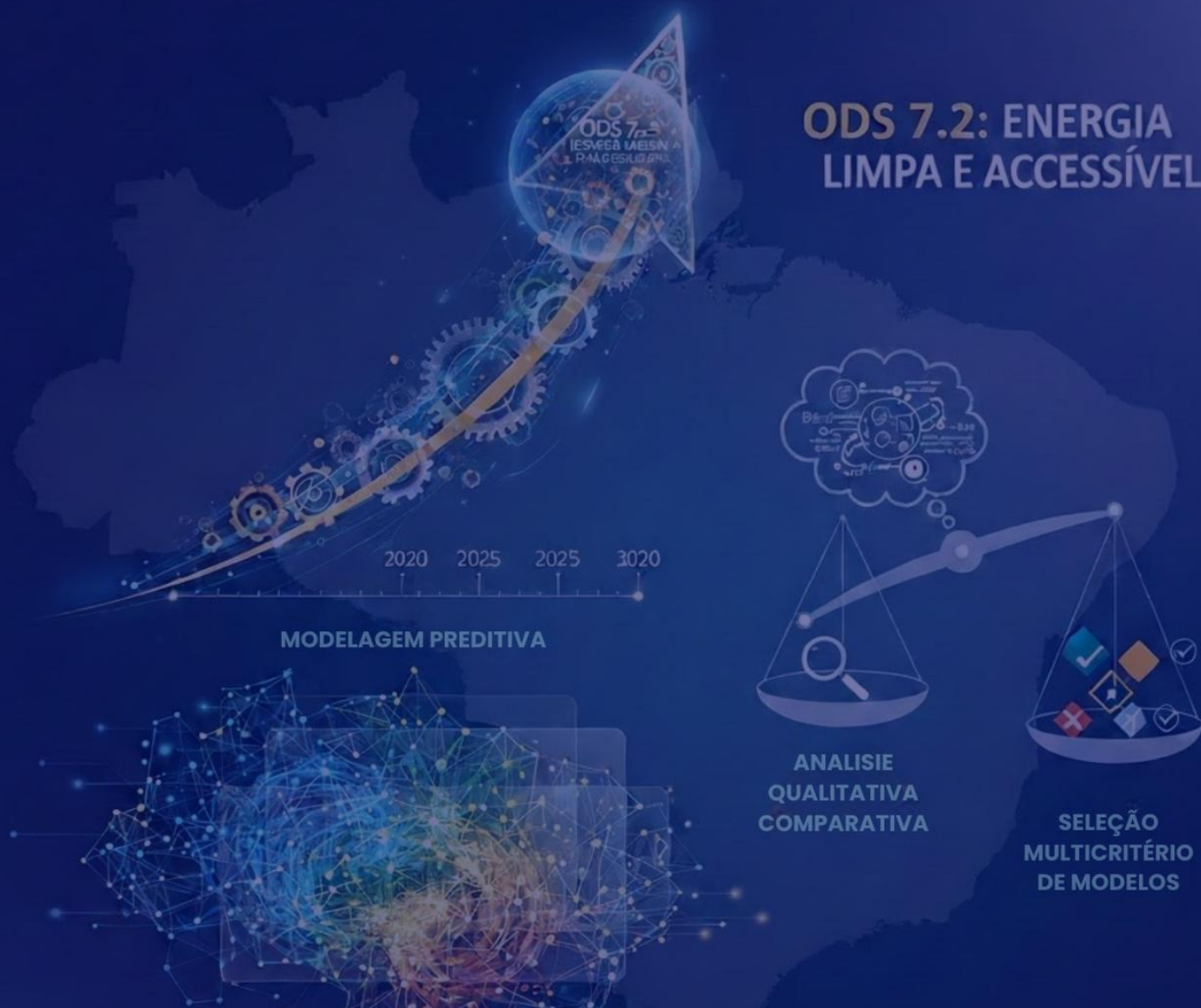


AVALIAÇÃO DO PROGRESSO BRASILEIRO PARA O ODS 7.2

modelagem preditiva da matriz energética até
2030 com análise qualitativa comparativa e
seleção multicritério de modelos

**ODS 7.2: ENERGIA
LIMPA E ACCESSÍVEL**



MODELAGEM PREDITIVA

ANÁLISE
QUALITATIVA
COMPARATIVA

SELEÇÃO
MULTICRITÉRIO
DE MODELOS

ORGANIZADORES

Hugo Pimentel Tavares
Ricardo Pereira Abraão
Nilo Antonio de Souza Sampaio
Ronald Palandi Cardoso
Maria da Glória Diniz de Almeida

João Ercio Miranda Junior
Julia Graziela Costa Vidal
Luiz Guilherme de Andrade Aguiar
Ebenezer de Paula Carvalho
Dayana Elizabeth Werderits Silva



Editora Poisson

Hugo Pimentel Tavares
Ricardo Pereira Abraão
Nilo Antonio de Souza Sampaio
Ronald Palandi Cardoso
Maria da Glória Diniz de Almeida
João Ercio Miranda Junior
Julia Graziela Costa Vidal
Luiz Guilherme de Andrade Aguiar
Ebenezer de Paula Carvalho
Dayana Elizabeth Werderits Silva

Avaliação do progresso brasileiro para o ODS 7.2:

modelagem preditiva da matriz energética até 2030 com análise
qualitativa comparativa e seleção multicritério de modelos

1ª Edição

Belo Horizonte

Editora Poisson

2026

Editor Chefe: Dr. Darly Fernando Andrade

Conselho Editorial

Dr. Antônio Artur de Souza – Universidade Federal de Minas Gerais

MSc. Davilson Eduardo Andrade

Dra. Elizângela de Jesus Oliveira – Universidade Federal do Amazonas

MSc. Fabiane dos Santos

Dr. José Eduardo Ferreira Lopes – Universidade Federal de Uberlândia

Dr. Otaviano Francisco Neves – Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais

Dr. Luiz Cláudio de Lima – Universidade FUMEC

Dr. Nelson Ferreira Filho – Faculdades Kennedy

MSc. Valdiney Alves de Oliveira – Universidade Federal de Uberlândia

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

T231 Tavares, Hugo Pimentel et al.

Avaliação do progresso brasileiro para o ODS 7.2:
modelagem preditiva da matriz energética até 2030 com
análise qualitativa comparativa e seleção
multicritério de modelos/ Hugo Pimentel Tavares,
Ricardo Pereira Abraão, Nilo Antonio de Souza Sampaio
et al.- Belo Horizonte - MG: Editora Poisson, 2026

Formato: PDF

ISBN: 978-65-5866-632-5

DOI: 10.36229/978-65-5866-632-5

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia

1. Gestão 2. Energia. I. TAVARES, Hugo Pimental et
al. II. Título

CDD-620

Sônia Márcia Soares de Moura - CRB 6/1896



O conteúdo deste livro está licenciado sob a Licença de Atribuição Creative Commons 4.0.

Com ela é permitido compartilhar o livro, devendo ser dado o devido crédito, não podendo ser utilizado para fins comerciais e nem ser alterada.

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de responsabilidade exclusiva dos seus respectivos autores.

Esse e outros títulos podem ser baixados gratuitamente em www.poisson.com.br

Entre em contato pelo contato@poisson.com.br

Autores

Hugo Pimentel Tavares (Autor Principal)

E-mail: enghugotavares@yahoo.com.br

Universidade Federal Fluminense - UFF

ORCID: <http://orcid.org/0009-0008-8137-9054>

Ricardo Pereira Abraão

Mestre em Engenharia Ambiental - UERJ Universidade Estadual do Rio de Janeiro - UERJ

Prof. Dr. Nilo Antonio de Souza Sampaio

E-mail: nilo.samp@terra.com.br

Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-6168-785X>

Ronald Palandi Cardoso

E-mail: ronaldpalandi0805@gmail.com

Universidade do Estado do Rio de Janeiro – UERJ

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-7335-2280>

Profa. Dra. Maria da Glória Diniz de Almeida

E-mail: gloria_uerj@yahoo.com.br

Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-0645-8907>

João Ercio Miranda Junior

E-mail: joaoercio@gmail.com

Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ

ORCID: <http://orcid.org/0000-0009-5571-5656>

Julia Graziela Costa Vidal

E-mail: juliagraziella8@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-6181-1572>

Luiz Guilherme de Andrade Aguiar

Mestre em Engenharia Ambiental – UERJ

Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ

E-mail: luizguilhermea@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-0286-143X>



Autores

Ebenezer de Paula Carvalho

E-mail: ebenezer-carvalho@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0009-0000-6198-5622>

Dayana Elizabeth Werderits Silva

E-mail: daywerder@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-3301-1868>



Dedicatória

Agradeço primeiramente a Deus pelo sucesso desse Projeto, ao meu querido amigo Prof.Dr.Nilo Antonio de Souza Sampaio pela parceria constante e a todos que de alguma maneira ajudaram direta ou indiretamente nesse Projeto.

Hugo Pimentel Tavares



Sobre este livro

Este livro é uma compilação da Dissertação de Mestrado do Autor principal apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção de Volta Redonda da Universidade Federal Fluminense. Este livro desenvolve e aplica framework metodológico integrado que combina modelagem preditiva especializada por fonte energética com análise qualitativa comparativa fuzzy (fsQCA) para avaliação multidimensional do alinhamento da matriz energética brasileira com a meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável no horizonte 2030.

Instituições:

Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ)

Universidade Federal Fluminense (UFF)

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental

Instituto Estadual do Ambiente (INEA)

©2026 Hugo Pimentel Tavares e colaboradores

Todos os direitos reservados.

SUMÁRIO

Resumo	20
Abstract	21
Capítulo 1: Introdução	22
1.1. Questão de pesquisa	23
1.2. Objetivos	24
1.2.1. Objetivo geral.....	24
1.2.2. Objetivos específicos.....	24
1.3. Delimitação do escopo	25
1.4. Abordagem metodológica.....	26
1.5. Contribuições esperadas	26
1.5.1. Contribuições metodológicas.....	26
1.5.2. Contribuições empíricas.....	27
1.5.3. Contribuições práticas	27
Capítulo 2: Referencial teórico	28
2.1. <i>Framework</i> teórico-conceitual.....	28
2.2. Fundamentos teóricos da matriz energética brasileira	29
2.2.1. Características conceituais da matriz energética brasileira.....	29
2.2.2. Teoria da complementaridade energética.....	30
2.2.3. Teorias de transição energética	32
2.3. Fundamentos teóricos da matriz energética brasileira	32
2.3.1. Propriedades conceituais das séries temporais energéticas	32
2.3.2. Testes de estacionariedade em séries temporais energéticas	34
2.3.3. Detecção e tratamento de outliers em séries temporais energéticas.....	35
2.4. Fundamentos teóricos dos modelos preditivos	36
2.4.1. Teoria do modelo <i>prophet</i>	36
2.4.2. Fundamentos teóricos do modelo SARIMA.....	37
2.4.3. Fundamentos teóricos das redes <i>LSTM</i>	38
2.5. Fundamentos teóricos da otimização de hiperparâmetros.....	40
2.5.1. Otimização BAYESIANA.....	40
2.5.2. Tree-structured parzen estimator (TPE)	41
2.6. Fundamentos teóricos da análise multicritério.....	41
2.6.1. Métodos de ponderação objetiva de critérios	41
2.6.2. Teoria do método TOPSIS.....	42

SUMÁRIO

2.7. Fundamentos teóricos de métricas de avaliação	43
2.7.1. Métricas de erro para séries temporais	43
2.7.2. Validação cruzada para séries temporais	44
2.8. Fundamentos teóricos da análise qualitativa comparativa	45
2.8.1. Pressupostos epistemológicos da QCA.....	45
2.8.2. Teoria dos conjuntos <i>fuzzy</i>	45
2.8.3. Medidas teóricas de consistência e cobertura na fsQCA.....	45
2.9. Fundamentos teóricos de critérios de seleção e validação.....	46
2.9.1. Critérios de informação para seleção de modelos.....	46
2.9.2. Validação estatística de modelos preditivos.....	46
2.10. Fundamentos teóricos dos objetivos de desenvolvimento sustentável	47
Capítulo 3: Metodologia	48
3.1. Delineamento da pesquisa	48
3.2. Coleta e processamento de dados	50
3.2.1. Fonte e características dos dados.....	50
3.2.2. Evolução metodológica da base de dados ONS.....	50
3.2.3. Estratégias de processamento e preparação	51
3.2.4. Tratamento de mudanças metodológicas	52
3.2.5. Divisão e validação dos conjuntos de dados	53
3.2.6. Tratamento de <i>outliers</i> e anomalias	53
3.2.7. Limitações associadas à evolução da base de dados	54
3.3. Análise estatística das séries temporais.....	54
3.3.1. Implementação de testes de estacionariedade.....	54
3.3.2. Análise de tendência e padrões temporais.....	55
3.3.3. Caracterização de sazonalidade e ciclos	55
3.4. <i>Framework</i> de modelagem preditiva.....	56
3.4.1. Estratégia de otimização de hiperparâmetros	56
3.4.2. . Implementação do modelo <i>prophet</i>	56
3.4.3. Desenvolvimento do modelo SARIMA.....	57
3.4.4. Arquitetura e implementação LSTM	57
3.5. Análise qualitativa comparativa <i>fuzzy</i> (fsQCA).....	58
3.5.1. Estrutura metodológica e escopo temporal	58
3.5.2. Calibração estatisticamente fundamentada.....	59
3.5.3. Ponderação objetiva via método CRITIC.....	59

SUMÁRIO

3.5.4. Análise de necessidade e suficiência	60
3.6. Metodologia de análise multicritério	60
3.6.1. Delineamento metodológico	60
3.6.2. Estruturação dos dados	60
3.6.3. Construção das matrizes de decisão	61
3.6.4. Aplicação do método CRITIC	61
3.6.4.1. Normalização dos dados	61
3.6.4.2. Determinação da quantidade de informação	62
3.6.4.3. Cálculo dos pesos finais	62
3.6.5. Aplicação do método TOPSIS	62
3.6.5.1. Normalização vetorial	62
3.6.5.2. Construção da matriz ponderada	62
3.6.5.3. Determinação das soluções ideais	62
3.6.5.4. Cálculo das distâncias e proximidade relativa	63
3.6.6. Análise de sensibilidade Monte Carlo	63
3.6.6.1. Delineamento da simulação	63
3.6.6.2. Procedimento de perturbação	63
3.6.7. Métricas de robustez	64
3.6.7.1. Coeficiente de variação	64
3.6.7.2. Intervalos de confiança	64
3.6.7.3. Estabilidade posicional	64
Capítulo 4: Previsão da Matriz Energética Brasileira para 2030	65
4.1. Padrões sazonais das fontes energéticas	65
4.1.1. Energia solar	65
4.1.2. Energia hidrelétrica	66
4.1.3. Energia eólica	68
4.2. Evolução projetada da matriz energética brasileira	70
4.2.1. Composição projetada da matriz	70
4.2.2. Projeção consolidada por fonte energética	71
4.2.3. Valores projetados para 2030	73
4.3. Implicações para o cumprimento da meta 7.2 dos ODS	74
4.3.1. Análise da participação renovável projetada	74
4.3.2. Avaliação do potencial cumprimento da meta 7.2	74

