a 250
4	250 a 400
5	acima de 400

Fonte: Elaborada pelo autor.

A seguir são apresentadas as Tabelas 7 e 8, contendo as dez mil curvas, separadas em classes de consumo de 1 a 5, mostrando os ganhos percentuais da adesão da tarifa branca. Verifica-se que 78% das curvas está entre o ganho de 0 a 5% da classe 3, o que significa que a maior parte da quantidade de curva dessa classe tem um ganho de 0% a 5% de tarifa branca e na convencional, apenas 52%. Observa-se que quanto maior percentual de quantidade de curvas entre os ganhos de 10% a 15% e de 15% a 20%, melhor para adesão à tarifa branca. Já em

relação à tarifa convencional, é melhor uma concentração maior entre os grupos de 0 a 5%. Na classe 5, por exemplo, quase 95% das curvas estão entre 0% a 5%, sugerindo que as curvas de carga pertencentes a essa classe dificilmente compensarão a adesão .

Tabela 7: Dados estatísticos (Classe 1, 2 e 3)

Ganho Percentual		Tarifa Branca					
		Classe 1		Classe 2		Classe 3	
		Nº de Amostras	Percentual	Nº de Amostras	Percentual	Nº de Amostras	Percentual
G1	0 - 5%	433	54,47%	282	64,98%	692	78,46%
G2	5 - 10%	230	28,93%	118	27,19%	176	19,95%
G3	10 - 15%	100	12,58%	32	7,37%	14	1,59%
G4	15 - 20%	32	4,03%	2	0,46%	0	0,00%
G5	20	0	0,00%	0	0,00%	0	0,00%
Total		795	100,00%	434	100,00%	882	100,00%

Ganho Percentual		Tarifa Convencional					
		Classe 1		Classe 2		Classe 3	
		Nº de Amostras	Percentual	Nº de Amostras	Percentual	Nº de Amostras	Percentual
G6	0 - 5%	637	23,89%	607	19,18%	761	52,88%
G7	5 - 10%	804	30,16%	933	29,48%	473	32,87%
G8	10 - 15%	668	25,06%	909	28,72%	182	12,65%
G9	15 - 20%	362	13,58%	522	16,49%	22	1,53%
G10	20	195	7,31%	194	6,13%	1	0,07%
Total		2666	100,00%	3165	100,00%	1439	100,00%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 8: Dados estatísticos (Classe 4 e 5)

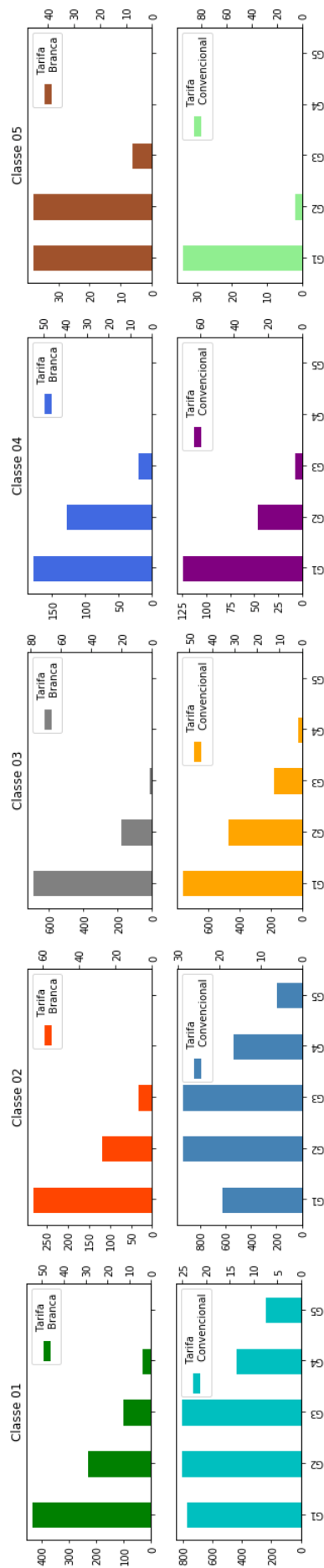
Ganho Percentual		Tarifa Branca			
		Classe 4		Classe 5	
		Nº de Amostras	Percentual	Nº de Amostras	Percentual
G1	0 - 5%	178	54,77%	37	45,68%
G2	5 - 10%	127	39,08%	38	46,91%
G3	10 - 15%	20	6,15%	6	7,41%
G4	15 - 20%	0	0,00%	0	0,00%
G5	20	0	0,00%	0	0,00%
Total		325	100,00%	81	100,00%

Ganho Percentual		Tarifa Convencional			
		Classe 4		Classe 5	
		Nº de Amostras	Percentual	Nº de Amostras	Percentual
G6	0 - 5%	124	70,06%	34	94,44%
G7	5 - 10%	46	25,99%	2	5,56%
G8	10 - 15%	7	3,95%	0	0,00%
G9	15 - 20%	0	0,00%	0	0,00%
G10	20	0	0,00%	0	0,00%
Total		177	100,00%	36	100,00%

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 10 a seguir apresenta os gráficos comparativos das curvas de cada um dos cinco grupos propostos nesta etapa 1. Observa-se que a classe 2 possui maior concentração do número de consumidores que fazem parte da tarifa convencional, com consumo entre 50 a 100 kWh, e a classe 3, grupos 1 e 2, com mais representatividade da tarifa branca, com consumos entre 100 a 250 kWh.

Figura 10: Comparação das curvas de cada um dos cinco grupos propostos.



Fonte: Elaborada pelo autor.

5.3 Etapa 2

Nesta etapa, será realizada uma análise de clusterização de dados selecionados, com intuito de avaliar os perfis de consumo com diferentes números de *clusters* ou agrupamentos de curvas semelhantes. Decidiu-se separar os dados em duas partes, etapa 2.A, na qual foram realizadas simulações sem a normalização dos dados, e etapa 2.B, com a normalização dos dados e um menor número de variáveis de entrada, sem perder a característica do perfil da curva. O que se espera com essa divisão? Qual o critério utilizado para a separação desses dados em dois grupos? É importante compartilhar com seu leitor as decisões metodológicas que foram tomadas ao longo do trabalho. Quanto melhor o seu leitor compreender o seu texto, maior a chance de ele se convencer do que está lendo (acreditar nas suas análises e conclusões).

5.3.1 Etapa 2.A

Inicialmente consideraram-se as curvas de classes 2 e 3 do banco de dados de 10 mil curvas geradas, totalizando 5920 dados, dos quais 1316 (22,23%) são considerados favoráveis à tarifa branca e 4604 (77,77%), favoráveis à tarifa convencional. Ressalta-se que a divisão é feita através da comparação dos kWh de consumo mensal, considerando os dois modelos tarifários. Esta simples verificação já mostra a quantidade percentual de consumidores que poderiam aderir ao modelo tarifário, obtendo-se, conseqüentemente, ganhos econômicos em suas contas de energia mensal.

Para a continuidade do estudo e melhoria da análise dos dados, é proposto o uso do algoritmo *k-means* de clusterização, com intuito de avaliar os perfis de consumo perante a adesão ou não do modelo tarifário. Primeiramente foram separadas as médias dos dois grupos anteriores, branca e convencional. Estas curvas médias foram comparadas com as curvas médias de cada uma das curvas dos *clusters* criados, verificando se o *cluster* aproxima-se mais de uma curva ou de outra. Foram realizadas 4 simulações de clusterização, com diferentes números de *clusters*, 2, 3, 4 e 5.

Além desta análise, a curva média de cada cluster é classificada nos grupos de ganhos percentuais vistos nas etapas anteriores. Também nesta curva média, é apresentado o percentual de consumo fora da ponta, ponta e intermediário, com intuito de entender um pouco melhor como a variação do perfil de consumo pode levar um consumidor a aderir ou não ao modelo tarifário, por conta da variação do custo de kWh.

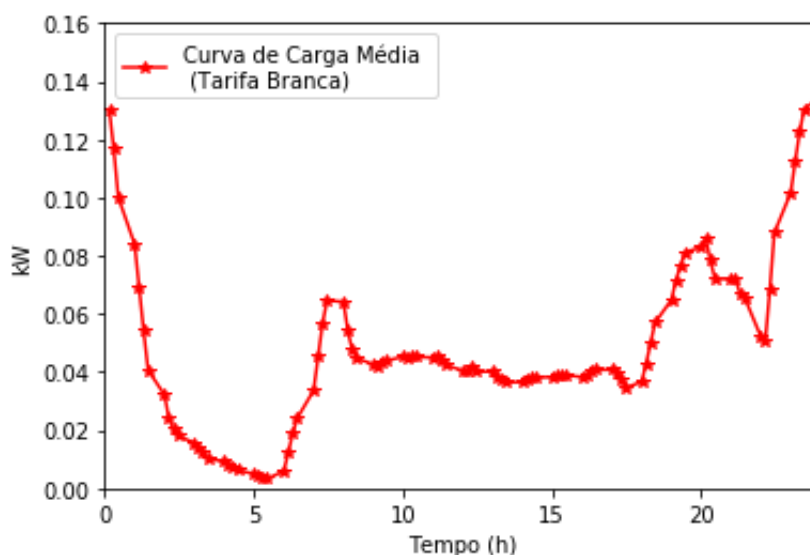
Até esta etapa, todas as análises referem-se ao consumidor. No entanto, é possível avaliar a mudança de hábito retirando consumo na ponta, que é o objetivo maior para as concessionárias,

pois diminuiriam as perdas no sistema. Para isto, um estudo mais aprofundado foi realizado nos *clusters* criados no último estudo, com $k = 5$.

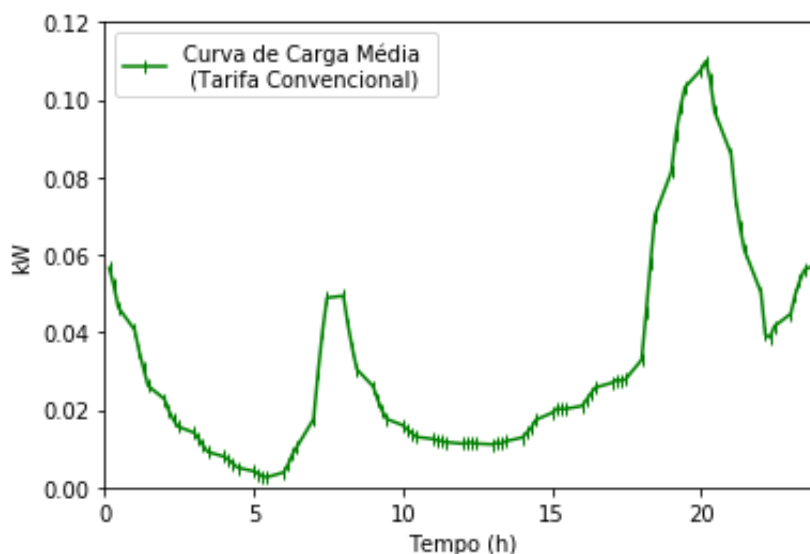
Para este caso, foram avaliadas as curvas dentro de cada *cluster*, não somente a média. Dessa forma, é possível verificar as curvas que estão mais próximas das zonas de mudança de tarifação. Com isso, é possível discutir como a concessionária pode atuar para motivar certos consumidores a mudar seus hábitos, aderindo aos modelos tarifários, trazendo benefícios para ambos. Da parte do consumidor, é possível identificar modos de utilização de armazenadores de energia e mudança de tarifação.

As curvas apresentadas a seguir são representantes das médias dos grupos de tarifas branca e convencional, do banco de dados com 5920 curvas, que foram utilizadas como referência para comparar com as médias dos clusters, conforme ilustrado nas Figuras 11 e 12.

Figura 11: Curva média do grupo branco.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 12: Curva média do grupo convencional.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observa-se que estas curvas possuem um perfil bem diferenciado, enquanto a curva da tarifa branca possui consumo durante todo o dia e picos na madrugada. A curva convencional possui picos característicos de manhã e de noite, que é o mais comum de acontecer nas residências da região Sudeste, ou seja, a maioria das residências são consideradas melhor economicamente como tarifa convencional, como visto anteriormente (cerca de 77

Outro dado interessante que deve ser avaliado, e pouco discutido no estudo estatístico anterior, é que a curva média branca possui um valor médio de consumo de 139,70 kWh, enquanto que a curva média convencional possui valor médio de consumo de 93,53 kWh, o que nos remete a entender que as pessoas com valor de consumo maior podem aderir mais facilmente à tarifa branca, pois conseguem distribuir melhor o consumo durante todos horários do dia. Porém, cada consumidor tem seu próprio hábito de consumo.

Com relação às características de consumo de cada uma destas curvas, este foi classificado em fora de ponta, intermediário e ponta, considerando-se as regras de uma concessionária do interior de São Paulo. Assim, a curva média branca apresenta uma divisão percentual de consumo fora de ponta – 73,37%; intermediário – 8,69% e ponta – 17,94%, sendo classificada no grupo 1, com ganhos de até 5% a favor da tarifa branca, em comparação com a convencional. Já a curva média convencional possui uma divisão percentual de consumo fora de ponta – 54,40%; intermediária – 11,84% e ponta – 33,76%, sendo classificada no grupo 7, com ganhos até 10% para convencional, em comparação com a tarifação branca.

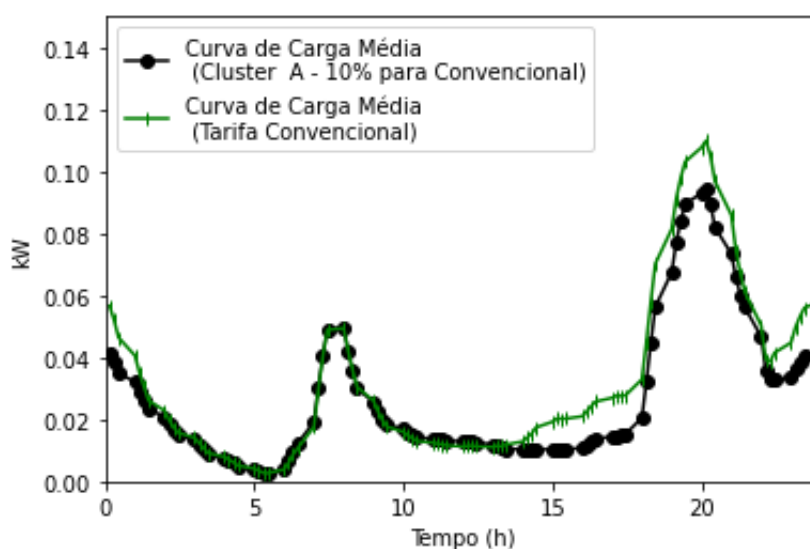
A primeira simulação do estudo de clusterização foi feita com $k = 2$, para o banco de dados

de 5920 amostras. Foram criados os clusters A e B, dos quais foi retirada a média e comparada com as médias branca e convencional, além de classificadas nos grupos de ganhos percentuais.

Com esta primeira divisão em 2 grupos ou clusters, é possível verificar dois perfis bem distintos, o do cluster A, semelhante com a média convencional, ou seja, picos de manhã e de noite, caracterizando um consumidor que sai para trabalhar durante o dia e retorna à noite, e o perfil do cluster B, semelhante à média branca, com picos de madrugada e consumo durante o dia todo, caracterizando um consumidor que não sai de casa. Porém, analisando as classificações nos grupos de ganhos percentuais, a comparação das curvas médias e os erros absolutos, e também a quantidade de consumo fora, intermediário e ponta.

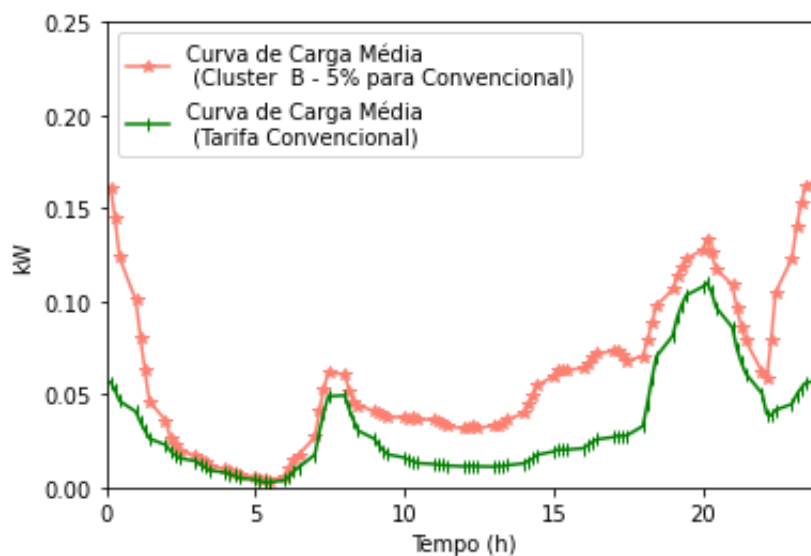
As Figuras 13 e 14 a seguir representam as curvas médias dos clusters A e B.

Figura 13: Curva média do cluster A.



Fonte: Elaborada pelo autor.

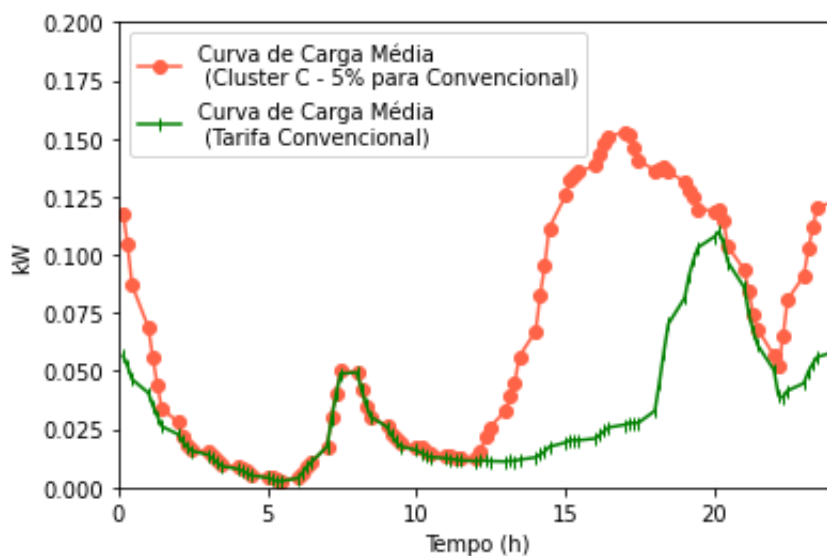
O *cluster* A tem 4350 dados, consumo médio de 78,59 kWh, abaixo da média convencional, que é 93 kWh, sendo classificado no grupo 7, assim como a média convencional, e possui distribuição fora – 55,05%, intermediário – 11,23% e ponta - 33,72%, ou seja, bem semelhante à média convencional. Se comparados os erros absolutos ponto a ponto, é possível concluir que é semelhante à média convencional.

Figura 14: Curva média do *cluster* B.

Fonte: Elaborada pelo autor.

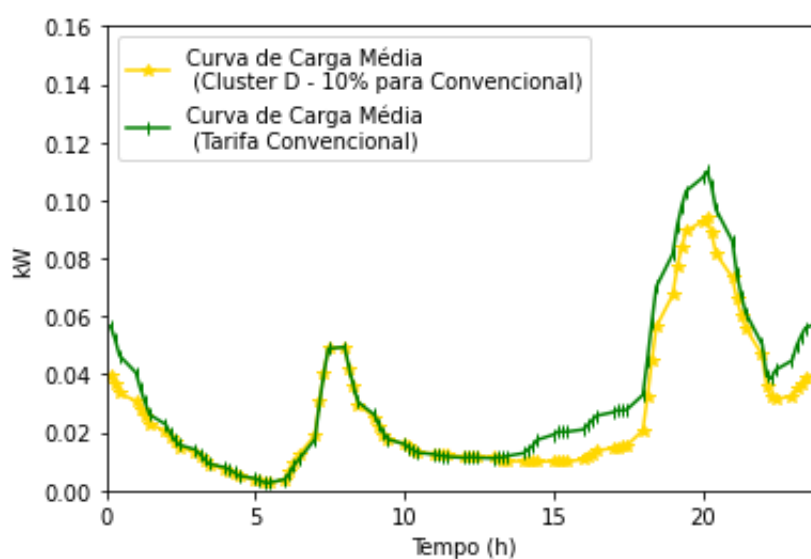
O *cluster* B possui 1570 dados, um consumo médio de 173,65 kWh, bem acima do consumo da média da branca anterior, que era de 139,70 kWh. É classificado como grupo 6, ou seja, com ganho percentual para a convencional, em comparação com a branca. Se analisarmos o erro absoluto, esta curva se assemelha mais à branca, a distribuição percentual das horas é, fora 66,39%, intermediária 10,47% e ponta – 23,14%. A mudança de grupo 1 para grupo 6 se deve a essa alteração da distribuição, retirada de fora de ponta para intermediário e ponta.

Na segunda simulação com $k=3$, é possível verificar a formação de um novo perfil de consumo, conforme é apresentado nas Figuras 15, 16 e 17 a seguir, dos clusters C, D e E.

