

Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Coordenação de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Um estudo de caso na recomendação de ações de
eficiência energética para residências

Iara Pereira Ribeiro

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em
Ciência da Computação da Universidade Federal de Campina Grande -
Campus I como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau
de Mestre em Ciência da Computação.

Área de Concentração: Ciência da Computação

Linha de Pesquisa: Eficiência Energética

Andrey Elísio Monteiro Brito

(Orientador)

Lívia Sampaio Campos

(Orientadora)

Campina Grande, Paraíba, Brasil

©Iara Pereira Ribeiro, 07/12/2016

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

R484e

Ribeiro, Iara Pereira.

Um estudo de caso na recomendação de ações de eficiência energética para residências / Iara Pereira Ribeiro. – Campina Grande, 2017.
f. 114: il. color.

Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2016.

"Orientação: Profa. Dra. Livia Sampaio Campos, Prof. Dr. Andrey Elísio Monteiro Brito".

Referências.

1. Eficiência Energética. 2. Mineração de Dados. 3. Sistemas de Recomendação. 4. Sistemas de Informação. I. Campos, Livia Sampaio. II. Brito, Andrey Elísio Monteiro. III. Título.

CDU 620.91(043)

Resumo

O aumento da demanda por recursos nos últimos anos e a provável escassez destes em um futuro próximo vem gerando um novo tipo de preocupação na sociedade de como utilizar estes recursos de forma mais eficiente, um dos recursos onde essa preocupação se tornou mais evidente é o consumo elétrico devido ao uso de fontes não renováveis para a geração de energia elétrica, como por exemplo, as termoelétricas que utilizam o carvão mineral. No Brasil onde a maioria da demanda energética é suprida através de fontes renováveis, atualmente 73.1% da energia é gerada a partir de fontes renováveis, outros fatores como mudanças climáticas e períodos de estiagem podem alterar no total de energia gerado tornando necessário o uso de formas alternativas para geração de energia e consequentemente tornando mais caro o preço final para o consumidor. Surge então a necessidade nesse contexto de desenvolver ferramentas e opções que ajudem a tornar o consumo mais eficiente e a reduzir a produção de energia elétrica de forma a beneficiar tanto as concessionárias como os consumidores finais. Uma opção para solucionar esse problema seria tornar o consumo residencial mais eficiente, dado que no Brasil o consumo residencial é o terceiro maior consumidor de energia, consumindo em média 24.78% do total de energia gerado no país. Este trabalho propõe uma solução que utiliza mapeamento entre conceitos de sistemas de recomendação e conceitos de eficiência energética para promover a redução do consumo elétrico, propondo algoritmos de Filtragem Colaborativa e de Conteúdo, usando nesse processo dados de uma pesquisa de comportamento entre voluntários, dados do governo, voluntários e um software que simula o consumo elétrico residencial. Após a experimentação concluiu-se que existem índices da eficiência dos algoritmos propostos para o contexto de eficiência energética. A partir dos resultados podemos concluir que, por ser uma área nova ainda existem muitos conceitos a serem explorados no uso de técnicas de análise de dados para a eficiência energética e que o estudo realizado apresenta contribuições importantes para trabalhos futuros.

Palavras-Chave: eficiência energética, mineração de dados, sistemas de recomendação, sistemas de informação.

Abstract

The recent increase in demand for resources, and the imminent potential shortage of these has created a new kind of societal concern which spawned an emphasis for more efficient methods on how to use these resources. One resource, in particular, is electricity and the glaring concern for how it is consumed; mainly due to the use of non-renewable way for generating electricity, E.G. thermal power using coal. Currently, in Brazil, 73.1% of the country's energy is generated from renewable sources. Other factors such as climate change and extended periods of drought may impact the total amount of energy being generated, thus making the use of alternative methods for power generation a necessity – which in turn inflates the costs for the consumer. Within this context comes the need to develop tools and ideas which help to make the consumption of energy more efficient by reducing the production of electricity which will be beneficial to both the dealers and end consumers. One option to solve this problem would be to focus on the consumption in residential areas, as in Brazil, the residential sector is the third largest consumer of energy, consuming on average 24.78% of the total power generated in the country. This paper proposes a solution which uses mapping between energy efficient concepts and concepts of recommender systems to help promote the reduction of electrical consumption. The proposed algorithms combined with Collaborative Filtering and Content has used the processed data from behavioral surveys among volunteers, data government and software to stimulate the residential electricity consumption. From the results, we can conclude that with this relatively new ambit of discovery comes many concepts yet to be explored in the use of data analysis techniques for energy efficiency, and the importance of the application to future work.

Key words: energy efficiency, data mining, recommender systems, information systems.

Agradecimentos

Agradeço inicialmente aos meus orientadores Profs. Andrey Elísio Monteiro Brito e Livia Sampaio Campos, pela oportunidade, auxílio e confiança que me concederam durante a execução nesse trabalho. Agradeço também aos outros professores Nazareno Andrade, Leandro Balby Marinho e Joseana de Macêdo Fachine, que me ajudaram indiretamente com conversas e até discussões mais complexas sobre o estudo proposto. Foi um prazer poder compartilhar conhecimento com vocês e crescer com seus ensinamentos durante esses anos.

Aos meus familiares eu agradeço a todos pela compreensão da minha ausência em determinados momentos e o incentivo de alguns familiares em particular, como minha Mãe Socorro e Tia Rosilda que sempre me incentivaram a persistir e seguir em frente com o meu trabalho.

Muitos amigos que me acompanharam durante esse tempo, me ajudaram com dúvidas específicas ou apenas escutaram com paciência as minhas reclamações, entenderam minhas ausências e irão comemorar comigo mais essa conquista: Helder Ronyer, Talita Lôbo, Ricardo Araújo e Gizélia Vasconcelos. Agradeço também a Jason Anastassakis pela ajuda com a escrita, melhorias no inglês, paciência e apoio durante todo este trabalho.

Agradeço a aos membros da Smartkis por terem me ajudado no início deste estudo e também à todos os colegas do Laboratório de Sistemas Distribuídos – LSD. Por fim, agradeço à Universidade Federal de Campina Grande, ao Centro de Engenharia Elétrica e Informática, ao Departamento de Sistemas e Computação que apoiaram integralmente a realização do meu trabalho. Agradeço também ao Governo Brasileiro, por meio da CAPES, pelo apoio financeiro fornecido para execução das atividades deste mestrado.

Conteúdo

1	Introdução	1
1.1	Contexto	1
1.2	Relevância	4
1.3	Definição do problema	5
1.4	Objetivos	6
1.5	Estrutura da Dissertação	8
2	Fundamentação Teórica	9
2.1	Eficiência energética e energia elétrica	9
2.2	Sistemas de Recomendação	11
2.3	Home Energy Management Systems – HEMS	15
3	Trabalhos Relacionados	17
3.1	Energia e Eficiência Energética	18
3.2	Feedback e monitoramento de consumo	20
3.3	Considerações Finais	22
4	Projeto de Sistemas de Recomendação para Eficiência Energética	24
4.1	Consumidores e perfis de consumo	24
4.1.1	Definição dos perfis	26
4.1.2	Representatividade da população	33
4.1.3	Mapeamento de conceitos	34
4.2	Filtragem Baseada em Conteúdo	36
4.3	Filtragem Colaborativa	40
4.4	Considerações Finais	44

5	Resultados e Análises	46
5.1	Modelo de simulação	46
5.1.1	Métricas de Avaliação	47
5.2	Filtragem Baseada em Conteúdo	50
5.2.1	Precisão	51
5.2.2	Recall	54
5.3	Filtragem Colaborativa	56
5.3.1	Dunn Index	58
5.3.2	Similaridade	59
5.3.3	Precisão	60
5.3.4	Recall	62
5.4	Considerações Finais	63
6	Conclusão e Trabalhos Futuros	67
A	Recomendações e consumo por aparelhos	78
A.1	Ar-condicionado	78
A.2	Geladeira	81
A.3	Televisão	84
A.4	Iluminação	85
A.5	Chuveiro	88
A.6	Micro-ondas	89
A.7	Máquina de lavar roupa	90
A.8	Ferro Elétrico	91
A.9	Computadores	92
A.10	Diversos	94
B	Sumarização e Caracterização da população.	96
B.1	Localização	96
B.2	Quantidade de moradores	98
B.3	Nível de escolaridade	99
B.4	Consumo médio de energia	100

B.5 Medidor de energia isolado	100
B.6 Tipo de residência	101
B.7 Quantidade de chuveiros na casa	101
B.8 Empregados da casa	102
B.9 Renda média da casa	102
B.10 Proximidade à periferia	103
B.11 Adota medidas para reduzir consumo	103
B.12 Opinião sobre as medidas atuais	104
B.13 Impacto da conta no conforto/qualidade de vida	104
B.14 Formas de identificar consumo do aparelho na compra	105
B.15 Pesquisa por dicas de consumo	108
B.16 Meios de informação onde encontra dicas	108
B.17 Interesse em receber dicas	109
B.18 Ações para redução do consumo	109
C Pesquisa sobre Hábitos de Consumo	110

Lista de Símbolos

TA - Trocar aparelhos elétricos antigos por aparelhos mais novos e eficientes.

AP - Aprender funções e funcionamento de seus aparelhos elétricos.

TL - Trocar lâmpadas por modelos mais eficientes.

MK - Realizar mudanças no interior da casa.

MC - Mudanças de hábitos que alterem o seu conforto.

AL - Adicionar atividades de limpeza específicas de alguns aparelhos elétricos.

MR - Mudar rotina de uso de alguns aparelhos.

MH - Mudar horários de algumas atividades da sua rotina.

$l_i(u, i)$ - Distância euclidiana entre o perfil do usuário u e o item i .

i - Item i .

w - Peso atribuído à uma característica.

n - Número de execução do algoritmo.

$\varepsilon(w)$ - Função de erro ou custo.

$\nabla\varepsilon(w)$ - Vetor gradiente da função de erro ou custo.

U - Conjunto de usuários do sistema.

$g(n)$ - Função de estimativa do vetor gradiente da função de erro ou custo.

T - Matriz transposta.

$w(n)$ - Vetor de pesos w para a execução número n .

η - Taxa de aprendizagem.

Lista de Figuras

1.1	Distribuição da produção energética por fonte	2
2.1	Assinatura de carga de uma geladeira.	10
2.2	Assinatura de Carga de alguns eletrodomésticos.	11
2.3	Arquitetura do sistema de Filtragem Baseada em Conteúdo.	13
2.4	Relacionamento entre "o que?", "como?" e "para quem?".	14
2.5	HEMS em uma rede inteligente.	15
3.1	Porcentagem Anual de Economia de Energia.	20
4.1	Fases da construção da população.	25
4.2	Relação entre consumo gerado e as respostas do questionário.	27
4.3	Modelo do Algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo proposto.	35
4.4	Modelo do Algoritmo de Filtragem Colaborativa proposto.	37
4.5	Consumo para o consumidor X, durante seis meses.	38
4.6	Agrupamento inicial com inconsistências.	41
4.7	Agrupamento ideal.	41
5.1	Precisão e Recall.	49
5.2	Intervalo de confiança da precisão por porcentagem de itens recomendados.	53
5.3	Intervalo de confiança do recall por porcentagem de itens recomendados.	55
5.4	Evolução dos grupos nos cenários observados.	57
5.5	Dunn Index para o cenário com 40 usuários.	58
5.6	Similaridade para o cenário com 40 usuários.	59
5.7	Intervalo de confiança da precisão por porcentagem de itens recomendados.	61
5.8	Intervalo de confiança do recall por porcentagem de itens recomendados.	64

B.1	Distribuição da população por bairro.	98
B.2	Etiqueta PBE utilizada para classificar o consumo.	106
B.3	Etiqueta PROCEL para identificar aparelhos mais eficientes.	107

Lista de Tabelas

4.1	Perfil de acordo com a faixa de consumo médio mensal.	29
4.2	Porcentagem de crescimento do consumo do setor residencial.	29
4.3	Perfil de acordo com a faixa de consumo médio mensal.	30
4.4	Classes de ações recomendadas.	31
4.5	Características levantadas do consumidor no questionário no Apêndice B. .	32
4.6	Exemplo de histórico de itens com <i>feedback</i> positivo do consumidor.	37
4.7	Perfil do consumidor X.	38
4.8	Perfil do consumidor X.	39
4.9	Resultado do <i>Filtering Component</i>	39
5.1	Variáveis dependentes e independentes.	51
5.2	Hipóteses nulas e alternativas.	51
5.3	Hipóteses alternativas e p-valor.	52
5.4	Hipóteses nulas e alternativas.	54
5.5	Hipóteses alternativas e p-valor.	54
5.6	Variáveis dependentes e independentes.	57
5.7	Hipóteses nulas e alternativas.	60
5.8	Hipóteses alternativas e p-valor.	62
5.9	Hipóteses nulas e alternativas.	62
5.10	Hipóteses alternativas e p-valor.	63
A.1	Ações para redução do consumo para o ar-condicionado.	78
A.2	Consumo elétrico estimado para ar-condicionado.	80
A.3	Ações para redução do consumo para a geladeira.	81
A.4	Consumo elétrico estimado para geladeira	83

A.5	Ações para redução do consumo para a televisão.	84
A.6	Consumo elétrico estimado para televisão	85
A.7	Ações para redução do consumo para a lâmpadas.	85
A.8	Consumo elétrico estimado para televisão	87
A.9	Ações para redução do consumo para o chuveiro.	88
A.10	Consumo elétrico estimado para chuveiro	89
A.11	Ações para redução do consumo para o micro-ondas.	89
A.12	Consumo elétrico estimado para micro-ondas	89
A.13	Ações para redução do consumo para a lava-roupas.	90
A.14	Consumo elétrico estimado para lava-roupas.	90
A.15	Ações para redução do consumo para o ferro elétrico.	91
A.16	Consumo elétrico estimado para ferro elétrico.	91
A.17	Ações para redução do consumo para Computadores.	92
A.18	Consumo elétrico estimado para Computadores.	94
A.19	Ações para redução do consumo para Computadores.	94
B.1	Distribuição da população por bairro.	97
B.2	Média de moradores por faixa de consumo.	99
B.3	Porcentagem de nível de escolaridade da população.	99
B.4	Porcentagem de consumidores por consumo médio.	100
B.5	Medidor de energia isolado.	100
B.6	Tipo de residência	101
B.7	Posse média de chuveiro por residência.	101
B.8	Residências com pelo menos um chuveiro elétrico.	102
B.9	Empregados da casa	102
B.10	Renda média da casa	103
B.11	Proximidade à periferia	103
B.12	Medidas para reduzir consumo.	104
B.13	Opinião sobre as medidas atuais	104
B.14	Impacto da conta no conforto/qualidade de vida	105
B.15	Identificação de consumo, região Nordeste.	105

B.16 Identificação de consumo, questionário.	106
B.17 Pesquisa por dicas.	108
B.18 Fonte dicas.	108
B.19 Quantidade de ações escolhidas pelos voluntários.	109

Capítulo 1

Introdução

Neste capítulo estão dispostas as informações e conceitos necessários para o entendimento do problema e a motivação do trabalho realizado. Serão abordados aspectos da produção e consumo de energia elétrica no Brasil e no cenário mundial, assim como os principais conceitos de eficiência energética e onde ocorrem as maiores necessidades de melhoria e estudo no Brasil. Ao decorrer do capítulo é apresentado e analisado o contexto onde a dissertação está inserida e por fim é apresentada de forma breve a solução proposta e como estão organizados os demais capítulos da dissertação.

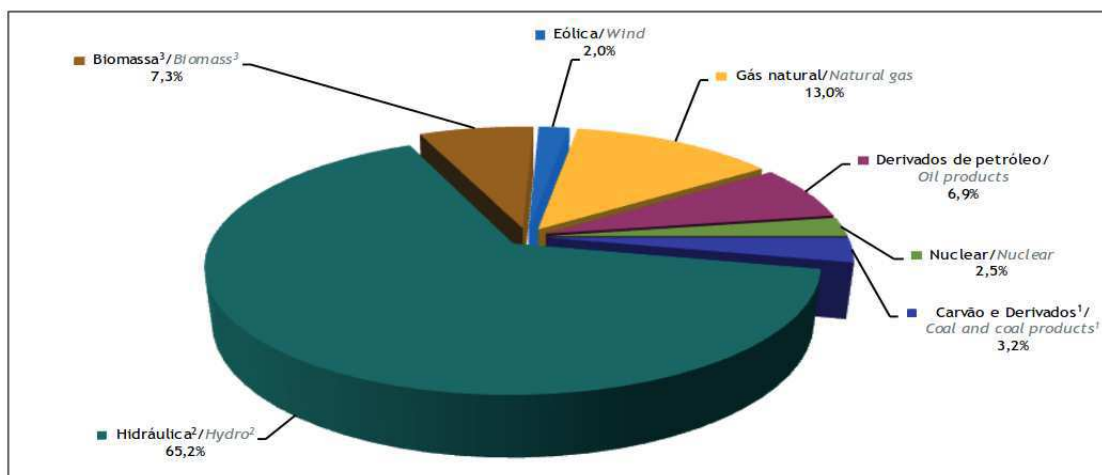
1.1 Contexto

Com o passar do tempo a energia elétrica vem se tornando cada vez mais um recurso essencial para atividades básicas do nosso dia a dia e trabalho. O impacto negativo ambiental e financeiro que o aumento do consumo pode gerar nas nossas vidas se tornou um alvo de crescente preocupação nos últimos anos, o que motivou muitos países a buscar ações que auxiliem a redução do consumo [39]. No meio ambiente, o impacto negativo ocorre devido ao uso de fontes não renováveis como matéria prima para a produção de energia elétrica e a emissão de gases poluentes decorrentes desse processo, como o dióxido de carbono (CO₂). De maneira análoga, o aumento da necessidade de energia elétrica aumenta o gasto e o investimento em parte de vários setores da sociedade, o que aumenta a preocupação em evitar desperdício e promover ações que tornem o consumo mais eficiente.

No Brasil, grande parte da produção de energia elétrica provém de recursos hídricos,

como pode ser observado no gráfico da Figura 1.1, o que fornece ao país uma vantagem em relação a esse quesito por usar uma fonte renovável e abundante, entretanto nos últimos anos a participação da geração de energia hidráulica tem diminuído, por exemplo, de 70.6% em 2013 para 65.2% em 2014 [13]. A diminuição do uso de recursos hídricos tem dado lugar ao uso de fontes não renováveis como carvão, gás natural e bagaço de cana cuja participação na matriz elétrica cresceu de 2013 para 2014 de 2.6% para 3.2%, de 11.3% para 13.0% e de 4.9% para 7.3% [13], respectivamente. Podemos justificar o aumento da participação de outras fontes no processo de produção como sendo um efeito causado pelo aumento da demanda dos últimos anos e a ocorrência de secas e estiagens provocadas por fenômenos como o aquecimento global e o El Niño ¹, o que estimula a busca e a necessidade de outras fontes para produção de energia que possam suprir a nova demanda do país.

Figura 1.1: Distribuição da produção energética por fonte



Notas/ Notes:

¹ Inclui gás de coqueria/ Includes coke oven gas

² Inclui importação de eletricidade/ Includes electricity imports

³ Inclui lenha, bagaço de cana, lixívia e outras recuperações/ Includes firewood, sugarcane bagasse, black-liquor and other primary sources

Fonte: Balanço Energético Nacional 2015: Ano Base 2014, p. 16

Sempre que falamos sobre energia elétrica no Brasil é normal relembrar a crise energética de 2001 e o racionamento realizado na época, que ficou conhecido popularmente como Crise do apagão, onde as principais causas foram a falta de planejamento no setor e os períodos

¹O El Niño é um fenômeno que ocorre em períodos de 15-18 meses e provoca alterações na distribuição da temperatura na superfície das águas do Oceano Pacífico causando alterações climáticas significativas.

de estiagem. A principal repercussão dessa crise foram os racionamentos e as mudanças na rotina da população, que provocaram a maior redução de consumo elétrico dos últimos anos no setor residencial - 11% [12] e um planejamento de investimentos no setor elétrico por parte do governo.

Diversos são os fatores que podem influenciar a demanda por energia elétrica no país [16; 32], no Brasil temos como principais fatores o surgimento de programas governamentais como o programa Luz para Todos² que facilita o acesso da população à energia elétrica atendendo desde a sua criação até os dias atuais cerca 15.3 milhões de moradores em diversas regiões do país; o programa assistencial Bolsa Família³, programa que realiza transferência direta de renda aumentando o poder de compra da população; o aumento da concentração de atividades profissionais realizadas em casa, conhecidas como *home office*; e mudanças climáticas que podem alterar os níveis de reservatórios das hidroelétricas; nesse contexto se torna importante além da manutenção e investimentos no setor elétrico também estimular o consumidor a utilizar a energia de forma consciente.

Com o intuito de promover a eficiência energética e combater o desperdício o governo brasileiro tomou algumas medidas preventivas como, por exemplo, a criação em 1985 o programa PROCEL⁴ que coordenado pelo Ministério de Minas e Energia promove ações de eficiência energética, o programa é mais conhecido por causa do selo que indica os produtos que apresentam melhores níveis de eficiência energética entre sua categoria tendo como objetivo orientar o consumidor na hora da compra.

Em alguns outros países a eficiência energética tem sido amplamente estudada através de sistemas que utilizam os medidores inteligentes – *smart meters*, como fonte de dados sobre o consumo elétrico das casas permitindo que se tenha acesso ao consumo elétrico detalhado da casa ao longo do dia. O acesso a informações detalhadas do consumo do usuário permite que seja possível o desenvolvimento de soluções que auxiliem o usuário a compreender o seu consumo elétrico, definidas na literatura como HEMS ou *Home Energy Management Systems* [23; 21; 25; 8; 4; 44; 15; 5; 14; 27; 7; 20; 39], que são sistemas que fornecem um *feedback* ágil e simples para o usuário. No Brasil devido à ausência de medidores inteligentes o acesso a aplicações que fornecem esse tipo de serviço é limitado e a sua maioria necessita que o

²<https://www.mme.gov.br/luzparatodos/asp/>

³www.caixa.gov.br/programas-sociais/bolsa-familia/Paginas/default.aspx

⁴www.procelinfo.com.br/

cliente instale equipamentos que irão capturar o consumo da casa, como é o caso do serviço fornecido pela empresa GreenAnt ⁵, o que pode tornar o processo de desenvolvimento de soluções nessa área mais lenta.

1.2 Relevância

Esse trabalho tem como alvo o setor residencial, no papel de consumidor final de energia, que no Brasil é o terceiro maior setor em consumo - cerca de 10% do total em 2014 [13]. Esse setor é um alvo interessante devido ao seu consumo de energia elétrica, surge então a necessidade de tornar possível que as residências e seus moradores adotem um consumo mais consciente. Além disso, o setor residencial é um setor de fácil acesso e adaptação, se compararmos com o setor industrial e o setor comercial.

Segundo Fournier [16], o consumo consciente pode ser caracterizado como a utilização racional de energia elétrica, através de um conjunto de ações praticadas pelo indivíduo que evitam o desperdício de eletricidade em sua residência. Podemos conter o desperdício poupando recursos ao longo do processo de produção e distribuição de energia, assim como adotando novas tecnologias e utilizando estas de forma correta. Para alcançar tais objetivos é importante a atuação não só do governo como também do consumidor. A atuação do consumidor se torna mais difícil devido a algumas barreiras como falta de informação do consumidor e dificuldade do usuário aplicar o que conhece sobre a conservação [16; 32], por exemplo.

Podemos inserir então o uso de energia de maneira eficiente no contexto de consumo consciente, visto que esse processo tem como intuito diminuir o desperdício de energia. Em trabalhos nessa área, conhecida na literatura como eficiência energética residencial, encontramos muitas propostas de sistemas ditos HEMS [23; 21; 25; 8; 4; 44; 15; 5; 14; 27] que em sua maioria tentam auxiliar o consumidor a reduzir o consumo energético através de monitoramento do consumo. Entretanto, a grande funcionalidade desejada em HEMS atualmente é inserir nos sistemas um processamento mais inteligente computacionalmente e uso de Análise de dados (*Analytics*) [8], conhecida popularmente como a ciência de analisar dados, encontrando padrões e associações entre os dados utilizando técnicas computaci-

⁵<http://greenant.com.br/>

onais como aprendizado de máquina e *data mining*. A ideia nesse processo de adicionar técnicas mais complexas como *Analytics* consiste em utilizar algoritmos e processamentos para encontrar padrões e informações que auxiliem o usuário a reduzir mais o desperdício de energia, que não são facilmente obtidas por meio de algoritmos ou deduções simples.

Apesar de agregar inteligência e Análise de dados ao HEMS só a disponibilização de informações de monitoramento e consumo de cada aparelho, ou seja, simples ações ditas como *feedback* de consumo, podem levar o usuário a reduzir de forma significativa. Essa redução ocorre tanto quando o *feedback* é de forma direta, através de curvas de consumo elétrico em tempo real, como de forma indireta, como previsão do consumo e o valor da conta para próximo mês [21].

Devido à existência de trabalhos que comprovem a eficiência do monitoramento e o uso de informações sobre o consumo de energia elétrica na forma de *feedback* [44; 15; 5], o foco deste trabalho está no desenvolvimento de técnicas e algoritmos que forneçam ao consumidor informações personalizadas que possibilitem aumentar o potencial de consumo quando associadas a outras ferramentas de monitoramento ou utilizadas isoladamente. Como na maioria das vezes a falta de informação do consumidor e dificuldade do usuário aplicar o que conhece sobre a conservação se torna uma barreira, surge então a necessidade de fornecer análises e/ou recomendar informações e ações que possam ao mesmo tempo ser pontual para o consumidor tanto com relação ao seu cotidiano como ao seu contexto social.

1.3 Definição do problema

Na seção anterior foi discutido a relevância do trabalho e os possíveis tópicos a serem abordados no estudo realizado nesta dissertação. Primeiramente foram comentados os problemas atuais no cenário energético e como o setor residencial pode ser relevante; devido à representatividade do setor no consumo total do país. Esse conjunto de fatores tornou a redução do consumo elétrico por parte do setor residencial o problema principal a ser abordado nesse trabalho.

Estudando de forma mais detalhada como se comporta o consumo de energia elétrica no Brasil, temos alguns estudos realizados anteriormente que analisam esse comportamento [16; 32], determinando alguns fatores que agem como barreiras para o desenvolvimento do

consumo energético eficiente no setor residencial. Sendo essas barreiras: a falta de informação por parte do consumidor, os investimentos iniciais para as camadas mais desfavorecidas da população, a indiferença quanto à questão energética e a dificuldade do consumidor em aplicar o que conhece sobre conservação de energia.

Entretanto boa parte dos problemas relacionados à essas barreiras não permitem ações mais diretas como: os investimentos iniciais para as camadas mais desfavorecidas da população, que está relacionado ao acesso de aparelhos mais modernos e eletricamente mais eficientes e a indiferença quanto à questão energética, que depende de uma mudança comportamental do consumidor. Ambos os problemas possuem soluções que demandam tempo e um trabalho extenso na consciência da população sobre consumo energético.

Para promover a redução do consumo elétrico por parte do setor residencial neste trabalho, iremos abordar duas barreiras: a falta de informação e de conhecimento do consumidor. Como levar informação a um usuário sobre o seu consumo e também, ajudar o usuário a entender como esta informação pode ser utilizada e o que ela irá proporcionar como resultado.

Voltando ao problema do consumo elétrico do setor residencial para outros trabalhos que estão inseridos em realidades de países diferentes, temos o desenvolvimento de ferramentas de monitoramento que podem ser incorporadas através de *frameworks* e API's de código aberto. Entretanto, atualmente, a grande necessidade e interesse nessa área é inserir nos sistemas ditos HEMS, um processamento mais inteligente computacionalmente e o uso de técnicas de análise de dados.