SUMÁRIO

Capítulo 5: Análise multicritério dos modelos de predição	76
5.1. Ponderação dos critérios	76
5.1.1. Análise por fonte energética	77
5.2. Scores topsis e seleção dos modelos	77
5.2.1. Análise comparativa dos scores	78
5.3. Resultados da análise de sensibilidade	78
5.3.1. Estabilidade dos pesos CRITIC	79
5.3.2. Scores de estabilidade por fonte	79
5.3.3. Convergência e distribuição das variações	80
5.4. Síntese dos modelos selecionados	80
5.4.1. Indicadores consolidados	81
5.5. Análise dos padrões identificados	81
5.5.1. Especialização por características temporais	81
5.5.2. Distribuição de importância dos critérios	81
5.5.3. Robustez metodológica	82
5.6. Implicações para as projeções energéticas	82
Capítulo 6: Análise configuracional da transição energética brasileira com abordagem fsQCA para a meta 7.2 dos ODS	83
6.1. Ponderação objetiva das dimensões através do método CRITIC	83
6.2. Estabelecimento de limiares estatísticos para significância causal	84
6.3. Análise de condições necessárias	85
6.4. Análise de condições suficientes	86
6.5. Configurações causais e caminhos de equifinalidade	87
6.6. Evolução temporal das configurações causais	88
6.7. Projeções e cenários futuros	89
6.8. Interpretação prática das configurações causais	90
6.8.1. Interpretação da configuração ERG*CSR (expansão + complementaridade)	90
6.8.2. Interpretação da configuração DFR*CSR (diversificação + complementaridade)	91
6.8.3. Interpretação da condição necessária ESR (estabilidade sistêmica)	91
6.8.4. Interpretação da ausência de necessidade da CSR	92
6.9. Mapeamento das configurações com políticas energéticas brasileiras	92
6.9.1. Configuração ERG*CSR e o plano decenal de expansão de energia (PDE 2032)	92

SUMÁRIO

6.9.2. Configuração DFR*CSR e as políticas de geração distribuída	93
6.9.3. Condição necessária esr e os investimentos em transmissão	93
6.9.4. Configuração RDF*ESR e a política nacional de transição energética.....	94
6.9.5. Alinhamento temporal entre configurações e políticas	94
6.10. Implicações para políticas públicas energéticas.....	95
6.10.1. Recomendações específicas para políticas regionalizadas	95
6.10.2. Instrumentos de política pública derivados.....	96
6.11. Considerações sobre robustez e limitações.....	96
6.11.1. Validação externa dos resultados	96
6.11.2. Limitações metodológicas e direções futuras.....	97
Capítulo 7: Discussão dos resultados.....	98
7.1. Validação dos resultados com dados oficiais recentes	98
7.2. Integração metodológica e planejamento energético nacional.....	99
7.3. Políticas energéticas e alinhamento com a meta 7.2 dos ODS.....	99
7.4. Desafios operacionais e estabilidade sistêmica.....	100
7.5. Inovações metodológicas e contribuições técnicas.....	100
7.6. Perspectivas internacionais e posicionamento global.....	101
7.7. Limitações e refinamentos futuros	101
7.8. Contribuições para políticas públicas específicas	102
7.9. Convergência entre resultados da pesquisa e o planejamento energético	102
Capítulo 8: Conclusão	104
8.1. Objetivo geral alcançado	105
8.2. Objetivos específicos consolidados.....	105
8.3. Contribuições teóricas	105
8.4. Contribuições práticas	106
8.5. Validação empírica e relevância setorial.....	107
8.6. Limitações atualizadas e contexto real	107
8.7. Recomendações para pesquisas futuras.....	108
8.8. Implicações para a prática profissional validadas.....	108
8.9. Posicionamento global e liderança brasileira	109
8.10. Considerações finais.....	109
Referências.....	111

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: <i>Framework</i> Teórico-Conceitual da Pesquisa	29
Figura 2: Evolução da Participação de Fontes Renováveis Não-Convencionais na Matriz Elétrica Brasileira (2010-2023)	31
Figura 3: Decomposição de uma Série Temporal Energética em Componentes Estruturais	34
Figura 4: Identificação e Tratamento de Diferentes Categorias de Outliers em Séries de Geração Eólica.....	36
Figura 5: Decomposição de Série Temporal de Geração Solar Fotovoltaica Utilizando o Modelo Prophet.....	38
Figura 6: Estrutura interna de uma célula <i>LSTM</i> , mostrando os mecanismos de portão (<i>gates</i>) que controlam o fluxo de informação através do tempo	39
Figura 7: Diferentes arquiteturas de redes <i>LSTM</i> aplicáveis à previsão de séries temporais energéticas	40
Figura 8: Visualização conceitual do funcionamento do algoritmo Tree-structured Parzen Estimator (TPE), mostrando a construção de modelos de densidade para guiar a busca bayesiana no espaço de hiperparâmetros	42
Figura 9: Metodologia de Validação Cruzada Temporal com Janela Expandida	44
Figura 10: Fluxograma metodológico da pesquisa	49
Figura 11: Padrão sazonal anual e projeção de curto prazo para energia solar	66
Figura 12: Padrão sazonal anual e projeção de curto prazo para energia hidrelétrica	67
Figura 13: Padrão sazonal anual e projeção de curto prazo para energia eólica.....	69
Figura 14: Evolução da composição da matriz energética brasileira (2010-2030)....	70
Figura 15: Projeção consolidada da matriz energética brasileira (2010-2030)	72
Figura 16: Valores projetados de geração por fonte para 2030	73
Figura 17: Distribuição de pesos dos critérios pelo método CRITIC por fonte energética	76

LISTA DE FIGURAS

Figura 18: Scores TOPSIS por fonte energética e modelo preditivo	78
Figura 19: Resultados da análise de sensibilidade multicritério	79
Figura 20: Modelos selecionados por fonte energética.....	80
Figura 21: Distribuição dos pesos das dimensões determinados pelo método CRITIC	84
Figura 22: Consistência de condições necessárias para a meta 7.2 dos ODS	85
Figura 23: Consistência de condições suficientes para a meta 7.2 dos ODS	86
Figura 24: Principais combinações de condições para a meta 7.2 dos ODS.....	88
Figura 25: Evolução temporal das configurações causais por período	89
Figura 26: Contribuição de cada dimensão para o índice composto ao longo do tempo	90



LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Síntese consolidada dos resultados da análise multicritério	81
--	----

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 2.1: Correlação temporal entre fontes energéticas	31
Equação 2.2: Índice de complementaridade entre fontes.....	31
Equação 2.3: Decomposição aditiva de séries temporais	33
Equação 2.4: Decomposição multiplicativa de séries temporais	33
Equação 2.5: Equação do teste Dickey-Fuller Aumentado	34
Equação 2.6: Estatística do teste KPSS	35
Equação 2.7: Estatística do teste Phillips-Perron	35
Equação 2.8: Modelo aditivo decomposto do Prophet.....	36
Equação 2.9: Tendência linear no Prophet.....	37
Equação 2.10: Componente sazonal no Prophet.....	37
Equação 2.11: Formulação matemática do modelo SARIMA.....	37
Equação 2.17: Equações fundamentais da célula LSTM.....	39
Equação 2.18: Fundamentação bayesiana da otimização.....	40
Equação 2.20: Fundamentos teóricos do TPE	41
Equação 2.21: Peso do critério no método CRITIC.....	42
Equação 2.22: Quantidade de informação no método CRITIC	42
Equação 2.23: Normalização teórica no TOPSIS	42
Equação 2.24: Erro Médio Absoluto (MAE)	43
Equação 2.25: Erro Percentual Médio Absoluto (MAPE).....	43
Equação 2.26: Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE).....	43
Equação 2.27: Coeficiente de Determinação (R^2)	43
Equação 2.28: Função de calibração <i>fuzzy</i>	45
Equação 2.29: Conceito de consistência na fsQCA.....	46

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 2.30: Conceito de cobertura na fsQCA.....	46
Equação 2.31: Critério de Informação de Akaike (AIC)	46
Equação 2.32: Critério de Informação Bayesiano (BIC)	46
Equação 2.33: Estatística do teste Diebold-Mariano	47
Equação 3.1: Normalização Min-Max para compatibilidade com valores negativos .	61
Equação 3.2: Inversão de valores normalizados para critérios de minimização.....	61
Equação 3.3: Quantidade de informação do critério no método CRITIC	62
Equação 3.4: Normalização dos pesos CRITIC para soma unitária	62
Equação 3.5: Normalização vetorial para o método TOPSIS	62
Equação 3.6: Construção da matriz ponderada no TOPSIS.....	62
Equação 3.7: Soluções ideais para critérios de maximização.....	62
Equação 3.8: Soluções ideais para critérios de minimização	63
Equação 3.9: Distância euclidiana à solução ideal positiva.....	63
Equação 3.10: Distância euclidiana à solução ideal negativa.....	63
Equação 3.11: Proximidade relativa (<i>score</i> TOPSIS)	63
Equação 3.12: Perturbação gaussiana para análise de sensibilidade Monte Carlo	63
Equação 3.13: Coeficiente de variação para avaliação de robustez dos pesos.....	64
Equação 3.14: Intervalo de confiança baseado em percentis empíricos	64

LISTA DE SIGLAS E ACRÔNIMOS

ACF	Autocorrelation Function (Função de Autocorrelação)
ADF	Augmented Dickey-Fuller (Teste de Dickey-Fuller Aumentado)
AIC	Akaike Information Criterion (Critério de Informação de Akaike)
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average (Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis)
BIC	Bayesian Information Criterion (Critério de Informação Bayesiano)
BRICS	Brasil, Rússia, Índia, China e África do Sul
CNN-LSTM	Convolutional Neural Network with Long Short-Term Memory (Rede Neural Convolucional com LSTM)
CRITIC	Criteria Importance Through Intercriteria Correlation (Importância de Critérios Através de Correlação Entre Critérios)
CSR	Complementaridade Sazonal Renovável
DFR	Diversificação de Fontes Renováveis
ELECTRE	ELimination Et Choix Traduisant la REalité (Eliminação e Escolha Expressando a Realidade)
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
ERG	Expansão Renovável Global
ESR	Estabilidade Sistêmica Renovável
fsQCA	Fuzzy-set Qualitative Comparative Analysis (Análise Qualitativa Comparativa com Conjuntos Fuzzy)
GW	Gigawatt
iForest	Isolation Forest (Floresta de Isolamento)
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change (Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas)
KPSS	Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (Teste de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin)
LSTM	Long Short-Term Memory (Memória de Longo e Curto Prazo)
MAE	Mean Absolute Error (Erro Médio Absoluto)
MAPE	Mean Absolute Percentage Error (Erro Percentual Absoluto Médio)
MCMC	Markov Chain Monte Carlo (Monte Carlo via Cadeias de Markov)
MME	Ministério de Minas e Energia
MW	Megawatt

LISTA DE SIGLAS E ACRÔNIMOS

NN	Neural Networks (Redes Neurais)
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
ONU	Organização das Nações Unidas
PACF	Partial Autocorrelation Function (Função de Autocorrelação Parcial)
PROCEL	Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica
PROINFA	Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica
PROMETHEE	Preference Ranking Organization METHod for Enrichment Evaluations (Método de Organização de Classificação de Preferências)
PV	Photovoltaic (Fotovoltaico)
QCA	Qualitative Comparative Analysis (Análise Qualitativa Comparativa)
RDF	Redução de Dependência Fóssil
RMSE	Root Mean Square Error (Raiz do Erro Quadrático Médio)
RNN	Recurrent Neural Network (Rede Neural Recorrente)
SARIMA	Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Modelo ARIMA Sazonal)
SIN	Sistema Interligado Nacional
STL	Seasonal and Trend decomposition using Loess (Decomposição Sazonal e de Tendência usando Loess)
TOPSIS	Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade à Solução Ideal)
TPE	Tree-structured Parzen Estimator (Estimador de Parzen Estruturado em Árvore)
TRANSFORMER	Transformer Neural Network Architecture (Arquitetura de Rede Neural Transformer)
TWh	Terawatt-hora
UNFCCC	United Nations Framework Convention on Climate Change (Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima)

Resumo: Este livro desenvolve e aplica framework metodológico integrado que combina modelagem preditiva especializada por fonte energética com análise qualitativa comparativa fuzzy (fsQCA) para avaliação multidimensional do alinhamento da matriz energética brasileira com a meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável no horizonte 2030. O estudo abrange o período histórico de 2010 a 2024 e desenvolve projeções até 2030 através de séries temporais de geração elétrica do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). A metodologia integra cinco técnicas preditivas especializadas (SARIMA, Prophet, RNN, CNN-LSTM e Transformer) com seleção objetiva através de análise multicritério TOPSIS-CRITIC. A análise fsQCA operacionaliza cinco dimensões avaliativas: Expansão Renovável Global (ERG), Diversificação de Fontes Renováveis (DFR), Complementaridade Sazonal Renovável (CSR), Redução de Dependência Fóssil (RDF) e Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR). Os resultados evidenciam que o Brasil não apenas cumprirá, mas excederá amplamente a meta 7.2 dos ODS, projetando participação renovável de 92,5% até 2030. A análise fsQCA identifica a Estabilidade Sistêmica Renovável como condição necessária (consistência 0,941) e revela três configurações causais suficientes: $ERG*CSR$, $DFR*CSR$ e $CSR*RDF$. A pesquisa contribui metodologicamente ao integrar abordagens quantitativas e qualitativas para avaliação de transições energéticas e substantivamente ao confirmar o posicionamento brasileiro como líder mundial em matriz energética renovável, oferecendo subsídios técnicos para políticas energéticas alinhadas aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável.

Palavras-chave: Matriz Energética Brasileira. Energias Renováveis. Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. Modelagem Preditiva. Análise Qualitativa Comparativa. Séries Temporais Energéticas.

Abstract: This book develops and applies an integrated methodological framework that combines specialized predictive modeling by energy source with fuzzy comparative qualitative analysis (fsQCA) for multidimensional assessment of the alignment of the Brazilian energy matrix with target 7.2 of the Sustainable Development Goals on the 2030 horizon. The study covers the historical period from 2010 to 2024 and develops projections up to 2030 using time series of electricity generation from the National Electric System Operator (ONS). The methodology integrates five specialized predictive techniques (SARIMA, Prophet, RNN, CNN-LSTM, and Transformer) with objective selection through TOPSIS-CRITIC multi-criteria analysis. The fsQCA analysis operates on five evaluative dimensions: Global Renewable Expansion (ERG), Renewable Source Diversification (DFR), Renewable Seasonal Complementarity (CSR), Fossil Dependency Reduction (RDF), and Renewable Systemic Stability (ESR). The results show that Brazil will not only meet but greatly exceed SDG target 7.2, projecting a renewable share of 92.5% by 2030. A análise fsQCA identifica a Estabilidade Sistêmica Renovável como condição necessária (consistência 0,941) e revela três configurações causais suficientes: ERG*CSR, DFR*CSR e CSR*RDF. A pesquisa contribui metodologicamente ao integrar abordagens quantitativas e qualitativas para avaliação de transições energéticas e substantivamente ao confirmar o posicionamento brasileiro como líder mundial em matriz energética renovável, oferecendo subsídios técnicos para políticas energéticas alinhadas aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável.

Keywords: Water quality. Paraíba do Sul. Temporal analysis. Neural networks. Environmental monitoring. GRNN. WQI. Collaborative work.

A Agenda 2030 das Nações Unidas estabeleceu 17 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), representando compromisso global de 193 países para promover desenvolvimento sustentável (United Nations, 2015). O Objetivo 7 visa “assegurar o acesso confiável, sustentável, moderno e a preço acessível à energia para todos”, sendo a meta 7.2 específica: “aumentar substancialmente a participação de energias renováveis na matriz energética global até 2030” (International Renewable Energy Agency, 2023).

Esta meta configura-se como imperativo estratégico considerando que o setor energético responde por aproximadamente 73% das emissões globais de gases de efeito estufa (IPCC, 2022). Para limitar o aquecimento global a 1,5°C, conforme estabelecido no Acordo de Paris, cenários globais indicam necessidade de transição energética acelerada com participação renovável alcançando 60% até 2030 (International Renewable Energy Agency, 2023).

