RESSALVA

Atendendo solicitação do(a) autor(a), o texto completo desta Dissertação será disponibilizado somente a partir de 09/06/2026

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP

Faculdade de Engenharia e Ciências - campus de Guaratinguetá

LUCAS FURTADO RODRIGUES

ESTIMAÇÃO DE CURVAS DE CARGA DE UNIDADES CONSUMIDORAS RESIDENCIAIS:

uma abordagem utilizando sistemas de inferência *fuzzy* tipo-1, *fuzzy* tipo-2 intervalar e neuro-*fuzzy*

Guaratinguetá

2025

LUCAS FURTADO RODRIGUES

ESTIMAÇÃO DE CURVAS DE CARGA DE UNIDADES CONSUMIDORAS RESIDENCIAIS:

uma abordagem utilizando sistemas de inferência *fuzzy* tipo-1, *fuzzy* tipo-2 intervalar e neuro-*fuzzy*

Dissertação, apresentada à Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia e Ciências , Guaratinguetá, para obtenção do título de Mestre em Engenharia.

Área de Concentração: Produção

Orientador: Profª Dra. Paloma Maria Silva Rocha Rizol

Guaratinguetá

2025

Rodrigues, Lucas Furtado
R696e Estimação de curvas de carga de unidades consumidoras residenciais: uma abordagem utilizando sistemas de inferência fuzzy tipo-1, fuzzy tipo-2 intervalar e Neuro-fuzzy / Lucas Furtado Rodrigues - Guaratinguetá, 2025.
77 f : il.
Bibliografia: f. 71-75

Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia e Ciências de Guaratinguetá, 2025.

Orientadora: Profª. Drª. Paloma Maria Silva Rocha Rizol

1. Energia elétrica - Consumo. 2. Lógica fuzzy.
3. Redes inteligentes de energia. 4. Medidores elétricos
I. Título.

CDU 620.92(043)

Luciana Máximo
Bibliotecária/CRB-8 3595

IMPACTO POTENCIAL DESTA PESQUISA

Esta pesquisa traz um impacto ao contribuir com o avanço dos modelos de estimativa de consumo de energia elétrica residencial, podendo, favorecer o planejamento do sistema elétrico, subsidiar programas de eficiência energética e contribuir na formação de cidadãos mais conscientes com a sustentabilidade e responsabilidade socioambiental.

POTENTIAL IMPACT OF THIS RESEARCH

This research has an impact by contributing to the advancement of residential electricity consumption estimation models, which can facilitate electrical system planning, support energy efficiency programs, and contribute to the development of citizens who are more aware of sustainability and social and environmental responsibility.

LUCAS FURTADO RODRIGUES

Estimação de curvas de carga de unidades consumidoras residenciais: Uma abordagem com sistemas de inferência fuzzy tipo-1, fuzzy tipo-2 intervalar e Neuro-Fuzzy.

Dissertação apresentada à Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia e Ciências de Guaratinguetá, para obtenção do título de Mestre em Engenharia

Data da defesa: 08/12/2025

Banca Examinadora:

gov.br
Documento assinado digitalmente
PALOMA MARIA SILVA ROCHA RIZOL
Data: 09/12/2025 12:04:03-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Profa. Dra. PALOMA MARIA SILVA ROCHA RIZOL

Orientador - UNESP

gov.br
Documento assinado digitalmente
RUBENS ALVES DIAS
Data: 09/12/2025 13:53:03-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. RUBENS ALVES DIAS

UNESP

gov.br
Documento assinado digitalmente
JOSE ARNALDO FRUTUOSO ROVEDA
Data: 09/12/2025 16:47:50-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. JOSE ARNALDO FRUTUOSO ROVEDA

UNESP

Dedico este trabalho à minha família.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à Deus, que me deu saúde e a oportunidade de realizar este trabalho, colocando pessoas maravilhoas durante todo o caminho percorrido.

À minha filha e minha esposa, cujo amor e compreensão foram fundamentais para a realização deste trabalho, as quais estiveram presentes desde o início dessa jornada. O apoio nos momentos difíceis foi uma fonte de motivação e equilíbrio durante todo o percurso.

Aos meus pais, que sempre foram minha base e meu porto seguro. Este trabalho é, em grande parte, fruto do exemplo de valores e determinação que recebi de vocês. A orientação, os valores e os exemplos de integridade transmitidos ao longo de minha vida foram determinantes para que esta etapa fosse alcançada.

À orientadora, profª Dra. Paloma Maria Silva Rocha Rizol, cuja orientação, conhecimento e dedicação foram fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho. Orientação esta que não foi apenas acadêmica, mas também valiosos aprendizados de vida. Sou grato pela confiança em mim depositada e pelo tempo dedicado ao acompanhamento e aprimoramento de cada etapa deste processo.

Aos meus avós, por me incentivarem, muitas vezes sem nem mesmo saber, a seguir o caminho da engenharia, pelos exemplos de honestidade e trabalho. Agradeço por me ensinarem muita coisa, algumas das quais só consigo compreender nos dias de hoje.

Agradeço aos amigos e professores que fizeram parte da minha trajetória ao longo de toda a vida e aos que ainda estão presentes. A cada um, deixo meu reconhecimento pelo incentivo, pelas trocas de conhecimento, pelas conversas informais e pelos momentos de distração que contribuíram para a construção deste percurso.

“Intelligence is the ability to adapt to change.”
(Stephen Hawking)

RESUMO

Durante as últimas décadas, o consumo de energia elétrica no setor residencial vem aumentando e diferentes tipos de cargas vem sendo utilizadas, aliando isso com o avanço das tecnologias, o comportamento do consumidor tem se alterado, ficando evidenciado que cada vez mais a importância do aperfeiçoamento dos modelos de consumo de energia elétrica de unidades consumidoras residenciais, visando incorporar as mudanças de hábito e as incertezas do consumidor. O presente trabalho propõe a utilização de sistemas de inferência *fuzzy* tipo-1, *fuzzy* tipo-2 intervalar e *fuzzy* baseado em redes adaptativas para a estimativa do consumo de energia elétrica de unidades residenciais, considerando fatores comportamentais do consumidor, climáticos e socioeconômicos. O conjunto de dados utilizado para modelagem e validação possui 2073 amostras de consumo horário coletados da Pesquisa de Posse e Hábitos de Uso de equipamentos elétricos na classe residencial 2019, elaborada por meio do Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica – Procel. Os modelos foram implementados utilizando a linguagem de programação *Python*, sendo uma alternativa gratuita ao *software* MatLab. Os resultados foram avaliados pelo erro absoluto médio, erro percentual absoluto médio, erro quadrático médio e pela raiz do erro quadrático médio. Os modelos desenvolvidos apresentaram bons resultados e conseguiram correlacionar os aspectos climáticos, econômicos-sociais e comportamentais humano para a estimação do consumo de energia elétrica em unidades consumidoras residenciais, sendo que o modelo utilizando sistema de inferência *fuzzy* baseado em redes adaptativas obteve o melhor resultado.

Palavras-Chave: consumo de energia residencial; lógica *fuzzy*; sistema de inferência *fuzzy* tipo-1; sistema de inferência *fuzzy* tipo-2 intervalar; sistema *fuzzy* baseado em redes adaptativas.

ABSTRACT

Over the last few decades, electricity consumption in the residential sector has been increasing and different types of loads have been used. Combined with advances in technology, consumer behavior has changed, making it increasingly important to improve models of electricity consumption in residential consumer units, in order to incorporate changes in habits and consumer uncertainties. This work proposes the use of type-1 fuzzy inference systems, interval type-2 fuzzy inference systems and adaptive-networks-based fuzzy inference systems to estimate the electricity consumption of residential units, taking into account consumer behavior, climate and socioeconomic factors. The data set used for modeling and validation has 2073 hourly consumption samples that were collected from the 2019 survey of ownership and habits of use of electrical equipment in the residential class, prepared through the National Electric Energy Conservation Program - Procel. The models were implemented using the Python programming language, which is a free alternative to the software MatLab. The results were evaluated by mean absolute error, mean absolute percentage error, mean square error and root mean square error. The developed models showed good results and were able to correlate climatic, socioeconomic, and behavioral aspects to estimate electricity consumption in residential units. The adaptive-networks-based fuzzy inference system model obtained the best results.

Keywords: residential energy consumption; fuzzy logic; type-1 fuzzy inference system; interval type-2 fuzzy inference system; Adaptive-Networks-Based Fuzzy Inference Systems.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 Histórico do consumo mensal de energia elétrica 15
Figura 2 Parcela de consumo dos setores 16
Figura 3 Taxa de crescimento do consumo de energia elétrica para o ano de 2024, em relação ao ano de 2023 17
Figura 4 Taxa de crescimento anual do consumo de energia elétrica do setor residencial 17
Figura 5 Interações com relação ao consumo de energia elétrica do setor residencial 18
Figura 6 Métodos *top-down* e *bottom-up* para a estimativa de consumo de energia . 21
Figura 7 Publicações por ano 22
Figura 8 Publicações por país 22
Figura 9 Publicações por ano incluindo o termo *fuzzy* 25
Figura 10 Co-ocorrências de palavras chaves entre as publicações 26
Figura 11 Diagrama de blocos de um T1FIS 29
Figura 12 Função de pertinência triangular com adição de uma FOU 30
Figura 13 Diagrama de blocos de um IT2FIS 30
Figura 14 Arquitetura ANFIS 32
Figura 15 Classificação da Pesquisa 39
Figura 16 Fluxograma das etapas da pesquisa 41
Figura 17 Tela do PPH 2019 WEB 43
Figura 18 Tela da curva de carga para a região sudeste 43
Figura 19 Tela da curva de carga para a região sudeste em formato de tabela 44
Figura 20 Consumo de energia elétrica por hora no ano de 2019, por classe social e por mês 44
Figura 21 Dados de temperatura com possíveis *outliers* 46
Figura 22 Dados de temperatura com a exclusão dos *outliers* 46
Figura 23 Funções de pertinência triangular e trapezoidal 49
Figura 24 Funções de pertinência do modelo T1FIS para a entrada “renda familiar” . 50
Figura 25 Funções de pertinência do modelo T1FIS para a entrada “temperatura” . . 51
Figura 26 Funções de pertinência do modelo T1FIS para a entrada “horário” 52
Figura 27 Funções de pertinência do modelo T1FIS para a saída “consumo de energia” 53
Figura 28 Funções de pertinência do modelo IT2FIS para a entrada “renda familiar” 57
Figura 29 Funções de pertinência do modelo IT2FIS para a entrada “temperatura” . 58
Figura 30 Funções de pertinência do modelo IT2FIS para a entrada “horário” 59
Figura 31 Funções de pertinência do modelo IT2FIS para a saída “consumo de energia” 61
Figura 32 Valores esperados *vs* valores estimados para modelo T1FIS-1 63
Figura 33 Valores esperados *vs* valores estimados para modelo IT2FIS 65