Desse modo o problema principal deste estudo é colaborar para a redução do consumo elétrico no setor residencial, ponderado no cenário nacional e no cenário global. Podemos incorporar as particularidades de cada um dos cenários no problema principal, então o problema passa a ser como promover a redução do consumo elétrico por parte do setor residencial enfrentando as barreiras que impedem que a redução ocorra, incorporando inteligência computacional nesse processo.

1.4 Objetivos

Na seção anterior apontamos dois problemas que podem ser atacados: enfrentar as barreiras existentes para a redução do consumo elétrico por parte do setor residencial e a utilização de

inteligência computacional.

O primeiro objetivo possui quatro problemas relacionados, entretanto alguns destes problemas não permitem ações mais diretas como: os investimentos iniciais para as camadas mais desfavorecidas da população, que está relacionado ao acesso de aparelhos mais modernos e eletricamente mais eficientes e a indiferença quanto à questão energética, que depende de uma mudança comportamental do consumidor. Considerando estes fatores, neste trabalho serão abordadas as barreiras relacionadas à falta de informação e de conhecimento do consumidor.

Para solucionar esses problemas inicialmente foi realizado um levantamento de um conjunto de ações que levam à redução de consumo energético, que posteriormente podem ser observadas no Anexo I, através de sites de ONG's e portais do governo. Com o intuito de tornar o uso dessas ações mais intuitiva no processo de desenvolvimento da solução, elas também foram organizadas na forma de tipo de aparelho a que a ação se refere e em classes, que foram criadas para determinar em geral qual tipo de esforço deve ser feito pelo usuário. O funcionamento de alguns aparelhos também foi estudado para desenvolver explicações para ações, possibilitando ao consumidor uma compreensão maior do processo de redução por trás de cada uma das ações pertencentes ao conjunto.

O primeiro passo realizado foi um levantamento das informações disponíveis sobre os aparelhos e ações que podem tornar o consumo mais eficiente. Esse levantamento foi realizado com o intuito de obter dados que permitam atacar as barreiras de falta de informação e conhecimento. Construindo um banco de ações que permitam ao consumidor entender como os aparelhos funcionam e como participam do seu consumo elétrico mensal.

Entretanto, as ações levantadas abrangem diversas situações de consumo e, apenas um subconjunto dessas ações podem ser de interesse do consumidor. Surgiu então a necessidade de fornecer essas informações de maneira pontual e personalizada para o consumidor, escolhendo dentre o conjunto total de ações qual subconjunto poderia ser de interesse do consumidor.

O objetivo deste trabalho é promover o consumo consciente de energia elétrica no setor residencial, enfrentando as barreiras que impedem que o consumidor atue de forma consciente. Para alcançar esse objetivo serão utilizadas técnicas computacionais, como sistemas de recomendação, para fornecer informações pontuais e personalizadas para o consumidor.

Sendo assim, ao final do trabalho teremos uma solução que irá permitir que as barreiras de falta de conhecimento do usuário e conhecimento possam ser superadas através de um conjunto de ações mais elaboradas fornecidas ao consumidor na forma de recomendações personalizadas.

1.5 Estrutura da Dissertação

Esta dissertação está organizada em seis capítulos, sendo eles:

Capítulo 2 - Fundamentação Teórica: Neste capítulo são apresentados os principais conceitos e definições relacionados a área onde a dissertação está inserida, com uma breve discussão sobre a eficiência energética, sistemas de recomendação e HEMS.

Capítulo 3 - Trabalhos Relacionados: Neste capítulo apresentamos os trabalhos relacionados a eficiência energética de forma mais geral e trabalhos que estudam a influência do uso de *feedback* no consumo energético residencial, assim como uma breve discussão sobre HEMS.

Capítulo 4 - Sistemas de Recomendação aplicados à Eficiência Energética: Projeto e Implementação: Neste capítulo temos apresentada a solução proposta, como os conceitos apresentados no Capítulo 2 foram aplicados ao problema, a população e os experimentos planejados, ao final do capítulo temos também uma breve discussão sobre as limitações encontradas nesta parte do trabalho.

Capítulo 5 - Análises e Resultados: Neste capítulo teremos a apresentação dos resultados obtidos com os experimentos realizados assim como uma análise destes resultados e ao final do capítulo temos algumas considerações finais.

Capítulo 6 - Conclusão e Trabalhos Futuros: Neste último capítulo temos as conclusões, as contribuições para a área de eficiência energética e HEMS, as limitações e pontos que podem ser melhorados e abordados em trabalhos futuros

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

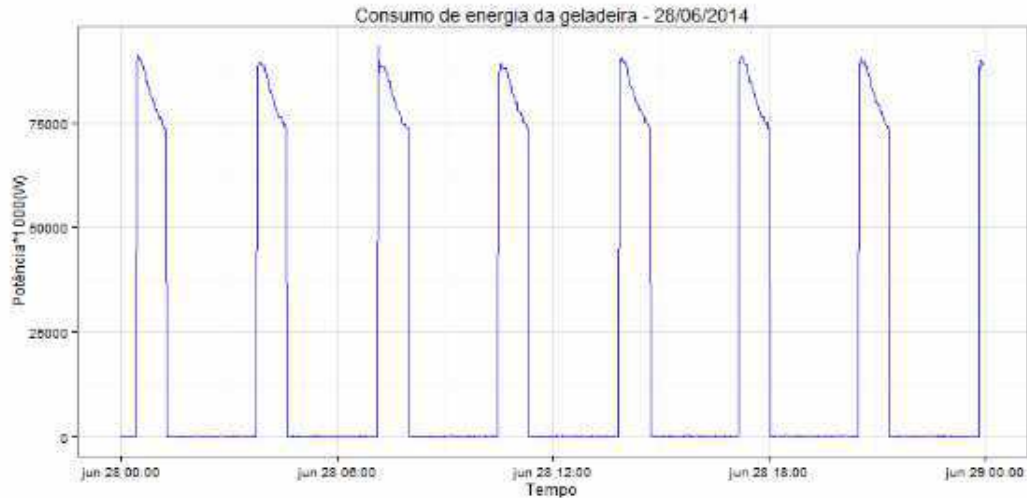
Neste capítulo, são apresentados o conjunto de conceitos e definições básicas referentes a área desta dissertação. Esses conceitos abrangem a área de eficiência energética, sistemas de recomendação e *Home Energy Management Systems - HEMS*, que serão utilizados no decorrer deste trabalho. Para facilitar o entendimento cada tópico irá abranger uma área diferente e seus conceitos.

2.1 Eficiência energética e energia elétrica

A principal fonte de dados utilizada em trabalhos no cenário de eficiência energética são séries temporais que representam um consumo de energia elétrica por um determinado período de tempo t . Dependendo do trabalho desenvolvido temos diferentes informações coletadas sobre o consumo de energia elétrica [22] e diferentes formas de obter essa informação, cada tipo de aparelho possui um consumo característico que depende da forma e a tecnologia utilizada no aparelho. Esse consumo é definido como assinatura de carga [28] e cada aparelho possui uma assinatura específica, por exemplo, a geladeira que possui uma assinatura de ciclos de consumo elétrico ativo e baixo, que irá se repetir durante toda a vida útil do aparelho. Na figura 2.1, abaixo temos um exemplo de como em geral se comporta a assinatura de carga de uma geladeira em 24 horas.

Em uma residência temos um conjunto de aparelhos que são ligados simultaneamente ao longo do dia, cada um com sua assinatura de carga e características específicas. Como o consumo de energia elétrica é calculado pelas concessionárias elétricas de acordo com o valor

Figura 2.1: Assinatura de carga de uma geladeira.



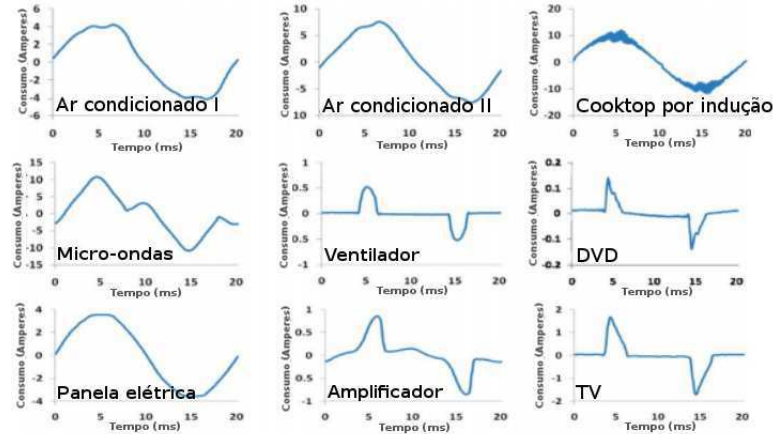
Fonte: Elaborada a autora (2016)

agregado dos aparelhos, temos então além da assinatura de carga individual dos aparelhos, a carga composta ou *composite load* da casa [28; 10]. O estudo de forma detalhada dos padrões da carga composta ou da carga individual dos aparelhos e o desenvolvimento de aplicações que usem inteligência computacional e tecnologia para melhorar o consumo ou valor de energia, foi conceituado em [28; 29; 10] como *Electric-Load Intelligence* ou E-LI. A partir da definição desse termo e desenvolvimento dessa área que surgiram os principais conceitos no contexto de eficiência energética.

Associado a assinatura de carga ou a carga composta temos também o conceito de tempo, visto que esses valores são medidos em um intervalo de tempo que pode ser fixo ou não. Os valores que o intervalo de tempo pode assumir apresentam uma influência no tipo de granularidade dos dados ou o nível da informação obtida durante a coleta. Considerando os intervalos podemos assumir três níveis: *micro level*, *macro level* e *snapshot form* [28; 29]. As assinaturas de carga ou cargas compostas ditas do *micro level* possuem dados de consumo que foram coletados em um intervalo de tempo menor que um segundo. Quando essa coleta ocorre em intervalos maiores que um segundo as assinaturas de carga ou carga composta são ditas de *macro level*. O último nível dito *snapshot form* são os dados obtidos através de *snapshots* do consumo em intervalos de tempo fixos. Nesse último formato a

maioria dos dados observados são referentes a carga composta. Na Figura 2.2, temos um exemplo de diferentes assinaturas de carga de alguns eletrodomésticos.

Figura 2.2: Assinatura de Carga de alguns eletrodomésticos.



Fonte: Adaptado de Liang, J.; Simon, K. K.; Kendall, G.; Cheng, J. W. M.; 2010, p. 2 [28].

Entender os possíveis níveis de informação que podem ser utilizados é importante para o desenvolvimento de aplicações no campo de eficiência energética. Em alguns casos a carga composta no macro level pode permitir processamentos diferentes e mais robustos que a carga composta no nível *snapshot* [10], o mesmo problema pode acontecer em casos onde uma carga composta possui dados no *micro level* que não irão ser utilizados adicionando complexidade desnecessária a implementação da aplicação ou processamentos desnecessários.

O processamento realizado para identificar as assinaturas de carga dos aparelhos elétricos dentre uma carga composta é conhecido como desagregação [28; 29; 10; 22] e constitui uma das subáreas de estudo da eficiência energética mais exploradas nos últimos anos.

2.2 Sistemas de Recomendação

O conceito de sistemas de recomendação surgiu com o intuito de resolver a dificuldade que os seres humanos têm de escolher um item entre uma variedade grande de itens similares. Para conseguir fazer essa recomendação são utilizadas técnicas computacionais para selecionar itens para um usuário de acordo com as suas características [11]. Uma forma bastante comum de ilustrar essa discussão sobre sistemas de recomendação é imaginar o consumidor

presente em uma loja tentando escolher um produto dentre uma variedade de produtos sobre os quais ele não possui uma informação prévia que o ajude na decisão.

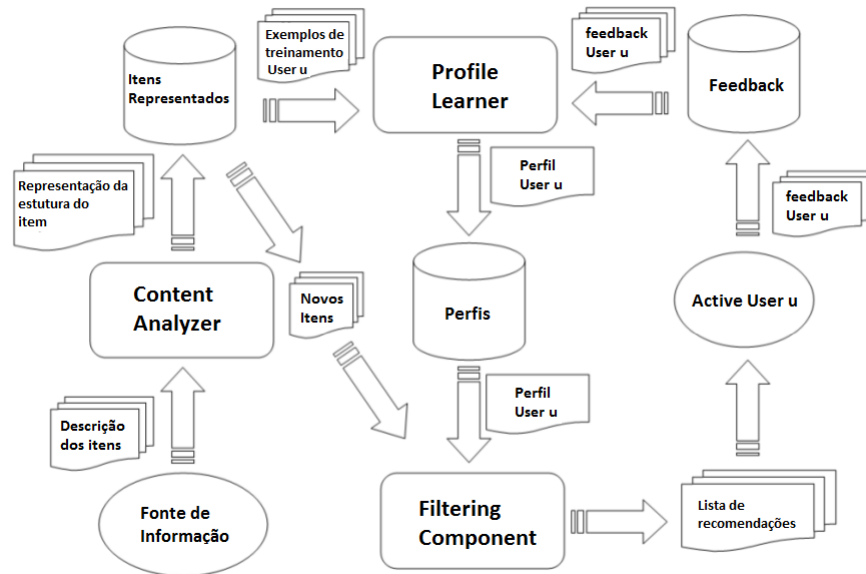
Por sua facilidade em se adaptar a diferentes contextos é comum encontrar sistemas de recomendação aplicados a diferentes contextos como música, livros, filmes, restaurantes e até pessoas, no caso de sites de encontro [24]. Quando iniciamos o processo de aplicar um sistema de recomendação a um contexto específico temos um conjunto de questionamentos que devem ser explicados durante esse processo: "o que?", "como?" e "para quem?".

A pergunta "o que?", diz respeito ao que será recomendado ao usuário ou a saída da execução do algoritmo de recomendação, denominado de item na literatura [11]. O termo item é uma denominação genérica que pode variar de acordo com o contexto que o sistema está inserido e representa o resultado a execução do algoritmo de recomendação, i.e. o que será recomendado ao usuário, no caso de um sistema de recomendação para uma loja de disco o item será um disco, caso fosse uma livraria o item seria um livro.

O que irá tornar o sistema de recomendação mais personalizado e diferencial é a forma como os itens recomendados são encontrados para o usuário e, portanto, o algoritmo que será utilizado para fazer as recomendações. Na literatura, atualmente existem três técnicas para recomendação de itens: Recomendações Baseadas em Conteúdo, Recomendações Colaborativas e Métodos Híbridos [40]. Nas Recomendações Baseadas em Conteúdo o usuário receberá recomendações de itens parecidos ou próximos a itens que ele gostou no passado, dependendo do contexto gostar pode ser substituído por comprar, ouvir ou assistir [40; 24]. Os sistemas que implementam a Filtragem Baseada em Conteúdo, em linhas gerais, constroem um perfil para o usuário de acordo com uma análise de suas informações. O perfil do usuário irá representar seus interesses e será utilizado para encontrar itens que possam ser recomendados para o usuário durante a execução do sistema, sendo assim o sistema irá recomendar itens parecidos ou próximos ao perfil do usuário. Na Figura 2.3, é possível observar os principais componentes de uma arquitetura do algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo.

O primeiro componente ou entidade a ser definido na Filtragem Baseada em Conteúdo é o *Content Analyzer*, este componente é responsável por realizar o pré-processamento de dados e frequentemente é usado quando a informação é extraída de dados não formatados como páginas web e textos. A saída do *Content Analyzer* são os itens pertencentes ao sistema

Figura 2.3: Arquitetura do sistema de Filtragem Baseada em Conteúdo.



Fonte: Adaptado de Ricci, F.; Rokach L.; Shapira, B.; Kantor, P. B.; 2011 [40]

que irão ser utilizados no *Profile Learner* e *Filtering Component*. O *Profile Learner* é um dos componentes mais importantes, pois é nele que serão construídos os perfis dos usuários. Durante a execução do sistema o *Profile Learner* generaliza as informações do usuário para a construção do seu perfil. O *Filtering Component* é o responsável por combinar os itens do sistema com o perfil do usuário, utilizando métricas de similaridade. A forma mais comum e simples de realizar o cálculo da métrica de similaridade é calcular a distância entre o item e o perfil do usuário.

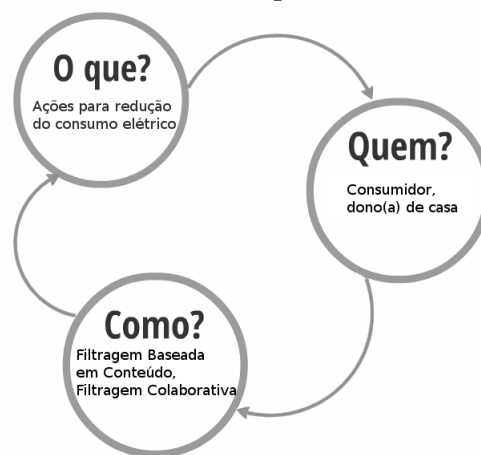
A Filtragem Colaborativa ganhou visibilidade com a competição realizada pelo Netflix¹ que teve início em 2006, o prêmio tinha como objetivo premiar quem desenvolvesse uma solução que aumentasse em 10% o faturamento da empresa e sistemas com Filtragem Colaborativa se tornaram populares dentre as soluções propostas durante a competição. Utilizando o Netflix como exemplo, ao fazer uma conta no serviço temos acesso a uma biblioteca imensa de dados e como uma forma de manter o usuário presente no sistema, o Netflix recomenda a esse usuário filmes que ele julga de seu interesse. Semelhante à Filtragem Baseada em Conteúdo é construído um perfil para o usuário, o Netflix irá usar todos os filmes e séries que você assistiu para construir seu perfil e realizar recomendações para você. Os perfis de

¹<http://www.netflixprize.com/>

cada usuário do sistema são comparados com o do usuário-alvo e o sistema recomenda itens que os usuários similares ao usuário-alvo gostaram, mas que o usuário-alvo não acessou. Por fim, a técnica de Métodos Híbridos combina as características das duas técnicas para realizar as recomendações.

Por fim a última questão a ser respondida é *"para quem?"*. Ela guiará as demais decisões sobre a implementação do sistema de recomendação e remete ao destinatário da recomendação ou quem se beneficiará com seu uso. Em um sistema de recomendação voltado para vendas, seja de uma livraria ou roupas, a resposta da pergunta *"para quem?"* será o comprador. Na Figura 2.4 é possível ver como essas perguntas se relacionam no funcionamento de um sistema de recomendação. Exemplificando, temos em um sistema um item recomendado por um algoritmo de Filtragem Colaborativa ou Baseado em Conteúdo recebido por um usuário substituindo os termos por os questionamentos iniciais terá: temos um item (*"o que?"*), recomendado por um algoritmo de Filtragem Colaborativa ou Baseada em Conteúdo (*"como?"*), recebido por um usuário (*"para quem?"*).

Figura 2.4: Relacionamento entre *"o que?"*, *"como?"* e *"para quem?"*.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

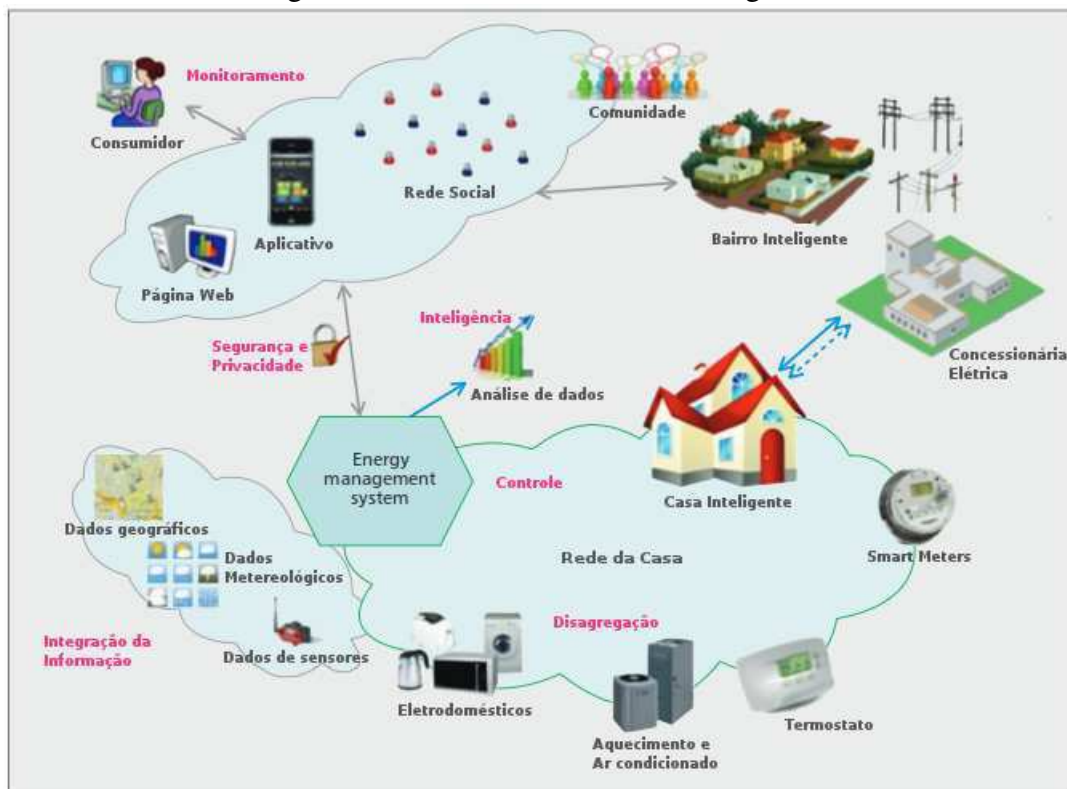
Os conceitos por trás de um sistema de recomendações são bem maiores e extensas mas, devido a questões práticas, nesse capítulo foram abordados os conceitos essenciais. Na literatura [40; 24] temos um conjunto de informações mais complexas e completas que não cabiam no escopo do estudo atual, entretanto peculiaridades e detalhes sobre a aplicação destes conceitos de sistemas de recomendação no campo da eficiência energética serão abor-

dados e discutidos no Capítulo 4.

2.3 Home Energy Management Systems – HEMS

Sistemas ou aplicações que promovem uma estrutura que ajude o consumidor a entender, controlar e otimizar o consumo elétrico residencial, são ditos *Home Energy Management Systems* ou HEMS [23; 21; 25; 8; 4; 44; 15; 5; 14; 27; 7; 20; 39]. Um conjunto de requisitos está associado a um HEMS como: monitoramento, desagregação, acessibilidade, integração da informação, controle, segurança e privacidade, inteligência e *analytics* [21]. Devido à necessidade de uma remodelagem e uma rede que permita o acesso a todos esses requisitos, em muitos casos temos estudos de caso isolados em um contexto e o desenvolvimento de arquiteturas que permitam que os sistemas sejam mais acessíveis. Na figura 2.5 a seguir, temos um exemplo de como seria o relacionamento de um HEMS em uma rede inteligente.

Figura 2.5: HEMS em uma rede inteligente.



Fonte: Adaptado de Aman, S.; Simmhan, Y.; Prasanna, V. K.; p. 2 [4]

O sistema deve fornecer um monitoramento em tempo real do consumo elétrico ao usuário. Essa funcionalidade pode apresentar uma variedade de intervalos como minutos, horas, dias e semana. Aliada ao monitoramento, temos a desagregação que deve fornecer ao usuário informações sobre as assinaturas de carga dos aparelhos da casa. A desagregação permite que o usuário identifique e entenda o funcionamento e impacto dos uso dos aparelhos elétricos no seu consumo.

O usuário também precisa que o sistema seja acessível, tanto no sentido de disponibilidade em várias plataformas, como no sentido de possuir um usabilidade e configuração fácil. Além disso também é um sistema que conte com o auxílio de profissionais, para auxiliar na manutenção e uso do sistema. Outra característica associada a esse requisito é o custo acessível do sistema. Esse requisito tem como função permitir que os sistemas se tornem mais populares e facilitem a adoção pelos consumidores do setor residencial.

A integração da informação determina que o sistema além de fornecer dados de monitoramento do usuário também levem em consideração outras informações como informações sobre o ambiente e clima, histórico de consumo e informações gerais da população. O requisito de controle fornece ao usuário um nível de controle remoto da casa, podendo ligar ou desligar aparelhos de forma não manual. O sistema irá ter acesso a informações privadas de usuário que em níveis mais detalhados pode permitir acesso a rotina da casa. Dessa forma um requisito é que essas informações não possam ser acessadas por terceiros sem autorização.

Capítulo 3

Trabalhos Relacionados

Diversos trabalhos podem ser encontrados na área de eficiência energética, entretanto, em sua grande parte, esses trabalhos estão voltados para o desenvolvimento de algoritmo de desagregação de assinaturas de carga ou monitoramento de consumo. É possível encontrar trabalhos que analisem como o usuário responde ao consumo e quais as melhores formas de fornecer um *feedback* ao usuário [44; 15], entretanto não existem muitos trabalhos que utilizem essas informações com o auxílio de técnicas computacionais.

Os trabalhos relacionados foram divididos em dois grupos: Energia e Eficiência Energética [28; 29; 10; 23] e Sistemas de Feedback e Monitoramento de Consumo [21; 25; 4; 44; 15; 5; 14; 27; 7; 20; 39; 22; 6; 3; 2; 11]. No primeiro grupo, temos um conjunto de estudos que abordam consumo residencial e definem conceitos relevantes que auxiliam a compreender as limitações existentes na área de eficiência energética e servirão como base para o trabalho desenvolvido neste trabalho de dissertação. O segundo grupo aborda sistemas e trabalhos que fornecem informações, construídas com base nos estudos e conceitos desenvolvidos no primeiro grupo, que irão auxiliar o usuário a economizar e compreender o seu consumo elétrico.

Neste capítulo, serão analisados esses trabalhos com o objetivo de destacar vantagens e desvantagens, assim como semelhanças e diferenças que foram úteis na elaboração do trabalho atual.

3.1 Energia e Eficiência Energética

Darby em [11] elencou as formas como podemos consumir e vemos a Energia: como uma *commodity*, uma necessidade social e um recurso ecológico. Segundo Darby essas três formas nos levam a pensar e identificar a necessidade de tornar o consumo consciente e eficiente. Pensando na energia como *commodity*, com a liberação dos serviços e acesso maior às informações o consumidor pode entender como o preço de petróleo e outros recursos naturais utilizados no processo de produção de energia elétrica podem influenciar o valor da sua conta mensal. Na visão de energia como uma necessidade social e como a sua possível escassez pode afetar sua vida, leva os consumidores a buscar formas de evitar o desperdício. E por fim, vendo a energia como um recurso ecológico o consumidor tem consciência de quanto maior as demandas, maiores serão os efeitos colaterais do processo de geração de energia elétrica no meio ambiente.

O estudo sobre como o consumidor se relaciona com a eficiência energética e o que pode levar este a ter um consumo mais consciente e sem desperdício foi tema de Jaffe et al. em [23]. Nesse estudo os autores fazem uma análise sobre os fatores que podem justificar o paradoxo da difusão gradual de tecnologias aparentemente mais eficientes em termos de consumo elétrico. O interessante do trabalho é como ele aborda o comportamento do usuário com a energia e fatores que podem influenciar essa relação como marketing e iniciativas do governo. Por fim, os autores concluem que a adoção de um consumo consciente é gradual e influenciada por falhas do mercado em que este está inserido.