O Brasil ocupa posição singular no contexto energético internacional, tendo alcançado marcos significativos em 2024. A Agência Nacional de Energia Elétrica (Agência Nacional de Energia Elétrica, 2025) reportou expansão recorde de 10,9 GW de nova capacidade, sendo 91% de fontes renováveis, distribuídos em 147 plantas solares (5.630 MW) e 121 projetos eólicos (4.261 MW), estabelecendo a maior expansão anual desde 1997 (Agência Nacional de Energia Elétrica, 2025). A participação eólica atingiu 15,83% da matriz elétrica brasileira, enquanto a solar representou 22,2% da capacidade total instalada sendo 8 a 10% desse total refere-se a energia centralizada, o restante a geração distribuída, consolidando o país como líder regional em transição energética (Enerdata, 2025; Agência Nacional de Energia Elétrica, 2025).

A matriz elétrica brasileira apresenta 88,2% de fontes renováveis, distribuída entre hidroeletricidade (63,8%), biomassa (8,4%), eólica (8,6%) e solar (1,0%) (Empresa de Pesquisa Energética, 2025). Esta configuração contrasta significativamente com a média global de 33% de participação renovável (International Energy Agency, 2025) e posiciona o país como referência em transição energética entre economias emergentes. Contudo, a expansão geográfica concentrou-se em Minas Gerais (3.174 MW), Bahia (2.409 MW) e Rio Grande do Norte (1.816 MW), evidenciando potencial de desenvolvimento regional diferenciado com implicações socioeconômicas relevantes (Enerdata, 2025).

Desafios emergentes comprometem a sustentabilidade desta expansão. O crescimento acelerado das fontes renováveis tem enfrentado limitações significativas de infraestrutura, manifestando-se através do *curtailment* (cortes forçados de geração) que afeta diretamente a viabilidade econômica dos empreendimentos. A Associação Brasileira de Energia Eólica estimou perdas de R\$ 1,2 bilhão até setembro de 2024 decorrentes desses cortes (Canal Energia, 2024), representando impacto que equivaleria a desligar a usina de Itaipu por três meses (Canal Energia, 2024). Os cortes na geração eólica atingiram média de 8% em 2024, contrastando com o patamar inferior a 1% registrado no ano anterior, enquanto a energia solar enfrentou cortes de até 15% (Canal Energia, 2024). As associações setoriais ABSOLAR e

ABEEólica moveram ação judicial contra a ANEEL solicitando ressarcimento de perdas acumuladas de R\$ 4,8 bilhões (Lucchesi, 2025), evidenciando tensões crescentes entre expansão da capacidade renovável e limitações sistêmicas de absorção energética.

A literatura sobre transição energética no Brasil apresenta limitações metodológicas que comprometem a avaliação efetiva do cumprimento da meta 7.2 dos ODS. Análises quantitativas convencionais baseiam-se em pressupostos de simetria causal e efeitos aditivos, não capturando a complexidade configuracional dos sistemas energéticos que caracteriza a realidade da transição energética contemporânea (Primc, 2019).

A aplicação de metodologias de análise configuracional em sistemas energéticos representa fronteira emergente de pesquisa. Estudos recentes demonstram que a combinação de análise qualitativa comparativa *fuzzy* (fsQCA) com modelagem preditiva permite examinar mecanismos causais subjacentes em transformações energéticas complexas, revelando que diferentes combinações de condições podem produzir resultados similares através do princípio de equifinalidade (Chen, 2024). Pesquisa contemporânea utilizando fsQCA para avaliar o progresso do Brasil em direção ao ODS 7.2 identificou a Diversificação de Fontes Renováveis como condição necessária mais importante (consistência 0,876), seguida pela Redução de Dependência Fóssil (0,799) e Expansão Renovável Global (0,780), evidenciando natureza multidimensional da transição energética sustentável (Tavares e Silva Christo, 2024).

Paralelamente, a seleção de modelos preditivos através de métodos multicritério tem evoluído significativamente. Hassan et al. (2023) demonstraram que a combinação CRITIC-TOPSIS alcançou 72% de pontuação de desempenho na seleção de sites solares em Riyadh, confirmando robustez da metodologia em contextos de decisão energética. Revisões abrangentes identificam TOPSIS como uma das metodologias multicritério mais amplamente utilizadas no planejamento energético, ao lado de técnicas de *outranking*, com crescente aplicação em problemas de seleção de fontes renováveis (Bohra e Anvari-Moghaddam, 2022).

A validação de modelos de dinâmica de sistemas através de fsQCA emerge como técnica promissora para aumentar confiança dos stakeholders, permitindo identificar *links* causais entre entidades em modelos com dados de amostra limitada. Esta abordagem mostra-se particularmente relevante para o contexto brasileiro, onde a fsQCA combina teoria de conjuntos *fuzzy* com análise qualitativa comparativa, permitindo pertencimento parcial e identificação de configurações causais complexas (Shalahuddin, 2024).

Esta pesquisa identifica lacuna metodológica específica: ausência de abordagens que integrem modelagem preditiva especializada por fonte energética com análise configuracional para avaliação multidimensional do cumprimento de metas de desenvolvimento sustentável, transcendendo métricas puramente volumétricas e incorporando dimensões qualitativas da sustentabilidade energética.

1.1. QUESTÃO DE PESQUISA

Como a modelagem preditiva especializada por fonte energética, integrada com análise qualitativa comparativa, pode contribuir para a avaliação multidimensional do progresso brasileiro em direção ao cumprimento da meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável até 2030?

1.2. OBJETIVOS

1.2.1. OBJETIVO GERAL

Desenvolver *framework* metodológico integrado que combine modelagem preditiva especializada por fonte energética com análise qualitativa comparativa *fuzzy* (fsQCA) para avaliação multidimensional do alinhamento da matriz energética brasileira com a meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável no horizonte 2030.

1.2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Desenvolver modelos preditivos especializados para cada fonte energética (eólica, hidrelétrica, nuclear, solar e térmica) utilizando análise multicritério TOPSIS-CRITIC para seleção da técnica mais adequada entre *Prophet*, SARIMA, redes neurais LSTM, CNN- LSTM e *Transformer*.
2. Operacionalizar cinco dimensões complementares para avaliação multidimensional do cumprimento da meta 7.2: Expansão Renovável Global (ERG), Diversificação de Fontes Renováveis (DFR), Complementaridade Sazonal Renovável (CSR), Redução de Dependência Fóssil (RDF) e Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR).
3. Aplicar análise qualitativa comparativa *fuzzy* (fsQCA) para identificar configurações causais necessárias e suficientes associadas ao cumprimento efetivo da meta 7.2, transcendendo abordagens puramente quantitativas.
4. Avaliar o contraste entre expansão quantitativa da participação renovável e configurações qualitativas na trajetória projetada da matriz energética brasileira, identificando potenciais descompassos entre crescimento volumétrico e atributos sistêmicos essenciais.
5. Formular recomendações de políticas energéticas fundamentadas empiricamente no *ranking* de condições necessárias identificadas pela análise fsQCA, com foco na aplicabilidade prática no contexto brasileiro.
6. Desenvolver *framework* metodológico para seleção objetiva de modelos preditivos especializados por fonte energética, integrando metodologia TOPSIS-CRITIC com validação estatística robusta através de simulação Monte Carlo.
7. Propor conjunto de indicadores operacionais derivados da análise fsQCA para monitoramento do progresso da meta 7.2 no contexto brasileiro, aplicáveis por órgãos reguladores e empresas do setor.
8. Aplicar metodologia desenvolvida para avaliação da complementaridade sazonal entre fontes renováveis como critério de estabilidade sistêmica, fornecendo subsídios técnicos para planejamento operacional.
9. Demonstrar a aplicabilidade da integração metodológica desenvolvida através de validação empírica com dados oficiais do setor energético brasileiro (ONS, EPE, ANEEL), estabelecendo credibilidade científica e prática.
10. Avaliar a convergência entre as projeções da metodologia proposta e as políticas energéticas nacionais em implementação (Empresa de Pesquisa Energética (EPE), 2024; Ministério de Minas e Energia, 2023), identificando alinhamentos e divergências estratégicas.

1.3. DELIMITAÇÃO DO ESCOPO

Esta pesquisa estabelece delimitações claras que definem seu alcance e limitações, assegurando foco metodológico adequado e viabilidade de execução dentro dos recursos disponíveis.

O estudo abrange o período de 2010 a 2024 para análise histórica, com projeções até 2030 para avaliação do cumprimento da meta 7.2 dos ODS. Esta janela temporal de 15 anos (histórico) e 6 anos (projeção) foi selecionada por capturar a fase de maior transformação da matriz energética brasileira, incluindo a emergência das fontes solar e eólica como componentes significativos do sistema nacional.

O marco inicial de 2010 justifica-se pela disponibilidade consistente de dados do ONS e pelo início da expansão eólica comercial no Brasil. O horizonte de 2030 alinha-se diretamente com a meta 7.2 dos ODS, proporcionando relevância temporal para avaliação de políticas públicas e planejamento energético.

A análise concentra-se no Sistema Interligado Nacional (SIN), que representa aproximadamente 96% da capacidade instalada brasileira, excluindo sistemas isolados da região amazônica. Esta delimitação justifica-se pela homogeneidade operacional e disponibilidade de dados consolidados do SIN, além de sua representatividade na matriz energética nacional.

A abordagem nacional agregada foi privilegiada em relação à análise regional detalhada devido à disponibilidade de dados consistentes e à necessidade de avaliar o cumprimento da meta 7.2 em nível país, conforme estabelecido pelos ODS.

O estudo foca nas cinco principais tecnologias de geração que compõem a matriz elétrica brasileira: hidroelétrica, térmica (incluindo biomassa, gás natural e carvão), nuclear, eólica e solar fotovoltaica. Esta seleção representa aproximadamente 98% da capacidade instalada nacional e captura a diversidade tecnológica essencial para análise de complementaridade energética.

Tecnologias emergentes como hidrogênio verde, sistemas de armazenamento e redes inteligentes são consideradas qualitativamente nas discussões de políticas públicas, mas não integram a modelagem quantitativa devido à limitada penetração atual e disponibilidade de dados históricos.

A pesquisa adota abordagem quantitativa com elementos qualitativos complementares, integrando três componentes metodológicos principais: análise multicritério para seleção de modelos, modelagem preditiva especializada por fonte, e análise qualitativa comparativa para identificação de configurações causais.

A metodologia fsQCA foi selecionada como abordagem configuracional por sua adequação a amostras de tamanho médio (N=7 períodos trienais) e capacidade de identificar relações causais complexas sem pressupostos de linearidade ou aditividade. Outras abordagens configuracionais (QCA *crisp*, mvQCA) foram desconsideradas por limitações técnicas específicas do contexto analisado.

O conceito de “sustentabilidade energética” é operacionalizado através das cinco dimensões técnicas definidas (ERG, DFR, CSR, RDF, ESR), não abrangendo aspectos econômicos, sociais ou ambientais.

A avaliação do “cumprimento da meta 7.2” baseia-se em critérios quantitativos derivados das dimensões operacionalizadas, complementados por análise qualitativa de configurações causais, não incluindo avaliações normativas ou comparações internacionais detalhadas.

1.4. ABORDAGEM METODOLÓGICA

Esta pesquisa adota abordagem metodológica integrada que combina três componentes complementares: análise multicritério para seleção objetiva de modelos preditivos, modelagem preditiva especializada por fonte energética, e análise qualitativa comparativa para identificação de configurações causais complexas.

A estratégia metodológica fundamenta-se na complementaridade entre técnicas quantitativas e qualitativas, reconhecendo que a complexidade da transição energética demanda abordagens multifacetadas que capturem tanto padrões temporais quanto configurações causais subjacentes. Esta integração permite transcender limitações de análises unidimensionais, proporcionando avaliação robusta e multidimensional do progresso brasileiro em direção ao cumprimento da meta 7.2 dos ODS.

A modelagem preditiva emprega cinco técnicas especializadas (*Prophet*, SARIMA, LSTM, CNN-LSTM, *Transformer*) aplicadas às cinco principais fontes energéticas da matriz brasileira.

A seleção do modelo mais adequado para cada fonte fundamenta-se em análise multicritério TOPSIS-CRITIC que integra quatro métricas de desempenho complementares, assegurando objetividade e reprodutibilidade na escolha metodológica.

A análise fsQCA implementa calibração estatisticamente fundamentada das cinco dimensões avaliativas (ERG, DFR, CSR, RDF, ESR) baseada em propriedades distribucionais dos dados, superando limitações de abordagens convencionais que dependem de limiares arbitrários. Esta abordagem permite identificar configurações causais complexas sem pressupostos de linearidade ou aditividade, capturando a natureza configuracional da transição energética.

Os dados primários compreendem séries temporais oficiais do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) para o período 2010-2024, representando a fonte mais confiável sobre operação do sistema elétrico brasileiro. A validação metodológica incorpora múltiplas camadas de verificação, incluindo confrontação com dados oficiais recentes da ANEEL, EPE e ONS para assegurar credibilidade científica e prática dos resultados.

1.5. CONTRIBUIÇÕES ESPERADAS

Esta dissertação proporciona contribuições em múltiplas dimensões que atendem aos requisitos para o ODS 7.2, combinando rigor científico com aplicabilidade prática para o setor energético brasileiro.

1.5.1. CONTRIBUIÇÕES METODOLÓGICAS

A contribuição metodológica principal consiste no desenvolvimento de *framework* integrado que combina modelagem preditiva especializada com análise qualitativa comparativa para avaliação de transições energéticas. A implementação de calibração estatisticamente fundamentada para fsQCA baseada em propriedades distribucionais dos dados representa avanço metodológico aplicável em análises configuracionais de sistemas complexos.

O protocolo TOPSIS-CRITIC com validação Monte Carlo estabelece procedimento estruturado para seleção objetiva de modelos preditivos em contextos de séries temporais energéticas, superando práticas *ad hoc* convencionais. A metodologia desenvolvida é replicável e pode ser adaptada para análise de transições energéticas em outros contextos nacionais ou regionais.

A integração de cinco técnicas preditivas especializadas por características das séries temporais demonstra que especialização metodológica por tipo de série temporal produz ganhos significativos de precisão preditiva, contribuindo para teoria de seleção de modelos em contextos de alta complexidade temporal.

1.5.2. CONTRIBUIÇÕES EMPÍRICAS

A contribuição empírica fundamenta-se na identificação de configurações causais associadas ao cumprimento da meta 7.2 dos ODS no contexto brasileiro, evidenciando natureza multidimensional da transição energética sustentável. A operacionalização de cinco dimensões complementares (ERG, DFR, CSR, RDF, ESR) proporciona arcabouço empírico para avaliação de transições energéticas que transcende abordagens unidimensionais baseadas exclusivamente em participação percentual renovável.

A identificação de múltiplos caminhos causais (equifinalidade) para cumprimento da meta 7.2 oferece flexibilidade estratégica para formuladores de políticas, demonstrando que diferentes combinações de condições podem produzir resultados equivalentes de sustentabilidade energética.

1.5.3. CONTRIBUIÇÕES PRÁTICAS

A contribuição aplicada manifesta-se através do desenvolvimento de protocolos metodológicos replicáveis para análise multicritério em séries temporais energéticas e procedimentos de análise de complementaridade energética sazonal aplicáveis por empresas do setor e órgãos reguladores.

Os resultados fornecem base empírica para recomendações específicas de políticas energéticas, incluindo propostas de instrumentos de política pública derivados da análise configuracional. O *framework* desenvolvido oferece subsídios técnicos para planejamento energético de médio prazo, particularmente relevante para o contexto da Política Nacional de Transição Energética e do Plano Decenal de Expansão de Energia.

A integração de técnicas de otimização, modelagem preditiva e análise configuracional exemplifica abordagem sistêmica característica da engenharia de produção, demonstrando aplicação de princípios de gestão da produção em contexto de sustentabilidade energética, área de crescente relevância para profissionais do setor.

