

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Felipe Moraes do Nascimento

**MODELO PARA MEDIR O POTENCIAL DE ADOÇÃO DOS
CONSUMIDORES À TECNOLOGIA FOTOVOLTAICA A PARTIR DE
*POWER BIG DATA***

Santa Maria, RS
2024

Felipe Moraes do Nascimento

**MODELO PARA MEDIR O POTENCIAL DE ADOÇÃO DOS CONSUMIDORES À
TECNOLOGIA FOTOVOLTAICA A PARTIR DE *POWER BIG DATA***

Tese apresentada ao Curso de Doutorado Acadêmico do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de concentração em Gerência da Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do título de **Doutor em Engenharia de Produção.**

Orientador: Prof. Dr. Julio Cezar Mairesse Siluk

Santa Maria, RS
2024

This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001

Moraes do Nascimento, Felipe
MODELO PARA MEDIR O POTENCIAL DE ADOÇÃO DOS
CONSUMIDORES À TECNOLOGIA FOTOVOLTAICA A PARTIR DE POWER
BIG DATA / Felipe Moraes do Nascimento.- 2024.
176 p.; 30 cm

Orientador: Julio Cezar Mairesse Siluk
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Produção, RS, 2024

1. Geração distribuída 2. Análise do comportamento 3.
Apoio à decisão 4. Adoção fotovoltaica 5. Power Big Data
I. Mairesse Siluk, Julio Cezar II. Título.

Sistema de geração automática de ficha catalográfica da UFSM. Dados fornecidos pelo autor(a). Sob supervisão da Direção da Divisão de Processos Técnicos da Biblioteca Central. Bibliotecária responsável Paula Schoenfeldt Patta CRB 10/1728.

Declaro, FELIPE MORAES DO NASCIMENTO, para os devidos fins e sob as penas da lei, que a pesquisa constante neste trabalho de conclusão de curso (Tese) foi por mim elaborada e que as informações necessárias objeto de consulta em literatura e outras fontes estão devidamente referenciadas. Declaro, ainda, que este trabalho ou parte dele não foi apresentado anteriormente para obtenção de qualquer outro grau acadêmico, estando ciente de que a inveracidade da presente declaração poderá resultar na anulação da titulação pela Universidade, entre outras consequências legais.

© 2024

Todos os direitos autorais reservados a Felipe Moraes do Nascimento. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.

E-mail: nfelipenascimento@gmail.com

Felipe Moraes do Nascimento

**MODELO PARA MEDIR O POTENCIAL DE ADOÇÃO DOS CONSUMIDORES À
TECNOLOGIA FOTOVOLTAICA A PARTIR DE *POWER BIG DATA***

Tese apresentada ao Curso de Doutorado Acadêmico do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de concentração em Gerência da Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do título de **Doutor em Engenharia de Produção**.

Aprovado em 15 de março de 2024:

Julio Cezar Mairesse Siluk, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

Paula Donaduzzi Rigo, Dra. (UFRGS)

Fabio Antônio Sartori Piran, Dr. (UNISSINOS)

Francisco Gaudêncio Mendonça Freires, Dr. (UFBA)

José Renes Pinheiro, Dr. (UFBA)

Santa Maria, RS
2024

A todas as pessoas que fazem parte do grupo de neurodiversidade. Essa conquista não é apenas minha, ela é de todos nós.

AGRADECIMENTOS

Gostaria, em primeiro lugar, de expressar minha gratidão a Deus e ao universo, cuja sincronia permitiu que eu vivenciasse este momento tão significativo em minha trajetória pessoal e profissional.

Ao Prof. Dr. Julio Cezar Mairesse Siluk, meu mentor e orientador, minha profunda gratidão pelo apoio e oportunidade. Sua orientação não só impulsionou meu crescimento científico e profissional, mas também enriqueceu minha jornada pessoal. Obrigado pelo acolhimento caloroso, pela amizade sincera e por acreditar em meu potencial além das barreiras acadêmicas.

A Dra. Paula Donaduzzi Rigo, agradeço pela amizade verdadeira e apoio contínuo no desenvolvimento dessa pesquisa, não tenho palavras para descrever tua importância nessa jornada.

Aos Professores Fabio Antônio Sartori Piran, Francisco Gaudêncio Mendonça Freires e Dr. José Renes Pinheiro, sou grato pela condução de discussões estimulantes que deram forma a esta pesquisa.

À CAPES, meu reconhecimento pelo apoio concedido ao longo do meu doutoramento. Processo Número: 88887.486394/2020-00.

A todos os colegas do Núcleo de Inovação e Competitividade (NIC), expresso minha gratidão pela oportunidade de colaboração e pelo privilégio de conhecer mentes brilhantes. A Dra. Graciele Rediske, meu agradecimento pela amizade verdadeira e pelo compartilhamento de conhecimento que enriqueceu esta pesquisa e minha jornada acadêmica.

Aos demais docentes e técnicos administrativos do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da UFSM, meu muito obrigado por seu suporte ao longo da jornada.

Um agradecimento especial ao Marcus Siluk por toda ajuda no desenvolvimento das ferramentas computacionais.

Aos meus pais, Fernando e Silvana, e à minha irmã, Fernanda, expresso minha eterna gratidão por serem meu alicerce, transmitirem seus valores e me amarem incondicionalmente. Ao Rodrigo, meu cunhado e amigo, agradeço pelo apoio na busca de meus objetivos e por vocês presentearem nossa família com minha sobrinha Rafaela.

A minha companheira, Raira, meu profundo agradecimento pelo apoio emocional, por compartilhar a jornada da vida comigo e me incentivar na busca de meus sonhos e objetivos. À minha família e amigos, agradeço por sua compreensão e apoio, mesmo nos momentos em que não pude estar presente. Cada gesto de carinho valeu a pena.

Certainly, all historical experience confirms the truth - that man would not have attained the possible unless time and again he had reached out for the impossible.

(Max Webber)

RESUMO

MODELO PARA MEDIR O POTENCIAL DE ADOÇÃO DOS CONSUMIDORES À TECNOLOGIA FOTOVOLTAICA A PARTIR DE *POWER BIG DATA*

AUTOR: Felipe Moraes do Nascimento
ORIENTADOR: Prof. Dr. Julio Cezar Mairesse Siluk

O setor elétrico está passando por uma transformação histórica da rede para o modelo de geração e armazenamento distribuído, e a energia fotovoltaica é uma das principais tecnologias usadas nessa transformação em todo o mundo. Em diversos países foram publicadas leis que permitem aos consumidores de energia elétrica conectarem os sistemas de geração à rede de distribuição, como a Lei 14.300, de 6 de janeiro de 2022, no Brasil. O prossumidor é o novo agente nos mercados de eletricidade, e o seu processo de tomada de decisão relacionado a adoção fotovoltaica é vulnerável às influências da heterogeneidade individual e interações complexas, pois envolve alto custo de investimento inicial, influências externas e falta de informação. Os diferentes aspectos comportamentais ressignificam a relação do consumidor com a energia, causando implicações principalmente na relação entre o consumidor e os Operadores do Sistema de Distribuição (OSD), que são atores-chave na aceitação fotovoltaica. Porém a proliferação da tecnologia desafia a própria natureza do monopólio natural e não está necessariamente alinhada com os objetivos de negócio dos OSD, com isso é necessário que os OSD estejam mais bem informados para a tomada de decisão relacionada a difusão fotovoltaica. Essa pesquisa desenvolveu dois modelos, o primeiro baseado na opinião dos consumidores e o segundo orientado a dados de *Power Big Data*, uma abordagem inovadora que busca combinar análise de dados e métodos multicritérios para mensuração do comportamento do consumidor quando o número de alternativas é substancialmente elevado. O modelo baseado na opinião dos consumidores foi aplicado em 20 especialistas e 29 consumidores, dos quais nove consumidores apresentaram um potencial de adoção superior a 90%. Além disso, a exploração do potencial do *Power Big Data* dos OSD identificou 15 atributos de dados influentes em 10 KPIs de adoção da tecnologia fotovoltaica. O estudo de caso analisou o potencial de adoção fotovoltaica de 25.180 consumidores em 30.858 unidades consumidoras da área de concessão de um OSD do sul do Brasil. Foram desenvolvidas duas ferramentas computacionais para a aplicação prática da modelagem, uma aplicação *mobile* para o modelo de opinião e uma aplicação *web* para o modelo de *Power Big Data*. Os resultados destacam a contribuição substancial dos modelos propostos na compreensão dos fatores determinantes para a decisão de adesão fotovoltaica e na mensuração do diagnóstico do potencial de aderir a tecnologia fotovoltaica, com adaptabilidade bem-sucedida a conjuntos de dados heterogêneos e aplicabilidade prática reforçando sua utilidade em ambientes complexos, fornecendo informações valiosos para OSD, integradores e formuladores de políticas.

Palavras-chave: Energia solar, Geração distribuída, Análise do comportamento, Apoio à decisão, Adoção fotovoltaica, Operadores do sistema de distribuição, Sustentabilidade da distribuição, *Power Big Data*.

ABSTRACT

MODEL TO MEASURE THE POTENTIAL FOR CONSUMER ADOPTION OF PHOTOVOLTAIC TECHNOLOGY FROM POWER BIG DATA

AUTOR: Felipe Moraes do Nascimento
ORIENTADOR: Prof. Dr. Julio Cezar Mairesse Siluk

The electricity sector is undergoing a historic transformation from the grid to the distributed generation and storage model, and photovoltaic energy is one of the main technologies used in this transformation around the world. In several countries, laws have been published that allow electricity consumers to connect generation systems to the distribution network, such as Law 14,300, of January 6, 2022, in Brazil. The prosumer is the new agent in electricity markets, and its decision-making process related to photovoltaic adoption is vulnerable to the influences of individual heterogeneity and complex interactions, as it involves high initial investment costs, external influences and lack of information. The different behavioral aspects give new meaning to the consumer's relationship with energy, causing implications mainly in the relationship between the consumer and Distribution System Operators (OSD), who are key actors in photovoltaic acceptance. However, the proliferation of technology challenges the very nature of natural monopoly and is not necessarily aligned with the OSD's business objectives, so it is necessary for OSDs to be better informed for decision-making related to photovoltaic diffusion. This research developed two models, the first based on consumer opinion and the second data-driven from Power Big Data, an innovative approach that seeks to combine data analysis and multi-criteria methods for measuring consumer behavior when the number of alternatives is substantially high. The model based on consumer opinion was applied to 20 experts and 29 consumers, of which nine consumers showed a migration potential of more than 90%. Furthermore, exploring the potential of Distribution System Operators' Power Big Data identified 15 influential data attributes in 10 KPIs of photovoltaic technology adoption. The case study analyzed the photovoltaic uptake potential of 25,180 consumers and 30,858 consumer units in southern Brazil. Two computational tools were developed for the practical application of modeling, a mobile application for the opinion model and a web application for the Power Big Data model. The results highlight the substantial contribution of the proposed models in understanding the determining factors for the photovoltaic adoption decision and in measuring the diagnosis of the potential to adhere to photovoltaic technology, with successful adaptability to heterogeneous data sets and practical applicability reinforcing their usefulness in complex environments, providing valuable insights for distribution system operators, integrators, and policymakers.

Keywords: Solar energy, Distributed generation, Behavior analysis, Decision support, Photovoltaic adoption, Distribution system operators, Distribution sustainability, Power Big Data.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Percentual de inserção da GD em relação ao número de UCs.....	29
Figura 2 – Fluxo das etapas da pesquisa.....	34
Figura 3 – Etapas da RSL 1	44
Figura 4 – Fatores para a adoção de sistemas FVs na perspectiva dos OSD	58
Figura 5 – Etapas da RSL 2	72
Figura 6 – Estrutura hierárquica	78
Figura 7 – Fluxograma da modelagem com base nos métodos MCDA.....	80
Figura 8 – Modelo BPMN para a modelagem baseada em opinião	90
Figura 9 – Modelo BPMN para a modelagem baseada em dados.....	91
Figura 10 – Mapa de relação de impacto.....	103
Figura 11 – Potencial de adoção global dos consumidores (PAG)	112
Figura 12 – Média de atingimento de KPIs nos diagnósticos de 29 consumidores	115
Figura 13 – Recorte do pré-processamento dos dados das 30.858 UCs.....	120
Figura 14 – Recorte da aplicação do método TOPSIS nas 30.858 UCs.....	121
Figura 15 – Recorte do atingimento de pesos das 30.858 UCs.....	122
Figura 16 – Recorte da pontuação final do potencial de migração das 30.858 UCs.....	123
Figura 17 – Recorte da pontuação final dos PVF e Dimensões das 30.858 UCs.....	124
Figura 18 – Histograma do diagnóstico de adoção das 729 UCs com GD FV	125
Figura 19 – Classificação do diagnóstico de migração das UCs com GD FV	126
Figura 20 – Interface de entrada do aplicativo	129
Figura 21 – Tela inicial do aplicativo.....	130
Figura 22 – Tela dos pontos de vista e fatores	130
Figura 23 – Tela de instruções.....	131
Figura 24 – Tela de ponderação	132
Figura 25 – Tela de medição	132
Figura 26 – Tela de resultados do potencial do consumidor.....	133
Figura 27 – Menu da ferramenta	134
Figura 28 – Seleção de atributos	135
Figura 29 – Seletor de Unidades Consumidoras	135
Figura 30 – Painel de resultados da ferramenta.....	136
Figura 31 – Painel de resultados da ferramenta georreferenciados.....	137

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Quadro comparativo dos trabalhos relacionados.....	31
Quadro 1 – Quadro comparativo dos trabalhos relacionados.....	32
Quadro 2 – Aspectos metodológicos da pesquisa	33
Quadro 3 – Índice de capítulos para cada tema de interesse do leitor.....	38
Quadro 4 – Fatores identificados na literatura, organizados em tópicos e indicadores.....	46
Quadro 5 – Perfil dos entrevistados.....	50
Quadro 5 – Perfil dos entrevistados.....	51
Quadro 6 – Atributos vinculados ao consumidor identificados na literatura.	73
Quadro 7 – Perfil dos especialistas.....	98
Quadro 8 – Atributo de dados vinculados aos consumidores e unidades consumidoras	119

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Grau de relevância dos indicadores segundo os entrevistados	54
Tabela 2 – Ordem hierárquica dos indicadores da dimensão viabilidade econômica.....	58
Tabela 3 – Ordem hierárquica dos indicadores da dimensão viabilidade comportamental	64
Tabela 4 – Escala de realização dos pesos dos KPIs.....	83
Tabela 5 – Escala de classificação do potencial de adoção à GD FV	83
Tabela 6 – Pesos dos KPIs por especialistas e consumidores	94
Tabela 7 – Matriz média baseada na opinião de especialistas.....	99
Tabela 8 – Matriz de Razão Total (T)	100
Tabela 9 – Atributos de peso da matriz (A).....	101
Tabela 10 – Transferência de pesos de KPIs para Atributos.....	101
Tabela 11– Pré-processamento dos atributos	105
Tabela 12 – Análise de Sensibilidade ao Peso	116
Tabela 13– Municípios pertencentes a concessão da ELETROCAR.....	118
Tabela 14– Número de consumidores por classe de consumo	118

LISTA DE ABREVIACÕES

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
GD	Geração Distribuída
KPI	<i>Key Performance Indicator</i> (Indicador Chave de Desempenho)
PVF	<i>Fundamental Point of View</i> (Ponto de Vista Fundamental)
MCDA	<i>Multi Criteria Decision Aid</i> (Análise Multicritério de Apoio a Decisão)
RSL	Revisão Sistemática da Literatura
SMD	Sistemas de Mensuração de Desempenho
UC	Unidade(s) Consumidora(s)
OSD	Operador(es) do Sistema de distribuição
FV	Fotovoltaico(a)(s)
BWM	<i>Best-Worst Method</i> (Método melhor-pior)
TOPSIS	<i>Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution</i> (Técnica para preferência de ordem por semelhança com a solução ideal)
DEMATEL	<i>Decision-Making Trial And Evaluation Laboratory</i> (Laboratório de Ensaio e Avaliação de Tomada de Decisão)

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	PROBLEMA DE PESQUISA E OBJETIVOS	27
1.2	JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA	28
1.3	TRABALHOS RELACIONADOS	31
1.4	MÉTODO DE PESQUISA	33
1.5	CONTRIBUIÇÕES DA PESQUISA	37
1.6	ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	38
2	FATORES DA ADOÇÃO DA TECNOLOGIA FOTOVOLTAICA	40
2.1	ASPECTOS DE ADOÇÃO	40
2.2	MÉTODO DE IDENTIFICAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DOS FATORES	43
2.3	DESCRIÇÃO DOS FATORES	45
2.4	ENTREVISTAS COM ESPECIALISTAS	50
2.5	ANÁLISE DOS RESULTADOS	57
2.5.1	Dimensão da Viabilidade Econômica	58
2.5.2	Dimensão da Viabilidade Comportamental	63
2.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	67
3	ATRIBUTOS DO CONSUMIDOR PARA A TOMADA DE DECISÃO	69
3.1	ASPECTOS DO USO DE ATRIBUTOS DE DADOS	69
3.2	MÉTODO DE IDENTIFICAÇÃO DOS ATRIBUTOS	70
3.3	DESCRIÇÃO DOS ATRIBUTOS DO CONSUMIDOR	73
3.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	76
4	MODELAGEM DA MENSURAÇÃO DO POTENCIAL DE ADOÇÃO	77
4.1	ESTRUTURA HIERÁRQUICA	77
4.2	ABORDAGEM MATEMÁTICA	79
4.2.1	Modelagem baseada em opinião do consumidor	85
4.2.2	Modelagem baseada em dados do consumidor	85
4.3	PROPOSTA DE MODELAGEM COMPUTACIONAL	90
4.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	92
5	APLICAÇÃO DA MODELAGEM	93
5.1	PONDERAÇÃO DE PESOS DOS KPIS	93
5.2	PONDERAÇÃO DA INFLUÊNCIA DOS ATRIBUTOS DE DADOS	97
5.2.1	Recolha de dados	97

5.2.2	Aplicação BWM-DEMATEL	99
5.2.3	Mapa de relação de impacto.....	102
5.3	ATRIBUTOS PARA MENSURAÇÃO DE KPIS.....	104
5.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	110
6	ESTUDO DE CASO	111
6.1	MODELO BASEADO NA OPINIÃO DO CONSUMIDOR.....	111
6.1.1	Medição do potencial de adoção.....	111
6.1.2	Análise de sensibilidade	116
6.2	MODELO BASEADO EM DADOS DO CONSUMIDOR.....	117
6.2.1	Coleta de dados.....	119
6.2.2	Preparação dos dados	120
6.2.3	Aplicação do método TOPSIS.....	121
6.2.4	Atingimento de peso dos atributos de dados.....	121
6.2.5	Potencial de adoção dos consumidores por Unidade Consumidora.....	122
6.2.6	Análise de confiabilidade do modelo	124
6.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	126
7	FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS	128
7.1	MODELO BASEADO NA OPINIÃO DO CONSUMIDOR.....	128
7.2	MODELO BASEADO EM DADOS DO CONSUMIDOR.....	133
7.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	138
8	CONCLUSÕES	139
8.1	IMPLICAÇÕES ACADÊMICAS.....	139
8.2	IMPLICAÇÕES POLÍTICAS E PRÁTICAS	141
8.3	IMPLICAÇÕES PARA ESTUDOS FUTUROS	142
9	PUBLICAÇÕES	143
	REFERÊNCIAS	145
	APÊNDICE A – INSTRUMENTOS DE COLETA DE DADOS.....	166
	APÊNDICE B – CÁLCULO DE DISTÂNCIA GEOGRÁFICA.....	171
	APÊNDICE C – REGISTRO DE SOFTWARE.....	174

1 INTRODUÇÃO

O tradicional sistema elétrico verticalmente integrado – composto por geração, transmissão, distribuição e abastecimento – está cedendo espaço a um sistema elétrico mais inteligente e de baixo carbono (DE FREITAS, 2022). Essa transição energética, associada às mudanças necessárias para fontes de energia renováveis e sustentáveis, também aborda um espectro mais amplo de mudanças políticas, sociais, ambientais e econômicas, e é direcionada pela necessidade de desenvolvimento sustentável (LAZARO et al., 2022; SOLOMON; KRISHNA, 2011). A transição energética tem ganhado cada vez mais atenção nos últimos anos, sendo incorporada às políticas energéticas nacionais em diversos países (BRIDGE et al., 2013). A literatura científica destaca a importância da inovação tecnológica nesta transição, associada à inovação do mercado, preço e economia (DASZKIEWICZ, 2020). Ademais, as políticas e os seus formuladores desempenham um papel central na transição energética (DASZKIEWICZ, 2020).

Nesse processo de transição, os próximos anos são cruciais para acelerar o progresso em direção a um futuro sustentável baseado em energia renovável (KILKIŞ et al., 2021). Dentre as fontes de energia, tem sido amplamente discutido que a tecnologia solar fotovoltaica (FV) será uma das principais fontes de energia no futuro devido aos seus benefícios a longo prazo (NAGELER et al., 2018). A energia solar sozinha representou mais da metade das adições renováveis, com um recorde de 190 GW no ano de 2023, seguida por 124 GW de energia eólica (RENEWABLE ENERGY AGENCY, 2023)

Os custos relativamente baixos de geração de eletricidade solar FV e o potencial de redução adicional de custos motivaram o crescimento das instalações de sistemas FV nos últimos anos. Tal viabilidade econômica se faz possível por meio da nova abordagem de produção de eletricidade, que vem surgindo progressivamente, a Geração Distribuída (GD). A GD é composta por sistemas de produção de energia em pequena escala baseados em tecnologias de baixo carbono conectadas às redes de distribuição. O prossumidor é o novo agente nos mercados de eletricidade, sendo os clientes dos Operadores do Sistema de Distribuição (OSD) de energia elétrica que produz eletricidade por um sistema de GD para autoconsumo em sua Unidade Consumidora (UC) e faz troca de fluxo de energia com a rede local (DE FREITAS, 2022).

Os diferentes aspectos comportamentais ressignificam a relação do consumidor com a energia, causando implicações principalmente na relação entre o consumidor e os OSD. Diferentes perspectivas abordam essa relação: política e regulação (COSSENT; GÓMEZ;

OLMOS, 2011; JIMENEZ; FRANCO; DYNER, 2016; LONDO et al., 2020), demanda e redes elétricas (EHSAN; YANG, 2018; GOOD, 2019; NIESTEN; ALKEMADE, 2016; SHARIATZADEH; MANDAL; SRIVASTAVA, 2015; YAN et al., 2018), preços e mercados (GAMBARDELLA; PAHLE, 2018; IMMONEN; KILJANDER; ARO, 2020; SAHARI, 2019) e impactos e difusão (CASTANEDA; FRANCO; DYNER, 2017; COSTA-CAMPI; DAVÍ-ARDERIUS; TRUJILLO-BAUTE, 2018; LAWS et al., 2017a; PASSEY et al., 2018).

Neste cenário, os OSD são atores-chave na aceitação de unidades FV, o que pode acelerar ou desacelerar o processo de difusão da tecnologia. Embora a energia solar FV possa contribuir significativamente para a descarbonização do fornecimento de energia elétrica, a proliferação da tecnologia não está necessariamente alinhada com os objetivos de negócio dos OSD (LONERGAN; SANSAVINI, 2022). Porque a penetração de FV de forma não planejada pode causar um impacto nas redes elétricas e especificamente nas redes de distribuição, devido à implantação em massa de geração renovável intermitente (ROSSI et al., 2022).

Estudos anteriores sobre o tema sugerem que a integração FV nas redes de distribuição induz mudanças na sua forma de utilização, desafiando seu funcionamento normal. Tais mudanças, segundo Manuel de Villena et al. (2021), são independentes de região, representando, portanto, um dilema mundial. Cabe destacar que a GD FV desafia a própria natureza do monopólio natural dos OSD e atualmente, os consumidores que optam pela GD ainda contam com o fornecimento de energia elétrica do OSD nos momentos em que seu sistema não está em operação, levando o OSD a assumir a responsabilidade técnica e mitigar possíveis impactos econômicos e financeiros (DO NASCIMENTO et al., 2020a)

Dentre esses impactos, a precificação da energia influencia significativamente na migração de clientes dos OSD, isso porque quando o preço é ajustado para uma estrutura de medição líquida (*Net Metering*), é observada uma alta penetração no mercado de GD FV. Esse comportamento é previsto, já que se sabe que a estrutura de preços de medição líquida cria um desequilíbrio de custos e receitas entre os OSD e os clientes (LAWS et al., 2017). Este modelo tem inúmeras críticas, a primeira delas sugere que a capacidade de consumo dos consumidores que optam por instalar geradores solares em suas residências sempre restringirá a quantidade de geração de energia.

Outro dos impactos da GD se deve a regulamentação que ocasiona os subsídios cruzados dos consumidores aos prossumidores, uma vez que os proprietários não FVs subsidiam os custos de rede que os prossumidores evitam pagar (EID et al., 2014a). Esse cenário pode contribuir para o aumento da desigualdade social, pois cria uma transferência de renda de pessoas com condições financeiras adversas (proprietários não FV) para aquelas em situação

financeira mais favorável (investidores FV). Como forma de reduzir o referido subsídio cruzado para consumidores e seus impactos sobre os demais usuários da rede, em 2022, o governo brasileiro publicou a Lei 14.300, que instituiu o regime jurídico da GD, estipulando uma nova forma de compensação para a energia injetada na rede elétrica (IGLESIAS; GOMES, 2022; LEI 14300, 2022).

Porém, mesmo que os efeitos relacionados a desigualdade econômica entre consumidores e prossumidores possam ser amenizados pelo novo regime jurídico da GD, outros efeitos e impactos ainda preocupam os OSD de energia elétrica. A necessidade de manter a qualidade no fornecimento de energia e o aumento dos custos de operação e manutenção ainda são desafios que os OSD precisam resolver devido ao aumento da complexidade da rede (CHAIANONG et al., 2019; CHESSER et al., 2018; COSTELLO; HEMPHILL, 2014; GIANELLONI et al., 2017; JOHNSON et al., 2017; KUBLI, 2018; KUBLI; ULLI-BEER, 2016; LAWS et al., 2017a; MUAFAFA et al., 2017; PASSEY et al., 2018; YOUNG; BRUCE; MACGILL, 2019). Concomitante a isso, se somam ainda os efeitos que estão fora do controle dos OSD, como a melhoria na eficiência dos consumidores, que tem relação com a satisfação e o sucesso do consumidor e a taxa de adoção dos consumidores que buscam um alto conhecimento da tecnologia, resultando no aumento da difusão FV.

Diante disso, conhecer o processo de difusão da tecnologia FV dentro de sua área de concessão é de suma importância para os OSD de energia elétrica. Os OSD podem evitar custos elevados e receitas reduzidas se anteciparem a adesão e compreenderem os fatores motivadores para os consumidores aderirem ao sistema FV (MUAFAFA et al., 2017). Nesse contexto, entender como a energia solar FV vem se difundindo pode ser uma vantagem competitiva para os OSD (Rigo et al., 2020). Destaca-se nesse processo de entendimento da adesão FV por parte dos consumidores de eletricidade, o conhecimento acerca da heterogeneidade do consumidor e dos fatores comportamentais que não devem ser ignorados pelos OSD.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA E OBJETIVOS

Tendo em vista os desafios que os OSD de energia elétrica têm de gerenciar a difusão da GD fotovoltaica, o **problema de pesquisa** que permeia esta tese é: **Como avaliar o potencial de adoção dos consumidores para a geração distribuída fotovoltaica por meio de *Power Big Data* a fim de auxiliar os OSD de energia elétrica na sua tomada de decisão?** Com isso, o **objetivo geral** desta tese é: **desenvolver um modelo para avaliação do potencial**

de adoção dos consumidores para a geração distribuída fotovoltaica utilizando *Power Big Data*. As principais **contribuições** são:

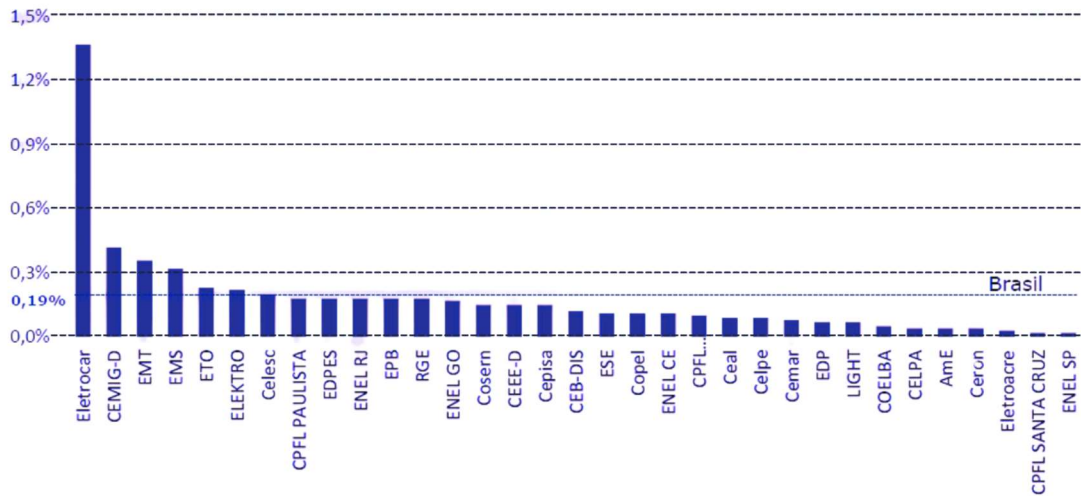
- Identificar os principais fatores de adesão do consumidor aos sistemas FVs na perspectiva dos OSD
- Identificar os principais atributos de *Power Big Data* dos OSD para diagnóstico da adesão do consumidor aos sistemas FVs.
- Desenvolver um modelo de ponderação de fatores e de mensuração do potencial de adoção dos consumidores a tecnologia fotovoltaica, utilizando técnicas de Análise Multicritério de Apoio a Decisão (MCDA) e opinião de especialistas e dos consumidores.
- Aplicar os modelos propostos em cenários reais, permitindo que os OSD de energia elétrica e outros atores interessados utilizem as modelagens para tomar decisões de planejamento relacionadas à difusão fotovoltaica.
- Implementar os modelos de diagnóstico em ferramentas computacionais.

1.2 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA

No cenário de difusão fotovoltaica, a medição líquida (*Net Metering*) tem sido um mecanismo importante para promover a disseminação da GD (EID et al., 2014b), com redução de custos para o consumidor final que sai do mercado cativo para uma posição de prossumidor por meio da geração da própria energia. No entanto, tanto a medição líquida quanto a penetração acelerada de GD na rede não tem sido bem-vista pelos OSD.

Os OSD e outras partes interessadas afirmam que a política de *net-metering* fornece um subsídio à GD que é pago por toda a população de contribuintes. Esses defensores apontam que a medição líquida obriga a distribuidora de energia elétrica a comprar eletricidade excedente à taxa de varejo da eletricidade, embora possa adquirir a mesma potência com a menor taxa de atacado (DARGHOOUTH; BARBOSE; WISER, 2011; MCHENRY, 2012). Um estudo realizado pela Greener (GREENER, 2019a), demonstrou que as empresas de distribuição de energia elétrica de pequeno porte estão entre as distribuidoras que apresentam a maior inserção de GD fotovoltaica em relação ao número de consumidores, como pode ser visto na Figura 1.

Figura 1 – Percentual de inserção da GD em relação ao número de UCs



Fonte: Adaptado de (GREENER, 2019a)

A inserção média no Brasil em 2019 era de 0,19%. A Eletrocar ultrapassa 1,2%, acima da média nacional. Ela também representa inúmeras distribuidoras de energia de médio e pequeno porte, que apresentam impactos mais acentuados devido a representatividade que um consumidor possui dentro do sistema de distribuição dessas empresas de médio e pequeno porte.

Esse cenário não deve se sustentar a longo prazo, uma vez que o mercado é dinâmico e está sempre se aprimorando tanto nas questões operacionais, quanto nas questões regulatórias, buscando o equilíbrio entre os agentes do setor.

Uma vez que é possível observar diferentes perspectivas relacionadas à difusão fotovoltaica, esse cenário foi fonte de inspiração para o desenvolvimento desta pesquisa. Nesse contexto, as distribuidoras de energia elétrica de pequeno porte são ideais para a aplicação inicial da modelagem desenvolvida nesta tese. Em geral, perceptível a necessidade de os OSD encontrarem um meio de diagnosticar a adoção da tecnologia FV, uma vez que a inserção de sistemas ainda é incipiente. Além disso, independente do lado da moeda em que os fatos são observados, é nítido que os OSD exercem uma influência significativa na transição energética, detendo a capacidade de acelerar ou dificultar a adoção da tecnologia fotovoltaica – um fator fundamental para o triunfo desta transição (DO NASCIMENTO et al., 2020a).

A maioria dos OSD pode enfrentar as complexidades da gestão desta mudança e da capitalização do seu potencial como vantagem competitiva se souberem utilizar de maneira adequada o grande potencial adormecido que essas empresas possuem dentro de casa. Além das distribuidoras serem popularmente conhecidas como o caixa do setor elétrico, elas também são a sua maior fonte de dados, em uma época que informação vale ouro. A ausência de *insights*

acionáveis para a tomada de decisões informadas representa um desafio substancial para a difusão da energia fotovoltaica e a sustentabilidade da distribuição de energia elétrica. Além disso, os OSD subutilizam frequentemente os seus extensos reservatórios de dados conhecidos como *Power Big Data*. Embora as bases de dados DSO contenham informações valiosas (HE et al., 2023), as complexidades na extração de informações significativas e a falta de consistência e consciência relativamente ao potencial da análise de dados podem manifestar-se como barreiras (DO NASCIMENTO et al., 2020a).

A integração da análise de dados dos consumidores com métodos multicritérios apresenta uma abordagem abrangente e precisa (DUDEK; DZHUGURYAN; LEMKE, 2019), oferecendo informações valiosas sobre as preferências e necessidades dos consumidores em relação à energia fotovoltaica. Esta análise pode melhorar o planeamento da rede, adaptando a resposta à procura, os planos tarifários e a difusão fotovoltaica para uma maior eficácia e eficiência. Embora as metodologias analíticas tradicionais em sistemas de energia dependam frequentemente de modelos, as desenvolvidas no sector das tecnologias de informação tendem a ser centradas em dados. Uma abordagem híbrida, que combina modelos baseados em métodos multicritério e dados, revelou-se particularmente eficaz na resposta a vários desafios relativos aos índices de referência energéticos (AKHAVAN-HEJAZI; MOHSENIAN-RAD, 2018a).

Na investigação sobre os modelos de tomada de decisão que utilizam métodos multicritério, a aquisição de conhecimentos sobre o comportamento do consumidor tem tradicionalmente dependido de métodos como entrevistas e questionários diretos (JHA; AGI; NGAI, 2020). No entanto, estes métodos revelam-se impraticáveis quando aplicados em larga escala, especialmente quando se trata de milhares ou milhões de consumidores de eletricidade. A integração da análise de *Power Big Data* com métodos multicritério apresenta uma oportunidade de aprofundar as informações disponíveis nas bases de dados dos OSD, proporcionando uma análise mais abrangente e eficiente do comportamento do consumidor. Esta abordagem envolve a extração de *insights* de dados existentes por meio de análise de dados, ao mesmo tempo em que considera critérios e variáveis pertinentes por meio de métodos multicritérios. A aplicação combinada destas técnicas permite-nos discernir as preferências e necessidades dos consumidores e avaliar o potencial de adoção de tecnologias sustentáveis como a GD fotovoltaica.

A compreensão dos dados disponíveis nos OSD de energia elétrica para aplicação em modelos de tomada de decisão introduz uma nova perspectiva no diagnóstico do comportamento do consumidor com base em dados, essa nova abordagem é o alicerce dessa pesquisa que propõe como tese o desenvolvimento de um modelo para avaliação do potencial

de adoção dos consumidores à tecnologia fotovoltaica com base em *Power Big Data*, para auxiliar os OSD de energia elétrica na tomada de decisão quanto ao planejamento e gestão dos efeitos da difusão fotovoltaica.

1.3 TRABALHOS RELACIONADOS

Para identificar os trabalhos relacionados a esta tese, foi realizada uma pesquisa integrativa, buscando estudos relacionados à mensuração da adesão fotovoltaica e à perspectiva dos OSD de energia elétrica. Por se tratar de um nicho de pesquisa ainda pouco explorado pela literatura, os trabalhos relacionados foram elucidativos quanto aos esforços científicos em relação às questões relacionadas à difusão fotovoltaica e aos OSD, mas também evidenciaram lacunas nesse tema. No Quadro 1 estão descritos os cinco estudos que possuem maior nível de relacionamento ao problema de pesquisa desta tese.

Quadro 1 – Quadro comparativo dos trabalhos relacionados.

(Continua)

Estudo	Objetivo	Metodologia	Resultados	Contribuições	Lacunas
(ARGUELLO et al., 2018)	Desenvolver cenários de integração de geração FV nos sistemas de distribuição, considerando fatores de decisão do consumidor.	Metodologia aplicada na Costa Rica, considerando probabilidade de instalação e capacidade esperada para cada UC.	Aumento de tensão pode impor limites técnicos para maior penetração de GD FV na rede.	Abordagem de mensuração dos impactos considerando fatores técnicos, geográficos e socioeconômicos para identificar as motivações de adesão.	Falta de validação em diferentes contextos e falta de consideração de fatores externos na análise da adoção de sistemas FV.
(DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018)	Prever a difusão de sistemas FV em UCs residenciais, considerando diferentes cenários de projeção.	Utilização de dinâmica de sistemas em conjunto com modelo de Bass e método de Monte Carlo no cenário Brasileiro	Sem incentivos, a taxa de adoção diminui; redução da tarifa de energia elétrica e aumento do preço do sistema FV impactam negativamente a adoção.	Apresenta os principais parâmetros a serem considerados para a decisão de adesão à tecnologia FV.	Falta de consideração de incentivos e redução de tarifas de energia elétrica como fatores influenciadores na adoção dos sistemas FV.
(PABLO CARVALLO et al., 2021)	Avaliar os impactos conjuntos de recursos de energia distribuídos nos sistemas de distribuição de energia elétrica.	Análise de geração, transmissão e expansão de distribuição e custos em cenários de adoção nos EUA	Identificação de seis cenários de adoção e seus impactos técnicos, de custo e de taxa no sistema de energia.	Apresenta uma estrutura integrativa sequencial que identifica os impactos técnicos, de custo e de taxa resultantes da adoção FV.	Necessidade de aplicação e validação da estrutura integrativa sequencial em outros contextos além dos EUA.

Quadro 2 – Quadro comparativo dos trabalhos relacionados.

(conclusão)					
Estudo	Objetivo	Metodologia	Resultados	Contribuições	Lacunas
(BHAVSAR; PITCHUMANI, 2021)	Desenvolver uma metodologia de previsão da adoção de energia solar FV por consumidores residenciais.	Coleta de dados de adotantes e não-adotantes nos EUA, uso de Light Gradient Boosting Decision Tree para prever a tendência de adoção.	Identificação de características relevantes para a adoção de sistemas FV e desenvolvimento de um modelo de aprendizado de máquina com alta capacidade de previsão.	Identificação de características socioeconômicas, demográficas e comportamentais para adoção de sistemas FV em telhados e modelo de aprendizado de máquina.	Falta de Validação em diferentes contextos, exploração de outras técnicas de aprendizado de máquina e consideração de fatores externos na análise da adoção.
(ALDERETE PERALTA; BALTA- OZKAN; LONGHURST, 2022)	Desenvolver um modelo de tomada de decisão da adoção FV, considerando dependências espaciais, temporais, e dinâmicas sociais.	Utilização de Agent-based Model e Spatial Regression com dados históricos de instalação FV em Birmingham, Inglaterra.	Variáveis de renda, consumo de eletricidade e tamanho médio do domicílio apresentaram resultados melhores no modelo proposto.	Apresenta uma nova abordagem que considera a tomada de decisão individual e a heterogeneidade da população.	Necessidade de validação adicional do modelo proposto em diferentes cenários e contextos.

Esses estudos contribuem significativamente para o entendimento da adesão, da perspectiva dos OSD e da difusão FV. Eles também apresentam alternativas para a resolução dos objetivos, proporcionando orientações para a construção do modelo proposto. No entanto, é importante observar que nenhum dos estudos é desenvolvido a partir da ótica dos OSD. Mesmo o estudo de Bhavsar e Pitchumani (2021), que busca desenvolver um modelo de previsão de adesão FV dos consumidores para os OSD, realiza a coleta de dados de maneira manual, por meio de entrevistas. Isso se torna inviável para a aplicação prática em cenários como o do Brasil, que possui 86,9 milhões de UCs de energia elétrica (EPE, 2022), com pelo menos um consumidor ou prosumidor vinculado.

Dessa forma, esta pesquisa pretende apresentar uma nova proposta de modelo para mensuração do potencial de adoção de consumidores para a GD FV. O modelo busca criar uma solução na perspectiva dos OSD com duas abordagens distintas, uma baseada em entrevistas (que funciona como uma entrada de níveis de importância das variáveis para a outra abordagem) e outra baseada em dados, onde o principal diferencial é a automatização da mensuração da adesão dos consumidores, aplicando novos significados para os dados executivos vinculados aos consumidores que estão disponíveis nos bancos de dados dos OSD. Outro destaque desta pesquisa é a abordagem que utiliza MCDA aplicando uma nova forma de modelagem dentro da área de tomada de decisão.

1.4 MÉTODO DE PESQUISA

A ciência e o conhecimento tecnológico são reconhecidos como pilares fundamentais para o desenvolvimento econômico e social das nações (BARRIOS et al., 2019). O paradigma científico é delineado pela observação e descrição do ambiente, visando prever ocorrências futuras e aderindo estritamente a critérios de validade, confiabilidade, generalização e replicabilidade (CLARKE, 2018). A relação entre a intensidade da colaboração em pesquisa e seu desempenho contribui para esclarecer o nexos causal (ABRAMO; D'ANGELO; DI COSTA, 2019).

A adequação da metodologia aos objetivos da pesquisa e sua definição com base em práticas científicas com qualidade comprovada são essenciais (TOLEDO, 2018), garantindo robustez aos resultados frente à complexidade dos métodos empregados (XU, H.; ZHANG; ZHOU, 2019). Os pesquisadores na área de engenharia delimitam seus problemas, isolando-os em seus contextos para resolvê-los de acordo com o nível de otimização desejado (TOMMELEIN, 2020).

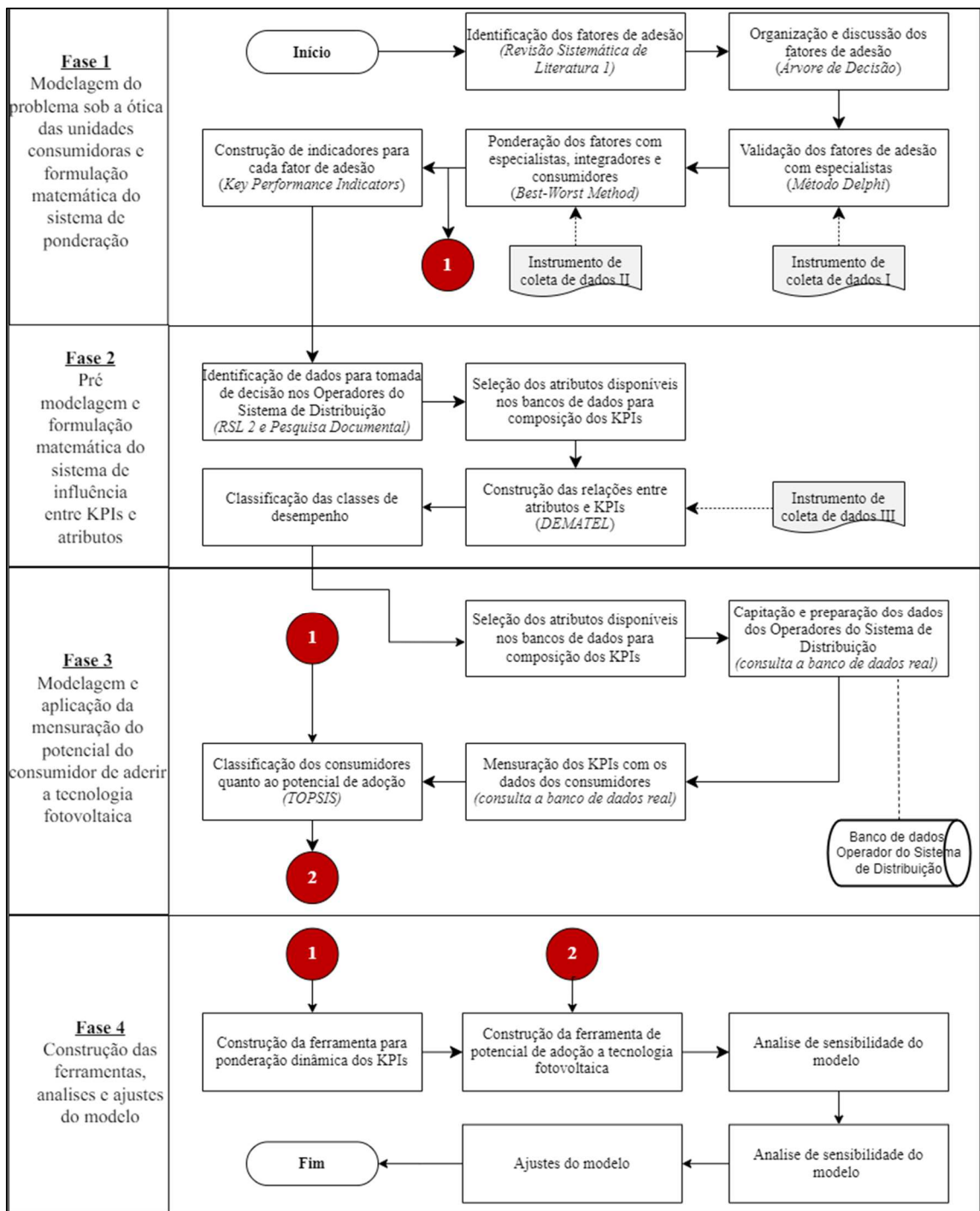
A justificativa para a condução da pesquisa muitas vezes está associada à curiosidade humana, ao interesse em prever o comportamento de uma entidade ou evento e à expectativa de possíveis alterações nesse comportamento (MANSON, 2006). Nesse contexto, as razões para esta pesquisa derivam da evolução da relação do consumidor com a energia e a necessidade de se realizar uma transição energética mais justa e sustentável, na busca de uma alternativa para os OSD participarem de maneira mais ativa e produtiva da difusão FV, essas são consideradas as principais motivações e pontos de partida para esta pesquisa. A partir desses fundamentos, os aspectos metodológicos que caracterizam e orientam o desenvolvimento desta pesquisa podem ser apresentados e discutidos. O Quadro 3 detalha os aspectos metodológicos adotados nesta pesquisa.

Quadro 3 – Aspectos metodológicos da pesquisa

Aspecto metodológico	Enquadramento
Natureza da pesquisa	Aplicada
Objetivos da pesquisa	Exploratórios e Descritivos
Abordagem da pesquisa	Quantitativa e Qualitativa
Método científico	Indutivo e Dedutivo
Procedimento de coleta de dados	Revisão Sistemática de Literatura Pesquisa documental, Survey, Grupo focal e Captura de banco de dados
Método de pesquisa	Modelagem quantitativa

O procedimento para construção do modelo proposto nesta tese é composto por quatro fases. A Figura 2 apresenta o fluxograma multifuncional das etapas de cada uma dessas fases até a concepção do modelo final, evidenciando a relação de dependência entre etapas. Os círculos vermelhos são as referências para as conexões entre as fases da pesquisa.

Figura 2 – Fluxo das etapas da pesquisa



A **Fase 1** versa sobre os estudos da pré modelagem com a identificação, seleção, validação e ponderação dos fatores do modelo, composto por cinco etapas. Esta fase iniciou com uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) – chamada nesta tese de RSL 1 – sobre a adesão dos consumidores a tecnologia FV na perspectiva dos OSD. Nesta revisão foram extraídos fatores que impactam na mensuração do potencial dos consumidores aderirem para a GD FV. Em sequência, foi realizada a discussão e organização dos fatores em uma árvore de decisão. Então, procurou-se uma validação desses fatores junto a especialistas do setor elétrico por meio do **Instrumento de coleta I (APÊNDICE A)**, estruturado a partir do Método Delphi. Na quarta etapa foi realizada a ponderação desses fatores junto a especialistas do setor elétrico, integradores de energia solar e consumidores, com utilização de um método de MCDA, o *Best-Worst Method* (BWM) por meio do **Instrumento de coleta II (APÊNDICE A)**. Na última etapa da primeira fase, para que as OSD de energia elétrica possam acompanhar o potencial de adoção da tecnologia FV dos seus consumidores estrategicamente, mensurando-os, foram desenvolvidos *Key Performance Indicators* (KPIs). Esses KPIs são uma das entradas de dados para o modelo de mensuração do potencial de adoção dos consumidores a tecnologia FV.