A forma como vemos energia e a consequência do processo de geração elétrica, provoca o surgimento da necessidade de estudar como podemos evitar o desperdício e utilizar energia de maneira eficiente. Partindo dessa preocupação surgiram estudos na área de eficiência energética como [28; 29; 10] que conceituam a energia elétrica de forma a possibilitar o desenvolvimento de aplicações nesse contexto. Em [28; 29] os autores definem conceitos importantes como o nível de informação, formas de aplicação e discutem formas de desagregação que podem ser aplicadas à carga composta. Os conceitos atribuídos por esses autores auxiliaram o desenvolvimento da solução proposta, explicando quais as informações disponíveis sobre consumo elétrico e o que cada uma dessas informações pode apresentar de relevante para o usuário.

A desagregação de carga é umas das principais metodologias utilizadas para promover a eficiência energética [28; 29; 6], pois o uso dessa técnica permite que o consumidor possa identificar o que cada aparelho da sua casa consome e pode monitorar o seu consumo no dia-a-dia. Ações de monitoramento e *feedback* servem como estímulos para a redução de consumo [6] como pode ser observado na Figura 3.1.

Muitos trabalhos abordam algoritmos e formas de realizar a desagregação de uma carga composta como pode ser visto em Armal et al. [6]; onde os autores constroem uma tabela considerando várias características das soluções existentes como acurácia dos resultados, base de dados utilizadas e a forma de medição do consumo. Mesmo com o foco que considera a desagregação como principal técnica para promover eficiência energética, alguns estudos indicam [25; 6] que mesmo com o uso da desagregação é interessante adicionar mais inteligência no desenvolvimento de aplicações que busquem promover a eficiência energética, como por exemplo, análise de dados e mineração de dados. Seguindo a mesma linha de pensamento Javaid et al. [25] também citam o uso de análises e inteligência computacional como um dos componentes chave para o desenvolvimento de aplicações nessa área no futuro.

A grande vantagem da desagregação é o tipo de informação que pode ser entregue ao usuário. Quanto maior o nível de detalhamento da informação, maior serão as possibilidades de análises que podem ser realizadas. Além disso, o desenvolvimento de técnicas de desagregação exige uma coleta detalhada de dados dos consumidores. Especialmente para o Brasil, a qualidade dos equipamentos utilizados torna o nível de ruído na rede muito grande impossibilitando o uso de técnicas avançadas de desagregação, como por exemplo, as baseadas em detecção de harmônicos [9]. Dessa forma no trabalho proposto foi desconsiderado o uso da desagregação, buscando realizar uma investigação sobre quais os resultados e informações podem ser fornecidas ao usuário considerando a realidade do Brasil.

Algumas empresas fora do Brasil vêm utilizando a desagregação aliada a análise de dados para fornecer produtos voltados ao setor residencial que possibilitem a redução de consumo como é o caso da Bidgely¹, Plotwatt² e Home Energy Analytics³; utilizando como base o potencial de economia que o uso de diferentes tipos de *feedback* podem fornecer, como pode ser observada na Figura 3.1 [6]. Embora utilizem desagregação, estas empresas possuem

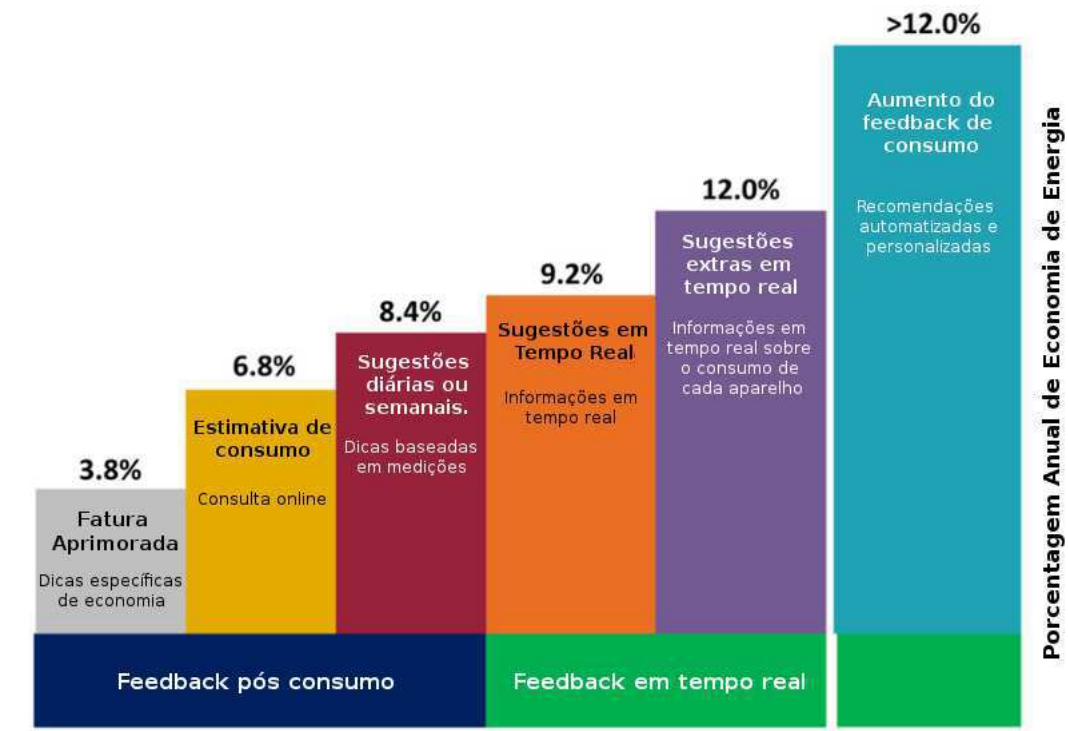
¹<http://www.bidgely.com>

²<https://plotwatt.com/>

³<http://corp.hea.com/>

objetivos similares aos objetivos do trabalho proposto, ambos os seus produtos ajudam o usuário a reduzir o consumo elétrico através do fornecimento de informações de *feedback* de como os aparelhos consomem energia e de como os consumidores podem aplicar essas informações, entretanto como dito anteriormente no caso deste estudo não teremos a desagregação envolvida nesse processo.

Figura 3.1: Porcentagem Anual de Economia de Energia.



Fonte: Adaptado de Armel, K. C.; Gupta, A.; Shrimali, G.; Albert, A [6]

3.2 Feedback e monitoramento de consumo

O desenvolvimento de sistemas que façam o gerenciamento do consumo elétrico não é tão atual; Em [14], publicado em 1989, já é possível encontrar uma especificação de uma arquitetura conceitual com as possíveis entidades do sistema e como estas deveriam se relacionar. O estudo do efeito do *feedback* e de metas no consumo elétrico é estudado por Van Houwelingen et al. também em 1989 [44], antes mesmo da difusão de medidores inteligentes e o surgimento dos conceitos da eficiência energética, concluindo que o uso do *feedback* diário e

estabelecimento de metas pode provocar reduções no consumo elétrico, tornando tais estratégias em ações promissoras para estimular a redução de consumo ou o consumo eficiente.

Com o desenvolvimento da internet e o surgimento de redes inteligentes [22], acompanhados da crescente preocupação com as mudanças ambientais e limites de emissão, motivaram vários governos a buscar ações que diminuíssem o consumo de recursos não renováveis, estimulando o desenvolvimento de áreas como a eficiência energética. Em 2008, Fischer [15] realizou um estudo sobre o efeito do *feedback* nos dias atuais comparando estudos mais recentes inseridos em cenários de diferentes países. O autor concluiu que a forma como a energia é fornecida e paga variando de acordo com o país ocasionou o surgimento de diferentes cenários de *feedback*.

Entretanto, os resultados referentes a redução do consumo com o uso do *feedback* foram os mesmos para todos os países participantes do estudo [15]. Dependendo da forma como a energia é fornecida e cobrada o uso de *feedback* pode levar a reduções de até 20% do consumo mensal. Esse trabalho realizado por Fischer atua como uma justificativa para o desenvolvimento de abordagens voltadas e pensadas para o cenário energético do Brasil, como o estudo realizado nessa dissertação, embora já existam no país estudos semelhantes voltados para o setor industrial [1].

Darby em seu trabalho [11] estuda como definir e projetar uma forma de *feedback* que seja mais útil para o usuário, de acordo com o nível de informação disponível e a frequência com que o consumidor terá acesso a essa informação.

A ideia por trás de sistemas ditos *Home Energy Management Systems* - HEMS, é fornecer uma arquitetura ou uma solução que permita ao consumidor ter controle sobre seu consumo com monitoramento, *feedback* e automação da casa [25; 4; 5; 27]. A automação da casa nesse contexto, é definida como a inteligência do sistema mover o uso de aparelhos para horários fora de pico ou que a tarifa seja mais barata. Entretanto para isso é necessário toda uma arquitetura que conecte toda a casa com sensores, tornando o acesso a soluções como essa mais restrita devido ao alto custo envolvido tanto na aquisição de aparelhos e sensores como alterações na rede elétrica da casa. Com o intuito de tornar o acesso aos HEMS mais fácil e superar as barreiras de custo, alguns trabalhos, como [21], propõem uma arquitetura que diminua a necessidade de instalação ou alterações na rede elétrica. Entretanto muito do trabalho desenvolvido nessa área ainda se encontra na forma teórica ou experimental.

Pensando nessa proposta foi considerado durante o desenvolvimento dessa pesquisa que o sistema não fosse tão atrelado a requisitos técnicos, como medidores inteligentes, o que possibilita um acesso mais abrangente a diferentes tipos de consumidores.

Alguns estudos [7; 2; 4] argumentam que o desenvolvimento de HEMS ainda é novo e que algumas áreas ainda precisam ser definidas e desenvolvidas. Em alguns casos chega-se a estipular que o desenvolvimento completo de HEMS ainda precisará de mais uma década para ocorrer por completo. considerado o estado de desenvolvimento atual, a próxima tendência para estes sistemas será utilizar técnicas computacionais mais complexas e análise de dados.

A ideia é fornecer um *feedback* mais complexo, com análises que irão além do monitoramento com gráficos de consumo [4] com o intuito de potencializar o consumo eficiente de energia elétrica. Com a motivação de suprir essa necessidade de um uso maior de análise de dados e técnicas computacionais mais complexas, tanto em algoritmos de desagregação como em HEMS, foi pensado e realizado um mapeamento entre os conceitos dessa área e sistemas de recomendação nessa dissertação.

3.3 Considerações Finais

Neste capítulo apresentamos uma revisão sobre os trabalhos existentes na área em que esta dissertação está inserida. Durante essa revisão foram abordados tópicos necessários para o entendimento do trabalho desenvolvido como a formulação do conceito de energia e o desenvolvimento dos conceitos inseridos na área da eficiência energética, importantes como base para compreender a área onde a dissertação está inserida assim como, quais as contribuições existentes e quais as principais limitações que podem ser abordadas nesse trabalho. Um exemplo dessa limitação é o uso da desagregação, que se torna uma barreira devido a problemas de qualidade de equipamentos utilizados na rede.

Além disso, foram apresentados trabalhos sobre o estudo e o efeito que ações como *feedback*, monitoramento e metas de consumo podem apresentar no consumo final de uma residência, como também, uma breve revisão sobre a história de HEMS e quais as principais tendências apontadas para o desenvolvimento dessa área no futuro. Estes trabalhos ajudam a compreender como o *feedback* pode ser repassado ao usuário ajudando a modelar como seria

essa abordagem em um sistema de recomendação, e como se torna necessário a realização de estudos como o dessa dissertação, que realize investigações sobre o consumidor brasileiro e como este pode ser caracterizado para que se torne possível o desenvolvimento de *feedback* mais precisos e relevantes.

Concluindo esta revisão sobre o estado atual da área, é possível entender a necessidade do desenvolvimento de trabalhos voltados para o cenário energético e socioeconômico do Brasil. Além de observar a necessidade do uso de análise de dados e técnicas computacionais mais complexas para preencher a lacuna existente no uso dessas técnicas em HEMS, promovendo uma ponte entre vários conceitos existentes nos dois grupos possibilitando a elaboração da solução proposta.

Capítulo 4

Projeto de Sistemas de Recomendação para Eficiência Energética

A pesquisa realizada neste trabalho pode ser classificada como um estudo de caso. Quanto à metodologia, o trabalho em mãos faz a opção pelo método indutivo e comparativo, para explicar as relações existentes entre os moradores e seus consumos de energia elétrica.

Dessa forma, iremos apresentar detalhes da implementação e da construção da base de dados. Inicialmente, teremos uma explicação de como a base de dados da população de consumidores foi gerada e suas características, em seguida uma discussão sobre os algoritmos utilizados e a implementação do algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo e Filtragem Colaborativa.

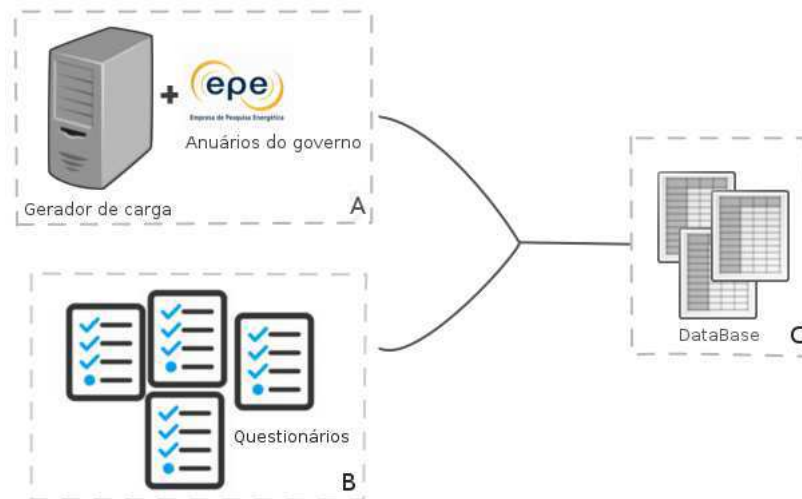
4.1 Consumidores e perfis de consumo

Este trabalho possui uma barreira inicial referente à inexistência de uma base de dados, necessária para avaliar a solução proposta, uma vez que, diferentemente de outros países, o Brasil não possui medidores inteligentes capazes de armazenar o consumo elétrico da residência por intervalos de uma hora ou menos. Assim, tornase necessário utilizar outras informações que sejam representativas para o contexto onde a pesquisa está inserida. No Brasil a única forma de informação disponível sobre o consumo individual nessa área é o consumo final mensal, que é obtido a partir da leitura do medidor pelo agente da concessionária responsável pela distribuição de energia do Estado. Este consumo infelizmente não é

disponibilizado por empresas privadas de energia ou órgãos públicos por questões de privacidade dos consumidores.

No que se refere ao consumo da classe residencial, conhecido como classe B, é possível obter informações sumarizadas sobre o consumo do setor através de anuários estatísticos disponibilizados pelo PROCEL, que possuem informações socioeconômicas que representam a população [38; 35; 34; 33; 36; 37]. Em tais documentos podemos obter dados referentes à população que não são detalhados como o consumo individual, mas que se tornam úteis quando utilizados com outras informações. Para suprir a existência de uma base de dados representativa dos consumidores brasileiros, foram combinadas informações obtidas dos anuários do governo e de um questionário anônimo. Na Figura 4.1, temos uma ilustração de como esses dados foram combinados para gerar a base de dados utilizada.

Figura 4.1: Fases da construção da população.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

Seguindo o fluxo da Figura 4.1, na fase A foram extraídas informações sobre a população brasileira a partir dos anuários fornecidos pelo governo [38; 35; 34; 33; 36; 37]. Essas informações sumarizam a quantidade de aparelhos nas residências e outras informações socioeconômicas, que influenciam como os moradores gastam a energia elétrica. Com base nessas informações é possível utilizar um gerador de carga, um *software* que recebe a quantidade de aparelhos como *input*, e simula como seria o consumo elétrico de uma residência. Após esse passo, temos consumo detalhado simulado considerando as informa-

ções da população brasileira.

Os anuários fornecidos pelo governo apresentam os dados sumarizados de acordo com 3 faixas de consumo. Para obter uma maior variação foram gerados, com o gerador de carga, 6 meses de consumo para 150 residências. Esse valor significa que para cada faixa de consumo foram gerados 6 meses de consumo de 50 residências. O consumo gerado para os 6 meses foi utilizado como um histórico de consumo, especificando o consumo dos consumidores ao longo do tempo.

Devido à desatualização dos anuários utilizados na geração da população, dado que os anuários foram publicados no ano de 2005. Foi realizado um levantamento de informações de consumidores voluntários na cidade de Campina Grande - Paraíba, onde a dissertação foi realizada, que obteve 40 respostas no total, utilizando como base as questões presentes na pesquisa realizada nos anuários, disponível em [38]. Esse processo pode ser identificado como a fase B da Figura 4.1, com o uso do questionário torna-se possível atualizar as informações dos anuários considerando a realidade da cidade onde a pesquisa foi realizada. No final desta dissertação temos um anexo onde é possível encontrar tanto o questionário aplicado pelo governo através da Empresa de Pesquisa Energética ¹ como o realizado nesse estudo.

Na fase C, temos as informações combinadas das fases A e B. Na fase A geramos dados de consumo representativos para o Brasil e na fase B levantamos informações representativas sobre consumidores locais. Na fase C, para cada um dos 40 voluntários da fase B, foi escolhido um consumo gerado na fase A. Essa relação está ilustrada na Figura 4.2.

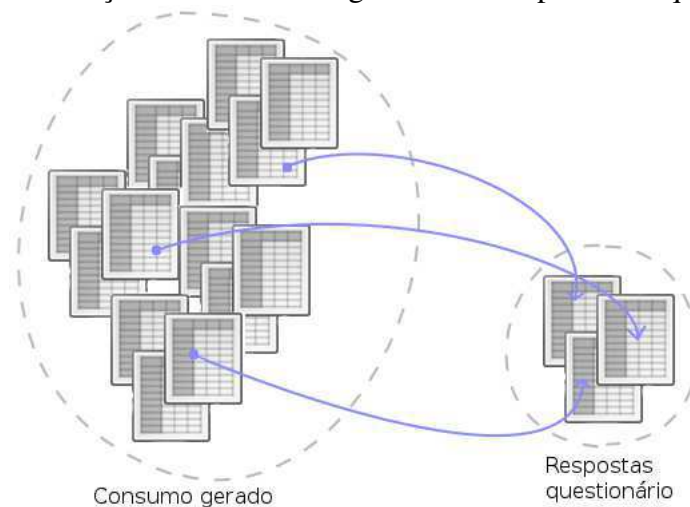
A seguir temos uma pequena descrição dos campos considerados na construção dos perfis e das questões utilizadas no questionário. Após essa descrição temos a caracterização da população gerada e uma discussão sobre a sua representatividade quanto a população brasileira da região Nordeste.

4.1.1 Definição dos perfis

De acordo com os relatórios e pesquisas do EPE [38; 35; 34; 33; 36; 37] temos 3 perfis de consumo distribuídos pelo Brasil, os quais compreendem um conjunto de características mais detalhadas e extensas que não se tornam necessárias para o estudo atual. Sendo assim, um subconjunto de características foi selecionado de acordo com a sua representatividade e

¹ <http://www.epe.gov.br>

Figura 4.2: Relação entre consumo gerado e as respostas do questionário.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

algumas foram simplificadas para o questionário aplicado, como, por exemplo, a quantidade de empregados da residência que passou a ser um campo que indica quais os tipos de funcionários o consumidor emprega. Por ser um questionário aplicado de forma anônima, algumas questões foram marcadas como opcionais, deixando a critério da pessoa que iria responder, quais informações gostaria de fornecer e quais informações gostariam de preservar.

As características utilizadas foram localização, quantidade de moradores, nível de escolaridade, consumo médio de energia, ações para redução de consumo, medidor de energia isolado, tipo de residência, quantidade de chuveiros na casa, empregados da casa, renda média da casa, proximidade à periferia, adota medidas para reduzir consumo, opinião sobre as medidas atuais, impacto da conta no conforto/qualidade de vida, formas de identificar consumo do aparelho na compra, pesquisa por dicas de consumo, meios de informação onde encontra dicas e interesse em receber dicas; estas características estão detalhadas e organizadas nos tópicos a seguir. Como algumas características são utilizadas para traçar o perfil social do consumidor e tornar o sistema e as recomendações futuras mais personalizadas, as mais importantes estão listadas individualmente e por último temos a descrição das demais na Tabela 4.5.

Localização

O bairro ou cidade onde a residência está localizada pode apresentar características interessantes sobre o consumidor. Em relatórios do PROCEL [38; 35; 34; 33; 36; 37] temos que o consumo e a posse de aparelhos varia de acordo com as regiões do país, o que é explicado devido às variações de clima e estações. Um segundo fator que pode ser explorado com base na localização do consumidor é a caracterização do local onde ele mora se, por exemplo, é um bairro nobre ou próximo a uma área pobre. Essas informações podem esclarecer dúvidas quanto à forma como é realizado o consumo de energia elétrica e os grupos de consumidores existentes, podendo ser, por exemplo, uma família grande de baixa renda que mora vizinho a um prédio de luxo.

Quantidade de moradores

Essa informação detalha mais o comportamento e renda da família do que sobre o consumo em si. Nesse caso é possível entender que o consumo alto de um consumidor específico pode ser devido à quantidade de pessoas que mora na casa ou que o consumidor possui uma casa com muitas pessoas, mas consome de maneira mais eficiente e possui uma conta ou consumo menor.

Nível de escolaridade

Segundo trabalhos realizados nesta área e mencionados anteriormente [16; 32; 38], o nível de escolaridade influencia nos hábitos de consumo do consumidor e na sua consciência de economia. Muitas vezes consumidores com rendas similares e níveis de escolaridade diferentes tendem a ter consumos diferentes. Sendo assim, essa informação foi considerada importante na construção dos dados.

Consumo médio de energia

O consumo médio de energia é uma das informações mais importantes sobre o consumidor. Com base nela é possível supor quais aparelhos estão presentes nas residências e como será gerada a carga composta no gerador. Inicialmente, para a construção dos perfis, foram separadas um conjunto de características que podem influenciar os hábitos

de consumo de uma residência, assim como um conjunto de informações sobre o consumo, posse e hábitos de consumo residencial dos brasileiros por região e geral, extraídos a partir de relatórios disponíveis no portal do programa PROCEL [38; 35; 34; 33; 36; 37]. Nessas publicações podemos extrair uma definição de um conjunto de perfis inicial, considerando faixas de consumo. Na Tabela 4.1, temos os perfis e as características.

Tabela 4.1: Perfil de acordo com a faixa de consumo médio mensal.

Perfil	Faixa de consumo médio mensal
Perfil 1	entre 0-200 kWh/mês
Perfil 2	201-300 kWh/mês
Perfil 3	>300 kWh/mês

Como as publicações utilizadas têm como base dados do ano 2005, as faixas de consumo médio mensal dos perfis podem não condizer com características de consumidores do ano 2015. Dessa forma, para atualizar os dados foi utilizada a porcentagem de crescimento do consumo residencial anual fornecido pela Empresa de Pesquisa Elétrica do Ministério de Minas e Energia disponível na Tabela intitulada Consumo anual de energia elétrica por classe (nacional) - 1995-2014 ². Na Tabela 4.2 temos a porcentagem de crescimento do consumo elétrico nacional por ano.

Tabela 4.2: Porcentagem de crescimento do consumo do setor residencial.

Ano	Crescimento (%)
2008	5.4
2009	6.4
2010	6.4
2011	4.4
2012	5.1
2013	6.2
2014	5.7

² <http://www.epe.gov.br/mercado/Paginas/Consumonacionaldeenergiael%C3%A9tricaporclasse%E2%80%931995-2009.aspx>

Combinando a divisão de perfis estipulada pela PROCEL, Tabela 4.2, e as informações do crescimento até o ano 2015, Tabela 4.2, podemos atualizar os perfis existentes para os valores que podem ser observados na Tabela 4.3.

Tabela 4.3: Perfil de acordo com a faixa de consumo médio mensal.

Perfil	Faixa de consumo médio mensal
Perfil 1	entre 0-294 kWh/mês
Perfil 2	295-441 kWh/mês
Perfil 3	>441 kWh/mês

Utilizando os valores da Tabela 4.3 foi possível cruzar os dados das respostas dos questionários com os dados do gerador de carga e construir uma base de consumidor com consumo e características socioeconômicas.

Ações para redução do consumo

Com a intenção de identificar como o consumidor se comporta diante das recomendações e quais ações ele estaria disposto a realizar ou não, foram definidas algumas classes para as recomendações. No questionário aplicado, essas classes foram listadas para que o consumidor determinasse quais classes ele estaria disposto a seguir e quais ele não estaria. Na Tabela 4.4, as classes das recomendações estão listadas junto com seu significado.

O intuito dessas classes também era traçar grupos de consumidores semelhantes, por exemplo, consumidores que estão dispostos apenas a adicionar a sua rotina hábitos de limpeza específicos de alguns aparelhos elétricos.

Demais Características

Os perfis elaborados servem, portanto, para identificar características sobre como o consumidor se relaciona com eficiência energética, se ele é um consumidor interessado que pesquisa sobre como economizar energia, por exemplo. Ao todo, o questionário aplicado levantou 18 características dos consumidores e como algumas seriam mais simples e poderiam ser úteis no futuro para refinar o processamento, estas foram listadas na Tabela 4.5 a seguir.

Tabela 4.4: Classes de ações recomendadas.

Classe	Descrição	Abreviação
Trocar aparelhos	Trocar aparelhos elétricos antigos por aparelhos mais novos e eficientes.	TA
Aprender sobre aparelhos	Aprender funções e funcionamento de seus aparelhos elétricos	AP
Trocar lâmpadas	Trocar lâmpadas por modelos mais eficientes	TL
Mudanças na casa	Realizar mudanças no interior da casa (cor da parede, posições de aparelhos)	MK
Mudanças no conforto	Mudanças de hábitos que alterem o seu conforto (como diminuir temperatura do banho)	MC
Atividades de limpeza	Adicionar atividades de limpeza específicas de alguns aparelhos elétricos	AL
Mudanças de rotina	Mudar rotina de uso de alguns aparelhos (como acumular roupas sujas para lavar uma única vez)	MR
Mudanças de horário	Mudar horários de algumas atividades da sua rotina	MH

Tabela 4.5: Características levantadas do consumidor no questionário no Apêndice B.

Característica	Tipo de variável
Medidor de energia isolado	Binária (sim, o medidor de energia é exclusivo da residência ou não, o medidor de energia é dividido entre outras casas ou estabelecimento comercial)
Tipo de residência	Casa ou apartamento
Quantidade de chuveiros na casa	Numérica
Empregados da casa	Lista (Empregada doméstica, diarista, babá, jardineiro, motorista e outro)
Renda média da casa	Intervalo de valores possíveis
Proximidade à periferia	Intervalo de valores possíveis
Adota medidas para reduzir consumo	Sim, Não ou Não sei.
Opinião sobre as medidas atuais	Qualitativa (Insuficientes, Suficientes, Mais que suficientes, Não sei ou outro)
Impacto da conta no conforto/qualidade de vida	Qualitativa (Não causou desconforto, causou desconforto, causou muito desconforto e aprendi a viver com o mesmo conforto economizando energia.)
Formas de identificar consumo do aparelho na compra	Lista (Etiqueta, PROCEL, não me interessa, pesquiso e outros)
Pesquisa por dicas de consumo	Binário (sim ou não)
Meios de informação onde encontra dicas	Lista (Internet, jornais, televisão, revistas, contas de energia, amigos, lojas/vendedores e outros)
Continua na próxima página	

Tabela 4.5 – continuação

Característica	
Interesse em receber dicas	Binário (sim ou não)

4.1.2 Representatividade da população

Após a construção da população, analisamos quão próxima ela estaria da população real. Nesse caso, como o questionário foi aplicado em uma cidade da região Nordeste, iremos considerar os dados do anuário para esta região a fim de analisar a representatividade da nossa população.

Para a análise, foram utilizadas as características descritas na seção anterior. Nesta seção iremos discutir a representatividade da população de maneira mais geral. A caracterização e sumarização de todas as características pode ser encontrada no Apêndice B.