Figura 15: Curva média do *cluster* C.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Neste *cluster* C, é possível identificar um consumo acentuado nos horários intermediário e de ponta, com um consumo considerado também de madrugada. Possui 626 dados, com média de consumo de 184 kWh mensais, com uma distribuição percentual de 62,29% fora de ponta, 13,94% intermediária e 23,78% na ponta, e, apesar de estar mais próxima à média branca geral, ela foi classificada como favorável à convencional em 5%, ou seja, grupo 6.

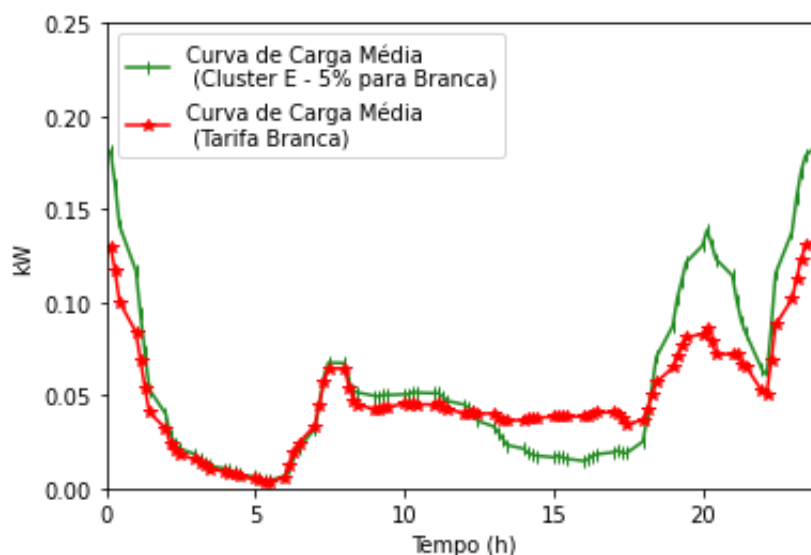
Figura 16: Curva média do *cluster* D.

Fonte: Elaborada pelo autor.

O *cluster* D possui 4236 dados e se assemelha à curva média convencional. Assim como

esta média, este *cluster* foi classificado no grupo 7, com prevalência da tarifa convencional em 10%. Sua distribuição percentual é 54,4% fora, 11,43% no intermediário e 34,18% na ponta, ou seja, está centroide do *cluster* D é praticamente igual à média da convencional geral, com uma menor quantidade de dados.

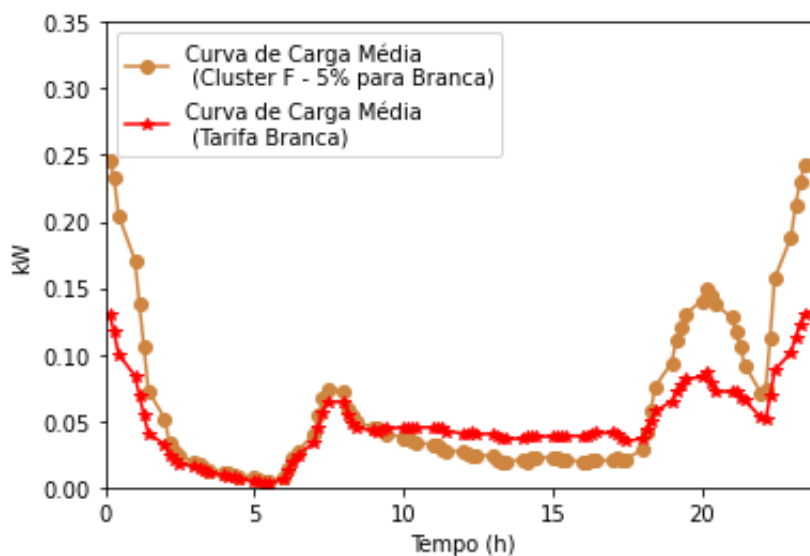
Figura 17: Curva média do *cluster* E.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Por fim, o *cluster* E possui 1058 dados e está classificado no grupo 1, favorável à tarifa branca de 5%. Sua curva difere da média geral da branca, pois possui picos maiores de madrugada, um consumo reduzido durante todo o dia e apesar do pico grande no horário de ponta, o elevado consumo de madrugada compensa e torna este *cluster* branco. Sua distribuição percentual ficou assim, 69,48% fora, 7,82% intermediário e 22,70% ponta.

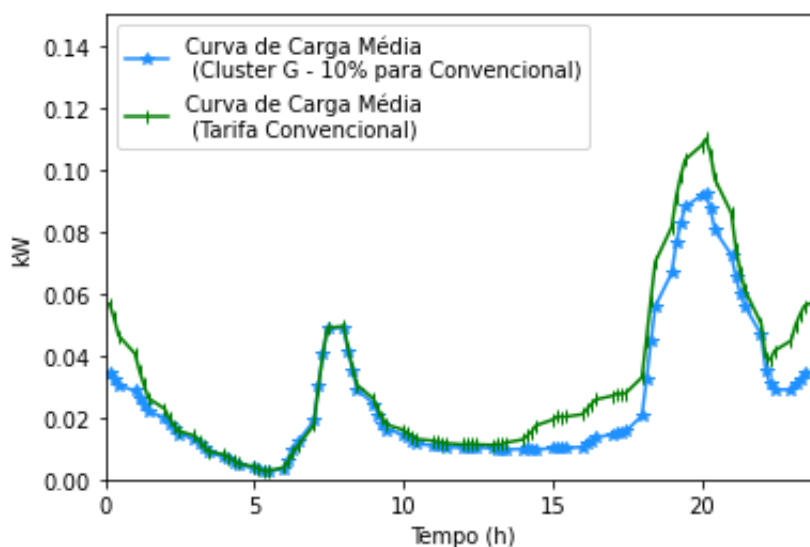
Uma nova simulação foi feita com $k = 4$, com intuito de verificar novos padrões de consumo, suas classificações e características. Estes novos clusters F, G, H e I são apresentados nas Figuras 18, 19, 20 e 21 e discutidos a seguir.

Figura 18: Curva média do *cluster* F.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Neste primeiro *cluster* F, é possível verificar o consumo alto de madrugada, similar ao *cluster* E apresentado no estudo anterior. Assim como o *cluster* E, o F é classificado como propenso à tarifa branca de 5% (grupo 1) e sua média se assemelha à média geral branca, apesar de ter um perfil diferente, com distribuição de 70,56% fora, 7,78% intermediária e 21,66% na ponta.

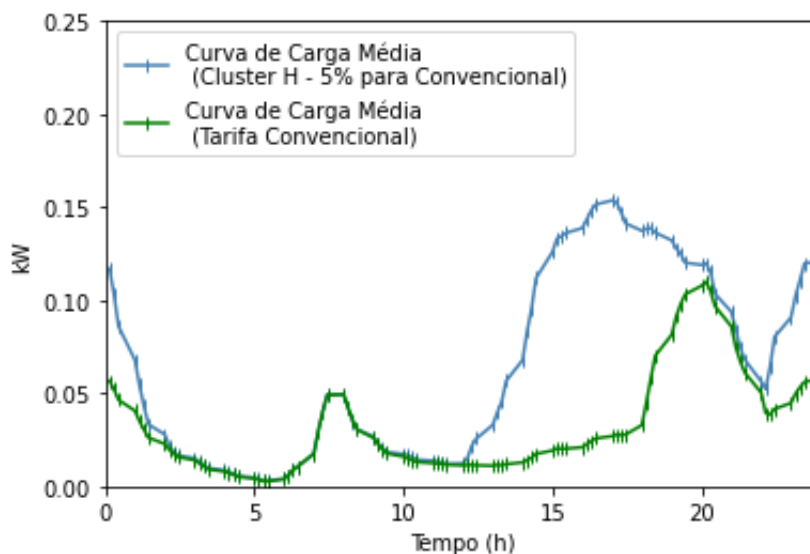
Esse cluster possui 399 dados e consumo médio mensal de 184,21k Wh.

Figura 19: Curva média do *cluster* G.

Fonte: Elaborada pelo autor.

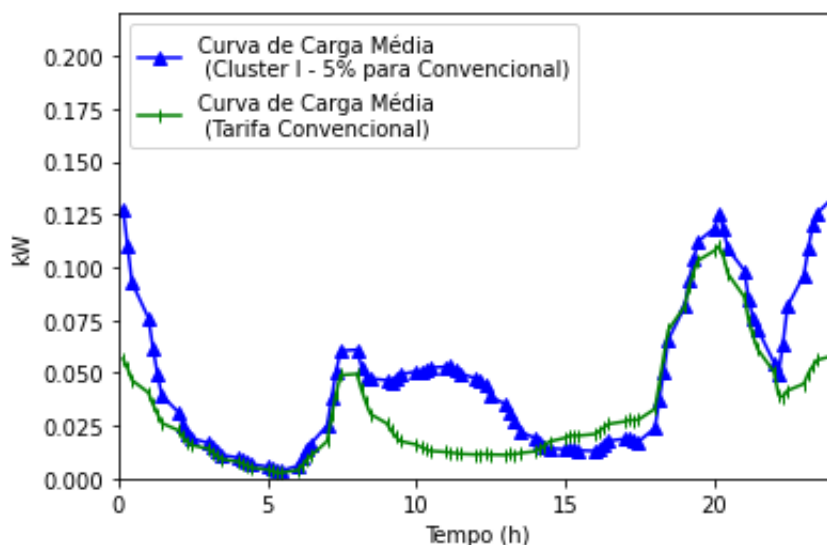
O perfil de consumo do *cluster* G assemelha-se bastante ao convencional, destacando o consumo no horário de ponta, classificando-o no grupo 7, com vantagem para o convencional de 10%. Este *cluster* possui 3908 dados, com 53,2% fora, 11,81% intermediário, 34,99% ponta e um consumo médio mensal de 74,56 kWh. Ou seja, este *cluster* é semelhante ao *cluster* D visto no estudo anterior.

Figura 20: Curva média do *cluster* H.



Fonte: Elaborada pelo autor.

O *cluster* H assemelha-se bastante ao *cluster* C. Ambos são classificados no grupo 6, favorável à tarifa convencional. Enquanto o *cluster* H possui 616 dados, o *cluster* C possui 626, ou seja, a distribuição percentual de consumo nos horários também é bastante semelhante: *cluster* H (62,14%, 13,99%, 23,88%), *cluster* C (62,29%, 13,94%, 23,78%), respectivamente para fora, intermediário e ponta. O consumo médio também é na faixa dos 184 kWh, ou seja, estes dois *clusters* representam as mesmas características de perfil de consumo.

Figura 21: Curva média do *cluster* I.

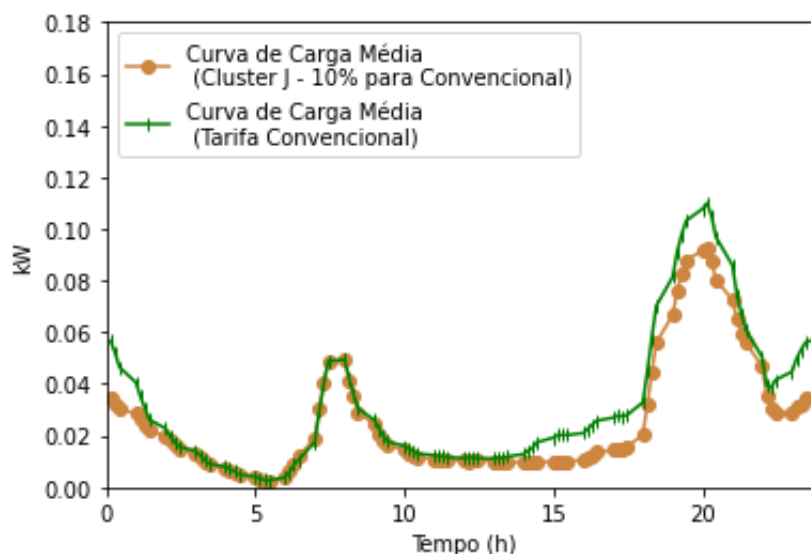
Fonte: Elaborada pelo autor.

Por fim, o *cluster* I possui um consumo médio de 136 kWh mensal, com 997 dados e distribuição percentual fora de 67,4%, intermediária de 8,02% e ponta de 24,53%, sendo este classificado no grupo 6, favorável à convencional até 5%. Porém, quando comparado com as médias gerais da branca e convencional, possui menor erro absoluto com a média da branca, ou seja, este *cluster* pode estar em uma zona de conflito, precisando ser melhor analisado.

Diante dos resultados analisados, foi proposta a última simulação de clusterização, com $k = 5$, que permitirá uma melhor discussão da distribuição dos dados em cada *cluster*, bem como, da quantidade de curvas que estão no grupo da média do *cluster* ou não, além da variação da distribuição percentual nos três horários do modelo tarifário branco.

A seguir, são apresentadas as curvas médias dos clusters J, K, L, M, N, e as discussões referentes aos perfis de consumo de cada cluster formado.

O *cluster* J apresentado na Figura 22 contém 3908 dados e é semelhante ao *cluster* G do ensaio apresentado anteriormente. Classificado no grupo 7, com ganhos de até 10% para o modelo convencional em relação ao modelo branco, possui distribuição percentual de 53,21% fora, 11,79% intermediário e 34,99% ponta, respectivamente, e um consumo médio de 74,56 kWh mensais. Sua curva de carga é bem característica da região Sudeste, com picos de manhã e no período da noite, caracterizando uma família que trabalha durante o dia com consumo reduzido nos horários fora de ponta.

Figura 22: Curva média do *cluster* J.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Analizando a Tabela 9, é possível identificar primeiramente a variação de consumo mensal das curvas, com um mínimo de 50 kWh e um máximo de 153,93 kWh, média de 74,56 kWh e desvio padrão de 19,24 kWh. Além disso, possui a seguinte distribuição nos grupos de propensão ou não à adesão de mudança de tarifação.

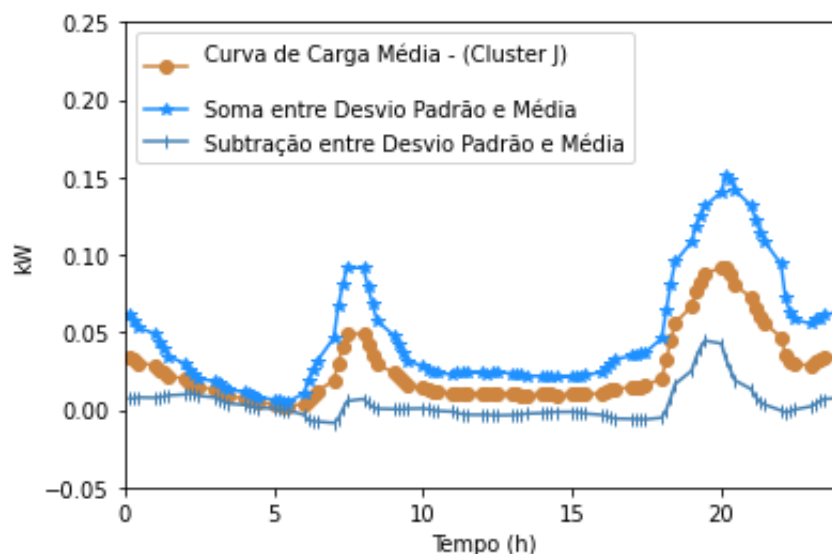
Tabela 9: Distribuição dos dados nos grupos do *cluster* J

G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10	Total
280	110	30	2	0	667	1067	1017	540	195	3908
7,16%	2,81%	0,77%	0,05%	0,00%	17,07%	27,30%	26,02%	13,82%	4,99%	100%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Constatou-se que, apesar de este *cluster* J possuir uma média classificada como grupo 7, ele possui curvas de carga em todos os grupos, com exceção do G5, que não possui nenhuma curva. Cerca de 11% das curvas deste *cluster* poderiam ter a adesão ao modelo tarifário branco com ganhos econômicos. No entanto, o uso de agrupamento é para reconhecer as semelhanças de perfis destes consumidores. Neste sentido, são apresentadas as Figuras 23 e 24.

A primeira curva apresenta a média com os desvios padrões ponto a ponto do *cluster*, mostrando o perfil característico deste agrupamento formado na Figura 23.

Figura 23: Curva média do *cluster J* e desvios padrões ponto a ponto.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observa-se um desvio padrão menor no período entre 3h e 5h da manhã, com o estreitamento entre as curvas, e, também, no início da noite, por volta das 18h.

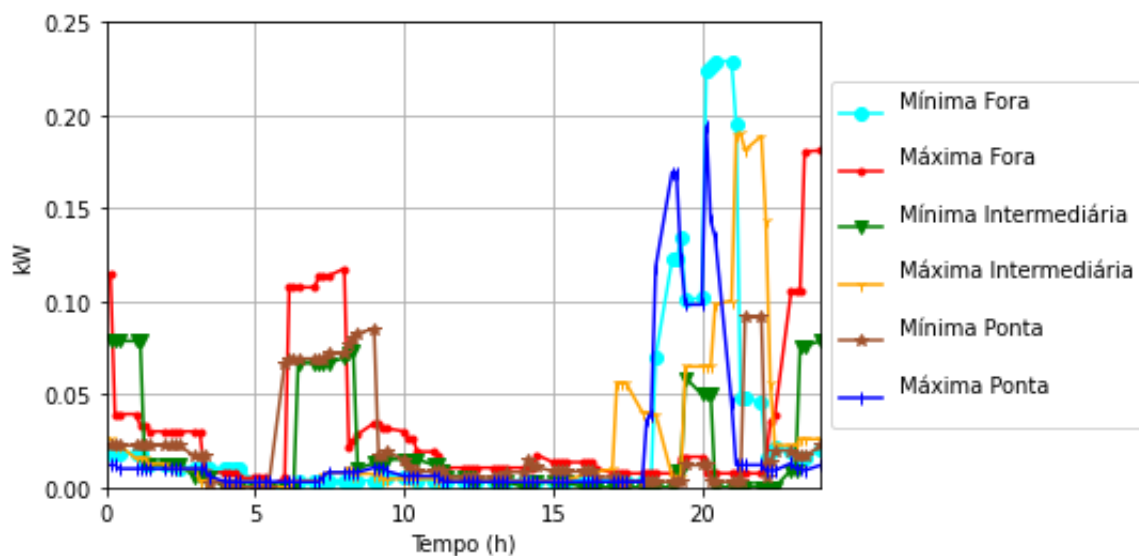
A Tabela 10 apresenta a variação da distribuição percentual dos horários estabelecidos pelo modelo tarifário branco.

Tabela 10: Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do *cluster J*

	Mínimo	Médio	Máximo	Desvio
Fora de Ponta	22,23%	52,79%	94,14%	11,92%
Intermediário	0,00%	11,75%	41,16%	6,25%
Ponta	3,23%	35,40%	72,27%	10,67%

Fonte: Elaborada pelo autor.

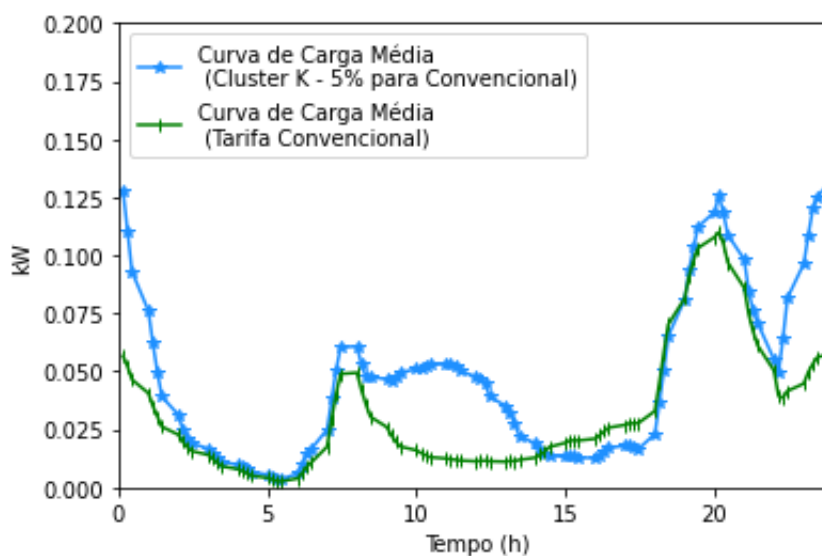
Na Figura 24 é possível observar que este *cluster J* possui variação na distribuição percentual de suas curvas. Assim, buscou-se identificar cada uma das curvas específicas que possuem máximos e mínimos de cada período para avaliação, apontando o motivo do agrupamento em um mesmo *cluster*.

Figura 24: Curvas que possuem os extremos de cada horário – *cluster J*.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Percebe-se que alguns perfis são semelhantes, algumas curvas se aproximam das características das outras, no entanto, ao se analisar todas juntas, elas possuem suas diferenças: algumas com picos claros de manhã e de noite, outras somente com picos de manhã e outra somente com pico de noite, evidenciando a possibilidade de aumento do número de *cluster*.