A **Fase 2** engloba quatro etapas acerca da pré modelagem, que estrutura o sistema de influências dos KPIs do modelo com os atributos dos bancos de dados dos OSD. Iniciando com uma RSL – chamada nesta tese de RSL 2 – que busca identificar quais atributos relacionados ao consumidor são utilizados para a tomada de decisão dos OSD. Nesta revisão foram extraídos atributos que estruturam os KPIs na mensuração do potencial de adoção dos consumidores. Sequencialmente, para determinar o impacto relativo de cada atributo em cada um dos KPIs que compõem a mensuração de adesão dos consumidores à tecnologia fotovoltaica, é necessário utilizar outro método MCDA que constrói relações entre atributo e KPIs. Esses métodos se baseiam na opinião de especialistas e são empregados para derivar os pesos dos motivadores e as causalidades entre os fatores e os resultados, eles podem associar-se à técnica *Fuzzy* ou não, e alguns deles são: *Analytic Hierarchy Process* (AHP); *Analytic Network Process* (ANP); *Simple Multi Attribute Rating Technique* (SMART); *Technique for Order of Preference for Similarity Ideal Solution* (TOPSIS); *Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluation* (PROMETHEE); *Elimination Etchoix Traduisant La Realite* (ELECTRE); *Vise Kriterijumska Optimizacija Kompromisno Resenje* (VIKOR); e *Decision-Making Trial And Evaluation Laboratory* (DEMATEL) (JAHAN et al., 2012; RIGO, Paula D. et al., 2020; WANG, J.-J. J. et al., 2009). Atualmente, a técnica DEMATEL é frequentemente empregada, devido a sua especialidade em construir relações entre fatores para produzir o mapa de relações

de impacto (detalhado na Seção 4.2).

Por isso, a técnica MCDA escolhida para criar a relação de influência entre os KPIs e os atributos é a DEMATEL e foi aplicada com os proprietários, diretores, gerentes ou supervisores dos OSD a partir do **Instrumento de coleta III (APÊNDICE A)**, para obtenção do índice de influência dos atributos em relação aos KPIs. Para finalizar essa fase, a última etapa visou a classificação das classes de desempenho de atributos cardinais que são atributos categóricos que contêm valores distintos, como por exemplo: classe, categoria ou CEPs.

A **Fase 3** aborda o processo de modelagem e aplicação. Em posse dos fatores, atributos e suas relações, vislumbrou-se estruturá-los em um modelo que pudesse ser utilizado para acompanhamento estratégico e, ao mesmo tempo, compor um Sistema de Mensuração de Desempenho (SMD). Em vista dessas premissas, o *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) foi escolhido. O TOPSIS avalia as alternativas – nesta tese são os consumidores e suas UCs – por meio da similaridade com uma solução ideal. O TOPSIS foi selecionado, pois consegue mensurar problemas reais e trabalha com um número grande de alternativas, possibilitando tratar quantitativamente um conjunto de variáveis qualitativas em conjunto com variáveis quantitativas (WANG, Y.; LIU; YAO, 2022; XU, Y. et al., 2022).

Para a estruturação da modelagem e da aplicação, a fase três foi organizada em quatro etapas, iniciando pela identificação e seleção dos atributos que estão disponíveis nos bancos de dados do OSD participante do estudo para composição dos KPIs. Na sequência, por meio de consultas aos bancos de dados, os dados são captados, organizados e estruturados para a correta aplicação da modelagem. Após essa etapa, é realizada a mensuração de cada um dos KPIs com os dados dos atributos relacionados ao consumidor e então é realizada a classificação dos consumidores quanto ao seu potencial de adoção a tecnologia FV.

A **Fase 4** trata das análises pós-aplicação do modelo, que correspondem as análises de sensibilidade e confiabilidade do modelo desenvolvido. A análise de sensibilidade é realizada por meio de alterações no sistema de ponderação para medir a intensidade que a ponderação tem no índice de adesão dos consumidores a tecnologia fotovoltaica. A análise de confiabilidade foi realizada com a avaliação dos consumidores que aderiram a tecnologia fotovoltaica em um período posterior a aplicação do modelo desenvolvido, com isso é possível verificar se o modelo está acertando na análise.

1.5 CONTRIBUIÇÕES DA PESQUISA

A pesquisa apresentada oferece contribuições significativas para diversas áreas, destacando-se especialmente nos campos de energia, sustentabilidade, comportamento do consumidor e tomada de decisões. Uma das principais contribuições reside na identificação de fatores e indicadores cruciais para prever a adoção da tecnologia FV pelos consumidores na perspectiva dos OSD.

Ao adotar uma abordagem estruturada e hierárquica, integrando opiniões de especialistas e consumidores, a pesquisa contribui para o avanço teórico em modelos de diagnóstico e análise de comportamento do consumidor de energia elétrica. Além disso, ela amplia o conhecimento em difusão FV ao destacar a importância dos fatores econômicos na decisão dos consumidores, proporcionando análises valiosas para estudos de difusão da inovação e pesquisas em fontes de energia sustentáveis. A pesquisa também destaca o potencial de desenvolvimento de modelagens híbridas a partir de métodos MCDA, como BWM, DEMATEL e TOPSIS, combinados com *data analytics*, uma nova forma de captura de opinião e comportamento orientada a dados com *Power Big Data*.

Ao aprofundar a compreensão da relação entre atributos de dados e KPIs, a pesquisa contribui para o desenvolvimento de métodos eficazes de tradução de características categóricas de diferentes cardinalidades em indicadores mensuráveis. Além disso, suas implicações para a área de difusão da inovação, apresenta uma nova forma de monitorar a difusão FV considerando cada consumidor por meio das suas características e da sua UC como um agente decisor, onde o somatório de todos esses agentes nos dá uma perspectiva global da difusão FV, nos mesmos moldes das teorias sociais de Max Weber que acreditava que os indivíduos dispunham de liberdade para agir e modificar a sua realidade. Essa abordagem centrada no indivíduo fornece observações valiosas para o desenvolvimento de estratégias governamentais voltadas para a sustentabilidade, equilíbrio, justiça energética e a promoção de energias renováveis.

Além disso, ao desenvolver um modelo baseado em *Power Big Data*, a pesquisa abre novas possibilidades de investigação no campo da análise de dados aplicada ao setor energético, promovendo o desenvolvimento de abordagens mais sofisticadas para tomada de decisão em ambientes regulatórios complexos. A integração de dados provenientes dos OSD destaca a relevância crescente do uso de *Big Data* na pesquisa e prática em diversos setores com destaque para o setor energético, sugerindo uma mudança paradigmática. A pesquisa apresenta uma metodologia avançada de análise de dados para diagnosticar, compreender e antecipar as

tendências na adoção de tecnologias FV, com duas abordagens distintas uma abordagem baseada na opinião dos consumidores e outra baseada nos dados das UCs.

Essa abordagem inovadora representa não apenas uma contribuição para os estudos sobre energia renovável, mas também estabelece um marco para a aplicação prática de análise de dados em larga escala no contexto da transição energética. Dessa forma, a pesquisa não apenas expande o conhecimento acadêmico existente, mas também incentiva a exploração de novas fronteiras na pesquisa interdisciplinar, onde a análise de dados e a sustentabilidade convergem para moldar o futuro do setor elétrico.

Por fim, a pesquisa é pioneira ao desenvolver ferramentas computacionais para aplicar uma abordagem que mede o potencial de adoção dos consumidores à GD fotovoltaica, proporcionando um modelo referencial, prático e dinâmico para pesquisadores interessados na aceitação de tecnologias emergentes em diversos setores.

1.6 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

Esta tese divide-se em 9 capítulos. O Quadro 4 indica quais capítulos e seções deste texto estão relacionados aos temas de interesse do leitor.

Quadro 4 – Índice de capítulos para cada tema de interesse do leitor

Tema de interesse do leitor	Capítulos									Apêndice		
	2	3	4	5	6	7	8	9	A	B	C	
Fatores de adoção												
Atributos do consumidor												
Modelagem												
Aplicação												
Estudo de caso												
Ferramentas computacionais												
Conclusões												
Publicações												
Instrumentos de coleta												
Cálculo de distância geográfica												
Registro de software												

O Capítulo 2 apresenta e discute os fatores para mensurar a adoção fotovoltaica na perspectiva dos OSD. Nesse capítulo, foi possível identificar e classificar com auxílio de especialistas, os principais fatores para mensurar a adesão fotovoltaica por parte dos consumidores na visão dos OSD de energia elétrica. Parte deste capítulo foi publicado no periódico *Sustainability* (DO NASCIMENTO et al., 2020b). A partir disso, o Capítulo 3 busca identificar os principais atributos (dados) relacionados ao consumidor de energia elétrica que podem ser utilizados pelos OSD para a tomada de decisão.

A proposta de modelagem está descrita no Capítulo 4. Em sua primeira seção pode ser observada a estrutura hierárquica do modelo por meio de uma árvore de decisão, que é estruturada com KPIs, seguido pela ponderação dos KPIs pelos especialistas e consumidores e do modelo matemático. Parte deste capítulo foi publicado no periódico *Journal of Cleaner Production* (MORAES DO NASCIMENTO et al., 2022a). Na sequência é apresentada a abordagem matemática para os dois modelos desenvolvidos e a proposta de modelagem computacional. O Capítulo 5 aborda a aplicação e adaptação do modelo para mensuração a partir de dados diretamente do banco de dados dos OSD de energia elétrica. O Capítulo 6 apresenta os dois estudos de caso realizados, o primeiro aplicando o modelo baseado na opinião do consumidor onde também é apresentada a análise de sensibilidade do modelo de ponderação e o segundo baseado em dados do consumidor onde também é realizada a análise de confiabilidade do modelo.

No Capítulo 7 é descrito a modelagem das ferramentas computacionais desenvolvidas, tanto para o modelo baseado na opinião do consumidor, quanto para o modelo baseado em dados do consumidor. Por fim, o Capítulo 8 apresenta as conclusões do estudo, o Capítulo 9 apresenta as publicações realizadas a partir da pesquisa desenvolvida e no final do documento é possível visualizar os três apêndices com as informações complementares.

2 FATORES DA ADOÇÃO DA TECNOLOGIA FOTOVOLTAICA

Como requisito para o desenvolvimento de um modelo para mensurar a adesão fotovoltaica dos consumidores na perspectiva dos OSD de energia elétrica, é necessário compreender: como a adesão e a difusão de energia fotovoltaica funcionam; e quais os principais fatores que influenciam os consumidores a optarem pela aquisição de um sistema FV. Diante disso, para desenvolver este capítulo, fez-se uso de uma combinação de técnicas: A RSL 1 e entrevistas estruturadas com especialistas para avaliar os fatores sistematicamente identificados.

Este capítulo está estruturado em cinco seções. Na primeira seção, os aspectos de adoção da tecnologia fotovoltaica são analisados, em seguida os fatores de adesão foram identificados por meio da RSL 1 nas bases de dados *Scopus* e *Web of Science*. Na seção seguinte, por meio de uma abordagem exploratória qualitativa, foram realizadas entrevistas estruturadas com 20 especialistas de diferentes áreas ligadas ao setor elétrico. A amostra incluiu profissionais como consultores, pesquisadores, analistas, políticos e profissionais do setor de distribuição e geração, além de gestores técnicos de empresas FVs. Esta seção foi projetada para garantir que uma ampla gama de fatores relacionados à mensuração de adoção à tecnologia fotovoltaica fosse identificada e avaliada sob diferentes perspectivas. Assim, é possível auxiliar os OSD em suas tomadas de decisão, uma vez que a literatura científica existente tende a centrar-se nos aspectos técnicos e econômicos do mercado FV, com pouca ênfase nos outros elementos de adesão. Na quarta seção, os fatores foram estruturados quanto à sua importância, conforme avaliação dos especialistas. A quinta seção envolve a análise das entrevistas comparando as opiniões dos especialistas com a relevância de cada fator.

2.1 ASPECTOS DE ADOÇÃO

Aspectos da adoção de novas tecnologias têm sido de grande interesse para diferentes áreas de pesquisa (CURTIUS, 2018; PERES; MULLER; MAHAJAN, 2010). A difusão é frequentemente usada para explicar os motivadores que levam os agentes da sociedade a adotar uma nova tecnologia ou substituir uma tecnologia obsoleta por uma atualizada (CHO; KOO, 2012). No campo da geração fotovoltaica distribuída, o processo de difusão se destaca principalmente por suas questões econômicas e ambientais, ao contrário dos sistemas tradicionais de geração (ISLAM, 2014), envolvendo incertezas que dizem respeito a aspectos tecnológicos e sociais (ZHAI; WILLIAMS, 2012a). A disseminação de sistemas FVs pode ser

considerada como um problema de difusão de inovações (KARAKAYA, 2016), conforme estabelecido por Lockyer (1997) e Rogers (1983).

Nessa perspectiva, ressalta-se que a importância da adoção da tecnologia pelas pessoas representa o entendimento da difusão fotovoltaica. De acordo com Ehsan et al (2018) e Shariatzadeh et al (2015), o processo decisório quanto à aquisição de uma nova tecnologia consiste em cinco etapas. O primeiro passo é o conhecimento, ou seja, quando a pessoa é apresentada à tecnologia e entende seu funcionamento. O segundo passo é a persuasão, que ocorre quando a pessoa assume uma atitude favorável ou desfavorável em relação ao produto. A terceira etapa é chamada de decisão, que acontece quando o cliente se envolve em atividades que levam a uma escolha: adotar ou rejeitar a inovação. A quarta etapa é chamada de implementação, e acontece quando o indivíduo passa a utilizar alguma tecnologia. A quinta fase é a confirmação de que a pessoa visa fortalecer uma decisão de inovação que já foi tomada. Esse processo está atrelado a fatores que influenciam os clientes em cada uma das fases de tomada de decisão para adotar inovações tecnológicas como os sistemas FVs.

Os fatores de aquisição da tecnologia fotovoltaica são estruturados a partir de características e aspectos que influenciam o cliente a adotar a geração fotovoltaica distribuída. Esses aspectos são apresentados de diferentes formas na literatura, mas geralmente demonstram uma forte relação entre a influência econômica percebida pelos indivíduos e suas questões comportamentais. Adquire um sistema relacionado a aspectos de viabilidade econômica e comportamental das pessoas. Os fatores de adoção podem ser observados na literatura acadêmica, conforme afirmação de Pereira da Silva et al (2019), que aplicaram uma nova abordagem analítica a 13 estudos de caso internacionais, proporcionando uma sistematização de políticas e ajustes regulatórios para difusão.

Os autores de Panos et al (2019), avaliaram os fatores que influenciam a disseminação de sistemas solares FVs nos telhados até 2050 na Suíça. Nos Estados Unidos Graziano et al (2019), aplicaram uma abordagem espaçada para investigar e quantificar a influência de um ambiente construído em áreas urbanas em novos clientes. Ao mesmo tempo, a pesquisa de Tidwell et al (2018) avaliaram a distribuição espacial da adoção da energia solar fotovoltaica no estado da Geórgia. Os autores de Martinopoulos et al (2018), analisaram a difusão e adoção da conversão de energia solar na Grécia nos últimos 40 anos, a pesquisa de Tsaour et al (2018) explorou a atitude dos consumidores de sistemas FVs conectados a edifícios em Taiwan. Os autores de Lin et al (2018) usou os dados do código postal de 83 cidades para investigar a influência de variáveis ambientais, econômicas, sociais e locais na distribuição espacial da geração fotovoltaica em áreas urbanas da China. Os autores de Kastner et al (2019) analisaram

o efeito das influências sociais sobre questões econômicas e ecológicas na adoção da tecnologia fotovoltaica na Alemanha. Além disso, estudos examinaram fatores e seu impacto na aquisição de tecnologias de energia solar renovável para residências urbanas no México (REYES-MERCADO; RAJAGOPAL, 2017) e identificaram os determinantes da aquisição de energia fotovoltaica na Bélgica (DE GROOTE; PEPERMANS; VERBOVEN, 2016). Na região de Flandres, Alemanha e Canadá, o estudo da Ref. (ADEPETU et al., 2018) usou Modelos Baseados em Agentes para estudar e comparar a aquisição projetada de sistemas FVs e baterias integradas.

Na Itália (PALMER; SORDA; MADLENER, 2015), estudaram como as mudanças de suporte afetam a difusão fotovoltaica, enquanto na Polônia, uma abordagem foi desenvolvida para examinar as razões das decisões familiares rurais para aderir à tecnologia fotovoltaica (KLEPACKA; FLORKOWSKI; MENG, 2018). No Brasil, estudos têm sido realizados sobre cenários, oportunidades, desafios e panoramas de geração fotovoltaica (CARSTENS; CUNHA, 2019; DE FARIA; TRIGOSO; CAVALCANTI, 2017; FERREIRA et al., 2018), e a difusão dessa tecnologia e barreiras para sua adesão (GARLET et al., 2019). Assim, é possível observar que a literatura apresenta diferentes análises, buscando compreender aspectos específicos para a investigação da adoção e crescimento da difusão fotovoltaica.

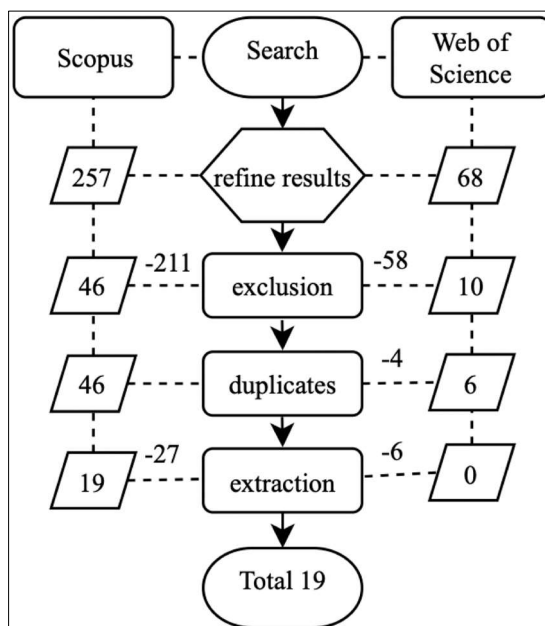
O processo de tomada de decisão de uma organização para investir em energia renovável geralmente é simples, devido a ser uma decisão econômica baseada na capacidade de investimento e no retorno esperado. No entanto, o processo de tomada de decisão da pessoa que compra bens duráveis relacionados ao uso de energia é de difícil compreensão (TANAKA et al., 2017). A adoção de energia renovável é mais vulnerável à heterogeneidade individual e interações complexas porque envolve altos custos de investimento inicial e informações imperfeitas que causam racionalidade limitada no processo de tomada de decisão (ANATOLITIS; WELISCH, 2017; MARTINOPOULOS; TSALIKIS, 2018; ROBINSON; RAI, 2015). Um exemplo claro da complexidade da adoção foi observado por (ALIPOUR et al., 2020a). Eles revisaram 173 estudos que revelaram mais de 333 preditores e determinantes que foram classificados nas esferas social (sociodemográfica), individual (psicológica e atitudinal) e informacional (econômica, técnica e canais de informação). Além disso, existem diferenças na complexidade de adoção entre os primeiros adotantes e os posteriores. Os primeiros usuários são motivados mais por preocupações ambientais e tecnofilia, enquanto os adotantes subsequentes implementam principalmente por razões econômicas (PALM, 2020).

2.2 MÉTODO DE IDENTIFICAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DOS FATORES

O método para identificação dos fatores de adesão fotovoltaica foi baseado em uma RSL. De acordo com Tranfield et al (2003), as revisões sistemáticas diferem das revisões narrativas tradicionais por adotarem um processo replicável, científico e transparente. A revisão foi baseada no protocolo de revisão *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) (MOHER et al., 2009) e teve como objetivo identificar os principais preditores de adesão do consumidor aos sistemas FVs. Foi feita uma leitura flutuante utilizando livros, relatórios de órgãos governamentais, agências internacionais de energia e artigos científicos para delimitar o tema da pesquisa. A questão de pesquisa levantada foi: “Quais são os principais fatores para mensurar a adoção dos consumidores aos sistemas fotovoltaicos?”. As bases de dados *Scopus* e *Web of Science* foram selecionadas para pesquisa, uma vez que incluem as principais editoras.

A busca foi realizada em fevereiro de 2020 em periódicos e anais de congressos nas bases de dados selecionadas, de modo que o estudo se torna mais abrangente, e os resultados revelam a amplitude da pesquisa científica na área. Como abrangência do presente fator para os termos de busca, foram selecionados o título, resumo e palavras-chave dos artigos, e estipulou-se um período dos últimos 10 anos. Além disso, foram considerados apenas artigos completos com mais de quatro páginas e escritos em inglês, português e espanhol. A *string* de pesquisa definida foi: *title-abstract-keywords* (“*photovoltaic*” OR “*solar energy*” OR “*solar home system*”) AND *title-abstract-keywords* (“*adoption**” OR “*diffusion**” OR “*expansion**” OR “*motivat**”) AND *title-abstract-keywords* (“*prediction**” OR “*monitoring**” OR “*estimat**” OR “*projection**”) AND *title-abstract-keywords* (“*insert**” OR “*penetration**” OR “*decision**” OR “*behavior**” OR “*adhesion**” OR “*incentive**” OR “*stimulus**” OR “*promotion**” OR “*impulse**” OR “*encouragement**”). Após pesquisa nas bases de dados, verificou-se que existia um conjunto significativo de trabalhos na área da adesão a sistemas FV. A Figura 3 apresenta os números da RSL 1. A busca na base de dados resultou em um total de 325 artigos, incluindo materiais duplicados. Em seguida, para selecionar apenas os artigos relacionados ao tema em estudo, foram utilizados os seguintes critérios de exclusão: Artigos que não apresentam sinergia com a questão de pesquisa pela leitura do título e resumo; e artigos duplicados nas duas bases de dados consideradas. A inclusão de artigos específicos relacionados à questão de pesquisa também foi realizada por meio da leitura completa dos materiais. Após a aplicação desses filtros, obtiveram-se 52 artigos, os quais foram submetidos a uma leitura flutuante para verificar se estão relacionados à questão de pesquisa.

Figura 3 – Etapas da RSL 1



Os 52 artigos foram analisados para verificar se apresentavam algum fator que influencia a adoção de sistemas FVs, resultando em 19 artigos para análise e extração de dados que atenderam ao objetivo do estudo. Os 19 artigos foram lidos na íntegra para explorar as variáveis explicativas da previsão de adoção da tecnologia fotovoltaica pelos consumidores dos OSD de energia elétrica. Esta etapa consistiu em analisar o conteúdo de qualquer material comunicado, classificando, tabulando e avaliando seus principais símbolos e temas para verificar seu significado (SHELLEY; KRIPPENDORFF, 1984). Para tanto, foi construído um banco de dados para armazenar as informações sobre os fatores extraídos de cada artigo. Os resultados foram agrupados por repetição e similaridade segundo o critério de pelo menos três citações por fator, onde a identificação dos fatores com maior frequência nos artigos analisados seguiu uma análise pareada por dois indivíduos independentes, e um terceiro para validação dos resultados.

Para a coleta de dados das entrevistas, a estrutura proposta por Cooper, (1958) foi seguida, onde os fatores identificados foram agrupados em tópicos para a construção de um questionário. As questões foram testadas e validadas por especialistas antes de serem enviadas aos respondentes para garantir o alcance dos objetivos da pesquisa. O grupo de especialistas envolveu dois professores doutores em Engenharia Elétrica, um professor doutor em Engenharia de Produção, dois engenheiros elétricos com mestrado em Engenharia de Produção e três mestres em Engenharia de Produção desenvolvendo pesquisas relacionadas à energia fotovoltaica. A coleta de dados foi feita online entre fevereiro e março de 2020, e foi baseada

em entrevistas estruturadas com os principais players do setor elétrico brasileiro com conhecimento sobre o cenário FV. As entrevistas foram desenvolvidas em duas etapas.

Foram realizadas 20 entrevistas com especialistas da área, envolvendo diferentes temas relacionados ao sistema FV, custo-benefício, perfil e padrão de vida, além de duas perguntas que abordaram suas opiniões sobre a difusão fotovoltaica e os temas e fatores propostos. O **Instrumento de coleta I** está disponível no **APÊNDICE A** e foi desenvolvido para preencher a lacuna no Brasil e nas economias emergentes, que consiste na falta de informações abrangentes sobre as características e variáveis críticas para mensurar a adoção da tecnologia fotovoltaica na perspectiva dos OSD.

2.3 DESCRIÇÃO DOS FATORES

Foi utilizada uma abordagem de caráter exploratório da pesquisa, envolvendo a RSL para identificação dos fatores e entrevistas estruturadas realizadas online. As entrevistas foram realizadas com especialistas envolvidos em um processo decisório relacionado à previsão de adoção da tecnologia fotovoltaica, buscando entender se os fatores identificados eram adequados para mensurar a adoção fotovoltaica na perspectiva dos OSD de energia elétrica. A estrutura das entrevistas foi dividida em duas partes. Na primeira, os entrevistados classificaram os temas e indicadores criados a partir dos fatores no nível de relevância. Na segunda, os entrevistados responderam a duas perguntas. Descrição dos resultados da RSL 1

Com base na metodologia da RSL 1, foi realizada uma análise detalhada com artigos publicados visando mensurar a difusão e aquisição de consumidores para a tecnologia fotovoltaica. Para isso, foram identificados 23 fatores que poderiam ser utilizados pelos OSD de energia elétrica para mensurar a adoção de sistemas FVs a partir de informações obtidas diretamente de seus bancos de dados. Durante o processo de análise, as variáveis utilizadas na tomada de decisão dos artigos publicados foram listadas e agrupadas em quatro tópicos e 12 KPIs. O primeiro tópico foi denominado “sistema FV”, que consistia nos índices de geração estimados, parâmetros técnicos e custo do sistema. O segundo foi chamado de “custo-benefício”, que continha indicadores de custo de energia elétrica, programas de incentivo e acesso a financiamento. O terceiro tópico foi denominado “perfil”, que abordou os índices de preocupação ambiental, conhecimento dos clientes e a influência da vizinhança. O último é chamado de “padrão de vida”, que envolve os índices de estilo de vida, valor residencial e habitacional. No Quadro 5 estão os fatores listados e classificados a partir de seus tópicos e índices juntamente com os autores que os utilizaram em seus estudos.

Quadro 5 – Fatores identificados na literatura, organizados em tópicos e indicadores.

Tópico	Indicador	Fator	Descrição	Referência	
Sistema FV (viabilidade econômica)	Estimativa de geração	Incidência solar	Quantidade de energia irradiada pelo sol naquele local	(ARGUELLO et al., 2018; BERNARDS et al., 2017; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; HOPF et al., 2017; KURDGELASHVILI et al., 2019; LA MONACA; RYAN, 2017; LEE, M.; HONG, 2019; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PEARCE; SLADE, 2018; ROBINSON; RAI, 2015; TOROGHI; OLIVER, 2019)	
		Área da cobertura	Área do telhado onde a geração está ou pode ser instalada	(BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; HOPF et al., 2017; KURDGELASHVILI et al., 2019; LA MONACA; RYAN, 2017; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; ROBINSON; RAI, 2015; SULTAN et al., 2016; TOROGHI; OLIVER, 2019)	
		Localização	Localização geográfica da unidade consumidora	(BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; KURDGELASHVILI et al., 2019; LEE, M.; HONG, 2019; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PEARCE; SLADE, 2018; TOROGHI; OLIVER, 2019)	
	Parâmetros técnicos	Aspectos técnicos		Potência, eficiência e quantidade de módulos que podem ser instalados na unidade consumidora	(ARGUELLO et al., 2018; BERNARDS et al., 2017; CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; HOPF et al., 2017; KURDGELASHVILI et al., 2019; LA MONACA; RYAN, 2017; LEE, M.; HONG, 2019; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PEARCE; SLADE, 2018; SULTAN et al., 2016; TOROGHI; OLIVER, 2019)
					Tempo de vida dos equipamentos
		Posicionamento dos módulos		Inclinação, elevação e sombreamento dos módulos FVs	(ARGUELLO et al., 2018; BERNARDS et al., 2017; HOPF et al., 2017; KURDGELASHVILI et al.,

				2019; LEE, M.; HONG, 2019; ROBINSON; RAI, 2015)
	Custo do sistema	Custo de investimento no sistema	Custo de investimento nos equipamentos para geração fotovoltaica	(ARGUELLO et al., 2018; CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; DONG; SGRIN, 2019; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; LA MONACA; RYAN, 2017; LEE, M.; HONG, 2019; LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PEARCE; SLADE, 2018; ROBINSON; RAI, 2015; WANG, W.; YU; JOHNSON, 2017)
		Custo operacional do sistema	Custos de manutenção e operação do sistema de geração fotovoltaica	(ARGUELLO et al., 2018; DONG; SGRIN, 2019; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; LA MONACA; RYAN, 2017; LEE, M.; HONG, 2019; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; WANG, W.; YU; JOHNSON, 2017; YAMAGUCHI et al., 2013)
Custo- benefício (viabilidade econômica)	Custo com eletricidade	Consumo de eletricidade	Consumo de eletricidade da unidade consumidora	(ARGUELLO et al., 2018; BERNARDS et al., 2017; BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; KURDGELASHVILI et al., 2019; LA MONACA; RYAN, 2017; LEE, M.; HONG, 2019; LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014; PEARCE; SLADE, 2018; TOROGHI; OLIVER, 2019)
		Tarifa de eletricidade	Tarifa de energia aplicada pelo OSD de energia elétrica	(ARGUELLO et al., 2018; BERNARDS et al., 2017; CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; LA MONACA; RYAN, 2017; LEE, M.; HONG, 2019; LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PEARCE; SLADE, 2018; TOROGHI; OLIVER, 2019; YAMAGUCHI et al., 2013)
	Programa de incentivos	Incentivos governamentais e descontos	Programas do governo e descontos das empresas fornecedoras de	(CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; LA MONACA; RYAN, 2017;

			geração FV ou dos OSD de energia elétrica	LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014; ROBINSON; RAI, 2015; WANG, W.; YU; JOHNSON, 2017; YAMAGUCHI et al., 2013)
	Acesso a financiamento	Taxas bancárias	Taxas de juros aplicadas pelos bancos e empresas de crédito	(CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; LA MONACA; RYAN, 2017)
Perfil (viabilidade comportamental)	Preocupação ambiental	Preocupação ambiental	Preocupação com o meio ambiente e mudanças climáticas	(DONG; SIGRIN, 2019; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PARKINS et al., 2018; YAMAGUCHI et al., 2013)
	Conhecimento do consumidor	Conhecimento do consumidor	Conhecimento dos consumidores a respeito das tecnologias FVs, seus benefícios, regulação e mercado	(CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; JONES et al., 2010; PARKINS et al., 2018)
	Influência da vizinhança	Interações entre agentes	Influência de pessoas adeptas à tecnologia fotovoltaica	(CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; LEE, M.; HONG, 2019; PEARCE; SLADE, 2018)
		Unidades instaladas próximas	Influência devido ao efeito de proximidade com consumidores que já possuem a tecnologia fotovoltaica	(BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; KURDGELASHVILI et al., 2019; LEE, M.; HONG, 2019; LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014; PEARCE; SLADE, 2018; YAMAGUCHI et al., 2013)
Padrão de vida (viabilidade comportamental)	Estilo de vida	Renda média	Renda, comportamento de consumo dos residentes da unidade consumidora	(BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; KURDGELASHVILI et al., 2019; LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PEARCE; SLADE, 2018; SULTAN et al., 2016; TOROGHI; OLIVER, 2019)
		Hábitos de vida	Estilo de vida dos residentes da unidade consumidora e dados da residência	(BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; HOPF et al., 2017; KURDGELASHVILI et al., 2019; LEE, M.; HONG,

				2019; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PARKINS et al., 2018; ROBINSON; RAI, 2015; TOROGHI; OLIVER, 2019)
Residencial	Número de residentes	Número total de residentes na unidade consumidora	(BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; KURDGELASHVILI et al., 2019; LA MONACA; RYAN, 2017; LEE, M.; HONG, 2019; LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014; PARKINS et al., 2018; SULTAN et al., 2016)	
	Dados residenciais	Dados geoeconômicos, número de carros, televisores entre outros	(BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; HOPF et al., 2017; KURDGELASHVILI et al., 2019; LEE, M.; HONG, 2019; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PARKINS et al., 2018; ROBINSON; RAI, 2015; TOROGHI; OLIVER, 2019)	
Valor da habitação	Custo da propriedade	Valor de mercado do local onde está localizada a unidade consumidora	(BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; KURDGELASHVILI et al., 2019; LEE, M.; HONG, 2019; LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014; ROBINSON; RAI, 2015)	
	Área construída	Área construída onde a unidade consumidora está alocada	(ARGUELLO et al., 2018; CANDAS; SIALA; HAMACHER, 2019; KURDGELASHVILI et al., 2019; LEE, M.; HONG, 2019; LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014; PARKINS et al., 2018; PEARCE; SLADE, 2018; ROBINSON; RAI, 2015; TOROGHI; OLIVER, 2019)	
	Endereço	Endereço, rua, bairro da unidade consumidora	(BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a; DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018; KURDGELASHVILI et al., 2019; LEE, M.; HONG, 2019; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015; PEARCE; SLADE, 2018; TOROGHI; OLIVER, 2019)	

Pode-se observar que alguns fatores não influenciam na previsão da tomada de decisão dos consumidores. Ainda assim, quando agrupados, formam indicadores típicos que podem produzir conhecimento vital para auxiliar os operadores de sistemas de distribuição na previsão da decisão dos consumidores de adquirir um sistema FV.

2.4 ENTREVISTAS COM ESPECIALISTAS

O Quadro 6 apresenta o perfil dos entrevistados que foram selecionados para compor a amostra da pesquisa. Os códigos “Ai” foram usados para analistas de planejamento; “Ci” para profissionais de OSD de energia elétrica; “Gi” para o membro do governo; “Ei” ao consultor de energia; “Mi” para analistas de preços de mercado; “Ri” para o pesquisador de energia, e “Ii” para profissionais de empresas FVs, para preservar a identidade dos mesmos e possíveis conflitos de interesse. A amostra foi constituída por 20 pessoas. Quatro deles eram pesquisadores de energia, que incluíam dois alunos, um pesquisador de um centro de pesquisa e um de uma empresa elétrica. Além disso, havia cinco analistas de planejamento energético, estrutural e tecnológico, três profissionais de OSD de energia elétrica, um consultor elétrico, três analistas de preços de mercado e um membro do governo.

Quadro 6 – Perfil dos entrevistados.

(Continua)

Código	Perfil
A1	Bacharel em Engenharia Elétrica, com mestrado em Energia Fotovoltaica. Possui mais de seis anos de experiência e atualmente faz parte da EPE, vinculada ao Ministério de Minas e Energia, atuando em estudos de planejamento energético e temas relacionados à geração fotovoltaica.
A2	Bacharel em Engenharia Mecânica, com mestrado em Engenharia Urbana e Ambiental. Possui mais de onze anos de experiência e atualmente faz parte da EPE, atuando como consultor técnico em estudos associados a leilões de energia elétrica.
A3	Bacharel em Engenharia da Computação, possui mais de dez anos de experiência e atualmente faz parte do Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas, trabalhando com <i>Analytics, Business Intelligence, Foresight e Global Indicators</i> .
A4	Bacharel em Arquitetura, com mestrado e doutorado em Engenharia Civil na área de eficiência energética. Possui mais de 11 anos de experiência e atualmente é analista de infraestrutura do Ministério do Meio Ambiente e Coordenador de Políticas de Mudanças Climáticas e Mitigação.
A5	Bacharel em Engenharia Civil, com mestrado em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos. Possui mais de seis anos de experiência e atualmente faz parte da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, trabalhando em projetos que envolvem análise e consistência de informações hidrológicas e climatológicas.
C1	Bacharel em Engenharia de Produção, com mestrado em Sistemas e Processos Industriais. Possui mais de 18 anos de experiência e atualmente atua na área de transmissão de energia elétrica em um OSD no Sul do Brasil.
C2	Bacharel em Administração de Empresas, tem mais de 18 anos de experiência e atualmente faz parte de um OSD, trabalhando com gestão de negócios e novos empreendimentos renováveis.
C3	Tecnólogo elétrico, tem mais de 17 anos de experiência e atualmente faz parte de um OSD de médio porte no Sul do Brasil, atuando em planejamento técnico.

Quadro 7 – Perfil dos entrevistados.

(Continua)

Código	Perfil
E1	Bacharel em Engenharia Elétrica, possui mais de 40 anos de experiência e atualmente faz parte de um centro de pesquisa, onde atua como consultor sênior nas áreas de design, auditoria e consultoria em Engenharia Elétrica, com ênfase em Sistemas De Energia.
G1	Bacharel em Direito, Membro do Governo. Possui mais de seis meses de experiência e atualmente é deputado estadual na Assembleia Legislativa do Estado do Rio Grande do Sul, trabalhando em projetos como a privatização do setor elétrico.
I1	Bacharel em Engenharia Elétrica, com pós-graduação em Energia Solar Fotovoltaica. Possui mais de seis anos de experiência e atualmente é sócia-proprietária de um integrador de projetos e instalação de sistemas FVs.
I2	Bacharel em Engenharia Elétrica, tem mais de três anos de experiência e atualmente é sócio-proprietário de um integrador de projetos e instalação de sistemas FVs.
I3	Bacharel em Engenharia Metalúrgica, tem mais de três anos de experiência e atualmente é diretor de uma empresa de desenvolvimento e implantação renovável.
M1	Bacharel em Engenharia Elétrica e De Energia, tem mais de três anos de experiência e atualmente faz parte da Electra Energy, onde atua como comerciante no comércio de energia elétrica no mercado livre.
M2	Bacharel em Engenharia de Energia, tem mais de dois anos de experiência e atualmente faz parte da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, onde trabalha com estudos de planejamento energético, cálculos e projeções de preços de energia.
M3	Bacharel em Engenharia de Energia, tem mais de cinco anos de experiência e atualmente faz parte da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, onde trabalha com estudos de planejamento energético, cálculos e projeções de preços de energia.
R1	Bacharel em Engenharia Mecânica, Mestre em Engenharia Mecânica. Possui mais de quatro anos de experiência e atualmente é pesquisador de energia em uma universidade privada no sul do Brasil.
R2	Bacharel em Química, com mestrado em Eletroquímica. Ele tem mais de 30 anos de experiência e atualmente faz parte de um centro de pesquisa privado que trabalha em temas como acumuladores de energia para redes elétricas e carros elétricos.
R3	Bacharel em Engenharia Elétrica, Doutor em Engenharia Elétrica. Possui mais de dez anos de experiência e atualmente atua como pesquisador em uma universidade federal do Sul do Brasil, atuando nas áreas de controle de sistemas e geração fotovoltaica.
R4	Bacharel em Engenharia Elétrica, com mestrado e doutorado em Planejamento de Sistemas Energéticos. Possui mais de oito anos de experiência e atualmente faz parte da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, onde trabalha com projetos de pesquisa e desenvolvimento.

A seleção dos entrevistados foi feita intencionalmente, selecionando profissionais com diferentes perfis relacionados às áreas de tecnologia, política e energia de diferentes regiões do Brasil, levando em consideração que estão envolvidos no processo de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica. e GD de energia fotovoltaica. A amostra inclui profissionais, pesquisadores e especialistas de diferentes setores da sociedade, reunindo diversas perspectivas em um mesmo contexto. Os autores da Ref. (MALTERUD; SIERSMA; GUASSORA, 2016) afirmam que uma pesquisa com participantes com características altamente específicas para o objetivo do estudo requer uma amostra menos extensa para oferecer poder de informação suficiente. Nesta pesquisa, pode-se destacar que os entrevistados atuam em instituições de alta reputação e impacto estratégico no Brasil, como Empresa de Pesquisa Energética (EPE), Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas

(SEBRAE), Ministério do Meio Ambiente, Assembleia Legislativa do Rio Grande do Sul, Universidades Federais, empresas, entre outras. Ressalta-se também que possuem em média mais de 10 anos de experiência. Assim, a amostra é bastante representativa e permite conclusões significativas para este estudo. Os resultados obtidos por meio da identificação sistemática dos fatores e das entrevistas estruturadas com especialistas do setor elétrico são apresentados e discutidos nas subseções a seguir. No processo de RSL, foram identificados 19 estudos diretamente ligados à mensuração da adoção do consumidor à tecnologia fotovoltaica, estudos que foram utilizados para identificar os elementos mais relevantes para a mensuração da adesão.

Os 20 entrevistados foram questionados sobre a relevância de cada indicador a partir do **Instrumento de coleta I (APÊNDICE A)**. Para cada opção de resposta foi atribuído um valor de 1 a 5, sendo 1 o valor para “Irrelevante” e 5 para “Muito relevante”. O valor atribuído na escala foi multiplicado pelo percentual de respondentes para cada opção de resposta. Em seguida, os valores obtidos foram somados para calcular o índice de relevância percentual para cada indicador. Esse cálculo ajudou a entender a importância dos indicadores para mensurar a adoção à tecnologia fotovoltaica. Os resultados são apresentados na

Tabela 1. A partir dessas questões, foi possível identificar quais elementos são considerados indispensáveis para mensurar o potencial de adoção do consumidor.

A partir da classificação dos indicadores, o objetivo principal da primeira parte das entrevistas é mensurar a representatividade de cada um deles para mensurar a adoção à tecnologia fotovoltaica na perspectiva dos OSD de energia elétrica para auxiliar no desenvolvimento da modelagem de mensuração do potencial de adoção dos consumidores à tecnologia fotovoltaica. Na segunda parte, os entrevistados puderam expressar suas opiniões de acordo com suas experiências pessoais e profissionais, buscando compreender suas opiniões sobre a difusão fotovoltaica. Além disso, verificar se os indicadores identificados na literatura foram suficientes para que os OSD de energia elétrica fizessem a mensuração ou se era necessário acrescentar mais elementos ao estudo.

Tabela 1 – Grau de relevância dos indicadores segundo os entrevistados

Tópico	Indicador	Relevância do Indicador	Opção de resposta	Porcentagem de respostas
Sistema FV	Estimativa de geração	85,00%	Irrelevante	0,00%
			Pouco relevante	0,00%
			Indiferente	10,00%
			Relevante	55,00%
			Muito relevante	35,00%
	Parâmetros técnicos	84,00%	Irrelevante	0,00%
			Pouco relevante	0,00%
			Indiferente	5,00%
			Relevante	70,00%
			Muito relevante	25,00%
Custo do sistema	92,00%	Irrelevante	0,00%	
		Pouco relevante	0,00%	
		Indiferente	5,00%	
		Relevante	30,00%	
		Muito relevante	65,00%	
Custo-benefício	Custo com eletricidade	95,00%	Irrelevante	0,00%
			Pouco relevante	0,00%
			Indiferente	0,00%
			Relevante	25,00%
			Muito relevante	75,00%
	Programa de incentivo	80,00%	Irrelevante	0,00%
			Pouco relevante	5,00%
			Indiferente	15,00%
			Relevante	55,00%
			Muito relevante	25,00%
Acesso a financiamento	73,00%	Irrelevante	0,00%	
		Pouco relevante	20,00%	
		Indiferente	20,00%	
		Relevante	35,00%	
		Muito relevante	25,00%	
Perfil	Preocupação ambiental	58,00%	Irrelevante	5,00%
			Pouco relevante	35,00%
			Indiferente	25,00%
			Relevante	35,00%
			Muito relevante	0,00%
	Conhecimento do consumidor	60,00%	Irrelevante	15,00%
			Pouco relevante	15,00%
			Indiferente	30,00%
			Relevante	35,00%
			Muito relevante	5,00%
Influência da vizinhança	74,00%	Irrelevante	10,00%	
		Pouco relevante	0,00%	
		Indiferente	25,00%	
		Relevante	40,00%	
		Muito relevante	25,00%	
Padrão de vida	Estilo de vida	73,00%	Irrelevante	5,00%
			Pouco relevante	15,00%
			Indiferente	5,00%
			Relevante	60,00%
			Muito relevante	15,00%
	Residencial	71,00%	Irrelevante	5,00%
			Pouco relevante	10,00%
			Indiferente	25,00%
			Relevante	45,00%
			Muito relevante	15,00%
Valor da habitação	73,00%	Irrelevante	0,00%	
		Pouco relevante	15,00%	
		Indiferente	10,00%	
		Relevante	70,00%	
		Muito relevante	5,00%	

Inicialmente, os entrevistados foram questionados sobre sua opinião a respeito da difusão fotovoltaica, bem como suas implicações técnicas, políticas e econômicas. A5 disse que é “favorável à difusão fotovoltaica”. Ao mesmo tempo, I2, M2 e M3 afirmaram que a disseminação da tecnologia é essencial para o crescimento e diversificação da matriz energética. No entanto, ainda depende de incentivos governamentais e redução de custos. I3 ratificou a informação dizendo que “a difusão ainda é embrionária” e A2 acrescentou que “a expansão fotovoltaica representa uma forma de atender a demanda crescente com características ambientalmente sustentáveis, embora apresente desafios para o setor elétrico”. O entrevistado R1 destacou que “é um tema atual e relevante e que está se expandindo rapidamente”, porém mais políticas públicas deveriam incentivar seu uso. Essa afirmação foi corroborada por C2, que destacou a importância da difusão e disse que os órgãos e empresas que estruturam o setor elétrico “não poderiam acompanhar esse processo na mesma velocidade que o desenvolvimento dessas fontes de energia ocorreu no Brasil”. Além disso, I1 se referiu aos reguladores e apontou que a difusão fotovoltaica deve ser incentivada pelos órgãos do setor. Ao mesmo tempo, C1 afirmou que a tecnologia fotovoltaica “está em ascensão e está começando a se espalhar entre os clientes”. E1 referiu-se aos reguladores e apontou que a difusão fotovoltaica deve ser incentivada pelos órgãos do setor. Ao mesmo tempo, C1 afirmou que a tecnologia fotovoltaica “está em ascensão e está começando a se espalhar entre os clientes”. E1 referiu-se aos reguladores e apontou que a difusão fotovoltaica deve ser incentivada pelos órgãos do setor. Ao mesmo tempo, C1 afirmou que a tecnologia fotovoltaica “está em ascensão e está começando a se espalhar entre os clientes”.

A1 destacou os direitos do consumidor e disse que “a escolha individual de adotar um sistema deve ser permitida e respeitada desde que não prejudique outros clientes”. A4 afirmou que “a população deve ser conscientizada sobre o custo-benefício da tecnologia”. Enquanto isso, A3 e R2 sugeriram que no Brasil há necessidade de os fornecedores divulgarem as informações para as pessoas, uma vez que há um número reduzido de fornecedores, campanhas e incentivos governamentais para a adoção da energia fotovoltaica. Apesar de o G1 não possuir alto conhecimento técnico sobre tecnologia fotovoltaica, ele disse que essa forma de geração é uma tecnologia limpa e que “o principal fator para seu uso é o custo-benefício que seria gerado”. R4 focou sua opinião em profissionais do setor FV, mencionando que a tecnologia “não é difundida no mercado, e há poucos profissionais qualificados”. E1 destacou os aspectos econômicos da tecnologia e destacou que “a contínua redução de custos dos sistemas FVs aliada aos altos custos da eletricidade comercial são elementos importantes para sua disseminação no Brasil”.

C3 destacou a visão dos OSD de energia elétrica, afirmando que “a possibilidade de transferir a geração de energia diretamente para os clientes foi provavelmente a motivação do governo para incentivar a instalação fotovoltaica” e apontou que a difusão fotovoltaica “evita grandes investimentos na extensão de linhas de transmissão e subestações.” Além disso, afirmou que “o incentivo à adoção fotovoltaica tem causado uma confusão entre os clientes que geram sua energia e todos os clientes que não estão instalando a geração solar estão pagando indiretamente em suas contas o valor dos investimentos para melhorias nas conexões de microgeração”. Com uma visão mais sistêmica, R3 argumentou que haveria “implicações para o mercado de energia, pois os OSD se tornarão cada vez mais prestadoras de serviços de transporte de energia do que comercializadoras de energia. Então, há um impacto significativo no setor elétrico do modelo de negócios, que tem um futuro incerto.” O entrevistado destaca ainda que “o cliente passa a se ver como produtor de energia e não apenas como consumidor do serviço”, o que o leva a querer um espaço de decisão mais significativo.