Com as análises foi possível observar algumas particularidades na população. Em relação ao restante do Nordeste algumas características são semelhantes, como consumo elétrico e média de moradores. Entretanto, para algumas características como a quantidade de chuveiros na casa e Medidor de energia isolado, a população gerada apresentou um comportamento mais similar a população nacional.

Outras características no entanto, foram influenciadas pelo ambiente onde a pesquisa foi divulgada. Como por exemplo, o nível de escolaridade e o tipo de residência apresentaram comportamentos esperados em um ambiente universitário.

Podemos concluir que para a quantidade de informação levantada, 40 voluntários, a população gerada se torna próxima da população real da região. Embora apresentem resultados interessantes, o ideal seria uma população com uma maior variação de nível de escolaridade, por exemplo. Por outro lado, é importante lembrar o quão complicado se torna acessar dados sobre o consumo de forma tão detalhada, que estejam atualizados e sejam de fontes confiáveis como órgãos do governo.

4.1.3 Mapeamento de conceitos

Durante o Capítulo 2 foram abordados os principais conceitos referentes a um sistema de recomendação, nesta seção iremos explicar como esses conceitos foram mapeados para o contexto de eficiência energética. Os conceitos partiram da ideia de que em um Sistema de Recomendação temos sempre três perguntas iniciais: "o que?", os itens que serão recomendados ao usuário ou a saída da execução do algoritmo de recomendação; "como?", como os itens serão recomendados ao usuário ou o algoritmo utilizado para realizar a recomendação; e "para quem?", o destinatário da recomendação ou quem se beneficiará com seu uso.

É proposto neste trabalho que para o contexto de eficiência energética, a pergunta inicial "o que?" seja respondida considerando como itens as ações para redução de consumo que podem ser recomendadas ao usuário, como por exemplo, "Utilize recursos de programação como *timer* e *sleep* em aparelhos de Ar-Condicionado". O terceiro questionamento "para quem?", que é referente ao destinatário da recomendação que no contexto em que o trabalho está inserido será o consumidor final.

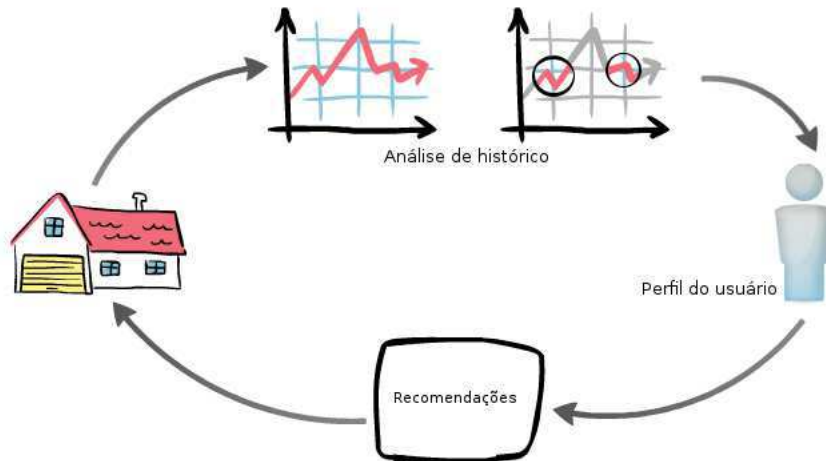
A pergunta inicial "como?" determina como os itens serão selecionados para o usuário, ou seja, os algoritmos que serão implementados. Vimos no Capítulo 2 que os algoritmos podem apresentar três abordagens: Filtragem Baseada em Conteúdo, Filtragem Colaborativa e híbridos, que combinam os algoritmos anteriores.

O algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo foi implementado seguindo o algoritmo tradicional de sistemas de recomendação [40; 24] adicionando a essa abordagem os dados históricos do consumidor para a construção do seu perfil. Estes dados históricos dizem respeito ao consumo passado com consumidor, no nosso caso, os 6 meses de consumo gerado com o gerador de carga. Dessa forma estaremos mudando a forma de responder a questão "como?" discutida no Capítulo 2.

A primeira entidade discutida foi o *Profile Learner*, que irá resumir e generalizar as características e interesses do consumidor. Nessa implementação foram excluídos os meses em que houve aumento do consumo, utilizando assim apenas os intervalos de tempo em que o consumo caiu. Com a análise de decaimento do consumo ao longo do tempo inferimos que o consumidor recebeu recomendações que apresentaram efeito positivo no seu comportamento e que, portanto serão utilizadas para a construção do seu perfil. Após a construção do perfil do consumidor, sempre que for necessário realizar uma recomendação o *Filtering*

Component encontrará os itens que melhor combinem com o seu perfil, a forma como esses itens serão encontrados dependerá da métrica de similaridade utilizada [19]. Na figura 4.3, a seguir, temos essa execução exemplificada.

Figura 4.3: Modelo do Algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo proposto.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

O algoritmo de Filtragem Colaborativa possui uma abordagem diferente da Filtragem Baseada em Conteúdo, nesse caso são recomendados itens que usuários similares gostaram utilizando para tanto a ideia de uma vizinhança de usuários. Inicialmente é construído um perfil do usuário semelhante ao que é realizado no algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo, entretanto nesse caso queremos construir uma vizinhança de usuários que consomem energia de maneira similar, logo foram incorporadas mais características dos usuários que possam representar a forma como estes consomem energia. Após a construção do perfil do usuário o próximo passo é a construção de uma vizinhança de usuários similares, durante o desenvolvimento desta dissertação não foram encontrados estudos por parte do governo ou pesquisas que realizassem um trabalho ou definissem como encontrar usuários similares ou perfis representativos da população brasileira.

Em geral, para a construção da vizinhança de usuários semelhantes são utilizadas métricas simples como o cálculo de uma matriz de similaridade. Neste estudo substituiremos o cálculo da matriz por um agrupamento realizado com o algoritmo *K-means* [45], utilizando um conjunto de características que foram escolhidas durante o desenvolvimento deste

trabalho e foram julgadas como representativas para calcular a similaridade entre usuários como: localização do usuário, média de consumo, classes de recomendação e um vetor de *feedback* dos itens recomendados. A ideia é que, em trabalhos futuros essa combinação de características seja estudada de forma mais completa e identifique quais devem ser utilizadas para determinar a similaridade entre usuários.

Para tentar acompanhar as mudanças foi proposto o conceito de grupos adaptativos visto que o consumo de energia não é estável, não se repete com frequência e vários fatores podem influenciar o consumo e, logo, ao longo do tempo as variáveis que influenciam o consumo podem ter uma influência maior ou menor e o sistema precisará absorver essas mudanças no comportamento do usuário. A atualização dos grupos ocorre através da incorporação de algumas características de Rede Neural com *back-propagation*, neste tipo de Rede Neural o aprendizado ocorre por repetição e durante cada execução as conexões entre os neurônios vão sendo evoluídas e alteradas com o intuito de minimizar o erro de aprendizagem [41; 30; 42]. Após a construção dos grupos de usuários similares é realizada a recomendação com base no grupo em que o usuário está inserido, e o *feedback* do usuário é utilizado para a atualização dos grupos. Na Figura 4.4, podemos observar como é que ocorre a execução.

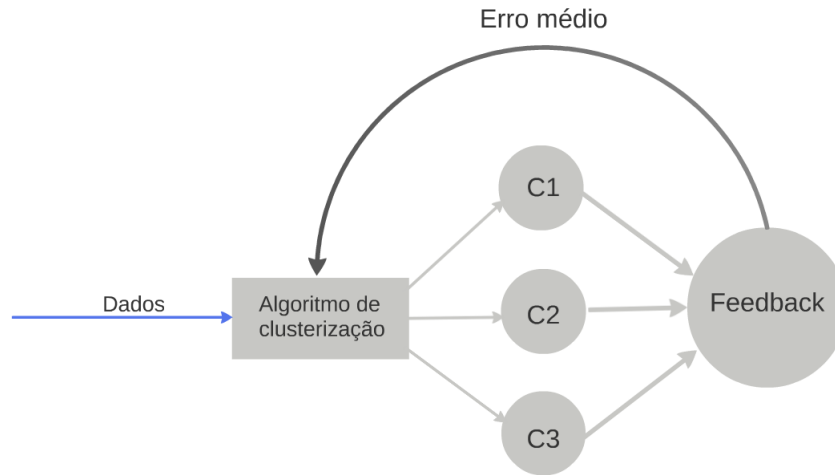
Nos tópicos a seguir temos um exemplo de execução dos algoritmos propostos assim como os resultados esperados, a descrição de como foi realizada a experimentação e as métricas escolhidas.

4.2 Filtragem Baseada em Conteúdo

Nesta seção será exemplificada a execução do algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo proposto nesta dissertação. Na Figura 4.5 podemos observar uma variação no consumo do consumidor X e as suas variações de consumo ao longo do tempo, dessa forma o algoritmo iria selecionar os itens recomendados nos períodos em que houveram queda no consumo para a construção do Perfil como pode ser observado nos períodos marcados em vermelho na Figura 4.5.

Para encontrar os meses ou períodos de tempo para serem utilizados no perfil do consumidor foi realizada uma regressão linear simples e observado o coeficiente angular da reta obtida com a regressão. O coeficiente angular determina a inclinação da reta e quando

Figura 4.4: Modelo do Algoritmo de Filtragem Colaborativa proposto.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

for positivo significa que houve um período de tempo com crescimento positivo e caso no contrário, que ocorreu um período de tempo com crescimento negativo.

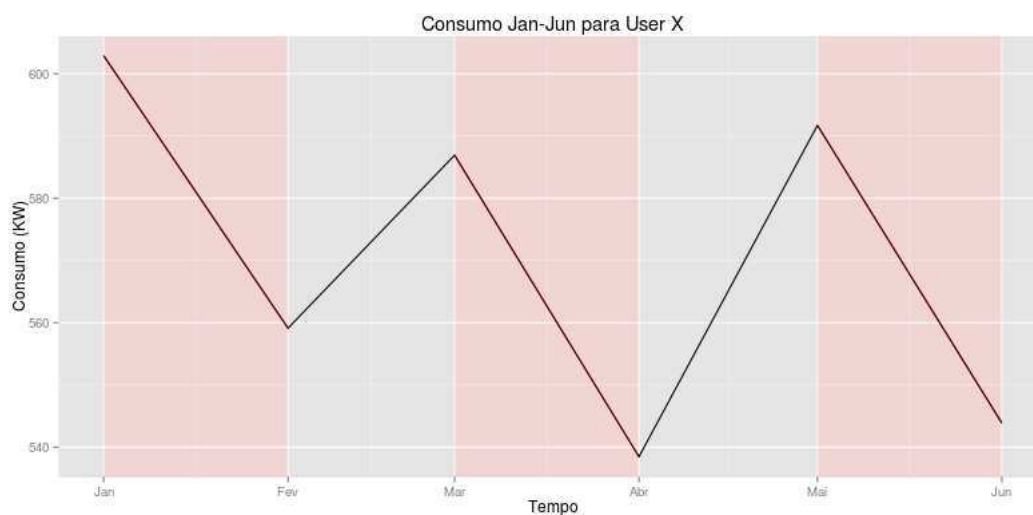
Recuperando os meses onde ocorreram crescimento negativo do consumo e os itens recomendados que o consumidor deu *feedback* positivo, podemos combinar as classes destas recomendações para a construção do perfil do consumidor. Utilizando novamente o consumidor X como exemplo, digamos que o consumidor A tenha recebido e curtido as seguintes recomendações de acordo com a Tabela 4.6.

Tabela 4.6: Exemplo de histórico de itens com *feedback* positivo do consumidor.

Item	Classe
recA	TA, MC
recC	MC
recD	AL

Como o consumidor A curtiu essas recomendações em períodos de tempo com crescimento negativo podemos construir o seguinte perfil para o consumidor X, onde temos um ponto para as classes Trocar Aparelhos, Mudanças no Conforto e Atividades de Limpeza; e zero para as demais.

Figura 4.5: Consumo para o consumidor X, durante seis meses.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

Tabela 4.7: Perfil do consumidor X.

User	TA	AP	TL	MK	MC	AL	MR	MH
A	1	0	0	0	1	1	0	0

Neste trabalho a métrica de similaridade utilizada pelo *Filtering Component* será simples e iremos utilizar a distância euclidiana para calcular a proximidade entre o perfil do consumidor e os itens. Na distância euclidiana é calculada a distância entre dois pontos no espaço através da raiz quadrada da soma da diferença entre as coordenadas destes pontos ao quadrado, no caso deste estudo como pode ser observado em (4.1), os pontos serão as recomendações e o perfil do usuário e as coordenadas serão as classes destes. Dado que o consumidor X, utilizado neste exemplo, precise de novas recomendações e as recomendações da Tabela 4.8 estejam disponíveis o Filtering Component calculará a similaridade entre o perfil de A e as recomendações nessa Tabela conforme os cálculos de (4.1). Ao final teremos o resultado presente na Tabela 4.9.

Tabela 4.8: Perfil do consumidor X.

Item	Classe
recE	AP, AL
recF	MH
recG	MC, AL

$$l_i(u, i) = \sqrt{(TA_u - TA_i)^2 + (AP_u - AP_i)^2 + \dots + (MR_u - MR_i)^2 + (MH_u - MH_i)^2} \quad (4.1)$$

Tabela 4.9: Resultado do *Filtering Component*

Item	Classe	$l_i(u, i)$
recG	MC, AL	1
recE	AP, AL	1.7320
recF	MH	2

Como pode ser observado na Tabela 4.9 temos como resultado da execução uma lista de itens ordenados de acordo com a similaridade do item e o perfil do consumidor X. De maneira similar o mesmo cálculo de perfil e itens similares será calculado para todos os consumidores, com mais classes e itens disponíveis. Com base no funcionamento descrito

podemos observar como seria a execução de maneira simplificada na Figura 4.4 e escrever o seguinte passo a passo de execução:

1. Calculam-se os meses ou períodos de tempo onde ocorreu crescimento negativo do consumo e é calculado o perfil do consumidor;
2. Calcula-se a distância entre o perfil do consumidor e os itens existentes no sistema, utilizando a métrica de similaridade de Distância Euclidiana;
3. Os itens são organizados de acordo com a ordem decrescente de similaridade com o consumidor e é selecionado um *TopN* de itens desta lista;

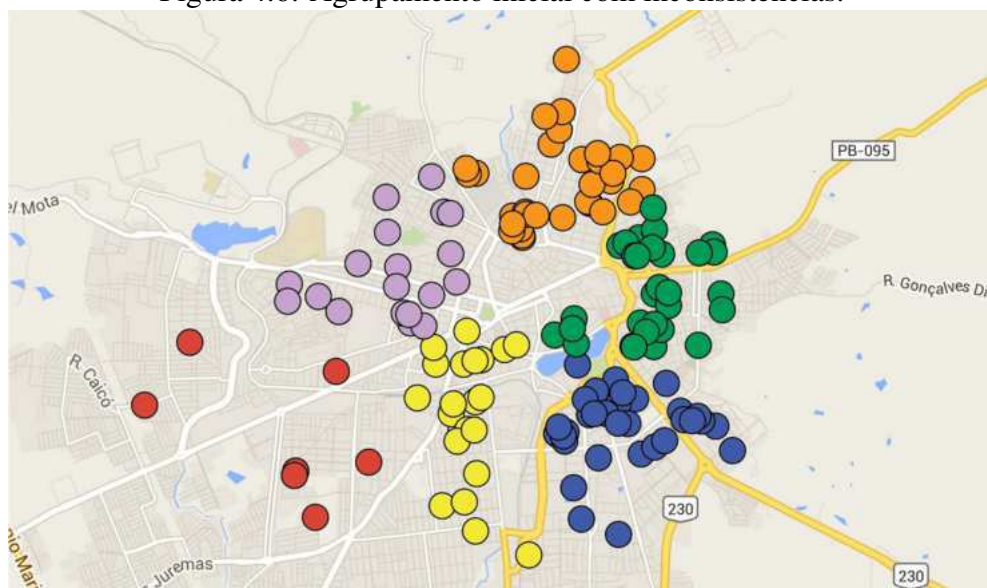
4.3 Filtragem Colaborativa

Na seção de mapeamento de conceitos foi discutido como foram definidos a forma de identificação de usuários similares e como os conceitos de um algoritmo de Filtragem Colaborativa foram aplicados ao contexto de eficiência energética. Nesta seção o processo que levou ao mapeamento será detalhado e discutido com o auxílio de exemplos de execuções de experimentos.

Durante a execução dos primeiros experimentos para a construção de grupos de usuários similares, foi observado que algumas das características que determinam o perfil de consumo de um usuário possuem um peso mais importantes que as demais, isso ocorreu ao ser observado que quando utilizamos todas as características com o mesmo peso durante a fase de agrupamento obtemos alguns resultados inconsistentes como observado na Figura 4.6. O problema é que temos usuários semelhantes espalhados pela cidade e os grupos formados seguiram a distribuição dos bairros existentes na cidade de Campina Grande, considerando mais a posição geográfica do que a similaridade. Normalmente é mais provável em uma cidade ter um conjunto de consumidores similares espalhados pela cidade, como pode ser observado na Figura 4.7, do que todos esses consumidores no mesmo bairro.

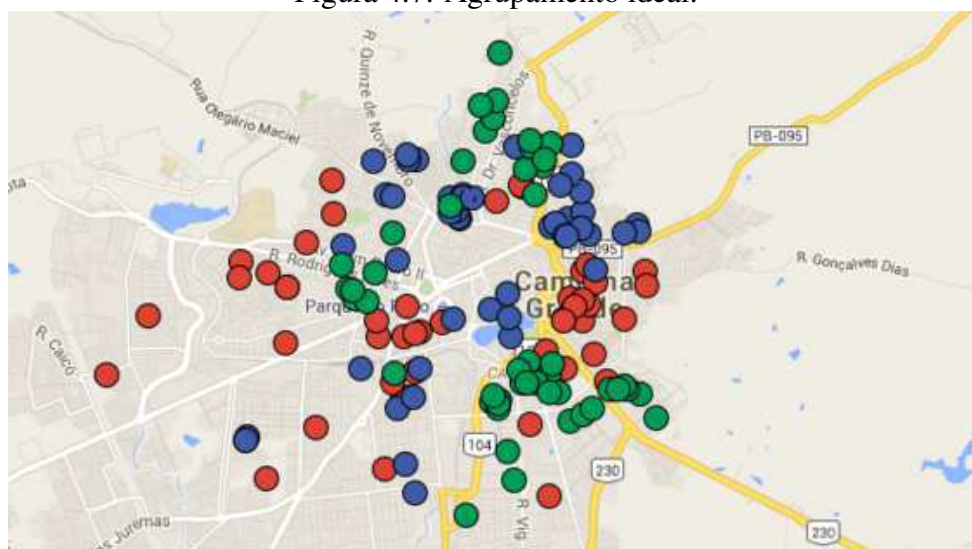
Com o intuito de tornar esse grupo de usuários semelhantes mais consistente com a realidade, foram adicionados pesos às variáveis utilizadas no agrupamento. Mas surge, então, o problema de identificar quais pesos precisam ser maiores ou menores. Foi então que surgiu a necessidade de adicionar uma métrica que mensurasse o que o usuário acha do grupo, uma variável que possibilitasse identificar o que o consumidor achou do grupo de usuários

Figura 4.6: Agrupamento inicial com inconsistências.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

Figura 4.7: Agrupamento ideal.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

similares que o sistema determinou pra ele. Nesse caso, é proposto o uso do *feedback* que os consumidores dão aos itens para determinar quão bom é o grupo de usuários similares.

A medida proposta para medir o *feedback* do consumidor inicialmente foi a proporção entre o total de itens recomendados e a quantidade de itens recomendados que o consumidor marcou como útil ou curtiu, essa relação é expressa por (4.2).

$$Feedback(u) = \frac{n^o \text{ de itens com feedback positivo}}{\text{total de itens recomendados}} \quad (4.2)$$

Para garantir que o sistema acompanhará a plasticidade da rotina dos consumidores e a sua opinião quanto aos grupos definidos pelo agrupamento é proposto um modelo que é mutável e com o passar do tempo, em algum momento, convergirá para a melhor configuração de grupos possível considerando como métrica de avaliação dos grupos o *feedback* do consumidor. Sendo assim, teremos dois problemas, quais sejam: definir o peso ideal de cada característica e como o *feedback* retornará para o sistema como uma métrica de avaliação que influencia o processo de agrupamento, foi nessa parte do *feedback* que foram incorporados as características de uma rede neural com *back-propagation*.

No modelo inspirado em uma rede neural, temos 4 partes importantes que se relacionam como o observado na Figura 4.4. Primeiramente, os dados foram pré processados e em seguida os pesos inicializados (na primeira execução os pesos dados a cada característica foram iguais conforme a equação (4.3)); após a distribuição dos pesos é realizado o agrupamento dos usuários e em seguida é feita uma recomendação inicial, que ficará no sistema dos usuários por um período de tempo t ; após esse tempo t é calculado o erro que servirá para atualização dos pesos na próxima execução do algoritmo. O erro será representado pela diferença entre o *feedback* esperado e o recebido, como pode ser visto em (4.4), nesse caso o esperado será sempre 1.

$$Peso = \frac{1}{\text{Total de características}} \quad (4.3)$$

$$erro = 1 - feedback \quad (4.4)$$

Assim como na rede neural era esperado que após um conjunto de execuções a configuração e pesos das características iria convergir para a que apresenta o erro mais próximo

de 0, da mesma forma que ao adicionar uma nova característica o algoritmo se adaptaria reexecutando o processo até encontrar a configuração melhor para as novas características. Logo, podemos determinar a execução do algoritmo como a seguir, onde os passos de 2 a 5 se repetem ao final de cada execução.

1. Pré-processamento dos dados e inicialização dos pesos;
2. Cálculo dos grupos de consumidores similares;
3. Identificação do consumidor com o menor consumo por grupo;
4. Recomendação de itens;
5. Cálculo do erro e novos pesos;

Para encontrar a nova definição dos pesos a ser utilizada durante cada execução do ciclo, no passo 5, foi utilizada a mesma abordagem existente para o cálculo de erro em Redes Neurais. Nesse processo, vamos considerar uma função de custo ou erro $\varepsilon(w)$ que seja uma função continuamente diferenciável de um vetor de pesos desconhecido w .

A função $\varepsilon(w)$ é uma medida utilizada para escolher o vetor de pesos w , nesse caso queremos encontrar a solução ótima de w onde a função de erro $\varepsilon(w)$ obtenha valor máximo ou mínimo dependendo do problema. Para o contexto desta dissertação queremos minimizar a função de erro, logo nosso problema de otimização seria formulado como:

Minimizar a função de erro $\varepsilon(w)$ em relação ao vetor de pesos w

Para o nosso estudo foi considerada a função de erro $\varepsilon(w)$ que representa o erro médio calculado para cada usuário no tempo n (4.5), calculada com base no erro definido em (4.4). Para minimizar a função de erro $\varepsilon(w)$ é aplicada a função gradiente como em (4.6) de modo a encontrar o ótimo local e onde é esperado que o algoritmo convirja para a solução ótima global, ou seja o vetor de pesos w ideal. Nesse caso, é esperado que o algoritmo convirja pois existem fatores que podem levar a divergência ou instabilidade do algoritmo, no entanto existem medidas que podem evitar esse problema.

$$\frac{1}{U} \sum_{i=1}^U erro = \frac{1}{U} \sum_{i=1}^U (1 - feedback) \quad (4.5)$$

$$\varepsilon(w) = \left[\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_1}, \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_m} \right]^T \quad (4.6)$$

O vetor do gradiente $\nabla\varepsilon(w)$ será utilizado para aplicar os sucessivos ajustes durante cada execução do algoritmo, definido como método da descida mais íngreme [41]. Definindo $g(n)$ como uma estimativa para $\nabla\varepsilon(w)$, para o método da descida mais íngreme, podemos formular que o valor de w para cada execução do algoritmo será definido como segue em (4.6).

$$w(n+1) = w(n) + \eta * g(n) \quad (4.7)$$

Como dito anteriormente existe a possibilidade do algoritmo divergir. Para evitar que isso ocorra, foi utilizada a taxa de aprendizagem, que irá determinar quanto do vetor gradiente influência nos ajustes dos pesos. No caso desse estudo foi determinada uma taxa de aprendizagem máxima de 0.5, que diminuirá 0.1 quando o erro médio aumentar entre as execuções do algoritmo e aumentará 0.1 quando acontecer o contrário, evitando dessa forma que o algoritmo divirja durante a execução.

4.4 Considerações Finais

Nesse capítulo foram abordados uma possível maneira de aplicar os conceitos de sistemas de recomendação discutidos no Capítulo 2 para o contexto de eficiência energética, assim como os algoritmos propostos para esse fim. Durante esse processo foram identificados algumas limitações e dificuldades, diferentemente de sistemas de recomendação para lojas e sites de música ou vídeo, no cenário de eficiência energética temos uma série de fatores comportamentais e socioeconômicos que influenciam as escolhas do usuário. O fato dessa característica associada ao campo de estudo da eficiência energética ser relativamente novo, ocasionou algumas dúvidas como por exemplo, "quais características podem determinar que os usuários são similares?" ou "Como definir que o conjunto de usuários similares é bom?". Dúvidas como estas possibilitaram o surgimento de novas abordagens, como o agrupamento adaptativo, mas deram margem a novos pontos de estudo e questionamentos que não puderam ser cobertos nesta dissertação.

A falta de informações sobre o consumo elétrico da população também se mostrou uma limitação. Muitos dos dados são desatualizados ou não possuem informação suficiente. Por exemplo, a definição de perfis de consumo pelo PROCEL que além de ser relativamente

simples foi realizado em 2005 tornando os dados pouco representativos para a realidade do Brasil, que possui programas do governo como o Bolsa Família e Luz para Todos que como discutido em Capítulos anteriores influenciam no consumo elétrico do país.

Apesar das limitações foi possível incorporar o uso de técnicas computacionais que vão além do monitoramento e *feedback* de consumo do usuário, permitindo que o uso de sistemas de recomendação para eficiência energética possa ser expandido e aprofundado a partir do mapeamento de conceitos realizado neste trabalho e os resultados obtidos com a implementação dos algoritmos. O estudo realizado nesta dissertação pode ser visto também como um estímulo para o estudo da área de eficiência energética no Brasil, tanto na parte de levantamento e disponibilização de informações sobre consumo e distribuição, como por parte de estudos que permitam a compreensão do consumo energético do setor residencial no Brasil que podem no futuro auxiliar o governo no desenvolvimento de políticas e programas para o setor energético.

A população utilizada nesse estudo, assim como o gerador de carga, e os demais algoritmos descritos durante este capítulo e seus resultados podem ser encontrados no repositório online³ e estão disponíveis para download. No repositório os códigos estão organizados por diretórios e podem ser executados de forma independente.

³<https://github.com/Iararibeiro/RecomendadorConsumo>

Capítulo 5

Resultados e Análises

Neste capítulo apresentamos os resultados da avaliação do sistema de recomendação para eficiência energética, proposto no Capítulo 4. Os algoritmos propostos serão analisados em diferentes cenários observando os resultados obtidos com a execução. Após descritas as variáveis dos experimentos, serão comentados os resultados de acordo com cada algoritmo e cenário especificados, e por fim algumas considerações finais sobre os resultados da experimentação.

5.1 Modelo de simulação

Como um sistema de recomendação tenta prever o que o usuário gostaria no futuro, torna-se complicado realizar tal avaliação sem usuários reais que utilizam o sistema ao longo de um período de tempo, o que ocorre no estudo em questão onde não temos uma população de consumidores. Em um cenário como esse temos uma forma de experimentação definida como *Off-line Experiments* [19; 47; 17], onde os experimentos são realizados sem a iteração com o usuário, utilizando dados com itens já avaliados pelos usuários ou simulando a avaliação dos usuários, atribuindo um conjunto de recomendações que o usuário supostamente curtiu no passado. Nesse tipo de experimento é assumido que o cenário será similar ao mundo real o que tornará os resultados do experimento confiáveis.