Dando continuidade à análise dos 5 clusters formados nesta simulação, na Figura 25 é apresentada a curva média do cluster K.

Figura 25: Curva média do *cluster K*.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Este *cluster* possui 984 dados, possui um perfil de consumo de madrugada elevado, com um pico à noite, e um consumo considerável no período da manhã, sendo classificado como grupo 6. Mas quando comparado com as médias globais, assemelha-se com a média branca. Sua distribuição percentual é de 67,52%, 7,96%, 24,52%, para fora, intermediário e ponta, respectivamente, apresentando consumo mensal médio de 136,06 kWh.

Analisando os dados, temos um consumo máximo de 249,39 kWh e um consumo mínimo de 70,62 kWh, com um desvio padrão de 36 kWh. Suas curvas deste cluster K estão distribuídas nos grupos de avaliação de adesão à nova tarifação, conforme Tabela 11.

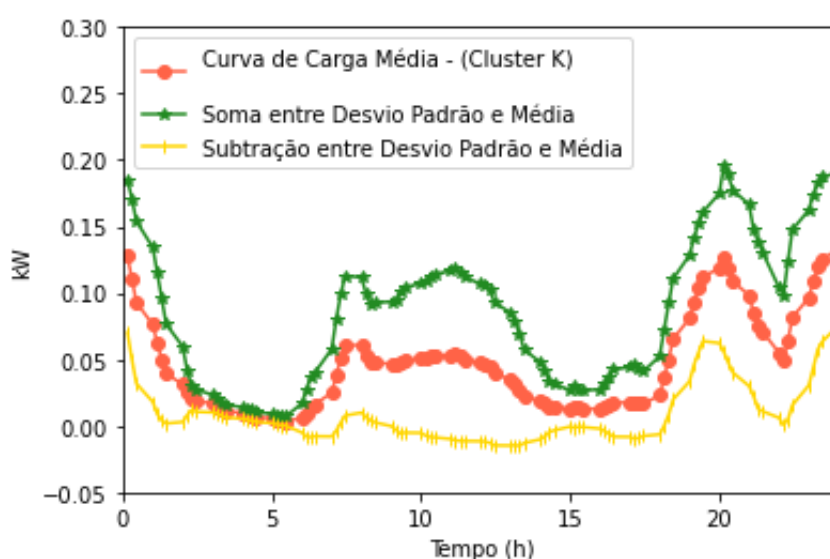
Tabela 11: Distribuição dos dados nos grupos do *cluster* K

G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10	Total
323	87	8	0	0	337	183	43	3	0	984
32,83%	8,84%	0,81%	0,00%	0,00%	34,25%	18,60%	4,37%	0,30%	0,00%	100%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Para este *cluster* K, conforme ilustra a Figura 26, observa-se uma concentração de dados no grupo 1 e grupo 6, totalizando cerca de 67% dos dados. Estes grupos representam ganhos de 5% para a branca e para a convencional, respectivamente. A Figura 26 apresenta a curva média e os desvios padrões, ponto a ponto, para verificar a variação do perfil de consumo deste *cluster*.

Figura 26: Curva média do *cluster* K e desvios padrões ponto a ponto.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Verificou-se que há variações no período do dia e que o período da madrugada são mais

semelhantes, assim como o período da tarde.

A Tabela 12 abaixo apresenta a variação da distribuição percentual dos horários estabelecidos pelo modelo tarifário branco.

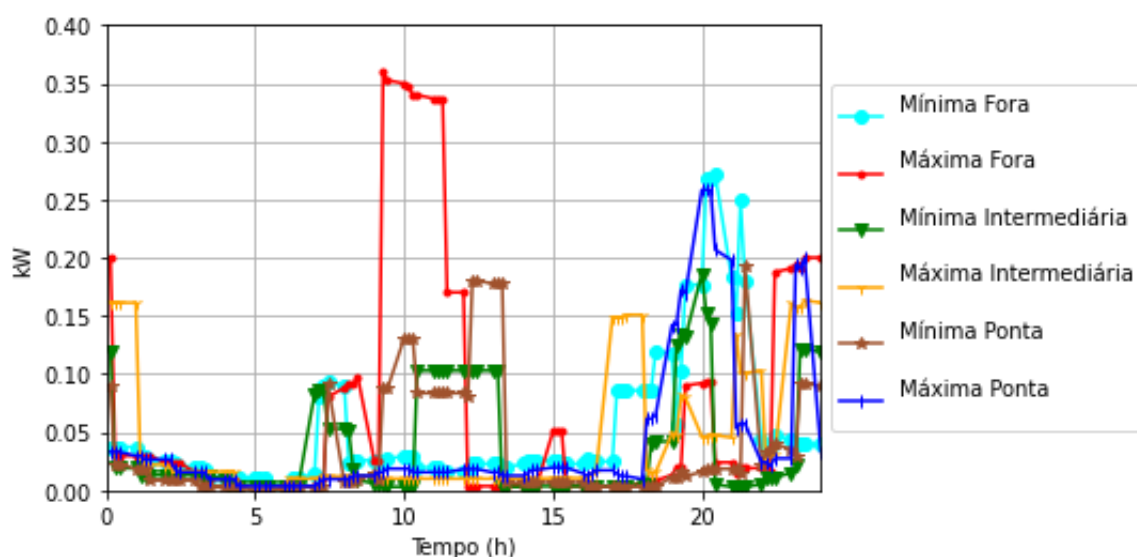
Tabela 12: Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do *cluster K*.

	Mínimo	Médio	máximo	Desvio
Fora de Ponta	41,44%	66,88%	91,08%	8,34%
Intermediário	0,86%	8,12%	26,04%	3,94%
Ponta	4,40%	25,12%	50,09%	7,15%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Conforme apresenta a Figura 27, este *cluster* possui uma distribuição percentual de curvas melhor que o grupo J. Para verificar isso, novamente serão apresentadas as curvas de mínimo e de máximo de cada horário, com intuito de apurar semelhanças e diferenças de perfil.

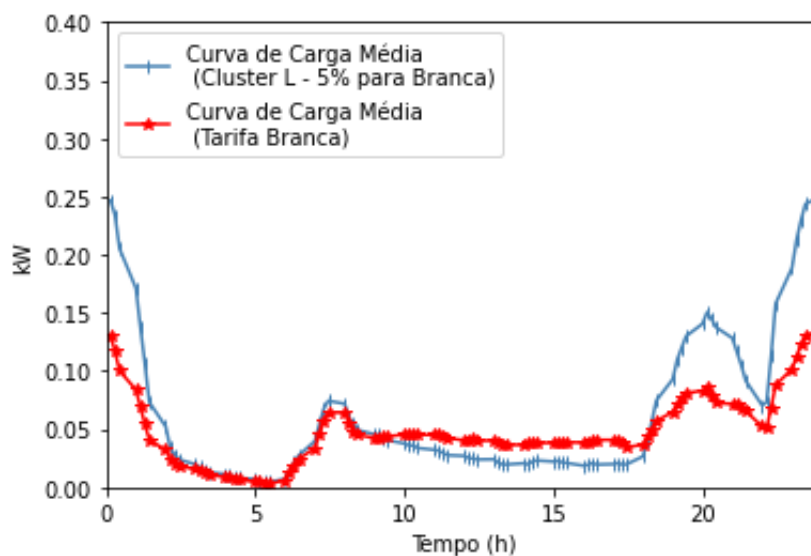
Figura 27: Curvas que possuem os extremos de cada horário – *cluster K*.



Fonte: Elaborada pelo autor.

É possível notar que, com exceção das curvas de máximo fora e máximo ponta, as curvas possuem um padrão de consumo durante a manhã, com consumo de madrugada e picos noturnos, mas que, de maneira geral, ainda existem diferenças.

A Figura 28 representa a curva média do cluster L, o qual é formado por 395 dados, classificado como grupo 1 e sua média se aproxima da média geral branca. Sua distribuição é de 70,74%, 7,66%, 21,60% para o horário fora, intermediário e de ponta, respectivamente, e possui um consumo médio mensal de 184,13 kWh.

Figura 28: Curva média do *cluster* L.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Constata-se um perfil de consumo característico, com picos maiores de madrugada, o que sugere uso de condicionadores de ar, com dois outros picos relevantes, um menor de manhã e um maior no horário de ponta, e um consumo constante durante todo o dia, o que aumenta o consumo fora de ponta.

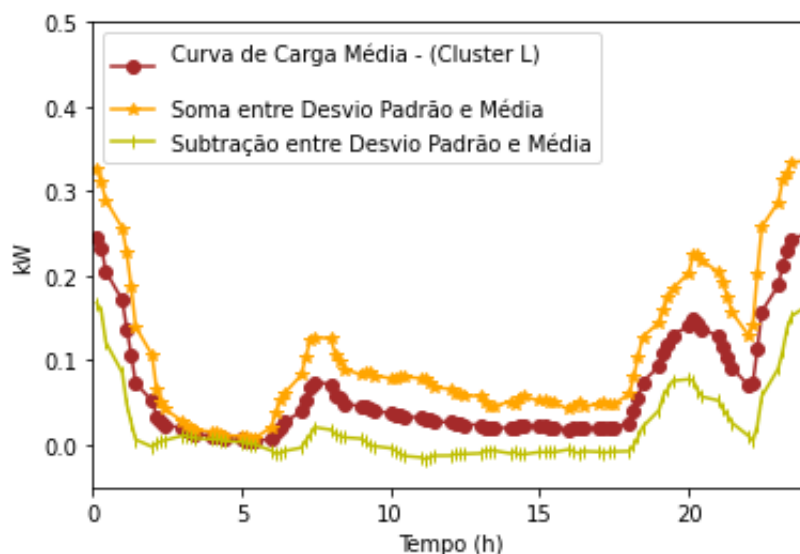
Por meio da análise dos dados da Tabela 13, que representa todas as curvas do cluster L, tem-se um consumo máximo de 249,47 kWh e um consumo mínimo de 102,87 kWh, com um desvio padrão de 32,64 kWh.

Tabela 13: Distribuição dos dados nos grupos do *cluster* L

G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10	Total
178	60	3	0	0	128	25	1	0	0	395
45,06%	15,19%	0,76%	0,00%	0,00%	32,41%	6,33%	0,25%	0,00%	0,00%	100%

Fonte: Elaborada pelo autor.

O *cluster* L concentra 92% dos dados nos grupos 1, 2 e 6, ou seja, possui uma característica de adesão da tarifa branca em 60% dos casos (grupo 1 e 2) e 30% com alguma mudança de hábito de consumo, podendo torná-lo favorável a branca. A Figura 29 a seguir apresenta a curva média, com as curvas de desvio padrão ponto a ponto, permitindo verificar a variação do perfil de consumo deste *cluster*.

Figura 29: Curva média do *cluster* L e desvios padrões ponto a ponto.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observa-se que este *cluster* possui desvios maiores no horário noturno e, assim como os anteriores, menores desvios no período entre 3h e 5h.

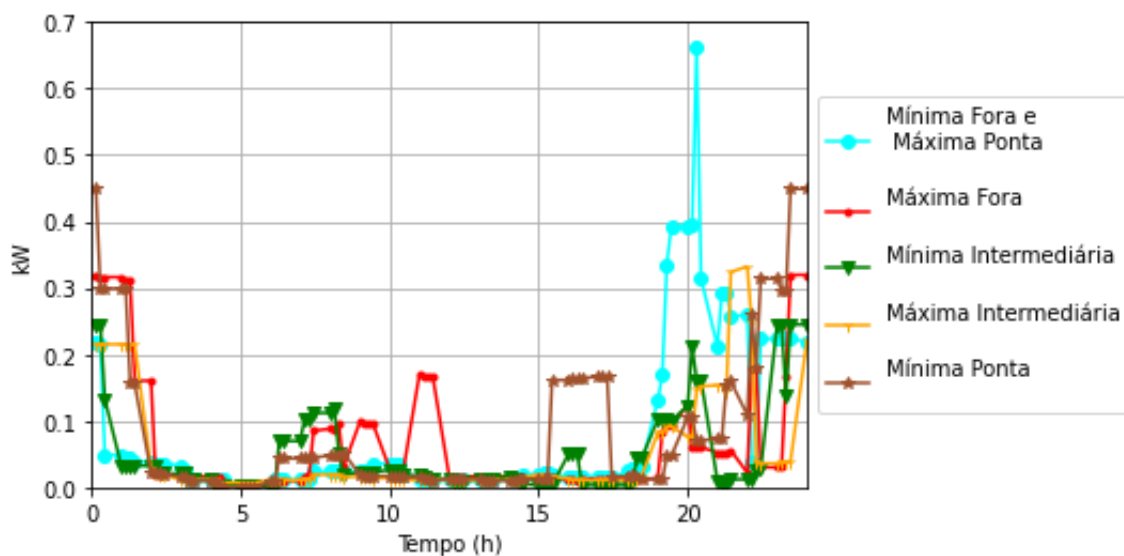
A Tabela 14 abaixo apresenta a variação da distribuição percentual dos horários estabelecidos pelo modelo tarifário branco.

Tabela 14: Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do *cluster* L.

	Mínimo	Médio	Máximo	Desvio
Fora de Ponta	42,20%	70,49%	86,00%	7,02%
Intermediário	1,02%	7,95%	20,06%	3,42%
Ponta	7,39%	21,86%	41,91%	5,66%

Fonte: Elaborada pelo autor.

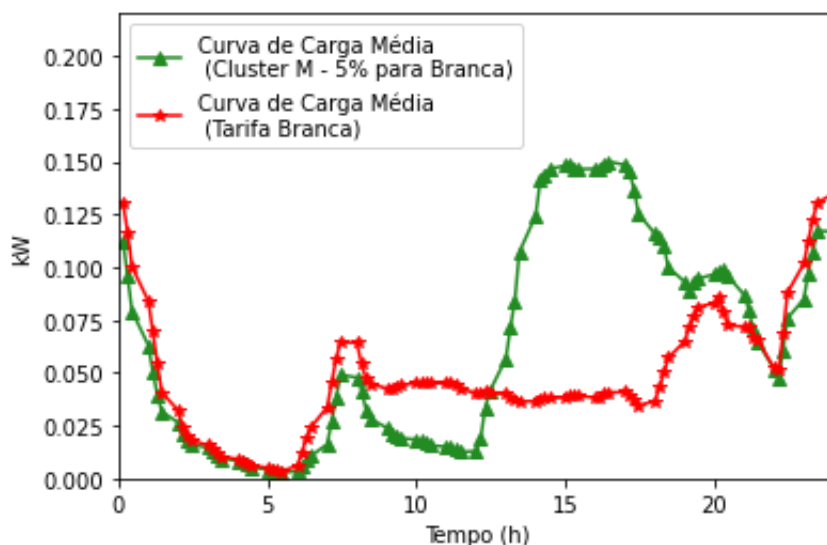
Logo, o *cluster* L possui uma distribuição percentual de curvas melhor que o grupo K, conforme ilustra a Figura 30 a seguir. Para verificar isso, novamente serão apresentadas as curvas de mínimo e de máximo de cada horário, com intuito de identificar semelhanças e diferenças de perfil.

Figura 30: Curvas que possuem os extremos de cada horário – *cluster L*

Fonte: Elaborada pelo autor.

O consumo nas madrugadas é característico deste agrupamento, com exceção das curvas de mínima fora e máxima ponta, que são a mesma curva, as quais possuem um perfil diferente das demais, que são bastante parecidas.

Conforme se observa na Figura 31 a seguir, o *cluster M* apresenta um perfil de consumo com um grande pico durante toda tarde e à noite. Possui um consumo médio de 184 kWh, 288 dados e uma distribuição percentual média de fora, intermediário e ponta de 68,08%, 12,88% e 19,04%, respectivamente. Nestas condições médias, este *cluster* é classificado como grupo 1, favorável à tarifa branca.

Figura 31: Curva média do *cluster* M.

Fonte: Elaborada pelo autor.

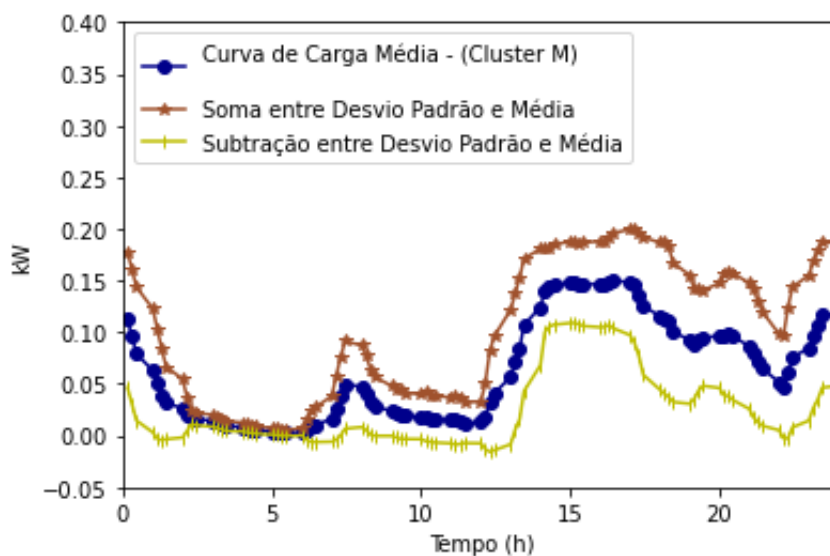
Por meio da análise dos dados de todas as curvas do *cluster* M, conforme apresentado na Tabela 15, tem-se um consumo máximo de 249,41 kWh e um consumo mínimo de 101,11 kWh, com um desvio padrão de 36,68 kWh, características bem semelhantes ao *cluster* anterior. Suas curvas pertencem aos seguintes grupos:

Tabela 15: Distribuição dos dados nos grupos do *cluster* M

G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10	Total
162	36	5	0	0	77	8	0	0	0	288
56,25%	12,50%	1,74%	0,00%	0,00%	26,74%	2,78%	0,00%	0,00%	0,00%	100%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Este *cluster* M apresenta quase 70% dos dados nos grupos 1 e 2, propensos à mudança de tarifação, conforme a Figura 32. O restante dos dados está no grupo 6, ou seja, um grupo que, se estudado, pode migrar para o modelo tarifário. Para se averiguar melhor a distribuição das curvas deste *cluster* M, será apresentada a seguir a figura das curvas de desvio padrão ponto a ponto e a figura com as curvas dos máximos e mínimos de cada horário, como anteriormente.

Figura 32: Curva média do *cluster* M e desvios padrões ponto a ponto.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Assim como os outros *clusters* estudados, os menores desvios padrões se encontram no intervalo de 3h às 5h.

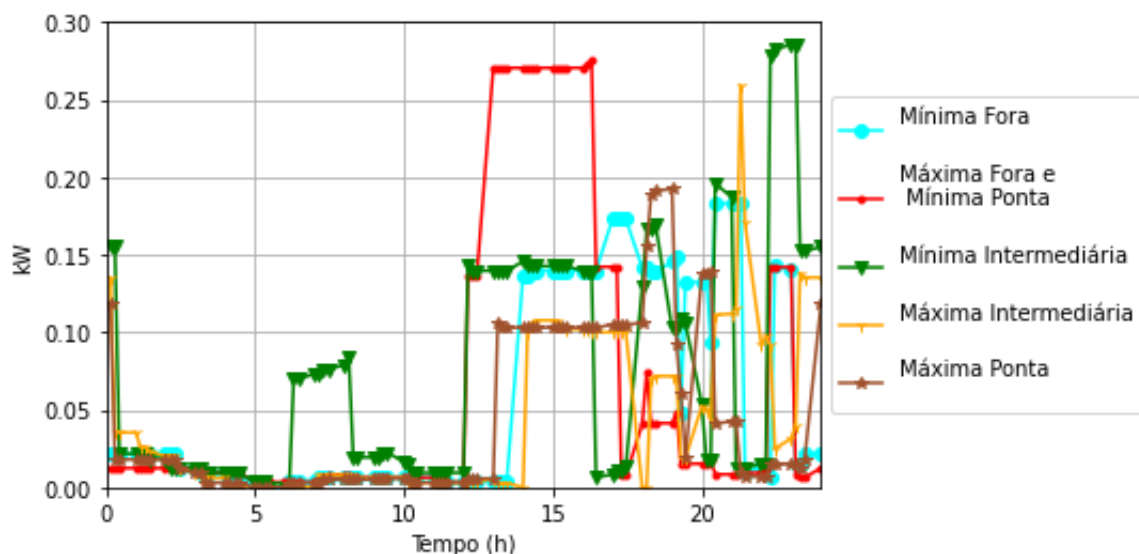
A Tabela 16 apresenta a variação da distribuição percentual dos horários estabelecidos pelo modelo tarifário branco.

Tabela 16: Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do *cluster* M.

	Mínimo	Médio	Máximo	Desvio
Fora de Ponta	49,90%	68,10%	90,69%	6,06%
Intermediário	3,03%	13,12%	22,76%	3,87%
Ponta	5,51%	19,19%	33,27%	4,76%

Fonte: Elaborada pelo autor.