Os entrevistados também foram questionados sobre informações adicionais para mensurar a aquisição de consumidores, bem como se os indicadores criados eram suficientes para essa tarefa. Os respondentes A5, C1, G1, E1 M2 e R2 argumentaram que todos os aspectos foram abordados, enfatizando os benefícios e o retorno do investimento para os clientes. A2 sugeriu maior atenção à precificação, pois “quanto mais altas as tarifas, mais favorecidas são as instalações de GD”, corroborando com a opinião de I2, que ressalta a importância dos custos de energia. Nesse sentido, A4 destacou que “a decisão está diretamente ligada ao custo-benefício” e enfatizou a importância de um indivíduo conhecer a legislação de GD. De outra perspectiva, C2 citou que “seria interessante observar o desejo das pessoas de implantar sistemas de geração de energia com potência superior ao seu consumo para compartilhar a energia excedente com outras pessoas”. C3 observou que “para os clientes o passo inicial é reestruturar o uso de energia, focando em fatores relacionados à otimização do consumo, e o segundo passo pode ser a instalação de geração com energia alternativa”, enquanto M3 afirmou que “a eficiência do sistema é muito importante para medir a geração e otimizar o consumo”.

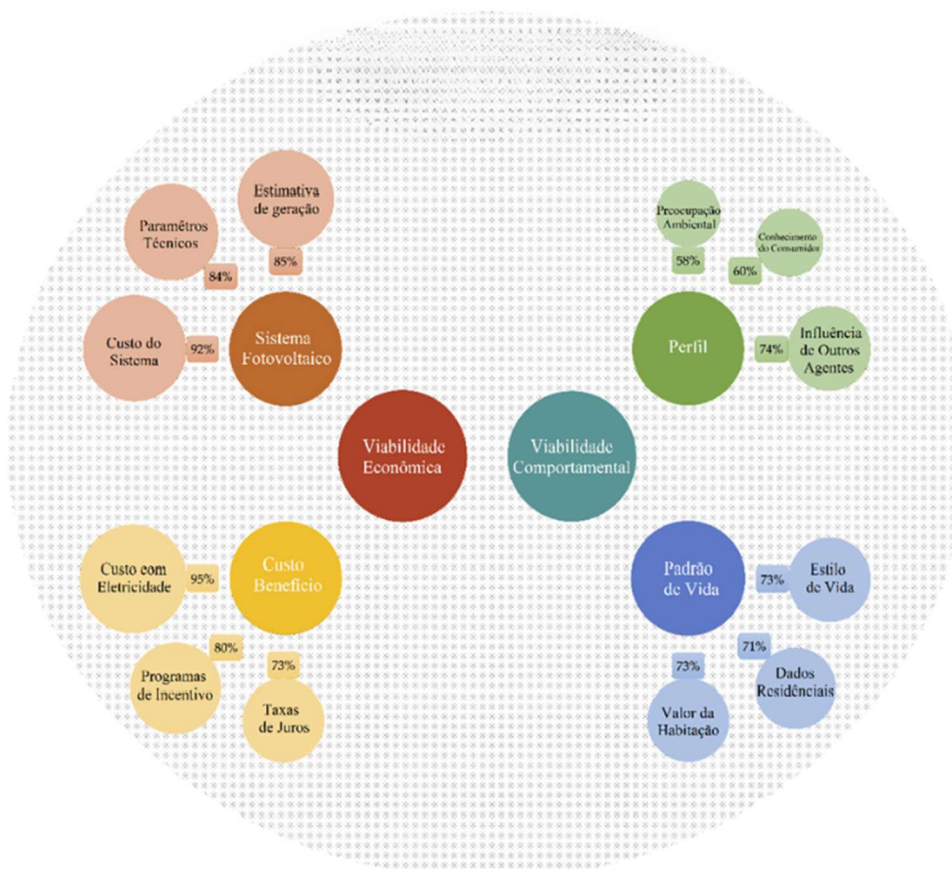
Para trazer novas comparações, R1 propôs comparar os potenciais de adesão em áreas urbanas e rurais, bem como pequenas e grandes cidades. M1 destacou a importância de medir a radiação solar do local, enquanto E1 declarou que “é necessária uma recuperação consistente das atividades produtivas no Brasil para reduzir o desemprego e melhorar o poder aquisitivo dos potenciais adeptos da tecnologia fotovoltaica”. A R4 abordou mais de perto a influência dos integradores na tomada de decisão do consumidor, argumentando que “seria interessante medir a capacidade técnica das empresas que implementam projetos FVs”. No entanto, A3

sugeriu medir “as vendas diárias por fornecedor de cada integrador, para que se possa entender em quais regiões a demanda está crescendo, para quais classes sociais e quais fatores influenciam esse crescimento.” R3 afirmou que as variáveis levantadas são adequadas para mensurar os fatores de decisão para clientes de pequeno porte com os principais fatores: O retorno do investimento, segurança e confiabilidade da tecnologia, e a influência exercida por outras pessoas que instalaram sistemas FVs. Além disso, segundo R3, dois fatores relevantes não foram listados na pesquisa. Um deles são os fornecedores locais, o que aumenta a segurança do investimento, e o segundo é a concorrência local, pois “vários fornecedores oferecem a garantia de que o preço está de acordo com os preços de mercado e não é superestimado, o que também garante a qualidade do comprar”. e a influência exercida por outras pessoas que instalaram sistemas FVs. Além disso, segundo R3, dois fatores relevantes não foram listados na pesquisa. Um deles são os fornecedores locais, o que aumenta a segurança do investimento, e o segundo é a concorrência local, pois “vários fornecedores oferecem a garantia de que o preço está de acordo com os preços de mercado e não é superestimado, o que também garante a qualidade do comprar”. e a influência exercida por outras pessoas que instalaram sistemas FVs. Além disso, segundo R3, dois fatores relevantes não foram listados na pesquisa. Um deles são os fornecedores locais, o que aumenta a segurança do investimento, e o segundo é a concorrência local, pois “vários fornecedores oferecem a garantia de que o preço está de acordo com os preços de mercado e não é superestimado, o que também garante a qualidade da compra”.

2.5 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Este tópico analisa os resultados obtidos, considerando as entrevistas com profissionais do setor de energia e as informações coletadas na literatura acadêmica. Para isso, os indicadores e tópicos para mensurar a adoção da tecnologia fotovoltaica são agrupados nas dimensões de viabilidade econômica e viabilidade comportamental, conforme o *framework* apresentado na Figura 4. A dimensão viabilidade econômica abrange as questões do sistema FV e custo-benefício, enquanto o perfil e padrão de vida formam a dimensão viabilidade comportamental. Essa divisão em duas dimensões é essencial para que seja possível entender a relação dos tópicos e indicadores com a opinião dos entrevistados e os estudos já desenvolvidos na literatura sobre mensuração da adoção à tecnologia fotovoltaica.

Figura 4 – Fatores para a adoção de sistemas FVs na perspectiva dos OSD



2.5.1 Dimensão da Viabilidade Econômica

Este tópico descreve os aspectos relacionados à viabilidade econômica que influenciam a decisão do consumidor por meio do benefício financeiro da aquisição de um sistema FV. Assim, para mensurar a viabilidade econômica, é necessário compreender aspectos relacionados aos temas do sistema FV e custo-benefício, conforme apresentado na Tabela 2.

Tabela 2 – Ordem hierárquica dos indicadores da dimensão viabilidade econômica

Tópico	Indicador	Índice de relevância
Custo-benefício	Custo com eletricidade	95,00%
Sistema FV	Custo do sistema	92,00%
Sistema FV	Estimativa de geração	85,00%
Sistema FV	Parâmetros técnicos	84,00%
Custo-benefício	Programa de incentivos	80,00%
Custo-benefício	Acesso a financiamento	73,00%

O principal indicador da dimensão viabilidade econômica foi o custo com eletricidade, que tem importância política e econômica e envolve tarifas, consumo de energia pela unidade consumidora e a tarifa de energia elétrica, que é definida pelo regulador do setor elétrico com os OSD por meio de resoluções, decretos e leis. Este indicador teve a maior relevância (95%) para os entrevistados, uma vez que o consumo de energia elétrica e as políticas tarifárias são fatores determinantes no desenvolvimento socioeconômico do país (VILLAREAL; MOREIRA, 2016). O aumento das tarifas de energia elétrica, notado principalmente nos grupos B1 (residencial) e B3 (comercial) da rede de distribuição de baixa tensão (HOLDERMANN; KISSEL; BEIGEL, 2014), pode atuar como incentivo para a adoção de sistemas FVs (SHAHNIA et al., 2011; SIMPSON; CLIFTON, 2015), o que pode levar o consumidor a pensar na independência do OSD de energia elétrica (JAGER, 2006). Os respondentes concordaram com esse raciocínio, afirmando que quanto maior a tarifa de energia elétrica, mais favorecida é a instalação de sistemas de GD, e os altos custos da energia elétrica são impulsionadores essenciais para a disseminação da tecnologia fotovoltaica no Brasil.

Segundo especialistas, o motivo pelo qual o indicador de custo de energia elétrica é considerado o principal parâmetro a ser medido se deve aos altos custos de energia elétrica no Brasil. Os altos impostos causam principalmente esse fenômeno cobrado no país (RIGO, P. D. et al., 2019), ao contrário de outros países como a Suíça, onde os baixos preços da eletricidade e as baixas taxas de autoconsumo estão entre os fatores econômicos que podem limitar a penetração da energia solar fotovoltaica (PANOS; MARGELOU, 2019). As 63 operadoras de redes de distribuição no Brasil são monopólios naturais em suas áreas de abastecimento. Portanto, as tarifas de energia elétrica são determinadas pela agência reguladora ANEEL. Essas tarifas são divididas em grupos tarifários, que representam os diferentes tipos de consumidores, constituindo um indicador essencial para os OSD de energia elétrica, uma vez que a variação das tarifas de energia elétrica relacionadas aos diferentes tipos de consumidores influencia na análise econômica do investimento em projetos de geração fotovoltaica distribuída (VALE et al., 2017).

Outro elemento de significativa importância (92%) é o custo do sistema, que representa o custo da tecnologia, sendo este um dos motivadores mais relevantes para a adesão à tecnologia fotovoltaica. A representatividade deste indicador é confirmada pelos autores de (PALMER; SORDA; MADLENER, 2015), que apontaram que uma redução incremental de 17,6% nos custos de investimento em geração fotovoltaica distribuída leva a um aumento de 26,1% no número total de adotantes. O custo inicial de um sistema FV compreende altos valores para módulos FVs, disjuntores e cabos, bem como os custos de mão de obra, que é um componente

crucial do custo total da instalação (ZHANG, X.; SHEN; CHAN, 2012). De acordo com Tanaka et al (2017), um preço de varejo mais baixo para sistemas FVs pode aumentar o número de potenciais investidores para comprá-los. É corroborado por Ferreira et al (2018), que confirma que os gastos associados à geração fotovoltaica foram significativamente reduzidos, e isso se manterá nos próximos anos, aumentando a competitividade. O autor Pinto Amaral et al (2016) afirma que os custos de implantação de soluções FVs no Brasil tendem a diminuir a cada ano na faixa de 3,3% a 6,5% até 2030.

Os entrevistados destacaram que a contínua redução de custos dos sistemas FVs é um fator essencial para a disseminação dessa tecnologia no Brasil. Por outro lado, eles apontaram que, embora a geração fotovoltaica continue crescendo, os custos ainda são altos, levando a uma maior adoção por consumidores com maior poder aquisitivo. As intervenções políticas na Europa e na América do Norte, visando o cumprimento de suas respectivas metas de redução de CO₂, aparecem como o primeiro elemento causal da redução observada nos custos nivelados dos sistemas FVs (DE SOUZA; CAVALCANTE, 2016). Neste contexto, os operadores de redes de distribuição precisam fazer um esforço mais considerável para monitorar os incentivos públicos à aquisição de sistemas FVs. Além disso, precisam observar o número de integradores em sua região de atuação, pois o aumento das opções de integração de empresas na área reduz custos operacionais e aumenta a competitividade (LI, N.; LIU; ZHA, 2016). Ressalta-se também que regiões com maior competitividade tendem a ter mais custos disponíveis para os consumidores (ROSA et al., 2020).

Além do custo do sistema, o tema do sistema FV está estruturado em dois outros indicadores que representam a estimativa de geração e os parâmetros técnicos, que constituem a parte técnica dos sistemas FVs. Em seu estudo, (MURATORI et al., 2013) afirmam que a capacidade de geração está diretamente relacionada à geração estimada, que inclui a localização, as condições climáticas, a posição e a irradiação solar. Também está associado a parâmetros técnicos, que consistem em trabalhadores qualificados, equipamentos, eficiência, durabilidade, potência, posicionamento, sombreamento e inclinação dos módulos FVs (HERNÁNDEZ-CALLEJO; GALLARDO-SAAVEDRA; ALONSO-GÓMEZ, 2019). Os respondentes apontaram que a eficiência do sistema é um dos elementos mais determinantes para a medição dos parâmetros técnicos com uma relevância de 84%. Os autores de (RODRIGUES et al., 2016) corroboram que, afirmando que embora os módulos FVs tenham um ciclo de vida prolongado, a energia do sistema pode ser significativamente influenciada por fenômenos de degradação que podem reduzir a eficiência do sistema.

A adoção fotovoltaica requer altos padrões técnicos (YAMAGUCHI et al., 2013).

Embora o Brasil se destaque em termos de radiação solar (DIAS et al., 2017), os maiores mercados para sistemas FVs são China, Alemanha, Itália e Estados Unidos, que possuem maior maturidade técnica (PARKINS et al., 2018). A qualidade dos sistemas FVs é fundamental para a adoção desta tecnologia (GARLET et al., 2019) pois sua eficiência está diretamente ligada à economia que o indivíduo terá ao adotá-la uma vez que equipamentos mais eficientes garantem uma maior geração de energia elétrica (SAJJAD et al., 2019). A produção estimada tem alta importância de medição (85%) porque, dependendo da irradiação disponível, o retorno do investimento pode demorar muito tempo, tornando o uso da energia fotovoltaica uma opção não financeiramente viável (ZHANG, X.; SHEN; CHAN, 2012). As informações sobre a localização das UCs, presentes nos bancos de dados dos OSD de energia elétrica, podem ser utilizadas para mensurar os indicadores de estimativa de geração e parâmetros técnicos. A localização de uma unidade consumidora pode indicar a incidência solar (PALMER; SORDA; MADLENER, 2015), a posição solar (LI, Z.; LIU; TANG, 2010) e a quantidade de sombreamento, pois os módulos FVs funcionam melhor quando a iluminação é uniforme em toda a superfície sensível à luz (KREFT; FILIPOWICZ; ŻOŁĄDEK, 2020).

Outros fatores que podem ser monitorados pelos OSD de energia elétrica são o conhecimento de tecnologias avançadas e a mão de obra dos integradores, o que pode resultar em problemas associados à implantação e manutenção de projetos de energia renovável (MANJU; SAGAR, 2017) e causar impactos significativos na rede de distribuição. Os respondentes também mencionaram a questão do conhecimento técnico e a experiência dos integradores. Destacaram que os integradores precisam de treinamento especializado, afirmando que a tecnologia ainda é incipiente no mercado, e há poucos profissionais qualificados. Além disso, destacam questões técnicas relacionadas à rede de distribuição e afirmam que a penetração massiva fotovoltaica implica em possíveis problemas e na necessidade de investimentos e modernização das redes elétricas. Entre os principais fatores técnicos que afetam a rede de distribuição, pode-se destacar a redução de carga de ponta, perfil de tensão, perdas do sistema, confiabilidade, qualidade de energia, carga da linha, estabilidade e proteção (S; KHATOD; SHARMA, 2012). Esses aspectos podem causar dificuldades e resistências por parte dos OSD quanto à difusão fotovoltaica devido aos impactos econômicos e financeiros decorrentes.

O indicador programa de incentivos, assim como os gastos com energia elétrica, fazem parte do tema custo-benefício e, também tem alta relevância (80%). Essa variável abrange políticas públicas, incentivos governamentais e descontos por integradores para incentivar a adesão à tecnologia fotovoltaica, corroborando com o que foi estabelecido por (ROSAS LUNA

et al., 2019), que ressalta a importância das políticas públicas para a difusão da geração fotovoltaica distribuída. Os entrevistados apontaram que uma das principais motivações do governo para estimular os consumidores a aderirem à tecnologia fotovoltaica foi transferir a responsabilidade da geração diretamente para os consumidores. Além disso, destacaram que as ações governamentais devem ser acompanhadas de campanhas de educação e conscientização de todos os agentes e que a escolha pela adoção de um sistema FV é inerente ao indivíduo e deve ser respeitada pelo poder público, que deve formular políticas que contribuam sistemicamente para o setor. Nesse sentido, os OSD de energia elétrica devem aderir às políticas públicas e incentivos fiscais em suas regiões de atuação. Uma delas é a isenção do Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS), (GARLET et al., 2019).

O tema custo-benefício ainda é estruturado pelo indicador de taxa de juros, que representa as opções de crédito que o mercado tem para financiar a compra de sistemas FVs, haja vista que a população brasileira é fortemente dependente de financiamento bancário para aquisição de sistemas FVs (GARLET et al., 2019). O indicador de taxa de juros tem uma relevância de 73%, a menor dentro da dimensão de viabilidade econômica, mas é de grande importância para a previsão de adoção, pois o acesso do consumidor ao financiamento é um bom indicador de adesão que deve ser monitorado pelos OSD. Quando questionados sobre a difusão fotovoltaica, os entrevistados argumentaram que as políticas econômicas de incentivo são relevantes e que os impostos são consequência das políticas públicas e da economia do país. Além disso, afirmaram que maior segurança jurídica e uma contínua recuperação econômica são necessárias para o país, pois essas questões podem gerar instabilidade no cenário de difusão da tecnologia fotovoltaica, dificultando a mensuração desse tipo de informação no longo prazo.

No cenário atual, China, Estados Unidos, Japão, Alemanha, Índia, Austrália, Itália, Brasil, Reino Unido e Coreia do Sul são os 10 maiores produtores mundiais de energia solar. Assim como o Brasil, os outros países também dependem principalmente de suas políticas, com instrumentos de medição de liquidez e certificação verde, empréstimos bancários com juros baixos, padrões de portfólio renovável e metas nacionais de energia renovável (KUMAR SAHU, 2015). Em relação à medição por OSD de energia elétrica, a separação dos consumidores por grupos tarifários parece ser uma alternativa viável, pois cada grupo representa uma classe econômica e tem acesso a diferentes mecanismos de financiamento. Assim, os grupos que têm facilidade de acesso para obter financiamento têm vantagens e maior tendência a aderir aos sistemas FVs.

O retorno do investimento e a capacidade financeira para comprar um sistema FV são os principais tomadores de decisão para que os consumidores adotem essa tecnologia. Os autores

de (DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018) afirmam que o aspecto econômico é mais crítico para os adotantes do sistema FV, pois ao instalá-lo, o cliente se preocupa com o benefício financeiro. Os entrevistados afirmaram que há necessidade de maior esclarecimento da população quanto aos custos e benefícios dos sistemas FVs, e um dos aspectos mais significativos para a aquisição dos consumidores é o custo-benefício, reiterando que a viabilidade econômica influencia diretamente na adoção dos sistemas FVs. tecnologia. Os autores de (HOLDERMANN; KISSEL; BEIGEL, 2014) apontam que sem a viabilidade econômica dos sistemas FVs no Brasil, apenas um pequeno número de empresas e residências particulares investirá nesses sistemas devido à falta de rentabilidade.

Na Grécia, diferentemente da realidade brasileira, os consumidores podem adotar sistemas FVs apesar da falta de incentivos econômicos diretos (MARTINOPOULOS; TSALIKIS, 2018). Assim, é seguro dizer que, para mensurar a adoção da tecnologia fotovoltaica no Brasil e em países com características semelhantes, os índices que medem a viabilidade econômica para o cliente são significativos. Independentemente dos métodos utilizados, entender como as pessoas se comportam economicamente e as variáveis que envolvem seu retorno financeiro garante a melhor estimativa para mensurar e entender a difusão fotovoltaica.

É possível observar que os indicadores mais relevantes, como custo de energia elétrica (tarifas e consumo), são parâmetros que podem ser monitorados internamente pelos OSD. A estimativa dos indicadores de geração (localização, área do telhado, incidência solar e posição solar) podem ser mensuradas por meio da base de dados de georreferenciamento dos OSD, facilitando e reduzindo substancialmente os custos para o desenvolvimento da modelagem do potencial de adoção a tecnologia fotovoltaica por parte dos consumidores.

2.5.2 Dimensão da Viabilidade Comportamental

Este tópico descreve os aspectos relacionados à viabilidade comportamental que influenciam a tomada de decisão do consumidor por meio do benefício pessoal e da capacidade financeira para adquirir um sistema FV. O ato de comprar um sistema FV é uma decisão, onde os usuários potenciais muitas vezes investem tempo e consideração substanciais antes de decidir (JAGER, 2006). É necessário compreender os aspectos relacionados aos temas “perfil do consumidor” e “padrão de vida” para mensurar a viabilidade comportamental, bem como as variáveis que os compõem, apresentadas na Tabela 3.

Tabela 3 – Ordem hierárquica dos indicadores da dimensão viabilidade comportamental

Tópico	Indicador	Índice de relevância
Perfil	Influência da vizinhança	74,00%
Padrão de vida	Estilo de vida	73,00%
Padrão de vida	Valor da habitação	73,00%
Padrão de vida	Residencial	71,00%
Perfil	Conhecimento do consumidor	60,00%
Perfil	Preocupação ambiental	58,00%

O indicador de influência da vizinhança, que faz parte do tópico perfil, ocupa o aspecto mais importante (74%) dentro da dimensão viabilidade comportamental. Este resultado está de acordo com as pesquisas de (ARGUELLO et al., 2018; BERNARDS et al., 2017; BUSIC-SONTIC; FUERST, 2018), que destacam a comunicação interpessoal e a adaptação às normas como motivos dessa relação. Os autores (BOLLINGER; GILLINGHAM, 2012; FORNARA et al., 2016; RAI; REEVES; MARGOLIS, 2016) enfatizam que a R, pois ajuda a superar as incertezas associadas à adoção de painéis FVs. Além disso, observa-se que os incentivos sociais podem gerar mudanças drásticas no comportamento dos clientes (NOLAN et al., 2008). A opinião do entrevistado corrobora a literatura, argumentando que uma das questões mais críticas para a adesão corresponde à influência que as pessoas que já possuem essa tecnologia exercem sobre outras pessoas. Os autores (DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA; BERNARDON, 2018) mencionam que com o aumento de adotantes do sistema FV, conseqüentemente influenciará mais pessoas a acessarem essa tecnologia.

Ao comparar a difusão fotovoltaica em diferentes países, percebe-se que países desenvolvidos como Japão e Canadá são considerados modelos para países em desenvolvimento como China e Índia (DUAN et al., 2018). Como o Brasil é um país em desenvolvimento, sua interação e aprendizado sobre a tecnologia fotovoltaica são provavelmente resultados da influência de outros países. Essa relação é vital para os OSD de energia elétrica brasileiras, pois soluções já estabelecidas em países desenvolvidos podem ter conexão e impacto no cenário brasileiro. No entanto, para os operadores de sistemas de distribuição monitorarem a difusão fotovoltaica, o uso de informações internas das UCs que já optam por sistemas FVs é útil na previsão de adoção. Isso porque o OSD de energia elétrica pode mapear suas UCs e indicar quais consumidores são afetados por esse tipo de influência, levando em consideração suas características operacionais (MA et al., 2019).

Destaca-se o padrão de vida, tratando de informações como o valor da residência, onde as pessoas moram, seu salário ou como vivem. Essas informações ajudam a identificar a capacidade financeira do cliente para adquirir e adquirir tecnologia fotovoltaica. Dentre os

indicadores que compõem esse tópico, destaca-se o estilo de vida, que tem a relevância de 73% e envolve a renda dos consumidores e seus hábitos conforme afirma dos Santos et al (2018), e deve ser considerada a receita do cliente quando se deseja mensurar a adesão à tecnologia fotovoltaica. No entanto, categorias sociais e estilos de vida e uma variedade de elementos podem estar associados à decisão de um indivíduo de investir em um sistema FV (PALMER; SORDA; MADLENER, 2015). As decisões de aquisição muitas vezes estão ligadas a características humanas específicas, como gênero, educação ou renda (PEARCE; SLADE, 2018), o que coincide com a opinião dos entrevistados. Ressaltaram que os custos dos sistemas FVs ainda são altos, levando a uma aquisição mais significativa por pessoas com mais recursos financeiros. Ressalta-se que, quando se trata de estilo de vida, algumas informações devem ser avaliadas, como comportamento do consumidor, locais para onde o indivíduo frequenta e viagens. Assim, considerando a quantidade de dados que compõe essa variável, é difícil obter uma medida padrão ou precisa.

A utilização de outras bases de dados externas para monitorar a renda e os hábitos dos consumidores pode ser incluída no planejamento das operadoras de distribuição para estruturar os modelos de previsão com maior assertividade a partir desses indicadores (LIN; LU; SUN, 2018). No entanto, certas informações internas presentes nas bases de dados dos OSD de energia elétrica podem ser relevantes para mensurar a capacidade financeira dos consumidores, como o número de UCs vinculadas a cada consumidor titular para conhecer seu poder de compra. A curva de carga também é relevante e pode indicar como a energia elétrica é consumida na unidade consumidora, caracterizando uma indicação do estilo de vida dos consumidores (MURATORI et al., 2013).

Outro fator que reflete no poder aquisitivo dos consumidores é o valor da habitação, que indica a capacidade de pagar pela tecnologia (DONG; SIGRIN, 2019) por meio do valor econômico de sua residência (BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a). Nesse caso, informações como endereço (DONG; SIGRIN, 2019; PALMER; SORDA; MADLENER, 2015), que indica se o indivíduo mora em boa vizinhança, a área construída (LETCHFORD; LAKKARAJU; VOROBAYCHIK, 2014), e o valor que ele paga de imposto são considerados indicadores. Os respondentes visualizaram o valor desse índice como uma forma de medir a capacidade financeira dos clientes, atribuindo-lhe um nível de relevância de 73%. Eles argumentaram que o poder de compra do cliente influencia a adoção. Assim, nota-se que o valor da habitação não deve ser desconsiderado quando se procura mensurar a aquisição do consumidor.

O indicador residencial é estruturado por meio de informações socioeconômicas que

envolvem os aspectos econômicos e sociais, englobando dados como número de moradores, número de carros e outros dados que podem auxiliar na previsão da adesão das pessoas à tecnologia fotovoltaica. De acordo com Pearce et al (2018), aqueles que vivem em casas alugadas são extremamente improváveis de instalar sistemas FVs. Os autores de (BERNARDS; MORREN; SLOOTWEG, 2018a) mencionam que os dados residenciais refletem o cenário socioeconômico do consumidor. No entanto, conforme Parkins et al (2018) diz, esses dados individualmente não se tornam representativos para a adoção, pois aspectos de cognição, posição social e comunidades de indivíduos com ideias semelhantes parecem explicar a variabilidade nas intenções de adoção, em vez de variáveis socioeconômicas padronizadas.

As características dos consumidores podem variar de um país para outro, apresentando diferentes perfis socioeconômicos e comportamentos de consumo. Os autores de Reames et al (2016) destacam essas diferenças nos padrões socioeconômicos e de consumo ao analisar as disparidades de eficiência energética em uma cidade dos EUA. Este país tem uma matriz menos renovável que o Brasil. Os respondentes também tiveram essa percepção e viram a importância desse elemento, atribuindo-lhe a relevância de 71%. Indica que deve ser feito um esforço para medi-lo e considerá-lo sempre que possível. Os atributos internos dos OSD de energia elétrica que podem estruturar este tópico são a potência requerida e o perfil de carga da unidade consumidora, pois essas informações podem indicar como os consumidores utilizam a energia elétrica. Pode significar o poder de compra dos consumidores vinculados à unidade consumidora.

O conhecimento do cliente é outro elemento que integra o tópico do perfil, mas ao contrário da influência da vizinhança, apresentou menor representatividade no grau de relevância (60%). Para os respondentes, o conhecimento prévio da tecnologia pelo cliente tem representatividade para a previsão de adesão à tecnologia fotovoltaica. Ainda assim, se não for possível mensurá-lo, talvez isso não altere significativamente o resultado da previsão. A literatura confirma que os adotantes precisam do conhecimento de um produto para se motivarem a buscar mais informações sobre o assunto (FAIERS; NEAME, 2006). Os entrevistados não comentaram especificamente sobre o conhecimento do consumidor sobre a tecnologia fotovoltaica. Ainda, relataram que o cliente precisa conhecer melhor essa tecnologia e precisam ser criadas melhores formas de divulgar essas informações. A falta de conhecimento é uma das principais barreiras à aquisição de sistemas FVs (JAGER, 2006; RAI; REEVES; MARGOLIS, 2016), sendo importante notar que são as pessoas com níveis de escolaridade mais elevados que decidem comprar este sistema (TANAKA et al., 2017). Portanto, é plausível relacionar a difusão e maturidade fotovoltaica de países como EUA (GRAZIANO;

FIASCHETTI; ATKINSON-PALOMBO, 2019), Alemanha e Canadá (ADEPETU et al., 2018) a um nível educacional elevado. Em contraste, o Brasil e outros países em desenvolvimento têm um nível educacional mais baixo (BATTU; BENDER, 2020). Para que as operadoras do sistema de distribuição possam mensurar esse tema, uma alternativa é agregar a educação do consumidor titular ao cadastro interno do OSD de energia elétrica

O último aspecto do tópico do perfil é o indicador de cuidado ambiental, que indica o nível de preocupação do cliente com o meio ambiente. Os autores de (GADENNE et al., 2011) observam que as pessoas ambientalmente conscientes são mais propensas a pagar preços mais altos e estarão mais conscientes das emissões de carbono na atmosfera. Os autores de (CHEN, K. K., 2014) consideram que os valores ambientais têm um impacto positivo no estilo de vida ecológico e nas intenções do sistema de energia solar. No entanto, no Brasil, as culturas doméstica e empresarial não estão suficientemente preocupadas com o meio ambiente e o desenvolvimento sustentável (BRUM ROSA; MAIRESSE SILUK; MICHELS, 2016). É possível observar esse ponto na classificação dos entrevistados, quanto à relevância do indicador (58%), que pode ser dispensado quando não for possível mensurá-lo. Como o Brasil é um país em desenvolvimento, pode tender ao materialismo, assim como o que ocorre na Lituânia (LIOBIKIENĖ et al., 2020), o que pode reduzir as preocupações ambientais.

Pode-se concluir que o tema perfil apresenta um grau de importância que não deve ser ignorado, apesar de ser o menos significativo quando o objetivo é mensurar a adoção do consumidor à tecnologia fotovoltaica. Sempre que possível, deve ser medido. Os aspectos relacionados ao perfil referem-se às decisões e influências pessoais dos indivíduos, e cada pessoa possui diferentes influências que devem ser consideradas. Embora tenham um certo nível de impacto no processo de previsão, a dimensão da variabilidade comportamental indica os especialistas que têm menos relevância do que os da viabilidade econômica. Os indicadores com viés comercial destacam-se como os mais representativos quando se pretende mensurar a adoção do consumidor. Esses resultados são representativos do Brasil e de outros países com realidades semelhantes.

2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Esta seção da pesquisa foi comunicada por meio do artigo (DO NASCIMENTO et al., 2020a). Neste capítulo, foram investigados os fatores e indicadores mais importantes para mensurar a adoção do consumidor à tecnologia fotovoltaica, considerando a perspectiva dos OSD, que posteriormente foram analisados e avaliados por especialistas do setor elétrico. Os

resultados da análise desses indicadores mostram que os agentes FVs estão otimistas quanto às perspectivas de difusão e adoção da tecnologia fotovoltaica, principalmente com a redução de custos, o aumento da atratividade financeira desses projetos e a potencial contribuição para o setor elétrico. Especialistas em eletricidade também estão otimistas, mas com mais cautela, pois veem potenciais problemas regulatórios e econômicos, especialmente em relação à sustentabilidade da distribuição.

Indicadores técnicos e econômicos relacionados aos sistemas FVs são vistos como fatores cruciais de sucesso ligados à viabilidade econômica do consumidor. Eles podem ser medidos pelos OSD até certo ponto por meio da utilização de dados proprietários já existentes internamente, possibilitando a redução de custos no cumprimento da mensuração de adoção. Para um resultado mais preciso, a combinação desses parâmetros com os valores do consumidor e a capacidade de investimento de capital, representada pelos indicadores de viabilidade comportamental, podem trazer melhores resultados ao auxiliar os OSD de energia elétrica em suas tomadas de decisão. Vale destacar também que os cenários variam entre os diferentes países devido à característica pessoal da adoção fotovoltaica, principalmente devido à dependência de políticas públicas.

3 ATRIBUTOS DO CONSUMIDOR PARA A TOMADA DE DECISÃO

Como requisito para o desenvolvimento de um modelo para mensurar a adesão fotovoltaica dos consumidores utilizando os dados disponíveis nos OSD de energia elétrica, é necessário compreender: como os OSD utilizam os dados relacionados aos consumidores para a tomada de decisão; e quais os principais atributos relacionados aos consumidores podem ser utilizados para mensurar o seu potencial de adoção. Diante disso, para desenvolver este capítulo, fez-se novamente o uso da técnica de RSL, a RSL 2.

Este capítulo está estruturado em quatro seções. Na primeira seção, o uso de atributos do consumidor para tomada de decisão de OSD é analisado, em seguida os atributos relacionados ao consumidor de energia elétrica foram identificados por meio da RSL 2 nas bases de dados *Scopus* e *Web of Science*. Na seção seguinte, os resultados são analisados, pôr fim a última seção trás as considerações finais do capítulo.

3.1 ASPECTOS DO USO DE ATRIBUTOS DE DADOS

O *Data Analytics* vem encontrando extensas aplicações em muitas áreas de tecnologia e inteligência de negócios (CHEN, H.; CHIANG; STOREY, 2012). A coleta e o processamento de dados cada vez mais difundidos permitem que as empresas usem esses ativos de dados para melhorar a tomada de decisões. Exemplos podem ser encontrados em diferentes domínios, como pontuação de crédito (ZHAN et al., 2021) comportamento de consumo (MOEYERSOMS; MARTENS, 2015; TAO et al., 2021) perdas não técnicas (IWASHITA et al., 2021; SHI et al., 2017) e sucesso do consumidor (CAVALCANTE SIEBERT et al., 2019; WANG, J. M.; CHEN; ZHANG, 2007).

Os OSD de energia elétrica possuem a oportunidade de utilizar essas ferramentas para entender o estado atual de seus negócios e acompanhar os aspectos ainda em evolução. A indústria de energia elétrica, está passando por algumas mudanças drásticas e rápidas nos paradigmas técnico e comercial, principalmente no quesito de interação e atendimento ao cliente (BUI et al., 2012; JARADAT et al., 2015).

A pesquisa e implementação de técnicas de ciência de dados para o tratamento e análise desses dados são essenciais para melhorar a compreensão da variabilidade do comportamento do consumidor e para continuar a revolução energética, garantindo a confiabilidade do fornecimento de eletricidade e custos de rede aceitáveis (AL-TURJMAN; ABUJUBBEH, 2019). A mineração de dados tem as características de grande escala, algoritmo e função estruturada (LIU,

Y. et al., 2019), de modo que foi testada por muitos projetos práticos na área de mineração de dados. Possui alta confiabilidade e praticidade para aplicar a tecnologia de mineração de dados à análise e processamento do comportamento do cliente de energia, o que é benéfico para enriquecer os meios de regulação, gestão e planejamento da operação da rede elétrica (TAO et al., 2021).

A análise de dados do consumidor, pode levar a um planejamento de rede mais eficaz e eficiente, personalizando a resposta à demanda, os planos tarifários e a difusão fotovoltaica. As metodologias analíticas tradicionais em sistemas de energia geralmente são amplamente baseadas em modelos. Por outro lado, as metodologias desenvolvidas no setor da tecnologia da informação geralmente são puramente baseadas em dados. Um híbrido de abordagens baseadas em dados e modelos parece ser mais eficaz em muitos problemas de referência de energia (AKHAVAN-HEJAZI; MOHSENIAN-RAD, 2018b).

Por esse motivo, compreender os dados disponíveis nos OSD de energia elétrica para aplicação em modelos de tomada de decisão, pode trazer uma nova abordagem de diagnóstico de comportamento do consumidor baseado em atributos de dados. Com isso, o foco neste capítulo é identificar os tipos específicos de dados estruturados, atributos categóricos com valores distintos e atributos relacionados aos consumidores que podem ser utilizados para o desenvolvimento de modelos de tomada de decisão dentro dos OSD de energia elétrica.

3.2 MÉTODO DE IDENTIFICAÇÃO DOS ATRIBUTOS

O método para identificação dos fatores de adesão fotovoltaica foi baseado em uma RSL. A revisão foi baseada no protocolo de revisão *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) (MOHER et al., 2009) e teve como objetivo identificar os principais atributos disponíveis em bancos de dados dos OSD para prever a adesão do consumidor aos sistemas FVs. Foi feita uma leitura flutuante utilizando livros, relatórios de órgãos governamentais, agências internacionais de energia e artigos científicos para delimitar o tema da pesquisa. A questão de pesquisa levantada foi: “Quais atributos relacionados ao consumidor são utilizados para tomada de decisão dos OSD de energia elétrica?”. As bases de dados *Scopus* e *Web of Science* foram selecionadas para pesquisa, uma vez que incluem as principais editoras.

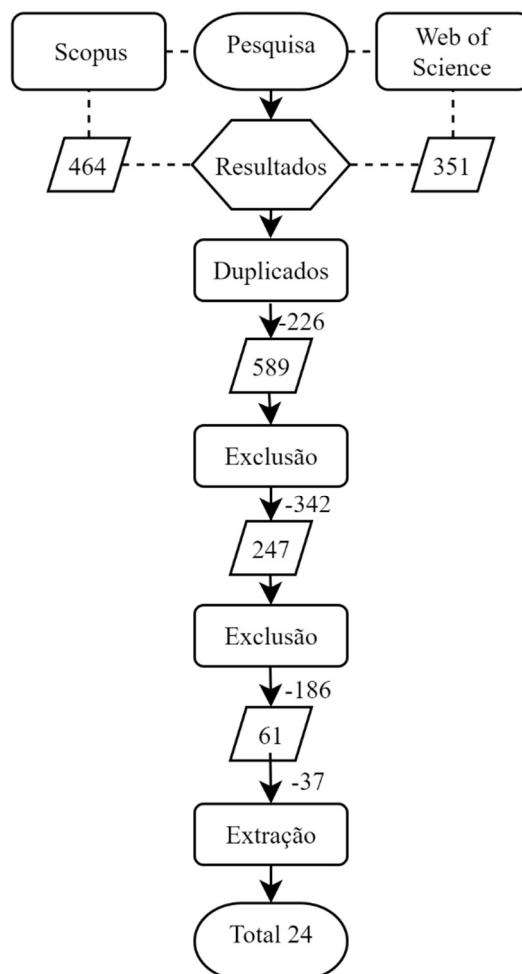
A busca foi realizada em outubro de 2022 em periódicos e anais de congressos para pesquisas e artigos de revisão nas bases de dados selecionadas, de modo que o estudo se torna mais abrangente, e os resultados revelam a amplitude da pesquisa científica na área. Como

abrangência do presente fator para os termos de busca, foram selecionados o título, resumo e palavras-chave dos artigos, e estipulou-se um período dos últimos 10 anos. Além disso, foram considerados apenas artigos completos com mais de quatro páginas e escritos em inglês, português ou espanhol.

A *string* de pesquisa definida foi: *title-abstract-keywords ("power customer*" OR "power consumer*" OR "energy customer*" OR "energy consumer*" OR "electric* customer*" OR "electric* consumer*" OR "power big data" OR "energy big data" OR "electric* big data" OR "DSO" OR "distribution system operator*" OR "Distribution network operator*" OR "DNO*" OR "Electric power distribution network operator*" OR "electricity distribution industry" OR "power distribution industry" OR "electricity distribution compan*" OR "power compan*" OR "energy compan*" OR "electric* compan*" OR "power business*" OR "electric* business*" OR "energy business*") AND ("data* mining*" OR "attribute* mining*" OR "information* mining*" OR "data* analysis" OR "attribute* analysis" OR "information* analysis" OR "data" OR "big data" OR "database*" OR "business data" OR "business attribute*" OR "business information*" OR "data acquisition" OR "attribute acquisition" OR "information acquisition" OR "Business Intelligence") AND ("decision support" OR "decision making " OR "decision analysis")*.

Após pesquisa nas bases de dados *Scopus* e *Web of Science*, verificou-se que existia um conjunto significativo de trabalhos relacionados a atributos do consumidor. A busca na base de dados resultou em um total de 815 artigos, incluindo materiais duplicados. Em seguida, para selecionar apenas os artigos relacionados ao tema em estudo, foram utilizados os seguintes critérios de exclusão: Artigos que não apresentam sinergia com a questão de pesquisa pela leitura do título e resumo; e artigos duplicados nas duas bases de dados consideradas. A inclusão de artigos específicos relacionados à questão de pesquisa também foi realizada por meio da leitura completa dos materiais. Após a aplicação desses filtros, obtiveram-se 61 artigos, os quais foram submetidos a uma leitura flutuante para verificar se estão relacionados à questão de pesquisa conforme fluxo apresentado na Figura 5.

Figura 5 – Etapas da RSL 2



Os 61 artigos foram analisados para verificar se apresentavam atributos relacionados ao consumidor, resultando em 24 artigos para análise e extração de dados que atenderam ao objetivo do estudo. Os 24 artigos foram lidos na íntegra para explorar as variáveis explicativas da utilização de dados relacionados ao consumidor, para a tomada de decisão dos OSD de energia elétrica. Esta etapa consistiu em analisar o conteúdo de qualquer material comunicado, classificando, tabulando e avaliando seus principais símbolos e temas para verificar seu significado (SHELLEY; KRIPPENDORFF, 1984). Para tanto, foi construído um banco de dados para armazenar as informações sobre os fatores extraídos de cada artigo. Os resultados foram agrupados por repetição e similaridade segundo o critério de pelo menos duas citações por fator, onde a identificação dos fatores com maior frequência nos artigos analisados seguiu uma análise pareada por dois indivíduos independentes, e um terceiro para validação dos resultados.

3.3 DESCRIÇÃO DOS ATRIBUTOS DO CONSUMIDOR

Com base na metodologia da RSL 2, foi realizada uma análise detalhada com artigos publicados visando identificar os atributos relacionados ao consumidor que são utilizados para a tomada de decisão dos OSD de energia elétrica. Para isso, foram identificados 19 atributos que podem ser utilizados pelos OSD de energia elétrica para mensurar a adoção de sistemas FVs a partir de informações obtidas diretamente de seus bancos de dados. Durante o processo de análise, os atributos utilizados na tomada de decisão dos artigos publicados foram listados e agrupados em quatro tópicos (técnico, econômico, sociodemográfico e qualidade) para um melhor entendimento do tipo de dado que o compõe. No Quadro 8 é possível visualizar os atributos listados e classificados a partir de suas categorias e tipos juntamente com os autores que os utilizaram em seus estudos.

Quadro 8 – Atributos vinculados ao consumidor identificados na literatura.

Tópico	Atributo	Categoria		Tipo	Referência
Técnico	Consumo de energia	Contínuo	Quantitativo	Medida	(ABUBAKER, 2019; CERCHIARI et al., 2006; HOPF et al., 2018; JIA; WANG; LI, 2012; RAMOS; VALE, 2008; SHERWIN; AZEVEDO, 2020; SONG; SU; YANG, 2019; WANG, J. M.; CHEN; ZHANG, 2007; ZHAN et al., 2021; ZHOU; HOU; HUANG, 2013)
	demanda	Nominal	Qualitativo	Classe de desempenho	(ABDULAAL; ASFOUR, 2017; CERCHIARI et al., 2006; IWASHITA et al., 2021; LEE, H. G. et al., 2008; WANG, J. M.; CHEN; ZHANG, 2007; ZHOU; HOU; HUANG, 2013)
	Fase	Nominal	Qualitativo	Classe de desempenho	(CERCHIARI et al., 2006; DE ARAUJO; MARTINEZ; MOREIRA, 2014; WANG, J. M.; CHEN; ZHANG, 2007)
	Tensão	Nominal	Qualitativo	Classe de desempenho	(CHEN, X.; GUO, 2009; DE ARAUJO; MARTINEZ; MOREIRA, 2014; NIZAR et al., 2006)
Econômico	Valor da fatura	Contínuo	Quantitativo	Medida	(ABUBAKER, 2019; MOEYERSOMS; MARTENS, 2015; TAO et al., 2021; WEI; ZHAO, 2007; ZHAN et al., 2021)
	Tarifa	Nominal	Qualitativo	Classe de desempenho	(HU, 2012; MOEYERSOMS; MARTENS, 2015; SHI et al., 2017; WENG; SHI; BAO, 2009)

	Tempo médio entre faturamento e recebimento	Contínuo	Quantitativo	Medida	(ABUBAKER, 2019; TAO et al., 2021; ZHAN et al., 2021)
	Forma de pagamento da fatura	Nominal	Qualitativo	Classe de desempenho	(ABUBAKER, 2019; TAO et al., 2021; ZHAN et al., 2021)
	Valor da dívida	Contínuo	Quantitativo	Medida	(DE ARAUJO; MARTINEZ; MOREIRA, 2014; WEI; ZHAO, 2007; WENG; SHI; BAO, 2009)
	Tempo da dívida	Contínuo	Quantitativo	Medida	(DE ARAUJO; MARTINEZ; MOREIRA, 2014; WEI; ZHAO, 2007; WENG; SHI; BAO, 2009)
Socio-demográfico	ID do consumidor	Nominal	Qualitativo	Relacional	(ABUBAKER, 2019; CERCHIARI et al., 2006; SHI et al., 2017)
	Classe e subclasse	Nominal	Qualitativo	Classe de desempenho	(CERCHIARI et al., 2006; CHEN, X.; GUO, 2009; HOPF et al., 2018; MOEYERSOMS; MARTENS, 2015; NIZAR et al., 2006; SHERWIN; AZEVEDO, 2020; SHI et al., 2017; WANG, J. M.; CHEN; ZHANG, 2007; WENG; SHI; BAO, 2009)
	ID da UC	Nominal	Qualitativo	Relacional	(ABUBAKER, 2019; CERCHIARI et al., 2006; CHEN, X.; GUO, 2009; SHI et al., 2017; WANG, J. M.; CHEN; ZHANG, 2007)
	Localização geográfica	Nominal	Qualitativo	Medida	(ABUBAKER, 2019; CAVALCANTE SIEBERT et al., 2019; CERCHIARI et al., 2006; HOPF et al., 2018; HU, 2012; NIZAR et al., 2006; SHERWIN; AZEVEDO, 2020; SHI et al., 2017)
	Endereço	Nominal	Qualitativo	Classe de desempenho	(CAVALCANTE SIEBERT et al., 2019; CHEN, X.; GUO, 2009; HOPF et al., 2018; HU, 2012; MOEYERSOMS; MARTENS, 2015; SHI et al., 2017; WANG, J. M.; CHEN; ZHANG, 2007)
	Número de ocupantes	Contínuo	Quantitativo	Contagem	(HOPF et al., 2018; MOEYERSOMS; MARTENS, 2015; SHI et al., 2017)
	Qualidade	Número de desligamentos ou falta de energia	Contínuo	Quantitativo	Contagem
Tempo sem energia		Contínuo	Quantitativo	Medida	(CAVALCANTE SIEBERT et al., 2019; HU, 2012; RIVERO et al., 2021; ZHAN et al., 2021)
Número de reclamações		Contínuo	Quantitativo	Contagem	(CAVALCANTE SIEBERT et al., 2019; MOEYERSOMS; MARTENS, 2015; RIVERO et al., 2021)

Dois tipos de dados são comumente usados para construir modelos de tomada de decisão: dados estruturados (por exemplo, dados sociodemográficos) e dados relacionais ou comportamentais (por exemplo, dados de faturamento, consumo, ou outros dados em rede) (MOEYERSOMS; MARTENS, 2015). Trabalhos anteriores mostraram que o uso de dados comportamentais é extremamente valioso e melhora significativamente o desempenho de modelos (DE FORTUNY; MARTENS; PROVOST, 2013; MARTENS; DE FORTUNY; STANKOVA, 2013). Excepcionalmente, esses dados comportamentais são únicos e são preservados e acessíveis exclusivamente aos bancos, operadoras de telecomunicações e *Bigtechs*. Dados estruturados, por outro lado, estão amplamente disponíveis. Um exemplo de disponibilidade de dados estruturados está nos OSD de energia elétrica, que funcionam como um concentrador de dados do setor elétrico: eles têm informações abrangentes sobre os dados sociodemográficos do cliente, como endereço e número de ocupantes, mas não têm dados de contatos entre clientes, como redes sociais.