Figura 34 Valores esperados *vs* valores estimados para modelo ANFIS (dados de treinamento) 68
Figura 35 Valores esperados *vs* valores estimados para modelo ANFIS (dados de validação) 68
Figura 36 Valores esperados *vs* valores estimados para modelo IT2FIS 69

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Principais funções do módulo *fuzz.membership* 35
Tabela 2 – Métodos de defuzificação do módulo *skfuzzy.defuzz* 36
Tabela 3 – Funções do módulo de controle *skfuzzy.control* 36
Tabela 4 – Principais classes da biblioteca *pyit2fls* 36
Tabela 5 – Principais métodos da classe IT2Mamdani 37
Tabela 6 – Principais funções e métodos da biblioteca *lazuardy_anfis* 38
Tabela 7 – Parâmetros de classificação do modelo T1FIS para a entrada “classe social” 50
Tabela 8 – Parâmetros de classificação do modelo T1FIS para a entrada “temperatura” . 51
Tabela 9 – Parâmetros de classificação do modelo T1FIS para a entrada “horário” . . . 52
Tabela 10 – Parâmetros de classificação do modelo T1FIS para a saída “consumo de energia” 53
Tabela 11 – Base de Regras 54
Tabela 12 – Parâmetros de classificação do modelo IT2FIS para a entrada “renda familiar” 57
Tabela 13 – Parâmetros de classificação do modelo IT2FIS para a entrada “temperatura” 58
Tabela 14 – Parâmetros de classificação do modelo IT2FIS para a entrada “horário” . . . 59
Tabela 15 – Parâmetros de classificação do modelo IT2FIS para a saída “consumo de energia” 60
Tabela 16 – Detalhes dos modelos T1FIS testados 64
Tabela 17 – Resultados das métricas de avaliação dos modelos T1FIS 64
Tabela 18 – Detalhes dos modelos IT2FIS testados 66
Tabela 19 – Resultados das métricas de avaliação dos modelos IT2FIS 66
Tabela 20 – Resultados das métricas de avaliação do modelo ANFIS 67
Tabela 21 – Resultados das métricas de avaliação do modelo ANFIS 69

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANFIS	Sistema de Inferência Neuro-*Fuzzy* Adaptativo, do inglês *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*
FOU	Mancha de Incerteza, do inglês *Footprint Of Uncertainty*
GLD	Gerenciamento pelo Lado da Demanda
GA-ANFIS	Sistema de Inferência Fuzzy baseado em Redes Adaptativas utilizando Algoritmos Genético, do inglês *Genetic Algorithm - Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*
INMET	Instituto Nacional de Metereologia
IT2FIS	Sistema de Inferência *Fuzzy* Tipo-2 Intervalar, do inglês *Interval Type-2 Fuzzy Inference System*
KM	Karnick-Mendel
LMF	Função de Pertinência Inferior, do inglês *Lower Membership Function*
MAE	Erro Absoluto Médio, do inglês *Mean Absolute Error*
MAPE	Erro Absoluto Médio Percentual, do inglês *Mean Absolute Percentage Error*
MSE	Erro Quadrático Médio, do inglês *Mean Squared Error*
PIB	Produto Interno Bruto
Procel	Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica
RMSE	Raíz Quadrada do Erro Quadrático Médio, do inglês *Root Mean Squared Error*
RNAs	Redes Neurais Artificiais
SAE	*Statistically Adjusted Engineering*
T1FIS	Sistema de Inferência *Fuzzy* Tipo-1, do inglês *Type-1 Fuzzy Inference System*
TUS	Pesquisa de Uso do Tempo, do inglês *Time Use Survey*
UMF	Função de Pertinência Superior, do inglês *Upper Membership Function*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 15
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA 15
1.2 OBJETIVOS 19
1.3 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA 19
1.4 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA 27
1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO 27

2 REFERENCIAL TEÓRICO 28
2.1 SISTEMA DE INFERÊNCIA *FUZZY* TIPO-1 28
2.2 SISTEMA DE INFERÊNCIA *FUZZY* TIPO-2 INTERVALAR 29
2.3 SISTEMA DE INFERÊNCIA NEURO-*FUZZY* ADAPTATIVO 31
2.4 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO 33
2.4.1 Erro Médio Absoluto (MAE) 33
2.4.2 Erro Médio Quadrático (MSE) 33
2.4.3 Raíz Quadrada do Erro Quadrático Médio (RMSE) 34
2.4.4 Erro Absoluto Médio Percentual (MAPE) 34
2.5 SISTEMAS DE INFERÊNCIA *FUZZY* UTILIZANDO *PYTHON* 34
2.5.1 Biblioteca *skfuzzy* 35
2.5.2 Biblioteca *pyit2fls* 36
2.6 Biblioteca *lazuardy_anfis* 37

3 MATERIAL E MÉTODO 39
3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA 39
3.2 LOCAL DE ESTUDO 40
3.3 ETAPAS DA PESQUISA 40
3.3.1 Aquisição de dados 40
3.3.1.1 Dados de consumo e curva de carga 42
3.3.1.2 Dados de temperatura 44
3.3.2 Pré-processamento dos dados 45
3.3.3 Modelagem 47
3.3.3.1 Modelo T1FIS 47
3.3.3.1.1 Renda Familiar 49
3.3.3.1.2 Temperatura 50
3.3.3.1.3 Horário 51
3.3.3.1.4 Consumo de Energia 52
3.3.3.1.5 Base de regras e validação 53

3.3.3.2 Modelo IT2FIS 56
3.3.3.2.1 Renda Familiar *56*
3.3.3.2.2 Temperatura *57*
3.3.3.2.3 Horário *58*
3.3.3.2.4 Consumo de energia *59*
3.3.3.2.5 Base de regras e simulação *61*
3.3.4 Modelo ANFIS **61**

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES **63**
4.1 MODELO T1FIS 63
4.2 MODELO IT2FIS 64
4.3 MODELO ANFIS 67

5 CONCLUSÕES **70**

REFERÊNCIAS **71**

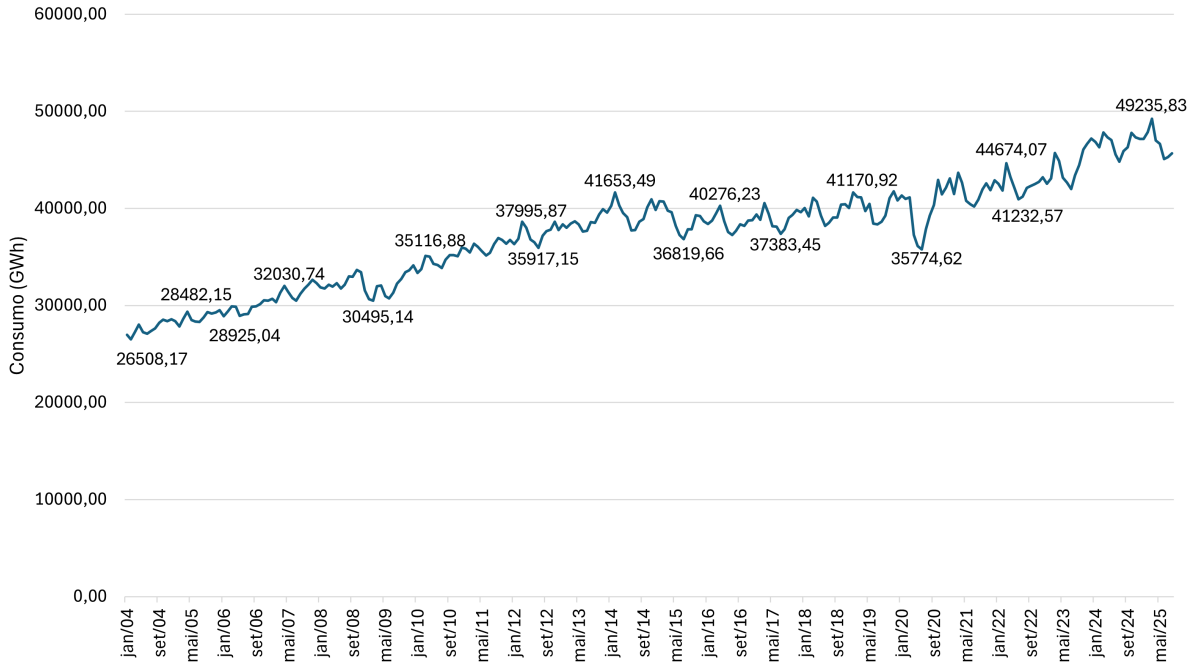
DADOS CURRICULARES **76**

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

O consumo de energia elétrica no Brasil vem crescendo ao longo do tempo e em março de 2025 chegou à marca de 49.235,83 GWh, sendo o recorde de consumo da série histórica, que é medida desde 2004 (EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2025). A Figura 1 apresenta o histórico de consumo mensal de energia elétrica desde o ano de 2004 até setembro de 2025.

Figura 1 – Histórico do consumo mensal de energia elétrica

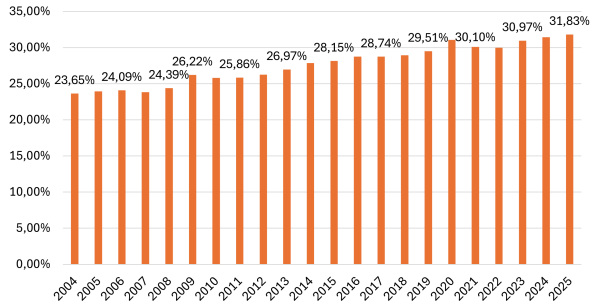


Fonte: Elaborado pelo autor.

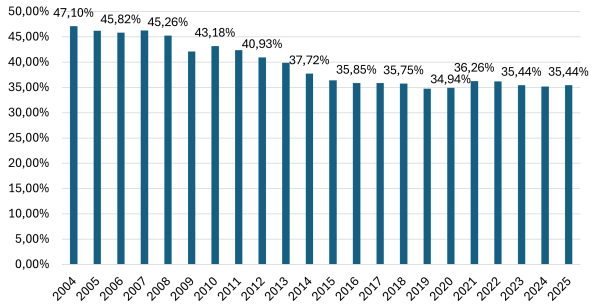
Neste cenário, pode-se destacar o setor residencial, o qual vem, ao longo dos anos, aumentando sua parcela de participação no consumo de energia brasileiro, conforme apresentado na Figura 2a. Observa-se que no ano de 2004 o consumo de tal setor era de 23,64% de toda a energia consumida no Brasil e nos últimos anos (de 2020 até 2024) ficou próximo de 31%, atingindo a marca de 31,83% em 2025[1]. Em contrapartida, o setor industrial vem reduzindo, ao longo do tempo, sua parcela de participação no consumo de energia elétrica, saindo de 47,10% em 2004 para 35,44% em 2025[1], conforme apresentado pela Figura 2b. O setor comercial teve um pequeno aumento na parcela de consumo, apresentado na Figura 2c, enquanto o consumo de outros setores apresentou uma leve subida entre os anos de 2015 e 2018, seguido de uma redução nos anos seguintes, até atingir o valor de 14,56%, conforme ilustrado na Figura 2d.