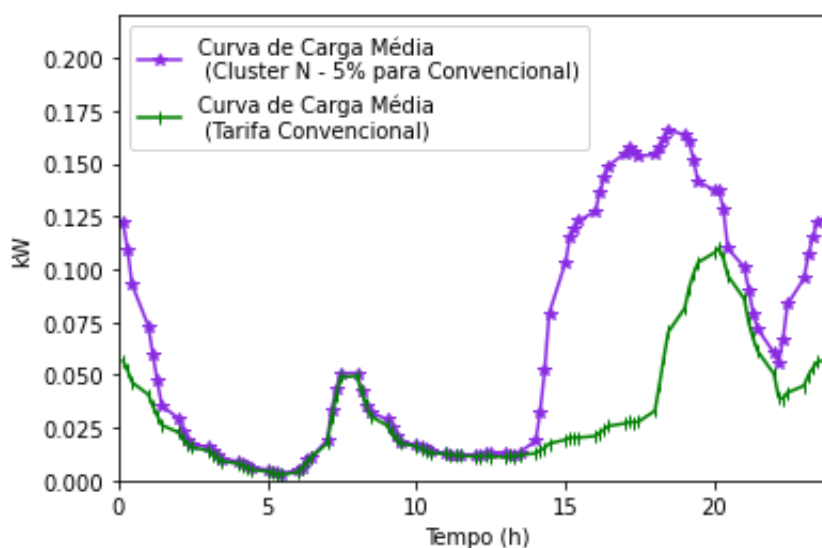
Conforme apresenta a Figura 33, este *cluster* M possui uma distribuição percentual de curvas melhor que o grupo L. Para verificar isso, novamente serão apresentadas as curvas de mínimo e de máximo de cada horário, com intuito de verificar semelhanças e diferenças de perfil.

Figura 33: Curvas que possuem os extremos de cada horário – *cluster M*.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Estas curvas de extremos possuem uma semelhança maior entre elas. Somente a curva vermelha de máxima fora coincide com a mínima ponta, a qual não possui consumo no período da noite e apresenta um altíssimo consumo no período da tarde. Nas demais, existe um consumo nos períodos da tarde e da noite, que, conforme citado anteriormente, poderia representar uma família que permanece na residência durante a tarde.

Para finalizar a avaliação destes cinco clusters, na Figura 34, é apresentada a média do cluster N, que possui um alto consumo a partir das 18h.

Figura 34: Curva média do *cluster N*.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Como ilustrado na Tabela 17, este *cluster* N possui 345 dados, com um consumo médio de 183,9 kWh, propenso ao padrão convencional de 5% (grupo 6), com consumo máximo de 249 kWh e mínimo de 104,83 kWh, e um desvio padrão de 35,17 kWh. Suas curvas pertencem aos grupos apresentados na tabela a seguir.

Tabela 17: Distribuição dos dados nos grupos do *cluster* N

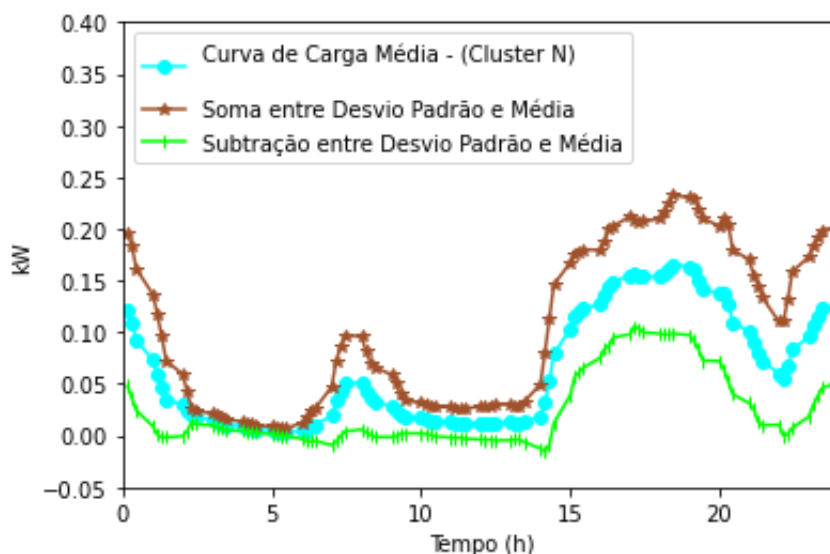
G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10	Total
31	1	0	0	0	159	123	30	1	0	345
8,99%	0,29%	0,00%	0,00%	0,00%	46,09%	35,65%	8,70%	0,29%	0,00%	100%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Este *cluster* concentra 81% dos dados nos grupos 6 e 7, com mais da metade destes dados no grupo 6. Para este grupo 6, a concessionária poderia investir em campanhas publicitárias visando mudança de hábito do consumidor, pois, com um pequeno deslocamento de uso de aparelho, seria possível favorecer a adesão da tarifa branca, beneficiando economicamente o consumidor e tecnicamente a concessionária, com diminuição de carregamento demasiado do sistema.

Como anteriormente, serão apresentadas as curvas de desvio padrão e as curvas dos extremos em cada período de análise.

Observa-se que este cluster representado na Figura 35 possui desvios maiores no horário noturno e, assim como os anteriores, menores desvios no período entre 3h e 5h e também um estreitamento por volta das 16h .

Figura 35: Curva média do *cluster* N e desvios padrões ponto a ponto.

Fonte: Elaborada pelo autor.

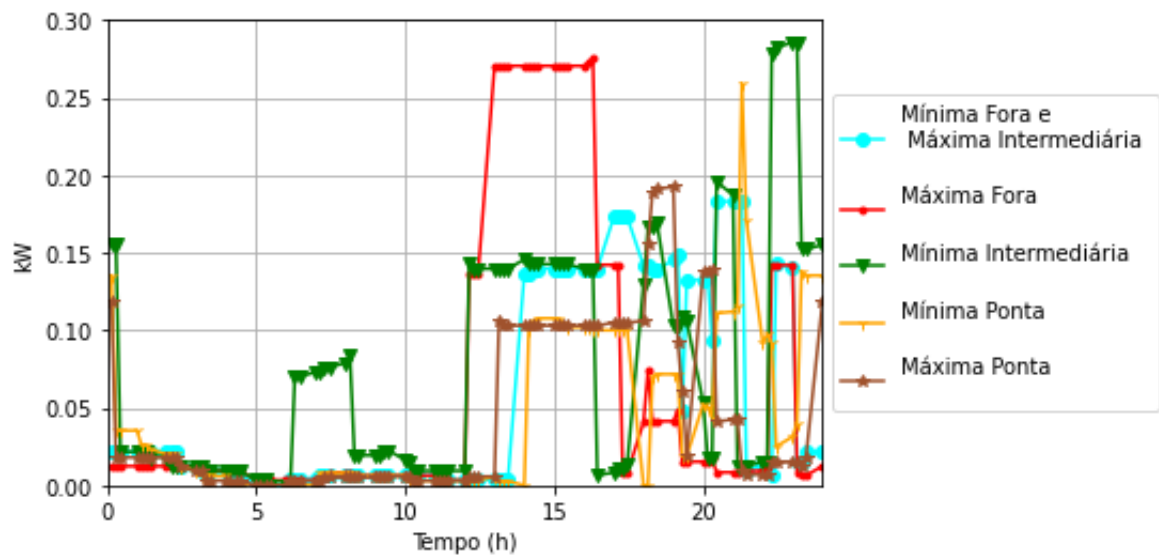
A Tabela 18 a seguir apresenta a variação da distribuição percentual dos horários estabelecidos pelo modelo tarifário branco.

Tabela 18: Variação da distribuição percentual dos horários de consumo das curvas do *cluster* N.

	Mínimo	Médio	Máximo	Desvio
Fora de Ponta	31,47%	56,85%	74,80%	6,75%
Intermediário	7,92%	15,36%	32,61%	3,90%
Ponta	13,17%	28,17%	44,14%	6,01%

Fonte: Elaborada pelo autor.

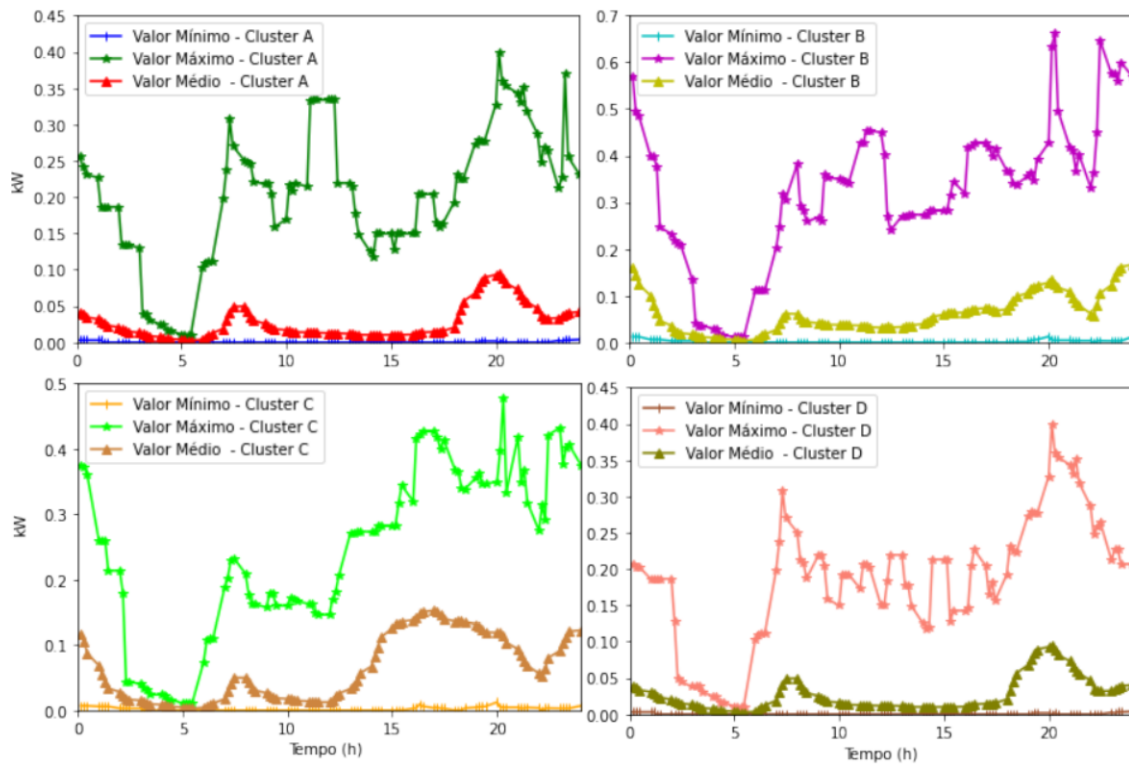
Este *cluster* N, ilustrado na Figura 36, possui uma distribuição percentual de curvas como do *cluster* M. Novamente serão apresentadas as curvas de mínimo e de máximo de cada horário, com intuito de verificar semelhanças e diferenças de perfil.

Figura 36: Curvas que possuem os extremos de cada horário – *cluster N*

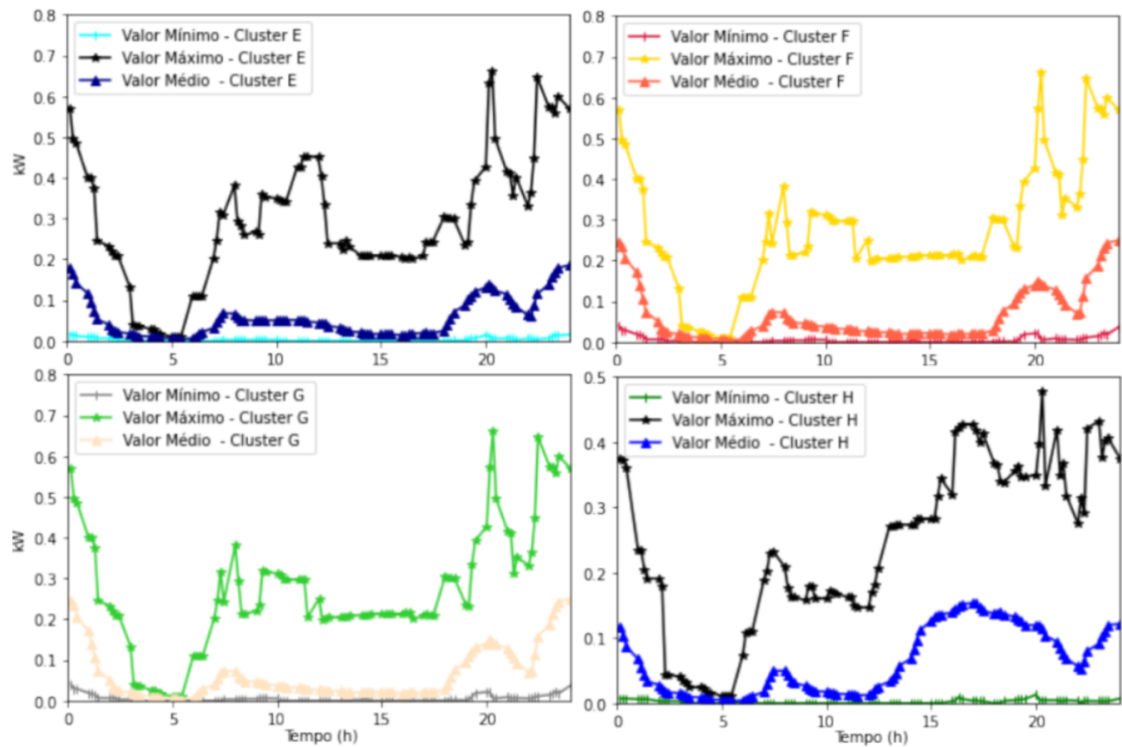
Fonte: Elaborada pelo autor.

As curvas extremas deste grupo apresentam-se bastante semelhantes, ou seja, este grupo possui um consumo parecido na maioria das curvas .

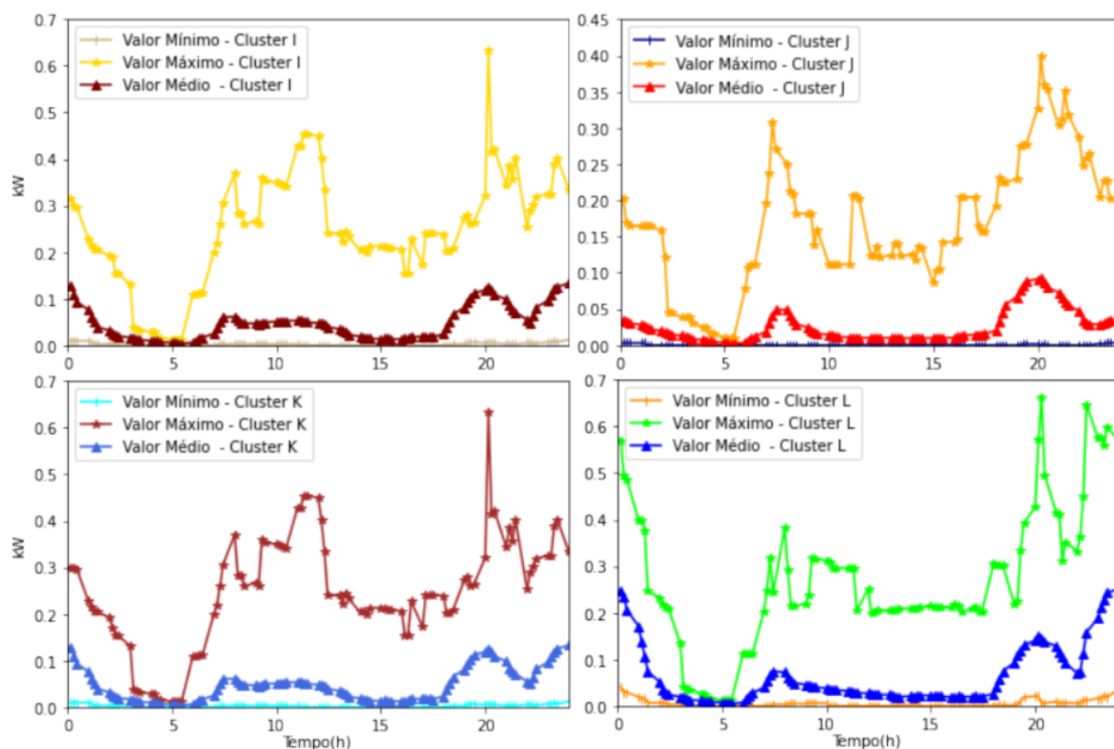
Com a análise deste estudo de Clusterização com k até 5 foi possível perceber que o método avalia a aproximação de alguns setores dos 96 pontos da curva, onde encontra um desvio padrão melhor e separa os grupos. A partir das Figuras 37, 38, 39 e 40 é possível visualizar os pontos de maior aproximação da curva de seu determinado grupo.

Figura 37: Pontos de maior aproximação clusters A, B, C e D

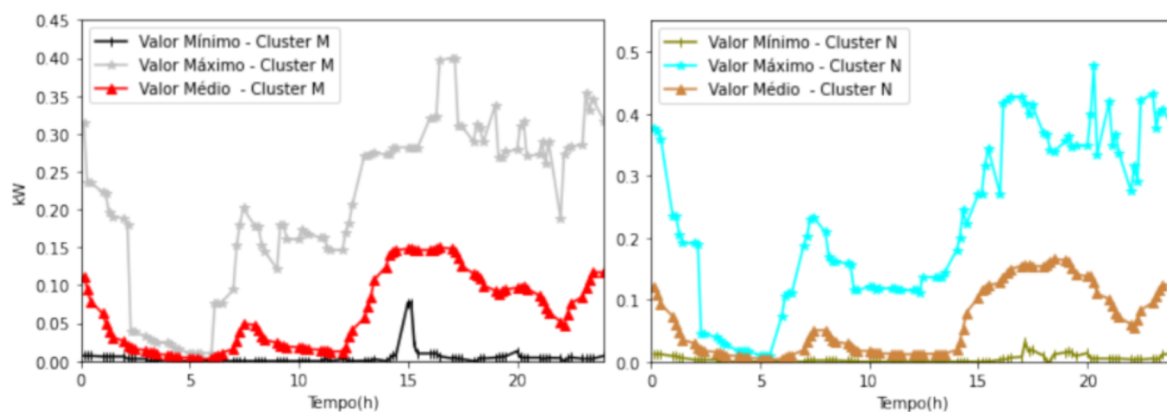
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 38: Pontos de maior aproximação clusters E, F, G e H

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 39: Pontos de maior aproximação clusters I, J, K E L

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 40: Pontos de maior aproximação clusters M e N

Fonte: Elaborada pelo autor.

Com base nas figuras, observa-se que as curvas mínima, média e máxima em todos os *clusters* apresentaram uma semelhança, ou seja, o período entre as 3h e 5h seguem o mesmo padrão. Neste sentido, foi possível identificar que a clusterização não apresentou bons resultados com uma grande quantidade de variáveis.

Conforme discutido anteriormente, este estudo de clusterização foi realizado com o objetivo de investigar o comportamento de perfis de consumo diante do modelo tarifário. Salienta-se

que muitos consumidores poderiam aderir ao modelo tarifário branco sem nenhuma mudança de hábito, obtendo ganhos econômicos de até 20%.

Outros tantos consumidores, por meio de pequenas mudanças de hábito ou, mesmo, da utilização de armazenadores de energia para utilizar no horário de ponta, poderiam vir a ser favorecidos economicamente com o modelo tarifário, pois se encontram em um grupo que pouco se beneficia ao se manter no convencional.

Esta análise de mudança de tarifação é uma decisão individual de cada consumidor, principalmente em relação à mudança de hábito. Contudo, entender o quanto uma pessoa estaria disposta a mudar seu hábito de banho para ter uma economia de 5 a 10% em sua conta de energia deve ser o foco da concessionária, pois, assim, poderiam ser criados programas e incentivos para redução de perdas no sistema no horário de ponta.

Em relação aos armazenadores de energia a concessionária poderia investir na divulgação das tecnologias já disponíveis para a população, pois, com maiores conhecimentos, seria possível uma maior adesão a aquecedores de água com energia solar, por exemplo, o que evitaria o consumo demasiado de uma carga significativa no estado de São Paulo, representada pelos chuveiros elétricos, que somam cerca de 15% do consumo das residências. Neste caso, o consumidor diminuiria o consumo geral da residência, podendo optar pelo modelo tarifário. A concessionária, por sua vez, apesar de reduzir seu faturamento, se beneficiaria com diminuição de sobrecarga do sistema em horário de ponta.

No Brasil, a maioria dos medidores de energia existentes não realiza uma medição constante, capaz de gerar uma curva idealizada de 96 pontos, uma vez que medem apenas a variação do consumo. O presente estudo busca preencher essa lacuna, por meio do aprendizado de máquina não supervisionado, na tentativa de identificar outras características ou qual a semelhança que o método de clusterização está tentando encontrar em 96 pontos.