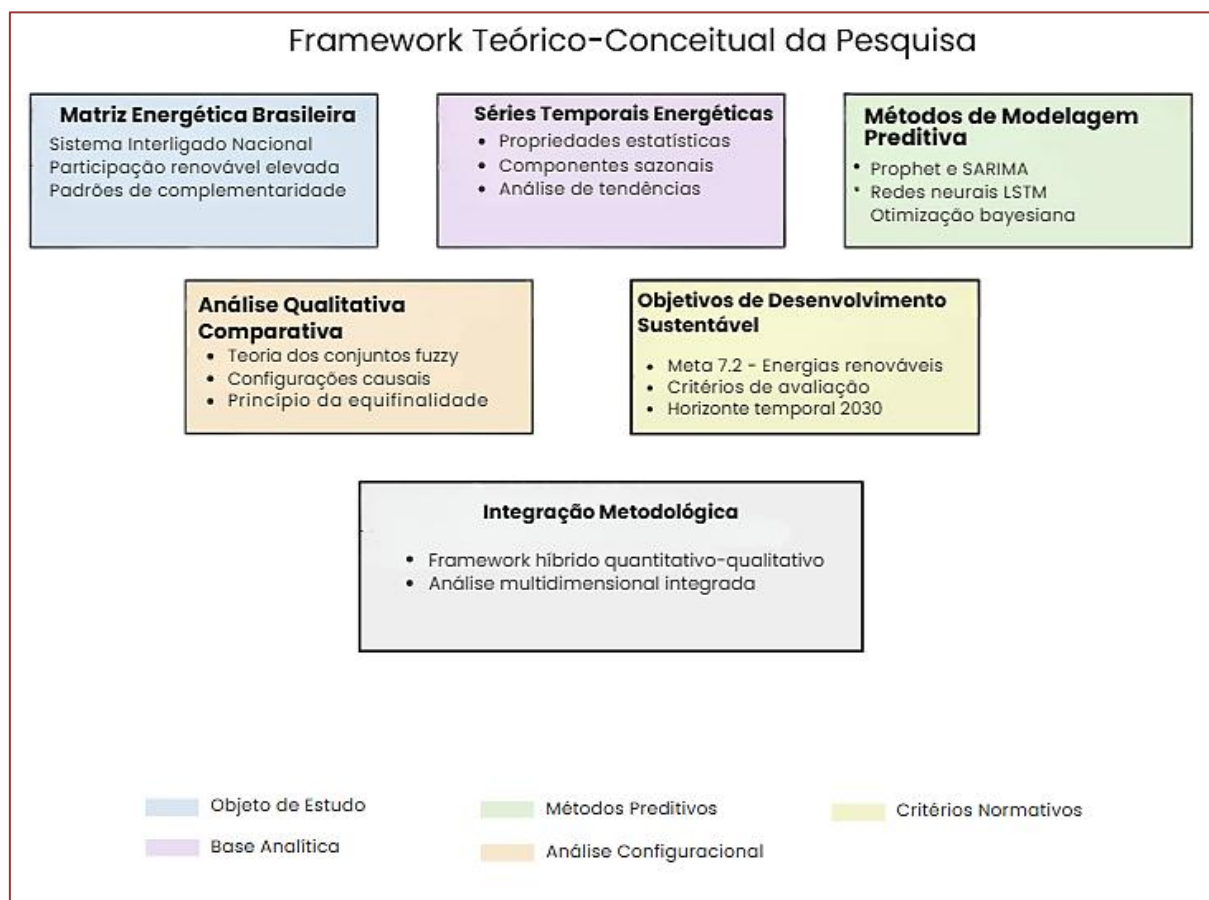
Esta seção apresenta as bases teóricas que fundamentam a pesquisa, articulando os elementos conceituais necessários para compreender a evolução da matriz energética brasileira e seu potencial alinhamento com a meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. A estrutura deste referencial teórico parte da caracterização teórica específica da matriz energética brasileira, avança para os fundamentos conceituais de análise de séries temporais energéticas, aprofunda-se nos marcos teóricos dos modelos preditivos e métodos de otimização, e culmina com os pressupostos teóricos dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável e da análise qualitativa comparativa.

2.1. FRAMEWORK TEÓRICO-CONCEITUAL

A pesquisa fundamenta-se na integração de cinco domínios conceituais principais, conforme ilustrado na Figura 1: a matriz energética brasileira com suas características específicas; as séries temporais energéticas e seus componentes estruturais; os métodos de modelagem preditiva; a análise qualitativa comparativa; e os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, especificamente a meta 7.2 relacionada a energias renováveis. Esta integração multidisciplinar permite abordar as complexidades inerentes à transição energética brasileira de forma sistemática e compreensiva.

O *framework* apresentado na Figura 1 representa as relações entre os principais constructos teóricos que fundamentam esta pesquisa. As conexões entre os domínios conceituais evidenciam a natureza interdisciplinar do estudo e a complementaridade entre as diferentes perspectivas analíticas. A Matriz Energética Brasileira constitui o objeto central de estudo, com suas características específicas de alta participação hidroelétrica e crescente penetração de fontes renováveis não-convencionais. As Séries Temporais Energéticas fornecem a estrutura analítica para compreender a evolução histórica e projetar cenários futuros, considerando componentes de tendência, sazonalidade e eventos atípicos. Os Métodos de Modelagem representam as ferramentas conceituais para operacionalizar a análise preditiva, combinando abordagens estatísticas tradicionais, decomposição aditiva e aprendizado profundo. A Análise Qualitativa incorpora a dimensão contextual e configuracional, explorando as combinações causais que influenciam a complementaridade energética. Os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável proporcionam o horizonte normativo e o critério de avaliação para as trajetórias projetadas.

Figura 1: *Framework* Teórico-Conceitual da Pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor.

2.2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DA MATRIZ ENERGÉTICA BRASILEIRA

2.2.1. CARACTERÍSTICAS CONCEITUAIS DA MATRIZ ENERGÉTICA BRASILEIRA

A matriz energética brasileira apresenta características distintivas que a diferenciam dos perfis energéticos observados internacionalmente, destacando-se pela considerável participação de fontes renováveis. De acordo com *Castro et al. (2024)*, aproximadamente 84% da matriz elétrica brasileira provém de fontes renováveis, posicionando o país como referência mundial em geração elétrica de baixo carbono. Esta característica configura não apenas uma vantagem comparativa em termos de sustentabilidade, mas também impõe desafios conceituais específicos para compreensão das dinâmicas energéticas nacionais (Dranka e Ferreira, 2018).

A composição diversificada da matriz elétrica brasileira, com forte predominância hidroelétrica complementada por fontes como eólica, biomassa, solar fotovoltaica, gás natural, carvão e nuclear (EPE, 2023), estabelece um contexto complexo de interações entre recursos energéticos com perfis de geração temporalmente distintos. Esta complexidade manifesta-se em propriedades sistêmicas que apresentam padrões sazonais complementares, tendências de crescimento heterogêneas e comportamentos residuais idiossincráticos (Carpio e Guimarães, 2024).

Um elemento distintivo fundamental da matriz energética brasileira reside em seu Sistema Interligado Nacional (SIN), considerado um dos maiores sistemas de transmissão interconectados do mundo com capacidade instalada superior a 180 GW e mais de 170.000 km de linhas de transmissão (Dranka e Ferreira, 2018). Andrade *et al.* (2025) destacam que esta extensa infraestrutura de transmissão viabiliza a integração e otimização nacional da geração e consumo de energia, proporcionando robustez e resiliência sistêmica. Esta característica facilita significativamente a incorporação de fontes renováveis intermitentes, ao possibilitar o balanceamento entre diferentes regiões do país.

No contexto específico das energias renováveis não-convencionais, o Brasil tem experimentado crescimento expressivo, no setor solar fotovoltaico. David *et al.* (2024) apontam que a expansão da geração distribuída solar apresentou taxas de crescimento acentuado, que ultrapassam 100% ao ano em determinados períodos. Esta dinâmica de crescimento acelerado manifesta-se nas propriedades sistêmicas como tendências não-lineares e pontos de mudança estrutural, conforme demonstrado por Costa *et al.* (2023) em análise abrangente de mais de 1,4 milhão de sistemas fotovoltaicos distribuídos instalados no Brasil.

A energia eólica apresentou crescimento notável no período analisado, com a capacidade instalada aumentando quase 20 vezes, de 927 MW em 2010 para 21 GW em 2022, alcançando mais de 10% da potência total contratada (Diniz e Couto, 2024). A concentração de 90,1% desta capacidade na região Nordeste adiciona dimensão socioeconômica relevante às análises energéticas, onde investimentos em energia eólica apresentam potencial para impulsionar desenvolvimento regional (Hochstetler, 2020).

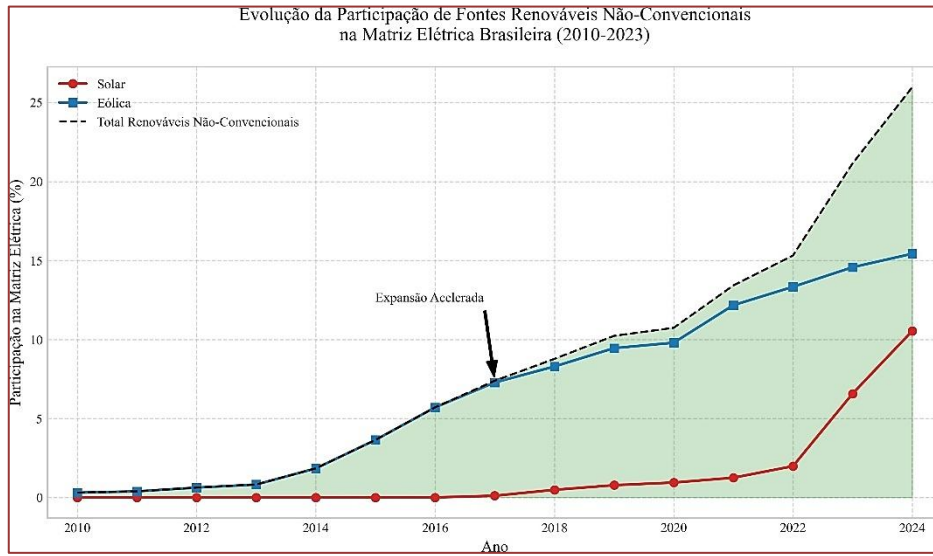
O biogás, embora ainda pouco explorado no Brasil, apresenta grande potencial devido à extensa produção agrícola, agroindústria e resíduos sólidos urbanos do país (Castro, 2024). A evolução de sua capacidade instalada, que atingiu 228 MW em 2021 com crescimento médio de aproximadamente 11% ao ano desde 2012, contrasta significativamente com a expansão fotovoltaica, que alcançou 4.632 MW no mesmo período, com crescimento médio aproximado de 117% ao ano (Costa, 2023).

A evolução da participação de fontes renováveis não-convencionais na matriz elétrica brasileira pode ser observada na Figura 2, que apresenta dados do período entre 2010 e 2023. Esta figura evidencia as diferentes trajetórias de crescimento de cada fonte renovável e consolida visualmente a acelerada transformação da matriz energética nacional durante o período analisado.

2.2.2. TEORIA DA COMPLEMENTARIDADE ENERGÉTICA

A teoria da complementaridade energética fundamenta-se no princípio conceitual de que diferentes fontes renováveis podem apresentar padrões temporais que se compensam mutuamente, reduzindo a variabilidade agregada do sistema energético. Esta teoria tornou-se central para compreensão de sistemas elétricos com alta penetração renovável, onde a gestão da intermitência constitui desafio fundamental (Jurasz, 2020).

Figura 2: Evolução da Participação de Fontes Renováveis Não-Convencionais na Matriz Elétrica Brasileira (2010-2023)



Fonte: Dados de Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS, 2024), disponível em: https://www.ons.org.br/paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao/geracao_energia.aspx. Gráfico elaborado pelo autor.

No contexto brasileiro, a complementaridade entre hidroelétrica e eólica constitui elemento estrutural teoricamente significativo. Diniz e Couto Lilia Caiado (2024) destacam que mudanças nos regimes de precipitação têm tornado a geração hidrelétrica menos previsível, aumentando a importância da energia eólica do Nordeste para a segurança energética do Brasil. Esta complementaridade regional-sazonal representa propriedade sistêmica fundamental, onde períodos de menor disponibilidade hídrica frequentemente coincidem com períodos de maior intensidade eólica, conforme demonstrado empiricamente por Silva *et al.* (2016).

A complementaridade sazonal manifesta-se através de correlações temporais específicas entre diferentes fontes renováveis. Durante períodos secos, típicos dos meses de maio a setembro nas regiões hidrelétricas do Sudeste e Sul, observa-se intensificação dos ventos no Nordeste, proporcionando compensação natural que reduz a necessidade de despacho térmico (Luz, 2023). Esta característica representa vantagem comparativa significativa do sistema brasileiro, conferindo estabilidade sistêmica superior àquela observada em sistemas com menor diversificação renovável.

A complementaridade entre fontes pode ser quantificada através do coeficiente de correlação temporal:

$$\rho_{i,j}(\tau) = \frac{E[(X_i(t) - \mu_i)(X_j(t+\tau) - \mu_j)]}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.1)$$

onde $X_i(t)$ e $X_j(t)$ são as séries de geração das fontes i e j , τ é a defasagem temporal, μ_i e μ_j são as médias, e σ_i e σ_j são os desvios padrão.

O índice de complementaridade sazonal pode ser definido como:

$$IC_{i,j} = 1 - \frac{\sigma_{i+j}}{\sigma_i + \sigma_j} \quad (2.2)$$

onde σ_{i+j} é o desvio padrão da soma das séries e $\sigma_i + \sigma_j$ é a soma dos desvios padrão individuais. Valores próximos a 1 indicam alta complementaridade.

Estudos recentes têm demonstrado a importância prática desta complementaridade. Campos *et al.* (2020) analisaram a complementaridade eólico-solar no Nordeste brasileiro, encontrando coeficiente de correlação de Pearson diário de -0,51, indicando que um mix de 40% eólica e 60% solar requereria apenas 6% da geração anual em capacidade de armazenamento.

2.2.3. TEORIAS DE TRANSIÇÃO ENERGÉTICA

A compreensão da evolução da matriz energética brasileira requer fundamentação em teorias de transição sociotécnica, a Perspectiva Multinível (MLP) desenvolvida por Geels (2002). Esta abordagem teórica estabelece três níveis analíticos - nichos tecnológicos, regimes sociotécnicos e paisagem sociotécnica - que interagem dinamicamente para produzir transformações sistêmicas em setores como energia.

O MLP fornece *framework* conceitual robusto para analisar como inovações em energias renováveis emergem em nichos protegidos, desafiam regimes estabelecidos e eventualmente se tornam dominantes quando apoiadas por mudanças na paisagem sociotécnica, como pressões climáticas e políticas de descarbonização (Geels, 2002). No contexto brasileiro, Lazaro et al. (2022) aplicaram esta perspectiva para analisar os desafios de governança multinível em um regime energético historicamente centralizado, identificando tensões entre a estrutura institucional estabelecida e as demandas emergentes por democratização energética.

A teoria da transição justa (Wang e Lo, 2021) complementa o MLP ao incorporar dimensões de equidade e justiça social nas transformações energéticas. Esta perspectiva torna-se relevante no contexto brasileiro, onde a expansão de energias renováveis tem implicações diferenciadas entre regiões e grupos sociais, como demonstrado pela concentração eólica no Nordeste e seus impactos socioeconômicos locais.

2.3. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DE SÉRIES TEMPORAIS ENERGÉTICAS

2.3.1. PROPRIEDADES CONCEITUAIS DAS SÉRIES TEMPORAIS ENERGÉTICAS

As séries temporais energéticas apresentam propriedades teóricas distintivas que transcendem as características observadas em outros domínios econômicos ou físicos. No contexto da matriz energética brasileira, caracterizada por forte dependência climática e crescente participação eólica e solar, estas particularidades são amplificadas pela complexidade intrínseca de um sistema predominantemente renovável (Jasiunas, 2021).