A desvantagem desse tipo de experimento é que não é possível medir ou avaliar diretamente a influência do algoritmo no comportamento do usuário avaliando apenas a capacidade do algoritmo, entretanto a ausência de usuário diminui o tempo e o custo de realizar experi-

mentos e testes. Uma possível forma [40; 19; 47] de realizar os experimentos nesse cenário é excluindo alguns itens que o usuário curtiu, esperando que após a execução os itens excluídos antes da execução sejam recomendados ao usuário. Apesar das desvantagens, esse cenário de experimentação é utilizado para garantir a qualidade do sistema ou algoritmo antes de iniciar seu uso por usuários reais, sendo assim podemos assumir que iremos validar o algoritmo para seu uso com usuários reais no futuro.

Neste estudo o comportamento dos usuários foi simulado manualmente pela aluna. Considerando as informações obtidas pelos voluntários através dos questionários, a aluna assumiu o papel de usuário simulando o recebimento de recomendações e fornecendo seu feedback para estas recomendações. Essa simulação de comportamento tornou possível o cálculo das métricas de avaliação para os algoritmos propostos.

Portanto, para o algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo serão executadas 30 rodadas para 3 cenários diferentes, tanto para o algoritmo clássico como para o algoritmo proposto. Nos 3 cenários teremos diferentes porcentagens de recomendações recebidas pelo usuário, simulando o uso do sistema ao longo do tempo: 25%, 50% e 75%. Por exemplo, ao receber 25% das recomendações seria como se o usuário tivesse usado o sistema até receber 25% das recomendações. Ao final de cada execução serão medidas as métricas de avaliação e comparados os resultados para os dois algoritmos propostos.

Para o algoritmo de Filtragem Colaborativa também serão executadas 30 rodadas para 3 cenários diferentes, tanto para o algoritmo clássico como para o algoritmo proposto. Nos 3 cenários teremos diferentes porcentagens de recomendações recebidas pelo usuário: 25%, 50% e 75%. Além das mesmas métricas utilizadas para o algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo, também será avaliado o processo de formação dos grupos no algoritmo. Ao final de cada execução serão medidas as métricas de avaliação tanto para as recomendações, como para os grupos.

5.1.1 Métricas de Avaliação

O conceito básico por trás de um sistema de recomendação é fornecer previsões mais acuradas dos itens que os usuários irão gostar. Nesse contexto precisão e acurácia das recomendações pressupõem o quanto os usuários irão gostar dos itens recomendados. Em vários sistemas de recomendação, o sistema tenta recomendar itens que o usuário irá usar. Conside-

rando esse estudo como exemplo, o sistema irá recomendar ações de consumo que o usuário irá usar ou adotar. Para prever o quão precisas serão as recomendações, serão calculadas 2 métricas relacionadas a classe de Measuring Usage Prediction [40].

Considerando essa classe de métricas iremos calcular as métricas de precisão e recall [40; 46; 19; 47; 17]. A métrica de precisão indicará a quantidade de itens que foram recomendados e que receberam um *feedback* positivo do consumidor ou que ele curtiu, dentre um conjunto de todos os itens que foram recomendados para este consumidor. A precisão será calculada a cada rodada de execução do algoritmo, dado que cada execução simula um conjunto de recomendação recebida pelo usuário em um instante de tempo t .

A segunda métrica, o recall, determinará em uma execução quantas recomendações corretas o usuário recebeu dado o conjunto completo de todas as recomendações corretas para este usuário. Exemplificando, se o usuário gostou de 25 recomendações existentes no sistema e em uma execução o sistema recomendou 5 recomendações deste conjunto, a taxa de recall será de 20%. Em outras palavras esta métrica avalia quanto de informação relevante foi recomendada para o usuário, nesse contexto informação relevante será uma ação recomendada que o usuário irá curtir caso receba.

Para entender melhor como as duas variáveis podem ser importantes, podemos considerar um usuário A mais seletivo e um usuário B menos seletivo. O usuário A por ser mais seletivo quanto as recomendações, terá um conjunto pequeno de todas as possíveis recomendações corretas. Considerando que o algoritmo escolha 5 recomendações por iteração, e o conjunto de possíveis recomendações corretas para A seja de tamanho 3, ao longo das execuções teremos uma variação entre precisão e recall. Se em uma execução, o usuário A recebeu 2 recomendações corretas e 3 recomendações erradas; a precisão será de 0.4 e o recall será de 0.67.

Tendo a mesma situação para o usuário B, recebendo também 5 recomendações por iteração e com um conjunto de possíveis recomendações corretas de tamanho 6. Em uma dada execução, o usuário B receberá 4 recomendações corretas e uma errada; a precisão será de 0.8 e o recall de 0.67. A precisão neste exemplo para B foi melhor que para A, entretanto ambos receberam a mesma proporção de informação relevante.

Na Figura 5.1 temos as métricas exemplificadas graficamente. Onde verdadeiro positivo representa o item que o usuário curtiu ou usou e foi recomendado e falso negativo, o item

que o usuário não curtiu ou usou que não foi recomendado. A variável falso positivo, indica o item que foi recomendado mas o usuário não curtiu ou usou. E por fim, a variável falso negativo é o item que o usuário curtiu ou usou e que não foi recomendado.

Figura 5.1: Precisão e Recall.



Fonte: Adaptado da Wikipédia ¹

Essas duas métricas foram escolhidas devido ao fato de não necessitarem o uso de um grupo de treino e teste durante o seu cálculo, visto que os dados utilizados nessa pesquisa não permitem esse tipo de experimento. Para a realização de um experimento com um grupo de treino e teste, seria necessário um conjunto de usuários ativos no sistema e uma base de dados maior. A limitação de realização do experimento com um grupo de treino e teste,

também impossibilita o cálculo de métricas relacionadas à acurácia dos algoritmos.

Para o algoritmo de Filtragem Colaborativa teremos duas métricas a mais, Dunn Index e similaridade, que irão avaliar a qualidade do agrupamento gerado durante a execução. A métrica de similaridade foi escolhida devido ao problema identificado na Figura 4.6 onde os grupos tinham resultados eficientes, considerando métricas de agrupamento, mas quando observada a distribuição dos consumidores no mapa os resultados não eram bons. A avaliação dos grupos de consumidores similares é importante porque, os grupos gerados podem ser utilizados como fonte de informação para programas e pesquisas voltadas para o setor residencial.

A métrica de Dunn Index [18; 26] determina o quão bom é o agrupamento considerando quão compactos são os grupos, através das distâncias entre os pontos dos grupos. E quão diferentes são esses grupos, através das distâncias entre os centroídes dos grupos. Sendo assim a métrica determinará, em termos de agrupamento, se os grupos são bons e que, portanto, a forma de agrupamento é válida.

5.2 Filtragem Baseada em Conteúdo

Nesta seção, apresentamos os resultados da experimentação para o algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo proposto no Capítulo 4, o qual faz uso do conceito de análise de histórico. No algoritmo tradicional de Filtragem Baseada em Conteúdo é construído um perfil para o usuário e os itens são recomendados de acordo com a distância do perfil deste usuário. Na abordagem proposta neste trabalho, durante a construção do perfil do usuário são considerados os meses onde ocorreu diminuição do consumo, assumindo que a recomendação de itens que combinam com o perfil do usuário ocasionou essa redução e portanto, teremos um perfil mais próximo do usuário.

Dessa forma, iremos estudar o efeito que a análise de histórico terá na escolha de ações de recomendação do algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo. Entendendo melhor, se após o processo de desconsiderar os meses onde o consumo teve aumento pode influenciar ou não os resultados das recomendações. Como o cenário de experimentação foi *offline* temos também a variação na quantidade de informação ou itens, as ações recomendadas para a redução do consumo que o consumidor teve acesso simulando o que deveria ocorrer ao

longo do tempo. Sendo assim, na Tabela 5.1 temos as variáveis dependentes e independentes da experimentação realizada.

Tabela 5.1: Variáveis dependentes e independentes.

Algoritmo	Percentual de itens recomendados	Variáveis dependentes
Tradicional	25%,50% e 75%	Precisão e recall
Histórico	25%,50% e 75%	Precisão e recall

Considerando as variáveis da Tabela 5.1, podemos estabelecer 3 hipóteses referentes ao estudo realizado. Neste experimento, queremos analisar se a precisão possui resultado melhor para o algoritmo proposto que para o algoritmo clássico. Dessa forma teremos 3 hipóteses a serem validadas com os resultados, estas hipóteses estão na Tabela 5.2 a seguir.

Tabela 5.2: Hipóteses nulas e alternativas.

Hipótese	Descrição
H_0	Algoritmo proposto tem precisão menor que o clássico para 25% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 25% dos itens
H_0	Algoritmo proposto tem precisão menor que o clássico para 50% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 50% dos itens
H_0	Algoritmo proposto tem precisão menor que o clássico para 75% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 75% dos itens

As variáveis dependentes no contexto deste estudo irão avaliar o desempenho do algoritmo em realizar recomendações que se adequem ao usuário. A precisão irá avaliar quão boas são as recomendações de itens, enquanto o recall determinará quanto de informação relevante o usuário recebeu.

5.2.1 Precisão

Analisando inicialmente os resultados nos gráficos da Figura 5.2, temos a média da precisão para as trinta repetições de cada cenário. No eixo X temos o número a execução, no eixo

Y o valor da média obtida para a execução e a sombra em cinza representa o intervalo de confiança com 95% de confiança.

Analisando os gráficos para ambos os cenários de experimentação, podemos observar que a precisão apresenta um resultado melhor com o uso do algoritmo proposto. Esse resultado pode ser observado tanto com a distribuição dos pontos, que representam o valor médio da precisão para a execução; como pelos limites do intervalo de confiança, representados pela faixa cinza nos gráficos. Apesar de serem resultados diferentes para as abordagens dos algoritmos, a variação não é tão significativa.

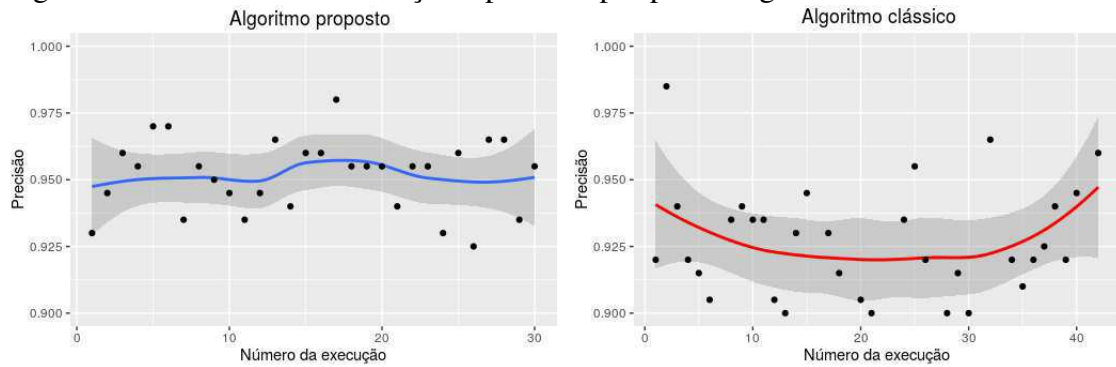
Com o intuito de obter um resultado mais preciso, foram realizados os testes de hipótese para os cenários de experimentação. Na Tabela 5.3 a seguir temos os resultados do teste de hipótese, e podemos concluir que a precisão para o algoritmo proposto é maior que a do algoritmo tradicional. Este resultado, portanto, confirma os indícios dos gráficos na Figura 5.2.

Tabela 5.3: Hipóteses alternativas e p-valor.

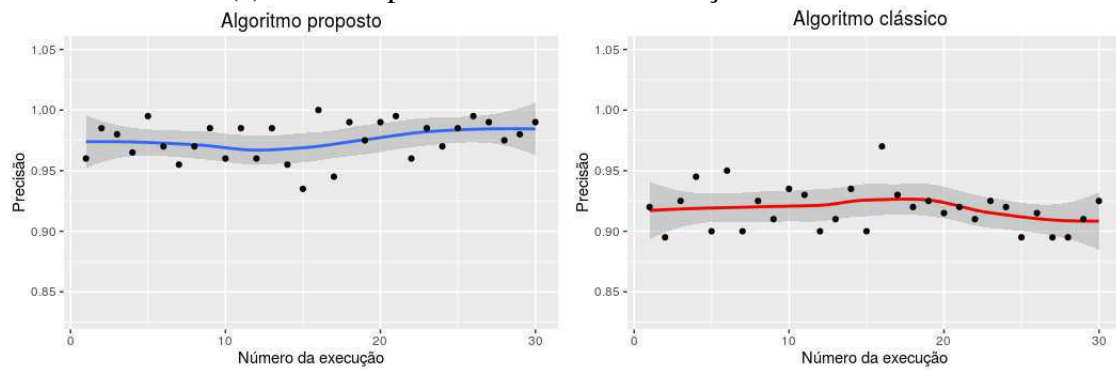
Hipótese nula	P-valor
H_1 - Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 25% dos itens	1.372428×10^{-10}
H_1 - Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 50% dos itens	5.044969×10^{-19}
H_1 - Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 75% dos itens	4.359589×10^{-33}

Uma outra análise pode ser realizada entre a relação da precisão e quantidade de itens recomendados ao consumidor. Como tendência geral para o algoritmo proposto, temos que com maior acesso aos itens a precisão aumenta, o que é esperado visto que o algoritmo irá construir o perfil do consumidor com base nos itens que este recebeu. Nos gráficos da Figura 5.2 é possível observar essa tendência tanto para o algoritmo proposto quanto para o algoritmo tradicional, quando o número de itens recomendados aumenta de (a) 25% para (b) 50% o intervalo de valores se torna menor, inicando uma variação menor dos valores; e os limites também passam para faixas maiores.

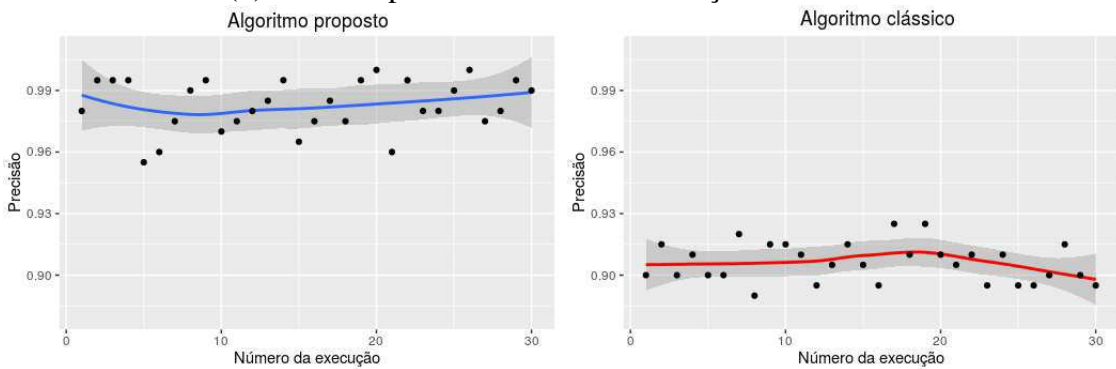
Figura 5.2: Intervalo de confiança da precisão por porcentagem de itens recomendados.



(a) Precisão para 25% das recomendações recebidas.



(b) Precisão para 50% das recomendações recebidas.



(c) Precisão para 75% das recomendações recebidas.

Fonte: Elaborada a autora (2016)

5.2.2 Recall

Similar a precisão, na Figura 5.3 temos os gráficos para o intervalo de confiança considerando a média do recall. No eixo Y estão os valores do recall para cada uma das execuções, representadas no eixo X. A sombra em cinza, determina os limites do intervalo de confiança considerando 95% de confiança.

Nos gráficos, é possível observar que o recall apresentou um comportamento melhor para o algoritmo proposto, de maneira similar a precisão. O valor para o recall pode variar no intervalo $[0;1]$, neste caso observamos que ocorre uma variação em geral de quase 0.1 para os dois algoritmos nos cenários avaliados.

Para concluir os questionamentos levantados sobre as diferenças entre os valores do Recall, foi realizado um teste de hipóteses. Foram atribuídas as hipóteses descritas na Tabela 5.4 a seguir, de maneira similar ao processo realizado para a precisão.

Tabela 5.4: Hipóteses nulas e alternativas.

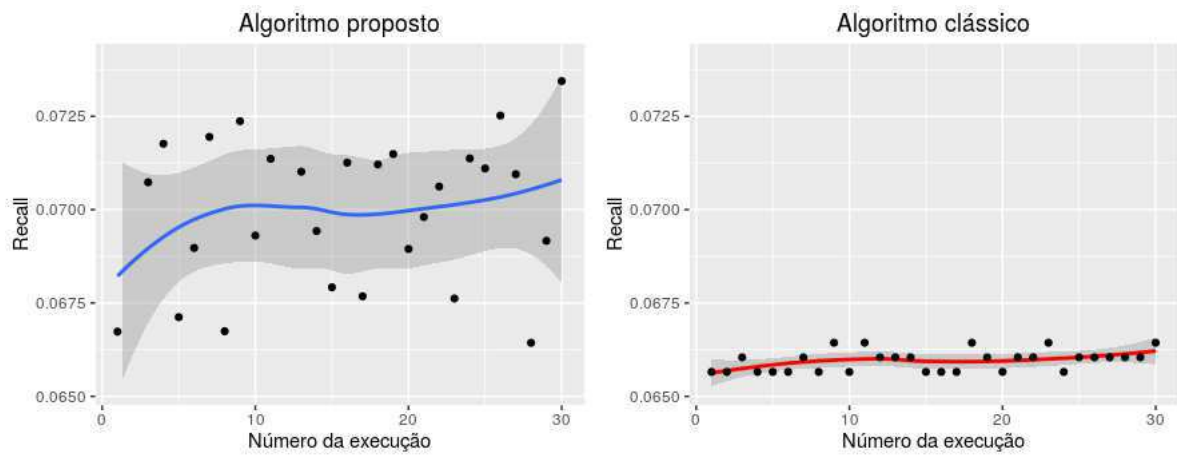
Hipótese	Descrição
H_0	Algoritmo proposto tem recall menor que o clássico para 25% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 25% dos itens
H_0	Algoritmo proposto tem recall menor que o clássico para 50% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 50% dos itens
H_0	Algoritmo proposto tem recall menor que o clássico para 75% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 75% dos itens

Tabela 5.5: Hipóteses alternativas e p-valor.

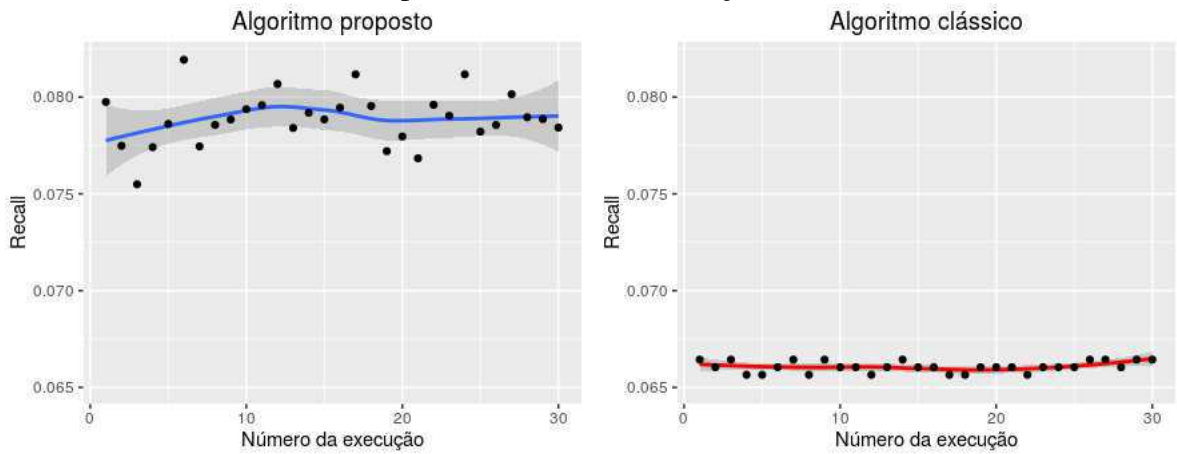
Hipótese nula	P-valor
H_1 - Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 25% dos itens	7.309898×10^{-10}
H_1 - Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 50% dos itens	5.000161×10^{-32}
H_1 - Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 75% dos itens	3.898513×10^{-35}

Considerando os valores para o p-valor, podemos concluir que o algoritmo proposto apre-

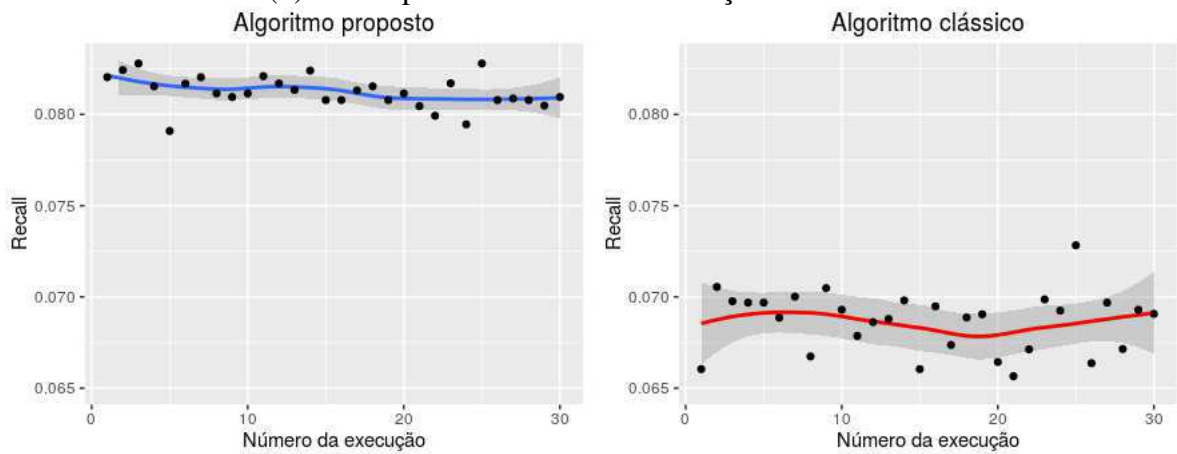
Figura 5.3: Intervalo de confiança do recall por porcentagem de itens recomendados.



(a) Recall para 25% das recomendações recebidas.



(b) Recall para 50% das recomendações recebidas.



(c) Recall para 75% das recomendações recebidas.

Fonte: Elaborada a autora (2016)

sentou resultados melhores que o clássico, sem análise de histórico. De maneira similar, o aumento do acesso às recomendações melhora o resultado para o recall. Este comportamento, como dito anteriormente, pode ser atribuído ao fato de que quanto maior a quantidade de recomendações recebidas, melhor será construído o perfil do usuário.

5.3 Filtragem Colaborativa

Na Filtragem Colaborativa tradicional são recomendados itens que usuários similares gostaram utilizando para tanto a ideia de uma vizinhança de usuários. Neste trabalho foi proposto um algoritmo adaptativo que irá incorporar o feedback do usuário para atualizar os grupos similares dos usuários o que levará os grupos a uma configuração de grupos ideal após um número de execuções.

Nesta experimentação foram gerados 4 cenários cuja finalidade era repetir situações reais para que a capacidade de formação de grupos de usuários similares pelo algoritmo pudesse ser avaliada. Todos os cenários irão avaliar a qualidade do agrupamento em termos de implementação através da métrica de precisão, recall, Dunn Index [18; 26; 45] e a qualidade do agrupamento em termos de visão do usuário através da similaridade média dos grupos.

A métrica de similaridade neste cenário irá calcular a distância entre os perfis de usuários de um mesmo grupo, esse perfil é construído com base nos tipos de atividades que o usuário marcou como disposto a fazer durante o questionário. Essa forma de similaridade foi escolhida porque é desejado que usuários que possuam hábitos de consumo semelhantes estejam juntos em um grupo. A seguir mostramos os resultados obtidos no cálculo das métricas em cada cenário assim como possíveis particularidades que venham a ocorrer durante as execuções. Assim como na Filtragem Baseada em Conteúdo as métricas foram avaliadas com 25%, 50% e 75% dos itens recomendados, logo temos as variáveis dependentes e independentes na Tabela 5.6.

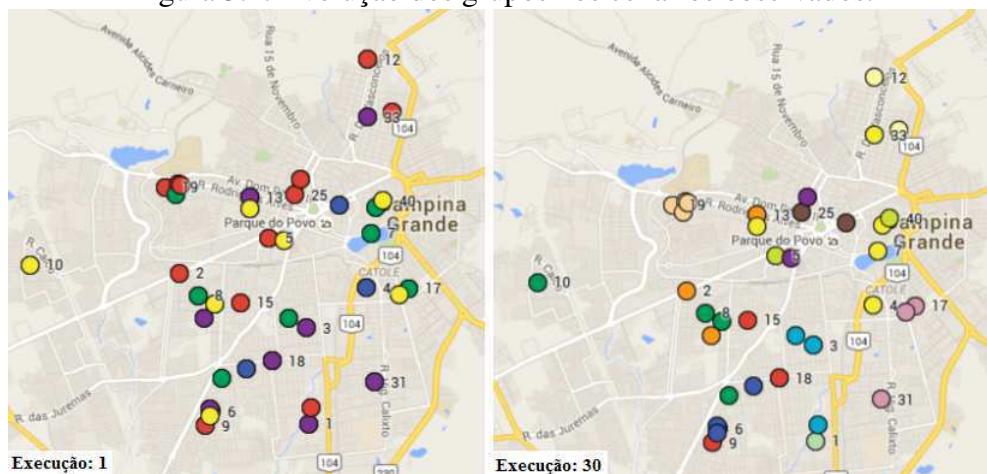
No cenário inicial, foram criados grupos com 10 usuários selecionados dentre a população gerada de maneira aleatória. Essa abordagem tinha como intuito avaliar como o algoritmo se comportaria em vários tipos de populações. No segundo cenário temos 10 usuários similares, com o intuito de observar como o algoritmo iria se comportar em uma população

Tabela 5.6: Variáveis dependentes e independentes.

Algoritmo	Percentual de itens recomendados	Variáveis dependentes
Tradicional	25%,50% e 75%	Precisão, Recall, Dunn Index e similaridade
Adaptativo	25%,50% e 75%	Precisão, Recall, Dunn Index e similaridade

de usuários muito parecidos; no terceiro cenário essa configuração foi invertida para observar como seria a execução em uma população oposta e por fim, no último cenário temos a execução do algoritmo para a população completa com todos os tipos de consumidores obtidos. Essas variações das populações nos cenários de execução foram realizadas como uma forma de observar e entender o comportamento do algoritmo em diferentes cenários ao longo do tempo. Na Figura 5.4 temos a formação inicial dos grupos na esquerda e na direita o resultado obtido após 40 execuções.