[1] considerando dados disponibilizados até set/2025

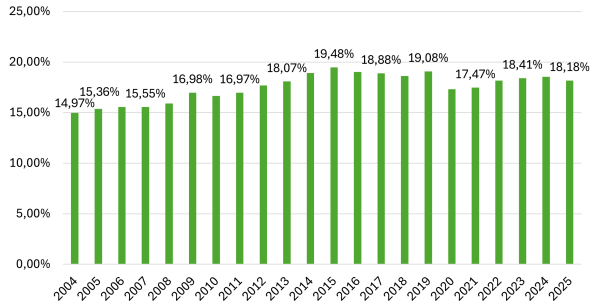
Figura 2 – Parcela de consumo dos setores



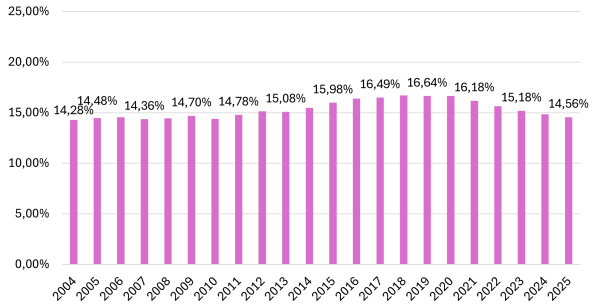
(a) Parcela de consumo do setor residencial



(b) Parcela de consumo do setor industrial



(c) Parcela de consumo do setor comercial



(d) Parcela de consumo de outros setores

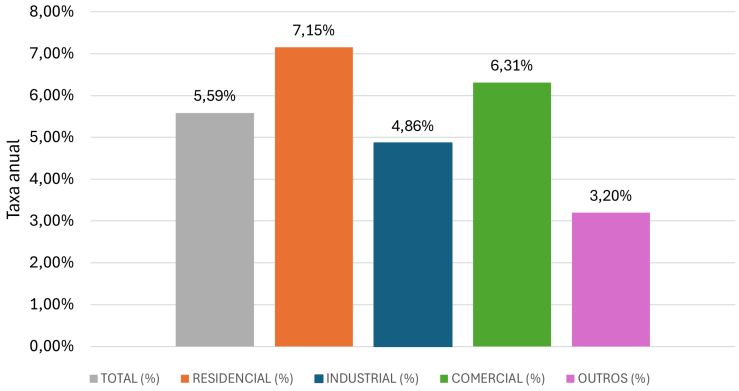
Fonte: Elaborado pelo autor.

Além do aumento da parcela de consumo, o setor residencial apresenta a maior taxa de crescimento do consumo de energia elétrica, sendo de 7,15% no ano de 2024 em relação ao ano de 2023. A Figura 3 apresenta a taxa de crescimento do consumo de energia elétrica para todos os setores.

As taxas de crescimento anual, em relação ao ano anterior, para o setor residencial são apresentadas na Figura 4. Pode-se notar que elas são positivas ao longo do tempo, com uma pequena exceção para o ano de 2015, onde obteve um valor negativo de 0,84%. Observa-se também que, no ano de 2023, foi obtida a maior taxa de crescimento desse setor. A alta taxa de crescimento nos últimos anos é reflexo do fenômeno climático *El Niño*, que causa aumento da temperatura média em algumas regiões, ondas de calor e um clima mais seco. Aliado a isso, houve um aumento no número de unidades consumidoras residenciais, redução das perdas de energia elétrica, diminuição das quedas de energia elétrica (bem como da frequência dessas ocorrências) e melhora nos indicadores macroeconômicos, tais como emprego, renda e consumo das famílias, corroborando para elevar o consumo de energia elétrica (EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2023; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2024).

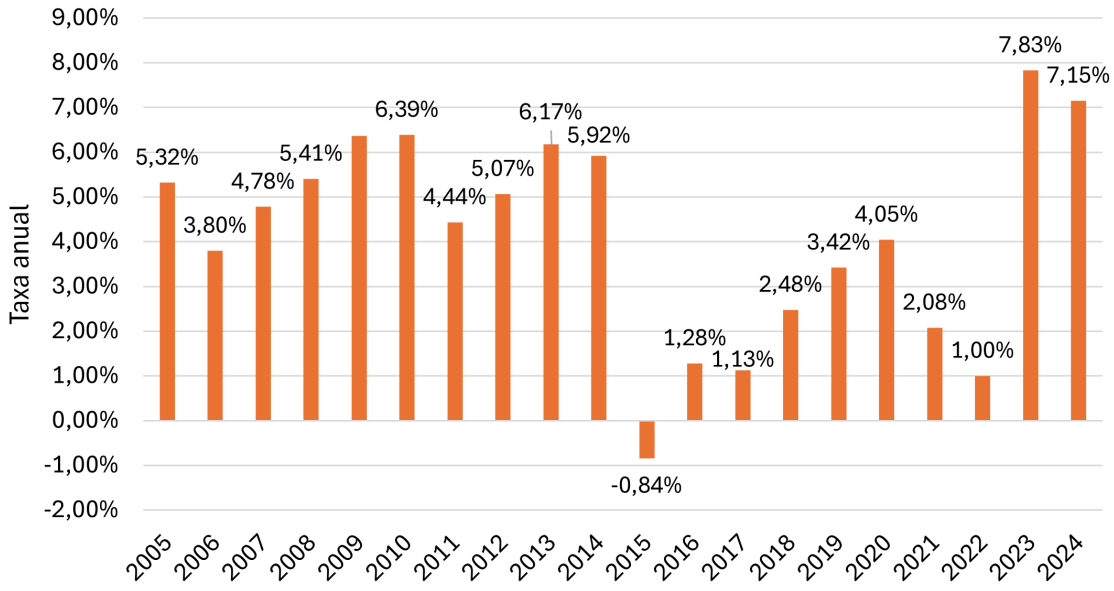
Nos últimos anos, a eletricidade tem sido a principal fonte de energia das residências, e isso deve aumentar nos próximos anos devido ao aumento da posse de alguns eletrodomésticos e ao incremento do uso destes em residências onde não há o hábito de utilização, como em famílias de baixa renda. Além disso, a necessidade de energia das residências pode mudar devido à

Figura 3 – Taxa de crescimento do consumo de energia elétrica para o ano de 2024, em relação ao ano de 2023



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4 – Taxa de crescimento anual do consumo de energia elétrica do setor residencial



Fonte: Elaborado pelo autor.

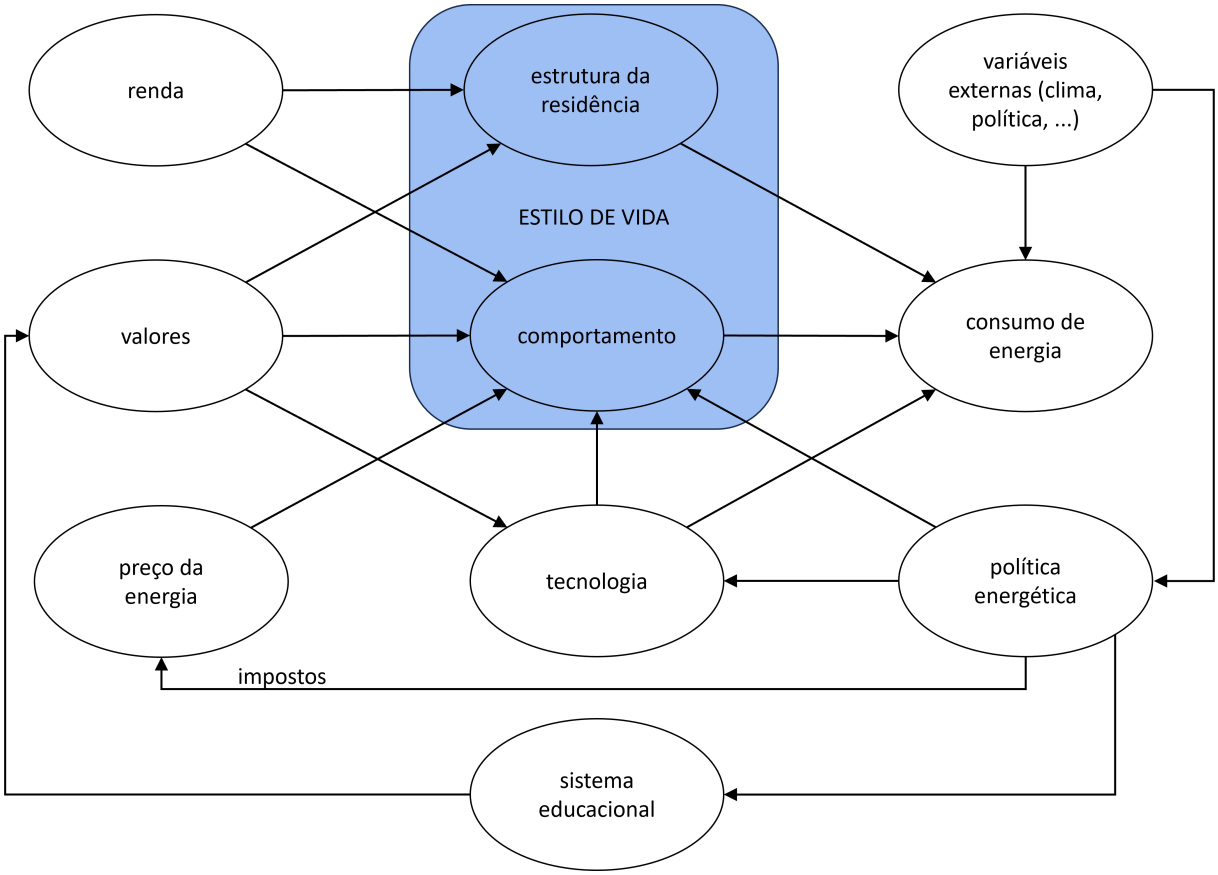
mudanças em hábitos pessoais, políticas públicas ou eventos imprevistos (BRASIL. Ministério de Minas e Energia; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2023).

Dessa forma, com o aumento do consumo de energia elétrica residencial e a projeção para a continuação da elevação, a estimativa de curvas de carga para o setor residencial torna-se uma ferramenta de grande importância para melhorar o uso dos recursos energéticos. Tais estimativas são realizadas por meio de modelos desenvolvidos para prever o consumo de energia no setor residencial.