Diferentemente de setores econômicos convencionais, as séries temporais energéticas apresentam estrutura multidimensional complexa, caracterizada por componentes sobrepostos de tendência, sazonalidade em múltiplas escalas temporais, volatilidade heterogênea e efeitos exógenos diversificados (Zhang e Kline, 2007). No caso brasileiro, esta complexidade é acentuada pela forte dependência de fatores climáticos associados à predominância hidroelétrica e crescente participação eólica e solar, conforme demonstrado por Perera et al. (2020) em análise global de impactos climáticos em sistemas energéticos.

Um aspecto fundamental que distingue as séries temporais energéticas brasileiras é a presença de múltiplos padrões sazonais sobrepostos. A geração hidroelétrica apresenta sazonalidade anual bem definida, associada aos ciclos hidrológicos das principais bacias; a geração eólica exibe padrões sazonais complementares, com maior produção durante períodos de menor precipitação; a geração solar combina sazonalidade anual relacionada à inclinação solar com padrões diários associados ao ciclo solar e padrões semanais ligados às dinâmicas de consumo (Jurasz, 2020).

A decomposição de séries temporais constitui abordagem conceitual fundamental para análise dos padrões de geração energética, permitindo separar componentes de tendência, sazonalidade e resíduos, facilitando assim a identificação de padrões e a compreensão de comportamentos estruturais. Esta técnica é relevante no contexto brasileiro para compreender como diferentes fontes renováveis podem complementar-se ao longo do tempo, contribuindo para estabilidade do sistema (Arslan, 2022).

O modelo de decomposição aditiva pode ser expresso como:

$$Y_t = T_t + S_t + R_t \quad (2.3)$$

onde Y_t é a série observada, T_t é o componente de tendência, S_t é o componente sazonal, e R_t é o componente residual (irregular).

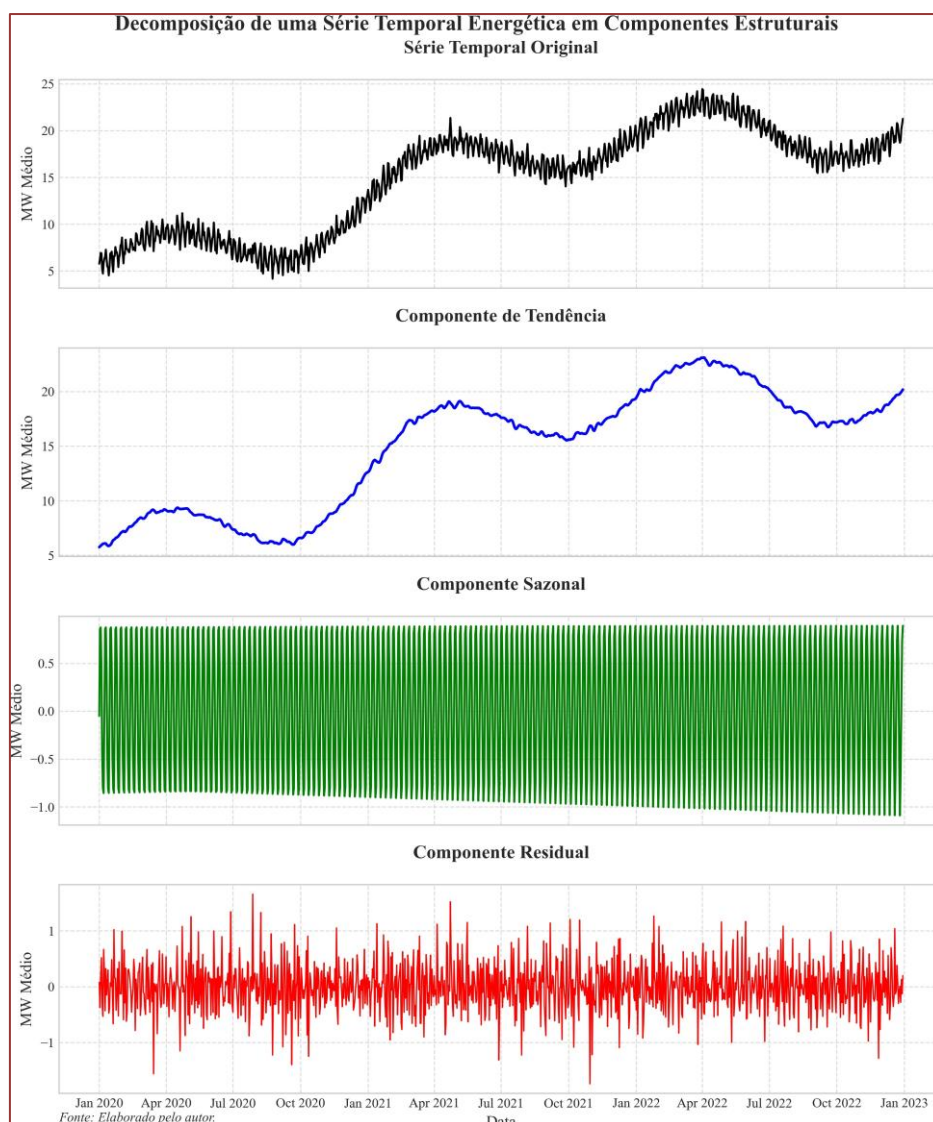
Para decomposição multiplicativa:

$$Y_t = T_t \times S_t \times R_t \quad (2.4)$$

A decomposição STL (Seasonal and Trend decomposition using Loess) oferece flexibilidade na separação dos componentes através de suavização local robusta, sendo adequada para séries energéticas com padrões sazonais variáveis.

A Figura 3 ilustra este processo de decomposição aplicado a uma série temporal energética típica, demonstrando como os diferentes componentes estruturais são isolados para análise.

Figura 3: Decomposição de uma Série Temporal Energética em Componentes Estruturais



Fonte: Elaborado pelo autor.

2.3.2. TESTES DE ESTACIONARIEDADE EM SÉRIES TEMPORAIS ENERGÉTICAS

A análise de estacionariedade constitui etapa fundamental na modelagem de séries temporais energéticas, uma vez que a presença de tendências ou quebras estruturais pode comprometer significativamente a qualidade dos modelos preditivos. O teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) representa uma das abordagens mais utilizadas para detecção de raízes unitárias em séries temporais, testando a hipótese nula de não-estacionariedade.

A estatística do teste ADF é baseada na regressão:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \sigma_i \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.5.)$$

onde Δ é o operador de primeira diferença, α é uma constante, β é o coeficiente da tendência temporal, γ é o coeficiente testado (hipótese nula: $\gamma = 0$), e p é o número de defasagens.

O teste Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin (KPSS) complementa o ADF ao inverter a hipótese nula, testando estacionariedade como hipótese nula. A estatística KPSS é definida por:

$$KPSS = \frac{1}{T^2} \frac{\sum_{t=1}^T S_t^2}{\hat{\sigma}^2} \quad (2.6.)$$

onde $S_t = \sum_{i=1}^t \hat{e}_i$ são as somas parciais dos resíduos de uma regressão de y_t em uma constante e tendência, e $\hat{\sigma}^2$ é uma estimativa da variância de longo prazo de $\hat{e}_t$.

O teste Phillips-Perron (PP) oferece alternativa robusta ao ADF, sendo menos sensível à correlação serial e heteroscedasticidade nos resíduos. A estatística PP é uma modificação não-paramétrica da estatística ADF:

$$Z_t = T(\hat{\rho} - 1) - \frac{1}{2}T^2(\hat{\sigma}^2 - \hat{\sigma}_0^2) / \sum_{t=2}^T y_{t-1}^2 \quad (2.7)$$

onde $\hat{\rho}$ é o estimador de mínimos quadrados de ρ em $y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$, e $\hat{\sigma}^2$, $\hat{\sigma}_0^2$ são estimativas das variâncias.

2.3.3. DETECÇÃO E TRATAMENTO DE OUTLIERS EM SÉRIES TEMPORAIS ENERGÉTICAS

As séries temporais energéticas frequentemente apresentam valores atípicos (*outliers*) que podem comprometer significativamente a qualidade dos modelos preditivos se não forem adequadamente identificados e tratados. No contexto específico da matriz energética brasileira, caracterizada por forte dependência climática e eventos extremos recorrentes, a detecção e tratamento de outliers assume importância crítica para modelagem robusta e projeções confiáveis (Perera, 2020).

Outliers em dados de séries temporais energéticas são observações anômalas que exibem características significativamente diferentes dos padrões normais de geração ou consumo. Conforme definido por Liu *et al.* (2008), anomalias são "poucas e diferentes", características que as tornam suscetíveis a isolamento e detecção através de algoritmos especializados. No entanto, diferentemente de outros domínios analíticos onde *outliers* são tipicamente tratados como ruído a ser eliminado, no contexto energético brasileiro eles frequentemente representam eventos significativos que contêm informações valiosas sobre o comportamento do sistema em condições extremas.

O conceito de detecção de anomalias em séries temporais energéticas fundamenta-se na teoria de que valores atípicos podem representar tanto eventos extremos legítimos quanto erros de medição. Liu *et al.* (2008) estabelecem que anomalias em dados energéticos são observações que exibem características significativamente diferentes dos padrões normais de geração, sendo "poucas e diferentes" em relação ao comportamento sistêmico esperado.

A teoria do *Isolation Forest* baseia-se no princípio conceitual de que anomalias podem ser isoladas mais facilmente que observações normais devido à sua raridade e distinção. Esta abordagem teórica fundamenta-se na premissa de que pontos anômalos requerem menos divisões para serem separados do restante dos dados, refletindo sua natureza atípica.

A Figura 4 ilustra a implementação desta abordagem, demonstrando como diferentes categorias de outliers são identificadas e tratadas de forma distinta para preservar a

integridade dos dados enquanto se reduz o impacto negativo nas análises preditivas.

2.4. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DOS MODELOS PREDITIVOS

2.4.1. TEORIA DO MODELO *PROPHET*

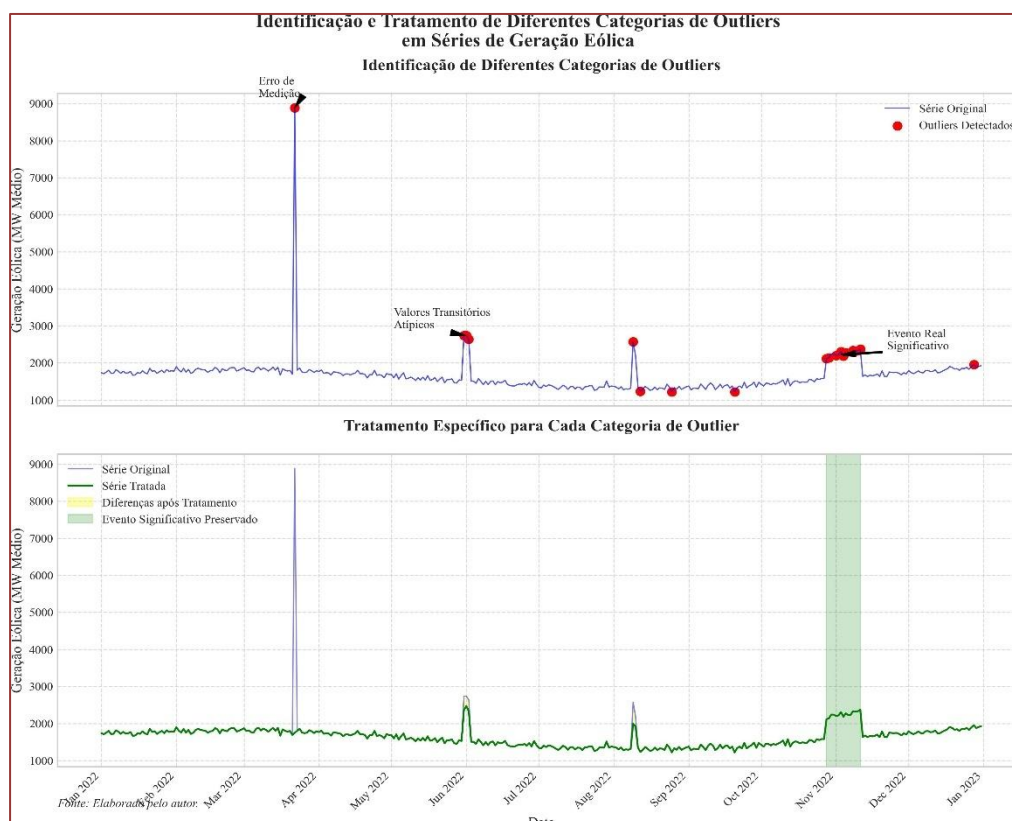
O modelo *Prophet* fundamenta-se em pressupostos teóricos específicos sobre a natureza das séries temporais, aquelas caracterizadas por forte sazonalidade, tendências dinâmicas e eventos irregulares. Desenvolvido por Taylor e Letham (2018), o *Prophet* implementa abordagem prática que combina modelos estatísticos configuráveis com análises de desempenho assistidas por analistas.

O fundamento conceitual do *Prophet* reside em modelo aditivo decomposto, onde a série temporal é representada como soma de componentes distintos:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

onde $y(t)$ representa o valor da série temporal, $g(t)$ o componente de tendência, $s(t)$ o componente sazonal, $h(t)$ os efeitos de feriados ou eventos especiais, e ε_t o termo de erro residual (Baloch, 2025). Esta decomposição explícita facilita interpretação intuitiva e possibilita ajustes específicos para cada componente.

Figura 4: Identificação e Tratamento de Diferentes Categorias de Outliers em Séries de Geração Eólica



Fonte: Elaborado pelo autor.

O componente de tendência $g(t)$ pode seguir dois modelos principais: crescimento linear ou logístico. Para crescimento linear:

$$g(t) = (k + \alpha(t)^T \delta)t + (m + \alpha(t)^T \gamma) \quad (2.9)$$

onde k é a taxa de crescimento, δ representa mudanças na taxa de crescimento, m é o offset, e $\alpha(t)$ é um vetor indicador dos pontos de mudança.

O componente sazonal $s(t)$ é modelado através de séries de Fourier:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) \right) \quad (2.10)$$

onde P é o período sazonal (365,25 para sazonalidade anual), N é o número de termos de Fourier, e a_n, b_n são parâmetros estimados.

A aplicação do *Prophet* para previsão energética tem demonstrado resultados adequados em diversos contextos internacionais. Baloch et al. (2025) desenvolveram estrutura de aprendizado de máquina fundamentada no *Prophet* para previsão de irradiância horizontal global em Omã. Comparando o desempenho com diversos modelos convencionais, os resultados indicaram desempenho favorável do *Prophet*, apresentando os menores valores de erro absoluto médio e erro quadrático médio raiz tanto para condições de céu nublado quanto para clima limpo. Estudos comparativos recentes, como o de Chaturvedi et al. (2022), demonstraram que o *Prophet* alcançou RMSE de 4,23 GWh e MAPE de 3,3% na previsão de demanda energética mensal da Índia, superando modelos ARIMA e LSTM convencionais.

A Figura 5 exemplifica a decomposição aditiva implementada pelo *Prophet* para uma série temporal de geração solar fotovoltaica, evidenciando como esta abordagem proporciona visualização transparente dos componentes estruturais que governam sua evolução temporal.

2.4.2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DO MODELO SARIMA

O modelo *SARIMA* representa extensão conceitual do modelo ARIMA tradicional, desenvolvido especificamente para capturar padrões sazonais em séries temporais. No contexto brasileiro, onde fatores sazonais como ciclos hidrológicos e regimes de vento exercem influência determinante sobre a geração renovável, o *SARIMA* oferece estrutura matemática adequada para modelagem destes componentes cíclicos recorrentes (Chaturvedi, 2022).