A análise de dados de consumidores de energia enfrenta um grande desafio de dados. Por um lado, os dados enfrentam uma cobertura geográfica e temporal incompleta. Por outro lado, há uma superabundância de dados localizados em locais díspares com vínculos ambíguos conectando fluxos físicos, nem todos públicos (TAVAKKOLI et al., 2021). Os atributos estruturados podem ser contínuos (o que significa que contêm números reais e são definidos em um intervalo contínuo), nominais (o que significa que podem assumir apenas um número finito de valores) ou ordinal, que, como as variáveis nominais, é categórica, mas com uma ordem nos valores. Por exemplo, idade codificada como jovem, meia-idade e velho (MOEYERSOMS; MARTENS, 2015). Exemplos de atributos contínuos são o valor da fatura ou kWh utilizados. Um exemplo de característica nominal é fase da ligação elétrica da unidade consumidora, que pode assumir sete valores diferentes: fase (A, B, C, AB, AC, BC, ABC). O número de valores distintos que um atributo nominal pode assumir é conhecido como cardinalidade (PERLICH; PROVOST, 2006). Assim, para o exemplo da fase de ligação da UC, a cardinalidade é sete.

Na literatura de mineração de dados, os atributos nominais são geralmente incluídos no conjunto de dados usando codificação fictícia ou métodos de agrupamento (MOEYERSOMS; MARTENS, 2015). Uma maneira comum de incluir recursos nominais é usar codificação fictícia, onde os valores categóricos M são transformados em novas variáveis dicotômicas M que são codificadas como 1 ou 0. Esse método permite a adição dessas variáveis ao modelo e fornece uma interpretação fácil da saída desde que uma variável corresponda a um valor da variável original. No agrupamento semântico, o objetivo é identificar grupos semanticamente

significativos, a partir do agrupamento de informações em comum, como por exemplo agrupar as UCs que compartilham a mesma localização geográfica, dessa maneira seria possível identificar e diferenciar as UCs que se localizam em prédios das outras UCs residenciais (MOEYERSOMS; MARTENS, 2015).

Os 19 atributos identificados por meio da RSL, caracterizam informações cadastrais e comportamentais que estruturam a relação do consumidor com os OSD de energia elétrica. Os atributos identificados foram classificados quanto a sua categoria (contínuo ou nominal; quantitativo ou qualitativo), essas classificações auxiliam na compreensão do atributo, para uma utilização mais aprimorada dentro do modelo, uma outra classificação também foi utilizada, quanto ao tipo do atributo sendo dividido em quatro categorias (contagem, medida, classe de desempenho e relacional). Cada tipo de dados exige uma forma de tratamento, vale o destaque para os atributos de classe de desempenho, que são dados nominais qualitativos como por exemplo as classes dos consumidores, dados cardinais que dividem os consumidores em residenciais, comerciais, industriais, rurais e públicos, esses atributos são classificados como classe de desempenho, porque cada categoria possui um nível de importância diferente quando se trata de adequação relacionada a adesão fotovoltaica, pode-se entender por exemplo que os consumidores comerciais possuem um potencial maior de adoção a tecnologia fotovoltaica do que os consumidores rurais. Outro destaque foram os três atributos relacionais identificados, utilizados para a identificação individual dos consumidores ou suas UCs, que mesmo não representando uma característica do consumidor são importantes para o desenvolvimento de modelos baseados em dados.

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Os sistemas de energia não estão apenas distribuindo eletricidade, mas também são o ponto de conexão do setor elétrico com o consumidor. A análise de dados está aprimorando o uso e o valor dos OSD de energia elétrica. Neste capítulo foi apresentado os resultados da RSL 2 que buscou identificar os atributos de dados relacionados ao consumidor que podem ser utilizados para a tomada de decisão dos OSD em relação ao potencial de adoção dos consumidores à GD FV. Embora os dados do domínio da energia tenham crescido, muitos sistemas de gerenciamento de dados são baseados no conceito tradicional de armazenamento de dados corporativos, principalmente em relação a dados do consumidor (TAVAKKOLI et al., 2021), nesse sentido é necessária uma adaptação para que dados tradicionais e corporativos possam ser utilizados em modelos de mensuração e tomada de decisão.

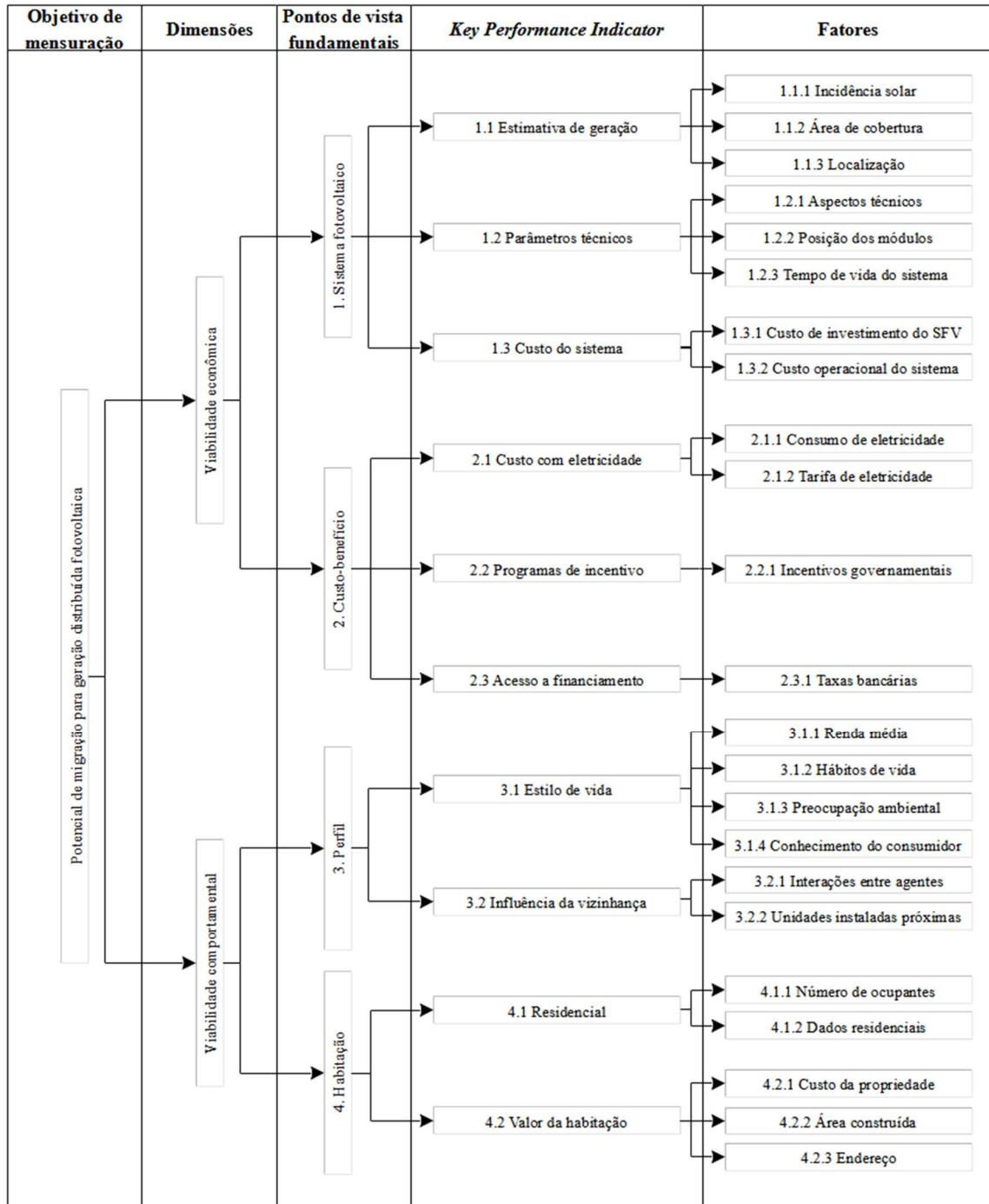
4 MODELAGEM DA MENSURAÇÃO DO POTENCIAL DE ADOÇÃO

Este capítulo apresenta a proposta de modelagem para mensurar o potencial de adoção dos consumidores à GD FV, organizado em quatro seções: A primeira seção apresenta a estrutura hierárquica organizada a partir de uma árvore de decisão. A segunda seção apresenta a formulação matemática desenvolvida para medir o potencial de adoção dos consumidores à DG FV. A terceira seção apresenta a proposta de aplicações em *software* em que a formulação matemática pode ser implementada, servindo para testes de usabilidade com consumidores de energia elétrica. E por fim a última seção trás as considerações finais do capítulo.

4.1 ESTRUTURA HIERÁRQUICA

Os fatores de adoção que compõem o modelo foram selecionados e avaliados conforme o que foi apresentado no Capítulo 2, que teve como objetivo identificar e avaliar sistematicamente os fatores e indicadores críticos que podem influenciar os OSD de energia elétrica na mensuração da adoção à tecnologia FV por seus consumidores. Doze fatores críticos foram identificados para medir o potencial de adoção dos consumidores à tecnologia FV na perspectiva dos OSD. Esses fatores foram submetidos à avaliação de especialistas do setor elétrico, de acordo com sua relevância na decisão dos consumidores em adotar a tecnologia FV. Na avaliação dos especialistas, os fatores “Preocupação Ambiental” e “Conhecimento do Consumidor” são menos relevantes para a tomada de decisão (PALM, 2020). Portanto, para o desenvolvimento da modelagem que mede individualmente o potencial dos consumidores aderirem à GD FV, com base na perspectiva dos OSD, foi considerado que os fatores que tiveram desempenho abaixo de 70% na avaliação dos especialistas foram incorporados ao “Estilo de Vida”, transferindo maior consistência para este fator (DO NASCIMENTO et al., 2020a), resultando em 10 KPIs que foram reestruturados para a construção da modelagem. A construção da estrutura hierárquica Figura 6, auxilia na visualização e sistematização da decisão.

Figura 6 – Estrutura hierárquica



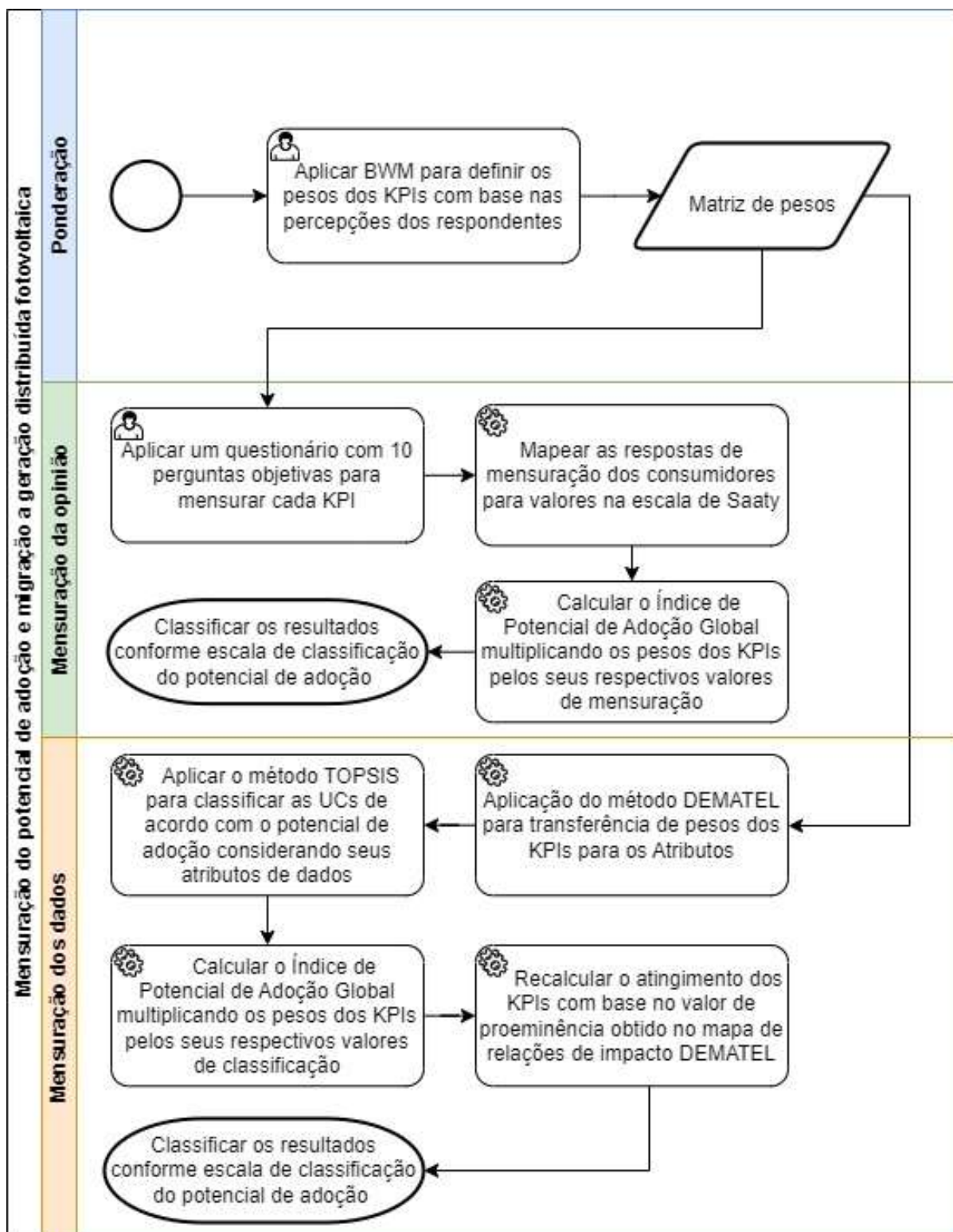
Os KPIs podem ser agrupados em Pontos de Vista Fundamentais (PVF) (ZANARDO et al., 2018). Os 10 KPIs foram divididos em quatro PVFs: sistema FV (técnico), custo-benefício (econômico), perfil (social) e padrão de vida (socioeconômico). Os PVFs foram agrupados em duas dimensões, a Econômica e a Comportamental. Esses elementos podem ser organizados em uma hierarquia: as dimensões representam o primeiro nível, os PVF representam o segundo

nível e os KPIs o terceiro nível. A partir dessa estrutura, foram conservados os 23 fatores que auxiliam na captura de dados para medir o potencial de adoção. O KPI “Residencial” pode ser entendido como a construção da UC para consumidores residenciais, comerciais, industriais ou agrícolas. Os fatores são genéricos para sustentar e estruturar os KPIs no modelo de medição do potencial de adoção.

4.2 ABORDAGEM MATEMÁTICA

O sistema de mensuração de adotar e selecionar estratégias de energia renovável é um processo de tomada de decisão multidimensional que envolve diversos fatores econômicos, tecnológicos, sociais e políticos. Como método para resolver problemas de decisão complexos, os MCDA fornecem uma abordagem ideal para avaliar estratégias de energia renovável (BOUMAIZA; SANFILIPPO; MOHANDES, 2022). A abordagem inicial da modelagem que é exemplificada na Figura 7 abrange os conceitos de KPI (ROCKART, 1979; TOBERGTE; CURTIS, 2013) e MCDA com a ponderação de critérios do *Best-Worst Method* (BWM) (REZAEI, 2015), que é uma abordagem de ponderação introduzida recentemente (LIU, H. C. et al., 2019). A abordagem MCDA foi escolhida porque este estudo se concentra em uma ferramenta de tomada de decisão, que visa quantificar informações intangíveis relacionadas ao perfil dos consumidores e suas UCs. O método MCDA BWM foi escolhido para a ponderação dos KPIs, porque requer um número muito menor de comparações do que métodos mais tradicionais, como o AHP.

Figura 7 – Fluxograma da modelagem com base nos métodos MCDA



No BWM, são identificados os melhores e os piores critérios (BAUMANN et al., 2019). Envolve dois vetores de avaliação: o melhor critério e o outro critério e o outro critério e pior critério (HAFEZALKOTOB et al., 2018; SALIMI; REZAEI, 2018). O BWM tem sido usado em diferentes campos científicos: estruturas de cidades inteligentes (YADAV et al., 2019),

engenharia e operações em processos de fabricação (SOFUOGLU, 2017) e sistemas de armazenamento de energia (ZHAO; GUO; ZHAO, 2019). O método BWM foi selecionado, porque envolve menos comparações entre pares ($2n-3$, onde n é o número de fatores) (BAUMANN et al., 2019), e em comparação com outros métodos mais tradicionais, a consistência resulta em coeficientes de ponderação mais confiáveis (GUO; ZHAO, 2017).

A utilização do MCDA contribui ao captar aspectos qualitativos da tomada de decisão, estabelecendo a importância atribuída pelos decisores aos critérios e apoiando a construção de modelos com maior abrangência em termos de generalização. A construção de modelos de avaliação multicritério baseados em KPIs contribui para manter o foco do modelo nos aspectos centrais da decisão, reduzindo o risco de critérios e indicadores correlacionados introduzirem vieses na avaliação final e buscando reduzir a subjetividade inerente a esses modelos. A integração de KPIs-MCDA contribui para a construção de um modelo de classificação para definir o projeto FV em escala de sucesso (Rigo et al., 2020).

Para a ponderação dos KPIs, utilizou-se a comparação *peer-to-peer* BWM, que utiliza razões de importância relativa dos critérios em pares estimados por uma tomada de decisão a partir dos dois vetores de avaliação, A_{BO} e A_{OW} . Os pesos dos critérios podem ser obtidos resolvendo o programa linear ou não linear (REZAEI, 2016). As etapas básicas do BWM original podem ser resumidas conforme abaixo:

A etapa 1 consiste em obter o conjunto de critérios de avaliação determinados pelo tomador de decisão. $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$

Etapa 2 é necessário identificar o Melhor, o critério mais relevante, e o Pior, o critério menos relevante que os especialistas determinaram.

A etapa 3 consiste em acabar com as preferências do Best nos outros critérios usando um número de $\{1, 2, \dots, 9\}$. O vetor Melhor para os- Outros tem: $A_{BO} = (a_{B1}, \dots, a_{B2}, a_{Bn})$, onde representa a preferência do critério Melhor no critério, $j = 1, 2, \dots, n$.

Passo 4 completar as preferências e todos os critérios sobre o pior critério usando um número de $\{1, 2, \dots, 9\}$. O vetor Outro-para-o-Pior obtido é: $A_{OW} = (a_{1W}, a_{2W}, \dots, a_{nW})$, onde se representa a preferência do critério sobre o Pior critério, $j = 1, 2, \dots, n$.

A etapa 5 determina os pesos e calcula os pesos ideais ($w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*$), com as diferenças absolutas máximas minimizadas e para $\left| \frac{w_B}{w_j} - a_{Bj} \right|$ todos j , de acordo com o $\left| \frac{w_j}{w_W} - a_{jW} \right|$ seguindo a Equação 1.

$$\min \max_j \left\{ \left| \frac{w_B}{w_j} - a_{Bj} \right| \text{ e } \left| \frac{w_j}{w_W} - a_{jW} \right| \right\} \quad (1)$$

Satisfazendo a condição da Equação 2 (REZAEI, 2015).

$$\sum_{j=1}^n w_j = 1, w_j \geq 0 \text{ for all } j. \quad (2)$$

Onde retrata o peso do melhor critério, é o peso do pior critério $w_B w_W w_j$ traduz o peso do critério j . Equação 1 pode ser transformada na Equação 6, sujeito às restrições das Equações 3, 4, 5 e 6 (REZAEI, 2015).

$$\min \xi \quad (3)$$

$$\left| \frac{w_B}{w_j} - a_{Bj} \right| \leq \xi \text{ for all } j \quad (4)$$

$$\left| \frac{w_j}{w_W} - a_{jW} \right| \leq \xi \text{ for all } j \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^n w_j = 1, w_j \geq 0 \text{ for all } j \quad (6)$$

Etapa 6 é possível ver a consistência da aplicação, e a comparação é totalmente consistente quando $a_{Bj} * a_{jW}$ for a_{BW} , para todos j , sendo a preferência do Melhor critério sobre o Critério Pior. As taxas de consistência podem ser calculadas pela Equação 7.

$$CR = \frac{\xi}{CI} \quad (7)$$

O formalismo matemático descrito foi aplicado às respostas de cada especialista e dos consumidores. Obtém-se a ponderação calculando a opinião do respondente ou por medidas de tendência central (por exemplo, média simples) de um grupo de respondentes. Neste caso, a ponderação considera os KPIs com 50% da opinião dos consumidores e 50% das avaliações médias dos especialistas e integradores. Considerando que especialistas e integradores podem trazer um equilíbrio de conhecimento técnico para a ponderação do modelo.

Com a modelagem de ponderação finalizada, a modelagem do processo de medição do potencial de adoção dos consumidores se inicia. Todo consumidor de energia elétrica pode decidir aderir ou não à GD FV, por esse motivo seu potencial de virar um prosumidor, começa a ser considerado a partir dos 50% de chance de adquirir ou não um sistema FV. Em seguida,

para medir o potencial de adoção dos consumidores, uma balança para atingir o peso do KPI_k , foi criada, conforme mostrado na Tabela 4 sendo k o índice KPI indexado, que varia de 1 a 10.

Tabela 4 – Escala de realização dos pesos dos KPIs

Medida quantitativa	Mensuração do KPI (KPI_k)
1	50%
3	70%
5	80%
7	90%
9	100%

Quando o atingimento do consumidor é diferente do máximo, que tem 100% de aproveitamento, a representação do peso desse KPI diminui no resultado geral, medindo assim o potencial de adoção desse consumidor em particular.

Para calcular o Índice de Potencial de Adoção Global (PAG), foi estabelecida uma equação de agregação aditiva, onde é necessário multiplicar cada peso global medindo o KPI. Então, somamos todos os m valores resultantes dessa multiplicação, conforme a Equação 8.

$$PAG = \sum_{k=1}^m (w_k \times KPI_k) \quad (8)$$

O valor resultante da Equação 8 é o objetivo do modelo. Cada mensuração do consumidor resultará em um número correspondente ao nível e potencial de adoção para GD FV alcançado. Para o julgamento do potencial de adoção com base no índice calculado, foi estabelecido quatro classes de desempenho, de acordo com a Tabela 5.

Tabela 5 – Escala de classificação do potencial de adoção à GD FV

Potencial de adoção global (PAG)	Julgamento do Consumidor
50% ----- 70%	Baixo potencial de adoção
70% ----- 80%	Potencial de adoção razoável
80% ----- 90%	Alto potencial de adoção
90% ----- 100%	Potencial de adoção muito alto

Os limites foram estabelecidos em quartis, considerando que o resultado consiste em um diagnóstico do potencial de cada consumidor e suas UCs aderirem à GD FV, portanto, um

consumidor é considerado como possível prossumidor, se ele atingir um potencial mínimo de 50%. Também foi estabelecida uma faixa mais extensa para o primeiro quartil, onde se localiza a maioria dos consumidores de energia elétrica. Em síntese, a modelagem tem como insumos: a medição dos consumidores na avaliação de seus perfis e UCs; KPIs na perspectiva dos DSOs; e as ponderações dos KPIs realizadas por especialistas e consumidores. A saída são os pesos dos KPIs (que podem mudar ao longo do tempo) e o índice de adoção potencial dos consumidores (que pode ser traduzido na capacidade e interesse de um consumidor em adquirir um sistema FV).

4.2.1 Modelagem baseada em opinião do consumidor

Com a modelagem de ponderação e mensuração definidas, é necessário mensurar as expectativas dos consumidores e a adequação de suas UCs para receber a tecnologia FV, por sua vez, a avaliação dos KPIs por especialistas contribui para estruturar e objetivar a análise do consumidor. Portanto, avaliar as diferentes percepções sobre um mesmo modelo de ponderação é um elemento determinante para aumentar a validade do modelo.

A modelagem baseada em opinião começa com os consumidores respondendo a dez perguntas objetivas (relacionadas aos dez KPIs), onde o consumidor escolhe a que melhor se adequa à sua realidade a partir de cinco frases. Cada sentença representa uma medida quantitativa baseada na Escala Saaty (1,3,5,7 ou 9) (SAATY, R. W., 1987), que é a escala utilizada pelo método BWM (REZAEI, 2015). O **Instrumento de coleta de II** pode ser visto no (APÊNDICE A).

4.2.2 Modelagem baseada em dados do consumidor

A modelagem baseada em dados é baseada em duas etapas, a primeira etapa busca selecionar e aplicar um método MCDA para relacionar os KPIs com os atributos de dados, por meio da descoberta de níveis de influência exercida pelos atributos nos KPIs, para que as características dos consumidores possam ser traduzidas a partir dos seus dados, sejam eles cadastrais, comportamentais ou históricos. Essa forma de modelagem para a tomada de decisão, automatiza de forma imediata a captura do comportamento, que antes era feito em sua maioria por meio de opiniões pessoais capturadas em entrevistas ou formulários.

O elevado número de métodos MCDA resulta em um impasse para a seleção e aplicação do método mais adequado. Por isso, é importante conhecer o processo matemático que os métodos se baseiam e como a coleta de dados ocorre. Esses métodos podem ser de caráter objetivo, subjetivo ou uma combinação de ambos (JAHAN et al., 2012; SI et al., 2016). Os métodos de ponderação subjetiva são os mais utilizados em processo de decisão em energia renovável (RIGO, Paula Donaduzzi et al., 2020; WANG, J.-J. J. et al., 2009).

Na literatura, o método mais usado é o AHP (RIGO, Paula Donaduzzi et al., 2020; WANG, J.-J. J. et al., 2009). No método de ponderação AHP, os julgamentos são coletados com especialistas que avaliam a importância relativa dos fatores em uma comparação pareada, julgando-os como igual, marginalmente forte, forte, muito forte e extremamente forte (SAATY, R. W., 1987; SAATY, T. L., 2012). Entretanto, para que os especialistas consigam relacionar

os atributos aos KPIs, o método DEMATEL pode ser melhor ajustado. O método DEMATEL também avalia os fatores pareados, porém, o especialista avalia o nível de influência que um critério tem sobre o outro, julgando-os quanto ao seu grau de influência (SEN et al., 2021).

O método DEMATEL é usado para construir relações entre fatores (atributos x KPIs) para produzir um mapa de relações de impacto (*Impact-Relation Map* – IRM) (ACUÑA-CARVAJAL et al., 2019; LÓPEZ-OSPINA et al., 2017). O método pode ser dividido em quatro etapas. A primeira etapa consiste no cálculo da matriz de influência direta dos julgamentos de cada especialista. Para cada comparação entre fatores, o especialista tem 5 alternativas de julgamento. Esse julgamento pode ser sem influência (variável assume valor 0), baixa influência (variável assume valor 1), média influência (variável assume valor 2), alta influência (variável assume valor 3), ou muito alta influência (variável assume valor 4) (KOCA; EGILMEZ; AKCAKAYA, 2021). Para o sistema com n fatores, um especialista precisa fazer julgamentos para $P_n^2 = n(n - 1)$ vezes. Em posse desses julgamentos, é possível gerar a matriz de influência direta de cada especialista, conforme Equação 9. A segunda etapa consiste em calcular a matriz de influência inicial (Equação 10 e 11), ao passo que a terceira etapa é o cálculo da matriz de influência direta e indireta total (Equação 12 e 13) (DUBEY; TANKSALE, 2021; LÓPEZ-OSPINA et al., 2017).

$$A = \begin{bmatrix} 0 & a_{12} & \dots & a_{1j} \\ a_{21} & 0 & \dots & a_{2j} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{ij} \end{bmatrix}_{\substack{i=1,\dots,n \\ j=1,\dots,n}} \quad (9)$$

$$X = s * A \quad (10)$$

$$s = \min \left[\frac{1}{\max_i \sum_{j=1}^n |a_{ij}|}, \frac{1}{\max_j \sum_{i=1}^n |a_{ij}|} \right] \quad (11)$$

$$T = X(I - X)^{-1} = [t_{ij}]_{\substack{i=1,\dots,n \\ j=1,\dots,n}} \quad (12)$$

$$R_i = [\sum_{j=1}^n t_{ij}]_{n \times 1} \text{ e } C_j = [\sum_{i=1}^n t_{ij}]_{1 \times n} \quad (13)$$

Onde:

A é a matriz de influência direta

a_{ij} é a influência direta de i no fator $j \forall i, j$

n é o número de fatores

X é a matriz de influência inicial

s é uma constante

T é a matriz total de influência direta e indireta

R_i é a soma das linhas i

C_j é a soma das colunas j

A quarta etapa consiste na construção do diagrama de relação de causa e efeito, o IRM, que permite a análise visual das relações providas pelos vetores R_i e C_j . Se $R_i - C_j > 0$, o fator i é um “fator de causa”, se $R_i - C_j < 0$, o fator i é um “fator de efeito” (LÓPEZ-OSPINA et al., 2017; WANG, Z. et al., 2019). O limiar para determinar o grupo de fatores causa e efeito é calculado na Equação 14. Para os elementos maiores que α , os critérios de suas respectivas linhas são influenciadores, e o critério da coluna é influenciado pelo da linha. Os pesos de importância de todos os fatores identificados são geralmente calculados com base no valor de proeminência ($R_i + C_j$) e pode ser obtido usando o procedimento de normalização da Equação 15 (YAZDI et al., 2020).

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [t_{ij}]}{n} \quad (14)$$

$$w_i = \frac{t_i + t_j}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [t_{ij}]} \quad (15)$$

Com o peso dos KPIs mensurados pelo método BWM, o nível de influência entre os KPIs e os atributos estabelecidos pelo método DEMATEL, é necessário estabelecer um método de classificação das alternativas, para identificar os consumidores que possuem mais potencial de aderir a tecnologia FV. Ou seja, um MDCA para mensurar e classificar os dados dos consumidores, com isso o método TOPSIS foi escolhido, devido a sua simplicidade e baixa exigência em relação aos dados de entrada.

O método TOPSIS é um método multicritério desenvolvido por (HWANG; YOON, 1981) e é considerado o segundo MDCA mais utilizado, perdendo apenas para o AHP, de acordo com Çelikbilek et al (2020), o TOPSIS considera que a melhor alternativa é aquela mais próxima da solução ideal positiva (SIP) e mais distante da solução ideal negativa (SIN). A SIP é uma alternativa hipotética que maximiza os critérios de benefícios e, simultaneamente, minimiza os critérios de custo. A SIN atua de forma inversa, maximizando custos e minimizando benefícios.

De acordo com Ishizaka et al (2013), o emprego da técnica permite a obtenção de uma ordenação cardinal de alternativas e apresenta como vantagem uma baixa exigência em relação

aos dados de entrada que devem ser fornecidos pelo decisor. Os únicos parâmetros subjetivos são as constantes de escala associadas aos critérios que devem ser fornecidos para a aplicação do método. A simplicidade e facilidade de uso são apontadas por (ÇELIKBILEK; TÜYSÜZ, 2020) como elementos que explicam sua grande aceitação, além da sua capacidade de utilização em problemas com muitas alternativas e critérios.

As etapas necessárias para a aplicação do TOPSIS envolvem a normalização da matriz de decisão inicial; a agregação dos valores das constantes de escala à matriz normalizada; a determinação das soluções ideais positivas e negativas; o cálculo das distâncias ou separações das alternativas em relação às SIP e SIN; o cálculo dos coeficientes de proximidade de cada alternativa; e, finalmente a obtenção do ranqueamento das alternativas a partir da ordenação decrescente dos valores dos correspondentes coeficientes de proximidade. Os passos do algoritmo do TOPSIS são descritos a seguir:

Passo 1: Definir uma matriz de decisão. Esta matriz é composta pela avaliação dos decisor(es) (X_{ij}) quanto ao desempenho de todas as alternativas (A_i), para todo $i = 1, 2, 3, \dots, m$ em relação a cada um dos critérios C_j , para todo $j = 1, 2, 3, \dots, n$ e também o vetor de pesos associados a cada um dos critérios (w_j) conforme mostrado na Equação 16 (GOMES; GOMES, 2014).

$$M = \begin{matrix} & \begin{matrix} w_1 & w_2 & \dots & w_n \\ C_1 & C_2 & \dots & C_n \end{matrix} \\ \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_m \end{matrix} & \begin{pmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \dots & X_{mn} \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (16)$$

Passo 2: Normalização e ponderação da matriz de decisão M . Os elementos da matriz normalizada $N = [n_{ij}]$ são definidos de acordo com a Equação 17.

$$n_{ij} = \frac{w_j X_{ij}}{\sqrt{\sum w_j X_{ij}}} \quad (17)$$

Passo 4: Definição da Solução Ideal Positiva (SIP) representada por A^+ e a Solução Ideal Negativa (SIN) representada por A^- , conforme mostram as Equações 18 e 20 quando $j \in$ ao conjunto de critérios de **maximização** e nas Equações 19 e 21 quando $j \in$ ao conjunto de

critérios de **minimização**.

$$A^+ = \{n_{ij_{m\acute{a}x_j}} | j = 1, 2, \dots, m\} = \{n_1^+, n_2^+, \dots, n_m^+\} \quad (18)$$

$$A^- = \{n_{ij_{min_j}} | j = 1, 2, \dots, m\} = \{n_1^-, n_2^-, \dots, n_m^-\} \quad (19)$$

$$A^+ = \{n_{ij_{min_j}} | j = 1, 2, \dots, m\} = \{n_1^+, n_2^+, \dots, n_m^+\} \quad (20)$$

$$A^- = \{n_{ij_{m\acute{a}x_j}} | j = 1, 2, \dots, m\} = \{n_1^-, n_2^-, \dots, n_m^-\} \quad (21)$$

Passo 5: Calcula-se a distância euclidiana dos valores da Matriz M normalizada e ponderada em relação aos valores da Solução Ideal Positiva e aos valores da Solução Ideal Negativa, resultando nas distâncias Di^+ e Di^- conforme apresentado nas Equação 22 e 23.

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{i=1}^n (n_{ij} - n_j^+)^2} \quad (22)$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{i=1}^n (n_{ij} - n_j^-)^2} \quad (23)$$

Passo 6: A partir da Equação 24 é realizado o cálculo do coeficiente de proximidade, do inglês, *closeness coeficiente* (CC_i). Este coeficiente indica o desempenho global de todas as alternativas avaliadas.

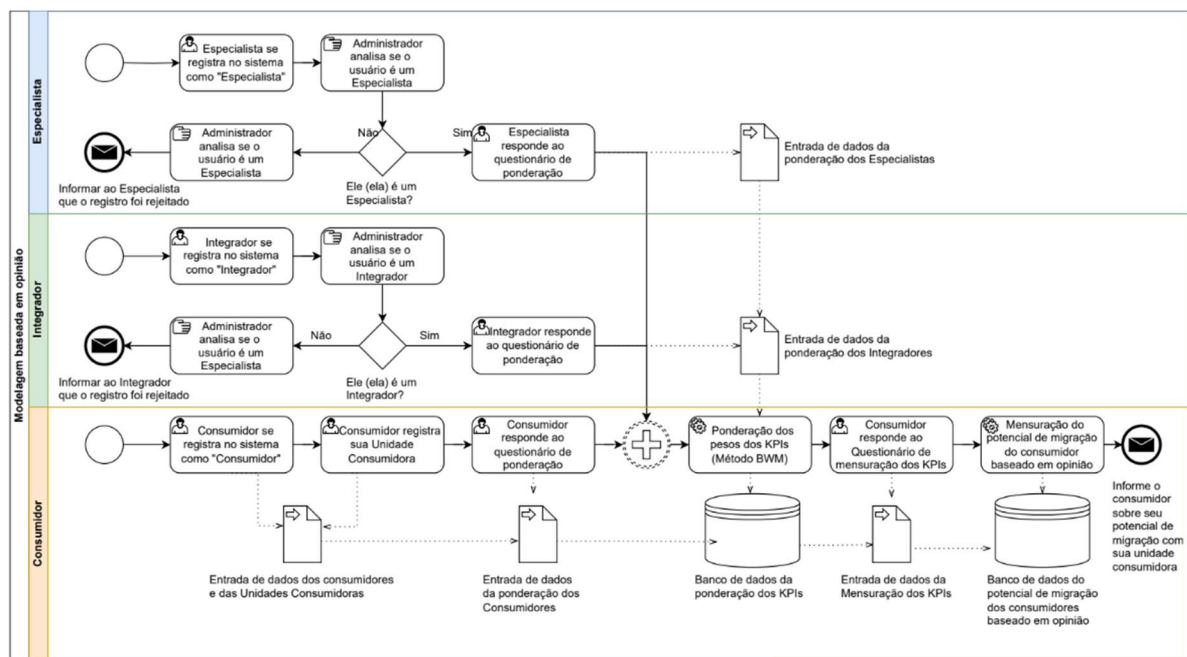
$$CC_i = \frac{D^-}{D^+ - D^-} \quad (24)$$

Passo 7: Definição da ordem de preferência de classificação. Isto é, elaboração do ranking de preferência entre todas as alternativas de acordo com o CC_i . Os valores do coeficiente calculados na etapa anterior são definidos no intervalo de $[0,1]$. Assim, a alternativa com o valor de coeficiente mais próximo ou igual a 1 é identificada como a melhor escolha e as demais alternativas são ordenadas de forma decrescente.

4.3 PROPOSTA DE MODELAGEM COMPUTACIONAL

A modelagem proposta neste trabalho pode ser implementada em um sistema computacional *web*. Documentado na notação *Business Process Model and Notation* (BPMN), a Figura 8 e Figura 9 apresentam as modelagens baseadas em opinião e dados. Por meio do papel dos usuários, do administrador e do sistema, existem quatro inícios, cinco finais, cinco usuários (especialista, integrador, consumidor OSD e administrador); quatro bancos de dados (ponderação dos KPIs; potencial de adoção baseado em opinião; potencial de adoção baseado em dados; e dados dos atributos dos OSD) e dois macroprocessos (método de ponderação com modelo de mensuração baseado em opinião e modelo de mensuração baseado em dados).

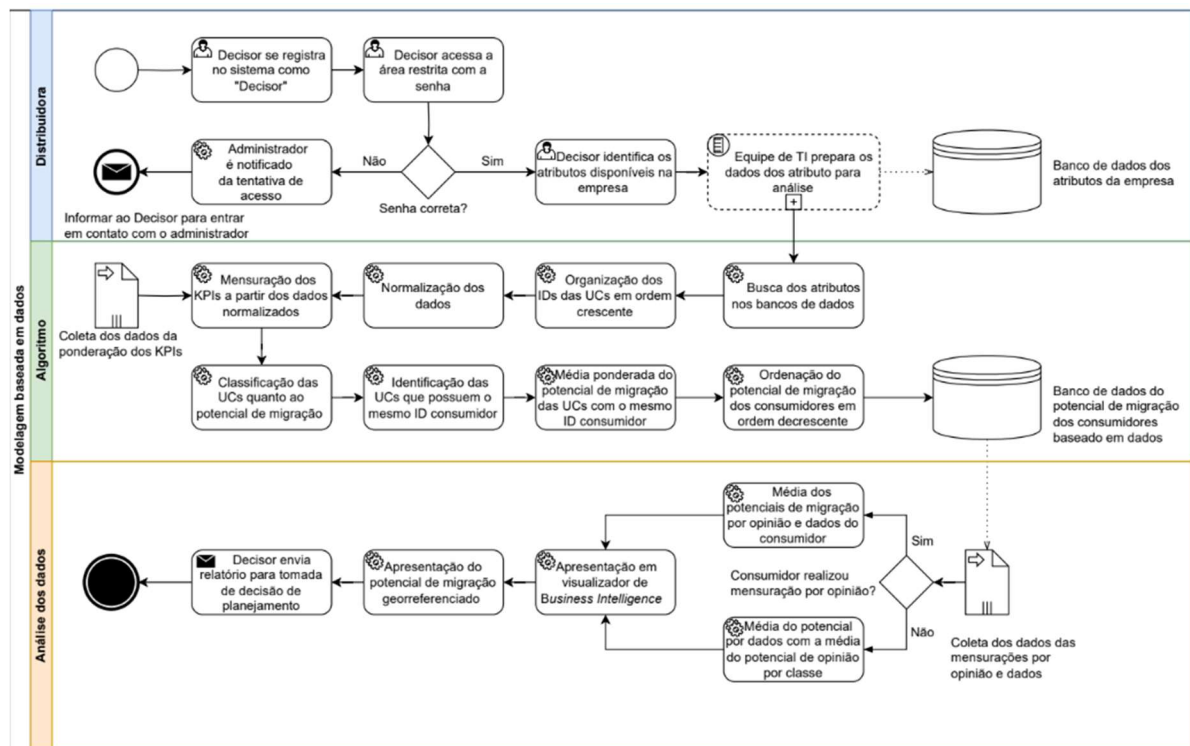
Figura 8 – Modelo BPMN para a modelagem baseada em opinião



Os três primeiros inícios podem ser acionados simultaneamente onde os especialistas e os integradores possuem um papel de colaboração com a ponderação dos KPIs, a opinião desses profissionais é importante para equilibrar por meio do conhecimento técnico as opiniões provenientes dos consumidores, dado que os consumidores não possuem conhecimento técnico suficiente relativo à energia FV. Por esse motivo o modelo pondera os seus KPIs levando em consideração 50% da média da opinião dos especialistas e integradores e 50% da opinião dos consumidores. Para o modelo baseado em opinião é considerado a ponderação do consumidor individualmente, enquanto na modelagem baseada em dados é considerada para a ponderação

a média da opinião dos consumidores. Vale apontar ainda a importância da mensuração dos pesos dos KPIs de maneira dinâmica, uma vez que a opinião, o comportamento e as convicções dos *stakeholders* muda ao longo do tempo. A modelagem baseada em opinião além de ser importante para auxiliar o consumidor na sua tomada de decisão, reduzindo as incertezas relacionadas ao investimento e falta de informação, por meio de uma autoavaliação e avaliação das suas UCs, quanto a adequabilidade para aderirem à GD FV, também serve como ferramenta de entrada da ponderação dos KPIs para a modelagem baseada em dados Figura 9.

Figura 9 – Modelo BPMN para a modelagem baseada em dados



A modelagem baseada em dados se inicia com um decisor ligado ao OSD de energia elétrica identificando os atributos do modelo que são possíveis mensurar com os dados disponíveis no OSD de energia elétrica, a partir disso um banco de dados é estruturado junto a equipe de Tecnologia da Informação (TI) responsável, a partir dessa etapa o processo de mensuração do potencial de adoção se torna totalmente automático, o modelo entrega ao final do processo informações relevantes para a tomada de decisão de planejamento da difusão FV, que podem ser visualizadas e enviadas em forma de relatório para diferentes *stakeholders* dentro das companhias de distribuição de energia elétrica.

4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

A proposta de modelagem para a adoção à GD FV destaca-se pela sua abordagem estruturada e hierárquica, identificando 12 fatores críticos inicialmente e refinando-os em 10 KPIs. Com os MCDA, usando o método BWM, equilibra a opinião dos consumidores e as avaliações médias dos especialistas. Enriquecida pela inclusão de abordagens baseadas na opinião e dados dos consumidores, utilizando questionários e métodos MCDA como DEMATEL, BWM e TOPSIS.

A modelagem é implementada visualmente em BPMN envolvendo consumidores, especialistas e integradores resultando em pesos dinâmicos para os KPIs e categorização de consumidores. Além de robusta, a abordagem destaca-se por sua aplicabilidade prática na transição para a GD FV, considerando perspectivas diversas. A inclusão da opinião dos consumidores e avaliações de especialistas proporciona uma visão abrangente das preferências e necessidades do mercado. A categorização dos consumidores em níveis de adoção potencial oferece uma compreensão clara do panorama da difusão FV permitindo estratégias direcionadas.

5 APLICAÇÃO DA MODELAGEM

Para que seja realizada a mensuração do potencial de adoção dos consumidores à GD FV, é necessário a aplicação de algumas etapas de pré-processamento da modelagem, onde os resultados dessas aplicações servirão como base para a aplicação de captura de opinião dos consumidores e captura de comportamento a partir dos dados de *Power Big Data*. Este capítulo está organizado em três seções: A primeira seção apresenta a ponderação dos pesos que é utilizada para os dois modelos de mensuração. A segunda seção apresenta a ponderação de influência dos atributos nos KPIs por meio da combinação dos métodos BWM-DEMATEL, em que é realizada a transferência de pesos para que os KPIs sejam mensurados em função dos atributos de dados para medir o potencial de adoção dos consumidores à GD FV a partir de *Power Big Data*, a terceira seção apresenta a preparação prévia dos atributos de dados para a realização da mensuração a partir de *Power Big Data*. E por fim a última seção aponta as considerações finais do capítulo.

5.1 PONDERAÇÃO DE PESOS DOS KPIs

Para o processo de ponderação dos fatores, foi desenvolvida uma combinação de opiniões de especialistas e opiniões de consumidores. Ou seja, a coluna de pesos dos especialistas na Tabela 6 é utilizado para todas as UCs, com participação de 50% do peso total. Os 50% restantes são de opinião dos consumidores. Dessa forma, a opinião do consumidor é levada em consideração em relação à sua realidade. Como critério de análise, os pesos dos consumidores foram agrupados e contrastados com os pesos do grupo de especialistas. Foi calculado o Índice de Consistência (CR) do processo de ponderação. Para especialistas, o CR foi de 8,23% e 19,55% para consumidores, considerados confiáveis. (SAATY, R. W., 1987) declara que o CR pode ultrapassar ligeiramente 10%, mas a própria inconsistência é importante, pois sem ela não podem ser admitidos novos conhecimentos que alterem a ordem de preferência. A Tabela 6 mostra o peso médio do grupo dos especialistas em relação ao peso médio do grupo dos consumidores.

Tabela 6 – Pesos dos KPIs por especialistas e consumidores

PVF	W_{PVF}		KPI	W_{KPI}	
	Especialistas	Consumidores		Especialistas	Consumidores
1. Sistema FV	35,66%	38,23%	1.1 Estimativa de geração	14,25%	14,40%
			1.2 Parâmetros técnicos	10,55%	6,34%
			1.3 Custo do sistema	10,86%	17,49%
2. Custo-benefício	33,60%	28,20%	2.1 Custo com energia elétrica	14,19%	16,61%
			2.2 Programa de incentivo	9,77%	5,93%
			2.3 Acesso ao financiamento	9,64%	5,66%
3. Perfil	17,27%	18,58%	3.1 Estilo de vida	8,24%	12,25%
			3.2 Influência da vizinhança	9,03%	6,33%
4. Habitação	13,47%	14,98%	4.1 Residencial	6,70%	6,28%
			4.2 Valor da habitação	6,77%	8,70%

Os principais impulsionadores dos investimentos FVs podem ser classificados como fatores socioeconômicos, tecnoeconômicos, comportamentais e econômicos (ARNOLD; JEDDI; SITZMANN, 2022). Para especialistas, o “Sistema FV” é o PVF mais importante para a adoção do consumidor. Sem custos de investimento competitivos e boa capacidade de geração na UC, o consumidor não atingirá mais de 64,34% de potencial de adoção. O segundo PVF, “Custo-benefício” (fatores econômicos), representa 33% da decisão do consumidor de aderir à tecnologia FV. Juntos, “Sistema FV” e “Custo-benefício” representam 69,26% da importância da adoção do consumidor à GD FV na opinião de especialistas.