Devido à utilização de muitas variáveis de entrada na aplicação do método de clusterização para identificação de padrões de consumo, os resultados obtidos nesta etapa 2.A não foram promissores quanto esperávamos... Conforme direcionam alguns estudos como (MAUGIS et al., 2007) e (ANZANELLO; FOGLIATTO, 2011) a estruturação de agrupamentos depende de um conjunto reduzido de variáveis para uma melhor aplicação deste método de clusterização. Deste modo, para a etapa 2.B, o foco é avaliar menos variáveis de entrada, sem perder a característica do perfil da curva, considerando o consumo ponta, fora de ponta e intermediário, aplicando uma nova clusterização. Novamente serão avaliadas quais as semelhanças de ponta fora pontam e intermediário em comparação com o perfil da curva.

5.3.2 Etapa 2.B

Como pode ser observado nos ensaios anteriores, o agrupamento por clusterização, utilizando a curva de 96 pontos, apresentou bastante confusão entre os grupos criados, sobretudo quando comparados com a divisão feita na análise estatística etapa 1, ou seja, curvas favoráveis à tarifação branca e curvas favoráveis à tarifação convencional estavam presentes em todos os *clusters* criados. Um dos possíveis motivos para isso pode ser porque a separação dos *clusters* foi fixada em um trecho específico da curva (das 3h às 5h).

Para verificação desta hipótese citada, um novo estudo foi estruturado, considerando-se como entrada os valores de consumo fora de ponta, intermediário e ponta. Assim, somente três dados de entrada seriam fornecidos para o algoritmo de clusterização, avaliando se há uma melhor separação dos dados.

Neste estudo, foram consideradas novamente as dez mil curvas analisadas inicialmente, da região Sudeste, que, pela análise estatística, continham 2517 curvas favoráveis economicamente à tarifação branca e 7483 curvas favoráveis economicamente à tarifa convencional.

Inicialmente, utilizando os dados não normalizados, foi testada a clusterização com $k=2$. A síntese deste estudo é apresentada na Tabela 19.

Tabela 19: Resultado da clusterização

Grupos de Ganhos Percentuais	Curvas Gerais	<i>cluster 1</i>	<i>cluster 2</i>
G1	1622	985	637
G2	689	396	293
G3	172	135	37
G4	34	34	0
G5	0	0	0
G6	2163	1761	402
G7	2258	2150	108
G8	1766	1756	10
G9	906	906	0
G10	390	390	0
Total Branca	2517	1550	967
Total Convencional	7483	6963	520
TOTAL	10.000	8513	1487

Fonte: Elaborada pelo autor.

Por meio da análise da Tabela 19, é possível perceber que a clusterização com os dados não normalizados ainda é feita de forma confusa, pois, nos dois *clusters*, existem curvas favoráveis, tanto à tarifa convencional quanto à tarifa branca. Avaliando o *cluster* 1 estatisticamente, é possível dizer que ele representa um grupo de tarifa convencional, pois cerca de 82% dos dados estão entre os grupos 6 a 10. Já em relação ao *cluster* 2, de maneira um pouco menos significativa, é possível dizer, que ele representaria um grupo de tarifa branca, pois cerca de 65% dos dados deste grupo são classificados como tarifa branca (grupos de 1 a 5).

Então, um novo estudo foi realizado, ajustando os dados de entrada. Inicialmente, para cada amostra, foi verificada qual das variáveis (consumo fora, consumo intermediário, consumo ponta) possuía o maior valor. Logo, todas as variáveis eram divididas por este valor. Assim, as variáveis ficavam como percentuais da maior amostra, normalizando os dados.

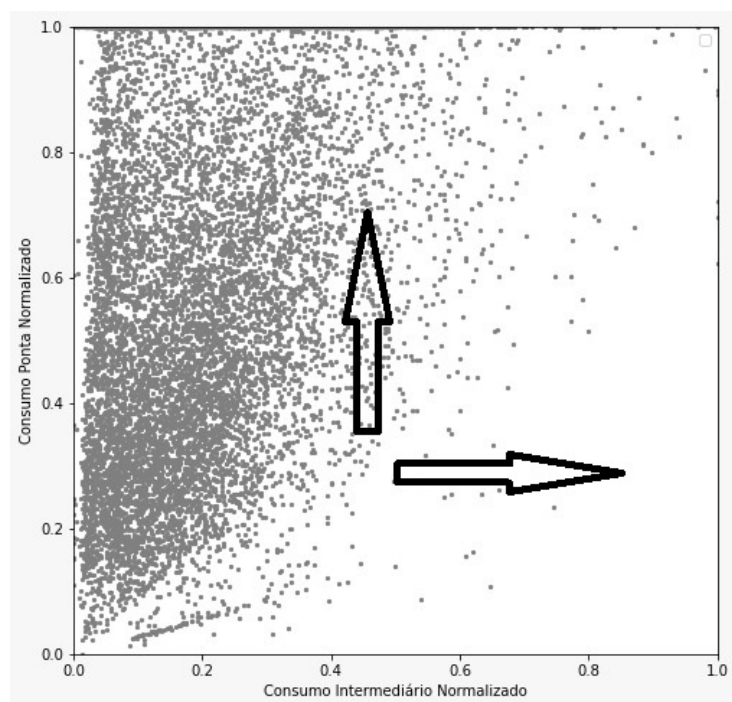
Analisando estas divisões, o consumo fora de ponta é maior na maioria das amostras, pois são considerados 19 horas fora de ponta no modelo tarifário branco na região Sudeste. A Tabela 20 apresenta a porcentagem de dados que possuem valores máximos em cada um dos períodos do dia.

Tabela 20: Porcentagem dos valores máximos de cada período

Fora de Ponta	Intermediário	Ponta
85,75%	0,05%	14,20%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Para entender como estes dados normalizados podem ser analisados, foi criado um gráfico 2D, no qual o eixo das abscissas são os valores intermediários e o eixo das ordenadas são os dados de ponta, uma vez que em 85,75% das amostras, o valor fora de ponta assume valor 1. A Figura 41 apresenta este gráfico.

Figura 41: Visualização das amostras

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observa-se que em 14,2% dos dados, o eixo das ordenadas assume valor 1, e em 0,05% dos dados, é o eixo das abscissas que assume o valor 1. Isto significa que os consumos de ponta e intermediários são maiores respectivamente. Nos demais casos, os valores das ordenadas e abscissas de cada amostra são valores entre 0 e 1 e representam o percentual em relação ao consumo fora da ponta, que assumiu valor 1, pois é maior nestas amostras. Quando os valores ponta e intermediário aumentam significa que a amostra tende a ser mais favorável à tarifa convencional, uma vez que o valor de kWh destes horários é mais caro, ou seja, as amostras mais à direita e/ou mais acima, conforme indicado pelas setas na figura 42 a seguir.

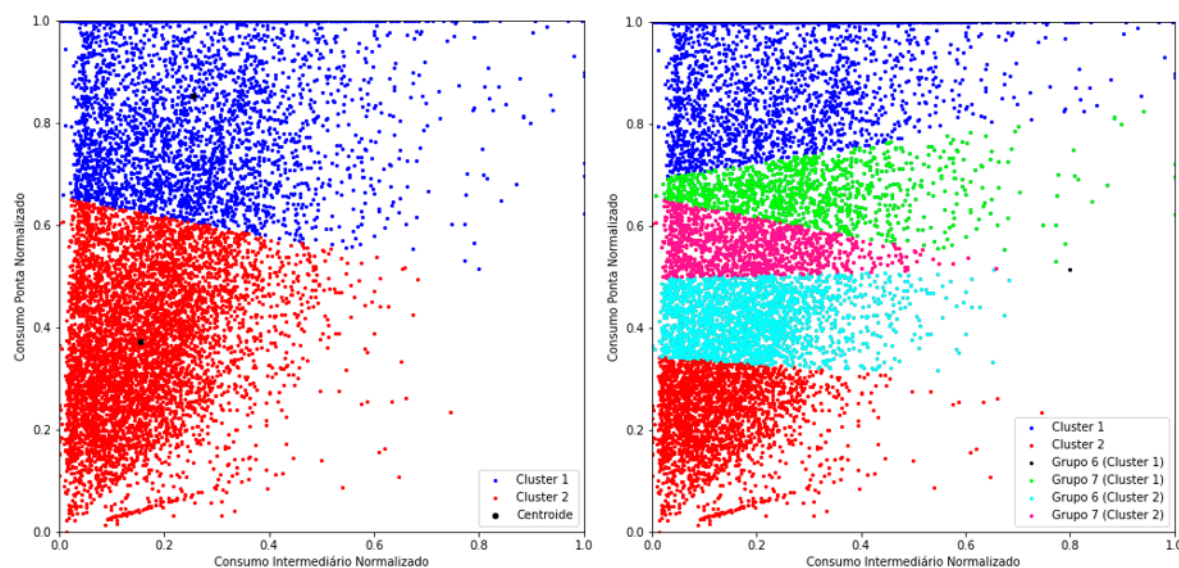
Considerando-se apenas os dados normalizados de consumo intermediário e ponta, foi rodada a clusterização para $k=2$. A Tabela 21 abaixo mostra a separação dos clusters formados.

Tabela 21: Resultado da clusterização com K=2.

Grupos de Ganhos Percentuais	<i>cluster 1</i>	<i>cluster 2</i>
	Normalizado	Normalizado
G1	0	1622
G2	0	689
G3	0	172
G4	0	34
G5	0	0
G6	1	2162
G7	1087	1171
G8	1766	0
G9	906	0
G10	390	0
Total Branca	0	2517
Total Convencional	4150	3333
TOTAL	4150	5850

Fonte: Elaborada pelo autor.

Por meio da análise da tabela 21, percebe-se que, finalmente, o método de clusterização, para estes dados, isolou um *cluster* com apenas dados convencionais . No entanto, o segundo *cluster* ainda possui dados favoráveis à convencional, com dados favoráveis à branca. A Figura 42 apresenta, do lado esquerdo, a divisão destes *clusters*, e do lado direito, a zona de conflito de acordo com a Tabela 21, mostrando os grupos 6 e 7 de cada *cluster*.

Figura 42: Divisão dos *clusters*

Fonte: Elaborada pelo autor.

Conforme discutido anteriormente, observa-se na figura 42 à direita que as amostras vermelhas, consideradas favoráveis à tarifação branca, concentram-se na parte de baixo do gráfico. A zona de confusão colorida de ciano, rosa e vermelho compõem o *cluster 2*, observando que a rosa pertence ao grupo 7 e a ciano pertence ao grupo 6, ou seja, quanto mais para cima, mais convencional é a amostra. O ponto preto é a amostra do grupo 6, pertencente ao *cluster 1*, e as amostras verdes são do grupo 7, também do *cluster 1*. Já as amostras azuis são do grupo 8 ao grupo 10, sendo bastante favoráveis à tarifa convencional, pertencendo ao *cluster 1*.

Com o intuito de verificar se haveria alguma possibilidade de o método de clusterização retornar um grupo totalmente favorável ao branco, novos ensaios foram realizados, aumentando o número k de clusters ($k=3,4,5,6$ e 7). Na Tabela 22 são apresentados esses resultados.

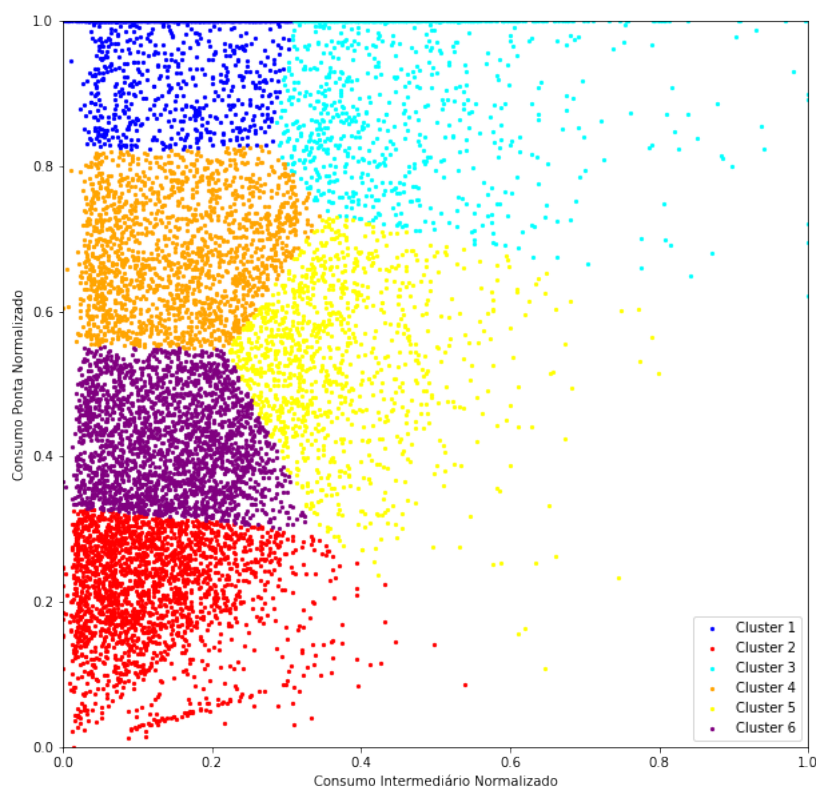
Tabela 22: Resultado da Clusterização.

<i>K</i> - Cluster	Grupo Branca	Grupo Convencional	Erro de Amostra
2 - Clusters	5850	4150	3333
3 - Clusters	4020	5980	1503
4 - Clusters	3505	6495	988
5 - Clusters	3133	6867	616
6 - Clusters	2271	7729	246
7 - Clusters	2089	7911	428
Dados estatísticos	2517	7483	

Fonte: Elaborada pelo autor.

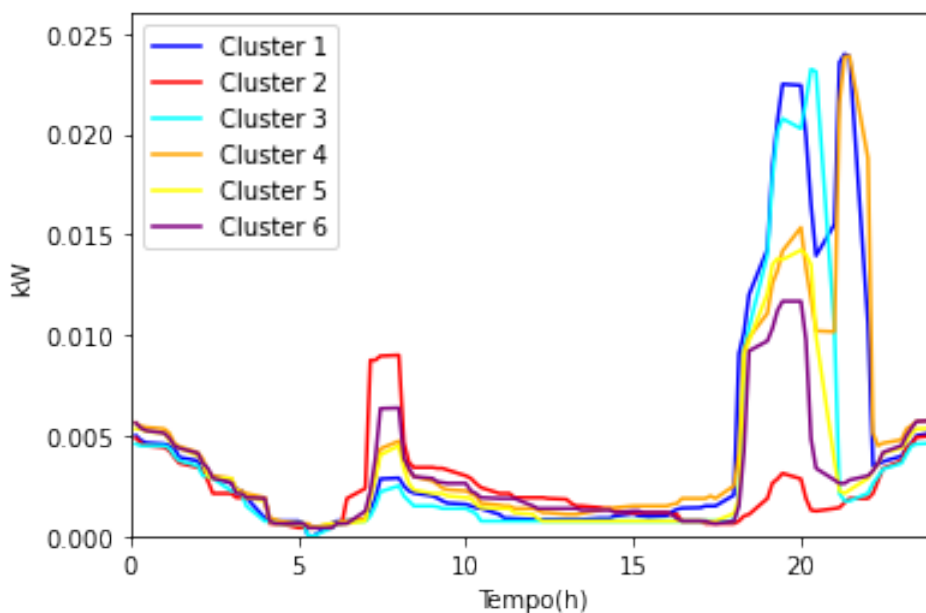
Observa-se que os *clusters* de 2 a 5 possuem um *cluster* com dados branco e convencional. Os demais grupos apresentam *clusters* totalmente convencionais, diminuindo o número de erros à medida que se aumenta o número de k . A partir de k igual a 6, e também igual à 7, existe um grupo totalmente branco, dois grupos convencionais com um pouco de branco, e os demais, convencionais, encontrando o menor erro em $k = 6$. Assim, uma análise mais aprofundada nesta configuração de *cluster* com $k=6$ foi realizada. A Figura 43 apresenta as amostras desse estudo.

Figura 43: Clusterização $k = 6$ clusters



Fonte: Elaborada pelo autor.

Analisando a figura 43, tem-se que as amostras vermelhas são todas brancas, as amostras roxas e amarelas possuem um pouco de amostras brancas, mas a maioria de convencional. As demais cores apresentam-se totalmente convencionais. Desta forma, foi proposta a análise destes *clusters*, resgatando a curva média diária dos *clusters* diferentes de branca, e para estas curvas foi estudada a possibilidade de mudanças de hábitos influenciarem na adesão de tarifa branca. Considerando, conforme apresentado no capítulo teórico, que o chuveiro representa cerca de 25% do consumo diário, sendo 18% alocado no horário de pico, foi testada a mudança do uso de chuveiro no horário de pico para o intermediário e depois fora de ponta, analisando se há mudança de favorecimento econômico de tarifa de energia. A Figura 44 apresenta as curvas médias diárias de cada um dos seis *clusters* criados em função dessa alteração.

Figura 44: Curva média do consumo dos clusters

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observa-se, na figura 44, que as curvas médias diárias dos *clusters* são bem característicos com a região Sudeste em estudo, com picos de manhã e de noite. Basicamente é o consumo durante os horários intermediários e de pico que definem a curva de cada *cluster*, assim, pode-se dizer que o *cluster* 2 (vermelho) é considerado favorável economicamente à tarifação branca, pois o consumo no horário de pico é bem baixo. E os *clusters* 1 e 3 (azul e ciano) são bastante convencionais, pois possuem alto consumo no horário de pico. Estas curvas condizem com os resultados apresentados nos gráficos 2D normalizado, utilizados nas análises anteriores. A Tabela 23 a seguir apresenta o consumo diário acumulado em horário de ponta, fora e intermediário, e também o percentual destes valores.

Tabela 23: Consumo real das curvas médias dos clusters

Cluster	Consumo Real (kW)					
	Fora de Ponta	Intermediário	Ponta	% Fora de Ponta	% Intermediário	% Ponta
1	0.1497	0.0885	0.1953	34.54%	20.42%	45.05%
2	0.2007	0.0093	0.0220	86.51%	4.02%	9.46%
3	0.1298	0.0108	0.1928	38.93%	3.23%	57.84%
4	0.1890	0.0963	0.1351	44.96%	22.90%	32.14%
5	0.1605	0.0129	0.1291	53.06%	4.27%	42.67%
6	0.1867	0.0138	0.0903	64.19%	4.76%	31.06%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Analisando esta tabela, fica claro que o *cluster* 2 em destaque é considerado branco, pois 86,51% do consumo é fora da ponta. Analisando os demais *cluster*, tem-se os *cluster* 6 e 4, respectivamente, com menores valores de pico, com 31,06% e 32,14%, podendo ser um forte indicativo de que com uma mudança de hábito, pode haver a migração de favorecimento da tarifa convencional para a tarifa branca. A Tabela 24 apresenta a mudança de 18% de consumo do horário de pico para o horário intermediário. Já a Tabela 25, apresenta a mudança dessa porcentagem do horário de pico para o horário fora de pico.

Tabela 24: Consumo do horário de ponta deslocado para o horário intermediário das curvas médias dos clusters

Consumo Deslocado (kW) - Intermediário						
<i>Cluster</i>	Fora de Ponta	Intermediário	Ponta	% Fora de Ponta	% Intermediário	% Ponta
1	0.1497	0.1665	0.1172	34.54%	38.42%	27.05%
2	0.2007	0.0093	0.0220	86.51%	4.02%	9.46%
3	0.1298	0.0707	0.1328	38.93%	21.23%	39.84%
4	0.1890	0.1720	0.0594	44.96%	40.90%	14.14%
5	0.1605	0.0674	0.0746	53.06%	22.27%	24.67%
6	0.1867	0.0662	0.0380	64.19%	22.76%	13.06%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 25: Consumo do horário de ponta deslocado para o horário fora de ponta das curvas médias dos clusters

Consumo Deslocado (kW) - Fora de Ponta						
<i>Cluster</i>	Fora de Ponta	Intermediário	Ponta	% Fora de Ponta	% Intermediário	% Ponta
1	0.2278	0.0885	0.1172	52.54%	20.42%	27.05%
2	0.2007	0.0093	0.0220	86.51%	4.02%	9.46%
3	0.1897	0.0108	0.1328	56.93%	3.23%	39.84%
4	0.2647	0.0963	0.0594	62.96%	22.90%	14.14%
5	0.2150	0.0129	0.0746	71.06%	4.27%	24.67%
6	0.2391	0.0138	0.0380	82.19%	4.76%	13.06%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para visualizar se houve ou não a migração de *clusters* de modelos tarifários, foi criada a Tabela 26, que condensa os dois estudos anteriores de deslocamento de consumo, com os novos valores de gastos de cada *cluster*.