Dias, Mattos e Balestieri (2004) propõem um esquema básico de definições e interações relacionadas ao consumo de energia elétrica no setor residencial, apresentado na Figura 5. Neste esquema, pode-se observar que existem muitas variáveis que influenciam o consumo de energia,

tais como o clima, o comportamento do consumidor, a estrutura residencial, a eficiência, as políticas energéticas e o sistema educacional. Dessa maneira, pode-se compreender a complexidade de caracterizar o consumo, bem como suas correlações com os fatores influenciadores (MORISHITA, 2011).

Figura 5 – Interações com relação ao consumo de energia elétrica do setor residencial



Fonte: Adaptado de Dias, Mattos e Balestieri (2004)

No Brasil, para melhorar o aproveitamento dos recursos energéticos, o país deve desenvolver políticas públicas que considerem não apenas o crescimento do consumo de energia, mas também o comportamento do consumidor (BRASIL. Ministério de Minas e Energia; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2020). O Plano Nacional de Energia – PNE 2050 recomenda o aperfeiçoamento dos modelos de previsão da curva de carga de energia elétrica, incorporando uma maior participação dos consumidores e as incertezas associadas.

Durante décadas, as pesquisas relacionadas à estimativa da consumo de energia elétrica ao longo de um determinado período tem focado no consumo anual e em modelos que consideram a carga da rede elétrica como uma demanda total de energia, sem a preocupação com a fonte de consumo (GRANDJEAN; ADNOT; BINET, 2012; PROEDROU, 2021). Dessa maneira, objetivando o comportamento da fonte de consumo, na presente pesquisa, optou-se por utilizar a lógica *fuzzy* para estimar a curva de carga de consumo residencial, levando em consideração os aspectos inerentes às incertezas associadas.

Como a teoria dos conjuntos *fuzzy* foi criada para tratar do aspecto vago da informação (ZADEH, 1965) e a teoria das possibilidades para tratar a incerteza da informação (ZADEH, 1999), tais teorias são intimamente ligadas e, com isso, é possível tratar tanto a imprecisão quanto a incerteza de um conjunto de informações, sendo muito utilizadas em sistemas que utilizam as informações fornecidas por seres humanos (SANDRI, S. ; CORREA, C., 1999).

1.2 OBJETIVOS

O objetivo geral deste trabalho é a construção de modelos de previsão para estimar o consumo de energia elétrica para unidades consumidoras residenciais, utilizando uma ferramenta de desenvolvimento de software gratuita que possibilite a construção e a simulação desses modelos. Tais modelos devem levar em consideração os aspectos climáticos, os aspectos econômicos-sociais e os aspectos comportamentais humanos. Tais modelos serão feitos utilizando o Sistema de Inferência *Fuzzy* Tipo-1 (T1FIS, do inglês *Type-1 Fuzzy Inference System*), o Sistema de Inferência *Fuzzy* Tipo-2 Intervalar (IT2FIS, do inglês *Interval Type-2 Fuzzy Inference System*) e o Sistema *Fuzzy* Baseado em Redes Adaptativas (ANFIS, do inglês *Adaptive-Networks-Based Fuzzy Inference Systems*).

Para que o objetivo geral seja atingido, deve-se cumprir os objetivos específicos, conforme apresentados a seguir:

- Utilizar uma ferramenta gratuita para a construção e simulação dos modelos, bem como para a análise e tratamento dos dados;
- Avaliar o impacto de fatores climáticos, socioeconômicos e comportamentais humanos nos modelos de previsão do consumo de energia residencial.

1.3 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA

Modelos de estimativa de curva de carga são sistemas que reproduzem, de forma agregada, o consumo de eletricidade de todos os dispositivos elétricos em uma residência ao longo de um determinado período de tempo (PROEDROU, 2021). De acordo com EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA (2021), há a necessidade de delimitar bem a aplicação do modelo de acordo com o objeto de estudo, podendo ser em termos de fontes energéticas, horizontes de tempo, classes de renda, perfis sociais e outros aspectos.

Os modelos para a estimativa de curva de carga podem ser classificados de acordo com dois métodos: *top-down* e *bottom-up* (SWAN; UGURSAL, 2009; GRANDJEAN; ADNOT; BINET, 2012; PROEDROU, 2021; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2021).

Os métodos *top-down*, em geral, utilizam como entrada um conjunto de dados menor e de maneira agregada, não necessitando de separação de acordo com as características do setor residencial. Tais métodos buscam a correlação entre o consumo de energia e aspectos gerais (macrovariáveis), tais como o Produto Interno Bruto (PIB), a taxa de desemprego, estatísticas

sobre a população e o número de domicílios (ABREU *et al.*, 2015; TEIXEIRA, 2020; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2021; GRANDJEAN; ADNOT; BINET, 2012; PROEDROU, 2021). Neste tipo de modelo, geralmente não consegue-se distinguir o consumo para residências individuais (PAATERO; LUND, 2006).

Modelos que utilizam o método *top-down*, por utilizarem dados mais agregados, são mais fáceis de serem construídos, porém, podem ser inadequados em alguns períodos, pois acredita-se que as interações energéticas e econômicas do passado poderão persistir no futuro (MATSUDO, 2001). Desta maneira, tais modelos não conseguem captar variações bruscas, tais como momentos de crise ou instabilidades, gerando distorções estatísticas ou quebras de séries (EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2021). Além disso, as relações entre o consumo de energia e o uso final da energia elétrica não são explícitas, o que torna mais difícil a identificação das melhores áreas para reduzir o consumo de energia de um determinado setor (SWAN; UGURSAL, 2009).

O método *bottom-up*, em geral, utiliza como entrada um conjunto de dados mais extensos e de maneira desagregada, explicitando melhor as relações entre o consumo de energia e o uso final (STREICHER *et al.*, 2019; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2021). Os dados de entrada são microvariáveis, tais como o consumo individual de cada equipamento, o comportamento dos ocupantes da residência, informações meteorológicas ou outras microvariáveis pertinentes (ABREU *et al.*, 2015; GRANDJEAN; ADNOT; BINET, 2012; PAATERO; LUND, 2006; PROEDROU, 2021; ZÚÑIGA; CASTILLA; AGUILAR, 2014). Com este tipo de modelo, pode-se conseguir um alto nível de detalhes, podendo ajustar rapidamente a curva estimada com a inclusão ou retirada de equipamentos, por exemplo (ABREU *et al.*, 2015; PROEDROU, 2021).

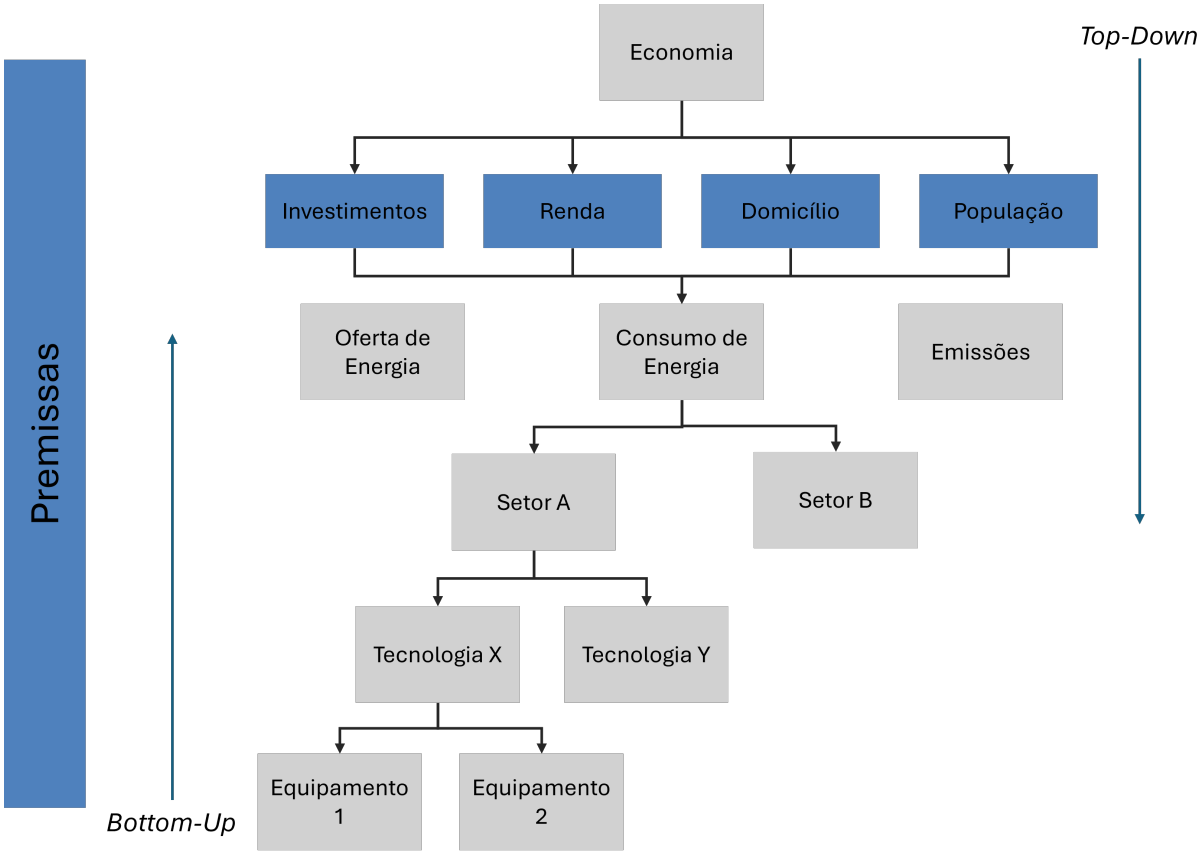
As principais desvantagens do método *bottom-up* são o esforço computacional devido ao nível de detalhes do conjunto de entrada e a obtenção dos dados de entrada devido às diferentes informações e ao seu detalhamento (LI *et al.*, 2019; PROEDROU, 2021).

A Figura 6 exemplifica as diferenças entre os dois métodos de estimativa de curvas de carga. Pode-se observar que o método *top-down* parte de dados agregados, como, por exemplo, dados econômicos, e desce o nível de análise para elementos um pouco mais desagregados. Em contrapartida, no método *bottom-up*, observa-se que parte dos setores desagregados, como os equipamentos residenciais, e sobe o nível de análise para elementos mais agregados. Em ambos os métodos, o alvo pode ser a estimativa do consumo de energia elétrica, a oferta de energia ou a emissão de poluentes.

Além de ambos os métodos, podem existir modelos híbridos, os quais combinam componentes *top-down* e *bottom-up*, permitindo a análise de cenários mais complexos (EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2021). Porém, para evitar problemas de interpretação dos resultados dos modelos, a distinção entre os dois métodos torna-se de grande importância (MATSUDO, 2001).

Para destacar os impactos e a relevância do tema, foi realizado um estudo bibliométrico a partir do banco de dados da plataforma *SCOPUS* e também foi utilizado o *software VOSviewer* para apresentar as interações entre as publicações.