Figura 5.4: Evolução dos grupos nos cenários observados.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

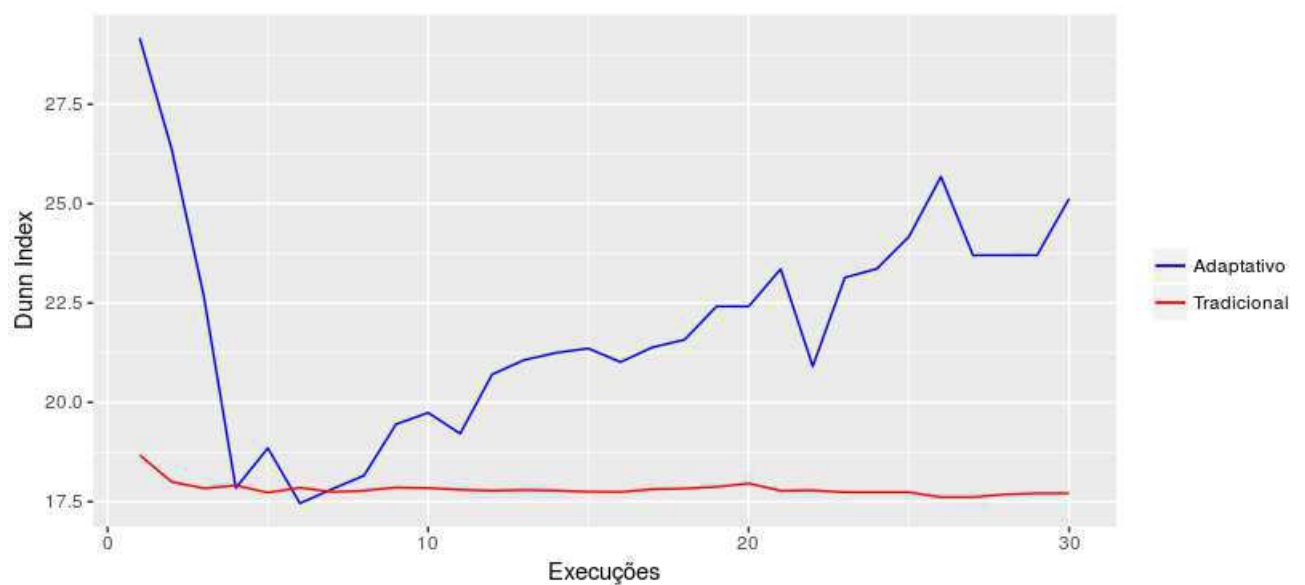
Durante a execução foi observado que os grupos sofreram várias alterações até o momento em que o algoritmo converge, dentre os cenários avaliados esse ponto ocorre mais ou menos quando a população tem acesso a pelo menos metade de todas as recomendações da base de dados. Esse ponto de convergência faz sentido visto que as alterações nas formações dos grupos ocorre devido à variação do erro das recomendações, sendo assim com o passar

do tempo e o aumento do acesso aos itens os grupos vão sendo melhor definidos assim como o que ocorreu com o perfil dos usuários na Filtragem Baseada em Conteúdo. Como as informações em todos os cenários se deu de forma semelhante, iremos apresentar nesta seção os gráficos e valores para o cenário com a população total de 40 usuários.

5.3.1 Dunn Index

A métrica do Dunn Index determina quão compactos e diferentes são os grupos, isso significa medir o quão parecidos são os membros de um grupo e quão diferentes são os grupos entre si. Desta forma a métrica do Dunn Index foi utilizada como uma forma de comparação entre os algoritmos tradicional e adaptativo, entretanto ele não afirma o quão melhor um algoritmo é do outro. Em todos os cenários o Dunn Index variou durante as execuções para o agrupamento adaptativo enquanto no agrupamento tradicional ele permanece mais estável (ver gráfico da Figura 5.5). Isso ocorre devido às alterações nos grupos causadas pela variação do erro e tende a parar quando os grupos param de sofrer grandes alterações.

Figura 5.5: Dunn Index para o cenário com 40 usuários.

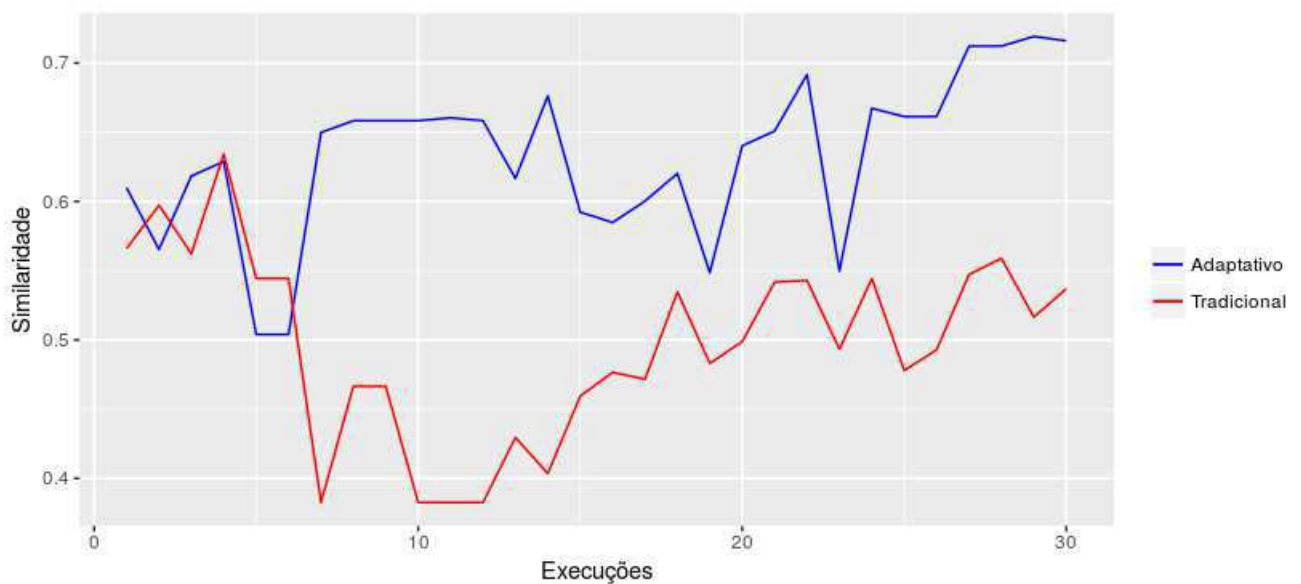


Fonte: Elaborada a autora (2016)

5.3.2 Similaridade

A métrica de similaridade tem o intuito de avaliar as características comportamentais dos consumidores de cada grupo, visto que a ideia por trás do agrupamento é conseguir reunir em grupos usuários que consumam energia de maneira similar e possuam comportamentos similares relacionados a hábitos de consumo. De maneira semelhante à métrica do Dunn Index, vamos avaliar os valores da similaridade para a execução com 40 usuários como pode ser observado na Figura 5.7.

Figura 5.6: Similaridade para o cenário com 40 usuários.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

Diferente do Dunn Index pode-se observar uma grande variedade da similaridade calculada ao longo das execuções, em todos os cenários estudados. Em alguns momentos o agrupamento adaptativo apresenta similaridade ruim enquanto em outros momentos melhora mas, em geral, quando ocorre a convergência do algoritmo o resultado da similaridade para o agrupamento adaptativo se mostrou melhor. De maneira geral, os grupos não sofrem grandes alterações depois da décima execução no algoritmo adaptativo, alguns usuários passam a mudar entre um grupo e outro quando o número de itens recomendados vai crescendo.

5.3.3 Precisão

De maneira similar ao algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo, foi medida a precisão das recomendações ao final de cada execução do algoritmo de filtragem colaborativa proposto, com os grupos adaptativos; e o tradicional, sem os grupos adaptativos.

Tabela 5.7: Hipóteses nulas e alternativas.

Hipótese	Descrição
H_0	Algoritmo proposto tem precisão menor que o clássico para 25% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 25% dos itens
H_0	Algoritmo proposto tem precisão menor que o clássico para 50% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 50% dos itens
H_0	Algoritmo proposto tem precisão menor que o clássico para 75% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 75% dos itens

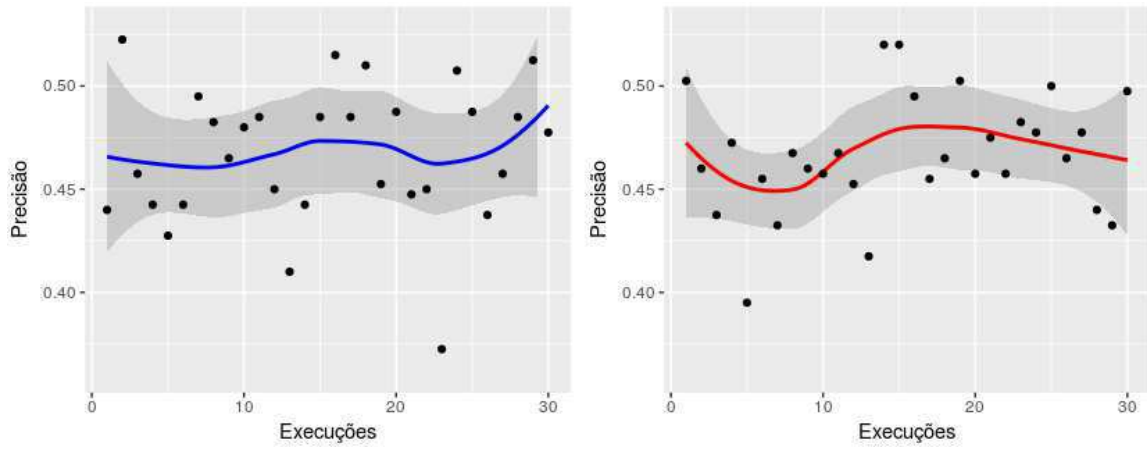
Para avaliar a qualidade dos resultados, também foi estabelecido um conjunto de hipóteses descritas na Tabela 5.7. Inicialmente, iremos partir de uma análise gráfica dos resultados presentes na Figura 5.7. Na Figura 5.7, temos os intervalos de confiança para a média da precisão ao longo de 30 execuções. As execuções estão detalhadas no eixo X dos gráficos, enquanto os valores do eixo Y representam a precisão média. Para cada conjunto de gráficos, temos os resultados do algoritmo proposto representados em azul e o algoritmo tradicional ou clássico, em vermelho.

Observando os gráficos (a) na Figura 5.7, notamos que os dois algoritmos apresentam valores similares para a precisão das recomendações. Esse comportamento pode ser comprovado ao se realizar o teste de hipótese para essa execução, onde foi obtido um p-valor alto. Esse p-valor alto, nos indica que a hipótese H_1 foi aceita mas no entanto, não podemos afirmar com muita confiança que a média da precisão foi maior para o algoritmo proposto.

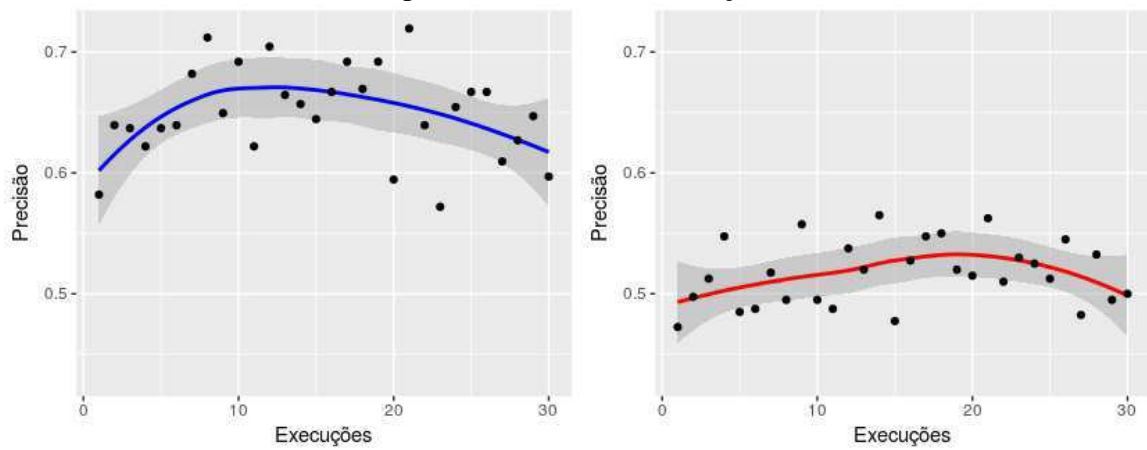
Nos gráficos (b) e (c), observamos que esse comportamento muda e que as diferenças entre a precisão para ambos os algoritmos aumentou. Nesse caso, o teste de hipótese comprovou que as médias aumentaram com a diminuição dos valores do p-valor para os testes.

Interessante notar uma diferença nos resultados durante a execução. Para o primeiro cenário da experimentação, com 25% das recomendações podemos assumir que os dois al-

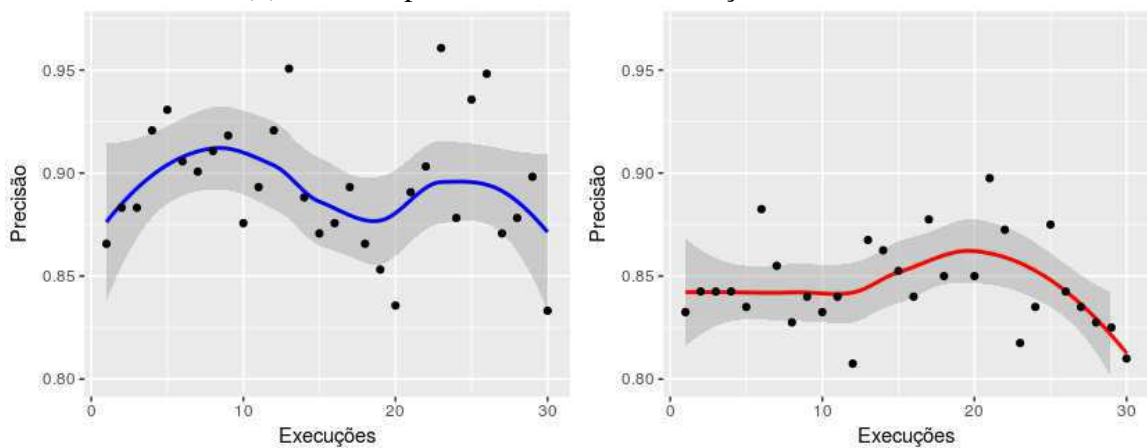
Figura 5.7: Intervalo de confiança da precisão por porcentagem de itens recomendados.



(a) Precisão para 25% das recomendações recebidas.



(b) Precisão para 50% das recomendações recebidas.



(c) Precisão para 75% das recomendações recebidas.

Fonte: Elaborada a autora (2016)

Tabela 5.8: Hipóteses alternativas e p-valor.

Hipótese nula	P-valor
H_1 - Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 25% dos itens	0.4755
H_1 - Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 50% dos itens	5.762644×10^{-22}
H_1 - Algoritmo proposto tem precisão maior que o clássico para 75% dos itens	1.532788×10^{-9}

Algoritmos apresentam precisão de recomendação similar. Trazendo essa análise para o mundo real, podemos supor que em um sistema real ambos os algoritmos teriam desempenho similar no começo do uso e que, com o passar do tempo o algoritmo proposto se tornaria mais preciso que o tradicional.

5.3.4 Recall

Similar à experimentação da precisão, também foi estabelecido um conjunto de hipóteses para a métrica de recall descritas na Tabela 5.8. Partindo de uma análise gráfica na Figura 5.8, temos os intervalos de confiança para a média do recall ao longo de 30 execuções. O número da execução está no eixo X dos gráficos e os valores do eixo Y representam a precisão média. Temos os resultados do algoritmo proposto representados novamente em azul e o algoritmo tradicional ou clássico, em vermelho.

Tabela 5.9: Hipóteses nulas e alternativas.

Hipótese	Descrição
H_0	Algoritmo proposto tem recall menor que o clássico para 25% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 25% dos itens
H_0	Algoritmo proposto tem recall menor que o clássico para 50% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 50% dos itens
H_0	Algoritmo proposto tem recall menor que o clássico para 75% dos itens
H_1	Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 75% dos itens

De maneira similar a precisão, para o primeiro cenário de experimentação os resultados

para o recall não foram diferentes para os algoritmos. Temos nos gráficos em (a) um comportamento similar entre os dois algoritmos, que foi confirmado pelo teste de hipóteses. O segundo cenário também não apresentou grandes diferenças entre os algoritmos, mas mesmo assim os resultados para o algoritmo proposto apresentam uma pequena melhora em relação ao tradicional.

Somente no terceiro cenário com 75% das recomendações é que os resultados para o algoritmo proposto se tornaram melhores, sobresaindo o algoritmo clássico.

Tabela 5.10: Hipóteses alternativas e p-valor.

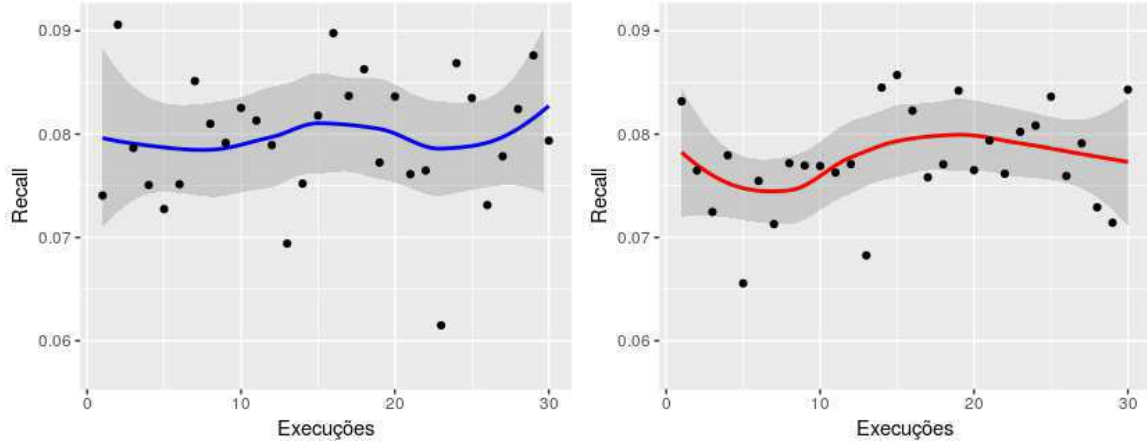
Hipótese nula	P-valor
H_1 - Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 25% dos itens	0.08261507
H_1 - Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 50% dos itens	1.260062×10^{-6}
H_1 - Algoritmo proposto tem recall maior que o clássico para 75% dos itens	2.45106×10^{-31}

5.4 Considerações Finais

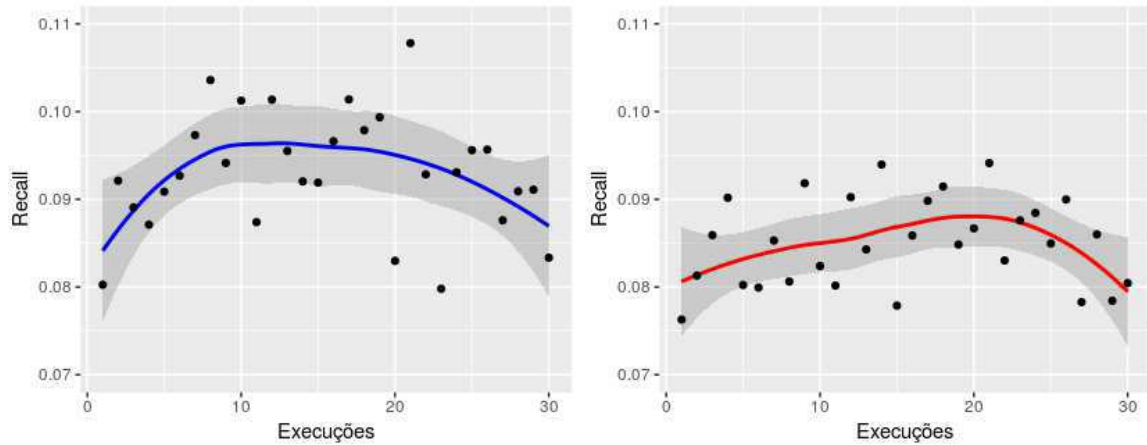
Neste capítulo foram analisados os resultados obtidos com a avaliação *offline* dos algoritmos propostos, ambos com diferentes métricas de avaliação. Observamos que o algoritmo de Filtragem Baseada em Conteúdo não apresentou grandes melhorias nas métricas estudadas, entretanto as métricas passaram a se concentrar em faixas de valores. No algoritmo de Filtragem Colaborativa tivemos uma avaliação na formação dos grupos, na similaridade dos grupos, precisão e recall das recomendações. Nesse caso, o uso de uma abordagem adaptativa também mostrou-se melhor nas métricas em relação a abordagem tradicional.

Em todos os cenários de execução apareceram grupos pequenos de dois ou um consumidor, mesmo no cenário com 40 consumidores onde era esperado que esse problema não ocorreria. Espera-se que utilizando uma base de dados que represente uma cidade e tenha alguns milhares de usuários, esse problema diminua. Entretanto, caso isso não ocorra, é possível limitar a quantidade mínima de usuários durante o agrupamento. Analisando as possíveis razões que levariam a esse problema foi observado que existem alguns consumidores com comportamentos mais resistentes a mudanças de consumo, como por exemplo,

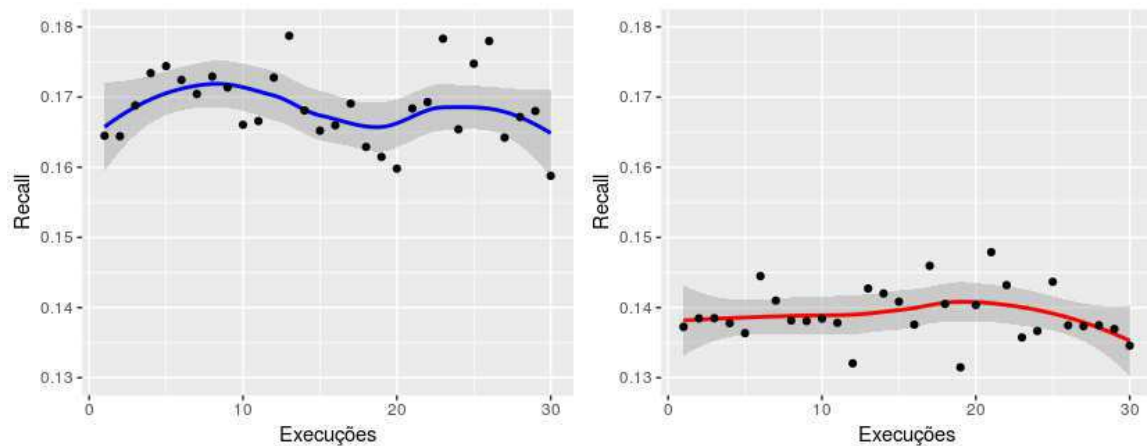
Figura 5.8: Intervalo de confiança do recall por porcentagem de itens recomendados.



(a) Recall para 25% das recomendações recebidas.



(b) Recall para 50% das recomendações recebidas.



(c) Recall para 75% das recomendações recebidas.

Fonte: Elaborada a autora (2016)

considerando nossa base de dados, podem existir consumidores cujas únicas ações que estariam dispostos a realizar seria a de trocar lâmpadas. Nesse contexto onde o comportamento é utilizado como forma de avaliação para a formação de grupos de consumidores similares é compreensível que o algoritmo não encontre um grupo em que este consumidor se adeque.

Com relação ao problema de distribuição dos consumidores devido ao peso de variáveis como localização, o algoritmo adaptativo apresentou um desempenho satisfatório, visto que em alguns cenários os usuários com características socioeconômicas similares se encontram no mesmo grupo e em locais opostos da cidade, por exemplo. Além dos problemas abordados ainda existem outros pontos que podem ser estudados no futuro, o desenvolvimento dos grupos pode ser uma informação importante que poderá ser melhor explorada visto que os perfis gerados pelo IBGE nos estudos passados não são construídos com base em análises complexas dos comportamentos e características dos consumidores.

Então podemos considerar que o algoritmo adaptativo pode ser utilizado como um ponto de partida para o desenvolvimento de análises e estudos mais complexos, pois foram obtidos resultados que mostram a possibilidade de construir grupos de usuários que possuam hábitos de consumo semelhantes. Essa formação de grupos pode dar margem a estudos sobre a distribuição de consumo entre grupos de usuários, como por exemplo o desenvolvimento de programas de tarifas específicos para grupos de usuários e ajudar o governo a entender onde precisam ser aplicadas maiores práticas de manutenção de energia.

O próximo passo, nesse caso, seria estudar o comportamento do algoritmo com uma base de dados reais e realizar um estudo mais profundo nos grupos gerados, visto que no nosso caso tanto o consumo como o *feedback* dos usuários foi simulado, não temos como determinar como será o resultado da execução dos algoritmos propostos e temos apenas indícios que os resultados serão melhores para as abordagens propostas do que as tradicionais, assim como o uso de dados reais podem fornecer mais informações e características de usuários que não podem ser simulados e podem fornecer um conjunto diferente de análises e ferramentas que essas informações podem proporcionar.

Um estudo que poderá ser feito com o desenvolvimento de trabalhos futuros será nos grupos formados no algoritmo de Filtragem Colaborativa. Como discutido anteriormente não temos acesso a informações que determinem se existem e como devem ser formados os grupos de usuários similares e com a execução temos um conjunto de grupos de usuários

semelhantes que permitem um estudo mais aprofundado e possíveis análises sobre os perfis de consumo existentes no Brasil. Tal resultado poderá possibilitar o desenvolvimento de melhores práticas de distribuição por parte da indústria e governo, com a possibilidade de informações sobre como grupos de usuários consomem energia e utilizam seus eletrodomésticos.

Capítulo 6

Conclusão e Trabalhos Futuros

Ao longo dessa dissertação foi estudado o consumo elétrico residencial e avaliada formas de utilizar técnicas computacionais para tornar esse consumo eficiente e consciente. Para atingir esse objetivo foram propostas algumas abordagens que tentam auxiliar o usuário a tornar o consumo eficiente com foco no uso de sistemas de recomendação.

Como o Brasil as informações sobre o consumo residencial individual são privadas e o uso de dados de outros países poderiam apresentar resultados diferentes, visto que cada país possui hábitos de consumo e posse de aparelhos diferentes, foram utilizados dados do IBGE e resultados de pesquisas disponibilizados pelo PROCEL, para elaborar populações sintéticas considerando esses dados. Cada usuário foi criado utilizando como base censos do governo sobre características de consumo e posse de aparelhos [13], segundo esses estudos do governo a população pode ser dividida em três perfis diferentes de acordo com seu consumo e características socioeconômicas. Com o auxílio de gerador de carga e os documentos do governo foi criada uma população semelhante aos usuários reais.

Foram implementados dois tipos de algoritmos de recomendação que em conjunto ou isolados podem ajudar o usuário a superar as principais barreiras à redução do consumo [12] e que poderiam ser expandidos no futuro, essas implementações foram: Recomendação Baseada em Conteúdo e Recomendação Colaborativas. Nas Recomendação Baseadas em Conteúdo o tempo presente do usuário é comparado com seu passado, com o intuito de encontrar recomendações que levaram a comportamentos passados que podem ser reforçados ou repetidos no presente. Para as Recomendação Colaborativas temos um modelo proposto que agrega conceitos de Redes Neurais a sistemas de recomendação Colaborativos para cons-

truir um algoritmo que responda ao feedback do usuário e altere a formação de grupos ao longo da execução.

Os resultados obtidos foram interessantes para uma população sintética, mostrando que os algoritmos propostos apresentaram uma avaliação melhor que os respectivos algoritmos tradicionais usados em sistemas de recomendação. Entretanto, devido ao tempo necessário para a coleta de dados de usuários reais, assim como a disponibilidade de recursos que possibilitassem essa coleta desempenhando o papel de um medidor inteligente, não foi possível observar como os usuários respondem ao sistema e qual seria a sua influência no mundo real. Podemos dizer então que o uso de sistemas de recomendação no contexto de eficiência energética apresenta indícios de bons resultados, mas não podemos dizer com certeza o seu grau de eficiência ou potencial de economia, devido à limitação de acesso a dados reais.