Os consumidores também apresentam os PVF “Sistema FV” e “Custo-benefício” como os mais importantes, considerando a soma de 66,43% de importância para a adoção. Já o PVF “Sistema FV” é 2,57% mais importante para os consumidores, com uma diferença de 10,03%, sendo que o segundo mais importante para os consumidores é o PVF “Custo-benefício”. Essas preferências tanto de especialistas quanto de consumidores são confirmadas por estudos como (BAGINSKI; WEBER, 2019; DHARSHING, 2017). Ao contrário dos especialistas que olham para esses dois fatores de forma mais equilibrada, para os consumidores, questões relacionadas à capacidade de geração e custo do sistema FV são mais importantes para a decisão de aderir aos sistemas FVs do que o custo da energia elétrica, descontos ou acesso a financiamentos. O mais importante é gerar energia suficiente e comprar a tecnologia a preços baixos, o que é reflexo direto da política de compensação praticada no Brasil e em outros países, onde os sistemas de medição líquida de energia vêm promovendo o crescimento da GD (FIGUEIREDO KOMENO et al., 2022). O ponto de divergência mais significativo é o PVF “Custo-Benefício”,

com diferença de 5,4% entre os grupos, o que tornou a dimensão da “Viabilidade Econômica” mais equilibrada para os especialistas do que para os consumidores. Essa disparidade entre as dimensões “Viabilidade Econômica” e “Viabilidade Comportamental” já era esperada, (PALM, 2020) sugere que os adotantes iniciais estão menos preocupados com custos ou benefícios financeiros concretos na primeira etapa do processo de difusão. Em contrapartida, os fatores econômicos tornam-se mais decisivos nas fases posteriores em que o Brasil está inserido, com um setor FV mais maduro.

No PVF “Sistema FV”, há uma convergência na opinião dos especialistas de que o KPI “Estimativa de Geração” é o mais importante, e os consumidores atribuem quase igual importância a este KPI. Ainda assim, o “Custo do sistema” é considerado o mais importante para os consumidores. Nesse ponto, confirma-se o viés econômico do consumidor, embora os especialistas observem a questão de forma mais técnica, com uma preocupação mais significativa com equipamentos, tecnologia e capacidade de geração, consumidores, talvez pela alta incidência solar no Brasil (GARLET et al., 2019), atentem para sua capacidade de realizar o investimento e não para questões de adequação técnica.

O PVF “Custo-benefício” apresenta o KPI “Custo da energia elétrica” como seu fator mais importante para ambos os grupos, um pouco mais importante para os consumidores com 16,61% de importância, esse comportamento do consumidor já foi abordado na literatura, pois tarifas mais altas tornam os sistemas FVs mais atrativos, o que pode incentivar novos adotantes. Esse fato resulta em subsídios cruzados entre prosumidores e consumidores. Essa questão, conhecida como espiral da morte da utilidade, também tem sido apontada por alguns autores (COSTELLO; HEMPHILL, 2014; MONCADA et al., 2021; MUAFA et al., 2017). Os KPIs “Programas de incentivo” e “Acesso a financiamento” têm igual importância para especialistas e consumidores, mas com quase 4% a mais de importância para cada fator na opinião dos especialistas. Essa diferença de opinião pode ocorrer porque os consumidores sentem e percebem os custos de eletricidade mais diretamente do que uma taxa de juros, descontos ou subsídios do governo. Ou seja, para o consumidor vale mais o que pesa mais no bolso, divergindo mais uma vez dos especialistas que apresentam opinião mais moderada.

Do outro lado da perspectiva de decisão, a dimensão “Viabilidade Comportamental” apresenta índices próximos entre especialistas e consumidores, com uma pequena diferença de 2,82% entre eles. Para os dois grupos, o PVF “Perfil” é considerado o mais importante entre os comportamentais, apresentando maior importância para os consumidores de apenas 1,31%. Ao observar os KPIs que compõem o Perfil FV, a divergência entre as opiniões fica mais evidente. Para os consumidores, o KPI “Estilo de Vida” é o indicador mais importante dentro da

Dimensão “Viabilidade Comportamental”. Os consumidores acreditam que seus hábitos, preocupações ambientais, nível de conhecimento e capacidade financeira representam 12,25% de importância em sua tomada de decisão, 4% a mais do que o considerado por especialistas. Este KPI tem mais de um atributo relacionado, (ARNOLD; JEDDI; SITZMANN, 2022) constata que mesmo que a questão ambiental ainda precise ser considerada, esta tem pouco poder explicativo para o investimento em tecnologia FV. Para os consumidores, seu estilo de vida representa sua capacidade de pagar pela tecnologia FV. Para os especialistas, o KPI "Influência da vizinhança" é o KPI mais importante, mas é apenas 0,79% mais importante que o KPI "Estilo de Vida" na opinião dos especialistas.

Com relação ao impacto da instalação FV previamente instalada no entorno, na decisão de investimento do consumidor, os achados da literatura são divergentes. (BOLLINGER; GILLINGHAM, 2012) examinam os efeitos dos pares na expansão residencial FV nos EUA e encontram um impacto significativo. (RODE; WEBER, 2016) confirmam o impacto da imitação do comportamento de adoção na Alemanha. Enquanto (BAGINSKI; WEBER, 2019) encontram influências regionais em suas análises, mas a imitação social não parece ser o principal impulsionador da influência locacional. Ao contrário dos resultados anteriores, (RODE; MÜLLER, 2019) descobriram que o impacto do PV instalado anteriormente diminuiu sua influência ao longo do tempo. Assim, os resultados da análise confirmam que apesar de possuir um determinado nível de importância, os consumidores não veem os vizinhos como tendo grande influência na adoção FV, atribuindo apenas 6,33% de importância na tomada de decisão a este KPI.

O PVF “Habitação” apresentou convergência na opinião de especialistas e consumidores e foi considerado o ponto menos relevante para a tomada de decisão. Nesse sentido, a literatura considera principalmente dois fatores, a densidade populacional do local ou se o consumidor possui casa ou apartamento (DE GROOTE; PEPERMANS; VERBOVEN, 2016; GRAZIANO; GILLINGHAM, 2015; JACKSOHN et al., 2019). Na análise dos KPIs, os consumidores consideraram o KPI “Valor da Habitação” o mais importante atribuindo 8,7% de importância na sua tomada de decisão, 1,93% a mais que a opinião dos especialistas. Especialistas não consideram a valorização da moradia um fator importante porque a energia FV é percebida como um investimento para pessoas estáveis com moradia fixa, e a maioria dos consumidores não pretende vender sua residência/empresa. Essa perspectiva pode mudar com a difusão de sistemas em novas construções, tornando o fato de o edifício produzir sua energia uma tendência nas vendas de imóveis. O KPI “Residencial” é o fator menos relevante para especialistas e consumidores, com uma diferença de apenas 0,42% entre eles, onde os

especialistas consideram este fator um pouco mais importante do que os consumidores. A opinião é a mesma para os dois grupos: questões como número de moradores e tipo de moradia não influenciam significativamente a decisão de adquirir um sistema FV. Dependendo do estilo de vida e padrão financeiro, um casal pode ter mais potencial para ingressar na GD FV do que uma família com maior número de membros (QIU; WANG; WANG, 2017; RIGO, P.D. et al., 2019).

O que fica claro nos resultados da ponderação de pesos tanto dos especialistas quanto dos consumidores é que as questões econômicas, financeiras e de custo da tecnologia são os principais fatores na hora de decidir pela compra de um sistema FV. Espera-se que o impacto dos fatores socioeconômicos e comportamentais nos investimentos FVs diminua com o tempo, à medida que esses fatores se tornam menos cruciais durante a difusão de novas tecnologias (ARNOLD; JEDDI; SITZMANN, 2022). Os resultados mostram que esses fatores são menos relevantes para adotantes posteriores conforme previsto por Palm et al (2020).

5.2 PONDERAÇÃO DA INFLUÊNCIA DOS ATRIBUTOS DE DADOS

Até a etapa de ponderação as duas abordagens de mensuração não se distinguem, mas posteriormente seguem por dois caminhos distintos. A mensuração baseada em opinião do consumidor é menos complexa e não necessita de uma aplicação prévia. Portanto, este capítulo se refere a aplicação da modelagem baseada em dados do consumidor. Essa etapa é necessária para que seja possível mensurar o potencial de adoção do consumidor à tecnologia FV a partir dos dados dos OSD.

Esta seção é segmentada em três subseções. A primeira subseção fornece uma visão geral dos especialistas que avaliaram a influência dos atributos nos KPIs. A segunda subseção descreve os cálculos do DEMATEL e sua integração com o BWM. Finalmente, a terceira subseção oferece o mapa final de relacionamento e discute de forma abrangente os resultados.

5.2.1 Recolha de dados

A coleta de dados foi realizada de forma on-line entre maio e julho de 2023, por meio de entrevistas estruturadas com atores-chave do setor elétrico brasileiro. Esses atores possuem conhecimento sobre o cenário FV e distribuição de energia elétrica. As entrevistas foram realizadas em duas etapas. A primeira etapa envolveu a apresentação e explicação dos KPIs e

atributos aos especialistas. Na segunda etapa, os especialistas classificaram a influência dos atributos nos pesos dos KPIs.

O Quadro 9 apresenta o perfil dos entrevistados selecionados para compor a amostra da pesquisa. Para preservar a identidade dos respondentes e evitar conflitos de interesse, foram utilizados os códigos "Ei". A amostra foi composta por 7 entrevistados: um pesquisador acadêmico da área de energia; dois analistas de energia (um na área FV e outro na área de distribuição); três profissionais ligados a concessionárias de energia; e um consultor de mercado no setor elétrico.

Quadro 9 – Perfil dos especialistas

Código	Perfil
E1	Bacharel em Engenharia Elétrica. Possui mais de três anos de experiência e atualmente é consultor em empresa de inteligência de negócios de energia renovável, com foco nos setores de distribuição e FV.
E2	Bacharel em engenharia elétrica e mestre em engenharia elétrica. Possui mais de quatro anos de experiência e atualmente é Analista de Inovação e Inteligência de Mercado FV em uma empresa de inteligência de negócios, onde se concentra em inteligência de mercado FV.
E3	Formado em Administração de Empresas e possui MBA em Marketing. Possui mais de 26 anos de experiência e atualmente é especialista em implantação, estruturação, operação e desenvolvimento de comercializadoras de energia elétrica.
E4	Tecnólogo em eletrotécnica com mais de 15 anos de experiência. Atualmente gerencia a Divisão de Distribuição de uma concessionária no sul do Brasil.
E5	Bacharel em Engenharia de Produção, Mestre em Sistemas e Processos Industriais e Doutor em Engenharia de Produção. Possui mais de 20 anos de experiência atuando em transmissão de energia elétrica em concessionária no sul do Brasil e atualmente é pesquisador e consultor em gestão de energia.
E6	Bacharel em administração, possui mais de 20 anos de experiência atuando em concessionária, gerenciando negócios e desenvolvendo novos empreendimentos renováveis. Atualmente, trabalha como consultor de gestão de energia.
E7	Bacharel em Engenharia de Produção e Mestre e Doutor na mesma área. Com mais de cinco anos de experiência, atua como pesquisador em uma universidade federal do sul do Brasil, com foco na gestão da GD FV.

Os entrevistados foram selecionados intencionalmente para incluir profissionais com diferentes perfis relacionados à GD FV e distribuição de energia de diferentes regiões do Brasil. Esses profissionais atuam na distribuição, comercialização e geração de energia FV. Portanto, a amostra é representativa, pois abrange diversas perspectivas dentro de um mesmo contexto. Os resultados obtidos por meio da identificação sistemática de fatores e entrevistas estruturadas com especialistas do setor elétrico são apresentados e discutidos nas subseções a seguir.

5.2.2 Aplicação BWM-DEMATEL

Este estudo utiliza uma combinação de duas metodologias de soluções diferentes, a saber, BWM e DEMATEL, ambas partes da abordagem MCDA. Essa combinação é usada para apoiar a estrutura sugerida, não apenas para determinar a relevância dos KPIs (que foram encontrados pelo BWM), mas também para avaliar a influência que cada atributo tem em cada KPI (identificado pelo DEMATEL).

O método DEMATEL foi utilizado neste estudo para obter opiniões de especialistas sobre o efeito de cada atributo no KPI avaliado. Verifica o nível de influência que cada atributo exerce sobre a adoção da tecnologia FV pelos consumidores de energia elétrica. Essa abordagem transforma KPIs previamente analisados qualitativamente (perguntas que os consumidores devem responder) em avaliações quantitativas (usando bancos de dados de distribuidores). Para isso, é construída a matriz em que os atributos (que possuem dados quantitativos) estão nas linhas e os KPIs (que serão medidos por esses atributos) nas colunas.

As matrizes de relacionamento foram completadas com base no feedback dos especialistas, utilizando-se uma escala de alternativas de julgamento que variou de 0 a 4. Após o preenchimento da matriz por cada perito, foi calculada a média dos julgamentos. A matriz de influência média para os KPIs é fornecida na Tabela 7.

Tabela 7 – Matriz média baseada na opinião de especialistas

Atributo \ KPI	KPI1	KPI2	KPI3	KPI4	KPI5	KPI6	KPI7	KPI8	KPI9	KPI10
A1	4,000	2,333	3,167	3,833	2,667	2,667	3,000	1,333	3,333	2,000
A2	3,167	2,500	2,833	2,833	1,833	2,333	2,500	0,833	2,500	1,833
A3	2,333	2,333	2,500	2,667	1,667	1,833	1,500	0,500	2,500	2,000
A4	1,500	2,833	2,500	2,333	1,167	0,667	0,833	0,667	1,167	0,833
A5	3,667	1,667	3,500	3,833	2,667	2,833	3,167	2,000	2,833	2,333
A6	2,167	1,500	2,000	3,000	2,167	1,333	2,333	1,333	0,833	1,000
A7	0,000	0,000	0,333	0,000	0,500	0,000	0,500	0,500	0,500	0,167
A8	0,667	0,500	0,833	0,500	0,500	1,667	1,667	1,333	1,167	0,667
A9	1,833	1,667	3,000	1,333	2,667	2,667	2,000	1,333	2,500	1,000
A10	1,167	1,167	2,500	1,167	2,500	2,667	2,167	1,333	2,333	1,500
A12	2,667	1,833	2,833	3,500	2,667	2,667	2,333	1,500	2,500	2,500
A14	3,500	3,333	2,500	2,833	2,833	2,667	2,000	2,167	2,333	3,333
A15	2,500	2,500	1,500	1,667	1,333	2,167	2,000	2,167	2,000	3,000
A16	3,667	1,833	3,333	3,833	1,833	1,833	2,500	1,833	2,833	1,167
A17	0,833	3,500	1,667	1,333	0,500	0,000	1,000	1,333	1,167	1,167
A18	0,833	3,000	2,500	1,500	0,833	0,000	1,500	1,833	0,667	1,000

A19	0,833	2,667	1,500	1,833	1,333	0,167	1,500	2,000	0,667	0,667
------------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

Uma vez estabelecido pelos especialistas o grau de influência apresentado na Tabela 7, calcula-se a matriz de relacionamento direto normalizada (X). Essa matriz é construída a partir da matriz média usando a Equação (10) e a Equação (11). Posteriormente, a matriz de relacionamento total (T) é construída usando a Equação (12), que é mostrada na Tabela 8.

O limiar pode ser determinado sob diferentes abordagens. Para esse caso, o limiar da matriz de razão total (T) foi determinado como a média dos valores do quadrante de relações entre perspectivas ($\alpha=0,04824$), utilizando-se a Equação (14). Todos os valores acima desse limiar estão destacados em amarelo na Tabela 8. Somente essas relações serão consideradas significativas.

Tabela 8 – Matriz de Razão Total (T)

KPI Atributo	KPI1	KPI2	KPI3	KPI4	KPI5	KPI6	KPI7	KPI8	KPI9	KPI10
A1	0,103	0,060	0,081	0,098	0,068	0,068	0,077	0,034	0,085	0,051
A2	0,081	0,064	0,073	0,073	0,047	0,060	0,064	0,021	0,064	0,047
A3	0,060	0,060	0,064	0,068	0,043	0,047	0,038	0,013	0,064	0,051
A4	0,038	0,073	0,064	0,060	0,030	0,017	0,021	0,017	0,030	0,021
A5	0,094	0,043	0,090	0,098	0,068	0,073	0,081	0,051	0,073	0,060
A6	0,056	0,038	0,051	0,077	0,056	0,034	0,060	0,034	0,021	0,026
A7	0,000	0,000	0,009	0,000	0,013	0,000	0,013	0,013	0,013	0,004
A8	0,017	0,013	0,021	0,013	0,013	0,043	0,043	0,034	0,030	0,017
A9	0,047	0,043	0,077	0,034	0,068	0,068	0,051	0,034	0,064	0,026
A10	0,030	0,030	0,064	0,030	0,064	0,068	0,056	0,034	0,060	0,038
A12	0,068	0,047	0,073	0,090	0,068	0,068	0,060	0,038	0,064	0,064
A14	0,090	0,085	0,064	0,073	0,073	0,068	0,051	0,056	0,060	0,085
A15	0,064	0,064	0,038	0,043	0,034	0,056	0,051	0,056	0,051	0,077
A16	0,094	0,047	0,085	0,098	0,047	0,047	0,064	0,047	0,073	0,030
A17	0,021	0,090	0,043	0,034	0,013	0,000	0,026	0,034	0,030	0,030
A18	0,021	0,077	0,064	0,038	0,021	0,000	0,038	0,047	0,017	0,026
A19	0,021	0,068	0,038	0,047	0,034	0,004	0,038	0,051	0,017	0,017
Soma	0,709	0,641	0,850	0,735	0,466	0,530	0,615	0,214	0,658	0,389

Após os cálculos do DEMATEL, obteve-se a matriz T e eliminaram-se os valores de influência não significativos, mantendo-se apenas as células em amarelo, considerando um alfa predefinido. Os atributos **A7** (Tempo médio entre faturamento e recebimento) e **A8** (Forma de pagamento da fatura) foram excluídos do modelo devido à baixa significância. Em outras palavras, esses dois atributos não tiveram uma influência mais significativa do que **0,04824**, o valor calculado do α , sobre nenhum dos KPIs. Com os valores de influência significativos, a porcentagem de influência de cada atributo sobre cada KPI foi calculada na Tabela 9.

Tabela 9 – Atributos de peso da matriz (A)

KPI Atributo	KPI1	KPI2	KPI3	KPI4	KPI5	KPI6	KPI7	KPI8	KPI9	KPI10
A1	14,5%	9,3%	9,5%	13,4%	14,7%	12,9%	12,5%		13,0%	13,2%
A2	11,4%	10,0%	8,5%	9,9%		11,3%	10,4%		9,7%	
A3	8,4%	9,3%	7,5%	9,3%					9,7%	13,2%
A4		11,3%	7,5%	8,1%						
A5	13,3%		10,6%	13,4%	14,7%	13,7%	13,2%	24,0%	11,0%	15,4%
A6	7,8%		6,0%	10,5%	11,9%		9,7%			
A9			9,0%		14,7%	12,9%	8,3%		9,7%	
A10			7,5%		13,8%	12,9%	9,0%		9,1%	
A12	9,6%		8,5%	12,2%	14,7%	12,9%	9,7%		9,7%	16,5%
A14	12,7%	13,3%	7,5%	9,9%	15,6%	12,9%	8,3%	26,0%	9,1%	22,0%
A15	9,0%	10,0%				10,5%	8,3%	26,0%	7,8%	19,8%
A16	13,3%		10,1%	13,4%			10,4%		11,0%	
A17		14,0%								
A18		12,0%	7,5%							
A19		10,7%						24,0%		

Como os KPIs já têm seus pesos de importância calculados pelo BWM, mostrados na Tabela 7 e calculados na Seção 5.1, foi possível normalizar os pesos dos atributos obtidos pelo DEMATEL com os dos KPIs. Assim, o estudo resultou nos atributos que influenciam cada KPI e no percentual de influência sobre o KPI e o sistema, conforme apresentado na matriz de transferência de peso dos KPIs para os atributos da Tabela 10.

Tabela 10 – Transferência de pesos de KPIs para Atributos

Peso BWM	14,33%	8,45%	14,18%	15,40%	7,85%	7,65%	10,25%	7,68%	6,49%	7,74%
KPI Atributo	KPI1	KPI2	KPI3	KPI4	KPI5	KPI6	KPI7	KPI8	KPI9	KPI10
A1	2,07%	0,79%	1,35%	2,06%	1,15%	0,99%	1,28%		0,84%	1,02%
A2	1,64%	0,85%	1,21%	1,52%		0,86%	1,07%		0,63%	
A3	1,21%	0,79%	1,07%	1,43%					0,63%	1,02%
A4		0,96%	1,07%	1,25%						
A5	1,90%		1,50%	2,06%	1,15%	1,05%	1,35%	1,84%	0,72%	1,19%
A6	1,12%		0,86%	1,61%	0,94%		1,00%			
A9			1,28%		1,15%	0,99%	0,85%		0,63%	
A10			1,07%		1,08%	0,99%	0,93%		0,59%	
A12	1,38%		1,21%	1,88%	1,15%	0,99%	1,00%		0,63%	1,28%
A14	1,81%	1,13%	1,07%	1,52%	1,22%	0,99%	0,85%	2,00%	0,59%	1,70%
A15	1,29%	0,85%				0,80%	0,85%	2,00%	0,51%	1,53%
A16	1,90%		1,43%	2,06%			1,07%		0,72%	
A17		1,18%								
A18		1,01%	1,07%							
A19		0,90%						1,84%		

Métodos multicritério são comumente aplicados a matrizes quadradas. No entanto, para este estudo, que visa determinar o nível de influência dos atributos nos KPIs, é necessário mais do que uma matriz quadrada. Para tanto, utilizou-se a metodologia DEMATEL com abordagem diferenciada. Os níveis de influência identificados pelos especialistas e calculados por meio das equações propostas pelo método são combinados com as ponderações do BWM. A combinação desses métodos permite identificar o percentual de influência que cada valor de atributo reflete na mensuração de desempenho de cada KPI.

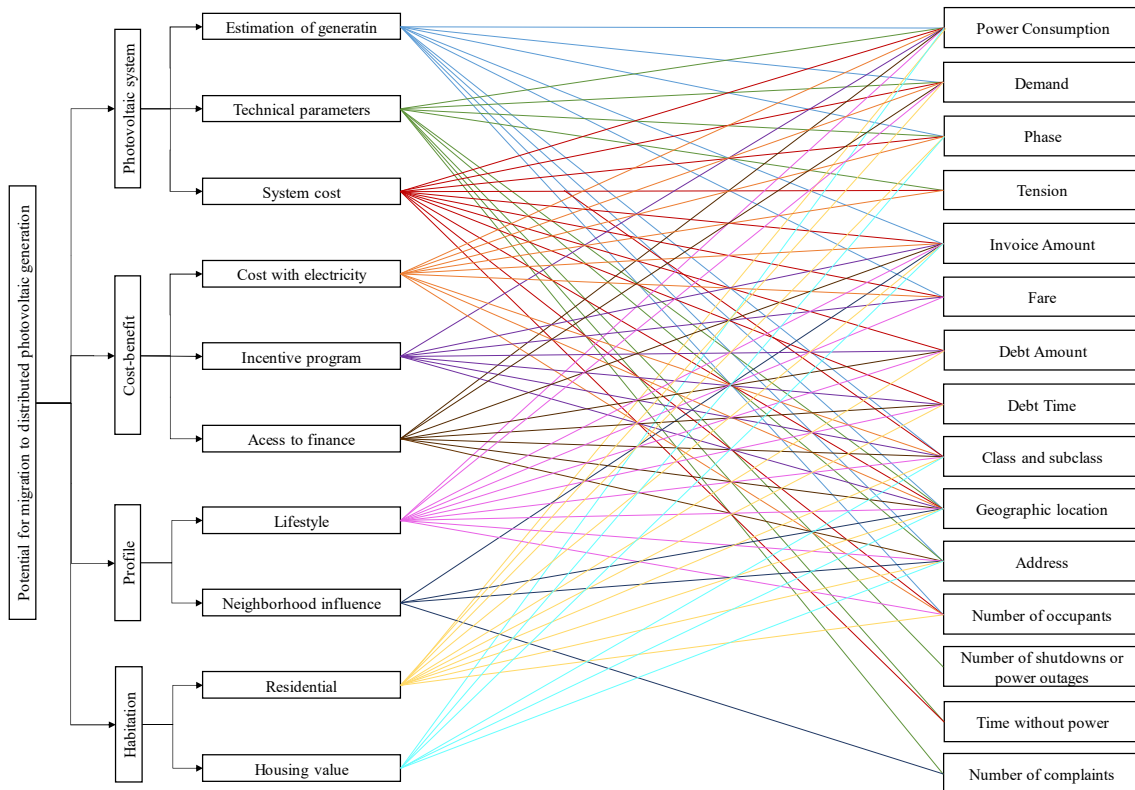
Estimativa de geração" representa 14,33% da mensuração do potencial de migração do consumidor do mercado cativo para a GD. O ODS pode medir esse KPI com dados de atributo A1, A2, A3, A5, A6, A12, A14, A15 e A16. Cada atributo tem uma porcentagem nesse KPI. Por exemplo, o atributo A1 "Consumo de energia" representa 2,07% dos 14,33% na medição do KPI1.

5.2.3 Mapa de relação de impacto

A análise da influência dos atributos nos KPIs revelou percepções importantes sobre como esses atributos podem ser usados para entender o comportamento do consumidor em relação à compra de sistemas FVs e medir o potencial de adoção dessa tecnologia. A Figura 10 ilustra essa relação de influência por meio de links, demonstrando como é possível medir KPIs utilizando atributos.

O atributo A1 (consumo de energia) tem influência significativa em diversos KPIs, particularmente KPI1 (estimativa de geração) e KPI4 (custo de eletricidade). A influência relatada sugere que consumidores com maiores níveis de consumo de energia têm maior potencial de geração FV e redução de custos. O consumo atual é um dos principais determinantes da viabilidade econômica dos sistemas FVs para os consumidores. Essa influência também é observada entre o atributo A5 (valor da conta) e os mesmos KPI1 e KPI4, indicando que consumidores com contas de energia mais altas têm um potencial de economia mais significativo por meio da geração FV. O resultado dessa influência evidencia a importância de políticas de incentivo incentivando consumidores com contas mais altas a adotarem essa tecnologia (SATCHWELL; CAPPERS; GOLDMAN, 2018; VAN OPSTAL; SMEETS, 2022; WISER et al., 2007; ZHAI; WILLIAMS, 2012b)

Figura 10 – Mapa de relação de impacto



A relação entre A12 (Classe e Subclasse) e os vários KPIs, incluindo KPI1 e KPI3 (custo do sistema), sugere que o tipo de consumidor desempenha um papel significativo na adoção de sistemas FVs. Os consumidores industriais, por exemplo, podem ter um maior potencial de geração devido às suas maiores demandas elétricas. Essa relação entre classe e subclasse de consumo e KPI de captação de energia FV é consistente com os autores, que enfatizam a necessidade de estratégias diferenciadas para diferentes segmentos de consumo (BEUSE et al., 2020; et al., 2023).

O atributo A14 (localização geográfica) influencia positivamente o KPI1, indicando que a disponibilidade de radiação solar é um fator crucial na determinação do potencial de geração de um sistema FV. Regiões com maior exposição solar apresentam maior potencial de geração. Ou seja, é essencial considerar a geografia ao planejar a implantação de sistemas FVs. Além disso, outros atributos, como A2 (Demanda), A6 (Tarifa), A10 (Tempo da Dívida), A15 (Endereço) e A16 (Número de Ocupantes), também demonstram influência em KPIs específicos, refletindo a complexidade das decisões de adoção do sistema FV. Esses resultados comprovam que os atributos podem ser usados para medir KPIs e entender o comportamento e o perfil do consumidor em relação à tecnologia FV (ALIPOUR et al., 2020b; BERNARDS;

MORREN; SLOOTWEG, 2018b; DEETJEN et al., 2016; LAMACHE, 2020; LAWS et al., 2017b; RAY; CHAKRABORTY, 2022; SCARPELLINI et al., 2015).

Esta análise destaca a interconexão entre atributos e KPIs, oferecendo uma visão abrangente de como fatores individuais influenciam as decisões dos consumidores em relação à adoção de sistemas FVs e como esses atributos podem ser usados para prever e medir o potencial de adoção da tecnologia FV. Inspirada em Max Weber, esta pesquisa parte da premissa de que a difusão FV é, na verdade, a soma do conjunto de adesões individuais à tecnologia FV pelos consumidores. Os resultados apresentados na matriz de especialistas utilizando o método DEMATEL fornecem uma base sólida para essa abordagem, pois destacam como os atributos estão intrinsecamente relacionados aos KPIs que refletem o comportamento do consumidor em relação aos sistemas FVs. Cada atributo desempenha um papel específico na tomada de decisão dos consumidores. A abordagem de análise de dados proposta fornece uma compreensão mais aprofundada do que impulsiona a adesão PV.

Esta etapa da pesquisa teve como objetivo selecionar e aplicar um método MCDA para reportar KPIs a atributos de dados, descobrindo os níveis de influência exercidos por atributos sobre KPIs. O resultado dessas influências permite que as características do consumidor sejam traduzidas a partir de seus dados registrados, comportamentais ou históricos. Essa forma de modelagem para a tomada de decisão automatiza a captura do comportamento, que antes era feita majoritariamente por meio de opiniões pessoais captadas em entrevistas ou formulários.

5.3 ATRIBUTOS PARA MENSURAÇÃO DE KPIs

A Descoberta de Conhecimento em Bancos de Dados (KDD) visa descobrir conhecimento interessante e útil de repositórios de dados, como padrões, tendências e associações. O processo KDD consiste nas seguintes fases principais (ZIEGEL et al., 1998): Preparação e ruidosos, integração, seleção de dados relevantes e transformação pré-processamento de dados, que consiste na limpeza de dados imperfeitos ou de dados. Data Mining, que é a aplicação de métodos inteligentes para extrair conhecimento dos dados. A mineração de dados depende de diversas ferramentas essenciais, como agrupamento, classificação e regras de associação. Avaliação e apresentação de padrões que consiste na identificação e avaliação de conhecimento interessante e útil a partir da informação extraída e sua apresentação ao usuário em um formato adequado.

A fase de pré-processamento em geral não possui o mesmo nível de atenção em comparação com outras etapas, embora seja crucial. Historicamente, foi subestimada em

relação aos algoritmos de mineração de dados. No entanto, a preparação adequada dos dados é essencial para evitar resultados insatisfatórios em qualquer algoritmo de mineração de dados, como diz o ditado "lixo entra, lixo sai" (FRIGUI, 2004).

O processamento inicial de dados abrange diversas técnicas, tais como normalização, dimensionamento, transformação, projeção, limpeza e redução. A normalização, envolve ajustar os valores dos atributos para que estejam dentro do mesmo intervalo numérico, assegurando uma ponderação equivalente. Essa prática é especialmente benéfica para métodos dependentes de distância, como agrupamento e classificação do vizinho mais próximo (FRIGUI, 2004). A Tabela 11 apresenta o pré-processamento de dados dos atributos.

Tabela 11– Pré-processamento dos atributos

Atributo	Tipo	Técnica de Pré-processamento	Descrição
Consumo de energia	Medida	Ajuste de <i>outlier</i>	Ponto de corte: 500 kWh/mês
Demanda	Classe de desempenho	Ajuste de <i>outlier</i>	Ponto de corte: 13800Kva
Tensão	Classe de desempenho	Ajuste de <i>outlier</i>	Ponto de corte: 440 <i>Watts</i>
Valor da fatura	Medida	Ajuste de <i>outlier</i>	Ponto de corte: 1000 R\$/ kWh/mês
Valor da dívida	Medida	Valor \neq de 0	Não se aplica
Tempo da dívida	Medida	Tempo > 0	Não se aplica
Localização geográfica	Medida	Distância geográfica	Não se aplica
Endereço	Medida	Distância geográfica	Não se aplica
Número de ocupantes	Contagem	Nenhum	Não se aplica
Número de desligamentos ou falta de energia	Contagem	Nenhum	Não se aplica
Tempo sem energia	Medida	Nenhum	Não se aplica
Número de reclamações	Contagem	Nenhum	Não se aplica
Fase	Classe de desempenho	Codificação de variáveis categóricas	Três Níveis (1 a 3)
Tarifa	Classe de desempenho	Codificação de variáveis categóricas	Escala Likert (1 a 5)
Classe	Classe de desempenho	Codificação de variáveis categóricas	Escala Likert (1 a 5)

Entre os 15 atributos de dados, fase, tensão e classe são qualitativos, onde o pré-processamento dos dados exige abordagens distintas, dada a natureza não numérica desses atributos. Outros atributos possuem medidas quantitativas, a exemplo de consumo de energia e valor da fatura, cujo objetivo do pré-processamento dos dados é o ajuste das escalas para permitir comparações diretas entre diferentes conjuntos de dados. Nesses tipos de dados ainda existe uma particularidade relacionada a presença de outliers. O impacto dos valores

discrepantes depende da análise específica e da natureza dos dados. Em alguns casos, os valores discrepantes podem ser indicativos de informações importantes ou anomalias nos dados, enquanto em outros casos podem ser o resultado de erros de medição ou entrada de dados. É importante considerar cuidadosamente a presença de valores discrepantes e seu impacto potencial no resultado ao realizar a análise de dados (DASH et al., 2023). Para preparação dos dados quantitativos foram estabelecidos critérios de ponto de corte maior e menor, estabelecendo uma pontuação direta para os outliers.

Para a maioria dos atributos, a ANEEL estabelece normas e diretrizes que regulam a medição e definição desses conjuntos de dados. A ANEEL, em conformidade com a Resolução Normativa nº 414/2010 (ANEEL, 2015), define padrões para a coleta e registro de dados, visando assegurar a precisão e confiabilidade das informações. Diante disso, realizou-se uma análise crítica em cada atributo do banco de dados disponível para este estudo para avaliar a necessidade de qualquer tratamento nos dados. Quando necessário, foram aplicadas técnicas específicas para garantir a precisão e confiabilidade do banco de dados. Cada atributo será discutido detalhadamente a seguir.

O atributo Consumo de Energia, sendo uma medida quantitativa, permite a utilização de seu valor original, mas demandou ajuste de outlier. Segundo Barzegkar-Ntovom et al., (2020) foram estabelecidos três perfis de prosumidores com base na demanda anual de energia: baixo consumo (4.500 kWh por ano), médio consumo (7.500 kWh por ano) e alto consumo (10.500 kWh por ano). Definiu-se, assim, o consumo anual de 6.000 kWh ou 500 kWh por mês como ponto de corte superior. Esse valor representa uma média entre os prosumidores de baixo e médio consumo, atribuindo nota máxima às alternativas com consumo acima desse limite na mensuração das alternativas.

Para o atributo Demanda de Energia, que mensura a quantidade de KVa disponível na rede de distribuição, embora seja um dado quantitativo, considera-se categórico devido à presença de faixas de valores distintas e constantes ao longo do tempo. Para estabelecer o ponto de corte superior, referenciou-se o Módulo 2 – Planejamento da Expansão do Sistema de Distribuição (ANEEL, 2016), que define a faixa de 13.800 Kva como média tensão no sistema de distribuição elétrica. Assim, para efeitos do modelo de mensuração, qualquer alternativa com carga disponível acima desse limite atinge a nota máxima na classificação das alternativas.

O atributo Tensão segue a NBR 5410 (NBR, 2004), que normatiza as instalações elétricas de baixa tensão, conforme estabelecido a tensão máxima para instalações de baixa tensão que representam mais de 90% das UCs é de 440 Watts. Mesmo que a tensão seja um dado quantitativo, dentro do cadastro dos consumidores, executa um papel categórico, dessa

forma qualquer alternativa com tensão acima desse limite atingem a nota máxima na classificação das alternativas.

No atributo Valor da Fatura é utilizado a medida média do custo nivelado de eletricidade que foi estabelecido por (SANTOS, A. J. L.; LUCENA, 2021), onde o valor médio do custo de eletricidade para adesão FV no Brasil é de 0,64 R\$/kWh e 1,28 R\$/kWh apenas considerando o custo da tarifa. Para o custo da fatura de eletricidade é necessário considerar 40% de acréscimo em média referente aos impostos governamentais, o que resulta em um custo entre 0,89 R\$/kWh e 1,79 R\$/kWh. Para o ponto de corte superior do valor da fatura foi considerado o custo superior de 1,79 R\$/kWh em combinação com o ponto de corte superior de consumo de 500kWh/mês, o ponto de corte superior de valor da fatura fica em aproximadamente 900 R\$/mês. Para esse modelo 1000 R\$/mês será limite máximo, onde valores de fatura acima desse limite atingem a nota máxima na classificação das alternativas.

O atributo Valor da Dívida identifica consumidores endividados, sendo a premissa que um consumidor mais endividado possui menos potencial para adquirir um sistema FV. Para preparar esse atributo para análise, realiza-se uma combinação de dois dados: tempo da dívida multiplicado pelo valor da fatura. Quando o resultado é igual a zero, indica a ausência de dívidas, resultando na nota máxima no modelo de classificação. Contudo, quando a multiplicação é diferente de zero, essa relação reflete o grau de endividamento do consumidor.

Para o atributo Tempo da Dívida, ao medir os dias de atraso no pagamento das faturas de eletricidade, reflete a pontualidade dos consumidores em quitar suas contas após a data de vencimento. A instalação de sistemas FVs envolve custos iniciais significativos. Se um consumidor enfrenta frequentes atrasos no pagamento, isso pode indicar dificuldades financeiras que podem afetar a capacidade de investir em um sistema FV. Por ser um atributo de contagem de tempo ele não necessita de aplicação de técnicas de pré-processamento.

O atributo Localização Geográfica é estruturado a partir da influência que os consumidores sofrem da vizinhança. O impacto visual e comportamental de vizinhos que possuem sistemas FVs é um fator relevante que deve ser levado em consideração (ZHANG, J.; BALLAS; LIU, 2023). Para determinar o consumidor com GD mais próxima, calcula-se a distância entre esse consumidor e o consumidor a ser observado. Utiliza-se um cálculo de distância geodésica entre duas coordenadas geográficas, adaptando o método proposto por (CHALELA et al., 2021), que apresenta um novo algoritmo de pesquisa para identificar rapidamente o vizinho mais próximo em um raio fixo, desenvolvido em Python. O processo envolve a iteração sobre os consumidores com GD, calculando as distâncias e identificando

aquele com a menor distância em relação ao consumidor de referência. O resultado fornece o consumidor com GD mais próxima e a distância correspondente.

Para o atributo Endereço, também é utilizado as coordenadas para estabelecer a distância das UCs. O endereço é uma informação sociodemográfica que pode auxiliar para estabelecer o potencial econômico de um consumidor, POIS diferentes regiões, cidades, bairros e ruas podem ser mais propícias para a adesão FV (ROSA et al., 2021). Uma maneira de definir o potencial econômico de um consumidor por meio das suas informações sociodemográficas quando não é possível diferenciar bairros e ruas, é por meio da distância do ponto mais central da cidade, bairro ou localidade (SWARD et al., 2021), dessa forma o ponto central da localidade e suas coordenadas são fixas e é necessário apenas calcular a distância entre a UC e o ponto central fixo estabelecido, assim como mencionado anteriormente, a abordagem envolve o uso de cálculos de distância geodésica entre duas coordenadas geográficas também calculada por meio de uma adaptação do método estabelecido por (CHALELA et al., 2021).

Quando se analisa o atributo Número de Ocupantes, a comparação entre ambientes, como residências unifamiliares e multifamiliares, sugere que estes últimos têm um consumo energético menor (HEISKANEN; MATSCHOSS, 2017). Este atributo quantitativo indica a quantidade de indivíduos utilizando o ambiente; assim, quanto maior o número de residentes ou ocupantes, maior é a probabilidade de adoção da tecnologia FV. Nesse caso, não é necessária a aplicação de técnicas de pré-processamento.

Os atributos Número de Desligamentos ou Falta de Energia e Tempo sem Energia, apresentam relação direta com os principais indicadores de qualidade dos OSD: Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora – FEC e Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora - DEC. Por serem atributos de contagem foi estabelecido que não haveria necessidade de um ponto de corte.

O atributo Número de Reclamações possui conexão direta com a qualidade dos serviços de distribuição. (RESENDE; CARDOSO, 2019) sugere que existem sinais de deterioração ao longo do tempo em relação à satisfação dos consumidores, ou seja, o número de reclamações tende a aumentar com o passar do tempo. Por ser um atributo de contagem é considerado que ele não necessita de aplicação de técnicas de pré-processamento.

O pré-processamento dos dados qualitativos foi realizado de maneira abrangente, utilizando classes de desempenho para traduzir as categorizações nominais em classificações numéricas. O atributo Tarifa, é classificado por grupos tarifários, cada um sujeito a tarifas distintas conforme a Resolução Normativa ANEEL nº 1.000/2021 e o Módulo 7 dos Procedimentos de Regulação Tarifária – Proret. Cinco grupos foram pontuados em uma escala

Likert de cinco pontos, do maior para o menor: alta tensão, demais classes, residencial, rural e baixa renda.

A classe Alta Tensão recebeu a nota mais alta, 5, devido à sua composição por unidades consumidoras de alta demanda de energia elétrica. Além disso, as tarifas para o Grupo A, que inclui a classe Alta Tensão, são mais elevadas do que as do Grupo B, onde se encontram as demais classes, devido à maior demanda de energia elétrica e à necessidade de investimentos em infraestrutura. As notas atribuídas às demais categorias foram baseadas na teoria de que alta demanda de energia elétrica e tarifas mais elevadas contribuem para uma maior probabilidade de usuários adquirirem sistemas FVs. É crucial notar que outros fatores, como a disponibilidade de recursos financeiros, também podem influenciar a decisão de adquirir sistemas FVs. Por esse motivo, os consumidores da categoria Baixa Renda receberam a menor nota, considerando a possibilidade de limitações financeiras impactarem sua probabilidade de adoção dessa tecnologia.

As tarifas de energia elétrica são calculadas para diferentes Classes de Consumo, que estão definidas na Resolução Normativa ANEEL nº 414, de 2010. As classes de consumo são cinco, e foram pontuados em uma escala Likert de cinco pontos conforme a taxa de adoção existente no Brasil, do maior para o menor: Residencial, Comercial, Rural, Industrial, e Serviço Público. O setor residencial contribui de forma significativa no aumento da taxa de adoção de sistemas FVs (FILIPPO ANTONIOLLI et al., 2022; REDISKE et al., 2022), representando 49% da potência acumulada (MW) no Brasil, seguido das classes comercial (29%), rural (15%), industrial (7%) e Poder Público (abaixo de 1%) (Fonte: Aneel, 2023 (relatório extraído em 17/01/2023)).

O atributo Fase é composto por três variáveis categóricas: monofásica, bifásica e trifásica. Para a utilização dos dados, essas variáveis são codificadas em dados numéricos em uma escala de três níveis. Nessa codificação, considerou-se o fator demanda de energia. Como os consumidores trifásicos demandam maior quantidade de energia do que os bifásicos e monofásicos, eles recebem a maior nota. A escolha entre um sistema bifásico e trifásico depende da quantidade de energia que precisa ser fornecida. O sistema trifásico é utilizado em fábricas, usinas, indústrias e oficinas, onde há uma quantidade elevada de equipamentos e máquinas que exigem alto consumo de energia. Já o sistema bifásico é utilizado em diversos casos, em destaque na zona rural, e suporta tensões de 127 V e 220 V. Na zona urbana, tende a ser mais procurado quando um consumidor adquire um produto específico, de motor bifásico, e precisa de um aumento de carga

Nesta seção, cada atributo foi estudado de forma isolada. Uma visão global revela que alguns atributos podem apresentar interpretações contraditórias. Por exemplo, a classe industrial pode receber uma pontuação mais baixa no atributo "classe", enquanto, no atributo "fase", as indústrias frequentemente operam em sistemas trifásicos, alcançando assim uma nota mais alta. Essas nuances foram cuidadosamente consideradas durante a aplicação do método DEMATEL, que investiga a relação entre os atributos e os KPIs. Essa abordagem visa minimizar as contradições nos dados, proporcionando uma avaliação do potencial de adoção que se alinha da melhor forma possível com a realidade observada.

5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo apresentou a aplicação das estratégias metodológicas para que fosse possível aplicar o modelo em um estudo de caso para a mensuração do potencial de adoção dos consumidores à GD FV. A combinação de opiniões de especialistas e consumidores na ponderação de pesos dos KPIs adiciona uma perspectiva multifacetada, de forma a equilibrar as opiniões para que se alinhem com a realidade experimentada pelos consumidores. A aplicação das metodologias BWM-DEMATEL proporcionou uma análise aprofundada da influência dos atributos nos KPIs, fornecendo observações valiosas para compreender o comportamento do consumidor.

A coleta de dados estruturada com atores-chave do setor elétrico brasileiro contribuiu para a robustez dos resultados, garantindo uma representação diversificada de perspectivas. Além disso, a modelagem de atributos para mensuração de KPIs ressaltou a importância do pré-processamento de dados, enfatizando a qualidade dos dados como um pré-requisito para *insights* confiáveis.

Portanto, este capítulo não apenas delineou metodologias cruciais para a mensuração do potencial de adoção à GD FV, mas também ofereceu uma compreensão mais minuciosa a respeito dos fatores econômicos, financeiros e comportamentais que influenciam as decisões dos consumidores.

6 ESTUDO DE CASO

Este capítulo apresenta a aplicação das modelagens desenvolvidas em dois estudos de caso para mensurar o potencial de adoção dos consumidores à GD FV e é organizado em três seções: A primeira seção apresenta a aplicação do modelo baseado na opinião dos consumidores. A segunda seção apresenta a aplicação do modelo baseado em cenário orientado a dados. E por fim a última seção trás as considerações finais do capítulo.

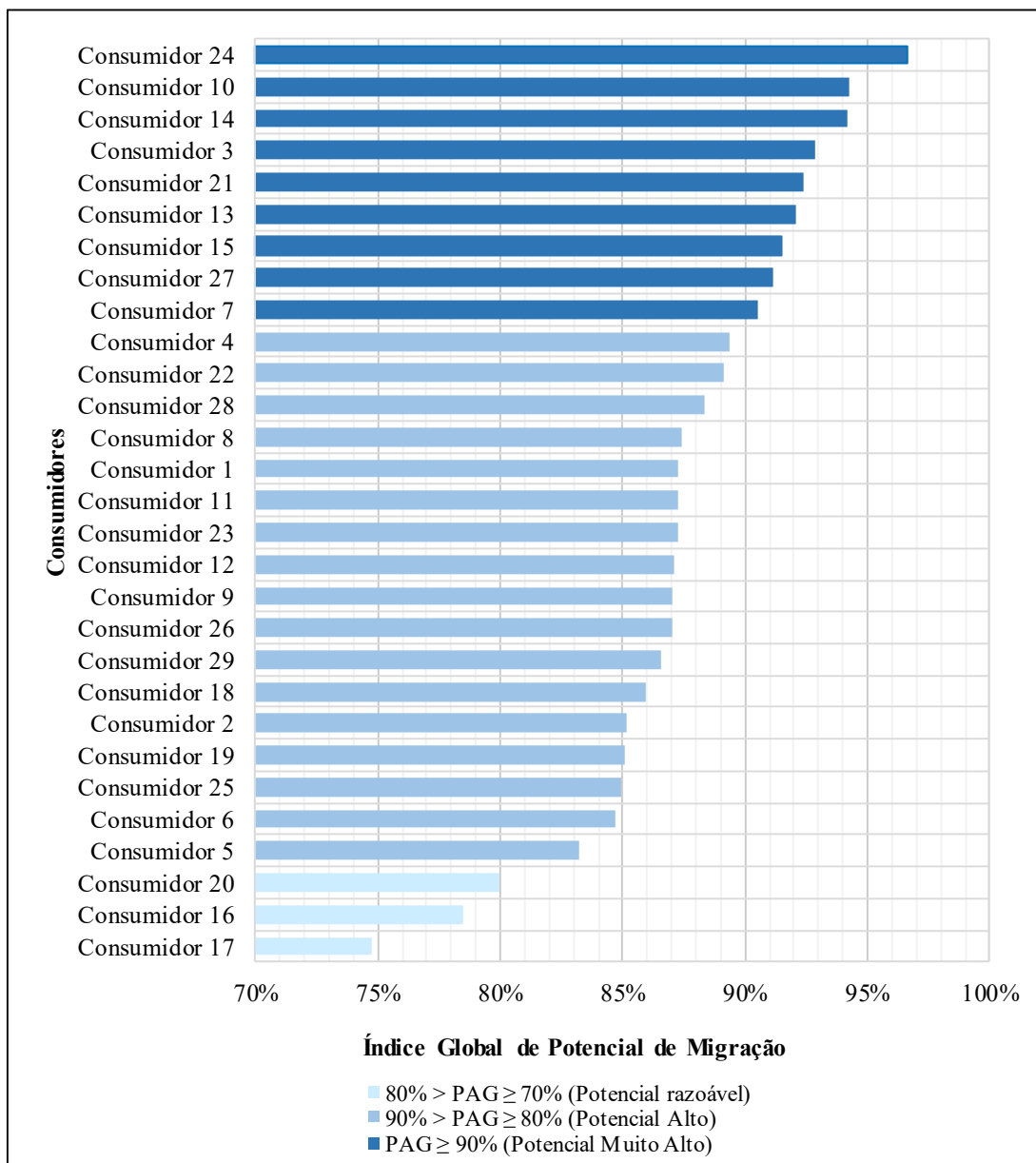
6.1 MODELO BASEADO NA OPINIÃO DO CONSUMIDOR

O modelo foi aplicado em 29 consumidores de energia elétrica localizados no Brasil. Essa aplicação contou com 21 residenciais, sete comerciais e um rural. O consumo varia de 73 kWh a 946 kWh de energia elétrica consumida mensalmente. Além disso, essa etapa usou das 20 respostas de especialistas pertencentes às entidades: Ministério de Minas e Energia (MME), Empresa de Pesquisa Energética (EPE), Centro de Excelência em Energia e Sistemas Energéticos (CEESP), Assembleia Legislativa do Rio Grande do Sul (ALRS), Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), Centrais Elétricas de Carazinho (ELETROCAR), Rio Grande Energia (RGE), Companhia Estadual de Energia Elétrica do Rio Grande do Sul (CEEE), Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE), Universidade de Passo Fundo (UPF) e Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISSINOS). Analisou-se a confiabilidade das respostas utilizando o alfa de Cronbach (α), variando de 0 a 1 como regra geral, se $\alpha \geq 0,8$ então as respostas são consideradas confiáveis segundo Cronbach, (1951) para os 29 consumidores $\alpha = 0,89$ e para 20 especialistas $\alpha = 0,82$. Então, as respostas são consideradas confiáveis.