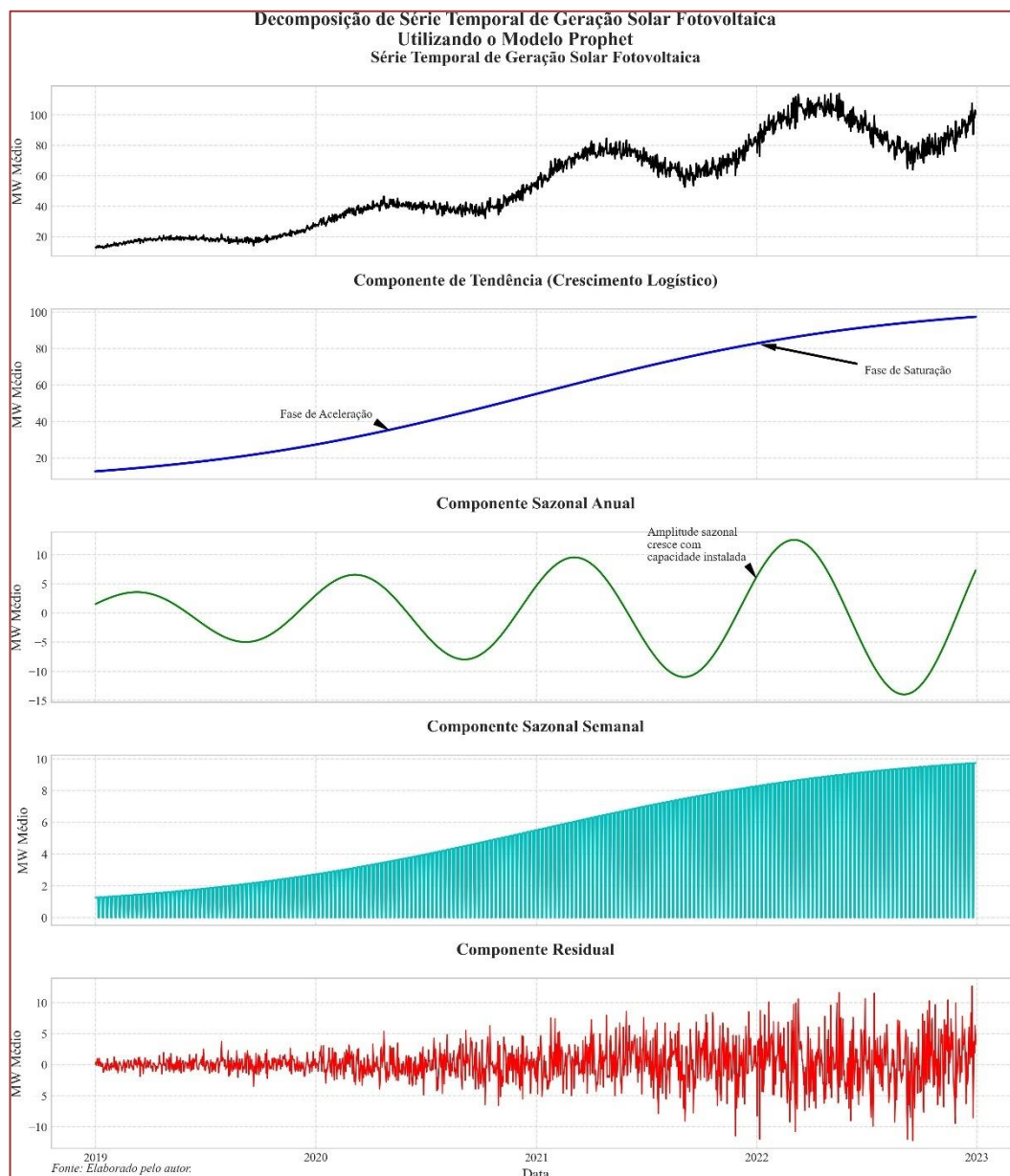
A formulação matemática do *SARIMA*, convencionalmente denotada como $SARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$, incorpora componentes de autorregressão, integração e médias móveis tanto para dinâmica regular quanto para componente sazonal (Feng, 2022). A expressão matemática completa do modelo SARIMA pode ser representada pela equação:

$$\nabla^d \nabla_s^D x_t = \frac{\theta(B)\Theta_s(B)}{\phi(B)\Phi_s(B)} \varepsilon_t \quad (2.11)$$

onde x_t denota a série temporal original, ∇ o operador de diferenciação regular, ∇_s o operador de diferenciação sazonal, B o operador de defasagem, ε_t representa a sequência de ruído branco, e os polinômios $\phi(B)$, $\Phi_s(B)$, $\theta(B)$ e $\Theta_s(B)$ capturam respectivamente os componentes autorregressivos e de médias móveis regulares e sazonais (Zhang e Kline, 2007). Aplicações recentes do SARIMA em contextos energéticos têm demonstrado sua eficácia.

Chaturvedi *et al.* (2022) compararam ARIMA, SARIMA e SVR para previsão de produção de energia eólica, encontrando que o SARIMA apresentou desempenho superior com RMSE 15% menor que o ARIMA tradicional, em horizontes de previsão mensais.

Figura 5: Decomposição de Série Temporal de Geração Solar Fotovoltaica Utilizando o Modelo Prophet



Fonte: Elaborado pelo autor.

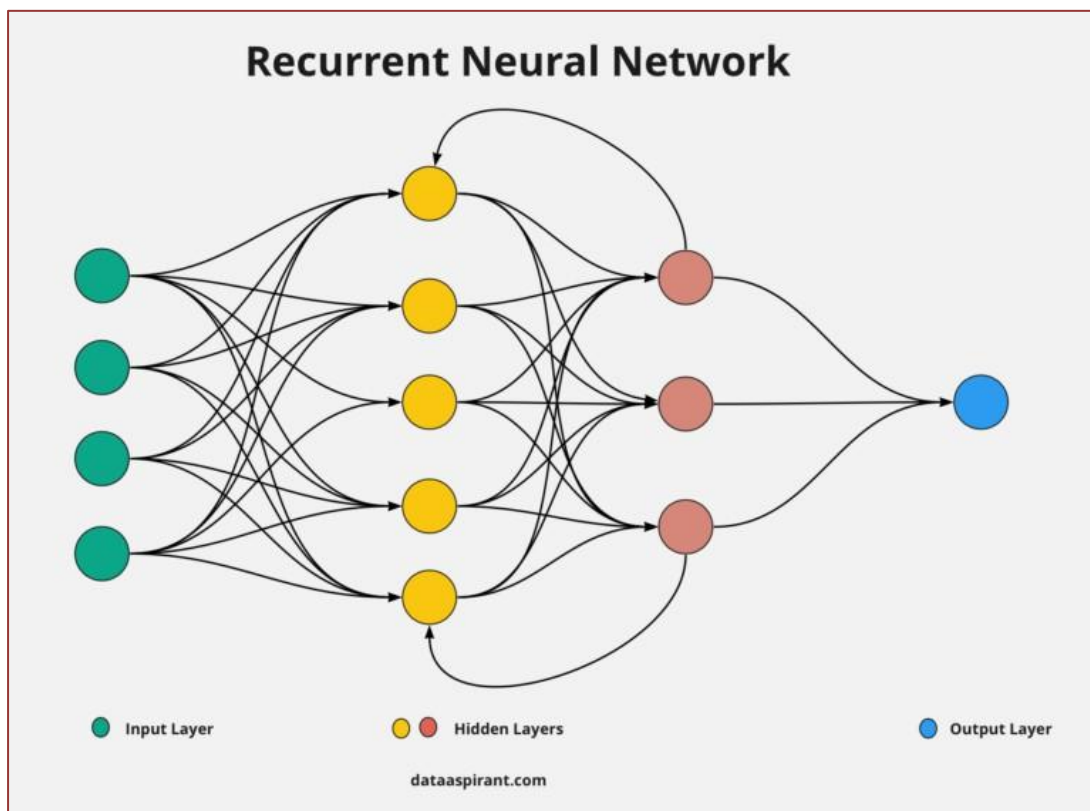
2.4.3. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DAS REDES LSTM

As redes neurais de Memória de Longo Prazo (*LSTM*) fundamentam-se em pressupostos teóricos específicos sobre a natureza da dependência temporal em séries complexas. Introduzidas por Hochreiter e Schmidhuber (1997), as *LSTMs* distinguem-se por arquitetura específica que inclui mecanismos de portão (*gates*) que controlam seletivamente

retenção e esquecimento de informações, permitindo captura eficiente de padrões temporais complexos em diferentes escalas.

Matematicamente, cada célula *LSTM* opera através de um conjunto de equações que controlam o fluxo de informação:

Figura 6: Estrutura interna de uma célula *LSTM*, mostrando os mecanismos de portão (*gates*) que controlam o fluxo de informação através do tempo



Fonte: <https://dataaspirant.com/lstm-long-short-term-memory/>

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.12)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.13)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.14)$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t \quad (2.15)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.16)$$

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t) \quad (2.17)$$

Aplicações recentes de LSTM em previsão energética têm demonstrado resultados promissores. Arslan (2022) propôs um *framework* híbrido combinando LSTM bidirecional empilhado com Prophet para previsão de consumo energético, alcançando melhorias de 12-18% em relação a modelos individuais. Mele *et al.* (2021) demonstraram que LSTMs podem capturar efetivamente os efeitos de mudanças climáticas em recursos de energia renovável, relevante para o contexto brasileiro.

Figura 7: Diferentes arquiteturas de redes LSTM aplicáveis à previsão de séries temporais energéticas



Fonte: <https://dataaspirant.com/lstm-long-short-term-memory/>

2.5. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DA OTIMIZAÇÃO DE HIPERPARÂMETROS

2.5.1. OTIMIZAÇÃO BAYESIANA

A otimização de hiperparâmetros representa componente metodológico importante para o desenvolvimento de modelos preditivos robustos e precisos em séries temporais energéticas. A otimização bayesiana emergiu como abordagem superior aos métodos tradicionais como *grid search* e *random search*, oferecendo eficiência computacional maior para espaços de alta dimensionalidade.

A otimização bayesiana fundamenta-se na teoria da inferência bayesiana aplicada a problemas de otimização global. Esta abordagem teórica baseia-se na construção progressiva de conhecimento sobre a função objetivo através da atualização de crenças à medida que novas observações são incorporadas. O *framework* conceitual da otimização bayesiana oferece fundamentação teórica para busca eficiente em espaços de alta dimensionalidade, sendo relevante para ajuste de hiperparâmetros em modelos complexos.

A teoria fundamenta-se no teorema de Bayes para representar incerteza sobre a função objetivo:

$$P(f|D_{1:t}) \propto P(D_{1:t}|f)P(f) \quad (2.18)$$

onde a crença posterior sobre a função f é atualizada com base em observações $D_{1:t}$ e conhecimento prévio $P(f)$.

Desenvolvimentos recentes em otimização bayesiana demonstram sua crescente importância para ajuste de hiperparâmetros em modelos de aprendizado de máquina. Vincent e Jidesh (2023) propuseram *framework* melhorado de otimização bayesiana para sistemas AutoML utilizando algoritmos evolutivos, observando melhorias significativas na

performance comparativamente à otimização bayesiana convencional. O estudo demonstrou que o uso de algoritmos como estratégia de adaptação de matriz de covariância e evolução diferencial melhora o desempenho da otimização bayesiana padrão.

2.5.2. TREE-STRUCTURED PARZEN ESTIMATOR (TPE)

O *Tree-structured Parzen Estimator (TPE)* representa desenvolvimento teórico na classe de métodos de otimização bayesiana sequenciais. A fundamentação conceitual do TPE baseia-se na modelagem de distribuições condicionais que distinguem entre configurações de bom e mau desempenho, oferecendo *framework* teórico alternativo aos modelos gaussianos tradicionais.

A teoria do TPE fundamenta-se na decomposição da distribuição de hiperparâmetros baseada em desempenho observado:

$$l(x) = p(x|y < y^*) \quad (2.19)$$

$$g(x) = p(x|y \geq y^*) \quad (2.20)$$

Esta decomposição teórica permite construção de critérios de busca que favorecem regiões associadas a configurações historicamente bem-sucedidas.

A Figura 8 proporciona uma visualização conceitual do funcionamento do algoritmo TPE, ilustrando como os modelos de densidade são construídos para guiar eficientemente a busca bayesiana no espaço de hiperparâmetros.

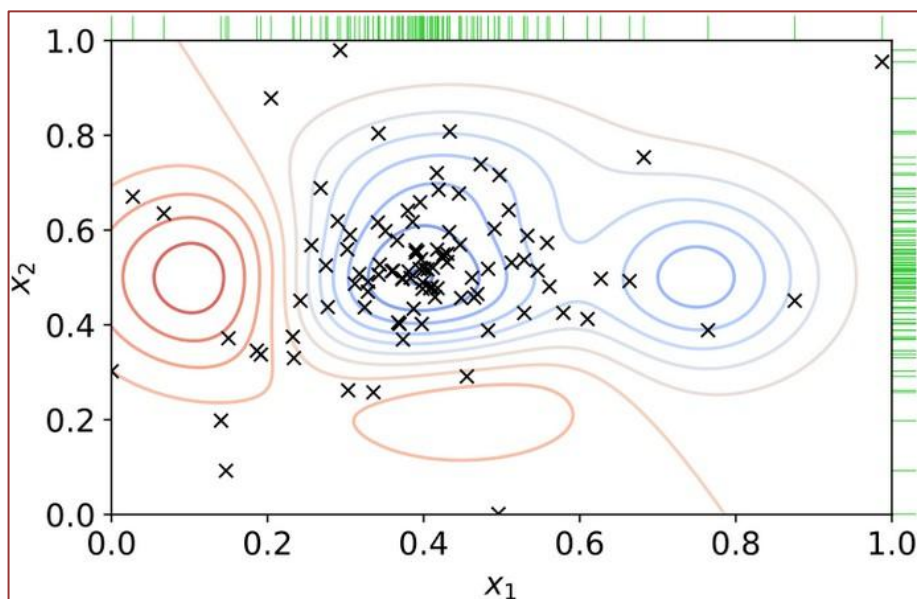
2.6. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DA ANÁLISE MULTICRITÉRIO

2.6.1. MÉTODOS DE PONDERAÇÃO OBJETIVA DE CRITÉRIOS

A determinação dos pesos atribuídos aos critérios de avaliação constitui etapa crucial em qualquer processo decisório multicritério, com potencial para influenciar significativamente os resultados obtidos e as recomendações derivadas. Os métodos de ponderação objetiva emergem como alternativa metodológica, determinando a importância relativa dos critérios exclusivamente a partir das propriedades estatísticas dos dados analisados.

Conforme destacam Diakoulaki *et al.* (1995), a ponderação objetiva possibilita minimizar vieses decorrentes de preferências individuais, fundamentando o processo decisório em evidências quantificáveis extraídas dos próprios dados. O método CRITIC (*Criteria Importance Through Intercriteria Correlation*), desenvolvido pelos referidos autores, fundamenta-se no princípio de que a importância de um critério deriva simultaneamente de duas características fundamentais: sua intensidade, representada pela variabilidade dos valores entre alternativas, e sua independência, mensurada pelo grau de correlação com outros critérios.

Figura 8: Visualização conceitual do funcionamento do algoritmo Tree-structured Parzen Estimator (TPE), mostrando a construção de modelos de densidade para guiar a busca bayesiana no espaço de hiperparâmetros



Fonte: <https://towardsdatascience.com/building-a-tree-structured-parzen-estimator-from-scratch-kind-of-20ed31770478/>

O peso do critério j é calculado pela fórmula:

$$w_j = \frac{C_j}{\sum_{k=1}^n C_k} \quad (2.21)$$

onde C_j representa a quantidade de informação contida no critério j :

$$C_j = \sigma_j \sum_{k=1}^n (1 - r_{jk}) \quad (2.22)$$

sendo σ_j o desvio padrão do critério j e r_{jk} o coeficiente de correlação entre os critérios j e k .

2.6.2. TEORIA DO MÉTODO TOPSIS

O método TOPSIS (*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*) fundamenta-se no conceito teórico de proximidade a soluções ideais. Desenvolvido originalmente por Hwang e Yoon (1981), a teoria TOPSIS baseia-se no princípio intuitivo de que a alternativa preferível deve apresentar simultaneamente a menor distância em relação à solução ideal positiva e a maior distância em relação à solução ideal negativa.