Nos trabalhos relacionados utilizados como referências para essa dissertação, não encontramos trabalhos semelhantes que considerem dados ou as técnicas computacionais como os que foram considerados nesta dissertação, o que pode estimular o desenvolvimento de soluções nesta mesma área e permitam a evolução do trabalho atual.

Em trabalhos futuros podemos explorar a eficiência dos algoritmos propostos em uma população real, assim como desenvolver outras funcionalidades que podem ser incorporadas promovendo a sua evolução. Uma funcionalidade que poderia ser incorporada refere-se ao uso de informações de assinaturas de carga, conhecidos na literatura como NIALM [28; 29; 10; 23], permitindo uma avaliação e recomendação mais específica para o usuário, assim como adicionar o conceito de automação no sistema tornando possível ao usuário controlar aparelhos da sua residência de forma remota.

Um segundo tópico importante a ser incorporado em trabalhos futuros é a participação do usuário fornecendo dados de aparelhos utilizados sua casa ou ações que ele faz e ajudam a reduzir o consumo podendo no futuro expandir a quantidade de recomendações do sistema.

Um terceiro ponto que pode ser abordado é a definição de similaridade entre usuários e como encontrar métricas que resultem em um grupo de usuários que seja representativa para o mundo real, assim como estudos e análises sobre os grupos de usuários formados pelo algoritmo de Filtragem Colaborativa visto que atualmente não encontramos estudos do governo atuais sobre os grupos ou perfis de consumo existentes na população, embora existam trabalhos relacionados a explicação e o relacionamento entre o consumo elétrico e

outros fatores, como por exemplo, características socioeconômicas.

Muito ainda pode ser feito considerando o ponto de vista de diferentes variáveis por se tratar de um campo de estudo relativamente novo e pouco investigado, outros pontos poderiam ter sido abordado se houvesse um tempo maior de estudo assim como outras propostas de abordagens poderiam ter sido desenvolvidas.

Os resultados finais obtidos o trabalho dessa dissertação podem ser vistos como um estímulo ao avanço e desenvolvimento do uso de análise de dados na área da eficiência energética, visto que pouca literatura foi encontrada relacionada ao tópico. E justamente como o que foi discutido por uma Fisher [15] a forma como o país fornece e cobra energia apresenta influência no consumo, tornando o trabalho uma contribuição inicial tanto em estudo voltados para o Brasil, como no uso de análise de dados na área da eficiência energética. Além disso, o agrupamento de usuários similares ocasionou o surgimento da necessidade de estudos como este, voltados para a compreensão de como o brasileiro consome energia.

Outra contribuição que podemos apresentar é o desenvolvimento de uma proposta totalmente sem o uso de desagregação, mostrando que é possível o desenvolvimento de software e trabalhos sobre eficiência energética residencial sem fazer uso dessa técnica. Assim outros países que como o Brasil, não tem acesso a medidores inteligentes podem realizar estudos sobre eficiência energética sem a necessidade de investimentos tanto do governo como do consumidor. Justamente por ser um campo novo uma investigação inicial das possibilidades e limitações permite o surgimento de novos questionamentos que pontos de interesse que levarão a possíveis contribuições futuras, tanto para entender o que pode explicar o consumo de usuário assim como, o uso de análise de dados para a eficiência energética.

Bibliografia

- [1] Novo método de caracterização das curvas de carga típicas de consumidores industriais integrado à realidade das redes inteligentes. R. C. G. Teive, F. F. Andrade, E. A. C. A. Neto, L. M. Rosário, C. C. de B. Camargo, J. Coelho, C. T. Leal e J. A. de Bettio.
- [2] Shafik Ahmad. Smart metering and home automation solutions for the next decade. In *Emerging Trends in Networks and Computer Communications (ETNCC), 2011 International Conference on*, pages 200–204. IEEE, 2011. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?tp=&arnumber=5958516>.
- [3] Safdar Ali and DoHyeun Kim. Visualization methodology of power consumption in homes. In *Open Source Systems and Technologies (ICOSST), 2013 International Conference on*, pages 55–59. IEEE, 2013. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?tp=&arnumber=6720606>.
- [4] Saima Aman, Yogesh Simmhan, and Viktor K Prasanna. Energy management systems: state of the art and emerging trends. *IEEE Communications Magazine*, 51(1):114–119, 2013. Disponível em = <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=6400447>.
- [5] Motaz Amer, A Naaman, NK M’Sirdi, and AM El-Zonkoly. Smart home energy management systems survey. In *Renewable Energies for Developing Countries (REDEC), 2014 International Conference on*, pages 167–173. IEEE, 2014. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=7038551>.
- [6] K Carrie Armel, Abhay Gupta, Gireesh Shrimali, and Adrian Albert. Is disaggregation

- the holy grail of energy efficiency? the case of electricity. *Energy Policy*, 52:213–234, 2013. Disponível em: <http://web.stanford.edu/group/peec/cgi-bin/docs/behavior/research/disaggregation-armel.pdf>.
- [7] Ballard Asare-Bediako, WL Kling, and PF Ribeiro. Home energy management systems: Evolution, trends and frameworks. In *2012 47th International Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, pages 1–5. IEEE, 2012. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6398441&tag=1.
- [8] Paolo Bertoldi, Andrea Ricci, and Anibal de Almeida. *Energy Efficiency in Household Appliances and Lighting*. Springer Science & Business Media, 2001. Disponível em: <http://link.springer.com/book/10.1007/978-3-642-56531-1>.
- [9] Oliveira C. Smart grids: Aplicação da tecnologia prime-plc em um sistema real para aplicações em smart metering, 2012. Disponível em: <http://www.cricte2004.eletrica.ufpr.br/anais/cba/2012/Artigos/99950.pdf>.
- [10] John WM Cheng, Gail Kendall, and Joseph SK Leung. Electric-load intelligence (e-li): concept and applications. In *TENCON 2006-2006 IEEE Region 10 Conference*, pages 1–4. IEEE, 2006. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4142265.
- [11] Sarah Darby. Making it obvious: designing feedback into energy consumption. In *Energy efficiency in household appliances and lighting*, pages 685–696. Springer, 2001. Disponível em: http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-642-56531-1_73.
- [12] BRASIL Empresa de Pesquisa Energética. Consumo anual de energia elétrica por classe (nacional): 1995-2013 – ministério de minas e energia, Rio de Janeiro: EPE, 2014. Disponível em: <http://www.epe.gov.br/mercado/Paginas/Consumonacionaldeenergiael%C3%A9tricaporclasse%E2%80%93931995-2009.aspx>.

- [13] BRASIL Empresa de Pesquisa Energética. Balanço energético nacional 2015: Ano base 2014 – ministério de minas e energia, Rio de Janeiro: EPE, 2015. Disponível em: <https://ben.epe.gov.br/BENRelatorioFinal.aspx?anoColeta=2015&anoFimColeta=2014>.
- [14] Jerry W Evans. Energy management system survey of architectures. *IEEE Comput. Applicat. Power;(United States)*, 2(1), 1989. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?tp=&arnumber=17994>.
- [15] Corinna Fischer. Feedback on household electricity consumption: a tool for saving energy? *Energy efficiency*, 1(1):79–104, 2008. Disponível em: <http://link.springer.com/article/10.1007%2Fs12053-008-9009-7>.
- [16] CLC FOUNIER, ACP e Penteado. Energia elétrica no setor residencial à luz do consumo consciente: resultados do estudo de caso no município de santo andré (sp). *V Encontro Nacional da Anppas-4 a*, 7. Disponível em = <http://www.anppas.org.br/encontro5/cd/artigos/GT17-266-239-20100903221411.pdf>.
- [17] Asela Gunawardana and Guy Shani. A survey of accuracy evaluation metrics of recommendation tasks. *Journal of Machine Learning Research*, 10(Dec):2935–2962, 2009. Disponível em: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1755883>.
- [18] Maria Halkidi, Yannis Batistakis, and Michalis Vazirgiannis. On clustering validation techniques. *Journal of intelligent information systems*, 17(2-3):107–145, 2001. Disponível em: <http://link.springer.com/article/10.1023/A:1012801612483>.
- [19] Jonathan L Herlocker, Joseph A Konstan, Loren G Terveen, and John T Riedl. Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 22(1):5–53, 2004. Disponível em: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=963772>.
- [20] Nur Iksan, Suhono Harso Supangkat, and I Gusti Bagus Baskara Nugraha. Home energy management system: A framework through context awareness. In *ICT for Smart Society (ICISS), 2013 International Conference on*, pages 1–4. IEEE, 2013. Disponível

- em: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6588118.
- [21] Masahiro Inoue, Toshiyasu Higuma, Yoshiaki Ito, Noriyuki Kushiro, and Hitoshi Kubota. Network architecture for home energy management system. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 49(3):606–613, 2003. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?tp=&arnumber=1233782>.
- [22] Ali Ipakchi and Farrokh Albuyeh. Grid of the future. *IEEE Power and Energy Magazine*, 7(2):52–62, 2009. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4787536&tag=1.
- [23] Adam B Jaffe and Robert N Stavins. The energy-efficiency gap: What does it mean? *Energy policy*, 22(10):804–810, 1994. Disponível em: <http://scholar.harvard.edu/stavins/publications/energy-efficiency-gap-what-does-it-mean>.
- [24] Sarika Jain, Anjali Grover, Praveen Singh Thakur, and Sourabh Kumar Choudhary. Trends, problems and solutions of recommender system. In *Computing, Communication & Automation (ICCCA), 2015 International Conference on*, pages 955–958. IEEE, 2015. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?reload=true&arnumber=7148534>.
- [25] Nadeem Javaid, I Khan, MN Ullah, A Mahmood, and MU Farooq. A survey of home energy management systems in future smart grid communications. In *Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications (BWCCA), 2013 Eighth International Conference on*, pages 459–464. IEEE, 2013. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/abstractAuthors.jsp?tp=&arnumber=6690929>.
- [26] Ferenc Kovács, Csaba Legány, and Attila Babos. Cluster validity measurement techniques. In *6th International symposium of hungarian researchers on computational intelligence*. Citeseer, 2005. Disponível em: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.100.2848&rep=rep1&type=pdf>.

- [27] Jeong In Lee, Chang-Sic Choi, Wan-Ki Park, Jin-Soo Han, and Il-Woo Lee. A study on the use cases of the smart grid home energy management system. In *ICTC 2011*, pages 746–750. IEEE, 2011. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6082716&tag=1.
- [28] Jian Liang, Simon KK Ng, Gail Kendall, and John WM Cheng. Load signature study—part i: Basic concept, structure, and methodology. *IEEE transactions on power Delivery*, 25(2):551–560, 2010. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5337912&tag=1.
- [29] Jian Liang, Simon KK Ng, Gail Kendall, and John WM Cheng. Load signature study—part ii: Disaggregation framework, simulation, and applications. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 25(2):561–569, 2010. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5337970.
- [30] George F Luger. *Inteligência Artificial-: Estruturas e estratégias para a solução de problemas complexos*. Bookman, 2004.
- [31] Kevin Meehan, Tom Lunney, Kevin Curran, and Aiden McCaughey. Context-aware intelligent recommendation system for tourism. In *Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), 2013 IEEE International Conference on*, pages 328–331. IEEE, 2013. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/login.jsp?tp=&arnumber=6529508>.
- [32] Cíntia Panarotto. O meio ambiente e o consumo sustentável: alguns hábitos que podem fazer a diferença. *Revista das relações de consumo. Caxias do Sul*, 2008.
- [33] ELETROBRÁS PROCEL Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica. Avaliação do mercado de eficiência energética no brasil - ano base 2005 - classe residencial - relatório centro-oeste, ministério de minas e energia, 2006. Disponível em: <http://www.procelinfo.com.br/main.asp?View=%7B5A08CAF0-06D1-4FFE-B335-95D83F8DFB98%7D&Team=¶ms=itemID=%7BEC6B77CC-1B9C-4C0D-B643-1C9148CE8420%7D%3B&UIPartUID=%7B05734935-6950-4E3F-A182-629352E9EB18%7D>.

- [34] ELETROBRÁS PROCEL Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica. Avaliação do mercado de eficiência energética no brasil - ano base 2005 - classe residencial - relatório nordeste, ministério de minas e energia, 2006. Disponível em: <http://www.procelinfo.com.br/main.asp?View=%7B5A08CAF0-06D1-4FFE-B335-95D83F8DFB98%7D&Team=¶ms=itemID=%7BEC6B77CC-1B9C-4C0D-B643-1C9148CE8420%7D%3B&UIPartUID=%7B05734935-6950-4E3F-A182-629352E9EB18%7D>.
- [35] ELETROBRÁS PROCEL Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica. Avaliação do mercado de eficiência energética no brasil - ano base 2005 - classe residencial - relatório norte, ministério de minas e energia, 2006. Disponível em: <http://www.procelinfo.com.br/main.asp?View=%7B5A08CAF0-06D1-4FFE-B335-95D83F8DFB98%7D&Team=¶ms=itemID=%7BEC6B77CC-1B9C-4C0D-B643-1C9148CE8420%7D%3B&UIPartUID=%7B05734935-6950-4E3F-A182-629352E9EB18%7D>.
- [36] ELETROBRÁS PROCEL Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica. Avaliação do mercado de eficiência energética no brasil - ano base 2005 - classe residencial - relatório sudeste, ministério de minas e energia, 2006. Disponível em: <http://www.procelinfo.com.br/main.asp?View=%7B5A08CAF0-06D1-4FFE-B335-95D83F8DFB98%7D&Team=¶ms=itemID=%7BEC6B77CC-1B9C-4C0D-B643-1C9148CE8420%7D%3B&UIPartUID=%7B05734935-6950-4E3F-A182-629352E9EB18%7D>.
- [37] ELETROBRÁS PROCEL Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica. Avaliação do mercado de eficiência energética no brasil - ano base 2005 - classe residencial - relatório sul, ministério de minas e energia, 2006. Disponível em: <http://www.procelinfo.com.br/main.asp?View=%7B5A08CAF0-06D1-4FFE-B335-95D83F8DFB98%7D&Team=¶ms=itemID=%7BEC6B77CC-1B9C-4C0D-B643-1C9148CE8420%7D%3B&UIPartUID=%7B05734935-6950-4E3F-A182-629352E9EB18%7D>.
- [38] ELETROBRÁS PROCEL Programa Nacional de Conservação de Ener-

gia Elétrica. Pesquisa de posse de equipamentos e hábitos de uso: Ano base 2005 – ministério de minas e energia, 2006. Disponível em: <http://www.procelinfo.com.br/main.asp?View=%7B5A08CAF0-06D1-4FFE-B335-95D83F8DFB98%7D&Team=¶ms=itemID=%7BE6AA7196-E64E-4FC0-9567-994B77FB24DE%7D%3B&UIPartUID=%7B05734935-6950-4E3F-A182-629352E9EB18%7D>.

- [39] MM Rahman, Murat Kuzlu, Manisa Pipattanasomporn, and Saifur Rahman. Architecture of web services interface for a home energy management system. In *Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), 2014 IEEE PES*, pages 1–5. IEEE, 2014. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6816418.
- [40] Francesco Ricci, Lior Rokach, and Bracha Shapira. *Recommender Systems Handbook*. Springer, 2011.
- [41] Stuart Jonathan Russell, Peter Norvig, John F Canny, Jitendra M Malik, and Douglas D Edwards. *Artificial intelligence: a modern approach*, volume 2. Prentice hall Upper Saddle River, 2003.
- [42] Stuart Jonathan Russell, Peter Norvig, John F Canny, Jitendra M Malik, and Douglas D Edwards. *Neural Networks: a modern approach*, volume 2. Prentice hall Upper Saddle River, 2003.
- [43] Guy Shani and Asela Gunawardana. Evaluating recommendation systems. In *Recommender systems handbook*, pages 257–297. Springer, 2011. Disponível em: <http://www.springer.com/us/book/9780387858203>.
- [44] Jeannet H Van Houwelingen and W Fred Van Raaij. The effect of goal-setting and daily electronic feedback on in-home energy use. *Journal of consumer research*, 16(1):98–105, 1989. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/24098598_The_Effect_of_Goal-Setting_and_Daily_Electronic_Feedback_on_In-Home_Energy_Use.

-
- [45] Junjie Wu. *Advances in K-means clustering: a data mining thinking*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [46] Wen Wu, Liang He, and Jing Yang. Evaluating recommender systems. In *Digital Information Management (ICDIM), 2012 Seventh International Conference on*, pages 56–61. IEEE, 2012. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/login.jsp?tp=&arnumber=6360092>.
- [47] Zied Zaier, Robert Godin, and Luc Faucher. Evaluating recommender systems. In *Automated solutions for Cross Media Content and Multi-channel Distribution, 2008. AXMEDIS'08. International Conference on*, pages 211–217. IEEE, 2008. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?reload=true&arnumber=4688070>.

Apêndice A

Recomendações e consumo por aparelhos

Neste apêndice temos todas as recomendações utilizadas como itens nos algoritmos propostos nessa dissertação separadas por aparelhos.

A.1 Ar-condicionado

Tabela A.1: Ações para redução do consumo para o ar-condicionado.

Recomendação	Justificativa
Considere aparelhos com selo Procel na hora da compra	O programa Procel classifica os aparelhos de acordo com a sua eficiência energética
Utilize recursos de programação como <i>timer</i> e <i>sleep</i>	Essas funções podem ser utilizadas a noite e diminuem o consumo do aparelho, quando estamos dormindo em geral a temperatura do corpo diminui.
A unidade externa deve ser instalada em lugar arejado e livre do sol	Isto dificulta a troca térmica do gás com o ar, aumentando a pressão interna no sistema e consequentemente reduzindo a eficiência do aparelho
Continua na próxima página	

Tabela A.1 – continuação

Recomendação	
Evite deixar portas e janelas abertas	Evitando que o ar externo a temperatura do ambiente fica mais estável e o aparelho trabalhe menos para manter a temperatura igual a do termostato.
Evite o calor do sol no ambiente, fechando cortinas e persianas	A temperatura do ambiente fica mais estável e o aparelho trabalhe menos para manter a temperatura igual a do termostato
Mantenha os filtros limpos	Filtros sujos impedem a circulação livre do ar e forçam o aparelho a trabalhar mais
Habitue-se a desligar o condicionador de ar sempre que você se ausentar do ambiente por tempo prolongado	Habitue-se a desligar o condicionador de ar sempre que você se ausentar do ambiente por tempo prolongado.
Substitua lâmpadas incandescentes por fluorescentes	As lâmpadas incandescentes produzem mais calor do que luminosidade
Carpets e tapetes	Um ambiente com carpets e tapetes terá uma queda de temperatura mais lenta pois eles retém calor por mais tempo e são isolantes térmicos.
Instalar os aparelhos no mínimo a 1.80 m do piso	O ar frio tende a descer, propiciando a movimentação do ar no ambiente
O aparelho pode ser desligado 30 min antes de sair	Tente desligar o refrigerador 30 minutos antes de sair, o ambiente vai continuar climatizado e o consumo de energia diminuir, isso vale para a hora do almoço também.
Continua na próxima página	

Tabela A.1 – continuação

Recomendação	
Deixar o ar condicionado desligado durante o inverno	Você pode deixar só o ventilador do aparelho ligado e a condensadora desligada.
Desligue o ar-condicionado uma hora antes do final do expediente	No final do expediente a temperatura começa a ser mais amena e o uso não é tão necessário. Num período de 8 horas, isso equivale a 12,5% de economia diária, o que equivale a quase um mês de economia no final do ano.

Aparelho	Potência Média (watts)	Dias estimados Uso/Mês	Média Utilização / Dia	Consumo Médio Mensal (KWh)
janela de 9.001 a 14.000 BTU	760	30	8 h	182,40
split de 10.001 a 15.000 BTU	800	30	8 h	192,00

Tabela A.2: Consumo elétrico estimado para ar-condicionado.

A.2 Geladeira

Tabela A.3: Ações para redução do consumo para a geladeira.

Recomendação	Justificativa
Evite colocar a geladeira ao lado de aparelhos que produzam/emitam calor	O compressor trabalharia mais para esfriar a temperatura interna, o que faz o consumo aumentar
Evite que a geladeira fique exposta ao sol	O compressor trabalharia mais para esfriar a temperatura interna, o que faz o consumo aumentar
Mantenha espaço livre dentro da geladeira	Manter a geladeira cheia evita que o ar circule e a temperatura demore mais a cair, fazendo com que o compressor trabalhe por mais tempo
Evite armazenar líquidos em recipiente sem tampa	Líquidos dentro da geladeira aumentam a umidade e forçam o compressor a trabalhar mais para manter a temperatura ideal
A temperatura ideal é 5C na geladeira e 0C no congelador	Segundo a ANVISA essa é a temperatura certa para conservar o alimentos, menos que isso ira aumentar o trabalho do compressor e o consumo.
Descongele a geladeira pelo menos uma vez por semana, ou quando a espessura do gelo passar de 1cm	O acúmulo de gelo aumenta o trabalho do compressor do aparelho.
Limpe as serpentinas do aparelho a cada dois meses	Com o tempo algumas peças podem ir se deteriorando ou ficando sujas, as serpentinas que cobrem o condensador acumulam poeira, o que cria uma capa que inibe a liberação de calor adequada.
Continua na próxima página	

Tabela A.3 – continuação

Recomendação	
Faça o teste da folha do papel	Coloque uma folha de papel nas bordas da geladeira e feche a porta em cima dela. Se a folha sair com facilidade, as borrachas de vedação devem ser substituídas.
Não use a geladeira para secar roupas, toalhas, tênis, etc	Isso sobrecarrega o aparelho, fazendo com que gaste mais.
Durante ausências prolongadas, esvazie a geladeira ou freezer e desligue o aparelho da tomada.	A geladeira é um dos aparelhos que consome mais da casa, pois fica ligado o dia inteiro. Desligar o aparelhos durante ausências prolongadas evita que o aparelho fique consumindo energia desnecessária.
Espere esfriar antes de guardar	Nunca guarde alimentos ainda quentes na geladeira ou freezer. Espere esfriarem por completo, depois guarde-os em vasilhas com tampas antes de refrigerá-los.
Sem abra e fecha	Evite o abra e fecha desnecessário da porta do eletrodoméstico. Pense no que vai precisar antes de abrir sua geladeira ou o freezer e retire tudo de uma vez.
Prateleiras livres para a circulação	Apesar de ser o costume de algumas pessoas, não se deve forrar as prateleiras internas do eletrodoméstico com panos ou plásticos: isso dificulta a circulação interna de ar.
Uma regulagem para cada estação	Regule o termostato de acordo com a estação do ano. No inverno, por exemplo, não há necessidade de manter a geladeira ou o freezer tão frios como no verão. Verifique as regulagens no manual do fabricante.
Cheque o selo de economia dos eletrodomésticos.	Antes de comprar uma geladeira ou freezer, verifique se o aparelho tem o Selo Procel de Economia de Energia e também seu gasto médio mensal.
Continua na próxima página	

Tabela A.3 – continuação

Recomendação	
Use recipientes de cerâmica ou vidro para armazenar alimentos	Vidro e cerâmica facilitam a manutenção de temperatura dos alimentos.
Evite colocar alimentos colados nas paredes do aparelho	Contato com a parede dificulta a passagem de ar e consequentemente faz com que o aparelho trabalhe mais e consuma mais energia.
Deixe um espaço mínimo de 15 cm dos lados, acima e no fundo do aparelho, no caso de instalação entre armários e paredes.	Deixe um espaço mínimo de 15 cm dos lados, acima e no fundo do aparelho, no caso de instalação entre armários e paredes.

Aparelho	Potência Média (watts)	Dias estimados Uso/Mês	Média Utilização / Dia	Consumo Médio Mensal (KWh)
Geladeira 1 porta	75	-	-	25,20
Geladeira 1 porta - <i>Frost free</i>	80	-	-	30,00
Geladeira 2 portas	110	-	-	50,00
Geladeira 2 portas - <i>Frost free</i>	120	-	-	55,00

Tabela A.4: Consumo elétrico estimado para geladeira

A.3 Televisão

Tabela A.5: Ações para redução do consumo para a televisão.

Recomendação	Justificativa
Evite dormir com a televisão ligada, usando a função <i>timer/sleep</i>	Programar essa função evita que a televisão fique ligada a noite inteira.
Prefira televisões de LED que consomem menos	Os aparelhos novos consomem menos energia que os antigos.
Dê preferência a modelos com receptor digital integrado	Dê preferência a modelos com receptor digital integrado.
Certifique-se de configurar sua TV de forma a aproveitar as vantagens de quaisquer recursos de baixo consumo de energia.	Verifique o manual para obter detalhes sobre como configurar sua TV para usar menos energia.

Tabela A.6: Consumo elétrico estimado para televisão

Aparelho	Potência Média (watts)	Dias estimados Uso/Mês	Média Utilização / Dia	Consumo Médio Mensal (KWh)
TV CRT em cores 29"	110	30	5 h	16,50
TV Plasma 42"	320	30	5 h	48,00
TV Plasma 50"	500	30	5 h	75,00
TV LCD 32"	170	30	5 h	25,50
TV LCD 42"	220	30	5 h	33,00
TV LED 32"	95	30	5 h	14,30
TV LED 42"	120	30	5 h	18,00

A.4 Iluminação

Tabela A.7: Ações para redução do consumo para a lâmpadas.

Recomendação	Justificativa
Ao sair do ambiente sempre lembrar de apagar as luzes	A iluminação é um dos três maiores consumos da casa, junto com o chuveiro, ar-condicionado ou geladeira.
Trocar lâmpadas por fluorescentes.	Lâmpadas fluorescentes consomem até 75% menos energia e duram 10 vezes mais.
Utilize sensores para evitar esquecer luzes acesas	Evita que luzes fiquem acesas em ambientes vazios.
Continua na próxima página	

Tabela A.7 – continuação

Recomendações	
Pintar paredes de cores claras que refletem melhor a luz.	Evita a necessidade de mais lâmpadas ou aumentar a potência das lâmpadas existentes.
Mantenha lâmpadas e luminárias sempre limpas.	A sujeira com o tempo pode bloquear a iluminação.
Divida os circuitos de iluminação.	Essa ação permite que seja possível utilizá-los parcialmente, sem prejudicar o conforto.
Use iluminação dirigida para leitura e trabalhos manuais.	Use iluminação dirigida para leitura e trabalhos manuais.
Em áreas externas, estude a possibilidade de utilizar lâmpadas de vapor de sódio de alta pressão (VASP) ou lâmpadas multivapor metálico(MVM)	Esses modelos são mais eficientes que as lâmpadas de vapor de mercúrio
Lâmpadas de LED podem ser opções interessantes.	Elas consomem menos energia e podem durar sete vezes mais que as fluorescentes compactas.

Tabela A.8: Consumo elétrico estimado para televisão

Aparelho	Potência Média (watts)	Dias estimados Uso/Mês	Média Utilização / Dia	Consumo Médio Mensal (KWh)
Incandescente 40 W	40	30	5 h	6,00
Incandescente 60 W	60	30	5 h	9,00
Incandescente 100 W	100	30	5 h	15,00
Fluorescente compacta 11 W	11	30	5 h	1,65
Fluorescente compacta 15 W	15	30	5 h	2,20
Fluorescente compacta 23 W	23	30	5 h	3,50
LED 8 W	8	30	5 h	1,20
LED 12 W	12	30	5 h	1,80
Fluorescente tubular 16 W	16	30	5 h	2,40
Fluorescente tubular 32 W	32	30	5 h	4,80
LED tubular 11 W	11	30	5 h	1,65
LED tubular 22 W	22	30	5 h	3,30

A.5 Chuveiro

Tabela A.9: Ações para redução do consumo para o chuveiro.