6.1.1 Medição do potencial de adoção

Aplicando a modelagem apresentada na Seção 4. A Figura 11 apresenta o diagnóstico dos 29 consumidores, organizados em ordem decrescente e divididos em três categorias, de acordo com a escala de avaliação da Tabela 5.

Figura 11 – Potencial de adoção global dos consumidores (PAG)



As diferenças no potencial de adoção decorrem de dois aspectos. O primeiro deles ocorre no nível de desempenho do KPI. A segunda é a diferença de opinião de um consumidor para outro, que é responsável por 50% do peso da modelagem. Esta diferença torna-se significativa quando os objetivos de um consumidor diferem da opinião geral dos especialistas, conduzindo a uma redução ou promoção do potencial de adoção (as análises de sensibilidade do modelo são apresentadas na Seção 6.1.2).

Nove consumidores atingiram potenciais significativos de adoção à GD FV, constituindo o grupo com altíssimo potencial de adoção. O consumidor 24, que obteve $PAG \geq 90\%$, $PAG = 96,64\%$, considerou o custo com energia elétrica como seu maior incentivo para a adoção, correspondendo a 19,09% de seu potencial de adoção, seguido de perto pelo

custo do sistema com 17,42% do potencial de adoção à GD FV. Assim, a dimensão Viabilidade econômica representa 63,90% do potencial de adoção desse consumidor, o que indica que ele tem acesso a equipamentos para sistemas FVs a preços competitivos e que seu retorno financeiro deve ocorrer em pouco tempo caso migre para a GD FV. Somando a análise à capacidade financeira e ao estilo de vida do consumidor com um alcance de 14,70%, atingiu 78,60%, do potencial do consumidor 24 aderir à GD FV.

Altos custos de energia elétrica, custos competitivos dos sistemas FVs, boa capacidade de geração e boa capacidade financeira pessoal são os principais indicadores do potencial de adoção, apresentando a maior pontuação média entre os consumidores de KPIs. Os nove consumidores com potencial de adoção acima de 90% apresentaram bons resultados nesses indicadores. Dentre eles, quatro eram consumidores comerciais e cinco consumidores residenciais, com consumo médio de energia elétrica de 900 kWh por mês e custo médio de energia elétrica acima de R\$ 500 por mês, o que caracteriza consumidores muito aptos a realizar a migração e potenciais usuários da tecnologia FV.

O grupo com alto potencial de adoção é composto por 17 consumidores ($80\% \geq PAG > 90\%$). Esses consumidores têm um bom potencial de adoção, principalmente porque seu consumo médio é de aproximadamente 538 kWh por mês, com custos mensais de energia elétrica próximos a R\$ 250,00. Alcançaram um potencial médio de 86,63%, sendo o maior: consumidor 4 com 89,38% e o menor: consumidor 5 com 83,24%. O KPI "Influência de Vizinhança" destaca-se neste grupo por sofrer maior influência dos seus vizinhos na decisão de aderir aos sistemas FVs, com uma média de 0,7% do potencial de adoção contra 0,6% para os outros dois grupos. Esse grupo é formado por quatro consumidores comerciais e 13 consumidores residenciais.

O grupo de potencial de adoção razoável ($70\% \geq PAG > 80\%$) é composto por três consumidores residenciais. O consumidor 20 apresentou potencial de adoção de 79,99%, sendo considerado quase alto potencial. O consumidor 16 tem um caso interessante: apesar de ter um consumo médio de 711 kWh por mês e um custo com energia elétrica superior a R\$ 700,00 por mês, os KPIs "Estimativa de Geração" e "Estilo de Vida" apresentaram desempenhos baixos, inferiores à média geral, resultando em um potencial de adoção de 78,50%, um potencial razoável. Isso demonstra que se a capacidade de geração de energia FV do local onde o sistema FV será instalado não for boa, pode dificultar a adoção ou até mesmo atrapalhar o investimento. O consumidor 17 teve um potencial de adoção de 74,72%, o menor entre os vinte e nove consumidores, com consumo médio de 92 kWh por mês e custo de energia elétrica inferior a R\$ 70,00 por mês. Por ter baixo consumo, seus custos com energia elétrica também são

reduzidos, tornando seu potencial razoável, mas longe de indicar que a aquisição de um sistema FV seria o melhor caminho para esse consumidor.

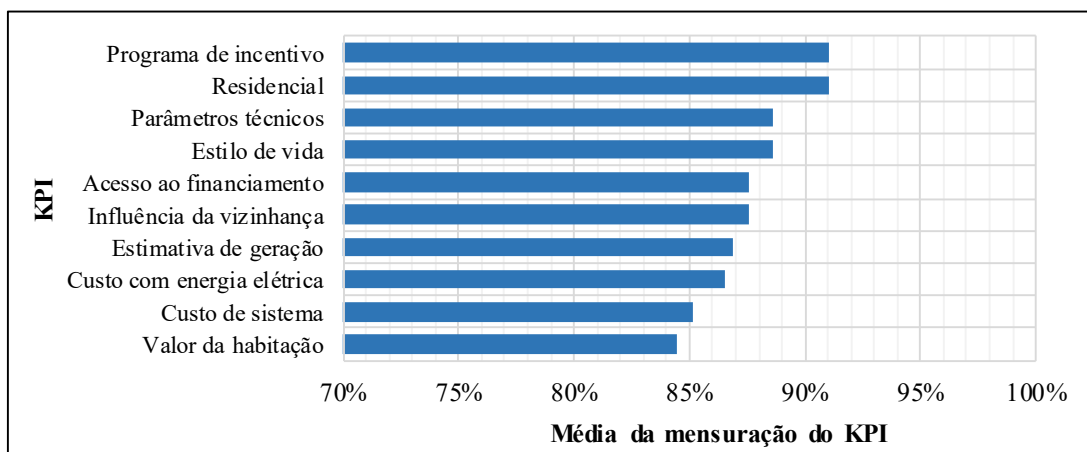
Ao analisar o potencial de adoção dos consumidores à GD FV na Figura 11, identificou-se as principais razões para níveis de alto ou baixo potencial de adoção em diferentes casos. A média de cada KPI dos 29 consumidores foi calculada para entender quais indicadores apresentam as maiores e menores taxas gerais de contemplação. Dos 10 KPIs, três têm uma combinação de realização média e peso acima de 10%, todos pertencentes à dimensão Viabilidade Econômica. O ($KPI_{Estimativa\ de\ Geração} = 12,48\%$) obteve um desempenho médio de 87,15% do seu peso, pertencente ao Ponto de Vista Fundamental - PVF "Sistema FV", demonstrando que a maioria dos consumidores tem uma boa capacidade de geração e concorda, que é importante entender sua capacidade de geração para compensar seu consumo e auxiliar no retorno do investimento. O ($KPI_{Custo\ do\ Sistema} = 12,13\%$) teve um atingimento de desempenho médio de 85,57% do total, pertencente ao PVF "Sistema FV", o que demonstra a preocupação dos consumidores com as questões econômicas, buscando equipamentos com preços mais competitivos, monitorando e incentivando a redução de custos no mercado. O ($KPI_{Custo\ com\ energia\ elétrica} = 13,35\%$) pertencente ao PVF "Custo-Benefício" obteve um desempenho médio de 86,66% do peso do KPI, fator com maior peso no modelo, mostra que, apesar de não ter o desempenho médio mais alto, os constantes aumentos nas tarifas de energia elétrica têm sido o principal motivador para os consumidores optarem pela tecnologia FV.

Um pouco abaixo de 10% tem-se ($KPI_{Estilo\ de\ Vida} = 9,16\%$) com desempenho médio de 89,43% pertencente ao PVF "Perfil", o segundo maior desempenho médio entre os fatores da dimensão Viabilidade Comportamental, o que deixa claro que mesmo com a redução nos custos dos equipamentos, a adesão à tecnologia FV depende da capacidade financeira e da intenção de pagamento dos consumidores.

O ($KPI_{Parâmetros\ técnicos} = 7,50\%$) com desempenho médio de 88,79% do peso do KPI, que pertence ao PVF "Sistema FV" é o que tem o menor peso, mas com o segundo maior desempenho entre os fatores pertencentes à dimensão Viabilidade Econômica, atingiu uma média razoável, mostrando que os consumidores estão em busca de produtos de alta qualidade e eficiência, mostrando também preocupação com a durabilidade dos sistemas FVs. Outro KPI que apresentou peso médio, mas com um dos melhores desempenhos entre o grupo de consumidores foi o ($KPI_{Programas\ de\ Incentivo} = 7,14\%$) com um desempenho médio de 90,95%, a maioria dos consumidores não tem descontos na tarifa de energia elétrica e uma parcela considerável apresenta aumentos na demanda, como é o caso dos consumidores

comerciais e industriais, ao contrário de alguns consumidores residenciais e rurais que possuem tarifa social ou diferenciada. A Figura 12 mostra o nível médio de desempenho do KPI.

Figura 12 – Média de atingimento de KPIs nos diagnósticos de 29 consumidores



O ($KPI_{\text{Acesso ao financiamento}} = 6,73\%$), com desempenho médio de 87,92%, associado ao PVF "Custo-Benefício", aponta para uma provável insatisfação com as linhas de financiamento existentes para aquisição de sistemas FVs, principalmente de consumidores residenciais. O desempenho médio do ($KPI_{\text{Influência da vizinhança}} = 6,70\%$) de 87,24%, pertencente ao PVF "Perfil", confirmou que a maioria dos consumidores já teve contato com a tecnologia FV. Ainda assim, mesmo influenciando sua decisão, não interfere no potencial de adoção tanto quanto outros fatores, como os econômicos.

O ($KPI_{\text{Valor da Habitação}} = 6,55\%$), desempenho médio de 84,74%, pertencente ao PVF "Habitação", teve um desempenho médio considerável com o grupo de entrevistados, mas tem o menor desempenho médio de todos os KPIs, mesmo com valores menores na decisão, os consumidores interessados em instalar sistemas FVs possuem habitação de médio e alto padrão, o que também pode ser usado como um bom indicador da capacidade financeira do consumidor que deseja migrar para a GD FV.

Por fim, o ($KPI_{\text{Residencial}} = 5,91\%$), também dentro da PVF "Habitação", tem o menor peso entre os fatores, onde os consumidores discordam que o número de ocupantes da UC seja relevante para o seu potencial de adoção à GD FV. Ainda assim, este KPI obteve o maior desempenho de medição, uma vez que os respondentes concordam que os consumidores com a sua habitação ou que não estão ligados a estabelecimentos coletivos, como edifícios, têm maior potencial de adoção, devido a esta divergência o fator alcançado com um desempenho médio de 91,01%.

6.1.2 Análise de sensibilidade

Esta subseção examina o impacto da ponderação desse modelo (50% na opinião de especialistas e 50% na opinião do consumidor) com uma análise de sensibilidade. Calculou-se o índice de potencial de adoção de cada consumidor conforme Tabela 12, considerando dois pesos distintos da estrutura hierárquica: (1) Considerando 100% da ponderação do consumidor; e (2) Considerando 100% do peso médio dos especialistas.

Tabela 12 – Análise de Sensibilidade ao Peso

Consumidor	Potencial de adoção (100% peso dos especialistas)	Potencial de adoção (100% do peso do consumidor)	Diferença
Consumidor 1	86,10%	88,52%	2,42%
Consumidor 2	86,69%	84,61%	2,08%
Consumidor 3	92,93%	92,73%	0,20%
Consumidor 4	88,58%	90,29%	1,71%
Consumidor 5	81,88%	83,86%	1,98%
Consumidor 6	83,33%	84,64%	1,31%
Consumidor 7	90,76%	90,18%	0,58%
Consumidor 8	87,38%	87,73%	0,35%
Consumidor 9	86,40%	86,79%	0,39%
Consumidor 10	94,23%	93,34%	0,89%
Consumidor 11	86,02%	88,31%	2,29%
Consumidor 12	90,60%	86,50%	4,10%
Consumidor 13	92,86%	91,92%	0,94%
Consumidor 14	93,98%	94,43%	0,45%
Consumidor 15	90,52%	92,47%	1,95%
Consumidor 16	79,06%	77,93%	1,13%
Consumidor 17	75,69%	73,75%	1,94%
Consumidor 18	86,29%	85,58%	0,71%
Consumidor 19	84,56%	85,64%	1,08%
Consumidor 20	80,07%	79,90%	0,17%
Consumidor 21	92,48%	92,31%	0,17%
Consumidor 22	89,33%	88,88%	0,45%
Consumidor 23	86,47%	88,04%	1,57%
Consumidor 24	95,51%	97,77%	2,26%
Consumidor 25	85,75%	84,06%	1,69%
Consumidor 26	87,58%	86,41%	1,17%
Consumidor 27	91,42%	90,89%	0,53%
Consumidor 28	89,06%	87,65%	1,41%
Consumidor 29	86,40%	86,68%	0,28%

Os dados seguem uma distribuição normal, verificada com o teste de Shapiro wilk. Dito isso, com o teste t de *Student*, verificou-se que a diferença entre os grupos não é significativa ($p - value = 0.99$). A diferença média no cálculo entre usar 100% de opinião do consumidor ou 100% de opinião de especialista foi de até 4,10%. Dos 29 consumidores que responderam, 5 apresentaram diferenças acima de 2%. Mas usando a ponderação de 50% do consumidor e

50% dos especialistas a mensuração foi redefinida, equilibrando o julgamento dos consumidores sobre opiniões divergentes. Mesmo que o resultado do potencial final não sofra tanta divergência, entre os KPIs há uma diferença mais acentuada entre os pesos de especialistas e consumidores, como é o caso do KPI "Custo da energia elétrica" com 8,80% de diferença média entre os dois grupos, KPI "Custo do Sistema" e KPI "Parâmetros técnicos" são os que mais sofreram diferenças. O saldo obtido por meio da opinião de especialistas auxilia na correta ponderação dos fatores, o que leva as expectativas do consumidor a um cenário mais realista, onde seu potencial, mesmo com um resultado equivalente, é distribuído de forma mais racional.

Na pesquisa de aplicação do modelo baseado na opinião do consumidor, o modelo foi aplicado em 29 consumidores de energia elétrica, capturando seu perfil e as características e atributos de suas unidades consumidoras. As entrevistas mostraram que os consumidores estão reforçando cada vez mais as questões econômicas em suas tomadas de decisão. Fatores como o custo da energia elétrica e o custo dos sistemas FVs estão entre os principais impulsionadores da adoção para os consumidores. Os consumidores também estão cientes da necessidade de uma boa capacidade de geração para que o retorno financeiro seja possível.

O modelo de medição diagnóstica o potencial de adoção, entregando o quanto o consumidor está apto a aderir à GD FV. As características dos entrevistados demonstraram um alto nível de adequação das características dos potenciais adquirentes, que podem diferir mais acentuadamente em outros grupos que possuem realidades mais distintas. Como ferramenta de diagnóstico, para o consumidor de energia elétrica o modelo baseado em opinião serve como uma autoavaliação quando se pretende adquirir um sistema FV e pode ser utilizado por OSD, para avaliar seus consumidores para o planejamento da tomada de decisão, bem como pelas empresas integradoras como ferramenta auxiliar para vendas de projetos FVs.

O modelo foi capaz de avaliar adequadamente o potencial de adoção de consumidores para a GD FV. Portanto, utilizar o modelo para consumidores e potenciais prosumidores é uma forma de auxiliar o consumidor a decidir o quanto está preparado e se possui as características adequadas para adquirir um sistema FV.

6.2 MODELO BASEADO EM DADOS DO CONSUMIDOR

O cenário da pesquisa é a empresa Centrais Elétricas de Carazinho S/A – ELETROCAR, uma concessionária de serviços públicos de energia elétrica que tem como finalidade projetar, construir e explorar sistemas de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica e serviços correlatos que lhe venham a ser concedidos ou autorizados (CENTRAIS

ELÉTRICAS DE CARAZINHO S/A – ELETROCAR, 2022). Sendo tais atividades regulamentadas pela ANEEL. A ELETROCAR é uma empresa de economia mista de capital fechado, com 95% das suas ações controladas pelo município de Carazinho-RS. Atualmente a empresa desenvolve atividades de distribuição de energia elétrica, atendendo sete municípios na sua área de concessão, localizados na região norte do estado do Rio Grande do Sul, conforme pode ser visto na Tabela 13.

Tabela 13– Municípios pertencentes a concessão da ELETROCAR

Município	Área (km)²	Emancipação	População (estimado 2017)
Carazinho	665	1931	62.413
Chapada	684	1959	9.211
Colorado	286	1962	3.088
Selbach	178	1966	5.114
Coqueiros do Sul	276	1993	2.267
Al. Tamandaré do Sul	265	1996	1.935
Santo Antônio do Planalto	203	1992	2.018

Fonte: (CENTRAIS ELÉTRICAS DE CARAZINHO S/A – ELETROCAR, 2022)

Em dezembro de 2021 a ELETROCAR contava com 39.469 consumidores, tendo um acréscimo de 419 novas ligações no ano, representando um crescimento de 1,02%. A classe residencial representava 79,06% do total de consumidores e 33,06% do consumo (CENTRAIS ELÉTRICAS DE CARAZINHO S/A – ELETROCAR, 2022). A Tabela 14 apresenta os consumidores divididos por classe de consumo.

Tabela 14– Número de consumidores por classe de consumo

Classe	2022	2021	% 22/21
Residencial	31.205	30.819	1,25
Industrial	156	164	- 4,88
Comercial	3.919	3.888	0,80
Rural	3.687	3.728	- 1,10
Poder Público	459	429	- 6,99
Iluminação Pública	10	10	0
Serviço Público	28	29	- 3,45
Consumo Próprio	5	5	0
Total	39.469	39.072	1,02

Fonte: (CENTRAIS ELÉTRICAS DE CARAZINHO S/A – ELETROCAR, 2022).

A abordagem centrada em dados é empregada para avaliar a viabilidade da migração de UCs para a GD FV em uma região específica da ELETROCAR. As probabilidades individuais

de migração das UCs são meticulosamente analisadas com base no modelo elaborado. Este modelo considera as UCs e seus consumidores como agentes de decisão, desempenhando um papel crucial na expansão da GD FV na rede. Essa abordagem proporciona uma compreensão mais profunda e precisa das dinâmicas envolvidas, permitindo uma análise mais refinada e informada da adoção da GD FV. O estudo de caso foi aplicado utilizando o banco de dados de 25.180 consumidores e 30.858 unidades consumidoras de energia elétrica localizados na cidade de Carazinho, no estado do Rio Grande do Sul, Brasil. A coleta ocorreu em dezembro de 2020 e a análise é referente a um mês do histórico de dados.

6.2.1 Coleta de dados

A coleta se deu por meio de buscas nas bases de dados da distribuidora de energia elétrica, realizadas in loco. Na amostra de dados da pesquisa foi identificado 68 atributos de dados, todos vinculados aos consumidores e suas unidades consumidoras.

Quadro 10 – Atributo de dados vinculados aos consumidores e unidades consumidoras

Dados UC	Dados GD	Multas	Dados Consumo	Localização
Iduc	Iduc	Iduc	Iduc	Iduc
Idconsumidor	Classe	Consumidor	Idconsumidor	Cidade
Municipio	Grupo	Mês	Ano mes	Bairro
Ponto Ligacao	Ano mes	Vencimento	Kwh real	Rua
Paga Iluminacao	Qtde kwh saldo anterior	Valor	Média	Cep
Tributado	Valor kwh saldo anterior	Dias atraso	Fator potencia	Latitude
Classe	Qtde kwh gerado	Valor multa	Demanda faturada	Longitude
Subclasse	Valor kwh gerado	Valor juros	Perfil de carga	
Nr moradores	Qtde kwh recebido	Valor correcao	Média de consumo	
Tarifa	Valor kwh recebido	Iduc	Média de carga	
Modalidade	Saldo kwh refaturamento	Municipio	Dados consumidor	
Servico essencial	Vlr kwh refaturamento	Bairro	Idconsumidor	
Fase	Qtde kwh usado	Consumidor	Municipio	
Kva disponivel	Valor kwh usado	Competencia	Bairro	
Disjuntor	Qtde kwh transferido	Vcto	Rua	
Tensao nominal	Valor kwh transferido	Valor	Cep	
Tipo especial	Qtde kwh perdas	Dias atraso	Classe	
Conjunto	Valor kwh perdas	Retificado	Subclasse	
Aviso deslig	Qtde kwh transf canal		Iddiavento	
Prog incentivo	Valor atualizacao		Tributado	
Micro geracao	Qtde kwh saldo		Paga iluminacao	
Grupo	Valor kwh saldo			
Tipo medidor				

Dos atributos identificados, 19 foram utilizados e selecionados para a mensuração da adoção a tecnologia FV pelos consumidores conforme foi especificado nas seções 3 e 4, que especifica os atributos conforme revisão sistemática e opinião dos especialistas.

6.2.2 Preparação dos dados

A ferramenta *Google Sheets* foi selecionada para a análise de dados e aplicação do modelo desenvolvido, essa escolha visou a otimização a eficiência e a acessibilidade do processo. Esta ferramenta possibilita a manipulação e análise dos dados de forma intuitiva. Além disso, sua funcionalidade de planilhas facilita a implementação dos métodos multicritérios. A abordagem do *Google Sheets* proporciona uma interface amigável para a condução de análises complexas, contribuindo para a replicabilidade e compreensão do modelo, além de facilitar a agregação aditiva dos resultados. A Figura 13 apresenta a análise prévia dos dados realizados na ferramenta.

Figura 13 – Recorte do pré-processamento dos dados das 30.858 UCs

A	H	I	J	K	L	O	P	Q	T	U
iduc	ponto_ligacao	tensao_nominal	tributado	classe	subclasse	latitude	longitude	tarifa	fase	kva_disponivel
735	1	380 S		INDUSTRIAL	Fabricação de produtos alimentícios e bebi	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		26
899	3	380 S		INDUSTRIAL	Construção civil	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		3,78
918	3	380 S		INDUSTRIAL	Construção civil	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		1,386
1234	0	220 S		INDUSTRIAL	Fabricação de produtos de metal	-28,3	-52,8	Demais Classes C		13
1263	0	380 S		INDUSTRIAL	Confecção de artigos do vestuário e acessó	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		26
1600	1	380 S		INDUSTRIAL	Construção civil	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		1,1
2770	0	380 S		INDUSTRIAL	Fabricação de produtos de madeira	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		26
3068	0	380 S		INDUSTRIAL	Fabricação de produtos de metal	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		26
4517	0	380 S		INDUSTRIAL	Outras Industrias	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		0,46
7769	1	380 S		INDUSTRIAL	Fabricação de máquinas, aparelhos, materi	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		26
8214	0	13800 S		INDUSTRIAL	Fabricação de máquinas e equipamentos	-28,3	-52,7	Alta tensão	ABC	26
8379	1	220 S		INDUSTRIAL	Fabricação de celulose, papel e produtos d	-28,3	-52,8	Demais Classes A		0,48
8468	1	380 S		INDUSTRIAL	Fabricação de produtos de metal	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		31,18
8721	2	380 S		INDUSTRIAL	Fabricação de outros equipamentos de tra	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		3,678
8813	0	13800 S		INDUSTRIAL	Fabricação de produtos de metal	-28,3	-52,8	Alta tensão	ABC	26
10258	0	380 S		INDUSTRIAL	Preparação de couros e fabricação de artef	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		26
10390	1	380 S		INDUSTRIAL	Construção civil	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		3,98
10730	0	380 S		INDUSTRIAL	Outras Industrias	-28,3	-52,8	Demais Classes AB		18
11282	0	380 S		INDUSTRIAL	Fabricação de móveis e industrias diversas	-28,3	-52,8	Demais Classes ABC		26

Após a identificação e uma análise prévia dos dados foi necessário preparar os dados. Cada um dos atributos é preparado para a classificação, conforme as regras de pré-processamento estabelecidas na Seção 5.3. Os atributos “Localização geográfica” e “Endereço” foram estruturados por meio do cálculo de distâncias geográficas, seu processo de preparação pode ser visto no (APÊNDICE B).

6.2.3 Aplicação do método TOPSIS

No conjunto de dados analisados, foi aplicado o método TOPSIS para avaliação de alternativas considerando os critérios conforme pode ser observado na Figura 14. Na linha "Melhor", foi identificado o desempenho mais favorável ao selecionar o maior valor para cada critério, formando assim a Solução Ideal Positiva (SIP). Simultaneamente, na linha "Pior", buscou-se a alternativa menos desejável ao identificar o menor valor entre as alternativas para cada critério, resultando na Solução Ideal Negativa (SIN).

Figura 14 – Recorte da aplicação do método TOPSIS nas 30.858 UCs

Melhor	996,000	9,71	18,000	8,000	500,000	9,00	300,000	9,000	13.800,000	11,000	0,0011	0,2084	0,0000	
Nota P Corte	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,0000	1,0000	1,0000	
Pior	102,000	0,27	0,000	1,000	0,000	5,00	0,000	0,000	220,000	11,000	1,0000	10,5647	4,0636	
	FALSO	FALSO	VERDADEIRO	FALSO	VERDADEIRO	FALSO	VERDADEIRO	FALSO	VERDADEIRO	VERDADEIRO	VERDADEIRO	VERDADEIRO	FALSO	VERDADEIRO
Código	1.1.1	1.1.2	1.1.3	1.2.1	1.2.2	1.3.1	1.3.2	2.1.1	2.1.2	2.2.1	2.3.1	3.1.1	3.2.1	3.2.2
735			0,1719		0,714		1,00		0,778	0,012	1,000	0,9876		0,9709
899			0,1193		0,143		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,9984		0,9695
918			0,0985		1,000		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,9977		0,9719
1234			0,0834		0,857		0,00		0,778	0	1	0,0000		0,9923
1263			0,0649		0,714		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,8710		0,9917
1600			0,1603		0,571		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,8438		0,9766
2770			0,0614		0,714		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,0000		0,9792
3068			0,1006		1,000		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,9722		0,9863
4517			0,3276		0,000		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,0000		0,9816
7769			0,0895		0,000		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,9775		1,0000
8214			0,0658		0,429		1,00		1,000	1	1	0,9996		0,7766
8379			0,1244		0,000		0,00		0,778	0	1	1,0000		0,9917
8468			0,3330		1,000		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,0000		0,9960
8721			0,3326		1,000		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,9924		1,0000
8813			0,3613		0,857		1,00		1,000	1	1	0,0000		0,9343
10258			0,1963		0,429		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,9190		0,9656
10390			0,1149		0,571		1,00		0,778	0,0117820324	1	0,0000		0,9705
10730			0,1820		0,386		0,50		0,778	0,0117820324	1	0,8006		0,8734

Nessa etapa foi realizada a normalização e o cálculo da distância euclidiana das alternativas. Durante a normalização, os valores das colunas da etapa de preparação dos dados foram ajustados no intervalo entre “0 e 1”. Essa normalização foi implementada mediante uma fórmula que considera valores específicos em células de controle, resultando em uma expressão que compreende a diferença entre os valores originais e os valores de referência, seguida pela obtenção do valor absoluto e, por fim, a subtração desse resultado de 1. Em seguida, a distância euclidiana foi calculada, medindo a distância entre cada alternativa normalizada e a solução ideal e anti-ideal.

6.2.4 Atingimento de peso dos atributos de dados

Na etapa de cálculo da nota para cada alternativa, realizou-se uma operação fundamental para a análise de decisão multicritério. Primeiramente, a faixa azul da Figura 15 recebe os pesos

de cada atributo previamente calculado com a transferência de pesos BWM-DEMATEL, então é calculado o grau de atingimento de cada alternativa em relação ao peso associado a cada atributo de dados. Esse processo envolve a multiplicação da distância euclidiana previamente calculada para cada alternativa pelos pesos correspondentes dos atributos. São esses pesos, que refletem a importância relativa de cada característica na tomada de decisão.

Figura 15 – Recorte do atingimento de pesos das 30.858 UCs

Código/ FCS	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A9	A10	A12	A14	A15
Atributo Peso	11,56%	7,78%	6,15%	3,28%	12,76%	5,52%	4,91%	4,65%	9,52%	12,88%	7,83%
735	1,99%	5,56%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,85%	4,51%	9,52%	0,00%	7,04%
899	1,38%	1,11%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,90%	4,51%	9,52%	0,00%	6,55%
918	1,14%	7,78%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,90%	4,52%	9,52%	0,00%	6,54%
1234	0,96%	6,67%	0,00%	2,55%	0,00%	5,52%	0,00%	4,61%	9,52%	0,00%	6,38%
1263	0,75%	5,56%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,28%	4,61%	9,52%	0,00%	6,32%
1600	1,85%	4,45%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,14%	4,54%	9,52%	0,00%	5,70%
2770	0,71%	5,56%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	0,00%	4,55%	9,52%	0,00%	6,15%
3068	1,16%	7,78%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,77%	4,59%	9,52%	0,00%	5,71%
4517	3,79%	0,00%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	0,00%	4,56%	9,52%	0,00%	5,35%
7769	1,03%	0,00%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,80%	4,65%	9,52%	0,00%	6,57%
8214	0,76%	3,33%	6,15%	3,28%	12,76%	5,52%	4,91%	3,61%	9,52%	0,00%	5,66%
8379	1,44%	0,00%	0,00%	2,55%	0,00%	5,52%	4,91%	4,61%	9,52%	0,00%	6,13%
8468	3,85%	7,78%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	0,00%	4,63%	9,52%	0,00%	5,13%
8721	3,85%	7,78%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,87%	4,65%	9,52%	0,00%	5,14%
8813	4,18%	6,67%	6,15%	3,28%	12,76%	5,52%	0,00%	4,34%	9,52%	0,00%	5,10%
10258	2,27%	3,33%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,51%	4,49%	9,52%	0,00%	7,14%
10390	1,33%	4,45%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	0,00%	4,51%	9,52%	0,00%	6,58%
10730	2,11%	2,22%	3,08%	2,55%	0,15%	5,52%	4,37%	4,53%	9,52%	0,00%	6,69%
11282	2,56%	5,56%	6,15%	2,55%	0,15%	5,52%	4,81%	4,47%	9,52%	0,00%	6,84%
11340	1,18%	6,67%	6,15%	3,28%	12,76%	5,52%	4,89%	4,62%	9,52%	0,00%	6,01%

O resultado desse cálculo fornece uma medida ponderada do desempenho de cada alternativa em relação aos critérios estabelecidos. Esse grau de atingimento, representado pela nota final, reflete não apenas a proximidade da alternativa em relação à solução ideal e anti-ideal, mas também leva em consideração a influência relativa de cada atributo, permitindo uma avaliação mais precisa e ajustada às preferências do tomador de decisão.

6.2.5 Potencial de adoção dos consumidores por Unidade Consumidora

Para a obtenção do resultado da Figura 16 foi necessário realizar a redistribuição de pesos para que as alternativas sejam avaliadas por meio dos KPIs. Portanto é necessário um somatório ponderado para restabelecer os pesos dos KPIs a partir dos pesos atribuídos aos atributos. Esse processo consiste em iterativamente distribuir os valores dos atributos aos KPIs, levando em consideração as influências específicas de cada atributo sobre os KPIs, conforme identificado nas análises DEMATEL realizadas na Seção 5.2.

Figura 16 – Recorte da pontuação final do potencial de migração das 30.858 UCs

Código/ FCS	1.1	1.2	1.3	2.1	2.2	2.3	3.1	3.2	4.1	4.2	4.3	POTENCIAL DE MIGRAÇÃO
MÉDIA	2,59%	5,66%	8,94%	9,25%	3,14%	8,18%	3,70%	7,36%	8,12%	0,10%	6,16%	63,19%
735	1,97%	7,23%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	6,72%	7,58%	8,22%	0,00%	7,35%	66,42%
899	1,37%	1,45%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	6,79%	7,57%	8,22%	0,00%	6,84%	59,58%
918	1,13%	10,12%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	6,78%	7,59%	8,22%	0,00%	6,84%	68,03%
1234	0,96%	8,67%	0,00%	9,05%	0,00%	8,18%	0,00%	7,75%	8,22%	0,00%	6,67%	49,50%
1263	0,75%	7,23%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	5,92%	7,75%	8,22%	0,00%	6,61%	63,81%
1600	1,84%	5,78%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	5,74%	7,63%	8,22%	0,00%	5,96%	62,51%
2770	0,70%	7,23%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	0,00%	7,65%	8,22%	0,00%	6,42%	57,57%
3068	1,16%	10,12%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	6,61%	7,70%	8,22%	0,00%	5,97%	67,13%
4517	3,76%	0,00%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	0,00%	7,67%	8,22%	0,00%	5,59%	52,59%
7769	1,03%	0,00%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	6,65%	7,81%	8,22%	0,00%	6,86%	57,91%
8214	0,76%	4,34%	10,00%	11,64%	9,64%	8,18%	6,80%	6,07%	8,22%	0,00%	5,91%	71,54%
8379	1,43%	0,00%	0,00%	9,05%	0,00%	8,18%	6,80%	7,74%	8,22%	0,00%	6,40%	47,83%
8468	3,82%	10,12%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	0,00%	7,78%	8,22%	0,00%	5,36%	62,65%
8721	3,82%	10,12%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	6,75%	7,81%	8,22%	0,00%	5,37%	69,43%
8813	4,15%	8,67%	10,00%	11,64%	9,64%	8,18%	0,00%	7,30%	8,22%	0,00%	5,33%	73,13%
10258	2,25%	4,34%	10,00%	9,05%	0,11%	8,18%	6,25%	7,54%	8,22%	0,00%	7,46%	63,41%

O resultado representa o atingimento dos pesos de migração para a implementação da GD FV em cada UC. Ao analisar as pontuações em cada KPI para uma UC específica, é possível compreender em quais aspectos a UC se sobressai ou precisa de melhorias no contexto da GD FV.

O resultado, representado pelo somatório do atingimento dos pesos dos KPIs para cada UC, fornece o Potencial de adoção. Essa medida consolidada reflete a viabilidade e eficácia da adoção de GD FV em cada local, auxiliando na tomada de decisões estratégicas para a transição energética.

Os resultados também podem ser observados na perspectiva dos PVFs e das duas dimensões Viabilidade Econômica (VE) e Viabilidade Comportamental (VC). Quando se observa os PVF, é possível constatar que existem UCs com uma diferença de mais de dez pontos percentuais entre as unidades consumidoras quando comparadas entre si, em relação ao mesmo PVF (.

Figura 17).

Figura 17 – Recorte da pontuação final dos PVF e Dimensões das 30.858 UCs

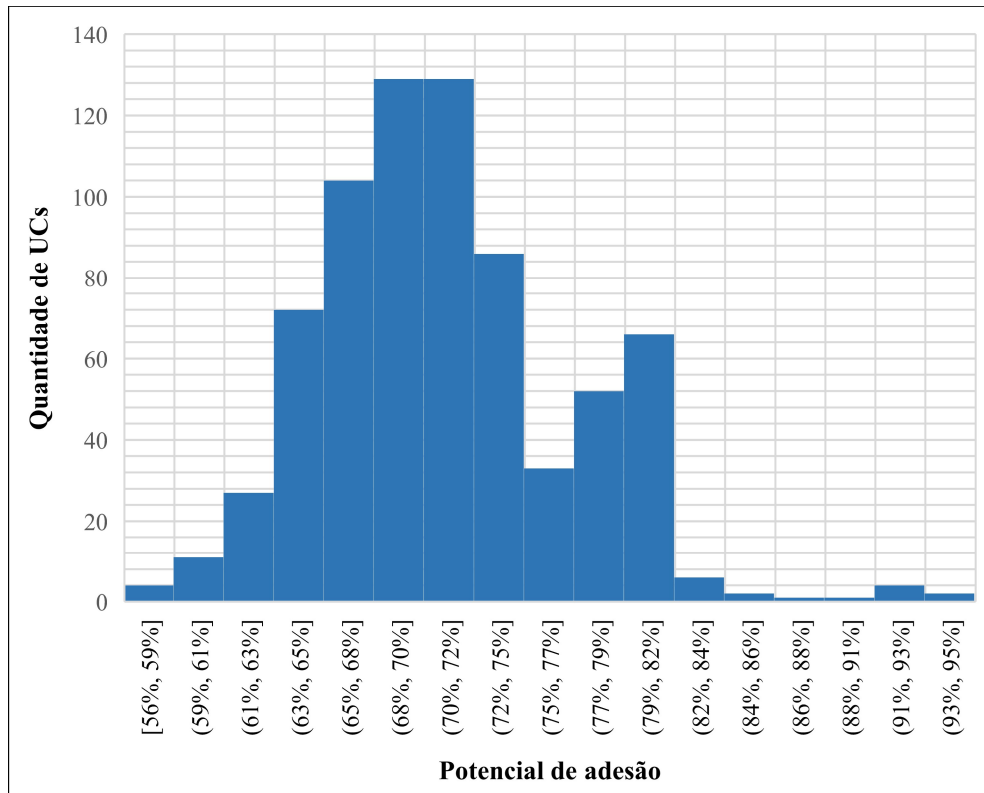
Código/ FCS	POTENCIAL DE MIGRAÇÃO	PV1	PV2	V.E	PV3	PV4	V.C
MÉDIA	63,19%	17,19%	20,57%	37,75%	11,06%	14,38%	25,43%
735	66,42%	19,20%	17,35%	36,55%	14,30%	15,57%	29,87%
899	59,58%	12,82%	17,35%	30,16%	14,36%	15,06%	29,42%
918	68,03%	21,25%	17,35%	38,60%	14,37%	15,06%	29,43%
1234	49,50%	9,63%	17,23%	26,87%	7,75%	14,89%	22,64%
1263	63,81%	17,97%	17,35%	35,32%	13,67%	14,83%	28,49%
1600	62,51%	17,62%	17,35%	34,97%	13,36%	14,18%	27,54%
2770	57,57%	17,93%	17,35%	35,28%	7,65%	14,64%	22,29%
3068	67,13%	21,28%	17,35%	38,62%	14,31%	14,19%	28,50%
4517	52,59%	13,76%	17,35%	31,11%	7,67%	13,81%	21,48%
7769	57,91%	11,03%	17,35%	28,37%	14,46%	15,08%	29,54%
8214	71,54%	15,09%	29,46%	44,55%	12,86%	14,13%	26,99%
8379	47,83%	1,43%	17,23%	18,66%	14,54%	14,62%	29,17%
8468	62,65%	23,94%	17,35%	41,29%	7,78%	13,58%	21,36%
8721	69,43%	23,94%	17,35%	41,29%	14,56%	13,59%	28,15%
8813	73,13%	22,82%	29,46%	52,28%	7,30%	13,55%	20,85%
10258	63,41%	16,59%	17,35%	33,94%	13,79%	15,68%	29,47%

A análise da média das dimensões revela uma tendência interessante nos resultados para a adoção de sistemas FV, indicando uma mudança de ênfase nos motivos entre adotantes posteriores, presentes em mercados mais maduros como é o caso do mercado FV brasileiro com mais de 10 anos, e adotantes anteriores, encontrados em mercados menos desenvolvidos. Nos mercados maduros, os estudos sugerem que os ganhos econômicos são percebidos como o motivo mais significativo para a adoção de energia solar. Em contraste, em mercados menos maduros, os motivos iniciais, como a preocupação ambiental e a afinidade pela tecnologia (tecnofilia), são destacados como fatores mais relevantes. Contudo, apesar dessa variação nos motivos, o padrão global permanece claro, enfatizando que os ganhos econômicos emergem como o fator mais importante em todos os contextos.

6.2.6 Análise de confiabilidade do modelo

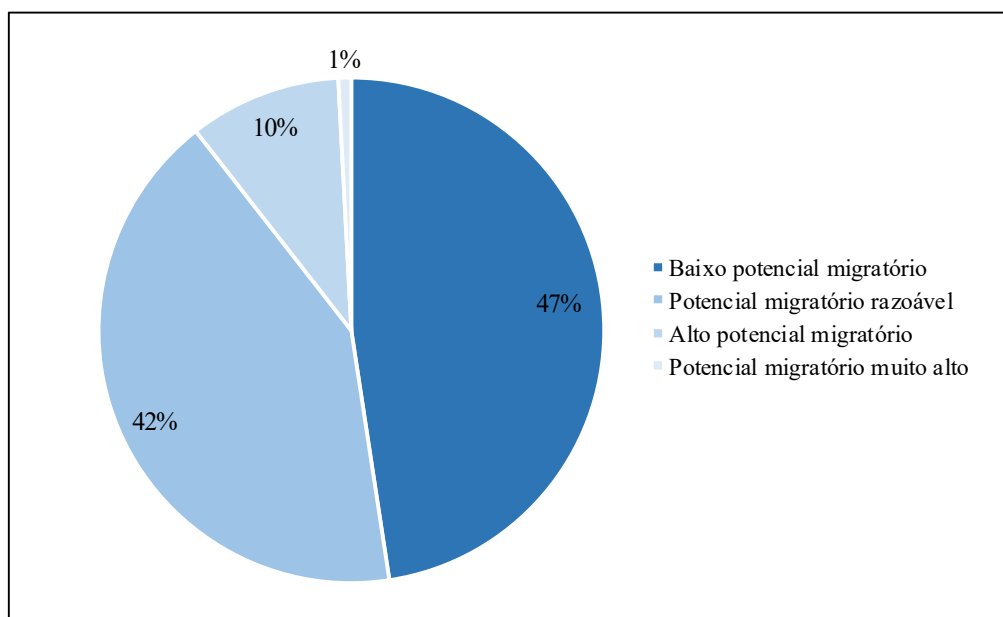
Para analisar a confiabilidade do modelo, uma nova coleta de dados foi realizada, para identificar as UCs que migraram para a GD FV nos anos seguintes a dezembro de 2020, período final da coleta de dados do estudo de caso. Foram avaliadas 729 unidades consumidoras que migraram para a GD FV entre janeiro de 2021 e dezembro de 2023. As UCs foram comparadas e analisadas a partir dos resultados obtidos pela modelagem como pode ser visto na Figura 18.

Figura 18 – Histograma do diagnóstico de adoção das 729 UCs com GD FV



Os resultados obtidos revelaram uma performance consistente, com todas as 729 UCs analisadas que migraram para a GD FV. Mesmo não sendo possível a realização de um diagnóstico mensal para acompanhar as mudanças de potencial de um mês para outro, foi possível observar que todas as unidades consumidoras que migraram obtiveram classificações acima dos 50% de potencial de adoção, que para a modelagem desenvolvida representa o potencial mínimo de atingimento que uma UC precisa ter para migrar para a GD FV. Os resultados indicaram a eficácia do modelo na identificação correta de casos positivos. O modelo se mostra mais conservador, mas obteve bons resultados evidenciados pela classificação de mais de 52,4% das UCs com potencial de adoção acima do "razoável" conforme mostra a Figura 19, o que destaca a abordagem cautelosa do modelo, minimizando possíveis falsos positivos.

Figura 19 – Classificação do diagnóstico de migração das UCs com GD FV



O modelo apresenta-se como uma ferramenta adaptável e escalável, especialmente apta para grandes conjuntos de dados. Essa capacidade de lidar de maneira eficiente com *Power Big Data* demonstra a aplicabilidade prática do modelo em ambientes complexos, oferecendo uma solução eficaz para os OSD. A sensibilidade adequada, evidenciada pela identificação correta dos casos de migração, aliada à especificidade do modelo, destaca sua capacidade de evitar classificações incorretas de casos negativos.

Além disso, a transparência e capacidade analítica do modelo reforçam a confiança dos *stakeholders*, possibilitando uma compreensão clara das decisões tomadas pelo modelo. A aplicação prática desses resultados sugere benefícios tangíveis para as empresas de energia, permitindo estratégias mais direcionadas e eficazes. Em suma, este modelo oferece uma contribuição significativa no contexto do diagnóstico do potencial de adoção à GD FV, fundamentando-se em uma base sólida com aplicabilidade em larga escala.

6.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Tanto o modelo baseado na opinião dos consumidores quanto o modelo baseado em dados do consumidor demonstraram eficácia na identificação de influências para a decisão de adoção à tecnologia FV. A ênfase crescente dos consumidores em questões econômicas, particularmente os custos associados à energia elétrica e a baixa dos preços dos sistemas FVs, ressalta a importância de abordagens analíticas abrangentes.

A adaptação bem-sucedida desses modelos a conjuntos de dados heterogêneos, como evidenciado pelo estudo de caso em Carazinho, RS, Brasil, reforça sua escalabilidade e aplicabilidade prática, especialmente em ambientes complexos. A transparência e capacidade analítica dos modelos fortalecem a confiança dos stakeholders, proporcionando uma compreensão clara das decisões tomadas. O uso estratégico das ferramentas de análise e visualização de dados e a aplicação do método TOPSIS destacaram-se como elementos-chave para uma análise detalhada e confiável.

Em síntese, os resultados e discussões deste estudo oferecem percepções cruciais para a sustentabilidade do setor elétrico e a difusão da tecnologia FV. A identificação do crescente peso de fatores econômicos nas decisões dos consumidores fornece orientações valiosas para estratégias de mercado.

7 FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS

Conforme exposto na Seção 4.3, as modelagens propostas neste trabalho podem ser implementadas em sistemas computacionais web e mobile. A construção das modelagens nesses sistemas automatiza o processo de mensuração, e pode ser disponibilizado à sociedade, facilitando o ingresso dos dados, o cálculo matemático e a apresentação visual dos resultados das mensurações de adesão FV. As ferramentas foram desenvolvidas de modo intuitivo, comunicando-se com os gestores das distribuidoras, consumidores e integradores FV.

7.1 MODELO BASEADO NA OPINIÃO DO CONSUMIDOR

Para a aplicação do modelo baseado na opinião do consumidor, foi criado um aplicativo móvel. Para utilizar o aplicativo, é necessário um cadastro que diferencie consumidores e especialistas. O aplicativo é composto por diferentes menus, que ajudam o consumidor por meio de um layout amigável. Por meio do app é possível conhecer os fatores, entender como realizar a medição por meio das instruções de uso.

Os consumidores têm acesso à área de mensuração potencial e classificação de fatores, enquanto os especialistas e integradores têm acesso ao menu de classificação de fatores. O aplicativo também possui um menu de resultados, onde os consumidores podem visualizar seu potencial de adoção e o desempenho individual de cada um dos KPIs. O *app* foi desenvolvido para ser uma ferramenta que auxilia na tomada de decisão do consumidor que está pensando em adquirir um sistema FV, processando visualmente as informações, o que melhora a compreensão dos resultados. O aplicativo móvel contém:

Interface de entrada: O aplicativo foi implementado para disponibilidade on-line por meio do desenvolvimento da programação a partir da plataforma *Glide.app*. Estruturação do modelo em planilhas para captura e modelagem de dados conforme Figura 20.