Figura 6 – Métodos *top-down* e *bottom-up* para a estimativa de consumo de energia



Fonte: Adaptado de EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA (2021).

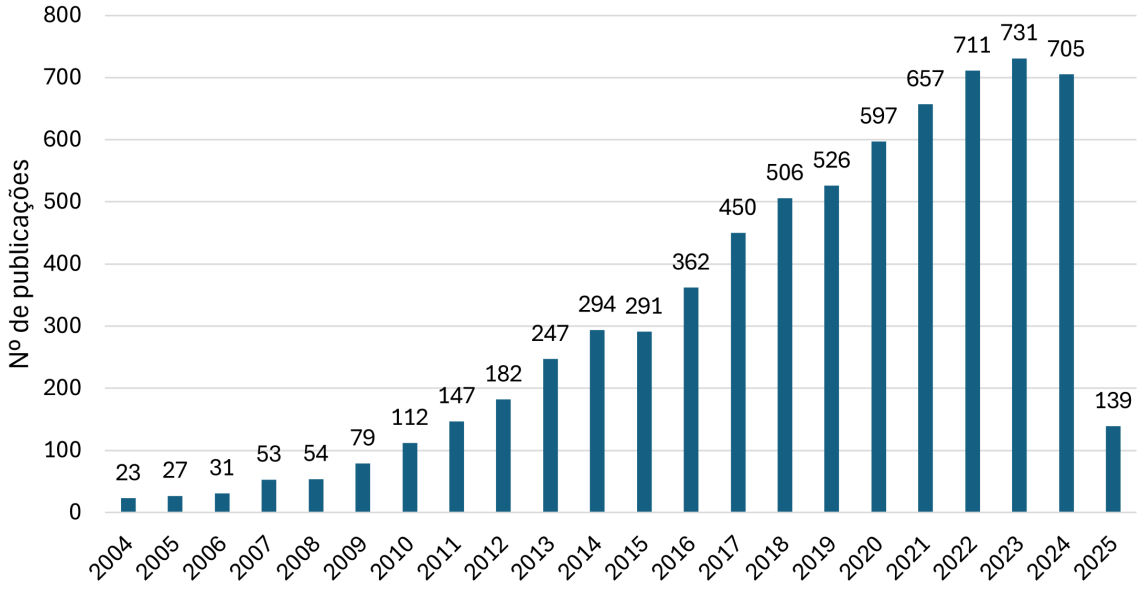
Utilizando a plataforma *SCOPUS* para realizar a busca de trabalhos que se aderem à linha desta pesquisa, foram definidas palavras-chave com termos relacionados à curvas de carga residencial, sendo eles: *load curve*, *load profile*, *load modeling*, *load shape modeling*, *energy demand model*, *electricity consumption*, *residential*, *household* e *domestic*. Inicialmente, a busca foi realizada elencando os termos da seguinte forma: (“*load curve*” OR “*load profile*” OR “*load modeling*” OR “*load shape modeling*” OR “*energy demand model*” OR “*electricity consumption*”) AND (*residential* OR *household* OR *domestic*).

Na busca inicial, foram encontradas 9950 publicações relacionadas ao tema. A Figura 7 apresenta o número de publicações por ano nos últimos 20 anos. Pode-se observar que o tema apresenta uma forte tendência de estudo. Em 2025, apresenta uma queda devido a busca ter sido realizada no mês de junho deste ano.

A Figura 8 apresenta os países com mais publicações no tema, sendo apresentados somente os países que contém 100 ou mais publicações. Pode-se observar que a China lidera com 1289 publicações, seguida pelos Estados Unidos e a Índia, com 1176 e 550 publicações, respectivamente. O Brasil ocupa a décima sexta posição com 154 publicações.

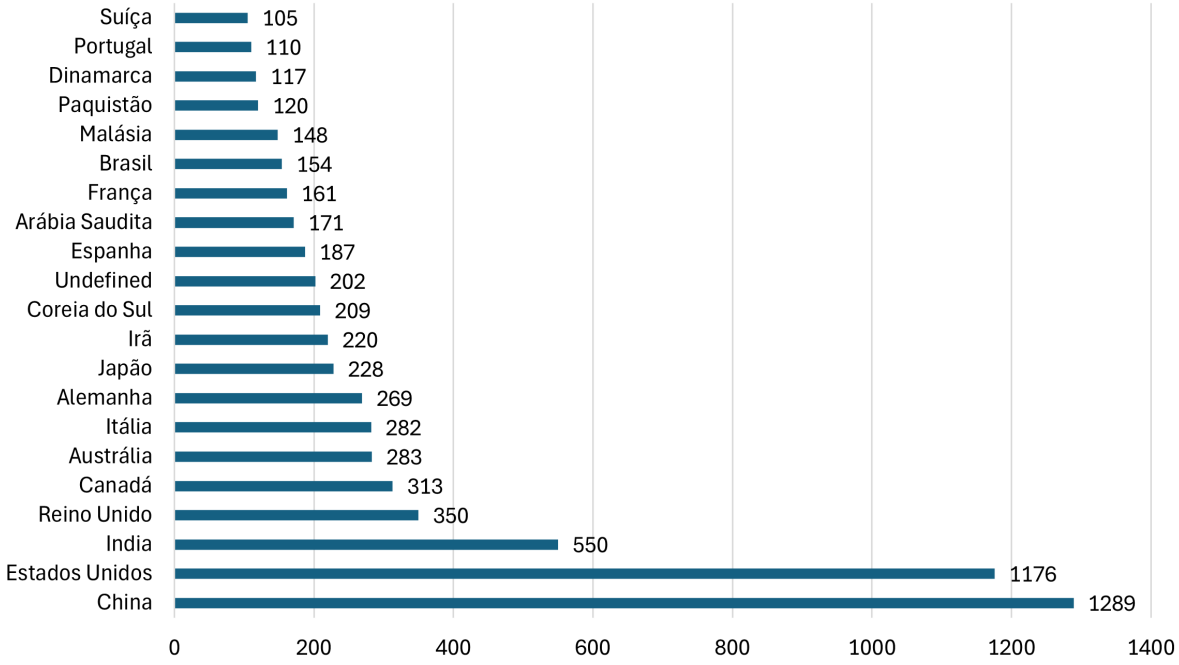
Para esta busca inicial, foram verificados, através das palavras-chave e dos resumos, os trabalhos que realmente se aderem ao tema da presente pesquisa e, a seguir, serão brevemente

Figura 7 – Publicações por ano



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 8 – Publicações por país



Fonte: Elaborado pelo autor.

apresentadas as publicações que apresentaram maior relevância.

No trabalho de Train, Herriges e Windle (1985), foi desenvolvido um modelo denominado *Statistically Adjusted Engineering* (SAE), o qual estima a curva de carga de uso final de energia elétrica, integrando informações dos modelos de engenharia (utilizados até então) e dados reais de

consumo de energia. As curvas de carga estimadas dependem de dados meteorológicos, diferentes cenários de presença de habitantes, operação dos aparelhos, informações socioeconômicas e particularidades das habitações. Tal modelo requer uma grande quantidade de dados para incorporar as características dos ocupantes da residência.

O modelo desenvolvido por Walker e Pokoski (1985) foi o primeiro a considerar o comportamento do consumidor para estimar as curvas de carga, utilizando a "disponibilidade" e a "propensão" dos ocupantes da habitação. O modelo utiliza funções de probabilidade obtidas pelo método de Monte-Carlo, sendo uma função de distribuição de disponibilidade, que estima estatisticamente o número de pessoas em uma residência disponíveis para usar um eletrodoméstico, e uma função de distribuição de propensão, que indica a probabilidade de um indivíduo usar um determinado eletrodoméstico em um momento do dia. Os autores observam que a complexidade de obter os dados os levou a considerar apenas um cenário em que um único habitante vive na residência.

Capasso *et al.* (1994) baseou-se no modelo mencionado anteriormente e desenvolveu um modelo *bottom-up* que utilizou conjuntos de funções "comportamentais" e de "engenharia", melhorando o modelo desenvolvido por Walker e Pokoski (1985) e tornando-se uma referência para trabalhos posteriores, principalmente para aqueles que utilizam uma modelagem do comportamento humano. Histogramas de disponibilidade dos ocupantes, distribuições percentuais de uso dos eletrodomésticos, número de recursos humanos disponíveis e a propriedade dos eletrodomésticos foram utilizados nas funções comportamentais. As funções de engenharia utilizavam informações sobre o tempo de ciclo do aparelho e do consumo de energia.

Balachandra e Chandru (1999) apresentaram um método que utiliza curvas de carga representativas para explicar o comportamento da carga de um sistema. As curvas de cargas representativas são construídas agrupando e normalizando as curvas de carga diária do sistema que apresentam padrões de consumo semelhantes. Pode-se estimar o papel de alguns grupos de consumo no comportamento anual da curva a partir dos resultados agregados. Os grupos de maior e menor consumo podem ser observados ao longo do ano e podem ser identificadas as diferenças significativas no consumo médio e nas variações ao longo de um dia. Isso permite explicar o comportamento dos setores ao longo do ano, comparando-os com elementos como as estações do ano. Assim, é possível ver como cada um desses elementos pode influenciar o consumo do grupo ao longo do ano e como os grupos respondem a diferentes situações de consumo.

Paatero e Lund (2006) propõem um modelo de estimativa que não necessita de muitos dados para chegar em um panorama geral do consumo de energia. Dessa forma, pode-se construir curvas de carga para um grande número de residências a partir de valores médios estatísticos da consumo de energia de aparelhos individuais e distribuições estatísticas gerais dos consumidores. A perda de precisão dos resultados pode ser compensada pela redução do volume de dados que é requerido. Além disso, também foi observado que o consumo de energia elétrica é sazonal, variando de acordo com a estação do ano, a temperatura média do dia e a hora.

O modelo proposto por Richardson *et al.* (2010) utiliza dados de um estudo no Reino Unido que registrou, para cerca de 21.000 habitações, informações detalhadas sobre como as pessoas passam seu tempo. Tais registros foram utilizados para a criação de padrões de ocupação ativa e perfis de atividades diárias que descrevem como as pessoas passam o tempo realizando certas atividades. Dessa maneira, por meio da simulação do uso dos aparelhos eletrodomésticos, são criados dados sintéticos em alta resolução (um minuto de intervalo), os quais são utilizados para calcular a curva de carga da habitação, com base no número de ocupantes, no dia da semana e no mês. Os dados gerados foram validados comparando-os com os dados reais medidos ao longo de um ano em 22 residências. Para incorporar as características dos ocupantes da residência, há a necessidade de uma grande quantidade de dados.