A fundamentação teórica do TOPSIS pode ser expressa através das relações de distância:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (2.23)$$

O conceito de solução ideal fundamenta-se na identificação de referências extremas que servem como âncoras para comparação entre alternativas. Esta abordagem teórica oferece *framework* conceitual para ordenação de alternativas em contextos multicritério complexos.

Aplicações recentes do TOPSIS em contextos energéticos demonstram sua adequação teórica para problemas de seleção. Kumar *et al.* (2017) aplicaram extensões *fuzzy* do TOPSIS para seleção de alternativas energéticas sustentáveis, demonstrando flexibilidade conceitual do método para incorporar incertezas inerentes ao planejamento energético.

2.7. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DE MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

2.7.1. MÉTRICAS DE ERRO PARA SÉRIES TEMPORAIS

A seleção de métricas apropriadas para avaliação de modelos preditivos em séries temporais energéticas constitui aspecto metodológico relevante. Diferentemente de contextos analíticos genéricos, a avaliação de previsões energéticas demanda consideração explícita das características específicas do setor e das implicações operacionais dos erros preditivos.

Como observado por Chai e Draxler (2014), "toda medida estatística condensa um grande número de dados em um único valor, enfatizando certos aspectos das características de erro do modelo." Esta observação fundamenta um princípio metodológico essencial: nenhuma métrica isolada captura adequadamente todas as dimensões relevantes da qualidade preditiva, sendo necessária uma combinação criteriosa de indicadores complementares.

O Erro Médio Absoluto (*MAE*) constitui medida fundamental que avalia a magnitude média dos erros sem considerar sua direção:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (2.24)$$

onde $e_i = P_i - O_i$ representa o erro para cada ponto temporal. Como destacam Willmott e Matsuura (2005), o MAE "é a medida mais natural de erro médio" por representar diretamente o tamanho médio dos erros em unidades originais.

O Erro Percentual Médio Absoluto (*MAPE*) expressa o erro em termos percentuais relativos aos valores observados:

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \right) \sum_{i=1}^n \left| \frac{P_i - O_i}{O_i} \right| \times 100\% \quad (2.25)$$

A Raiz do Erro Quadrático Médio (*RMSE*) penaliza desproporcionalmente erros maiores devido ao termo quadrático:

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 \right)} \quad (2.26)$$

O Coeficiente de Determinação (R^2) quantifica a proporção da variabilidade explicada pelo modelo:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (2.27)$$

onde $\bar{O}$ representa a média dos valores observados.

Estudos recentes sobre avaliação de métricas em previsão de séries temporais energéticas têm evidenciado a importância da seleção apropriada. Hodson (2022) argumenta que a escolha entre RMSE e MAE deve fundamentar-se na distribuição dos erros e nos objetivos específicos da modelagem. Para erros normalmente distribuídos, o RMSE é estatisticamente ótimo, enquanto o MAE é mais robusto na presença de outliers.

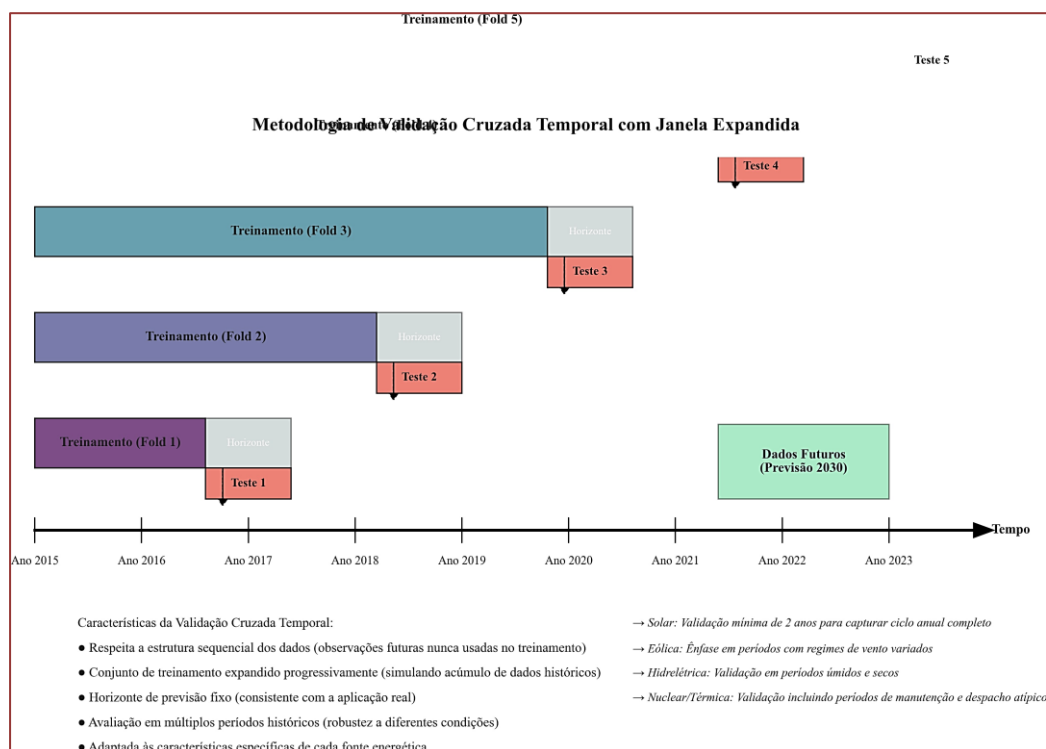
2.7.2. VALIDAÇÃO CRUZADA PARA SÉRIES TEMPORAIS

A validação cruzada constitui técnica fundamental para avaliação da capacidade de generalização de modelos preditivos. No contexto específico de séries temporais energéticas, onde propriedades como dependência sequencial, tendências estruturais e sazonalidades impõem restrições metodológicas particulares, a teoria da validação temporal assume importância crítica.

A teoria da validação temporal fundamenta-se no princípio de que observações futuras não devem influenciar previsões de períodos anteriores. Esta restrição teórica diferencia fundamentalmente a validação em séries temporais dos métodos convencionais de validação cruzada, exigindo *frameworks* conceituais que preservem a estrutura causal dos dados temporais.

O conceito de janela expandida representa fundamentação teórica que equilibra maximização da informação histórica com preservação da ordenação temporal, oferecendo base conceitual para avaliação robusta de capacidade preditiva em horizontes futuros.

Figura 9: Metodologia de Validação Cruzada Temporal com Janela Expandida



Fonte: Elaborado pelo autor.

2.8. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DA ANÁLISE QUALITATIVA COMPARATIVA

2.8.1. PRESSUPOSTOS EPISTEMOLÓGICOS DA QCA

A Análise Qualitativa Comparativa fundamenta-se em pressupostos epistemológicos distintos dos paradigmas estatísticos convencionais. Ragin (2007) estabelece que a QCA baseia-se em três princípios fundamentais: causalidade conjuntural (resultados derivam de combinações de condições), equifinalidade (múltiplos caminhos podem levar ao mesmo resultado) e assimetria causal (condições que produzem um resultado podem diferir daquelas que produzem sua ausência).

O conceito de causalidade conjuntural, central à teoria QCA, postula que fenômenos sociais complexos raramente resultam de causas únicas isoladas, mas de configurações específicas de múltiplas condições. Esta perspectiva alinha-se com abordagens de sistemas complexos, reconhecendo que pequenas diferenças em configurações causais podem produzir resultados distintos (Cherp, 2018).

A teoria da equifinalidade na QCA estabelece que sistemas complexos podem atingir estados finais similares através de diferentes caminhos causais. Esta perspectiva teórica torna-se relevante para compreender transições energéticas, onde diferentes países podem alcançar objetivos similares de expansão renovável através de combinações distintas de políticas, recursos e contextos institucionais.

A implementação da *fsQCA* nesta pesquisa fundamenta-se no reconhecimento de que transformações energéticas podem resultar de diferentes combinações de condições técnicas, econômicas, institucionais e ambientais, sem assumir que um único fator isolado seja necessário ou suficiente.

2.8.2. TEORIA DOS CONJUNTOS FUZZY

A extensão *fuzzy* da QCA fundamenta-se na teoria dos conjuntos *fuzzy* desenvolvida por Zadeh (1965), que permite representar pertencimento parcial a categorias conceituais. Ragin (2000) adapta esta teoria para análise social, argumentando que muitos conceitos sociais são naturalmente graduais ao invés de dicotômicos, requerendo representação que capture estas gradações. A teoria da calibração em conjuntos *fuzzy* estabelece que a transformação de variáveis quantitativas em conjuntos *fuzzy* deve fundamentar-se em conhecimento substantivo sobre pontos de inflexão teoricamente significativos. Esta abordagem contrasta com transformações puramente estatísticas, enfatizando a importância de ancoragem teórica e conhecimento do domínio.

A função de transformação logarítmica é definida por:

$$fuzzy_score = \frac{1}{1 + e^{-3x \frac{(raw_value - crossover)}{(fully_in - crossover)}}} \quad (2.28)$$

onde *raw_value* é o valor original, *crossover* é o ponto de cruzamento, e *fully_in* é o limiar de pertencimento total.

2.8.3. MEDIDAS TEÓRICAS DE CONSISTÊNCIA E COBERTURA NA FSQCA

A teoria da *fsQCA* fundamenta-se em dois conceitos centrais para análise de relações causais: consistência e cobertura. Estes conceitos representam adaptação da lógica de

conjuntos para análise social, oferecendo alternativa à análise correlacional dominante em ciências sociais.

A consistência teórica representa o grau em que uma relação de subconjunto é observada nos dados:

$$\text{Consistência}(X \subseteq Y) = \frac{\sum \min(X_i, Y_i)}{\sum X_i} \quad (2.29)$$

A cobertura teórica mede a relevância empírica de uma condição para explicar o resultado:

$$\text{Cobertura}(X_i \leq Y_i) = \frac{\sum \min(X_i, Y_i)}{\sum Y_i} \quad (2.30)$$

Estes conceitos fundamentam a distinção teórica entre necessidade ($Y_i \leq X_i$) e suficiência ($X_i \leq Y_i$), oferecendo *framework* analítico para compreensão de relações causais complexas.

2.9. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DE CRITÉRIOS DE SELEÇÃO E VALIDAÇÃO

2.9.1. CRITÉRIOS DE INFORMAÇÃO PARA SELEÇÃO DE MODELOS

A seleção entre diferentes configurações de hiperparâmetros para modelos de séries temporais energéticas demanda critérios objetivos que equilibrem qualidade de ajuste e complexidade do modelo, fundamentando-se em princípios estatísticos robustos. O Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação Bayesiano (BIC) representam abordagens estatisticamente fundamentadas para esta seleção, proporcionando métricas comparativas que penalizam complexidade excessiva enquanto recompensam capacidade explanatória.

Como destacado por Burnham e Anderson (2004), o AIC pode ser interpretado como "uma estimativa da informação de Kullback-Leibler esperada, oferecendo uma medida relativa da qualidade do modelo que penaliza a complexidade". Matematicamente, é definido como:

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (2.31)$$

onde k representa o número de parâmetros e L a máxima verossimilhança do modelo. O BIC impõe penalidade mais severa à complexidade paramétrica, sendo definido como:

$$BIC = k\ln(n) - 2\ln(L) \quad (2.32)$$

onde n representa o tamanho da amostra.

2.9.2. VALIDAÇÃO ESTATÍSTICA DE MODELOS PREDITIVOS

A validação estatística constitui componente metodológico essencial no processo de seleção, possibilitando estabelecer comparações formais entre abordagens concorrentes. O teste de Diebold-Mariano emerge como ferramenta estatística adequada para comparação formal de acurácia preditiva. Proposto originalmente por Diebold e Mariano (1995), o teste fundamenta-se na análise da série temporal das diferenças entre as funções de perda de dois modelos

concorrentes, testando a hipótese nula de igualdade na acurácia preditiva.

A estatística do teste é definida como:

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\widehat{Var}(\bar{d})}} \quad (2.33)$$

onde d é a média das diferenças de perda e $Var(d)$ sua variância estimada. Harvey *et al.* (1997) identificam que a estatística original pode apresentar distorções em amostras finitas, propondo correção importante para o teste original, ajustando a estatística para aplicação em amostras finitas e incluindo termo de correção para autocorrelação, resultando em procedimento mais robusto conhecido como teste DM modificado.

2.10. FUNDAMENTOS TEÓRICOS DOS OBJETIVOS DE DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL

Os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável representam evolução conceitual que incorpora perspectiva integrada de sustentabilidade articulando dimensões econômicas, sociais e ambientais. O marco teórico dos ODS fundamenta-se no reconhecimento explícito das interconexões complexas entre diferentes desafios globais, demandando abordagens sistêmicas que considerem sinergias e trade-offs entre objetivos distintos (Nilsson e Weitz, 2019).

O Objetivo de Desenvolvimento Sustentável 7 busca "assegurar o acesso confiável, sustentável, moderno e a preço acessível à energia para todos", articulando múltiplas dimensões da sustentabilidade energética que transcendem a simples expansão quantitativa da oferta. A meta 7.2 estabelece o imperativo de aumentar a participação renovável na matriz energética global, meta que demanda contextualização quando aplicada a realidades nacionais específicas como a brasileira (Udemba e Tosun, 2022).

O Brasil ocupa posição distintiva no panorama energético global, com matriz consideravelmente mais limpa que a média internacional. Esta posição avançada em termos de penetração renovável configura contexto específico para implementação do ODS 7.2 no Brasil, caracterizado por desafios que transcendem a simples expansão quantitativa da participação renovável.

A modelagem de cenários energéticos para horizonte 2030 constitui ferramenta metodológica para planejamento estratégico do setor energético, proporcionando base quantitativa e qualitativa para avaliação de diferentes trajetórias possíveis e fundamentação de políticas públicas alinhadas com objetivos de longo prazo.

A análise de complementaridade entre fontes renováveis constitui elemento metodológico para modelagem de cenários alinhados ao ODS 7.2. Esta complementaridade regional- sazonal entre hidroelétrica e eólica representa elemento estrutural para estabilidade de sistema elétrico com crescente participação renovável. A tradução de resultados analíticos de modelos de previsão energética em recomendações para políticas públicas representa desafio que demanda compreensão tanto das capacidades e limitações dos modelos quanto do contexto institucional, econômico e político no qual políticas são formuladas e implementadas (Isah, 2023).

Esta seção apresenta a abordagem metodológica desenvolvida para investigar a evolução histórica da matriz energética brasileira e suas projeções até 2030, com foco na avaliação da contribuição das fontes renováveis para o cumprimento da meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. A metodologia estrutura-se em técnicas complementares de modelagem que permitem compreensão aprofundada das transformações em curso na matriz brasileira através de análises de séries temporais, técnicas de aprendizado de máquina e análise qualitativa comparativa.