Tabela 26: Comparação entre os custos de adesão à tarifa branca

Cluster	Consumo Real (\$)		Consumo Deslocado - Intermediário (\$)		Consumo Deslocado - Fora de Ponta (\$)	
	Tarifa Convencional	Tarifa Branca	Tarifa Convencional	Tarifa Branca	Tarifa Convencional	Tarifa Branca
1	R\$ 680.17	R\$ 795.40	R\$ 680.17	R\$ 740.29	R\$ 680.17	R\$ 715.06
2	R\$ 364.01	R\$ 328.39	R\$ 364.01	R\$ 328.39	R\$ 364.01	R\$ 328.39
3	R\$ 522.87	R\$ 636.82	R\$ 522.87	R\$ 594.46	R\$ 522.87	R\$ 575.06
4	R\$ 659.65	R\$ 718.91	R\$ 659.65	R\$ 665.47	R\$ 659.65	R\$ 640.99
5	R\$ 474.62	R\$ 531.84	R\$ 474.62	R\$ 493.39	R\$ 474.62	R\$ 475.78
6	R\$ 456.43	R\$ 477.12	R\$ 456.43	R\$ 440.14	R\$ 456.43	R\$ 423.21

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observa-se que a mudança de horário de pico para intermediário favoreceu o *cluster* 6. Já a mudança de horário de pico para horário fora de pico, além do *cluster* 6, também favoreceu o *cluster* 4, exatamente os *clusters* indicados na primeira tabela. Observando o gráfico 2D, são os *clusters* roxo e o laranja, localizados logo acima do vermelho. . Observa-se, também, que o *cluster* 5, amarelo, com a mudança de ponta para fora de ponta, quase favoreceu a mudança de tarifa. No entanto, a grande quantidade de consumo na ponta deste *cluster* influenciou na continuidade do modelo tarifário convencional. Este estudo de deslocamento de curva de carga é de total interesse das concessionárias, uma vez que o modelo tarifário branco, assim como o horossazonal das indústrias, foi criado para se ter um controle maior de consumo no horário de pico. Assim, os resultados poderiam ser mais explorados para que as concessionárias realizassem incentivos a determinados consumidores, com perfis de consumo semelhantes aos *clusters* criados para o presente estudo.

Por fim, com intuito de avaliar a influência de armazenadores de energia, como boilers e baterias, foi avaliada a utilização destes com diferentes percentuais no horário de pico, identificando os *clusters* que migrariam em cada percentual. A Tabela 27 apresenta esses resultados.

Tabela 27: Comparação entre os custos de adesão à tarifa branca com 15%, 20%, 25%, 30% e 35%

Cluster	Consumo Real (\$)		Consumo Armazenadores de Energia - 15%		Consumo Armazenadores de Energia - 20%		Consumo Armazenadores de Energia - 25%		Consumo Armazenadores de Energia - 30%		Consumo Armazenadores de Energia- 35%	
	Convencional	Tarifa Branca	Convencional	Tarifa Branca	Convencional	Tarifa Branca	Convencional	Tarifa Branca	Convencional	Tarifa Branca	Convencional	Tarifa Branca
1	R\$ 680,17	R\$ 795,40	R\$ 578,14	R\$ 643,59	R\$ 544,13	R\$ 592,99	R\$ 510,13	R\$ 542,38	R\$ 476,12	R\$ 491,78	R\$ 442,11	R\$ 441,18
2	R\$ 364,01	R\$ 328,39	R\$ 364,01	R\$ 328,39	R\$ 364,01	R\$ 328,39	R\$ 364,01	R\$ 328,39	R\$ 364,01	R\$ 328,39	R\$ 364,01	R\$ 328,39
3	R\$ 522,87	R\$ 636,82	R\$ 444,44	R\$ 520,12	R\$ 418,30	R\$ 481,22	R\$ 392,15	R\$ 442,32	R\$ 366,01	R\$ 403,42	R\$ 339,87	R\$ 364,52
4	R\$ 659,65	R\$ 718,91	R\$ 560,70	R\$ 571,68	R\$ 527,72	R\$ 522,61	R\$ 494,73	R\$ 473,53	R\$ 461,75	R\$ 424,45	R\$ 428,77	R\$ 375,38
5	R\$ 474,62	R\$ 531,84	R\$ 403,43	R\$ 425,91	R\$ 379,70	R\$ 390,60	R\$ 355,97	R\$ 355,29	R\$ 332,24	R\$ 319,98	R\$ 308,50	R\$ 284,67
6	R\$ 456,43	R\$ 477,12	R\$ 387,96	R\$ 375,25	R\$ 365,14	R\$ 341,29	R\$ 342,32	R\$ 307,34	R\$ 319,50	R\$ 273,38	R\$ 296,68	R\$ 239,42

Fonte: Elaborado pelo Autor

Com a utilização dos armazenadores de energia, é possível retirar uma parte da carga consumida, principalmente nos horários de ponta, como se pode observar na Tabela 27 acima. A análise permitiu verificar que todos os *clusters* têm possibilidade de mudança de tarifação a partir de 35% do consumo ser trocado por armazenadores de energia no horário de ponta. A mudança observada é de total interesse do consumidor, que, além da redução de consumo, ainda migra para um modelo tarifário economicamente mais viável. Com 35% do consumo sendo proveniente de armazenadores de energia, além do ganho de redução de energia, devido aos armazenadores, têm-se os ganhos na mudança de tarifação, que chegam a 19,3%. É o caso do *cluster* 6, que, na branca, está no valor de R\$239,42, contra R\$296,68 na tarifa convencional.

5.4 Considerações Finais Sobre o Capítulo

A partir das simulações desenvolvidas ao longo das etapas 1 e 2 do presente estudo, foi possível observar que a aplicação do método de agrupamento por clusterização, utilizando a curva com 96 pontos, não apresentou os resultados esperados. Deste modo, por meio de um estudo com um número menor de variáveis, foi possível alcançar resultados satisfatórios.

Ressalta-se que o estudo se constitui em avaliações de perfis sintéticos de consumo para verificar a viabilidade da adesão à tarifa branca, considerando pouca ou nenhuma mudança de hábitos do consumidor.

Sendo assim, foi possível identificar que não era necessário um longo período de medição do consumidor para traçar um perfil de consumo.

Capítulo 6

CONCLUSÃO

6.1 Aspectos Gerais

Com base na análise do atual consumo de energia elétrica residencial, as empresas de energia elétrica estão propondo soluções que contribuem para o atendimento ao crescimento da demanda de energia . Assim, é de extrema importância a exploração e elaboração de novos métodos que visam contribuir com essa problemática . No Brasil, uma das estratégias que as empresas de energia elétrica buscam desenvolver para melhorar o problema de maior carregamento do sistema é a implantação de um sistema tarifário diferenciado, propondo medidas que podem causar impactos econômicos relevantes para os consumidores.

A partir do estudo bibliométrico desenvolvido, foi possível avaliar quais as áreas de interesses atuais que contribuem com os sistemas de tarifação do sistema elétrico existente . Deste modo, o estudo apontou que as empresas de energia e pesquisas atuais estão buscando alternativas que contribuem com esse sistema tarifário e, conseqüentemente, com a diminuição do carregamento do sistema elétrico, visando garantir maior confiabilidade do sistema de fornecimento de energia elétrica. Além disso, a bibliometria possibilitou a realização de uma fundamentação teórica consistente, considerando os principais trabalhos e autores da área. Assim sendo, verificou-se, com base nas simulações realizadas neste estudo, quais consumidores já poderiam obter resultados convincentes na adesão à tarifa branca , com o estudo de cada perfil de consumo e, também, da comparação do estudo estatístico em relação ao algoritmo de clusterização.

Sendo assim, nesta dissertação, realizou-se um estudo analítico de curvas de cargas sintéticas , com diversos perfis de consumo residenciais . Esses perfis de consumo foram separados em grupos distintos , seguindo os critérios do sistema tarifário da classe B, comparando a tarifa branca e convencional com valores de kWh especificados por uma empresa do Sudeste. Para

cada grupo criado, foi avaliado estatisticamente os ganhos percentuais da adesão à tarifa e, posteriormente, comparado, com os resultados do algoritmo de clusterização, que é um método não supervisionado.

O estudo estatístico foi aplicado para avaliar os ganhos percentuais da adesão ou não do modelo de tarifa branca. Inicialmente, foi comparado o valor de conta de cada um dos dez mil consumidores em estudo, considerando a tarifa convencional e a tarifa branca, valores como ponta, fora ponta e intermediário e, também, a curva média dos horários de um dia, multiplicada por trinta dias, e, por fim, realizada uma divisão das curvas em grupos para avaliação dos ganhos percentuais.

O método de clusterização *k-means* foi utilizado para os grupos de curvas mais representativas, escolhidas através do estudo estatístico, e testados diferentes números de *k clusters*. Cada *cluster* foi comparado com os valores médios e desvios padrões dos grupos convencionais e branco, avaliando a proximidade entre eles.

Após as simulações realizadas sem a normalização dos dados, com auxílio das figuras, observa-se que a curva mínima, média e máxima em todos os *clusters* apresentou uma semelhança no período entre 3h e 5h, seguindo o mesmo padrão. Neste sentido, a clusterização não apresentou bons resultados com grande quantidade de variáveis.

Neste contexto, os resultados demonstraram que o método de agrupamento foi capaz de analisar os dados de diversos perfis de consumo, identificando consumidores que podem aderir à tarifa branca. Este tipo de estudo poderá trazer benefícios às empresas de energia, uma vez que estas poderão identificar consumidores que poderão migrar de modalidade tarifaria sem mudança de hábito de consumo. Ademais, as empresas poderão sugerir aos consumidores que estão localizados na zona de conflito, pequenas mudanças de hábitos para a mudança do tipo de tarifa, diminuindo custos operacionais das empresas.

A partir dos resultados analisados, foi possível concluir que o método de clusterização é eficaz no agrupamento dos dados, quando os mesmos estão normalizados e com uma pequena quantidade de variáveis. Neste sentido, esta metodologia desenvolvida proporcionou a avaliação da eficácia do método de agrupamento.

6.2 Desdobramentos da Pesquisa

A partir dos resultados desta pesquisa, vislumbra-se a possibilidade de se realizar, em um estudo futuro, uma ampla investigação sobre os dados já estruturados, relacionados às curvas de

consumo, para melhorar o agrupamento e a identificação de consumidores que podem migrar de modalidade tarifária.

Outra possibilidade de continuação do presente estudo é a utilização de ferramentas inteligentes para quantificar os pesos das variáveis que influenciam significativamente nos perfis de consumo.

6.3 Produção Científica

- Gustavo Vinicius Santana, André Gifalli, André Nunes de Souza, Danilo Sinkiti Gastaldello, Pedro da Costa Junior, Marco Akio Ikeshoji,. **Overview of Applying Computational Tools in the Context of Smart Home.** XIII LATIN-AMERICAN CONGRESS 2019.
- Gustavo Vinicius Santana, André Gifalli, André Nunes de Souza, Danilo Sinkiti Gastaldello, Pedro da Costa Junior, Marco Akio Ikeshoji. **Análise de Perfis de Consumo Residencial para Implementação da Tarifa Branca.** VIII Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos 2020.

REFERÊNCIAS

ALRAJEH, N. et al. An Intelligent Load Management System with Renewable Energy Integration for Smart Homes. *IEEE Access*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., v. 5, p. 13587–13600, jun 2017. ISSN 21693536.

ANEEL. *Energia no Brasil e no Mundo*. 2008. 1–12 p. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/arquivos/pdf/atlas_par1_cap2.pdf>.

ANEEL. AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 414, DE 9 DE SETEMBRO DE 2010. 2010. 205 p. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/bren2010414.pdf>>.

ANEEL. AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 479, DE 3 DE ABRIL DE 2012. 2012. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2012479.pdf>>.

ANEEL. AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 733, DE 06 DE SETEMBRO DE 2016. 2016. Disponível em: <<http://www.cerpro.com.br/publico/arquivos/tarifabranca.pdf>>.

ANEEL. *Tarifa branca é nova opção para quem tem consumo acima de 250 KWh/mês - Sala de Imprensa - ANEEL*. 2019. Disponível em: <https://www.aneel.gov.br/web/guest/sala-de-imprensa-exibicao-2/-/asset_publisher/zXQREz8EVIZ6/content/id/17820220>.

ANZANELLO, M. J.; FOGLIATTO, F. S. Selecting the best clustering variables for grouping mass-customized products involving workers learning. *International Journal of Production Economics*, Elsevier, v. 130, n. 2, p. 268–276, apr 2011. ISSN 09255273.

ARMSTRONG, M. et al. Synthetically derived profiles for representing occupant-driven electric loads in canadian housing. *Journal of Building Performance Simulation*, v. 2, 03 2009.

BAPTISTA, D. F. Estrutura da tarifa branca de Energia Elétrica no Brasil : Análise crítica e proposição metodológica. p. 129, 2016.

BRAZ, L. D. L. *Quantificação das perdas técnicas da distribuição em condições distorcidas - Universidade Federal de Uberlândia Faculdade de Engenharia Elétrica Programa de Pós-Graduação*. Tese (Doutorado), 2019.

BRODEN, D. A.; PARIDARI, K.; NORDSTROM, L. Matlab applications to generate synthetic electricity load profiles of office buildings and detached houses. *2017 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia: Smart Grid for Smart Community, ISGT-Asia 2017*, p. 1–6, 2018.

- CALZA, L. F. *ANÁLISE TÉCNICO-ECONÔMICA DA IMPLANTAÇÃO DE UM SISTEMA DE AQUECIMENTO SOLAR PARA SUPRIR A DEMANDA DE ÁGUA QUENTE DOS VESTIÁRIOS DE UM FRIGORÍFICO LOCALIZADO NA REGIÃO OESTE DO PARANÁ*. Tese (Doutorado), 2014.
- CORADINE, R. V. V. L. e. A. F. M. *Mineração de Dados: Uma Introdução*. volume 9. Journal of the Brazilian Neural Networks society, 2011. 168–184 p. Disponível em: <<https://pt.scribd.com/document/342832500/data-mining-review>>.
- DELGADO, R. M. Demand-Side Management Alternatives. *Proceedings of the IEEE*, v. 73, n. 10, p. 1471–1488, 1985. ISSN 15582256. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=1457587>>.
- DEVELOPRS, S.-L. *scikit-learn user guide Release 0.22.2 scikit-learn developers*. [S.l.], 2020.
- Di Santo, K. G. et al. A review on smart grids and experiences in Brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier Ltd, v. 52, p. 1072–1082, 2015. ISSN 18790690.
- DÜTSCHKE, E.; PAETZ, A.-G. Dynamic electricity pricing—Which programs do consumers prefer? *Energy Policy*, Elsevier, v. 59, p. 226–234, aug 2013. ISSN 0301-4215. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421513001791>>.
- ELETRONBRAS/PROCEL. *Pesquisa de Posse e Hábitos de Uso de Equipamentos Elétricos na Classe Residencial*. 2019. 1–186 p.
- Empresa de Pesquisa Energética. *Plano Nacional de Energia 2030 Seminários Temáticos Projeções do Consumo Final de Energia*. 2019. Disponível em: <[http://epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-165/topico-175/PNE 2030 - Projeções do Consumo Final de Energia.pdf](http://epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-165/topico-175/PNE%2030%20-%20Proje%C3%A7%C3%B5es%20do%20Consumo%20Final%20de%20Energia.pdf)>.
- Empresa de Pesquisa Energética. *Notícias Resenha de Maio reflete impactos da pandemia da COVID-19*. 2020. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/imprensa/noticias/resenha-de-maio-reflete-impactos-da-pandemia-da-covid-19>>.
- FRANCISQUINI, A. A.; FELTRIN, A. P. *TRANSFORMADORES DE DISTRIBUIÇÃO* Aislan Antonio Francisquini. Tese (Doutorado), 2006.
- FRÄNTI, P.; SIERANOJA, S. How much can k-means be improved by using better initialization and repeats? *Pattern Recognition*, Elsevier Ltd, v. 93, p. 95–112, sep 2019. ISSN 00313203.
- FUKUNAGA, K.; HOSTETLER, L. D. The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Applications in Pattern Recognition. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 21, n. 1, p. 32–40, 1975. ISSN 15579654.
- GASTALDELLO, D. S. *Desenvolvimento de metodologia para previsão da demanda de energia elétrica residencial considerando aspectos socioeconômicos e ferramentas computacionais inteligentes*. Biblioteca Digital de Teses e Dissertações da Universidade de São Paulo, 2017. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3143/tde-04082017-151342/>>.

GONÇALVES, L. P. C. F. *PROPOSTA PARA A MINIMIZAÇÃO DA DEMANDA DE ENERGIA NO HORÁRIO DE PONTA POR SISTEMAS DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICO*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS, 2018.

GUEDES, V. L. S.; BORSCHIVER, S. Bibliometria: uma ferramenta estatística para a gestão da informação e do conhecimento, em sistemas de informação, de comunicação e de avaliação científica e tecnológica. In: ENCONTRO NACIONAL DE CIÊNCIAS DA INFORMAÇÃO, 6., 2005, Bahia. Salvador, 2005. p. 18.

HIRSCH, J. E. An index to quantify an individual's scientific research output. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, v. 102, n. 46, p. 16569–16572, 2005. Cited By :4500. Disponível em: <www.scopus.com>.

HUANG, Z. *Extensions to the k-Means Algorithm for Clustering Large Data Sets with Categorical Values*. [S.l.], 1998. v. 12, 283–304 p.

IBRAHIM, O. et al. Review of water-heating systems: General selection approach based on energy and environmental aspects. *Building and Environment*, Pergamon, v. 72, p. 259–286, feb 2014. ISSN 03601323.

JARDINI, J. A. et al. Daily load profiles for residential, commercial and industrial low voltage consumers. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 15, n. 1, p. 375–380, 2000. ISSN 08858977.

JAVAID, N. et al. An optimized home energy management system with integrated renewable energy and storage resources. *Energies*, MDPI AG, v. 10, n. 4, apr 2017. ISSN 19961073.

JUNIOR, J. J. C. *SISTEMAS PREDIAIS DE AQUECIMENTO DE ÁGUA A GÁS: PARÂMETROS DE DIMENSIONAMENTO E GERENCIAMENTO*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2009.

KHAN, U. Solar water heating systems and their market trends. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 17, p. 1–25, 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2012.09.011>>.

KHAN, Z. A. et al. An Accurate and Fast Converging Short-Term Load Forecasting Model for Industrial Applications in a Smart Grid. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, IEEE Computer Society, v. 13, n. 5, p. 2587–2596, oct 2017. ISSN 15513203.

KUMAR, C.; NAYAK, M. R. *Technoeconomic analysis of a grid-connected PV and battery energy storage system considering time of use pricing*. [S.l.]: Turkiye Klinikleri Journal of Medical Sciences, 2018. 318–329 p.

LIMAYE, D. R. Implementation of Demand-Side Management Programs. *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 73, n. 10, p. 1503–1512, 1985. ISSN 15582256. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=1457590>>.

MACEDO, M. A. d. S.; NOVA, S. P. d. C. C.; ALMEIDA, K. de. Mapeamento e Análise Bibliométrica da Utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA) em Estudos em Contabilidade e Administração. *Contabilidade, Gestão e Governança*, v. 12, n. 3, p. 87–101, 2009. ISSN 1984-3925. Disponível em: <<https://goo.gl/GL7IYg>>.

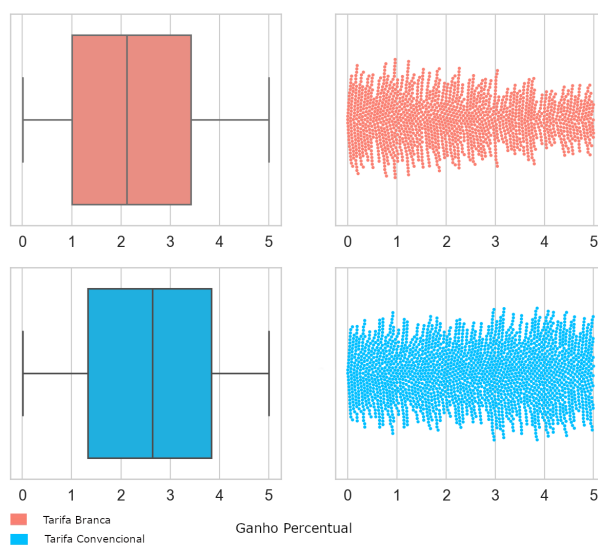
- MACEDO, M. N. et al. *Demand side management using artificial neural networks in a smart grid environment*. 2015.
- MAUGIS, C. et al. Variable Selection for Clustering with Gaussian Mixture Models. 2007. Disponível em: <<https://hal.inria.fr/inria-00153057v2>>.
- MOHAGHEGHI, S. et al. Demand Response Architecture: Integration into the Distribution Management System. In: *2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications*. IEEE, 2010. p. 501–506. ISBN 978-1-4244-6510-1. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5622094/>>.
- MULLER, G. d. M. *IMPACTO DE NOVAS TECNOLOGIAS E SMART GRIDS NA DEMANDA DE LONGO PRAZO DO SISTEMA ELÉTRICO BRASILEIRO*. Tese (Doutorado), 2016.
- PROCEL. *Manual de Tarificação de Energia Elétrica - 2011 | Potência (Física) | Energia Elétrica*. 2011. Disponível em: <<https://pt.scribd.com/doc/104818524/Manual-de-Tarifacao-de-Energia-Eletrica-2011>>.
- QASIM, U. et al. Exploiting heuristic algorithms to efficiently utilize energy management controllers with renewable energy sources. *Energy and Buildings*, Elsevier Ltd, v. 129, p. 452–470, oct 2016. ISSN 03787788.
- RAIMO, P. A. *AQUECIMENTO DE ÁGUA NO SETOR RESIDENCIAL*. [S.l.], 2007.
- ROCHA, L. M. et al. Data Clustering as an Optimum-Path Forest Problem with Applications in Image Analysis. *Wiley Periodicals, Inc. Int J Imaging Syst Technol*, v. 19, p. 50–68, 2009. Disponível em: <www.interscience.wiley.com>.
- SANGOI, J. M. *UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL*. Tese (Doutorado), 2015. Disponível em: <http://www.labee.ufsc.br/sites/default/files/publicacoes/dissertacoes/DISSERTACAO_JulianaMaySangoi.pdf>.
- SCHUTZ, F.; ALVES, T. W. Demanda e oferta energética : uma perspectiva mundial e nacional para o. n. 2010, p. 3167–3186, 2013.
- SCOPUS. *Estudo Bibliometrico Scopus*. 2020.
- SIANO, P. Demand response and smart grids - A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 30, p. 461–478, 2014. ISSN 13640321. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2013.10.022>>.
- SUMATHY; 2013.
- SUPRIYA, S. et al. Smart grid technologies: Communication technologies and standards. *International Journal of Applied Engineering Research*, IEEE, v. 10, n. 20, p. 16932–16941, 2015. ISSN 09739769.
- TOMÉ, M. d. C. *Análise do impacto do chuveiro elétrico em redes de distribuição no contexto da tarifa horossazonal*. Tese (Doutorado) — Univesidade Estadual de Campinas, 2014.
- WANG, Y. et al. Hybrid electrical energy storage systems. In: *Proceedings of the International Symposium on Low Power Electronics and Design*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 363–368. ISBN 9781450301466. ISSN 15334678.