Lopez-Rodroguez *et al.* (2013) utilizam dados da Pesquisa de Uso do Tempo (TUS, do inglês *Time Use Survey*) 2009-2010, realizada pelo Instituto Nacional de Estatística da Espanha, para determinar os padrões de ocupação em propriedades espanholas e correlacionar com o consumo de energia elétrica. Dessa maneira, propõe-se um modelo estocástico baseado na cadeia de Markov e em técnicas de Monte Carlo para simular o perfil de consumo doméstico de energia, com base no número de membros de uma família e no dia da semana. O estudo aponta três momentos de ocupação ativa: manhã, meio-dia e noite, além de levar em consideração as atividades relacionadas ao uso de eletrodomésticos que poderiam ser utilizadas em soluções de Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD).

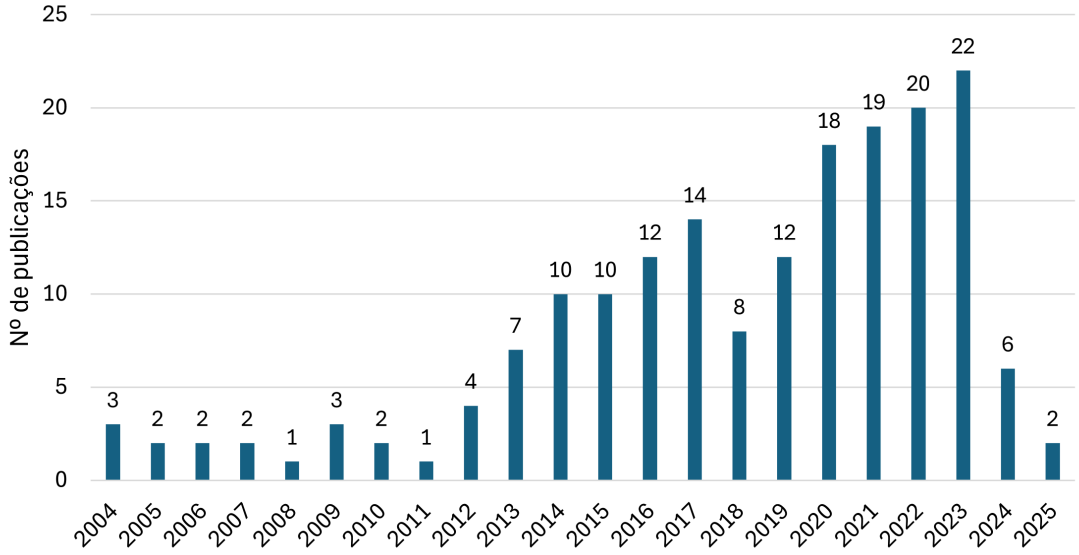
Para aderir a pesquisa bibliométrica ao objetivo principal deste trabalho, foi inserido na busca da plataforma *SCOPUS* o termo *fuzzy*, sendo os termos da busca elencados da seguinte maneira: (“*load curve*” OR “*load profile*” OR “*load modeling*” OR “*load shape modeling*” OR “*energy demand model*” OR “*electricity consumption*”) AND (*residential* OR *household* OR *domestic*) AND (*fuzzy* OR ANFIS). O número de resultados diminuiu para 207 publicações. Na Figura 9 pode-se observar que a aderência de sistemas *fuzzy* ao tema geral iniciou-se com maior ênfase a partir do ano de 2014, com uma leve diminuição nos anos de 2018 e 2019. No ano de 2023, obteve-se o maior número de publicações, com um total de 22 no ano.

A seguir, serão apresentados, de maneira breve, os trabalhos mais relevantes que se aderem ao tema do trabalho proposto.

Li, Su e Chu (2011) apresentam um estudo comparativo sobre a previsão do consumo de energia em edifícios usando dois modelos: Redes Neurais Artificiais (RNAs) e um Sistema de Inferência *Fuzzy* baseado em Redes Adaptativas utilizando Algoritmos Genéticos (GA-ANFIS). O modelo GA-ANFIS otimiza a base de regras por meio de algoritmos genéticos e ajusta os parâmetros usando o ANFIS para melhorar o desempenho da previsão. Os resultados indicam que o modelo GA-ANFIS supera a RNA em precisão de previsão, mantendo um tempo de modelagem semelhante, o que o torna uma alternativa viável para a previsão de energia em edifícios.

Zúñiga, Castilla e Aguilar (2014) propõe a utilização de um sistema de lógica *fuzzy* para modelar o comportamento humano relacionado à utilização de eletrodomésticos e à iluminação

Figura 9 – Publicações por ano incluindo o termo *fuzzy*



Fonte: Elaborado pelo autor.

residencial. Dessa forma, os autores obtém um perfil de ativação por hora para cada dispositivo, representando a probabilidade do aparelho ser utilizado em determinados momentos do dia. Tais perfis de ativação são utilizados para calcular a energia consumida por cada aparelho e, consequentemente, a curva de consumo de energia elétrica da residência.

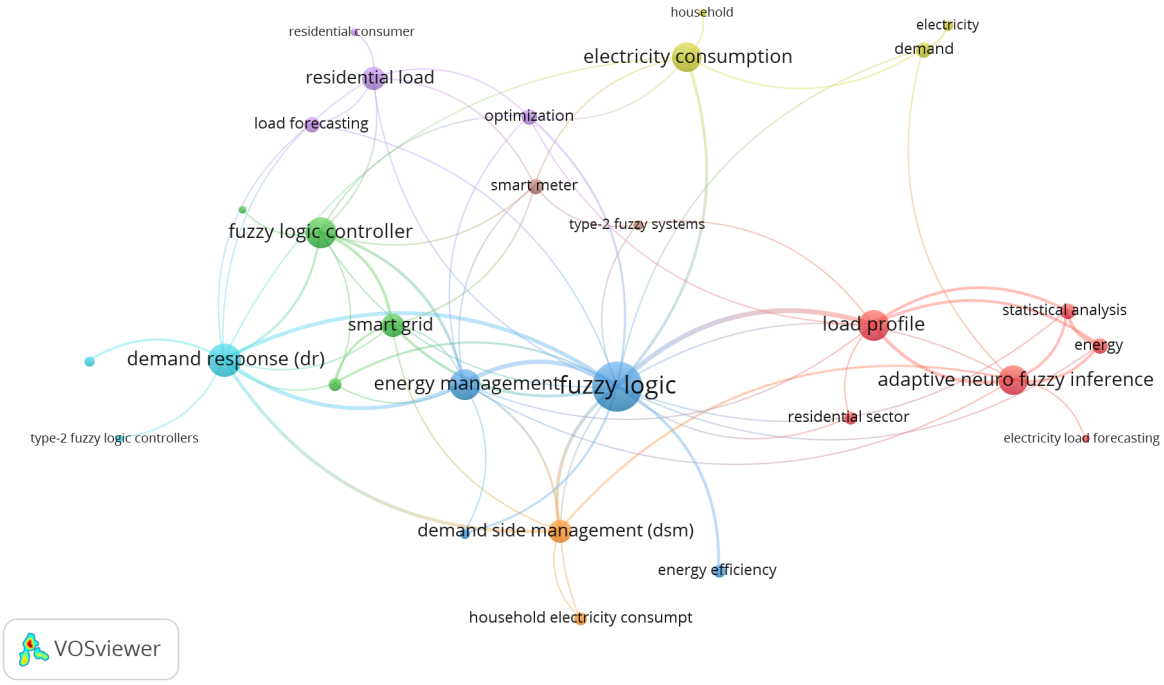
Popoola, Munda e Mpanda (2015) apresentam o desenvolvimento e avaliação do ANFIS para modelar perfis de carga de iluminação residencial, incorporando variáveis como iluminação natural, ocupação ativa e nível de renda dos moradores. Os resultados demonstraram que tal modelo apresentou uma correlação mais forte e um erro quadrático médio menor em comparação com modelos de regressão linear tradicionais. Alguns anos depois, os autores apresentam outro estudo utilizando o modelo ANFIS, porém, desta vez, utilizam abordagens com dados ponderados e não ponderados (POPOOLA; MUNDA; MPANDA, 2018).

Os trabalhos de Abreu *et al.* (2015) e Abreu *et al.* (2020) também propõem a utilização de sistemas *fuzzy* para a obtenção do perfil de carga residencial. Os autores utilizam como entradas do sistema *fuzzy* os horários do dia e a ocupação da residência. Dessa forma, estima-se o consumo por hora da residência e, consequentemente, a curva de carga residencial. Os autores comparam os resultados obtidos pelo sistema *fuzzy* com os dados medidos de um conjunto de residências nas cidades de Ilha Solteira e São Paulo.

Já o trabalho de Nokar, Tashtarian e Moghaddam (2017) propõe uma abordagem para a previsão de carga de curto prazo em redes inteligentes, usando um modelo ANFIS combinado com técnicas de pré-filtragem de dados. Os autores enfatizam a importância do pré-processamento de dados de carga de eletricidade, que geralmente contêm ruído e valores ausentes. Sendo assim, utilizam um método de filtragem com um filtro de média móvel e a imputação dos k-vizinhos mais próximos para preparar o conjunto de dados de treinamento da carga horária para análise.

Com a utilização do *software VOSviewer*, foi realizada uma análise dos estudos, relacionando as palavras chave das publicações com o número de ocorrências e a ligação entre elas. Para que esta análise reflita à pesquisa aqui exposta, foi realizada uma filtragem dos termos, de forma a eliminar aqueles que não são relacionados e também para agrupar termos muito semelhantes. Dessa maneira, foi gerada uma rede contendo 8 *clusters* e 29 itens, conforme apresentado na Figura 10. Nesta análise, quanto mais espessa for a linha que une dois nós, mais forte será a ligação entre os termos. Além disso, quanto mais o termo está situado na região central da rede, maior é a concentração das ligações com outros termos. Por fim, quanto maior a frequência do termo, maior é o seu ícone. Portanto, a partir da figura a seguir, pode-se concluir que o termo *fuzzy logic* tem muita ligação com vários outros termos e apresenta maior frequência entre os termos buscados e, além disso, ele possui uma boa força de ligação com o termo *load profile*.

Figura 10 – Co-ocorrências de palavras chaves entre as publicações



Fonte: Elaborado pelo autor.

Por fim, na pesquisa da base *SCOPUS*, foram adicionados os termos *type-2* e *type 2*, a fim de encontrar as publicações que utilizaram algum sistema de inferência *fuzzy* tipo-2. Nesta pesquisa, foram encontradas quatro publicações, sendo que apenas em duas delas essa técnica é utilizada na estimativa da curva de carga de consumo de energia elétrica em unidades residenciais.

Kapler (2022) propuseram a utilização de um sistema de inferência *fuzzy* tipo-2 para fazer a previsão do perfil de consumo de energia elétrica residencial. Dessa maneira, foram utilizados dois perfis de carga de duas residências diferentes, ambas com resolução de um minuto. O modelo tem como saída a previsão de consumo do minuto posterior ($x(t+1)$), utilizando três

entradas deslocadas no tempo, sendo $x(t)$, $x(t-1)$ e $x(t-2)$. Além disso, foi realizada a sintonia das funções de pertinência de cada uma das entradas utilizando algoritmos genéticos e otimização por enxame de partículas.