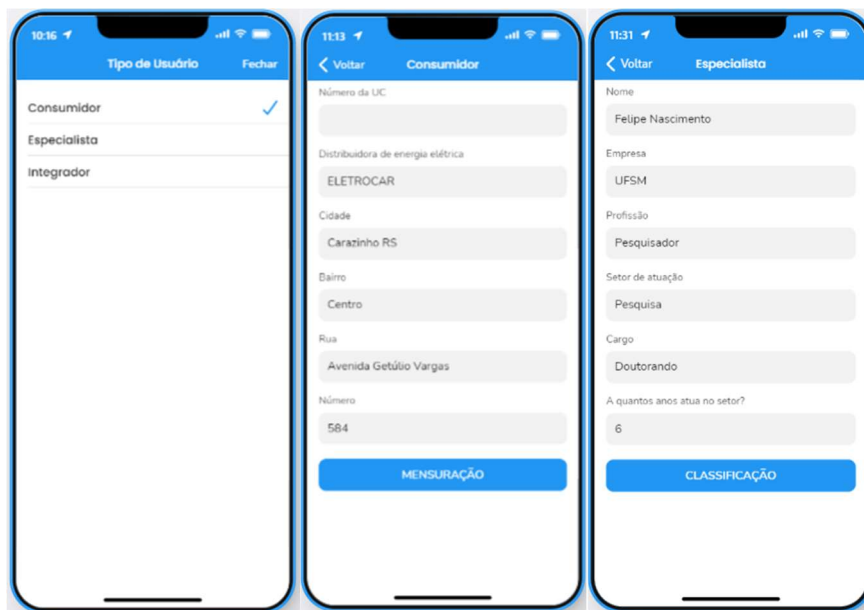
Figura 20 – Interface de entrada do aplicativo



Na página inicial, o usuário pode criar um cadastro ou, caso já possua cadastro, inserir seu ID de usuário, e-mail e senha. O aplicativo permite o cadastro de três tipos de usuários: Consumidor, Especialista e Integrador. O sistema se adapta de forma diferente para cada tipo de usuário, os especialistas e Integradores têm acesso apenas à área de classificação de indicadores, enquanto os consumidores realizam a classificação dos indicadores e medem seu potencial de adoção à tecnologia FV.

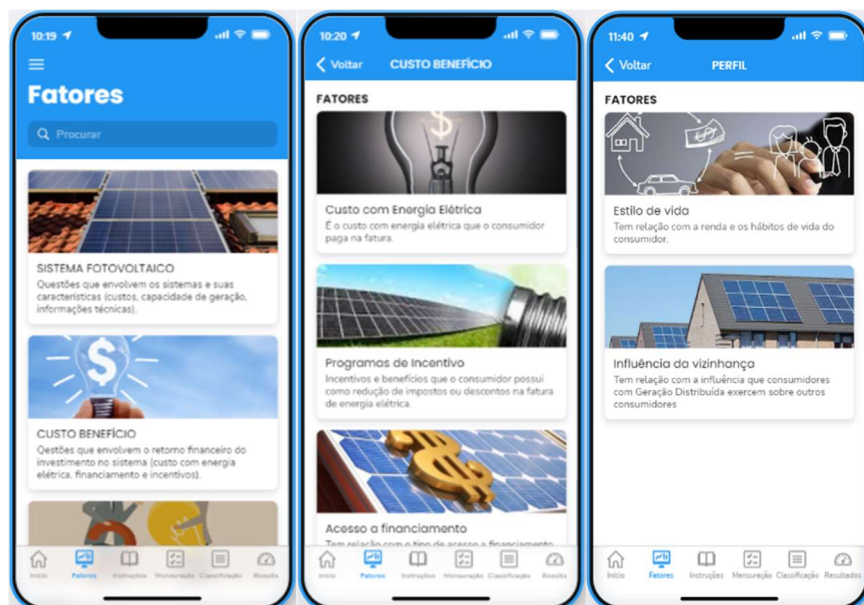
Iniciar: Ao fazer login, o usuário tem acesso ao conteúdo do aplicativo Figura 21. A tela inicial contém uma breve apresentação do modelo com um botão que identifica o tipo de usuário, este botão abre a tela de registro do usuário. O cadastro do usuário solicita diferentes dados solicitados para cada tipo de usuário. Para o Consumidor, as informações referem-se ao número da UC, distribuidora de energia elétrica e endereço. No caso dos especialistas, o cadastro se refere a dados profissionais e experiência no setor.

Figura 21 – Tela inicial do aplicativo



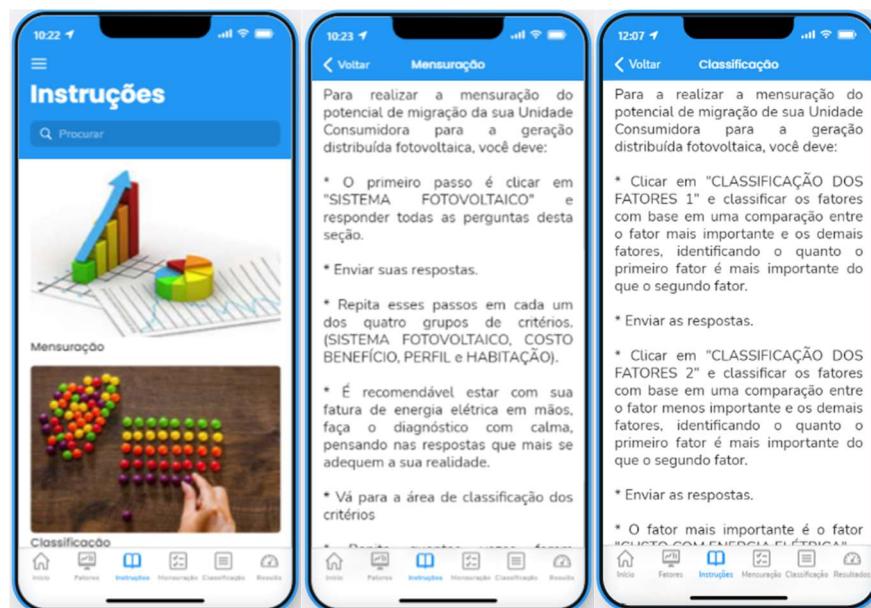
Fatores de adoção: Os KPIs e PVFs são apresentados na Figura 22, seguindo a lógica proposta na Seção 4 de modelagem, onde estes PVF são descritos e apresentam imagens ilustrativas. Ao acessar os PVF, o usuário visualiza a apresentação por meio de uma breve descrição com imagens ilustrativas de cada um dos indicadores que compõem esse PVF, facilitando o entendimento da aplicação e apoiando o usuário antes de responder às etapas de medição.

Figura 22 – Tela dos pontos de vista e fatores



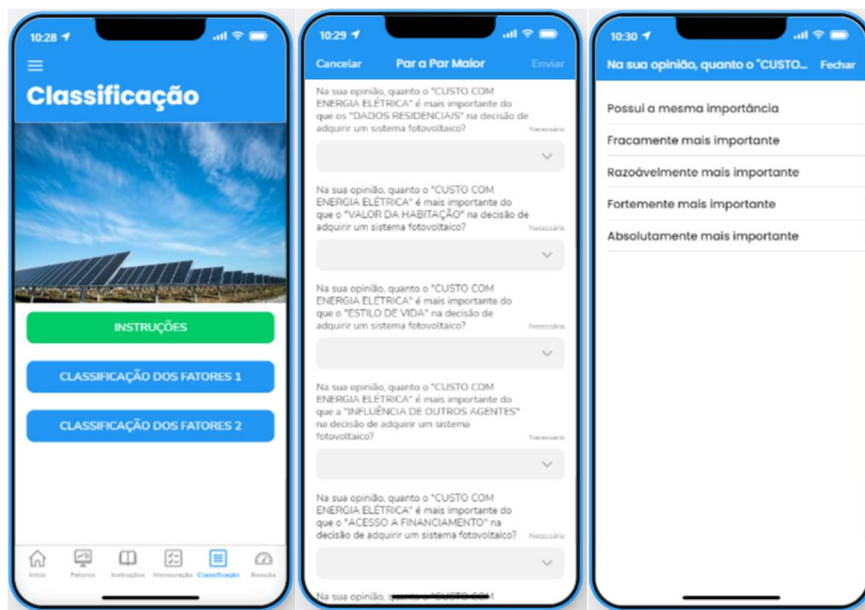
Instruções: A tela de instruções vista na Figura 23 é dividida em dois menus de acordo com as etapas de modelagem. A primeira instrução refere-se à etapa de execução da medição do potencial de adoção do consumidor e a segunda etapa explica como os consumidores e especialistas ponderaram os KPIs usando o método BWM. No segundo menu é explicado o passo a passo para realizar a medição do potencial de adoção do consumidor para a GD FV.

Figura 23 – Tela de instruções



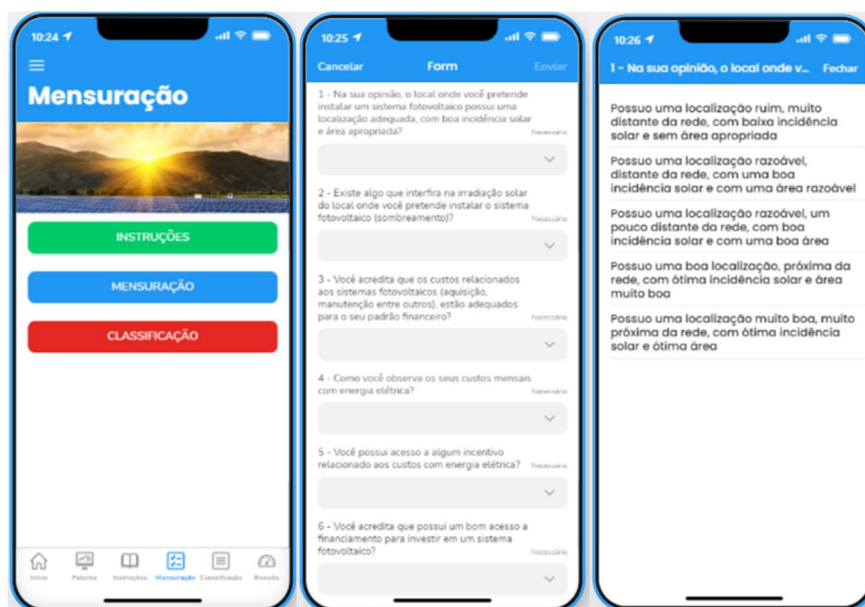
Ponderação: Na tela de ponderação Figura 24, que é mostrada a todos os usuários, o botão que leva à classificação dos KPIs e um atalho para as instruções, caso o usuário ainda tenha dúvidas antes ou durante o processo de classificação do indicador. Cada formulário de classificação possui nove questões, como o modelo possui dez indicadores, é necessário fazer nove comparações entre o melhor indicador e todos e mais nove comparações entre o pior indicador e todos. Cada questão possui cinco alternativas descritivas que devem ser selecionadas pelo usuário. As respostas seguem uma escala de intensidade da importância de um indicador em relação ao outro, essa escala é comum para a comparação de todos os indicadores.

Figura 24 – Tela de ponderação



Medição: Na tela de medição Figura 25, que é apresentada apenas para usuários consumidores, é apresentado o botão que leva à medição, bem como as instruções e botões de classificação, caso o usuário ainda tenha dúvidas antes ou durante o processo de medição do potencial de adoção à tecnologia FV. O formulário de medição possui dez perguntas, uma para cada KPI, com cinco alternativas descritivas que devem ser selecionadas pelo usuário. As respostas seguem uma escala de intensidade padronizada para cada uma das questões.

Figura 25 – Tela de medição



Resultados: A tela de resultados é composta por uma representação gráfica inicial do potencial do consumidor em aderir à tecnologia FV conforme Figura 26. O segundo gráfico é composto pelo alcance de cada um dos indicadores que compõem a adoção do consumidor à GD FV.

Figura 26 – Tela de resultados do potencial do consumidor



A escala de cores gradiente é utilizada para caracterizar os KPIs com maior e menor atingimento de acordo com as respostas de medição e classificação estabelecidas pelo usuário (consumidor).

7.2 MODELO BASEADO EM DADOS DO CONSUMIDOR

A ferramenta foi desenvolvida em constante comunicação com os gestores e tomadores de decisão dos OSD com o objetivo de auxiliar no gerenciamento da difusão FV na área de concessão da distribuidora. A Figura 27 apresenta o menu da ferramenta. O menu endereça sete opções para o usuário: realizar mensuração do potencial; instruções; conhecer os fatores; quem somos; conheça o projeto; produtos e contato.

O botão “Conhecer os Fatores” leva o usuário a uma aba em que todos os fatores são explicados didaticamente. O botão “quem somos” leva o usuário a uma aba que apresenta o grupo de pesquisa, os órgãos e os pesquisadores envolvidos. O botão “conheça o projeto” leva o usuário a um resumo do projeto desenvolvido. O botão “produtos” leva o usuário para

relatórios, publicações e apresentações desenvolvidas durante o projeto. O botão “instruções” leva o usuário a uma explicação de como a ferramenta funciona, e o botão “contato” leva o usuário a um formulário para entrar em contato com a equipe desenvolvedora.

Figura 27 – Menu da ferramenta



O usuário interessado em mensurar o potencial de adoção dos consumidores à tecnologia FV inicia o processo clicando no botão “Realizar mensuração do potencial”. Esse botão leva a aba “Seleção de atributos” da Figura 28, onde o usuário vai selecionar os atributos presentes no seu banco de dados para a realização da mensuração do potencial de adoção do consumidor a tecnologia FV. Parte-se do princípio de que uma ODS pode não possuir um ou outro atributo para mensurar o KPI, e então a modelagem adequa-se automaticamente, considerando apenas o atributo existente para mensuração do KPI

Figura 28 – Seleção de atributos

Depois de enviar os atributos o usuário clica no botão “Selecionar UCs”. Esse botão leva a aba “Seletor de Unidades Consumidoras” da Figura 29 , onde o usuário vai filtrar as UCs que ele gostaria de analisar por meio do modelo de forma personalizada, e refinar suas análises com base em diferentes critérios: Classes, Subclasse, Grupo e Microgeração. A flexibilidade desses filtros proporciona uma análise mais assertiva, aplicando o modelo em grupos específicos de UCs.

Figura 29 – Seletor de Unidades Consumidoras

O processamento dos dados inseridos no instrumento é modelado em uma planilha do *Google Sheets*, na qual estão inseridas todas as fórmulas matemáticas apresentadas no Capítulo 4. Após o preenchimento de todas as questões, o usuário é conduzido ao botão “Visualizar Resultados” que apresenta o diagnóstico do potencial de adoção das UCs para a GD FV. Na Figura 30 é possível observar quatro blocos de informação visual para o investidor.

Figura 30 – Painel de resultados da ferramenta

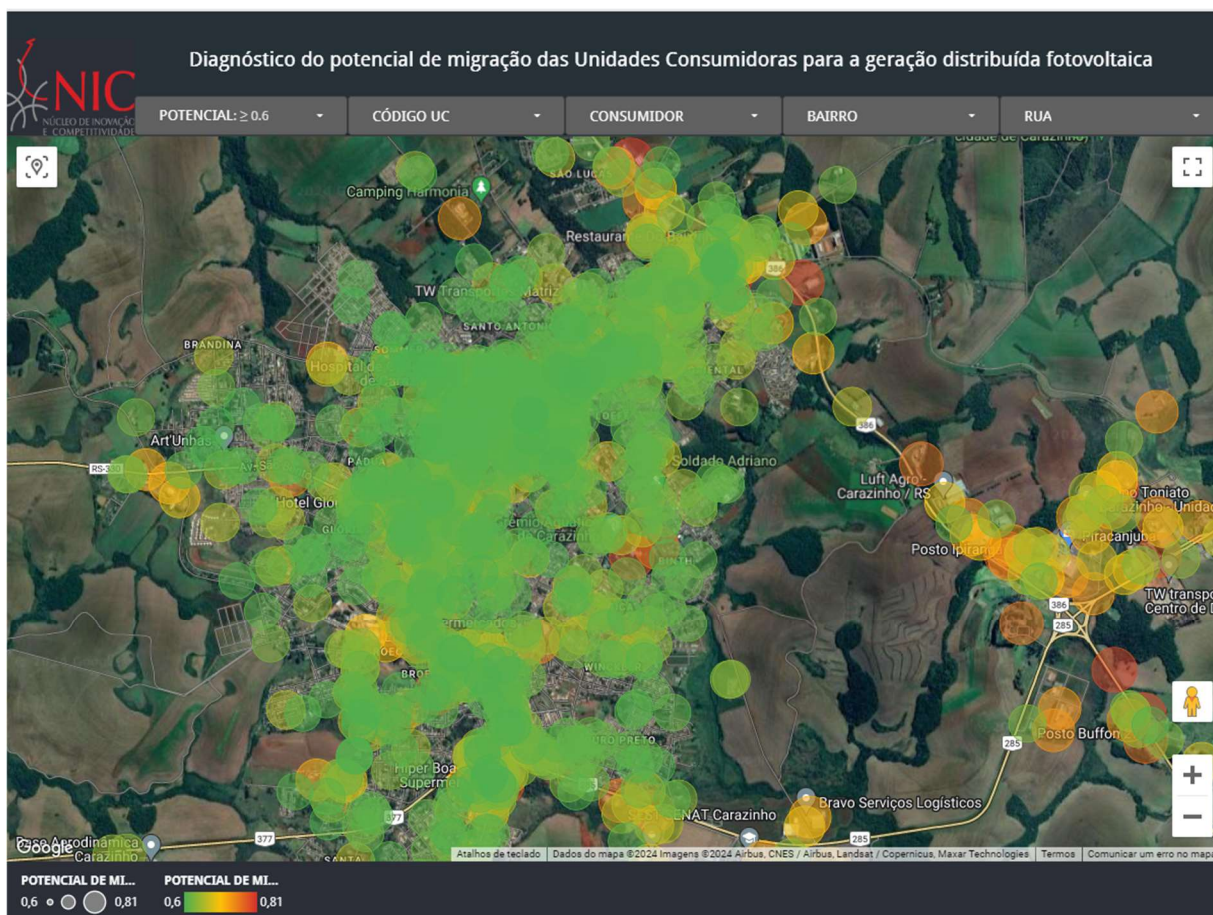


O diagnóstico de adesão do consumidor por meio das UCs é apresentado em função dos atingimentos dos KPI e o potencial de adoção é apresentado ao final da tabela, que apresenta a lista de notas para as 30.851 unidades consumidoras analisadas no estudo de caso. Na parte superior do painel é possível realizar filtragens dos resultados por meio de cinco filtros, potencial, código da UC, código do consumidor, bairro e rua. A visualização dos resultados também é apresentada por meio dos velocímetros que identificam o potencial de adoção à tecnologia FV, máximo, médio e mínimo apresentados no canto esquerdo do painel. Também é necessário explicar quais os PVF e Dimensões que tiveram melhor ou pior contribuição para o julgamento. Com isso, ao centro do painel é apresentado os gráficos em barras que apresentam

o nível de atingimento dos PVF e Dimensões econômica e comportamental. Ao lado direito, são exibidas sete contagens sobre a quantidade de UCs conforme as faixas de potencial de adoção. Por fim, na parte de baixo do painel é apresentado um gráfico em barras para visualização de tendencia dos resultados entre as UCs analisadas.

Para auxiliar na visualização dos resultados, entender os pontos de potencial concentração de UCs com GD FV, mapeamento e tomada de decisão dos OSD, foi desenvolvido um segundo painel de resultados que consiste na plotagem dos resultados em um Sistema de Informação Geográfica (SIG), por meio da ferramenta *Google Maps* (Figura 31). Esse sistema apresenta a localização geográfica das UCs em suas localizações originais na cidade de Carazinho e seu potencial de adoção à tecnologia FV de forma visual por meio de uma legenda de cores que se estende do verde (baixo potencial de adoção) até o vermelho (alto potencial de adoção). Para uma visualização mais precisa e personalizada, esse painel segue os mesmos filtros do painel de resultados anterior.

Figura 31 – Painel de resultados da ferramenta georreferenciados



7.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

As ferramentas desenvolvidas oferecem recursos abrangentes para mensurar o potencial de adoção à GD FV pelos consumidores, com auxílio para a tomada de decisão pessoal por meio do aplicativo, onde o consumidor pode verificar sua maturidade para adquirir um sistema fotovoltaico. E para os OSDs com a ferramenta de mensuração a partir dos dados, é possível identificar áreas com maior concentração de unidades consumidoras com potencial de migração e embasar decisões mais assertivas sobre otimização de investimentos em infraestrutura, políticas públicas e na promoção da sustentabilidade energética. As ferramentas se destacam por sua flexibilidade e adaptabilidade, podendo ser utilizadas pelos consumidores, integradores e por diferentes OSDs, com diferentes bases de dados e necessidades específicas. A interface amigável facilita o uso, mesmo para usuários com pouco conhecimento técnico, tornando tanto o aplicativo móvel quanto a aplicação *web* ferramentas valiosas para o processo de tomada de decisão.

8 CONCLUSÕES

Os resultados e discussões apresentados nesta pesquisa exercem um impacto significativo e oferecem influências substanciais para a sustentabilidade do setor elétrico e a difusão da tecnologia FV. Em primeiro lugar, a identificação do perfil dos consumidores, destacando a importância crescente de fatores econômicos em suas decisões, fornece percepções valiosas para estratégias de mercado e políticas públicas. Ao compreender as motivações dos consumidores, as empresas do setor elétrico podem adaptar suas abordagens e oferecer soluções mais alinhadas às demandas econômicas dos usuários finais.

A aplicação do modelo baseado em opinião não apenas serve como uma ferramenta de autoavaliação para consumidores interessados em sistemas FVs, mas também fornece uma perspectiva útil para OSD. Essa abordagem proativa, ao considerar as preferências dos consumidores, permite um planejamento mais eficaz da tomada de decisão em nível operacional e estratégico. Além disso, o modelo baseado em dados do consumidor, com sua eficácia comprovada na avaliação do potencial de adoção à GD FV, oferece uma ferramenta valiosa para empresas e entidades do setor elétrico, contribuindo para uma compreensão mais refinada das alternativas de adoção da tecnologia FV em diferentes localidades.

A transparência e confiança proporcionadas pelos modelos destacam sua utilidade prática, promovendo uma tomada de decisão mais informada e estratégias mais direcionadas. Ao oferecer uma visão detalhada da viabilidade e eficácia da adoção da GD FV, esses resultados têm o potencial de impulsionar iniciativas de transição energética mais sustentáveis e alinhadas com objetivos de redução de emissões de carbono e justiça energética.

Em suma, os resultados e discussões desta pesquisa contribuem diretamente para a promoção da sustentabilidade no setor elétrico, ao mesmo tempo em que proporcionam uma maior compreensão acerca da difusão da tecnologia FV. Ao entender as motivações dos consumidores e fornecer ferramentas analíticas eficazes, este trabalho oferece uma base sólida para a formulação de estratégias mais eficientes, favorecendo a integração da energia solar FV no panorama energético dos OSD.

8.1 IMPLICAÇÕES ACADÊMICAS

A pesquisa estabelece uma contribuição significativa para o avanço da academia ao identificar fatores e indicadores cruciais para mensurar a adoção dos consumidores à tecnologia FV. A análise cuidadosa desses indicadores, em colaboração com os OSD e especialistas do

setor elétrico oferece informações sobre a dinâmica complexa que influencia a adoção de tecnologias renováveis. Além disso, ao desenvolver um modelo baseado em *Power Big Data*, a pesquisa abre novas possibilidades de investigação no campo da análise de dados aplicada ao setor energético e a área de ciência da decisão, busca avançar na utilização de *big data* como variável de entrada para modelagem de MCDA, promovendo o desenvolvimento de abordagens mais sofisticadas em ambientes regulatórios complexos.

Nesse sentido, existia uma lacuna em dois pontos que foram abordados nesse trabalho a primeira barreira que foi transposta, que é uma das descobertas mais significativas desta pesquisa foi a de utilização de dados internos dos OSD para tomada de decisão de gestão e planejamento, grande parte dos estudos que se utilizam de *Power Big Data* se concentram em abordagens voltadas para a previsão de demanda, perdas não técnicas e geração, com uma abordagem distinta, essa pesquisa traz os dados para a perspectiva dos negócios dos OSD.

Diante desse cenário, este estudo propõe uma abordagem inovadora para a análise desses dados, especialmente os dados cardinais. Além disso, destaca-se a escassez de dados históricos relacionados aos consumidores e suas unidades consumidoras (UCs). Existem poucas variáveis históricas disponíveis para análise por meio de algoritmos e estatísticas de regressão. Nesse contexto, este estudo busca criar uma variável histórica: o potencial de adoção do consumidor, que pode ser monitorado mensalmente. A integração dessa nova variável com modelagens de previsão visa aprimorar a capacidade de prever cenários, utilizando-a como uma entrada adicional em algoritmos dessa natureza.

O segundo ponto, foi combinar *Big Data* com a abordagem BWM-DEMATEL-TOPSIS, uma abordagem inovadora que combina métodos MCDA, proporcionando uma modelagem que se assemelha a uma entrevista direcionada aos dados. uma vez que na área de ciência da decisão tradicionalmente os modelos são aplicados a partir de entrevistas e formulários de maneira individual, porém para casos em que o número de entrevistas é consideravelmente grande, fica inviável executar esse processo de forma manual.

A pesquisa, divulgada através de quatro artigos de alto impacto e um projeto de pesquisa e desenvolvimento, teve como base a visão de utilizar a modelagem em outras tecnologias emergentes. A decisão de estruturar o modelo em uma abordagem hierárquica destaca-se como um elemento estratégico da pesquisa. Os modelos desenvolvidos foram elaborados com foco no comportamento e perfil do prosumidor, destinando 75% do seu conteúdo ao consumidor de energia e suas unidades consumidoras, e os 25% restantes à tecnologia. A escolha estratégica da tecnologia fotovoltaica como base para o modelo se deve à sua consolidação no mercado, o que facilitou a estruturação do modelo em termos de histórico e ajustes. Essa abordagem

permite que os modelos se adaptem para diagnosticar a adesão de novas tecnologias, como baterias e carros elétricos, oferecendo assim uma estrutura flexível para avaliação de potenciais de adoção e sinalizando uma intencionalidade adaptativa para diagnósticos de adesão de outras tecnologias.

8.2 IMPLICAÇÕES POLÍTICAS E PRÁTICAS

A pesquisa não apenas contribui para a academia, mas também tem implicações políticas e práticas substanciais, oferecendo percepções valiosas para o dia a dia do setor e para o desenvolvimento de políticas públicas no setor elétrico. As implicações práticas desta pesquisa são multifacetadas e substanciais. As ferramentas desenvolvidas representam um recurso relevante para os OSD, capacitando-os a avaliar com precisão o potencial de adoção dos consumidores para a GD FV. Isso não só otimiza o planejamento estratégico das distribuidoras de energia, mas também pode resultar em reduções significativas nos custos operacionais e uma gestão mais eficaz da rede elétrica. Além disso, as descobertas do estudo têm o potencial de informar políticas públicas mais eficazes relacionadas à difusão FV, auxiliando os reguladores e formuladores de políticas interessados em promover a transição para uma matriz energética mais sustentável.

Ao aprofundar a compreensão da relação entre atributos de dados e indicadores-chave de desempenho (KPIs), a pesquisa destaca a importância de desenvolver métodos eficazes de tradução de características categóricas em indicadores mensuráveis. A análise cuidadosa dos fatores que influenciam as decisões dos consumidores fornece uma base sólida para o desenvolvimento de políticas mais eficazes, adaptáveis e alinhando as estratégias com as necessidades e preferências dos consumidores, promovendo, assim, uma transição energética mais sustentável e resiliente.

Além disso, as implicações da pesquisa na área de difusão da inovação apresentam uma nova forma de monitorar a adoção de sistemas FVs, considerando cada consumidor e UC como um agente decisório. Essa abordagem, destaca a importância de entender os indivíduos como agentes ativos na transformação de sua realidade. Essa perspectiva centrada no indivíduo fornece percepções valiosas para o desenvolvimento de estratégias governamentais voltadas para a sustentabilidade, equilíbrio, justiça energética e promoção de energias renováveis, podendo auxiliar em estudos de cenários complementando modelos tradicionais executados por agências reguladoras e empresa de pesquisa energética. Ainda, como resultado prático as ferramentas obtiveram registro de software junto ao INPI.

8.3 IMPLICAÇÕES PARA ESTUDOS FUTUROS

A pesquisa proporciona possíveis direções em futuros estudos no setor elétrico e na área de ciência da decisão. A primeira sugestão para pesquisas futuras envolve a adaptação das modelagens desenvolvidas para análise de tecnologias emergentes, além da GD FV. Investigar a interação e influência de tecnologias como armazenamento de energia, carros elétricos, *smart grids*, bombas de calor, energia eólica entre outros pode enriquecer a compreensão do panorama energético relacionado as decisões de adesão a inovação por parte do consumidor. A comparação do desempenho do potencial de migração para a geração distribuída fotovoltaica entre diferentes classes de consumidores

Outro caminho de pesquisa relevante seria uma análise comparativa entre diferentes modelos de adoção de tecnologias sustentáveis. Explorar as vantagens e desvantagens de abordagens como modelos MCDA, análise de dados e outras técnicas de previsão e diagnóstico, que podem fornecer percepções valiosas para aprimorar metodologias existentes.

Por fim, outra frente interessante seria o aprimoramento contínuo dos modelos de diagnóstico desenvolvidos, incorporando análises temporais, com o potencial de adoção do consumidor, entrando como uma variável histórica em algoritmos de previsão, buscando a máxima precisão na previsão do potencial de adoção dos consumidores à GD FV. Esse refinamento pode contribuir para a aplicação prática mais eficiente desses modelos.

9 PUBLICAÇÕES

A seguir são apresentados os artefatos de pesquisa publicados ou submetidos à publicação durante o período de doutorado. Abaixo, são apresentados os artigos desenvolvidos como primeiro autor, diretamente relacionadas à esta tese:

- *Factors for Measuring Photovoltaic Adoption from the Perspective of Operators*: Esta pesquisa teve como objetivo identificar e avaliar sistematicamente os fatores e indicadores críticos que podem influenciar os OSD de energia elétrica na mensuração da adoção à tecnologia FV por seus consumidores. Publicado na **Sustainability** (DO NASCIMENTO et al., 2020a).
- *Approach to measure the potential for electricity consumer adoption of photovoltaic technology from the perspective of distribution system operators: A mobile application*: Esse artigo trata do modelo de mensuração baseado em opinião do potencial de adoção FV dos consumidores. Publicado no **Journal of Cleaner Production** (MORAES DO NASCIMENTO et al., 2022b)
- *Attributes to measure electricity consumer adoption of photovoltaic technology from Big Data*: Esse artigo trata da influência dos atributos de dados nos pesos dos KPIs uma abordagem BWM-DEMATEL. Submetido para: **Information Sciences**.
- *Software to measure electricity consumer adoption of photovoltaic technology from distribution system operator data*: Esse artigo trata da modelagem e da ferramenta baseada em dados. Submetido para: **Applied Energy**.

A seguir são apresentadas as publicações concebidas em coautoria e colaboração com os trabalhos de outros colegas cujo tema é relacionado a esta tese:

- *Non-technical Losses in Electricity Distribution: A Bibliometric Analysis*. Este estudo teve como objetivo fornecer uma visão geral da pesquisa sobre perdas não técnicas, apresentando uma análise bibliométrica de 392 estudos em anais de congressos. Os resultados mostraram uma tendência crescente no número de publicações sobre o assunto, demonstrando o interesse mundial da comunidade científica pelas perdas não técnicas. O artigo está publicado na **IEEE Latin America Transactions** (DE SOUZA SAVIAN et al., 2021).

- *Non-technical losses: A systematic contemporary article review*. Este artigo tem como objetivo identificar o panorama mundial sobre as perdas não técnicas, apresentando seus impactos e as principais estratégias e políticas para mitigá-los, auxiliando os setores público e privado a compreender o tema para traçar soluções efetivas para combater este problema. O artigo está publicado na **Renewable and Sustainable Energy Reviews** (SAVIAN et al., 2021).
- *Non-technical Losses in Brazil: Overview, Challenges, and Directions for Identification and Mitigation*. Este artigo busca apresentar o panorama das perdas não técnicas no Brasil e propor direcionamentos legislativos, regulatórios, empresariais e acadêmicos. Para isso, foram realizadas 28 entrevistas semiestruturadas com especialistas, resultando na identificação dos principais desafios para identificar e mitigar perdas não técnicas no Brasil e os fatores que ajudam a superar esse problema. O artigo está publicado na **International Journal of Energy Economics and Policy** (SAVIAN et al., 2022).
- *How explain on-grid PV systems diffusion? Review and Application in Brazil*: Esse artigo trata da revisão e explicação do fenômeno da difusão FV no Brasil. Submetido para: **Renewable Energy**.

O APÊNDICE C apresenta o registro de software registrado, que assim como essa tese é um dos resultados de um projeto de Pesquisa Desenvolvimento e Inovação ANEEL entre a Universidade Federal de Santa Maria - UFSM e As Centrais Elétricas de Carazinho - ELETROCAR, com duração de 18 meses entre os anos 2020 e 2021 que pode ser visualizado em: <https://sites.google.com/view/eletrocar>.

REFERÊNCIAS

- ABDULAAL, A.; ASFOUR, S. A fuzzy genetic algorithm classifier: The impact of time-series load data temporal dimension on classification performance. **Proceedings - 2016 15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2016**.
- ABRAMO, G.; D'ANGELO, C. A.; DI COSTA, F. The collaboration behavior of top scientists. **Scientometrics**, v. 118, n. 1, p. 215–232, jan. 2019.
- ABUBAKER, M. Data mining applications in understanding electricity consumers' behavior: A case study of Tulkarm district, Palestine. **Energies**, RAYYAN-INCLUSION: {"Felipe"=>"Included"}, v. 12, n. 22, 2019.
- ACUÑA-CARVAJAL, F. et al. An integrated method to plan, structure and validate a business strategy using fuzzy DEMATEL and the balanced scorecard. **Expert Systems with Applications**, v. 122, p. 351–368, 2019.
- ADEPETU, A. et al. Comparing solar photovoltaic and battery adoption in Ontario and Germany: an agent-based approach. **Energy Informatics**, v. 1, n. 1, 2018.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). Módulo 2 – Planejamento da Expansão do Sistema de Distribuição. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST**. [S.l: s.n.], 2016. .
- AKHAVAN-HEJAZI, H.; MOHSENIAN-RAD, H. Power systems big data analytics: An assessment of paradigm shift barriers and prospects. **Energy Reports**, v. 4, 2018a.
- _____. Power systems big data analytics: An assessment of paradigm shift barriers and prospects. **Energy Reports**, v. 4, 2018b.
- ALDERETE PERALTA, A.; BALTA-OZKAN, N.; LONGHURST, P. Spatio-temporal modelling of solar photovoltaic adoption: An integrated neural networks and agent-based modelling approach. **Applied Energy**, v. 305, p. 117949, 1 jan. 2022.
- ALIPOUR, M. et al. **Predictors, taxonomy of predictors, and correlations of predictors with the decision behaviour of residential solar photovoltaics adoption: A review**. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l: s.n.], , 2020a
- _____. **Predictors, taxonomy of predictors, and correlations of predictors with the decision behaviour of residential solar photovoltaics adoption: A review**. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l: s.n.], , 2020b
- AL-TURJMAN, F.; ABUJUBBEH, M. IoT-enabled smart grid via SM: An overview. **Future Generation Computer Systems**, v. 96, 2019.

ANATOLITIS, V.; WELISCH, M. Putting renewable energy auctions into action – An agent-based model of onshore wind power auctions in Germany. **Energy Policy**, v. 110, 2017.

ARGUELLO, A. et al. Impact of Rooftop PV Integration in Distribution Systems Considering Socioeconomic Factors. **IEEE Systems Journal**, v. 12, n. 4, p. 3531–3542, 2018.

ARNOLD, F.; JEDDI, S.; SITZMANN, A. How prices guide investment decisions under net purchasing — An empirical analysis on the impact of network tariffs on residential PV. **Energy Economics**, v. 112, p. 106177, 1 ago. 2022.

BAGINSKI, J. P.; WEBER, C. Coherent Estimations for Residential Photovoltaic Uptake in Germany Including Spatial Spillover Effects. **SSRN Electronic Journal**, 2019.

BARRIOS, C. et al. Is there convergence in international research collaboration? An exploration at the country level in the basic and applied science fields. **Scientometrics**, v. 120, n. 2, p. 631–659, ago. 2019.

BARZEGKAR-NTOVOM, G. A. et al. Assessing the viability of battery energy storage systems coupled with photovoltaics under a pure self-consumption scheme. **Renewable Energy**, v. 152, 2020.

BATTU, H.; BENDER, K. A. Educational mismatch in developing countries: A review of the existing evidence. **The Economics of Education**. [S.l.]: Elsevier, 2020. p. 269–289.

BAUMANN, M. et al. A review of multi-criteria decision making approaches for evaluating energy storage systems for grid applications. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l.: s.n.], 2019

BERNARDS, R. et al. Application and evaluation of a probabilistic forecasting model for expected local PV penetration levels. **CIREN - Open Access Proceedings Journal**, v. 2017, n. 1, p. 2101–2105, 2017.

BERNARDS, R.; MORREN, J.; SLOOTWEG, H. Development and Implementation of Statistical Models for Estimating Diversified Adoption of Energy Transition Technologies. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, v. 9, n. 4, p. 1540–1554, 2018a.

_____. Development and Implementation of Statistical Models for Estimating Diversified Adoption of Energy Transition Technologies. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, v. 9, n. 4, p. 1540–1554, 2018b.

BEUSE, M. et al. Profitability of commercial and industrial photovoltaics and battery projects in South-East-Asia. **Applied Energy**, v. 271, 2020.

BHAVSAR, S.; PITCHUMANI, R. A novel machine learning based identification of potential adopter of rooftop solar photovoltaics. **Applied Energy**, v. 286, 2021.

BOLLINGER, B.; GILLINGHAM, K. Peer Effects in the Diffusion of Solar Photovoltaic Panels. **Marketing Science**, v. 31, n. 6, p. 900–912, nov. 2012.

BOUMAIZA, A.; SANFILIPPO, A.; MOHANDÉS, N. Modeling multi-criteria decision analysis in residential PV adoption. **Energy Strategy Reviews**, v. 39, p. 100789, jan. 2022.

BRIDGE, G. et al. Geographies of energy transition: Space, place and the low-carbon economy. **Energy Policy**, v. 53, p. 331–340, 1 fev. 2013.

BRUM ROSA, C.; MAIRESSE SILUK, J. C.; MICHELS, L. Proposal of the Instrument for Measuring Innovation in the Generation Photovoltaics. **IEEE Latin America Transactions**, v. 14, n. 11, p. 4534–4539, 2016.

BUI, N. et al. The internet of energy: A web-enabled smart grid system. **IEEE Network**, v. 26, n. 4, 2012.

BUSIC-SONTIC, A.; FUERST, F. Does your personality shape your reaction to your neighbours' behaviour? A spatial study of the diffusion of solar panels. **Energy and Buildings**, v. 158, p. 1275–1285, 2018.

CANDAS, S.; SIALA, K.; HAMACHER, T. Sociodynamic modeling of small-scale PV adoption and insights on future expansion without feed-in tariffs. **Energy Policy**, v. 125, n. October 2017, p. 521–536, 2019.

CARSTENS, D. D. dos S.; CUNHA, S. K. da. Challenges and opportunities for the growth of solar photovoltaic energy in Brazil. **Energy Policy**, v. 125, p. 396–404, 2019.

CASTANEDA, M.; FRANCO, C. J.; DYNER, I. Evaluating the effect of technology transformation on the electricity utility industry. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 80, n. 65, p. 341–351, 2017.

CAVALCANTE SIEBERT, L. et al. Predicting customer satisfaction for distribution companies using machine learning. **International Journal of Energy Sector Management**, RAYYAN-INCLUSION: {"Felipe"=>"Included"}, v. 15, n. 4, p. 743–764, 2019.

ÇELIKBILEK, Y.; TÜYSÜZ, F. An in-depth review of theory of the TOPSIS method: An experimental analysis. **Journal of Management Analytics**, v. 7, n. 2, 2020.

CENTRAIS ELÉTRICAS DE CARAZINHO S/A – ELETROCAR. **Relatório da administração ELETROCAR 2022**. . [S.l: s.n.], 2022. Disponível em: <https://www.eletrocar.com.br/upload/demonstrativo/demonstrativo_31_20230427142708_1682616428.pdf>. Acesso em: 20 jan. 2024.

CERCHIARI, S. C. et al. Data mining in distribution consumer database using Rough Sets and Self-Organizing Maps. **2006 IEEE PES Power Systems Conference and Exposition, PSCE 2006 - Proceedings**, p. 38–43, 2006.

CHAIANONG, A. et al. Cost–benefit analysis of rooftop PV systems on utilities and ratepayers in Thailand. **Energies**, v. 12, n. 11, p. 2265, 13 jun. 2019.

CHALELA, M. et al. GriSPy: A Python package for fixed-radius nearest neighbors search. **Astronomy and Computing**, v. 34, 2021.

CHEN, H.; CHIANG, R. H. L.; STOREY, V. C. Business intelligence and analytics: From big data to big impact. **MIS Quarterly: Management Information Systems**, v. 36, n. 4, 2012.

CHEN, K. K. Assessing the effects of customer innovativeness, environmental value and ecological lifestyles on residential solar power systems install intention. **Energy Policy**, v. 67, p. 951–961, 2014.

CHEN, X.; GUO, C. The research on power marketing dss based on distributed collaborative for ecasting model. **Proceedings of the 2009 13th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, CSCWD 2009**, p. 319–324, 2009.

CHESSER, M. et al. The positive feedback cycle in the electricity market: Residential solar PV adoption, electricity demand and prices. **Energy Policy**, v. 122, n. June, p. 36–44, 2018.

CHO, Y.; KOO, Y. Investigation of the effect of secondary market on the diffusion of innovation. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 79, n. 7, p. 1362–1371, set. 2012.

CLARKE, R. I. How we done it good: Research through design as a legitimate methodology for librarianship. **Library and Information Science Research**, v. 40, n. 3–4, p. 255–261, jul. 2018.

COOPER, W. A. **Marketing research**. 7th. ed. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1958. v. 10.

COSSANT, R.; GÓMEZ, T.; OLMOS, L. Large-scale integration of renewable and distributed generation of electricity in Spain: Current situation and future needs. **Energy Policy**, v. 39, n. 12, p. 8078–8087, 2011.

COSTA-CAMPI, M. T.; DAVÍ-ARDERIUS, D.; TRUJILLO-BAUTE, E. The economic impact of electricity losses. **Energy Economics**, v. 75, p. 309–322, 2018.

COSTELLO, K. W.; HEMPHILL, R. C. Electric utilities’ “death spiral”: Hyperbole or reality? **Electricity Journal**, v. 27, n. 10, p. 7–26, dez. 2014.

CRONBACH, L. J. Coefficient alpha and the internal structure of tests. **Psychometrika**, v. 16, n. 3, p. 297–334, 1951.

CURTIUS, H. C. The adoption of building-integrated photovoltaics: barriers and facilitators. **Renewable Energy**, v. 126, p. 783–790, 2018.

DARGHOOUTH, N. R.; BARBOSE, G.; WISER, R. The impact of rate design and net metering on the bill savings from distributed PV for residential customers in California. **Energy Policy**, v. 39, n. 9, p. 5243–5253, 2011.

DASH, C. S. K. et al. An outliers detection and elimination framework in classification task of data mining. **Decision Analytics Journal**, v. 6, 2023.

DASZKIEWICZ, K. Policy and regulation of energy transition. **Lecture Notes in Energy**. [S.l: s.n.], 2020. v. 73. .

DE ARAUJO, R. V.; MARTINEZ, L.; MOREIRA, F. A. Statistical analysis of the relationship between payment behavior variables and delinquency in electricity consumption. **2014 IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, PES T and D-LA 2014 - Conference Proceedings**, v. 2014- Octob, 2014.

DE FARIA, H.; TRIGOSO, F. B. M.; CAVALCANTI, J. A. M. Review of distributed generation with photovoltaic grid connected systems in Brazil: Challenges and prospects. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 75, p. 469–475, 2017.

DE FORTUNY, E. J.; MARTENS, D.; PROVOST, F. Predictive modeling with big data: Is bigger really better? **Big Data**, v. 1, n. 4, 2013.

DE FREITAS, B. M. R. What's driving solar energy adoption in Brazil? Exploring settlement patterns of place and space. **Energy Research and Social Science**, v. 89, p. 102660, 1 jul. 2022.

DE GROOTE, O.; PEPEMANS, G.; VERBOVEN, F. Heterogeneity in the adoption of photovoltaic systems in Flanders. **Energy Economics**, v. 59, p. 45–57, 2016.

DE SOUZA, L. E. V.; CAVALCANTE, A. M. G. Towards a sociology of energy and globalization: Interconnectedness, capital, and knowledge in the Brazilian solar photovoltaic industry. **Energy Research and Social Science**, v. 21, p. 145–154, 2016.

DE SOUZA SAVIAN, F. et al. Non-technical losses in electricity distribution: A bibliometric analysis. **IEEE Latin America Transactions**, v. 19, n. 3, 2021.

DEETJEN, T. A. et al. Solar PV integration cost variation due to array orientation and geographic location in the Electric Reliability Council of Texas. **Applied Energy**, v. 180, 2016.

DHARSHING, S. Household dynamics of technology adoption: A spatial econometric analysis of residential solar photovoltaic (PV) systems in Germany. **Energy Research and Social Science**, v. 23, 2017.

DIAS, C. L. de A. et al. **Performance estimation of photovoltaic technologies in Brazil. Renewable Energy**. [S.l: s.n.], 2017

DO NASCIMENTO, F. M. et al. Factors for measuring photovoltaic adoption from the perspective of operators. **Sustainability (Switzerland)**, v. 12, n. 8, p. 3184, 15 abr. 2020a. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2071-1050/12/8/3184>>.

_____. Factors for measuring photovoltaic adoption from the perspective of operators. **Sustainability (Switzerland)**, v. 12, n. 8, p. 3184, 15 abr. 2020b.

DONG, C.; SIGRIN, B. Using willingness to pay to forecast the adoption of solar photovoltaics: A “parameterization + calibration” approach. **Energy Policy**, v. 129, p. 100–110, jun. 2019.

DOS SANTOS, L. L. C.; CANHA, L. N.; BERNARDON, D. P. Projection of the diffusion of photovoltaic systems in residential low voltage consumers. **Renewable Energy**, v. 116, p. 384–401, 2018.

DUAN, H. et al. Peer interaction and learning: Cross-country diffusion of solar photovoltaic technology. **Journal of Business Research**, v. 89, p. 57–66, 2018.

DUBEY, N.; TANKSALE, A. A study of barriers for adoption and growth of food banks in India using hybrid DEMATEL and Analytic Network Process. **Socio-Economic Planning Sciences**, p. 101124, 2021.

DUDEK, T.; DZHUGURYAN, T.; LEMKE, J. Sustainable production network design for city multi-floor manufacturing cluster. 2019, [S.l: s.n.], 2019.

EHSAN, A.; YANG, Q. Optimal integration and planning of renewable distributed generation in the power distribution networks: A review of analytical techniques. **Applied Energy**, v. 210, p. 44–59, 2018.

EID, C. et al. The economic effect of electricity net-metering with solar PV: Consequences for network cost recovery, cross subsidies and policy objectives. **Energy Policy**, v. 75, p. 244–254, 2014a.

_____. The economic effect of electricity net-metering with solar PV: Consequences for network cost recovery, cross subsidies and policy objectives. **Energy Policy**, v. 75, p. 244–254, 2014b.

EPE, E. de P. E. **Anuário estatístico de energia elétrica 2022**. . [S.l: s.n.], 2022.

FAIERS, A.; NEAME, C. Consumer attitudes towards domestic solar power systems. **Energy Policy**, v. 34, n. 14, p. 1797–1806, 2006.