Apêndice A

FIGURAS DA ETAPA 1

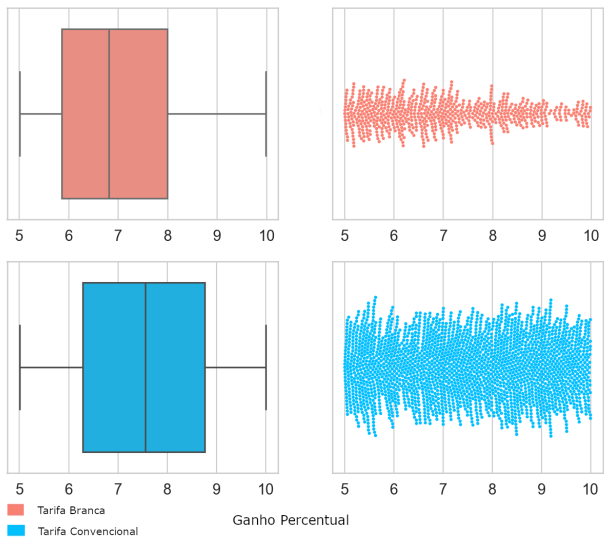
Este apêndice destina-se a apresentar as figuras dos resultados da etapa 1.

Figura 45: Primeira comparação tarifa branca e tarifa convencional com ganho de 5% (etapa 1).



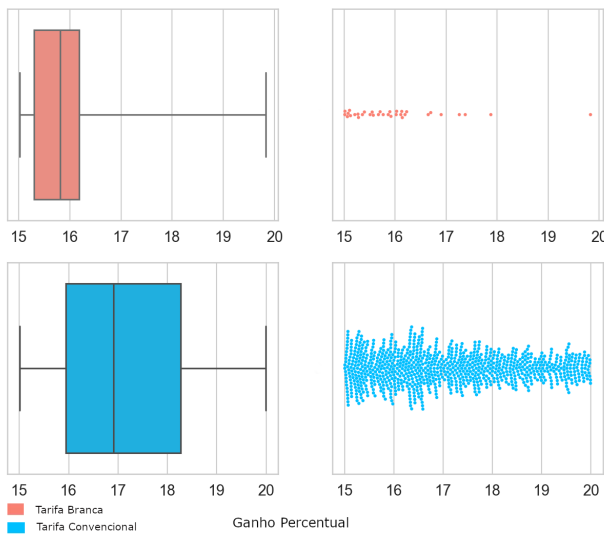
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 46: Segunda comparação tarifa branca e tarifa convencional com ganho de 5% a 10% (etapa 1).

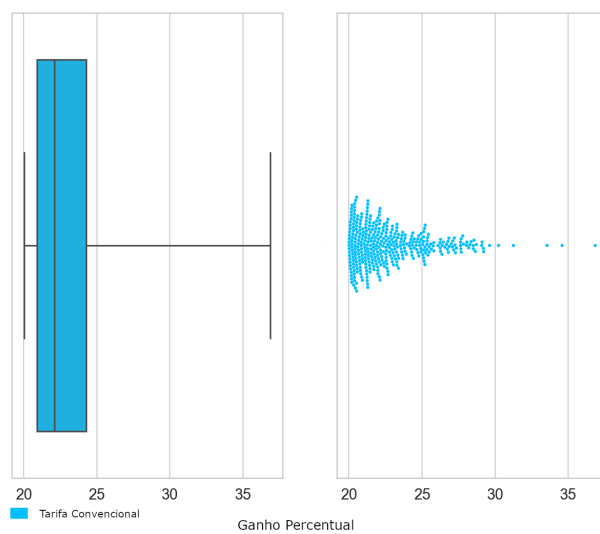


Fonte: Elaborada pelo autor.

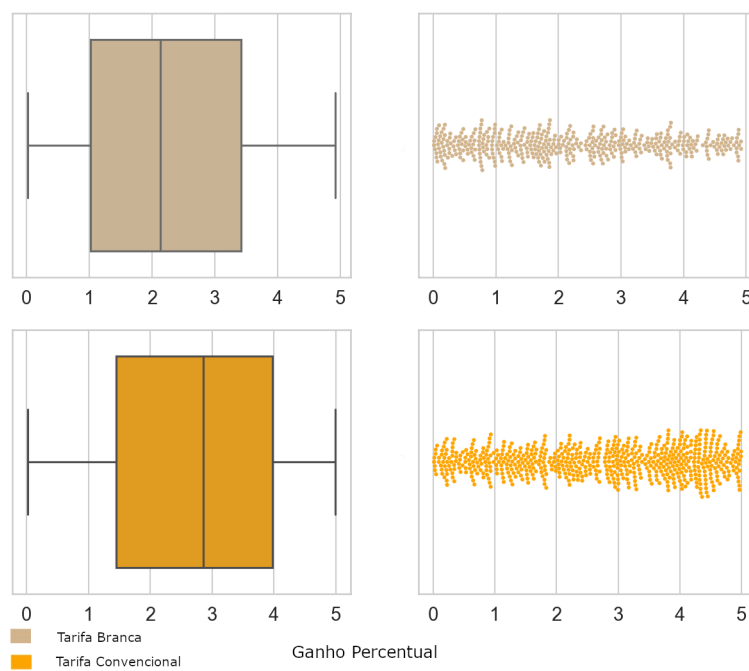
Figura 47: Quarta comparação tarifa branca e tarifa convencional com ganho de 15% a 20% (etapa 1).



Fonte: Elaborada pelo autor.

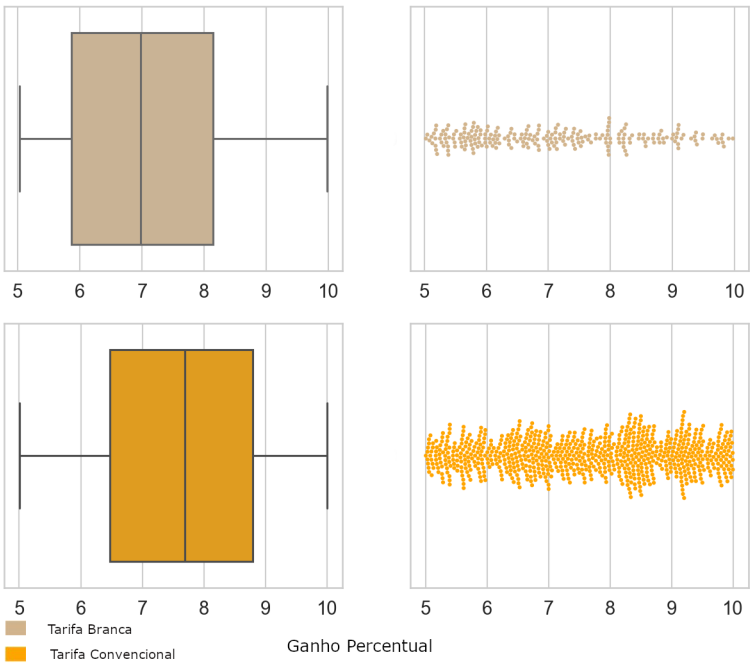
Figura 48: Ganhos acima de 20% existente apenas para tarifa convencional (etapa 1).

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 49: Gráfico box (etapa 1 faixa 1)

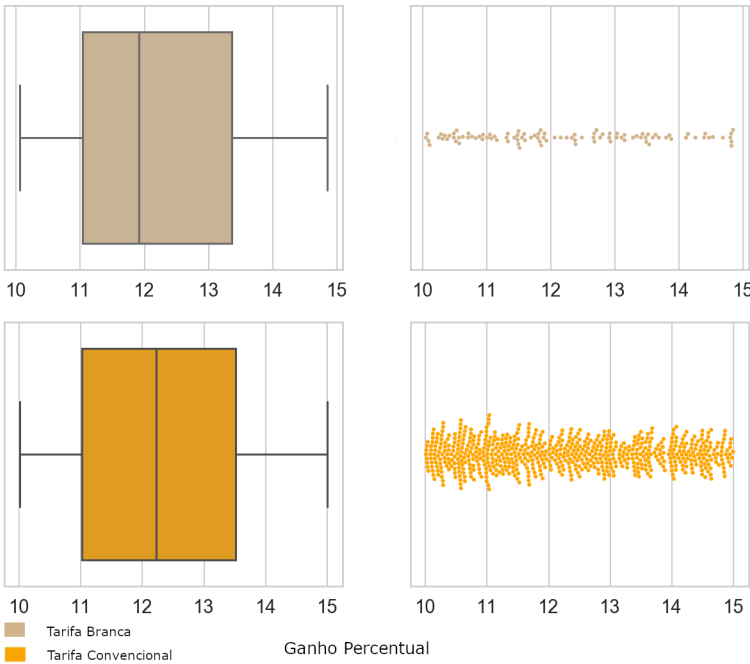
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 50: Gráfico box (etapa 1 faixa 2)



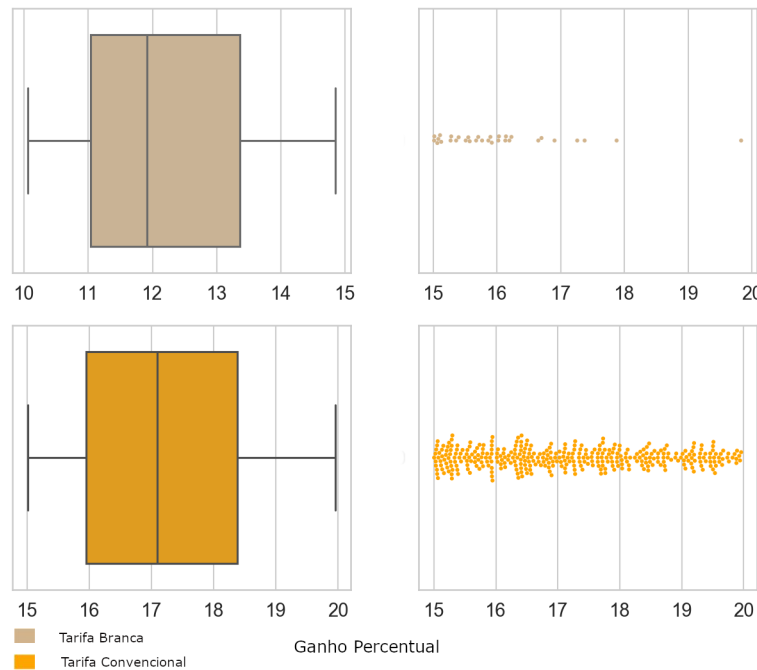
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 51: Gráfico box (etapa 1 faixa 3)



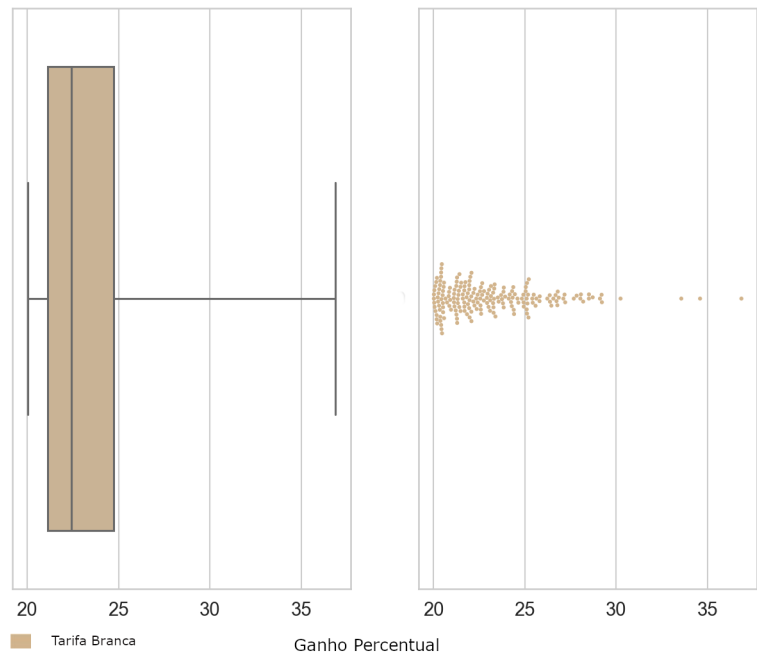
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 52: Gráfico box (etapa 1 faixa 4)

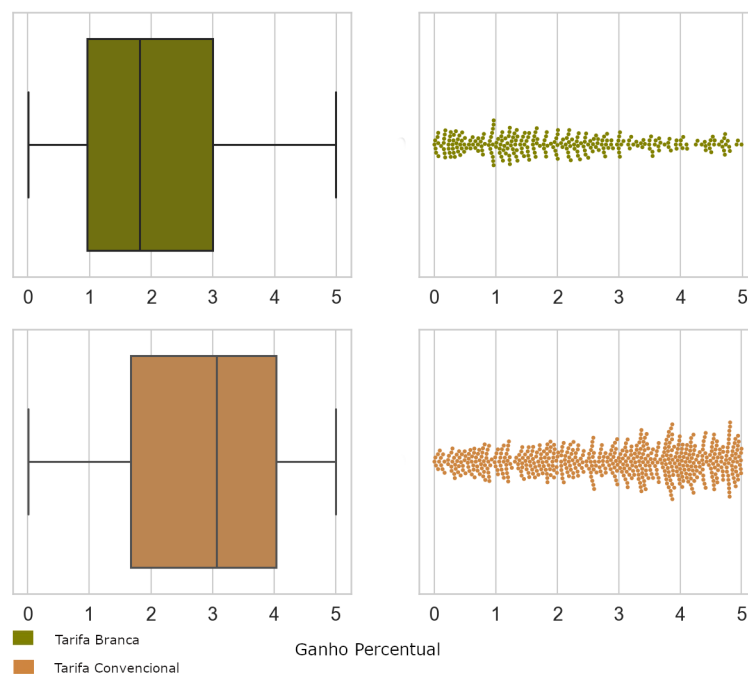


Fonte: Elaborada pelo autor.

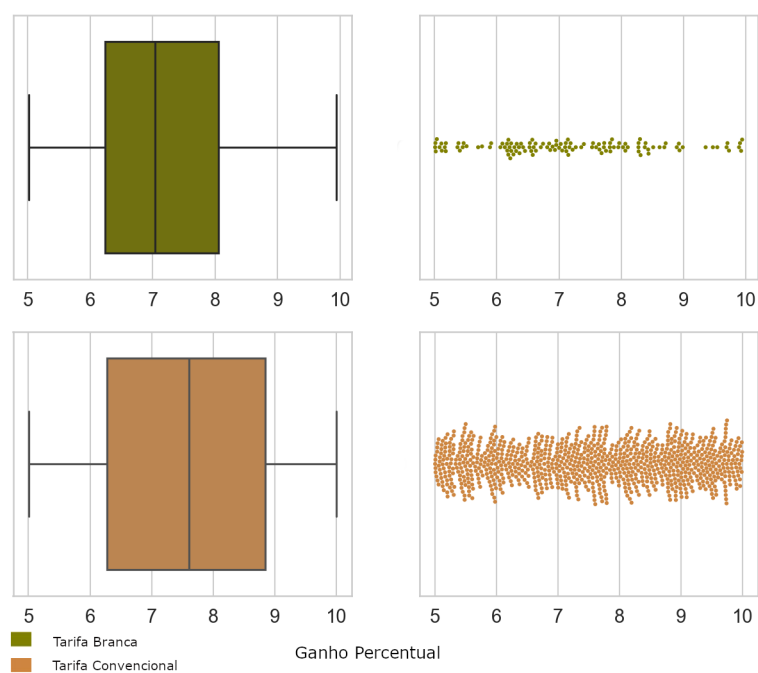
Figura 53: Gráfico box (etapa 1 faixa 10)



Fonte: Elaborada pelo autor.

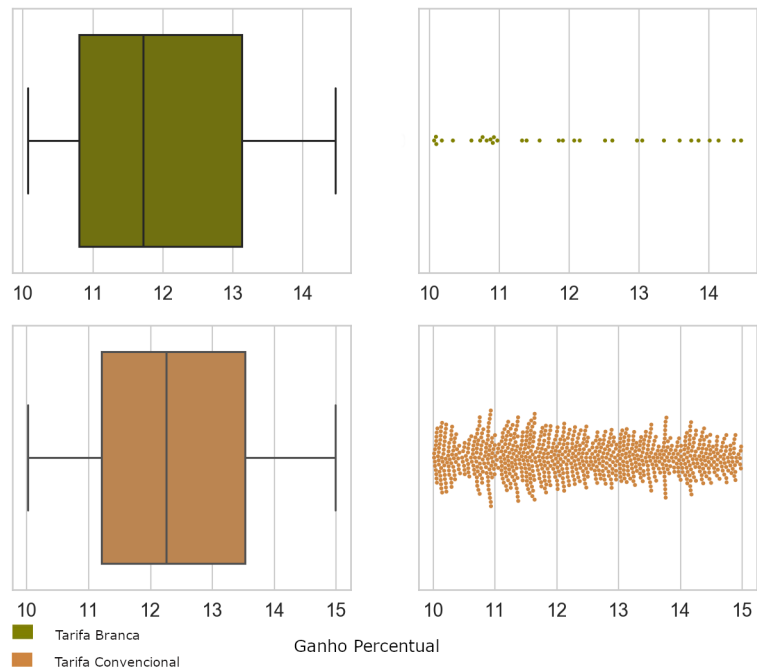
Figura 54: Gráfico box (etapa 1 classe 2.1)

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 55: Gráfico box (etapa 1 classe 2.2)

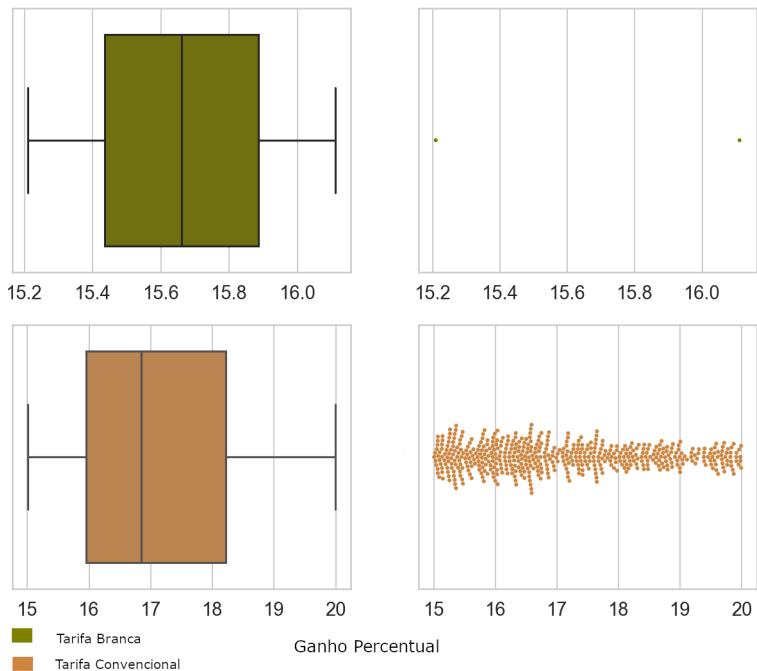
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 56: Gráfico box (etapa 1 classe 2.3)

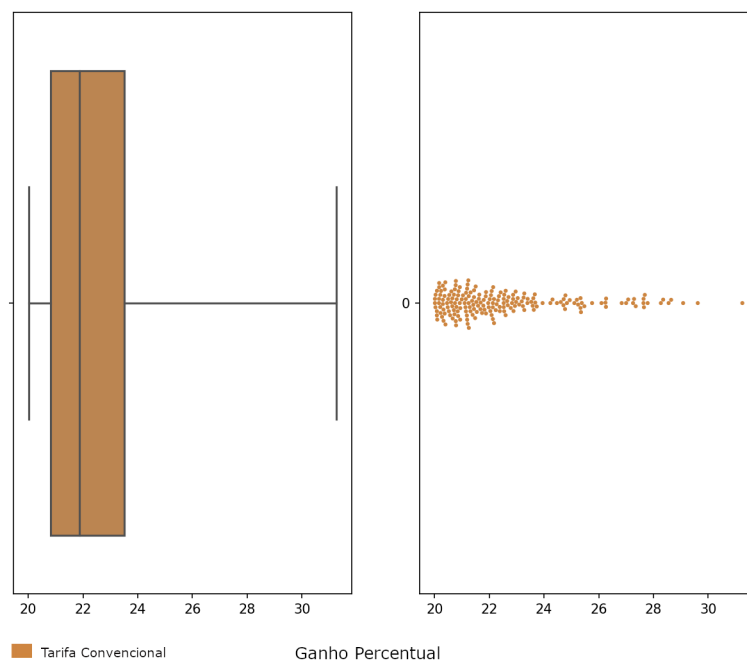


Fonte: Elaborada pelo autor.