Li *et al.* (2025) propõe a utilização de um modelo que utiliza a lógica *fuzzy* tipo-2 intervalar para representar as incertezas associadas e, logo após, um perceptron multicamadas para estimar os valores ausentes do conjunto de dados. Depois que os dados faltantes são estimados, realiza-se a previsão do consumo de energia residencial por meio de uma rede que combina aprendizado por transferência e aprendizado em conjunto.

Com base nos trabalhos analisados anteriormente, verifica-se a existência de uma lacuna no que diz respeito à aplicação do IT2FIS na estimativa do consumo de energia residencial, como é proposto pela presente pesquisa. Observa-se que a utilização desta abordagem necessita de pesquisas adicionais que contribuam para o avanço do conhecimento e o desenvolvimento de novas perspectivas metodológicas relacionadas ao contexto em questão.

1.4 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA

A pesquisa será desenvolvida considerando os dados referentes ao consumo de energia de unidades consumidoras residenciais da região sudeste do Brasil, obtidos por meio da Pesquisa de Posse de Equipamentos e Hábitos de Uso - 2019 (PPH-2019), que foi elaborada por meio do Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica – Procel.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Dando sequência ao trabalho, no capítulo 2 é feita uma revisão da literatura sobre o problema em questão, destacando os métodos para estimativa do consumo de energia elétrica e os modelos já desenvolvidos. A fundamentação teórica dos conceitos envolvidos no trabalho será abordada, tais como os T1FIS, IT2FIS e ANFIS, além das métricas de avaliação dos modelos propostos.

No capítulo 3, são apresentados os materiais e métodos utilizados, classificando a pesquisa, apresentando o local de estudo, a coleta dos dados utilizados no trabalho e a construção de cada um dos modelos utilizados, detalhando cada variável de entrada e saída, bem como suas funções de pertinência e a base de regras utilizada.

No capítulo 4, são apresentados os resultados obtidos e realizadas as discussões pertinentes a cada um deles.

Por fim, no capítulo 5, apresenta-se a conclusão do trabalho, de acordo com os objetivos e os resultados encontrados. Também é feita uma breve discussão e sugestão para trabalhos futuros.

5 CONCLUSÕES

Nesta pesquisa foi proposta a estimativa do consumo de energia elétrica residencial correlacionando o aspecto climático, o aspecto econômico-social e o aspecto comportamental humano, utilizando uma ferramenta gratuita para a construção e simulação dos modelos. Dessa maneira, foram elaborados modelos de estimativa utilizando T1FIS, IT2FIS e ANFIS, onde dado uma determinada temperatura, renda familiar e horário, é realizado a estimativa de consumo de energia elétrica para o referido horário. Tais modelos podem ser utilizados como ferramenta de planejamento por diversos agentes do setor energético, tais como consumidores individuais, concessionárias de distribuição e até mesmo agentes governamentais.

O objetivo proposto foi cumprido, pois os modelos T1FIS, IT2FIS e ANFIS apresentaram bons resultados, conseguindo correlacionar todos os aspectos mencionados no objetivo. Além disso, a ferramenta utilizada foi a programação em *Python*, uma ferramenta gratuita que se mostrou de grande valia para a modelagem de sistemas *fuzzy*.

No modelo T1FIS, os formatos das funções de pertinência das entradas e saídas não provocaram um grande impacto no resultado, porém a utilização de funções de pertinência triangulares e trapezoidais obteve um melhor resultado. Já a diminuição do número de funções de pertinência das entradas e da saída tem um grande impacto no resultado, ocasionando um amento expressivo no erro de previsão.

No modelo IT2FIS, assim como no modelo T1FIS, a utilização de funções de pertinência triangulares e trapezoidais nas entradas e saídas obtiveram um melhor resultado. Já com relação à FOU dos modelos, o melhor resultado foi obtido com a utilização de uma FOU de 10%, tanto para as entradas quanto para as saídas. O modelo IT2FIS apresentou um resultado ligeiramente melhor que o modelo T1FIS.

O modelo ANFIS obteve resultados mais expressivos, apresentando valores de estimativa de consumo de energia com erros bem menores, quando comparados aos modelos T1FIS e IT2FIS. Dessa maneira, pode-se concluir que o modelo ANFIS é o mais adequado na utilização de estimativa do consumo de energia elétrica residencial correlacionando, o aspecto climático, o aspecto econômico-social e o aspecto comportamental humano.

Como sugestão para trabalhos futuros, pode-se verificar a utilização de outras variáveis de entrada dos modelos, as quais possam ser correlacionadas ao consumo de energia elétrica em unidades consumidoras residenciais. Pode-se, também, investigar a possibilidade de utilização de sistemas de inferência fuzzy tipo-3 para o problema proposto.

REFERÊNCIAS

ABREU, T. *et al.* Residential electric load curve profile based on fuzzy systems. In: 2015 IEEE PES INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES LATIN AMERICA (ISGT LATAM). **Proceedings [...]**. Montevideo: IEEE, 2015. p. 591–596.

ABREU, T. *et al.* Electrical customer profile using fuzzy logic theory. **IEEE Latin America Transactions**, Piscataway, v. 18, n. 8, p. 1353–1361, 2020.

ALI, S. *et al.* The rise of python: a survey of recent research. **International Journal of Computer Science and Network Security**, Seoul, v. 23, n. 8, p. 16–25, 2023.

ALOORRAVI, S. **Mastering time series analysis and forecasting with python**: bridging theory and practice through insights, techniques, and tools for effective time series analysis in python. Delhi: Orange Education Pvt Ltd, 2024.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE EMPRESAS DE PESQUISA. **Alterações na aplicação do critério Brasil**. São Paulo: ABEP, 2019. Disponível em: www.abep.org. Acesso em: 26 ago. 2025.

BALACHANDRA, P.; CHANDRU, V. Modelling electricity demand with representative load curves. **Energy**, Londres, v. 24, n. 3, p. 219–230, 1999.

BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations and Production Management**, Bingley, v. 22, p. 241–264, 2002.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Plano nacional de energia 2050**: relatório final do pne 2050. Brasília: MME/EPE, 2020.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Estudos do plano decenal de expansão de energia 2032**: demanda e eficiência energética. Brasília: MME/EPE, 2023.

CAPASSO, A. *et al.* A bottom-up approach to residential load modeling. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 9, n. 2, p. 957–964, 1994.

CASARIN, H. de Castro silva; CASARIN, S. J. **Pesquisa científica**: da teoria à prática. Curituba: InterSaberes, 2012.

CASTILLO, O.; MELIN, P. **Type-2 fuzzy logic**: theory and applications. Berlin: Springer, 2008. (Studies in fuzziness and soft computing).

CHANG, F.-J.; CHANG, Y.-T. Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir. **Advances in Water Resources**, Oxford, v. 29, n. 1, p. 1–10, 2006.

CHICCO, D.; WARRENS, M. J.; JURMAN, G. The coefficient of determination r-squared is more informative than smape, mae, mape, mse and rmse in regression analysis evaluation. **PeerJ Computer Science**, PeerJ Inc., Londres, v. 7, p. 1–24, 2021.

DIAS, R. A.; MATTOS, C. R.; BALESTIERI, J. A. P. Energy education: breaking up the rational energy use barriers. **Energy Policy**, Londres, v. 32, p. 1339–1347, 2004.

DODURKA, M. F. *et al.* Boundary function based karnik–mendel type reduction method for interval type-2 fuzzy pid controllers. In: 2014 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS (FUZZ-IEEE). **Proceedings [...]**. Beijing, China, 2014. p. 619–625.

DUNN, P. K. **Scientific research and methodology**. Australia: Bookdown, 2021.

ELETROBRAS. **Pesquisa de posse e hábitos de uso de equipamentos elétricos na classe residencial 2019**: resumo executivo. 2019. Disponível em: https://eletrobras.com/pt/Paginas/PPH-2019.aspx. Acesso em: 18 jul. 2025.

ELETROBRAS. **PPH 2019 web**. 2019. Disponível em: https://eletrobras.com/pt/Paginas/PPH-2019.aspx. Acesso em: 3 ago. 2025.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Modelo de demanda de energia do setor residencial (MSR)**: aspectos metodológicos. Rio de Janeiro, 2021.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Boletim trimestral de consumo de eletricidade**. Rio de Janeiro, 2023. v. 4, n. 16.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Resenha mensal do mercado de energia elétrica**. Rio de Janeiro, 2024. v. 17, n. 200.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Painel de monitoramento do consumo de energia elétrica**. 2025. Disponível em: https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/consumo-de-energia-eletrica. Acesso em: 22 set. 2025.

FACELI, K. *et al.* **Inteligência artificial: uma abordagem de aprendizado de máquina**. Rio de Janeiro: LTC, 2011.

FILIPPINI, R. Operations management research: some reflections on evolution, models and empirical studies in om. **International Journal of Operations Production Management**, Bingley, v. 17, p. 655–670, 1997.

GARCíA, S.; LUENGO, J.; HERRERA, F. **Data preprocessing in data mining**. Dordrecht: Springer International Publishing, 2015. (Intelligent systems reference library).

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6. ed. São Paulo: Editora Atlas S. A., 2008.

GRANDJEAN, A.; ADNOT, J.; BINET, G. A review and an analysis of the residential electric load curve models. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Oxford, v. 16, n. 9, p. 6539–6565, 2012.

HAAS, R. Energy efficiency indicators in the residential sector: what do we know and what has to be ensured? **Energy Policy**, Londres, v. 25, p. 789–802, 1997.

HAGHRAH, A. A.; GHAEMI, S.; BADAMCHIZADEH, M. A. Pyit2fls: an open-source python framework for flexible and scalable development of type 1 and interval type 2 fuzzy logic models. **SoftwareX**, Amsterdam, v. 30, 2025.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting**: principles and practice. 2nd. ed. Melbourne, Australia: OTexts, 2018.

IGLEWICZ, B.; HOAGLIN, D. C. **How to detect and handle outliers**. Nova York: John Wiley & Sons, 1993. v. 16. (The ASQC basic references in quality control: statistical techniques, v. 16).

IMANI, M. Electrical load-temperature cnn for residential load forecasting. **Energy**, Londres, v. 227, 7 2021.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Panorama do censo 2022**. Brasília: IBGE, 2023. Disponível em: https://censo2022.ibge.gov.br/panorama/. Acesso em: 18 jul. 2025.

IZBICKI, R.; SANTOS, T. M. dos. **Aprendizado de máquina**: uma abordagem estatística. São Carlos: [*s.n.*], 2020.