Recomendação	Justificativa
No verão mudar a chave do chuveiro para essa estação.	Nessa época as temperaturas são mais altas e diminui a necessidade de água quente. (economia de 30%)
Desligue o chuveiro para se ensaboar e procure reduzir o tempo de banho.	O chuveiro pode ser responsável por 30% do consumo da casa, diminuir seu consumo pode reduzir significativamente a conta no fim do mês.
Controle o tempo de banho	Um bom banho não necessita mais que dez minutos.
Evite fazer a barba durante o banho.	Evite fazer a barba durante o banho.
Limpe periodicamente os orifícios de saída de água do chuveiro.	Limpe periodicamente os orifícios de saída de água do chuveiro.
Não aproveite uma resistência queimada.	Além de aumentar o consumo, essa prática é perigosa.
Jamais faça emendas ou adaptações.	Esse procedimento aumenta o consumo e causa sérios danos à instalação e ao chuveiro.
Cada chuveiro deve possuir um disjuntor independente, direto da medição.	Cada chuveiro deve possuir um disjuntor independente, direto da medição.

Tabela A.10: Consumo elétrico estimado para chuveiro

Aparelho	Potência Média (watts)	Dias estimados Uso/Mês	Média Utilização / Dia	Consumo Médio Mensal (KWh)
Chuveiro elétrico 3500 W	3500	30	40 min	70,00
Chuveiro elétrico 4500 W	4500	30	40 min	90,00
Chuveiro elétrico 5000 W	5000	30	40 min	100,00

A.6 Micro-ondas

Tabela A.11: Ações para redução do consumo para o micro-ondas.

Recomendação	Justificativa
Retire os alimentos do freezer com antecedência, evitando o descongelamento com o auxílio do micro-ondas.	Retire os alimentos do freezer com antecedência, evitando o descongelamento com o auxílio do micro-ondas.
Não obstrua a saída de ar do aparelho.	Além de obter máximo rendimento do aparelho também impede o superaquecimento.
Limpe bem o aparelho internamente.	Essa medida permite o uso eficiente do aparelho e que seja gasto menos tempo e energia no cozimento.
Evite o micro-ondas para aquecer líquidos, prefira o fogão.	Evite o micro-ondas para aquecer líquidos, prefira o fogão.

Tabela A.12: Consumo elétrico estimado para micro-ondas

Aparelho	Potência Média	Dias estimados	Média Utilização	Consumo Médio
----------	----------------	----------------	------------------	---------------

A.7 Máquina de lavar roupa

Tabela A.13: Ações para redução do consumo para a lava-roupas.

Recomendação	Justificativa
Economize água e energia elétrica lavando de uma só vez a quantidade máxima de roupa indicada pelo fabricante.	Economize água e energia elétrica lavando de uma só vez a quantidade máxima de roupa indicada pelo fabricante.
Consulte o manual de instruções e veja a dose certa de sabão a ser usada.	Isso evita repetir as operações de enxágue, economizando energia e suas roupas.
Mantenha o filtro sempre limpo.	Mantenha o filtro sempre limpo.

Tabela A.14: Consumo elétrico estimado para lava-roupas.

Aparelho	Potência Média (watts)	Dias estimados Uso/Mês	Média Utilização / Dia	Consumo Médio Mensal (KWh)
Lavadora de roupas	500	12	1 h	6,00

A.8 Ferro Elétrico

Tabela A.15: Ações para redução do consumo para o ferro elétrico.

Recomendação	Justificativa
Evite ligar o ferro nos horários em que muitos outros aparelhos estejam ligados.	Ele sobrecarrega a rede de energia elétrica.
Espere acumular uma quantidade razoável de roupas e passe de uma só vez.	Espere acumular uma quantidade razoável de roupas e passe de uma só vez.
Siga as instruções de temperatura para cada tipo de tecido.	Siga as instruções de temperatura para cada tipo de tecido.
Passe primeiro as roupas leves.	Passe primeiro as roupas leves enquanto o ferro esquenta para economizar energia. No final, depois de desligar o ferro, também use o calor residual para passar mais roupas leves.

Tabela A.16: Consumo elétrico estimado para ferro elétrico.

Aparelho	Potência Média (watts)	Dias estimados Uso/Mês	Média Utilização / Dia	Consumo Médio Mensal (KWh)
Ferro elétrico automático	1000	12	1 h	12,00

A.9 Computadores

Tabela A.17: Ações para redução do consumo para Computadores.

Recomendação	Justificativa
Compre computadores com o selo Energy Star, que gastam menos eletricidade.	Compre computadores com o selo Energy Star, que gastam menos eletricidade.
Desligue os acessórios, como impressora, caixas de com e scanner, quando não estiver usando.	Desligue os acessórios, como impressora, caixas de com e scanner, quando não estiver usando.
Desligue o computador se for permanecer fora de uso por mais de uma hora.	Desligue o computador se for permanecer fora de uso por mais de uma hora.
Evite usar o protetor de tela.	As animações consomem muita energia.
Após a carga das baterias do notebook, retire a fonte/carregador da tomada. Caso utilize o notebook ligado na tomada, retire a fonte/carregador da tomada após o desligamento do notebook.	Após a carga das baterias do notebook, retire a fonte/carregador da tomada. Caso utilize o notebook ligado na tomada, retire a fonte/carregador da tomada após o desligamento do notebook.
Continua na próxima página	

Tabela A.17 – continuação

Recomendação	
Faça um bom ajuste do brilho e contraste do monitor de seu computador.	Faça um bom ajuste do brilho e contraste do monitor de seu computador.
Selecione, no painel de controle do sistema operacional do seu notebook ou computador, o modo de economia de energia. Dessa forma você reduz o consumo do notebook, computador e monitor.	Selecione, no painel de controle do sistema operacional do seu notebook ou computador, o modo de economia de energia. Dessa forma você reduz o consumo do notebook, computador e monitor.
Quando o computador estiver inativo, utilize o stand-by (modo suspender ou hibernar).	Nessa função, a potência diminui consideravelmente.

Tabela A.18: Consumo elétrico estimado para Computadores.

Aparelho	Potência Média (watts)	Dias estimados Uso/Mês	Média Utilização / Dia	Consumo Médio Mensal (KWh)
Computador	100	30	8 h	24,00
Impressora	15	30	1 h	0,45
Monitor LCD	30	30	8 h	7,20
Notebook	30	30	8 h	7,20
Scanner	9	30	1 h	0,27
Modem internet	12	30	8 h	2,88
Modem internet - stand-by	5	30	24 h	3,60
Roteador	10	30	24 h	7,20

A.10 Diversos

Tabela A.19: Ações para redução do consumo para Computadores.

Recomendação	Justificativa
Evitar ligar os aparelhos benjamins, extensões ou T's	O uso de vários aparelhos na mesma extensão pode causar perda de energia, além de aumentar o risco de curto.
Evitar deixar aparelhos de bateria carregando a noite toda.	Mesmo depois da bateria carregada, os carregadores continuam consumindo. Dependendo da casa pode chegar a R\$ 10,00 de desperdício por mês.
Desligar da tomada aparelhos em <i>stand by</i> .	Esse modo operacional consome 20% a mais de energia do que desperdiçaria caso o dispositivo eletrônico fosse desligado direto no botão ou da tomada.
Continua na próxima página	

Tabela A.19 – continuação

Recomendação	
Evitar usar muitos aparelhos em horários de pico (18-21hrs).	Em planos como a Tarifa Branca nesse horário o valor cobrado por KWh pode chegar a quase o dobro do cobrado fora do horário de pico.
Quando viajar desligue a chave geral da casa.	Sem ninguém em casa evita que ocorram gastos desnecessários com energia.

Apêndice B

Sumarização e Caracterização da população.

Após a construção da população, é importante analisar quão próxima ela está da população real. Nesse caso os dados simulados são usados com o intuito de representar a população de consumidores reais, como o questionário foi aplicado em uma cidade da região Nordeste, iremos considerar os dados do anuário para esta região.

B.1 Localização

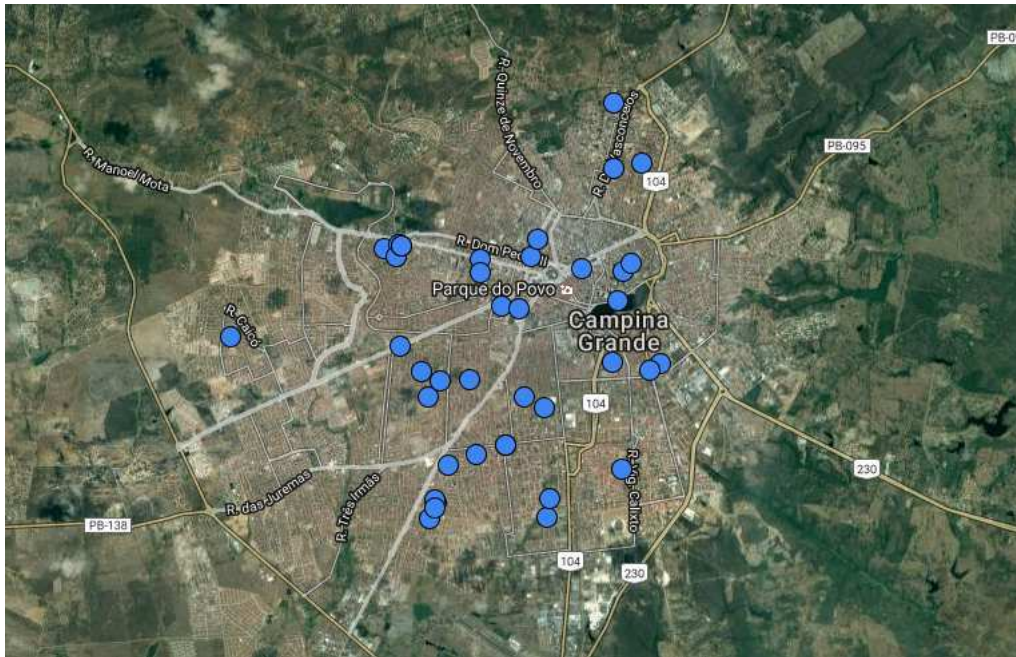
Considerando os dados da prefeitura de Campina Grande, a cidade possui quarenta e nove bairros, alguns desses bairros são novos e pouco habitados. A população obtida com o questionário, está distribuída em dezenove diferentes bairro. Este valor equivale a 38% dos bairros existentes na cidade.

No entanto, analisando o mapa presente na Figura B.1 e a Tabela B.1 vemos que a população se encontra bem distribuída nos limites da cidade. Essa afirmação não está relacionada a densidade populacional dos bairros, não temos mais usuários nos bairros mais populosos por exemplo.

Tabela B.1: Distribuição da população por bairro.

Bairro	Quantidade de usuários	Porcentagem (população)
Alto Branco	3	7.5%
Bela Vista	2	5%
Bodocongó	3	7.5%
Católé	4	10%
Centro	3	7.5%
Conjunto dos Professores	1	2.5%
Cruzeiro	7	17.5%
Dinamérica	1	2.5%
Jardim Paulistano	2	5%
Jardim Quarenta	1	2.5%
Liberdade	3	7.5%
Malvinas	1	2.5%
Palmeira	1	2.5%
Prata	1	2.5%
Santa Rosa	3	7.5%
São José	3	7.5%
Universitário	1	2.5%

Figura B.1: Distribuição da população por bairro.



Fonte: Elaborada a autora (2016)

B.2 Quantidade de moradores

Na Tabela B.2 temos a média de moradores por faixa de consumo para região Nordeste, esses valores foram extraídos do anuário para esta região [34]. Na segunda coluna, temos a média de moradores para as respostas do questionário. Observamos uma distribuição com valores próximos para as duas colunas. As variações podem ser justificadas porque o questionário foi divulgado em um ambiente composto em sua maioria por estudantes.

Um fator difícil de considerar nessas informações, são as mudanças que ocorreram na constituição da população desde do ano de publicação do anuário até os dias atuais. A variação em fatores, como a diminuição da taxa de natalidade por exemplo, podem afetar a quantidade média de moradores da população.

Média de moradores	Nordeste (%)	Questionário (%)
Faixa 1	3.35%	2.91%
Faixa 2	3.76%	3.6%%
Faixa 3	4.17%	3.57%
Total	3.54%	3.15%

Tabela B.2: Média de moradores por faixa de consumo.

B.3 Nível de escolaridade

Em [34] não encontramos informações sumarizadas na forma de gráfico sobre o nível de escolaridade da população da região Nordeste. Apenas os valores a nível nacional. Considerando os voluntários que responderam o questionário, podemos observar na Tabela B.3 que em sua maioria os responsáveis pela residência possuem ensino superior completo. Lembrando que os questionários foram divulgados em um ambiente universitário esse resultado é esperado. Entretanto, para o experimento desenvolvido nessa dissertação, o ideal seria uma população com uma maior distribuição de níveis de escolaridade. Essa maioria de respostas um nível de escolaridade, 60% equivale a mais da metade dos voluntários, levou a desconsiderar esta variável nos experimentos desenvolvidos.

Tabela B.3: Porcentagem de nível de escolaridade da população.

Nível de escolaridade	Porcentagem
Fundamental completo	2.5%
Médio Completo	17.5%
Superior incompleto	17.5%
Superior completo	60%
Não respondeu	2.5%

B.4 Consumo médio de energia

O consumo médio entre a população da região Nordeste e do questionário possuem distribuição diferente. Entretanto, de forma similar a população do Nordeste a maioria da população está na primeira faixa de consumo, como pode ser observado na Tabela B.4.

Tabela B.4: Porcentagem de consumidores por consumo médio.

Faixa de consumo	Nordeste (%)	Questionário (%)
Faixa 1	74.8%	55.5%
Faixa 2	11.1%	25.5%
Faixa 3	14.1%	19.5%

B.5 Medidor de energia isolado

O medidor de energia está relacionado a condições de moradia e características da casa. Por exemplo, se a casa possuir um comércio e o medidor não for isolado o consumo não será preciso.

Para as respostas dos questionário presentes na Tabela B.11, 99% dos voluntários responderam que possuem medidor isolado. No anuário encontramos apenas valores a nível nacional, entretanto em ambos os casos a maioria das residências possui medidor isolado.

Tabela B.5: Medidor de energia isolado.

Medidor isolado	Brasil	Questionário
Sim	94.3%	99%
Não	2.1%	0%
Não Sei	3.7%	1%

B.6 Tipo de residência

Com respeito ao tipo de moradia, a maioria da população brasileira reside em casas. Embora para o questionário a maioria também resida em casas, a proporção é menor como pode ser observado na Tabela B.6.

Esse comportamento da amostra pode ser explicado devido ao ambiente universitário onde o questionário foi aplicado. Sabemos que em sua maioria os voluntários eram estudantes e que comumente alunos dividem apartamentos, explicando portanto o grande número de residências declaradas como apartamentos.

Tabela B.6: Tipo de residência

Tipo de residência	Brasil	Questionário
Casa	94%	55%
Apartamento	6%	45%

B.7 Quantidade de chuveiros na casa

A posse de chuveiros foi escolhida como característica, devido ao seu peso no consumo final de energia. Nas Tabelas B.7 e B.8, notamos que a população do questionário possui valores diferentes da população da região Nordeste. Entretanto, em ambas as tabelas é possível observar que o comportamento mesmo diferente para a região Nordeste, é bastante similar para o nível nacional.

Tabela B.7: Posse média de chuveiro por residência.

Brasil	Nordeste	Questionário
0.89	0.40	1.075

Tabela B.8: Residências com pelo menos um chuveiro elétrico.

Brasil	Nordeste	Questionário
73.1%	30.3%	72.5%

B.8 Empregados da casa

A quantidade e tipo de empregados da casa está relacionado as condições socioeconômicas dos moradores. De acordo com o anuário, para o nordeste a média de empregados domésticos é de 0.80. Para o estudo realizado foram levantadas informações mais detalhadas, como pode ser observado na Tabela B.9 a seguir.

Tabela B.9: Empregados da casa

Tipo de empregados	Porcentagem
Empregada Doméstica	17.5%
Diarista	25%
Babá	2.5%
Nenhum	55%

Podemos assumir que, a maioria dos voluntários que responderam o questionário possuem uma renda maior que a população da região Nordeste. Dado que quase 50% dos voluntários possuem algum tipo de empregada doméstica.

B.9 Renda média da casa

Comparando os dados para o Nordeste e o questionário podemos notar que, em ambos a maioria possui a mesma faixa de renda. Os valores do anuário possuem uma quantidade maior de faixas de valores, mas quando o questionário foi reproduzido esses valores foram desconsiderados. Por exemplo, a faixa de valores maior que quinze salários mínimos.

Tabela B.10: Renda média da casa

Renda	Nordeste	Questionário
Um salário	9.7%	2.5%
Entre um e quatro salários	42.6%	45%
Entre quatro e seis salários	14.8%	25%
Entre seis e dez salários	5.9%	17.5%
Entre dez e quinze salários	1.9%	2.5%
Não respondeu	24%	7.5%

B.10 Proximidade à periferia

Essa variável não está presente nas análises dos anuários, entretanto ela foi adicionada ao questionário. Se torna interessante considerar a variável visto que considerando a localização e esta variável, podemos identificar que se trata de uma casa pequena em um bairro nobre por exemplo.

Tabela B.11: Proximidade à periferia

Proximidade	Porcentagem
Não sei	27.5%
Menos de 100 metros	2.5%
Entre 100 e 200 metros	5%
Entre 200 e 300 metros	7.5%
Entre 400 e 500 metros	12.5%
Mais de 500 metros	45%

B.11 Adota medidas para reduzir consumo

Essa variável irá determinar se os consumidores seguem alguma medida para reduzir o consumo de energia elétrica.

Podemos observar uma grande variação dos valores, essa mudança pode estar relacionada

Tabela B.12: Medidas para reduzir consumo.

Adota medidas	Brasil	Questionário
Sim	75.2%	55%
Não	23.1%	15%
Não Sei ou Não respondeu	1.7%	30%

à uma mudança comportamental. O anuário foi realizado pouco tempo depois da crise do apagão, o que pode justificar um comportamento de consumo mais consciente na população.

B.12 Opinião sobre as medidas atuais

Essa variável permite perceber a forma como o consumidor identifica a sua posição quanto ao consumo elétrico. Caso ele não acredite que as medidas sejam suficientes, podemos supor que uma oferta de novas medidas pode mudar seu comportamento.

Tabela B.13: Opinião sobre as medidas atuais

Opinião	Porcentagem
Insuficientes	32.5%
Mais que suficientes	2.5%
Suficientes	47.5%
Não sei	5%
Não respondeu	2.5%

B.13 Impacto da conta no conforto/qualidade de vida

O impacto no conforto ou qualidade de vida do consumidor, determina como a necessidade de redução na conta de energia afeta a vida do consumidor. Na Tabela B.13, podemos observar que grande parte dos voluntários, 55%, não relatou ter desconforto diante a necessidade de economia de energia.

Tabela B.14: Impacto da conta no conforto/qualidade de vida

Opinião	Porcentagem
Aprendi a viver com o mesmo conforto economizando energia	25%
Não causou desconforto	55%
Causou desconforto	10%
Causou muito desconforto	2.5%
Não adotei práticas de economia	5%
Não respondeu	5%

B.14 Formas de identificar consumo do aparelho na compra

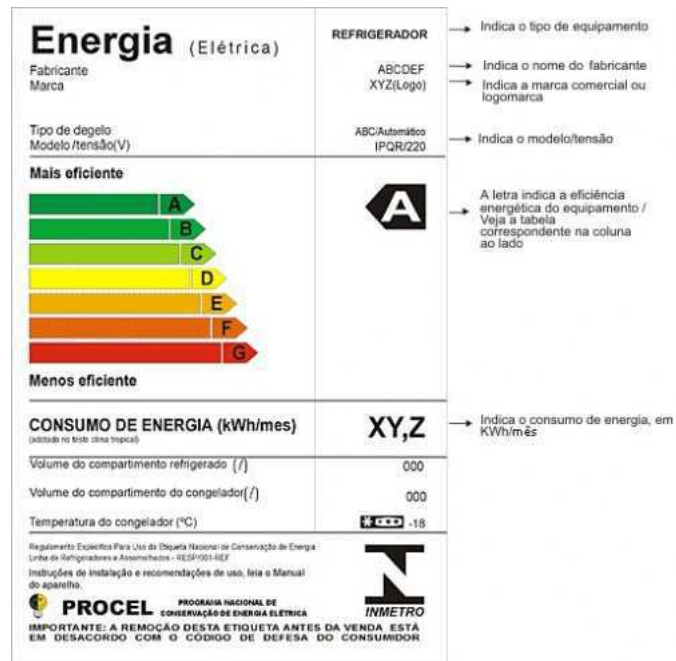
No Brasil existem duas formas fornecidas pelo governo para identificar o consumo elétrico de um aparelho: a etiqueta PBE, Figura B.2, e o selo PROCEL, Figura B.3. Esta variável permite acessar o conhecimento dos consumidores sobre como o aparelho consome energia, e como eles consideram essa informação no ato da compra.

Nas Tabelas a seguir, temos os valores para esta variável considerando o Nordeste e o questionário. Em ambos os casos, notamos que grande parte da informação obtida pelos consumidores provém da etiqueta PBE.

Tabela B.15: Identificação de consumo, região Nordeste.

Adota medidas	Porcentagem
Etiqueta	23.5%
Selo PROCEL	13.3 %
Outro	5.4%
Não Sei ou Não respondeu	57.4%

Figura B.2: Etiqueta PBE utilizada para classificar o consumo.



Fonte: PROCEL (2016)

Tabela B.16: Identificação de consumo, questionário.

Adota medidas	Porcentagem
Etiqueta	60%
Não me interessa	12.5 %
Pesquisa	15%
PROCEL	12.5%

Figura B.3: Etiqueta PROCEL para identificar aparelhos mais eficientes.



Fonte: PROCEL (2016)

B.15 Pesquisa por dicas de consumo

Esta variável permite identificar qual o interesse do consumidor em buscar informações para redução de consumo. Na Tabela B.17, podemos notar que a maioria dos voluntários não procura por dicas para redução de consumo.

Tabela B.17: Pesquisa por dicas.

Pesquisa Dicas	Porcentagem
Não	42.5%
Sim	12.5 %
Não respondeu	25%

B.16 Meios de informação onde encontra dicas

Para os voluntários que afirmaram que buscam dicas para reduzir consumo, foi questionado como as dicas eram obtidas. Nesse caso, os voluntários poderiam responder mais de uma fonte, como por exemplo Internet e Jornais. Em quase sua totalidade os voluntários usam a internet como informação e como segunda fonte a Televisão.

Tabela B.18: Fonte dicas.

Fonte	Porcentagem
Internet	95%
Televisão	40 %
Jornais	15%
Revistas	5%
Conta de luz	30%
Lojas/vendedores	0%

B.17 Interesse em receber dicas

Para esta pergunta, 65% dos voluntários marcaram que teriam interesse em receber dicas para reduzir o consumo de energia elétrica.

B.18 Ações para redução do consumo

As ações para redução do consumo não estão presentes no anuário [34], elas foram adicionada nesse estudo para identificar características referentes ao comportamento dos consumidores perante as recomendações. Dessa forma, quanto mais quantidade de classes a maioria da população estiver disposta seguir, maior será a chance do consumidor gostar das recomendações do sistema.

Na Tabela B.19, temos a quantidade de classes por voluntário que respondeu ao questionário. Temos que a maioria dos voluntários, 47% dos voluntários, estariam dispostos a realizar recomendações de 5 ou 6 classes diferentes. Esse valor indica que existe uma grande possibilidade dos usuários receberem recomendações que eles irão gostar e quais classes de recomendação que são de maior interesse dos usuários.

Tabela B.19: Quantidade de ações escolhidas pelos voluntários.

Quantidade de ações	Porcentagem
1	2.5%
2	10%
3	15%
4	20%
5	25%
6	22.5%
7	5%
8	0%

Apêndice C

Pesquisa sobre Hábitos de Consumo

Essa pesquisa é realizada com o intuito de levantar características para a construção de uma população sintética que será utilizada em experimentos do trabalho de pesquisa na área de eficiência energética.

As informações pedidas são anônimas (não incluem nome ou informações pessoais específicas) e não serão divulgadas de forma não agregada.

* Required

Características da Residência

Em que bairro sua casa está localizada? *

Quantas pessoas moram na sua casa? *

(Contando com você)

Qual o nível de escolaridade do responsável pela casa?

Qual o valor médio da conta de energia nos últimos meses? *

- Menos de R\$ 100
- Entre R\$ 100 e R\$ 200
- Entre R\$ 200 e R\$ 300
- Entre R\$ 300 e R\$ 400
- Entre R\$ 400 e R\$ 500
- Mais de R\$ 500

Qual o tipo de residência? *

- Casa
- Apartamento
- Outro:

O medidor de energia serve só a sua casa? *

O medidor de energia é o aparelho utilizado pela concessionária para identificar (ler) o quanto de energia foi consumido. Nesse caso servir só a casa implica que o medidor mede o consumo só da casa e não possui outro tipo de estabelecimento (Ex. Casa e comércio informal)

- Sim
- Não
- Não sei

Sua casa possui quantos chuveiros elétricos?

- 0
- 1
- 2
- 3
- 4 ou mais

Você possui algum empregado(a) da lista abaixo?

- Empregada Doméstica
- Diarista
- Babá
- Jardineiro
- Motorista
- Outro:

Em qual a renda média total da sua casa?

Sua casa está próxima à favela ou periferia?

Você estaria disposto a realizar algumas ações desse tipo para reduzir o consumo de energia da sua casa? *

(Pode ser marcada mais de uma opção)

- Trocar aparelhos elétricos antigos por mais novos
- Aprender funções e funcionamento de seus aparelhos elétricos
- Trocar lâmpadas por modelos mais eficientes
- Realizar mudanças no interior da casa (cor da parede, posições de aparelhos)
- Mudanças de hábitos que alterem o seu conforto (como diminuir temperatura do banho)
- Adicionar atividades de limpeza específicas de alguns aparelhos elétricos

- Mudar rotina de uso de alguns aparelhos (como acumular roupas sujas para lavar uma única vez)
- Mudar horários de algumas atividades da sua rotina
- Outro:

Considerando a mesma lista quais ações vocês NÃO estaria disposto a realizar? *

(Pode ser marcada mais de uma opção)

- Trocar aparelhos elétricos antigos por mais novos
- Aprender funções e funcionamento de seus aparelhos elétricos
- Trocar lâmpadas por modelos mais eficientes
- Realizar mudanças no interior da casa (cor da parede, posições de aparelhos)
- Mudanças de hábitos que alterem o seu conforto (como diminuir temperatura do banho)
- Adicionar atividades de limpeza específicas de alguns aparelhos elétricos
- Mudar rotina de uso de alguns aparelhos (como acumular roupas sujas para lavar uma única vez)
- Mudar horários de algumas atividades da sua rotina
- Outro:

Hábitos de consumo

Na sua casa são adotadas práticas para economizar energia? Se sim, as práticas adotadas para economizar energia foram:

- Insuficientes
- Suficientes
- Mais que suficientes
- Não sei
- Outro:

Na sua opinião a necessidade da redução de consumo/aumento da conta de energia alterou sua qualidade de vida/conforto? *

- Não causou desconforto

- Causou desconforto
- Causou muito desconforto
- Aprendi a viver com o mesmo conforto economizado energia
- Outro:

Como você identifica o consumo elétrico dos aparelhos domésticos? *

- Etiqueta
- PROCEL
- Não me interessa
- Pesquisa
- Outro:

**Você recebe ou pesquisa por informações/dicas sobre economizar energia?
Se SIM, quais suas fontes de informações?**

- Internet
 - Televisão
 - Jornais
 - Revistas
 - Conta de luz
 - Amigos
 - Loja/vendedores
 - Outro:
-