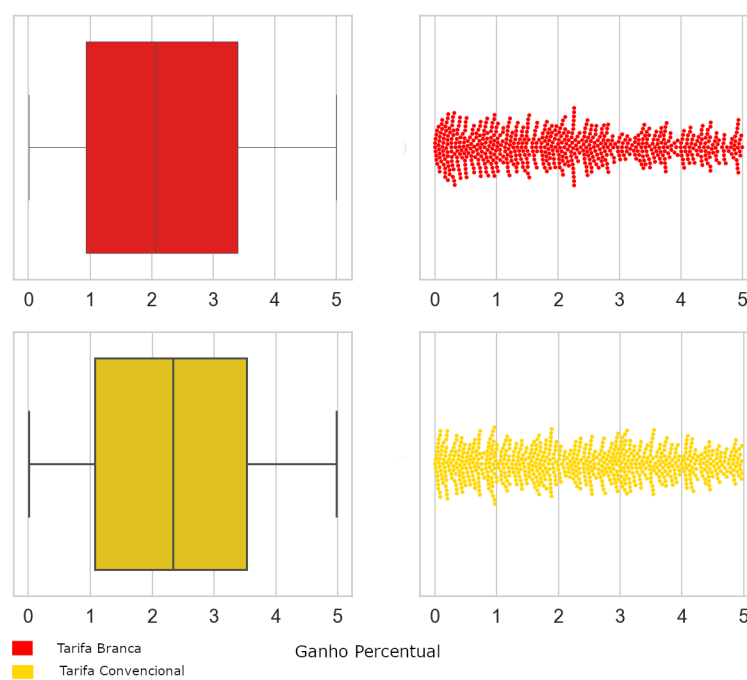
Figura 57: Gráfico box (etapa 1 classe 2.4)



Fonte: Elaborada pelo autor.

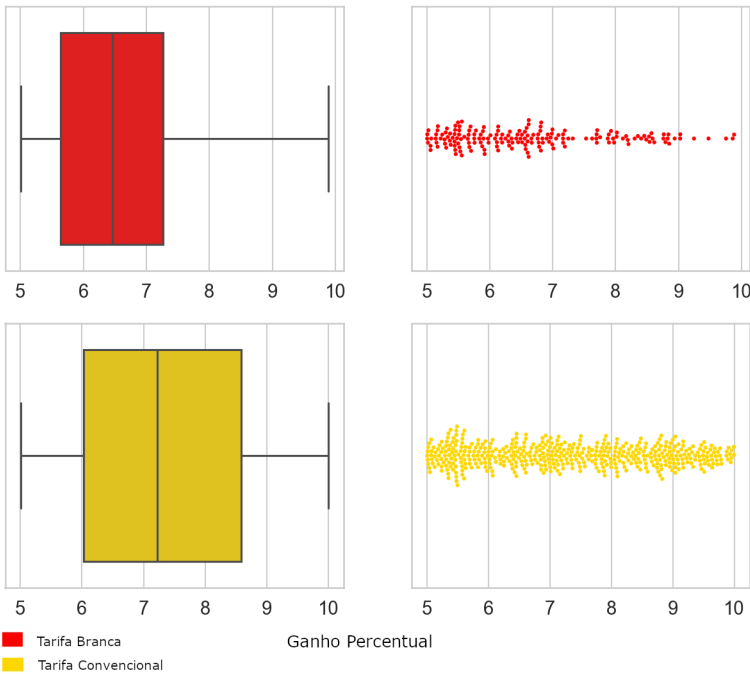
Figura 58: Gráfico box (etapa 1 classe 10)

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 59: Gráfico box (etapa 1 classe 3.1)

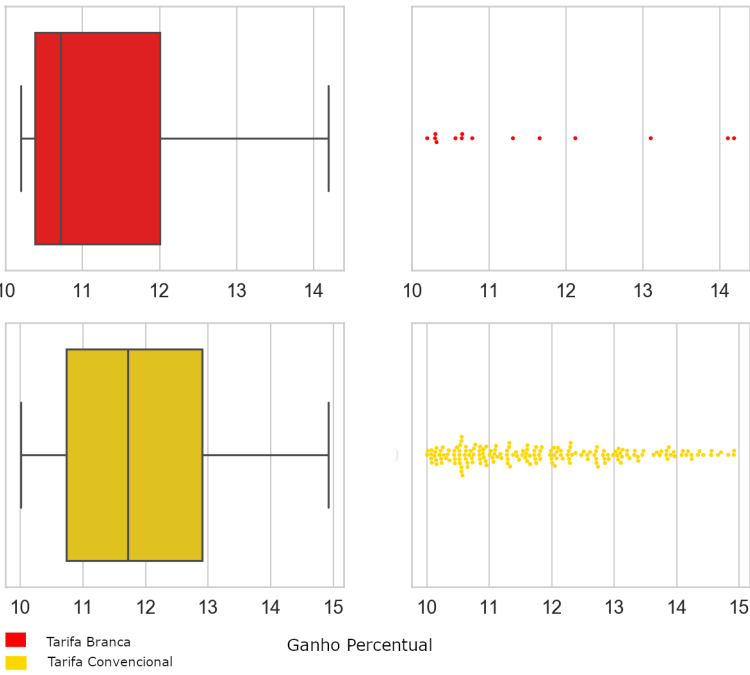
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 60: Gráfico box (etapa 1 classe 3.2)



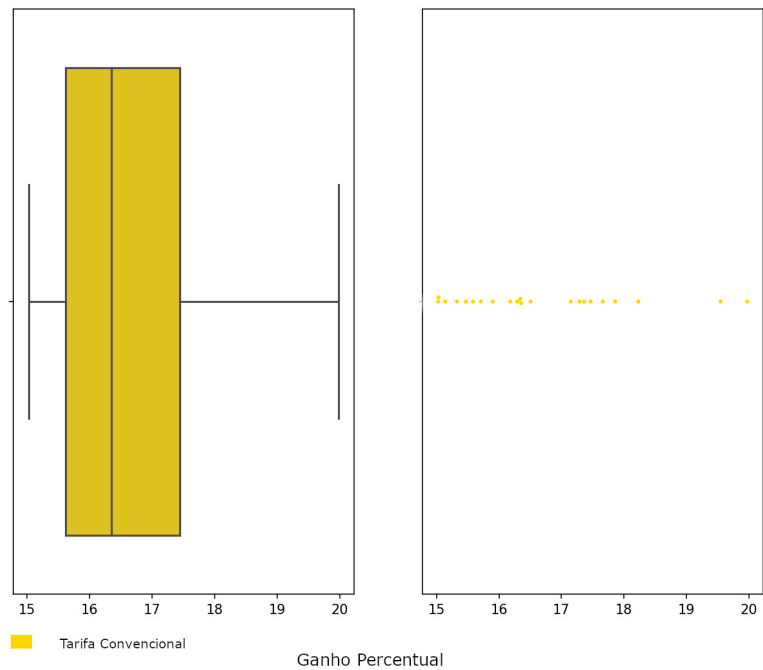
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 61: Gráfico box (etapa 1 classe 3.3)



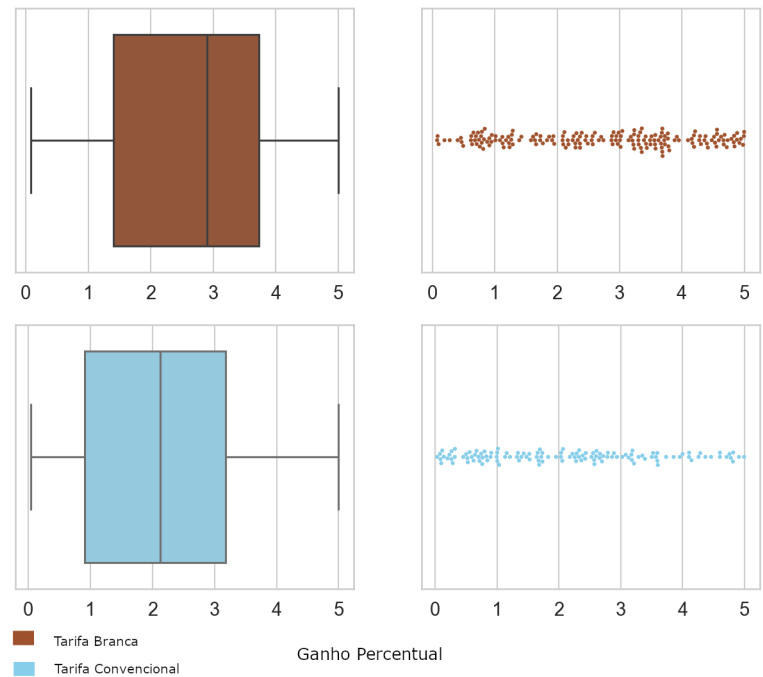
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 62: Gráfico box (etapa 1 classe 3.4)

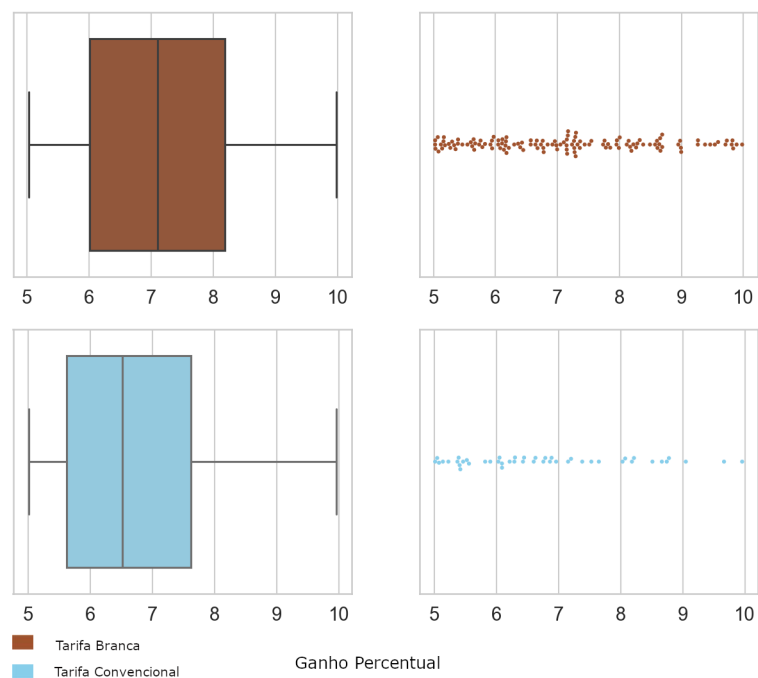


Fonte: Elaborada pelo autor.

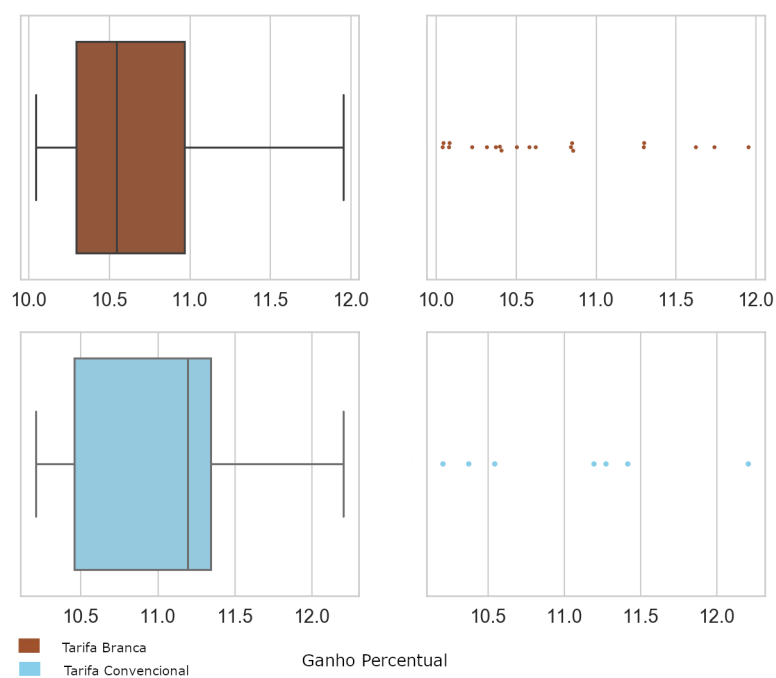
Figura 63: Gráfico box (etapa 1 classe 4.1)



Fonte: Elaborada pelo autor.

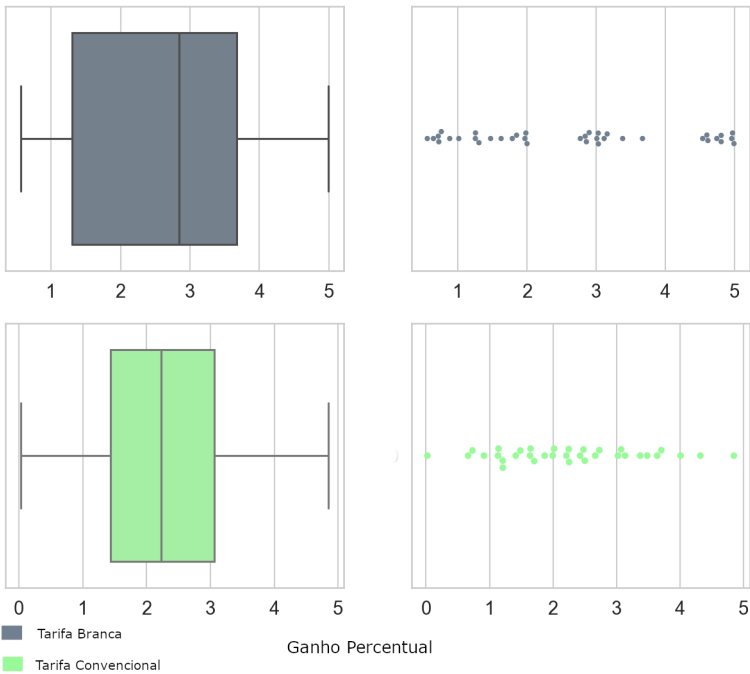
Figura 64: Gráfico box (etapa 1 classe 4.2)

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 65: Gráfico box (etapa 1 classe 4.3)

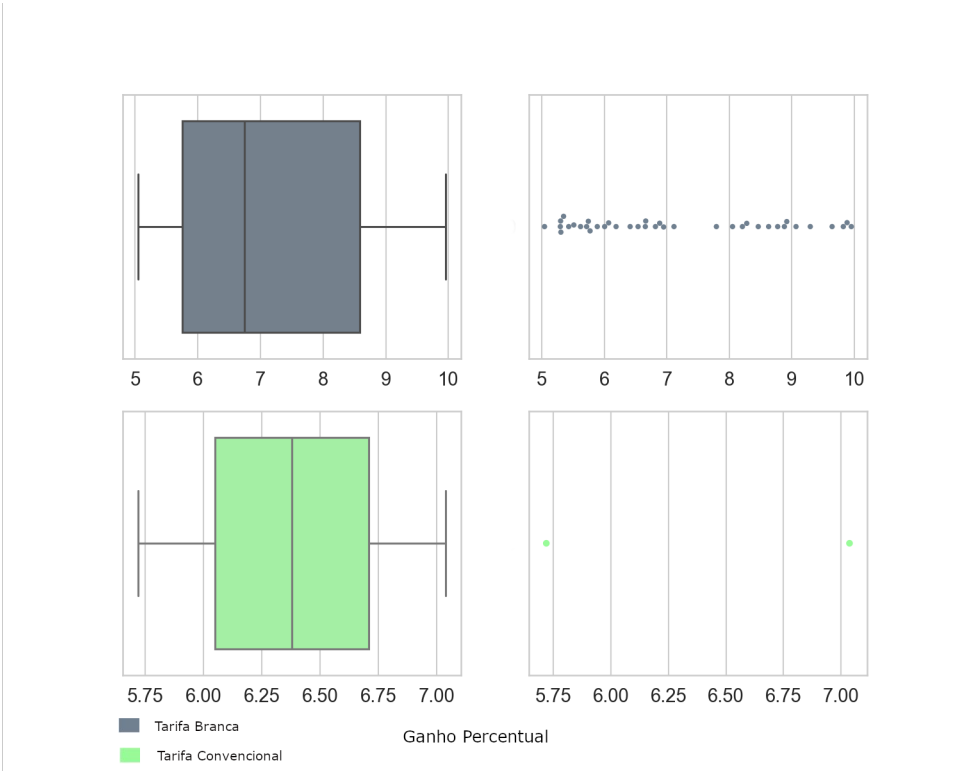
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 66: Gráfico box (etapa 1 classe 5.1)

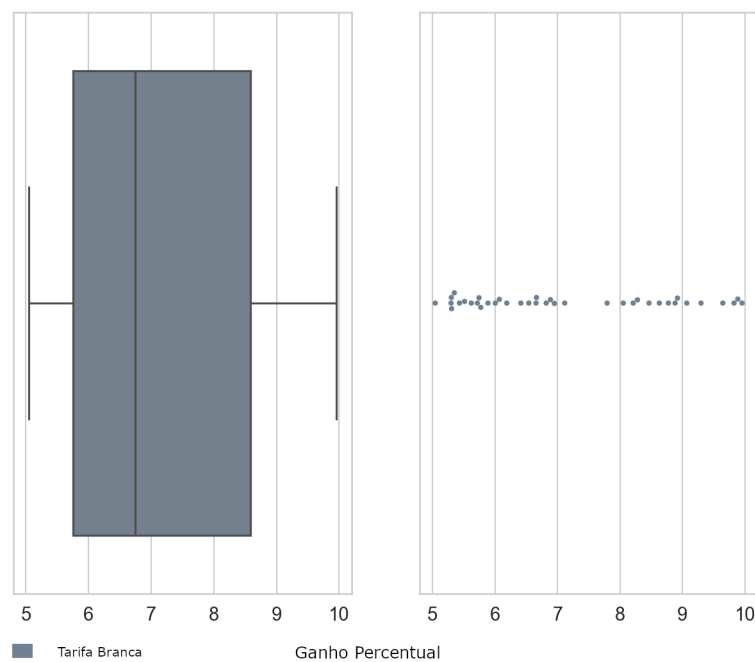


Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 67: Gráfico box (etapa 1 classe 5.2)



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 68: Gráfico box (etapa 1 classe 5.3)

Fonte: Elaborada pelo autor.

Apêndice B

GLOSSÁRIO DE TERMOS TÉCNICOS

Este apêndice destina-se a apresentar os principais conceitos dos termos utilizados neste trabalho.

- **Agregadores de Carga** Significa fazer um representante de consumidores livres/especiais (agentes de comercialização e consultorias especializadas), mas sem as amarras formais e riscos de um comercializador varejista oficialmente habilitado;
- **Precificação Dinâmica** O consumidor saberá exatamente qual o horário que a energia está mais cara, podendo desligar seus aparelhos eletrônicos nesse momento. E, quando a tarifa estiver mais barata, usar os equipamentos que consomem mais eletricidade;
- **Postos Tarifários** A definição dos postos tarifários nas modalidades tarifárias do Grupo A, aplicam-se os horários de ponta e fora ponta. E na Tarifa Branca aplicada ao Grupo B, aplicam-se os três postos tarifários: ponta, intermediário e fora ponta; e
- **Tarifa Monômia** Aquela que é constituída por valor monetário aplicável unicamente ao consumo de energia elétrica ativa, obtida pela conjunção da componente de demanda de potência e de consumo de energia elétrica que compõem a tarifa binômia.