JANG, J.-S. Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference system. **IEEE transactions on systems, man, and cybernetics**, IEEE, Piscataway, v. 23, n. 3, p. 665–685, 1993.

KAPLER, P. Forecasting of residential power consumer load profiles using a type-2 fuzzy inference system. **Acta Polytechnica Hungarica**, Budapeste, v. 19, n. 9, p. 201–219, 2022.

KAYSAL, A. *et al.* Artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems approaches to forecast the electricity data for load demand, an analysis of Dinar district case. In: 2018 2ND International Symposium ON Multidisciplinary Studies AND Innovative Technologies (ISMSIT). **Proceedings [...]**. Ankara, Turkey: IEEE, 2018. p. 1–6.

KLIR, G. J.; YUAN, B. **Fuzzy sets and fuzzy logic**: theory and applications. Upper Saddle River: Pearson College Div, 1996.

LAZUARDY. **Lazuardy-anfis**: adaptive neuro fuzzy inference system implementation in python. [*S.l.*], 2024. Disponível em: https://pypi.org/project/lazuardy-anfis/. Acesso em: 12 set. 2025.

LI, A.; SU, H.; CHU, J. Forecasting building energy consumption using neural networks and hybrid neuro-fuzzy system: a comparative study. **Energy and Buildings**, Amsterdam, v. 43, p. 2893–2899, 2011.

LI, K. The influence of python on logical thinking and analysis of teaching countermeasures. **Journal of Physics: Conference Series**, Bristol, v. 1744, n. 4, p. 142–164, 2021.

LI, S. *et al.* A novel temporal domain adaptation framework for residential electricity consumption forecasting under incomplete information. **Energy and Buildings**, Amsterdam, v. 333, p. 115513, 2025.

LI, X. *et al.* Low carbon heating and cooling of residential buildings in cities in the hot summer and cold winter zone - A bottom-up engineering stock modeling approach. **Journal of Cleaner Production**, Amsterdam, v. 220, p. 271–288, 2019.

LOPEZ-RODROGUEZ, M. A. *et al.* Analysis and modeling of active occupancy of the residential sector in spain: an indicator of residential electricity consumption. **Energy Policy**, Londres, v. 62, p. 742–751, 11 2013.

MATSUDO, E. **A reestruturação setorial e os reflexos sobre o planejamento e os estudos de mercado das distribuidoras de energia elétrica.** Orientador: Ildo Luis Sauer. 2001. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.

MENDEL, J. M. Fuzzy logic systems for engineering: a tutorial. **Proceedings of the IEEE**, Nova York, v. 83, n. 3, p. 345–377, 1995.

MENDEL, J. M. Type-2 fuzzy sets and systems: an overview. **IEEE Computational Intelligence Magazine**, Piscataway, v. 2, p. 20–29, 2007.

MEZA, J. C. *et al.* Utilização de um modelo neuro-fuzzy para a localização de defeitos em sistemas de potência. **Controle & Automação**, Campinas, v. 17, n. 2, p. 150–160, 2006.

MORISHITA, C. **Impacto do regulamento para eficiência energética em edificações no consumo de energia elétrica do setor residencial brasileiro.** Orientador: Enedir Ghisi. 2011. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2011.

NOKAR, M. A.; TASHTARIAN, F.; MOGHADDAM, M. H. Y. Residential power consumption forecasting in the smart grid using ANFIS system. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER AND KNOWLEDGE ENGINEERING (ICCKE 2017), 2017. **Proceedings [...]**. Mashhad: IEEE, 2017. p. 111–118.

OLADIPO, S.; SUN, Y.; AMOLE, A. Performance evaluation of the impact of clustering methods and parameters on adaptive neuro-fuzzy inference system models for electricity consumption prediction during COVID-19. **Energies**, Basel, v. 15, n. 21, p. 7863, 2022.

PAATERO, J. V.; LUND, P. D. A model for generating household electricity load profiles. **International Journal of Energy Research**, Oxford, v. 30, p. 273–290, 4 2006.

PALIT, A. K.; POPOVICĆ, D. **Computational intelligence in time series forecasting**: theory and engineering applications. Londres: Springer London, 2005. 372 p. (Advances in Industrial Control).

POPOOLA, O. M.; MUNDA, J.; MPANDA, A. Residential lighting load profile modelling. **Energy and Buildings**, Amsterdam, v. 102, p. 8–21, 2015.

POPOOLA, O. M.; MUNDA, J.; MPANDA, A. Residential lighting load profile modelling: ANFIS approach using weighted and non-weighted data. **Energy Efficiency**, Dordrecht, v. 11, n. 1, p. 169–188, 2018.

PROCEL. **Pesquisa de posse de equipamentos e hábitos de consumo de energia**. Rio de Janeiro: PROCEL, 2006. Disponível em: http://www.procelinfo.com.br/data/Pages/LUMIS05070313PTBRIE.htm. Acesso em: 21 nov. 2024.

PROEDROU, E. A comprehensive review of residential electricity load profile models. **IEEE Access**, Piscataway, v. 9, p. 12114–12133, 2021.

RICHARDSON, I. *et al.* Domestic electricity use: a high-resolution energy demand model. **Energy and Buildings**, Amsterdam, v. 42, n. 10, p. 1878–1887, 2010.

RIZOL, P. M. S. R.; DIAS, R. A. Desmistificando a lógica fuzzy. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE EDUCAçãO EM ENGENHARIA (COBENGE). **Proceedings [...]**. Juiz de Fora, 2014.

RIZOL, P. M. S. R.; MESQUITA, L.; SAOTOME, O. Lógica fuzzy tipo-2. **Sodebras**, [*S.l.*], v. 6, p. 27–46, 2011.

SADOLLAH, A. **Fuzzy logic based in optimization methods and control systems and its applications**. Rijeka: IntechOpen, 2018.

SANDRI, S. ; CORREA, C. Lógica nebulosa. **V Escola de Redes Neurais**, [*S.l.*], p. c073–c090, 1999.

SCIKIT-FUZZY DEVELOPERS. **Scikit-fuzzy documentation, version 0.4.2**. [*S.l.: s.n.*], 2025. Disponível em: https://scikit-fuzzy.github.io/scikit-fuzzy/. Acesso em: 11 ago. 2025.

SILVA, E. L. d.; MENEZES, E. M. **Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação**. Florianópolis: UFSC, 2005.

STREICHER, K. N. *et al.* Analysis of space heating demand in the Swiss residential building stock: element-based bottom-up model of archetype buildings. **Energy and Buildings**, Amsterdam, v. 184, p. 300–322, 2019.

SWAN, L. G.; UGURSAL, V. I. Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: a review of modeling techniques. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Oxford, v. 13, n. 8, p. 1819–1835, 2009.

TEIXEIRA, C. A. **Aplicação do método bottom-up para estimativa dos usos finais de energia elétrica no setor residencial brasileiro.** Orientador: Roberto Lambert. 2020. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2020.

TRAIN, K.; HERRIGES, J.; WINDLE, R. Statistically adjusted engineering (SAE) models of end-use load curves. **Energy**, Londres, v. 10, n. 10, p. 1103–1111, 1985.

TURRIONI, J. B.; MELLO, C. H. P. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção**. Itajubá: UNIFEI, 2012.

WALKER, C. F.; POKOSKI, J. L. Residential load shape modeling based on customer behavior. **IEEE Power Engineering Review**, Piscataway, v. 5, n. 7, p. 34–34, 1985.

WU, D.; MENDEL, J. M. Enhanced karnik–mendel algorithms. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, Piscataway, v. 17, n. 4, p. 923–934, 2009.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, Maryland Heights, v. 8, p. 338–353, 1965.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. **Fuzzy Sets and Systems**, Amsterdam, v. 100, p. 9–34, 1999.

ZHU, Y. *et al.* Exploration on blended teaching mode of python programming based on pbl. In: INTERNATIONAL CONFERENCE INNOVATION ENGINEERING AND TECHNOLOGY. **Proceedings [...]**. Fujisawa: IEEE, 2023.

ZÚÑIGA, K.; CASTILLA, I.; AGUILAR, R. Using fuzzy logic to model the behavior of residential electrical utility customers. **Applied Energy**, Oxford, v. 115, p. 384–393, 2014.

DADOS CURRICULARES

IDENTIFICAÇÃO	
	LUCAS FURTADO RODRIGUES 17/05/1984
Nacionalidade	Brasileira
Nome em citações bibliográficas	Rodrigues, Lucas Furtado Rodrigues, L. F.
Currículo Lattes	https://lattes.cnpq.br/8580903314838987
FORMAÇÃO ACADÊMICA	
2005/2010	Engenharia Elétrica - Engenheiro Eletricista Universidade Federal de Viçosa - UFV
2015/2015	Pós-Graduação Latu Sensu em Docência na Educação Profissional e Tecnológica SENAI CETIQT
PRODUÇÃO BIBLIOGRÁFICA	
RODRIGUES, L. F.; RIZOL, P. M. S. R. Estimating Hourly Consumption for Residential Consumer Units Using Fuzzy Inference Systems and ANFIS. *In:* Congreso Estudiantil de Inteligencia Artificial Aplicada a la ingeniería y Tecnología (CEIAAIT), 2023, México. 2023. p. 29-34.	
RODRIGUES, L. F.; RIZOL, P. M. S. R. Forecasting Residential Electricity Consumption in Southeastern Brazil Using Type-2 Interval Fuzzy Inference Systems. *In:* International Conference on Industry Applications (INDUSCON), 2025, São Sebastião. 2025.	
PARTICIPAÇÃO EM BANCAS E ORIENTAÇÕES	
Bancas de trabalhos de conclusão	
RIZOL, P. M. S. R.; NASCIMENTO, L. F. C.; RODRIGUES, L. F.; LOPES NETO, P. N. Participação em banca de Raquel de Oliveira Paula Andrade. **Comparação entre modelos *fuzzy* e *fuzzy* tipo-2 intervalar para verificar os impactos da poluição do ar na saúde infantil**. 2023. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia e Ciências, Guaratinguetá, 2023.	
RIZOL, P. M. S. R.; RODRIGUES, L. F.; MESQUITA, Gestão de microgeração de energia fotovoltaica residencial por meio de um sistema *fuzzy*. 2024. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia e Ciências, Guaratinguetá, 2024.	

PARTICIPAÇÃO EM EVENTOS CIENTÍFICOS
Congreso Estudiantil de Inteligencia Artificial Aplicada a la ingeniería y Tecnología (CEIAAIT), 2023, (México). Estimating Hourly Consumption for Residential Consumer Units Using Fuzzy Inference Systems and ANFIS. 2023. (Congresso).
International Conference on Industry Applications (INDUSCON), 2025, (São Sebastião). Forecasting Residential Electricity Consumption in Southeastern Brazil Using Type-2 Interval Fuzzy Inference Systems. 2025. (Congresso).