FERREIRA, A. et al. Economic overview of the use and production of photovoltaic solar energy in Brazil. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 81, p. 181–191, Jan. 2018.

FIGUEIREDO KOMENO, A. S. et al. Method for analyzing the economic viability of net energy metering regulation based on risk analysis. **Energy for Sustainable Development**, v. 69, p. 11–30, 1 ago. 2022.

FILIPPO ANTONIOLLI, A. et al. The role and benefits of residential rooftop photovoltaic prosumers in Brazil. **Renewable Energy**, v. 187, p. 204–222, 2022. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148122000829>>.

FORNARA, F. et al. Predicting intention to improve household energy efficiency: The role of value-belief-norm theory, normative and informational influence, and specific attitude. **Journal of Environmental Psychology**, v. 45, p. 1–10, 2016.

FRIGUI, H. MembershipMap: A data transformation approach for knowledge discovery in databases. 2004, [S.l.: s.n.], 2004.

GADENNE, D. et al. The influence of consumers' environmental beliefs and attitudes on energy saving behaviours. **Energy Policy**, v. 39, n. 12, p. 7684–7694, 2011.

GAMBARDELLA, C.; PAHLE, M. Time-varying electricity pricing and consumer heterogeneity: Welfare and distributional effects with variable renewable supply. **Energy Economics**, v. 76, p. 257–273, 2018.

GARLET, T. B. et al. Paths and barriers to the diffusion of distributed generation of photovoltaic energy in southern Brazil. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 111, p. 157–169, 2019.

GIANELLONI, F. et al. The distributed electricity generation diffusion impact on the Brazilian distribution utilities. **3rd International Conference on Energy and Environment: bringing together Engineering and Economics**, 2017.

GOMES, L. F. A. M. ;; GOMES, C. F. S. **Tomada de decisão gerencial: enfoque multicritério**. São Paulo: Atlas, 2014.

GOOD, N. Using behavioural economic theory in modelling of demand response. **Applied Energy**, v. 239, p. 107–116, 2019.

GRAZIANO, M.; FIASCHETTI, M.; ATKINSON-PALOMBO, C. Peer effects in the adoption of solar energy technologies in the United States: An urban case study. **Energy Research and Social Science**, v. 48, n. September 2018, p. 75–84, 2019.

GRAZIANO, M.; GILLINGHAM, K. Spatial patterns of solar photovoltaic system adoption: The influence of neighbors and the built environmentz. **Journal of Economic Geography**, v. 15, n. 4, 2015.

GREENER. Estudo Estratégico: Mercado Fotovoltaico GD. p. 78, 2019.

GUO, S.; ZHAO, H. Fuzzy best-worst multi-criteria decision-making method and its applications. **Knowledge-Based Systems**, v. 121, 2017.

HAFEZALKOTOB, A. et al. A decision support system for agricultural machines and equipment selection: A case study on olive harvester machines. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 148, 2018.

HARTVIGSSON, E.; NYHOLM, E.; JOHNSON, F. Does the current electricity grid support a just energy transition? Exploring social and economic dimensions of grid capacity for residential solar photovoltaic in Sweden. **Energy Research and Social Science**, v. 97, 2023.

HE, X. et al. Multi-Source Information Fusion Technology and Its Application in Smart Distribution Power System. **Sustainability (Switzerland)**, v. 15, n. 7, 2023.

HEISKANEN, E.; MATSCHOSS, K. **Understanding the uneven diffusion of building-scale renewable energy systems: A review of household, local and country level factors in diverse European countries. Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l: s.n.], 2017

HERNÁNDEZ-CALLEJO, L.; GALLARDO-SAAVEDRA, S.; ALONSO-GÓMEZ, V. **A review of photovoltaic systems: Design, operation and maintenance. Solar Energy**. [S.l: s.n.], 2019

HOLDERMANN, C.; KISSEL, J.; BEIGEL, J. Distributed photovoltaic generation in Brazil: An economic viability analysis of small-scale photovoltaic systems in the residential and commercial sectors. **Energy Policy**, v. 67, p. 612–617, 2014.

HOPF, K. et al. A decision support system for photovoltaic potential estimation. **ACM International Conference Proceeding Series**, p. 1–10, 2017.

_____. Predictive Customer Data Analytics – The Value of Public Statistical Data and the Geographic Model Transferability. **ICIS 2017: Transforming Society with Digital Innovation**, 2018.

HU, B. Application of data mining in power customer satisfaction evaluation. **Lecture Notes in Electrical Engineering**, v. 124 LNEE, n. VOL. 1, p. 37–44, 2012.

HWANG, C.-L.; YOON, K. Multiple Attribute Decision Making Methods and Applications A State-of-the-Art Survey. **Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems**, v. 186, 1981.

IGLESIAS, C.; GOMES, P. V. On the Regulation of Solar Distributed Generation in Brazil: A Look at Both Sides. **SSRN Electronic Journal**, 2022.

IMMONEN, A.; KILJANDER, J.; ARO, M. Consumer viewpoint on a new kind of energy market. **Electric Power Systems Research**, v. 180, 2020.

ISHIZAKA, A.; NEMERY, P. **Multi-Criteria Decision Analysis: Methods and Software**. [S.l: s.n.], 2013.

ISLAM, T. Household level innovation diffusion model of photo-voltaic (PV) solar cells from stated preference data. **Energy Policy**, v. 65, p. 340–350, 2014.

IWASHITA, A. S. et al. An incremental Optimum-Path Forest classifier and its application to non-technical losses identification. **Computers and Electrical Engineering**, Times Cited in Web of Science Core Collection: 1 Total Times Cited: 1 Cited Reference Count: 23 | RAYYAN-INCLUSION: {"Felipe"=>"Maybe"}, v. 95, 2021.

JACKSOHN, A. et al. Drivers of renewable technology adoption in the household sector. **Energy Economics**, v. 81, p. 216–226, 1 jun. 2019.

JAGER, W. Stimulating the diffusion of photovoltaic systems: A behavioural perspective. **Energy Policy**, v. 34, n. 14, p. 1935–1943, 2006.

JAHAN, A. et al. A framework for weighting of criteria in ranking stage of material selection process. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 58, n. 1–4, p. 411–420, jan. 2012.

JARADAT, M. et al. The internet of energy: Smart sensor networks and big data management for smart grid. 2015, [S.l: s.n.], 2015.

JHA, A. K.; AGI, M. A. N.; NGAI, E. W. T. A note on big data analytics capability development in supply chain. **Decision Support Systems**, v. 138, 2020.

JIA, N.; WANG, J. S.; LI, N. Application of data mining in intelligent power consumption. **IET Conference Publications**, v. 2012, n. 598 CP, p. 538–541, 2012.

JIMENEZ, M.; FRANCO, C. J.; DYNER, I. Diffusion of renewable energy technologies: The need for policy in Colombia. **Energy**, v. 111, p. 818–829, set. 2016.

JOHNSON, E. et al. Peak shifting and cross-class subsidization: The impacts of solar PV on changes in electricity costs. **Energy Policy**, v. 106, n. March, p. 436–444, jul. 2017.

JONES, A. P. et al. Feeling, caring, knowing: different types of empathy deficit in boys with psychopathic tendencies and autism spectrum disorder. **Journal of child psychology and psychiatry, and allied disciplines**, v. 51, n. 11, p. 1188–1197, 2010.

KARAKAYA, E. Finite Element Method for forecasting the diffusion of photovoltaic systems: Why and how? **Applied Energy**, v. 163, p. 464–475, 2016.

KASTNER, I.; WITTENBERG, I. How measurements “affect” the importance of social influences on household’s photovoltaic adoption - A German case study. **Sustainability (Switzerland)**, v. 11, n. 19, 2019.

KILKIŞ, Ş. et al. **Accelerating mitigation of climate change with sustainable development of energy, water and environment systems**. **Energy Conversion and Management**. [S.l: s.n.], 2021

KLEPACKA, A. M.; FLORKOWSKI, W. J.; MENG, T. Clean, accessible, and cost-saving: Reasons for rural household investment in solar panels in Poland. **Resources, Conservation and Recycling**, v. 139, p. 338–350, 2018.

KOCA, G.; EGILMEZ, O.; AKCAKAYA, O. Evaluation of the smart city: Applying the dematel technique. **Telematics and Informatics**, v. 62, p. 101625, 2021.

KREFT, W.; FILIPOWICZ, M.; ŻOŁĄDEK, M. Reduction of electrical power loss in a photovoltaic chain in conditions of partial shading. **Optik**, v. 202, p. 163559, fev. 2020.

KUBLI, M. Squaring the sunny circle? On balancing distributive justice of power grid costs and incentives for solar prosumers. **Energy Policy**, v. 114, n. April 2017, p. 173–188, 2018.

KUBLI, M.; ULLI-BEER, S. Decentralisation dynamics in energy systems: A generic simulation of network effects. **Energy Research and Social Science**, v. 13, n. 65, p. 71–83, 2016.

KUMAR SAHU, B. **A study on global solar PV energy developments and policies with special focus on the top ten solar PV power producing countries**. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l: s.n.], 2015

KURDGELASHVILI, L. et al. An empirical analysis of county-level residential PV adoption in California. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 139, p. 321–333, 2019.

LAMACHE, C. Decision-Making Tool for the Choice of Photovoltaic Sites: The Taking Into Account of the Geographic Location and Distribution of Households. **Sixteenth European Photovoltaic Solar Energy Conference**. [S.l: s.n.], 2020. .

LA MONACA, S.; RYAN, L. Solar PV where the sun doesn’t shine: Estimating the economic impacts of support schemes for residential PV with detailed net demand profiling. **Energy Policy**, v. 108, n. April, p. 731–741, 2017.

LAWS, N. D. et al. On the utility death spiral and the impact of utility rate structures on the adoption of residential solar photovoltaics and energy storage. **Applied Energy**, v. 185, n. 1, p. 627–641, jan. 2017a.

_____. On the utility death spiral and the impact of utility rate structures on the adoption of residential solar photovoltaics and energy storage. **Applied Energy**, v. 185, n. 1, p. 627–641, jan. 2017b. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.10.123>>.

LAZARO, L. L. B. et al. Energy transition in Brazil: Is there a role for multilevel governance in a centralized energy regime? **Energy Research & Social Science**, v. 85, p. 102404, 1 mar. 2022.

LEE, H. G. et al. Application of calendar-based temporal classification to forecast customer load patterns from load demand data. **Proceedings - 2008 IEEE 8th International Conference on Computer and Information Technology, CIT 2008**, p. 149–154, 2008.

LEE, M.; HONG, T. Hybrid agent-based modeling of rooftop solar photovoltaic adoption by integrating the geographic information system and data mining technique. **Energy Conversion and Management**, v. 183, p. 266–279, 2019.

LEI 14300. LEI N°14.300, DE 6 DE JANEIRO DE 2022: Institui o marco legal da microgeração e minigeração distribuída, o Sistema de Compensação de Energia Elétrica (SCEE). , 2022.

LETCHFORD, J.; LAKKARAJU, K.; VOROBAYCHIK, Y. Individual household modeling of photovoltaic adoption. **AAAI Fall Symposium - Technical Report**, v. FS, p. 19–23, 2014.

LI, N.; LIU, C.; ZHA, D. Performance evaluation of Chinese photovoltaic companies with the input-oriented dynamic SBM model. **Renewable Energy**, v. 89, p. 489–497, 2016.

LI, Z.; LIU, X.; TANG, R. Optical performance of inclined south-north single-axis tracked solar panels. **Energy**, v. 35, n. 6, p. 2511–2516, 2010.

LIN, A.; LU, M.; SUN, P. The influence of local environmental, economic and social variables on the spatial distribution of photovoltaic applications across China's urban areas. **Energies**, v. 11, n. 8, 2018.

LIOBIKIENĖ, G. et al. Materialistic values impact on pro-environmental behavior: The case of transition country as Lithuania. **Journal of Cleaner Production**, v. 244, 2020.

LIU, H. C. et al. A new integrated MCDM model for sustainable supplier selection under interval-valued intuitionistic uncertain linguistic environment. **Information Sciences**, v. 486, p. 254–270, 2019.

LIU, Y. et al. **Review on Applications of Artificial Intelligence Driven Data Analysis Technology in Condition Based Maintenance of Power Transformers. Gaodianya Jishu/High Voltage Engineering.** [S.l: s.n.], 2019

LOCKYER, J. **Diffusion of innovations.** New York: [s.n.], 1997. v. 17.

LONDO, M. et al. Alternatives for current net metering policy for solar PV in the Netherlands: A comparison of impacts on business case and purchasing behaviour of private homeowners, and on governmental costs. **Renewable Energy**, v. 147, p. 903–915, 2020.

LONERGAN, K. E.; SANSAVINI, G. Business structure of electricity distribution system operator and effect on solar photovoltaic uptake: An empirical case study for Switzerland. **Energy Policy**, v. 160, p. 112683, jan. 2022.

LÓPEZ-OSPINA, H. et al. A method for designing strategy maps using DEMATEL and linear programming. **Management Decision**, v. 55, n. 8, p. 1802–1823, jan. 2017.

MA, C. et al. Evaluation of energy losses in low voltage distribution grids with high penetration of distributed generation. **Applied Energy**, v. 256, 2019.

MALTERUD, K.; SIERSMA, V. D.; GUASSORA, A. D. Sample Size in Qualitative Interview Studies: Guided by Information Power. **Qualitative Health Research**, v. 26, n. 13, p. 1753–1760, 2016.

MANJU, S.; SAGAR, N. **Progressing towards the development of sustainable energy: A critical review on the current status, applications, developmental barriers and prospects of solar photovoltaic systems in India. Renewable and Sustainable Energy Reviews.** [S.l: s.n.], 2017

MANSON, N. Is operations research really research? **ORiON**, v. 22, n. 2, p. 155–180, 2006.

MANUEL DE VILLENA, M. et al. Modelling and assessing the impact of the DSO remuneration strategy on its interaction with electricity users. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 126, p. 106585, 1 mar. 2021.

MARTENS, D.; DE FORTUNY, E. J.; STANKOVA, M. Data mining for fraud detection using invoicing data. A case study in fiscal residence fraud. **University of Antwerp, Working Papers**, v. 32, n. 0, 2013.

MARTINOPOULOS, G.; TSALIKIS, G. Diffusion and adoption of solar energy conversion systems – The case of Greece. **Energy**, v. 144, n. 2018, p. 800–807, 2018.

MCHENRY, M. P. Are small-scale grid-connected photovoltaic systems a cost-effective policy for lowering electricity bills and reducing carbon emissions? A technical, economic, and carbon emission analysis. **Energy Policy**, v. 45, p. 64–72, 2012.

MOEYERSOMS, J.; MARTENS, D. Including high-cardinality attributes in predictive models: A case study in churn prediction in the energy sector. **Decision Support Systems**, v. 72, p. 72–81, 2015.

MOHER, D. et al. **Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement (Chinese edition)**. **Journal of Chinese Integrative Medicine**. [S.l.: s.n.], 2009

MONCADA, J. A. et al. Influence of distribution tariff structures and peer effects on the adoption of distributed energy resources. **Applied Energy**, v. 298, 2021.

MORAES DO NASCIMENTO, F. et al. Approach to measure the potential for electricity consumer adoption of photovoltaic technology from the perspective of distribution system operators: A mobile application. **Journal of Cleaner Production**, v. 380, p. 134940, 1 dez. 2022a.

_____. Approach to measure the potential for electricity consumer adoption of photovoltaic technology from the perspective of distribution system operators: A mobile application. **Journal of Cleaner Production**, v. 380, p. 134940, 1 dez. 2022b. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0959652622045139>>. Acesso em: 4 nov. 2022.

MUAAFA, M. et al. Can adoption of rooftop solar panels trigger a utility death spiral? A tale of two U.S. cities. **Energy Research and Social Science**, v. 34, n. October 2016, p. 154–162, 2017.

MURATORI, M. et al. A highly resolved modeling technique to simulate residential power demand. **Applied Energy**, v. 107, p. 465–473, 2013.

NAGELER, P. et al. Comparison of dynamic urban building energy models (UBEM): Sigmoid energy signature and physical modelling approach. **Energy and Buildings**, v. 179, 2018.

NATIONAL ELECTRIC ENERGY AGENCY (ANEEL). Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL. Resolução Normativa N° 414/2010 - Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica. **Agência Nacional De Energia Elétrica**, 2015.

NBR, A. ABNT NBR 5410:2004 Instalações elétricas de baixa tensão. **Associação Brasileira de Normas Técnicas**, n. 2008, 2004.

NIESTEN, E.; ALKEMADE, F. **How is value created and captured in smart grids? A review of the literature and an analysis of pilot projects**. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l.: s.n.], 2016

NIZAR, A. H. et al. Load profiling method in detecting non-technical loss activities in a power utility. **First International Power and Energy Conference, (PECon 2006) Proceedings**, p. 82–87, 2006.

NOLAN, J. M. et al. Normative social influence is underdetected. **Personality and Social Psychology Bulletin**, v. 34, n. 7, p. 913–923, 2008.

PABLO CARVALLO, J. et al. A framework to measure the technical, economic, and rate impacts of distributed solar, electric vehicles, and storage. **Applied Energy**, v. 297, p. 117160, 1 set. 2021.

PALM, A. Early adopters and their motives: Differences between earlier and later adopters of residential solar photovoltaics. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 133, 2020.

PALMER, J.; SORDA, G.; MADLENER, R. Modeling the diffusion of residential photovoltaic systems in Italy: An agent-based simulation. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 99, p. 106–131, 2015.

PANOS, E.; MARGELOU, S. Long-term solar photovoltaics penetration in single- And two-family houses in Switzerland. **Energies**, v. 12, n. 13, 2019.

PARKINS, J. R. et al. Predicting intention to adopt solar technology in Canada: The role of knowledge, public engagement, and visibility. **Energy Policy**, v. 114, n. May 2017, p. 114–122, 2018.

PASSEY, R. et al. Who pays, who benefits? The financial impacts of solar photovoltaic systems and air-conditioners on Australian households. **Energy Research and Social Science**, v. 39, n. December 2016, p. 198–215, 2018.

PEARCE, P.; SLADE, R. Feed-in tariffs for solar microgeneration: Policy evaluation and capacity projections using a realistic agent-based model. **Energy Policy**, v. 116, n. April 2017, p. 95–111, 2018.

PEREIRA DA SILVA, P. et al. Photovoltaic distributed generation – An international review on diffusion, support policies, and electricity sector regulatory adaptation. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 103, p. 30–39, 2019.

PERES, R.; MULLER, E.; MAHAJAN, V. Innovation diffusion and new product growth models: A critical review and research directions. **International Journal of Research in Marketing**, v. 27, n. 2, p. 91–106, 2010.

PERLICH, C.; PROVOST, F. Distribution-based aggregation for relational learning with identifier attributes. 2006, [S.l.: s.n.], 2006.

PINTO, J. T. M.; AMARAL, K. J.; JANISSEK, P. R. Deployment of photovoltaics in Brazil: Scenarios, perspectives and policies for low-income housing. **Solar Energy**, v. 133, p. 73–84, 2016.

QIU, Y.; WANG, Y. D.; WANG, J. Soak up the sun: Impact of solar energy systems on residential home values in Arizona. **Energy Economics**, v. 66, 2017.

RAI, V.; REEVES, D. C.; MARGOLIS, R. Overcoming barriers and uncertainties in the adoption of residential solar PV. **Renewable Energy**, v. 89, p. 498–505, 2016.

RAMOS, S.; VALE, Z. Data mining techniques to support the classification of MV electricity customers. **IEEE Power and Energy Society 2008 General Meeting: Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, PES**, 2008.

RAY, M.; CHAKRABORTY, B. Impact of demand flexibility and tiered resilience on solar photovoltaic adoption in humanitarian settlements. **Renewable Energy**, v. 193, 2022.

REAMES, T. G. Targeting energy justice: Exploring spatial, racial/ethnic and socioeconomic disparities in urban residential heating energy efficiency. **Energy Policy**, v. 97, p. 549–558, 2016.

REDISKE, G. et al. The impact of the COVID-19 pandemic on the economic viability of distributed photovoltaic systems in Brazil. **Environmental Progress and Sustainable Energy**, v. 41, n. 5, 2022.

RENEWABLE ENERGY AGENCY, I. RENEWABLE CAPACITY STATISTICS 2023 STATISTIQUES DE CAPACITÉ RENOUVELABLE 2023 ESTADÍSTICAS DE CAPACIDAD RENOVABLE 2023 About IRENA. **IRENA**, 2023.

RESENDE, M.; CARDOSO, V. Mapping service quality in electricity distribution: An exploratory study of Brazil. **Utilities Policy**, v. 56, 2019.

REYES-MERCADO, P.; RAJAGOPAL, R. Adoption of renewable energy technologies in Mexico: The role of cognitive factors and innovation attributes. **International Journal of Energy Sector Management**, v. 11, n. 4, p. 626–649, 2017.

REZAEI, J. Best-worst multi-criteria decision-making method. **Omega (United Kingdom)**, v. 53, 2015.

_____. Best-worst multi-criteria decision-making method: Some properties and a linear model. **Omega (United Kingdom)**, v. 64, 2016.

RIGO, P. D. et al. Evaluation of the Success of a Small-Scale Photovoltaic Energy System. **IEEE Latin America Transactions**, v. 17, n. 09, p. 1474–1481, 2019.

RIGO, Paula D. et al. A model for measuring the success of distributed small-scale photovoltaic systems projects. **Solar Energy**, v. 205, p. 241–253, jul. 2020.

RIGO, Paula Donaduzzi et al. Renewable Energy Problems: Exploring the Methods to Support the Decision-Making Process. **Sustainability**, v. 12, n. 23, 2020.

RIGO, P.D. et al. Is the success of small-scale photovoltaic solar energy generation achievable in Brazil? **Journal of Cleaner Production**, v. 240, 2019.

RIVERO, L. et al. Lessons Learned from Applying Requirements and Design Techniques in the Development of a Machine Learning System for Predicting Lawsuits Against Power Companies. **Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)**, v. 12765 LNCS, p. 227–243, 2021.

ROBINSON, S. A.; RAI, V. Determinants of spatio-temporal patterns of energy technology adoption: An agent-based modeling approach. **Applied Energy**, v. 151, p. 273–284, 2015.

ROCKART, J. F. Chief executives define their own data needs. **Harvard Business Review**, v. 57, n. 2, p. 81–93, 1979.

RODE, J.; MÜLLER, S. I Spot, I Adopt! A Discrete Choice Analysis on Peer Effects in Solar Photovoltaic System Adoption of Households. **SSRN Electronic Journal**, 2019.

RODE, J.; WEBER, A. Does localized imitation drive technology adoption? A case study on rooftop photovoltaic systems in Germany. **Journal of Environmental Economics and Management**, v. 78, 2016.

RODRIGUES, S. et al. Economic feasibility analysis of small scale PV systems in different countries. **Solar Energy**, v. 131, p. 81–95, 2016.

ROGERS, E. M. Diffusion of Innovations. **Diffusion of innovations**. [S.l.: s.n.], 1983. .

ROSA, C. B. et al. Mathematical modeling for the measurement of the competitiveness index of Brazil south urban sectors for installation of photovoltaic systems. **Energy Policy**, v. 136, 2020.

ROSA, C. B.; RIGO, P. D.; SILUK, J. C. M. Chapter 15 - Potential growth in small-scale distributed generation systems in Brazilian capitals. In: DEO, R.; SAMUI, P.; ROY, S. S. (Org.). . **Predictive Modelling for Energy Management and Power Systems Engineering**. [S.l.]: Elsevier, 2021. p. 485–505.

ROSAS LUNA, M. A. et al. Solar Photovoltaic Distributed Generation in Brazil: The Case of Resolution 482/2012. 2019, [S.l.: s.n.], 2019. p. 484–490.

ROSSI, J. et al. Pathways for the Development of Future Intelligent Distribution Grids. **SSRN Electronic Journal**, v. 169, p. 113140, 1 out. 2022.

S, G. N.; KHATOD, D. K.; SHARMA, M. P. Distributed Generation Impact on Distribution Networks : a Review. **International Journal of Electrical and Electronics Engineering (IJEEE)**, v. 2, n. 1, p. 68–72, 2012.

SAATY, R. W. The analytic hierarchy process—what it is and how it is used. **Mathematical Modelling**, v. 9, n. 3–5, p. 161–176, 1987.

SAATY, T. L. **Decision making for leaders: the analytic hierarchy process for decisions in a complex world**. 3. ed. Pittsburgh, PA: RWS Publications, 2012.

SAHARI, A. Electricity prices and consumers' long-term technology choices: Evidence from heating investments. **European Economic Review**, v. 114, p. 19–53, 2019.

SAJJAD, U. et al. Cost effective cooling of photovoltaic modules to improve efficiency. **Case Studies in Thermal Engineering**, v. 14, 2019.

SALIMI, N.; REZAEI, J. Evaluating firms' R&D performance using best worst method. **Evaluation and Program Planning**, v. 66, 2018.

SANTOS, A. J. L.; LUCENA, A. F. P. Climate change impact on the technical-economic potential for solar photovoltaic energy in the residential sector: a case study for Brazil. **Energy and Climate Change**, v. 2, 2021.

SATCHWELL, A.; CAPPERS, P.; GOLDMAN, C. Customer bill impacts of energy efficiency and net-metered photovoltaic system investments. **Utilities Policy**, v. 50, 2018.

SAVIAN, F. de S. et al. **Non-technical losses: A systematic contemporary article review**. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l: s.n.], 2021

_____. Non-technical Losses in Brazil: Overview, Challenges, and Directions for Identification and Mitigation. **International Journal of Energy Economics and Policy**, v. 12, n. 3, p. 93–107, 18 maio 2022.

SCARPELLINI, S. et al. Analysis of energy poverty intensity from the perspective of the regional administration: Empirical evidence from households in southern Europe. **Energy Policy**, v. 86, 2015.

SEN, M. K. et al. An integrated approach for modelling and quantifying housing infrastructure resilience against flood hazard. **Journal of Cleaner Production**, v. 288, p. 125526, 2021.

SHAHNIA, F. et al. Voltage imbalance analysis in residential low voltage distribution networks with rooftop PVs. **Electric Power Systems Research**, v. 81, n. 9, p. 1805–1814, 2011.

SHARIATZADEH, F.; MANDAL, P.; SRIVASTAVA, A. K. **Demand response for sustainable energy systems: A review, application and implementation strategy**. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l: s.n.], 2015

SHELLEY, M.; KRIPPENDORFF, K. Content Analysis: An Introduction to its Methodology. **Journal of the American Statistical Association**, v. 79, n. 385, p. 240, mar. 1984.

SHERWIN, E. D.; AZEVEDO, I. M. L. Characterizing the association between low-income electric subsidies and the intra-day timing of electricity consumption. **Environmental Research Letters**, v. 15, n. 9, 2020.

SHI, Y. et al. Study on Locations for Electricity Fee Payment in Rural Power Business Regions Driven by Data. **Proceedings - 9th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, IHMSC 2017**, v. 1, p. 381–384, 2017.

SI, J. et al. Assessment of building-integrated green technologies: A review and case study on applications of Multi-Criteria Decision Making (MCDM) method. **Sustainable Cities and Society**, v. 27, p. 106–115, 2016.

SIMPSON, G.; CLIFTON, J. The emperor and the cowboys: The role of government policy and industry in the adoption of domestic solar microgeneration systems. **Energy Policy**, v. 81, p. 141–151, 2015.

SOFUOGLU, M. A. A Novel Hybrid Multi Criteria Decision Making Model: Application to Turning Operations. **International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering**, v. 3, n. 5, 2017.

SOLOMON, B. D.; KRISHNA, K. The coming sustainable energy transition: History, strategies, and outlook. **Energy Policy**, v. 39, n. 11, p. 7422–7431, 1 nov. 2011.

SONG, Y.; SU, Y.; YANG, H. User Power Consumption Cluster Analysis Based on Cloud Computing and Improved K-means Algorithm. **2019 2nd International Conference on Information Systems and Computer Aided Education, ICISCAE 2019**, p. 505–510, 2019.

SULTAN, V. et al. A predictive model to forecast customer adoption of rooftop solar. **2016 4th International Symposium on Computational and Business Intelligence, ISCBI 2016**, p. 33–44, 2016.

SWARD, J. A. et al. Integrating social considerations in multicriteria decision analysis for utility-scale solar photovoltaic siting. **Applied Energy**, v. 288, 2021.

TANAKA, K. et al. Decision-making governance for purchases of solar photovoltaic systems in Japan. **Energy Policy**, v. 111, p. 75–84, 2017.

TAO, X. et al. Power consumption behavior analysis for customer side flexible resources based on data mining. **2021 IEEE 2nd International Conference on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering, ICBAIE 2021**, p. 431–435, 26 mar. 2021.

TAVAKKOLI, S. et al. **Spatiotemporal energy infrastructure datasets for the United States: A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l.: s.n.], 2021

TIDWELL, J. H.; TIDWELL, A.; NELSON, S. Surveying the solar power gap: Assessing the spatial distribution of emerging photovoltaic solar adoption in the State of Georgia, U.S.A. **Sustainability (Switzerland)**, v. 10, n. 11, p. 4117, 9 nov. 2018.

TOBERGTE, D. R.; CURTIS, S. **Key Performance Indicators: developing, implementing, and using winning KPIs**. New Jersey: John Wiley and Sons Ltd, 2013. v. 53.

TOLEDO, E. G. Research assessment in Humanities and Social Sciences in review. **Revista Espanola de Documentacion Cientifica**, v. 41, n. 3, 2018.

TOMMELEIN, I. D. Design science research in construction management: multi-disciplinary collaboration on the SightPlan system. **Construction Management and Economics**, 2020.

TOROGHI, S. H.; OLIVER, M. E. Framework for estimation of the direct rebound effect for residential photovoltaic systems. **Applied Energy**, v. 251, 2019.

TRANFIELD, D.; DENYER, D.; SMART, P. **Towards a Methodology for Developing Evidence-Informed Management Knowledge by Means of Systematic Review**. **British Journal of Management**. [S.l: s.n.], 2003

TSAUR, R. C.; LIN, Y. H. Exploring the consumer attitude of building-attached photovoltaic equipment using revised technology acceptance model. **Sustainability (Switzerland)**, v. 10, n. 11, 2018.

VALE, A. M. et al. Analysis of the economic viability of a photovoltaic generation project applied to the Brazilian housing program “Minha Casa Minha Vida”. **Energy Policy**, v. 108, p. 292–298, 2017.

VAN OPSTAL, W.; SMEETS, A. When Do Circular Business Models Resolve Barriers to Residential Solar Pv Adoption? **SSRN Electronic Journal**, 2022.

VILLAREAL, M. J. C.; MOREIRA, J. M. L. Household consumption of electricity in Brazil between 1985 and 2013. **Energy Policy**, v. 96, p. 251–259, 2016.

WANG, J. M.; CHEN, L. R.; ZHANG, S. Z. Research on DSM based distribution marketing decision support system. **2006 International Conference on Power System Technology, POWERCON2006**, p. 1042- + WE- Conference Proceedings Citation Index, 2007.

WANG, J.-J. J. et al. Review on multi-criteria decision analysis aid in sustainable energy decision-making. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 13, n. 9, p. 2263–2278, 2009.

WANG, W.; YU, N.; JOHNSON, R. A model for commercial adoption of photovoltaic systems in California. **Journal of Renewable and Sustainable Energy**, v. 9, n. 2, p. 273–284, 2017.

WANG, Y.; LIU, P.; YAO, Y. BMW-TOPSIS: A generalized TOPSIS model based on three-way decision. **Information Sciences**, v. 607, p. 799–818, 1 ago. 2022.

WANG, Z. et al. Distributed energy system for sustainability transition: A comprehensive assessment under uncertainties based on interval multi-criteria decision making method by coupling interval DEMATEL and interval VIKOR. **Energy**, v. 169, p. 750–761, 2019.

WEI, C.; ZHAO, J. N. The power customers mining based on fuzzy decision tree analysis. **Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services, GSIS 2007**, p. 764–767, 2007.

WENG, Y.; SHI, L.; BAO, Y. Power customer credit analysis and decision making using tolerant rough sets model. **2009 International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering, ICIII 2009**, v. 4, p. 515–518, 2009.

WISER, R. et al. Analyzing historical cost trends in California's market for customer-sited photovoltaics. **Progress in photovoltaics**, v. 15, n. 1, p. 69–85, jan. 2007.

XU, H.; ZHANG, N.; ZHOU, L. Validity Concerns in Research Using Organic Data. **Journal of Management**, 2019.

XU, Y. et al. A novel two-stage TOPSIS approach based on interval-valued probabilistic linguistic q-rung orthopair fuzzy sets with its application to MAGDM problems. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 116, p. 105413, 1 nov. 2022.

YADAV, G. et al. Developing a sustainable smart city framework for developing economies: An Indian context. **Sustainable Cities and Society**, v. 47, 2019.

YAMAGUCHI, Y. et al. Prediction of photovoltaic and solar water heater diffusion and evaluation of promotion policies on the basis of consumers' choices. **Applied Energy**, v. 102, p. 1148–1159, 2013.

YAN, X. et al. **A review on price-driven residential demand response. Renewable and Sustainable Energy Reviews**. [S.l: s.n.], 2018

YAZDI, M. et al. Improved DEMATEL methodology for effective safety management decision-making. **Safety Science**, v. 127, p. 104705, 2020.

YOUNG, S.; BRUCE, A.; MACGILL, I. Potential impacts of residential PV and battery storage on Australia's electricity networks under different tariffs. **Energy Policy**, v. 128, p. 616–627, 1 maio 2019.

ZANARDO, R. P. et al. Energy audit model based on a performance evaluation system. **Energy**, v. 154, 2018.

ZHAI, P.; WILLIAMS, E. D. Analyzing consumer acceptance of photovoltaics (PV) using fuzzy logic model. **Renewable Energy**, v. 41, p. 350–357, maio 2012a.

_____. Analyzing consumer acceptance of photovoltaics (PV) using fuzzy logic model. **Renewable Energy**, v. 41, p. 350–357, maio 2012b. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2011.11.041>>.

ZHAN, S. et al. Credit Anti Fraud Identification Method Based on Power Big Data. **ACM International Conference Proceeding Series**, RAYYAN-INCLUSION: {"Felipe"=>"Included"}, p. 735–741, 2021.

ZHANG, J.; BALLAS, D.; LIU, X. Neighbourhood-level spatial determinants of residential solar photovoltaic adoption in the Netherlands. **Renewable Energy**, v. 206, 2023.

ZHANG, X.; SHEN, L.; CHAN, S. Y. The diffusion of solar energy use in HK: What are the barriers? **Energy Policy**, v. 41, p. 241–249, 2012.

ZHAO, H.; GUO, S.; ZHAO, H. Comprehensive assessment for battery energy storage systems based on fuzzy-MCDM considering risk preferences. **Energy**, v. 168, 2019.

ZHOU, Q.; HOU, F.; HUANG, Y. Customer profiling-based optimal load shaving solution. **Proceedings of the 2013 IEEE 7th International Power Engineering and Optimization Conference, PEOCO 2013**, p. 250–255, 2013.

ZIEGEL, E. R. et al. Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. **Technometrics**, v. 40, n. 1, 1998.

APÊNDICE A – INSTRUMENTOS DE COLETA DE DADOS

Instrumento de coleta de dados I

Entrevista para a mensuração da relevância dos indicadores associados a previsão de adesão a tecnologia fotovoltaica

1. Sistema fotovoltaico

1.1 Custos do sistema (investimento e manutenção etc.)

Qual é o nível de relevância que os custos do sistema representam para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

1.2 Parâmetros técnicos (quantidade, potência, eficiência, tempo de vida etc.)

Qual é o nível de relevância que os parâmetros técnicos representam para a decisão de adesão do consumidor a geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

1.3 Estimativa de geração (irradiação solar, área do telhado etc.)

Qual é o nível de relevância que a estimativa de capacidade de geração no local representa para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

2. Custo-Benefício

2.1 Custo com eletricidade

Qual o nível de relevância que o custo com eletricidade representa para a decisão de adesão do consumidor a geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

2.2 Programas de incentivo

Qual é o nível de relevância que os programas de incentivo do governo ou os descontos das empresas integradoras representam para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

2.2 Taxas de juros

Qual é o nível de relevância que as taxas de juros (bancárias, consórcios, entre outros) representam para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

3. Perfil

3.1 Preocupação ambiental

Qual é o nível de relevância que a preocupação ambiental representa para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

3.2 Nível de conhecimento

Qual é o nível de relevância que o conhecimento sobre a tecnologia fotovoltaica representa para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

3.3 Interações entre agentes

Qual é o nível de relevância que outros consumidores com sistemas fotovoltaicos podem representar para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

4. Padrão de vida

4.1 Estilo de vida

Qual é o nível de relevância que o estilo de vida dos consumidores pode exercer para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

4.2 Dados Residenciais

Qual é o nível de relevância que o número de residentes e outros dados residenciais (eletrodomésticos, número de carros, entre outros) podem exercer para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

4.3 Valor da habitação

Qual é o nível de relevância que o valor (financeiro e local) da habitação podem exercer para a decisão de adesão do consumidor à geração distribuída fotovoltaica?

- a) Irrelevante
- b) Pouco Relevante
- c) Indiferente
- d) Relevante
- e) Muito Relevante

Questões discursivas:

5) Qual é a sua opinião a respeito da difusão fotovoltaica (implicações técnicas, políticas, econômicas, entre outros)?

6) Qual informação complementar você usaria para monitorar e prever a decisão do consumidor quanto à aquisição de sistemas fotovoltaicos? Por quê?

Instrumento de coleta de dados II

Questionário para mensuração do potencial de adoção à geração distribuída fotovoltaica
1 - Na sua opinião, o local onde você pretende instalar um sistema fotovoltaico possui uma localização adequada, com boa incidência solar e área apropriada?
A- Posso uma localização ruim, muito distante da rede, com baixa incidência solar e sem área apropriada
B- Posso uma localização razoável, distante da rede, com uma boa incidência solar e com uma área razoável
C- Posso uma localização razoável, um pouco distante da rede, com boa incidência solar e com uma boa área
D- Posso uma boa localização, próxima da rede, com ótima incidência solar e área muito boa
E- Posso uma localização muito boa, muito próxima da rede, com ótima incidência solar e ótima área
2 - Existe algo que interfira na irradiação solar do local onde você pretende instalar o sistema fotovoltaico (sombreamento)?
A- Existem vários objetos que fazem sombra, principalmente árvores e prédios
B- Existem alguns objetos que fazem sombra, mas são poucas árvores e prédios
C- Talvez exista algum objeto que faça sombra, mas pode ser que não atrapalhe
D- Não existem objetos que causam sombreamento, mas pode ocorrer devido a localização
E- Não existem objetos que causam sombreamento e é improvável que ocorra devido a localização
3 - Você acredita que os custos relacionados aos sistemas fotovoltaicos (aquisição, manutenção entre outros), estão adequados para o seu padrão financeiro?
A- Acredito que eles ainda estão elevados, muito acima do meu padrão financeiro
B- Acredito que eles ainda estão elevados, o que pode impactar negativamente o meu padrão financeiro
C- Acredito que eles tenham reduzido bastante, o que pode ser adequado para o meu padrão financeiro
D- Os custos parecem ser adequados e podem estar abaixo do meu padrão financeiro
E- Os custos estão muito adequados e abaixo do meu padrão financeiro
4 - Como você observa os seus custos mensais com energia elétrica?
A- Meus custos são muito baixos, consumo pouca energia elétrica e possuo tarifa social
B- Meus custos são baixos, não consumo muita energia elétrica e possuo tarifa incentivada (azul ou verde)
C- Meus custos são razoáveis, tenho um consumo de energia elétrica considerável e minha tarifa é moderada
D- Meus custos são altos, consumo bastante energia elétrica e minha tarifa é um pouco alta
E- Meus custos são muito altos, consumo muita energia elétrica e minha tarifa é alta
5 - Você possui acesso a algum incentivo relacionado aos custos com energia elétrica?
A- Sim, recebo desconto na taxa de iluminação, tarifa e outros
B- Sim, recebo desconto na taxa de iluminação ou na tarifa ou outros
C- Não, mas já recebi anteriormente
D- Não, nunca recebi desconto na fatura de energia elétrica
E- Não, nunca recebi desconto e pago taxas adicionais (indústria ou comércio)
6 - Você acredita que possui um bom acesso a financiamento para investir em um sistema fotovoltaico?
A- Não, meu crédito é baixo e não tenho acesso a financiamentos
B- Não, meu crédito é baixo e tenho acesso a financiamentos com juros altos
C- Sim, meu crédito é razoável e tenho acesso a financiamentos aceitáveis
D- Sim, meu crédito é bom e tenho acesso a bons financiamentos
E- Sim, meu crédito é excelente e tenho acesso aos melhores financiamentos

APÊNDICE B – CÁLCULO DE DISTÂNCIA GEOGRÁFICA

Para a preparação dos dados dos atributos “Localização Geográfica” e “Endereço”, o *software Jupyter Notebook* e a linguagem de programação *Python* foram instrumentais para a execução do cálculo das distâncias até o vizinho mais próximo com geração distribuída fotovoltaica e também para calcular da distância até o centro Utilizando bibliotecas especializadas, como a *geopy* para calcular distâncias geodésicas entre coordenadas geográficas, e a *GriSPy* para eficientemente identificar vizinhos mais próximos em conjuntos de dados 2D. A seguir é apresentado um exemplo de código *python* utilizado para o cálculo da distância do vizinho mais próximo.

```
import pandas as pd
from geopy.distance import geodesic
# Dados fornecidos
data = {
    "IDUC": [735, 899, 918, 1234, 1263, 1600, 2770, 3068, 4517, 7769, 8214],
    "UC com GD": ["não", "sim", "não", "sim", "não", "não", "não", "não", "sim", "não",
    "não"],
    "latitude": [-28.280127, -28.286995, -28.284540, -28.286156, -28.285155, -28.297547, -
    28.287398, -28.292797, -28.310543, -28.280344, -28.294459],
    "longitude": [-52.781483, -52.787732, -52.788865, -52.791112, -52.792539, -52.797109, -
    52.794793, -52.800100, -52.789951, -52.789457, -52.732791]
}
df = pd.DataFrame(data)
# Função para calcular distância geodésica
def calcular_distancia(coord1, coord2):
    return geodesic(coord1, coord2).kilometers
# Criar colunas para armazenar as distâncias
for i, uc1 in df.iterrows():
    distances = {}
    coord1 = (uc1["latitude"], uc1["longitude"])
    for j, uc2 in df.iterrows():
        if i != j:
            coord2 = (uc2["latitude"], uc2["longitude"])
```

```

    distancia = calcular_distancia(coord1, coord2)
    distancias[uc2["IDUC"]] = distancia

    df.at[i, "distancias"] = str(distancias)

# Exibir DataFrame resultante

print(df[["IDUC", "UC com GD", "latitude", "longitude", "distancias"]])

```

Resultado:

```

    IDUC UC com GD latitude longitude \
0 - 735 não -28.280127 -52.781483
1 - 899 sim -28.286995 -52.787732
2 - 918 não -28.284540 -52.788865
3 - 1234 sim -28.286156 -52.791112
4 - 1263 não -28.285155 -52.792539
5 - 1600 não -28.297547 -52.797109
6 - 2770 não -28.287398 -52.794793
7 - 3068 não -28.292797 -52.800100
8 - 4517 sim -28.310543 -52.789951
9 - 7769 não -28.280344 -52.789457
10 - 8214 não -28.294459 -52.732791

    distancias
0 {899: 0.9773227166875774, 918: 0.8738765699760...
1 {735: 0.9773227166875774, 918: 0.2939009825155...
2 {735: 0.8738765699760223, 899: 0.2939009825155...
3 {735: 1.1570559730252155, 899: 0.3443696441973...
4 {735: 1.2194004656106827, 899: 0.5137713421411...
5 {735: 2.4651131916671623, 899: 1.4878302006351...
6 {735: 1.5343733653127336, 899: 0.6941213852351...
7 {735: 2.303718910372758, 899: 1.37312461239448...
8 {735: 3.471666267886386, 899: 2.61875146102990...
9 {735: 0.7826686327300798, 899: 0.7562676395468...
10 {735: 5.033826109164498, 899: 5.45263570691186...

```

A seguir é apresentado um exemplo de código *python* utilizado para o cálculo da distância para o centro.

```

import pandas as pd

from geopy.distance import geodesic

# Coordenadas do ponto central

centro_latitude = -28.2845119

centro_longitude = -52.7856925

centro_coords = (centro_latitude, centro_longitude)

```

Dados das unidades consumidoras

```
dados_uc =
```

```
[{"IDUC": 735, "UC com GD": "n\u00e3o", "latitude": -28.280127, "longitude": -52.781483},
 {"IDUC": 899, "UC com GD": "sim", "latitude": -28.286995, "longitude": -52.787732},
 {"IDUC": 918, "UC com GD": "n\u00e3o", "latitude": -28.284540, "longitude": -52.788865},
 {"IDUC": 1234, "UC com GD": "sim", "latitude": -28.286156, "longitude": -52.791112},
 {"IDUC": 1263, "UC com GD": "n\u00e3o", "latitude": -28.285155, "longitude": -52.792539},
 {"IDUC": 1600, "UC com GD": "n\u00e3o", "latitude": -28.297547, "longitude": -52.797109},
 {"IDUC": 2770, "UC com GD": "n\u00e3o", "latitude": -28.287398, "longitude": -52.794793},
 {"IDUC": 3068, "UC com GD": "n\u00e3o", "latitude": -28.292797, "longitude": -52.800100},
 {"IDUC": 4517, "UC com GD": "sim", "latitude": -28.310543, "longitude": -52.789951},
 {"IDUC": 7769, "UC com GD": "n\u00e3o", "latitude": -28.280344, "longitude": -52.789457},
 {"IDUC": 8214, "UC com GD": "n\u00e3o", "latitude": -28.294459, "longitude": -52.732791},]
```

Calcular dist\u00e2ncias

```
for uc in dados_uc:
```

```
    uc_coords = (uc["latitude"], uc["longitude"])
```

```
    distancia = geodesic(centro_coords, uc_coords).kilometers
```

```
    uc["distancia_ate_centro"] = distancia
```

Exibir dist\u00e2ncias

```
for uc in dados_uc:
```

```
    print(f'Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC {uc["IDUC"]}: {uc["distancia_ate_centro"]:.2f} km')
```

Resultados:

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 735: 0.64 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 899: 0.34 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 918: 0.31 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 1234: 0.56 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 1263: 0.68 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 1600: 1.83 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 2770: 0.95 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 3068: 1.69 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 4517: 2.91 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 7769: 0.59 km

Dist\u00e2ncia at\u00e9 a UC 8214: 5.31 km

APÊNDICE C – REGISTRO DE SOFTWARE



REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL
 MINISTÉRIO DA ECONOMIA
 INSTITUTO NACIONAL DA PROPRIEDADE INDUSTRIAL
 DIRETORIA DE PATENTES, PROGRAMAS DE COMPUTADOR E TOPOGRAFIAS DE CIRCUITOS INTEGRADOS

Certificado de Registro de Programa de Computador

Processo Nº: **BR512022001582-0**

O Instituto Nacional da Propriedade Industrial expede o presente certificado de registro de programa de computador, válido por 50 anos a partir de 1º de janeiro subsequente à data de 30/07/2021, em conformidade com o §2º, art. 2º da Lei 9.609, de 19 de Fevereiro de 1998.

Título: Diagnóstico do potencial de migração das Unidades Consumidoras para a geração distribuída fotovoltaica

Data de publicação: 30/07/2021

Data de criação: 30/07/2021

Titular(es): UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA; CENTRAIS ELÉTRICAS DE CARAZINHO S.A. - ELETROCAR

Autor(es): JULIO CEZAR MAIRESSE SILUK; FELIPE MORAES DO NASCIMENTO

Linguagem: HTML; JAVA SCRIPT; PHP

Campo de aplicação: EN-01; EN-02; IF-01; IF-10

Tipo de programa: FA-04; GI-08; TI-03

Algoritmo hash: SHA-512

Resumo digital hash:

84d8ecb505a8cfde71d794990bbaa638b1b557f65930b7b991bf3d4e6d52f664eccc2b71daf1a6ba920196b68982c93c4a13849c39a3a73c67e4ef1b45c62471

Expedido em: 05/07/2022

Aprovado por:

Joelson Gomes Pequeno

Chefe Substituto da DIPTO - PORTARIA/INPI/DIRPA Nº 02, DE 10 DE FEVEREIRO DE 2021