3.1. DELINEAMENTO DA PESQUISA

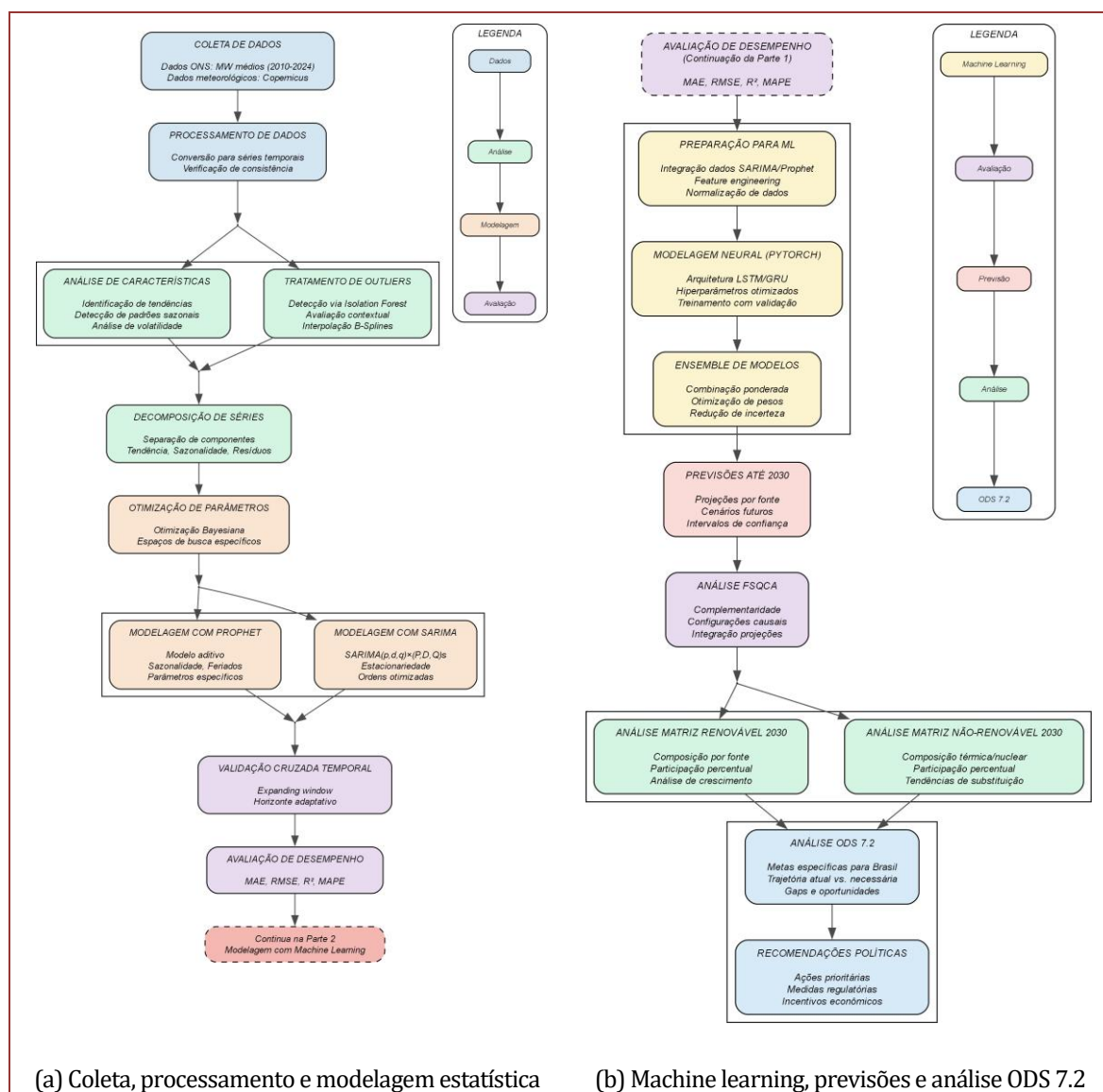
A pesquisa caracteriza-se como quantitativa com elementos qualitativos complementares das séries temporais energéticas do Brasil no período 2010-2024, com projeções até 2030. O estudo combina análises estatísticas de séries temporais com técnicas de aprendizado de máquina e análise qualitativa comparativa, estruturando-se em cinco etapas metodológicas inter-relacionadas que abordam desde a coleta e processamento dos dados até a análise de configurações causais para o cumprimento da meta 7.2 dos ODS. Esta estruturação segue abordagens estabelecidas na literatura, alinhando-se com o *framework* metodológico abrangente proposto por Mystakidis *et al.* (2024) para procedimentos de previsão energética e o *framework* para análise de dados de séries temporais desenvolvido por Shrestha e Bhatta (2018).

A primeira etapa compreende a coleta e processamento sistemático dos dados do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), incluindo verificação de completude temporal e tratamento de valores ausentes. A segunda etapa envolve análise estatística descritiva das séries temporais, incorporando testes de estacionariedade, análise de tendência e sazonalidade conforme estabelecido por Bandara *et al.* (2021) para séries energéticas. A terceira etapa implementa modelagem preditiva através de três abordagens complementares: *Prophet*, SARIMA e LSTM, seguindo a metodologia de *ensemble* dinâmico proposta por Albahli (2025). A quarta etapa desenvolve e avalia projeções para o horizonte 2030, incluindo validação cruzada temporal e análise de incertezas. A quinta etapa aplica análise qualitativa comparativa fuzzy (fsQCA) para investigar configurações causais relacionadas ao cumprimento da meta 7.2 dos ODS, seguindo as diretrizes metodológicas estabelecidas por Shalahuddin *et al.* (2024).

A Figura 10 apresenta o fluxograma metodológico implementado, ilustrando a integração entre as diferentes etapas analíticas que compõem o estudo.

A escolha metodológica de implementar múltiplos modelos preditivos justifica-se pela necessidade de capturar diferentes aspectos das séries temporais energéticas, conforme fundamentado na seção 2 (Referencial Teórico, subseções 4.1-4.3).

Figura 10: Fluxograma metodológico da pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor.

Conforme demonstrado por Albahli (2025), a integração de modelos complementares como *Prophet* e LSTM através de metodologia *ensemble* permite aproveitar suas forças específicas: o LSTM captura dependências não-lineares baseado na teoria de aproximação universal (Seção 4.3), enquanto o *Prophet* modela componentes aditivos através de decomposição estrutural fundamentada na teoria de séries temporais (Seção 4.1). O *Prophet* destaca-se na modelagem de tendências não-lineares e múltiplas sazonalidades, especialmente adequado para dados de negócios com efeitos de feriados (Taylor e Letham, 2018). O SARIMA proporciona representação estatística rigorosa das estruturas de autocorrelação temporal, sendo validado em estudos energéticos recentes (Chaturvedi, 2022). O LSTM captura dependências temporais complexas de longo prazo através de arquiteturas de redes neurais recorrentes, demonstrando superioridade em estudos comparativos conforme observado por Chaturvedi *et al.* (2022).

3.2. COLETA E PROCESSAMENTO DE DADOS

3.2.1. FONTE E CARACTERÍSTICAS DOS DADOS

O corpus empírico constitui-se de dados de geração elétrica extraídos do portal institucional do Operador Nacional do Sistema Elétrico (Operador Nacional do Sistema Elétrico, 2024), compreendendo séries temporais de geração em MW médios diários para o período de 01 de janeiro de 2010 a 31 de dezembro de 2024, totalizando 5.479 observações para cada fonte energética. A coleta contemplou as cinco tecnologias fundamentais que compõem a matriz brasileira: solar, térmica, hidrelétrica, nuclear e eólica. Esta escolha fundamenta-se na representatividade dessas fontes na matriz energética nacional e na disponibilidade de dados consistentes para o período analisado, alinhando-se aos objetivos da meta 7.2 dos ODS que visa aumentar substancialmente a participação de energias renováveis na matriz energética global (International Energy Agency, 2024).

A extração dos dados foi realizada através de interface automatizada de consulta do Operador Nacional do Sistema Elétrico (2024), utilizando protocolo estruturado que incluiu parametrização específica para periodicidade diária, abrangência nacional através do Sistema Interligado Nacional, valores expressos em MW médios e segmentação rigorosa por fonte geradora. A granularidade diária foi selecionada após análise comparativa entre diferentes resoluções temporais, representando equilíbrio adequado entre detalhamento suficiente para capturar padrões sazonais e viabilidade computacional para o horizonte temporal extenso do estudo, conforme recomendações de Fasihi (2024) para análise de sistemas energéticos renováveis.

Durante o processo de coleta, implementou-se protocolo de validação automática que incluiu verificação de continuidade temporal, detecção de valores inconsistentes através de análise estatística preliminar e identificação de lacunas na série temporal. Este protocolo resultou na identificação de aproximadamente 0,3% de valores ausentes ou inconsistentes, posteriormente tratados através de procedimentos específicos detalhados na subseção seguinte.

3.2.2. EVOLUÇÃO METODOLÓGICA DA BASE DE DADOS ONS

A base de dados do ONS passou por evolução metodológica significativa durante o período analisado, impactando a comparabilidade e completude das séries temporais. Conforme documentação oficial (Operador Nacional do Sistema Elétrico, 2024), a coleta seguiu quatro períodos metodológicos distintos que refletem o amadurecimento do sistema de medição do setor elétrico brasileiro.

Durante o período inicial (até dezembro de 2014), os dados apresentaram compatibilidade em todas as periodicidades, contemplando exclusivamente usinas despachadas e/ou programadas pelo ONS, com base no Sistema de Supervisão e Controle. Esta metodologia proporcionou consistência temporal, mas limitou a cobertura a empreendimentos de maior porte diretamente controlados pelo operador.

Entre janeiro de 2015 e fevereiro de 2021, implementou-se coleta diferenciada por periodicidade temporal. Dados horários, diários e semanais mantiveram metodologia anterior, enquanto dados mensais e anuais incorporaram usinas não despachadas pelo ONS, verificados através do Sistema de Medição para Faturamento enviado pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Esta mudança ampliou significativamente a

cobertura, incluindo Pequenas Centrais Hidrelétricas e outros empreendimentos de menor porte.

No período de março de 2021 a abril de 2023, expandiu-se a cobertura através da inclusão de previsão de geração de usinas não despachadas nos dados de alta frequência, mantendo verificação pelo Sistema de Medição para dados mensais e anuais. Esta evolução aproximou os dados de diferentes periodicidades, reduzindo discrepâncias entre medições de curto e longo prazo.

A partir de 29 de abril de 2023, estabeleceu-se marco metodológico fundamental com incorporação da micro e minigeração distribuída (MMGD). Dados de alta frequência passaram a incluir estimativas baseadas em dados meteorológicos previstos, enquanto dados mensais e anuais utilizam dados meteorológicos verificados. Esta mudança foi particularmente impactante para o acompanhamento da energia solar fotovoltaica, cuja expansão em geração distribuída havia se tornado expressiva.

Esta evolução metodológica tem implicações diretas para a análise de séries temporais: as Pequenas Centrais Hidrelétricas foram gradualmente incorporadas a partir de 2015, alterando o perfil da fonte hidrelétrica; a micro e minigeração distribuída foi incluída apenas a partir de abril de 2023, impactando significativamente os dados de energia solar; e a comparabilidade histórica requer ajustes metodológicos específicos para assegurar análises de tendência adequadas.

3.2.3. ESTRATÉGIAS DE PROCESSAMENTO E PREPARAÇÃO

O processamento inicial seguiu protocolo sistemático desenvolvido especificamente para séries temporais energéticas, adaptando técnicas estabelecidas na literatura para as características particulares dos dados brasileiros. A primeira etapa consistiu na verificação de completude temporal através de algoritmo automatizado que identificou lacunas na sequência cronológica e inseriu marcadores específicos para tratamento posterior. Esta verificação revelou descontinuidades menores concentradas principalmente nos primeiros anos da série solar, refletindo o período de implementação gradual desta tecnologia no sistema brasileiro.

O tratamento de valores ausentes empregou técnica de interpolação baseada em splines cúbicos, selecionada após análise comparativa com interpolação linear simples e métodos de preenchimento por média móvel, seguindo as práticas recomendadas por Gibert *et al.* (2018) para pré-processamento de dados ambientais. A escolha de splines cúbicos fundamentou-se em sua capacidade superior de preservar características de curvatura da série temporal, aspecto relevante para dados energéticos que frequentemente apresentam variações não-lineares, conforme demonstrado por He *et al.* (2021) em aplicações de previsão de energia eólica, onde o método CSI-SVQR não apenas elimina eficientemente outliers mas também fornece função de densidade de probabilidade precisa. A aplicação de *splines* racionais cúbicos para imputação de dados solares foi demonstrada por Karim *et al.* (2018), enquanto Afrifa-Yamoah *et al.* (2020) validaram a eficácia de abordagens baseadas em splines para séries temporais climáticas de alta resolução, diretamente aplicáveis a contextos energéticos. Estudos recentes por Kineri *et al.* (2012) documentaram melhorias significativas no tempo de computação para recuperação de dados em sistemas de medição fasoriais.

A padronização do formato temporal adotou norma ISO 8601 (YYYY-MM-DD) para

facilitar processamento computacional e análises subsequentes. Implementou-se agregação de categorias complementares através da criação de variáveis derivadas como “Energia Renovável” representando a soma de hidroelétrica, eólica e solar, e “Energia Não Renovável” compreendendo nuclear e térmica. Estas variáveis derivadas mostraram-se fundamentais para análises específicas sobre a transição energética brasileira e alinhamento com a meta 7.2 dos ODS.

Os tratamentos específicos por fonte energética foram desenvolvidos considerando as características operacionais distintas de cada tecnologia. Para energia solar, implementou-se protocolo específico para tratamento do extenso período inicial com valores próximos ou iguais a zero, correspondente ao período anterior à implementação comercial significativa desta fonte no Brasil. Para energia eólica, desenvolveu-se algoritmo de detecção e suavização de volatilidade extrema através de janelas móveis com tamanho adaptativo. A energia nuclear recebeu tratamento especializado para identificação e caracterização dos períodos de desligamento programado para manutenção. A energia hidrelétrica recebeu interpolação adaptativa que considera ciclos hidrológicos regionais e sazonalidade específica do regime de chuvas brasileiro. Para energia térmica, implementou-se protocolo de identificação e correção de valores inconsistentes, incluindo suavização em períodos de alta volatilidade através de filtros adaptativos.

3.2.4. TRATAMENTO DE MUDANÇAS METODOLÓGICAS

Para assegurar comparabilidade das séries temporais diante das mudanças metodológicas implementadas pelo ONS, desenvolveu-se protocolo específico de harmonização dos dados que considera as descontinuidades identificadas na subseção anterior.

O ajuste para inclusão de Pequenas Centrais Hidrelétricas a partir de 2015 foi realizado através de interpolação retrospectiva para estimar sua contribuição no período 2010-2014. Este procedimento baseou-se na capacidade instalada documentada pela ANEEL e fatores de capacidade médios regionais, aplicando metodologia de decomposição sazonal para preservar padrões de geração característicos. A validação foi realizada através de comparação com dados de capacidade instalada e verificação de consistência com padrões hidrológicos regionais.

A harmonização para micro e minigeração distribuída implementada em 2023 envolveu ajuste retrospectivo de dados anteriores a abril daquele ano. O procedimento utilizou dados de capacidade instalada da ANEEL combinados com fatores de irradiação solar regionais do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), aplicando modelo de regressão baseado em temperatura e irradiação para estimar geração histórica. Este método mostrou-se particularmente relevante para energia solar fotovoltaica, onde a geração distribuída representa parcela crescente do total.

A validação de consistência foi implementada através de verificação cruzada entre dados ONS, registros da CCEE e informações da ANEEL para períodos de sobreposição metodológica. Esta análise identificou discrepâncias médias inferiores a 2% entre fontes, que foram tratadas através de média ponderada considerando a confiabilidade relativa de cada sistema de medição. Discrepâncias superiores a 5% foram investigadas individualmente e corrigidas quando identificadas inconsistências específicas.

Este protocolo de harmonização assegura que as análises de tendência e sazonalidade reflitam adequadamente a evolução real da matriz energética brasileira, não

apenas mudanças metodológicas de coleta. A implementação destes ajustes foi validada através de análise de quebras estruturais, confirmando que as tendências identificadas correspondem a mudanças reais no sistema energético.

3.2.5. DIVISÃO E VALIDAÇÃO DOS CONJUNTOS DE DADOS

Os dados foram divididos seguindo estratégia de validação temporal que preserva a estrutura cronológica das séries, aspecto fundamental para avaliação adequada de modelos de previsão conforme estabelecido por Bergmeir *et al.* (2018). A divisão implementada estabeleceu conjuntos de treinamento compreendendo 70% dos dados iniciais (janeiro 2010 a dezembro 2019), validação com 15% dos dados intermediários (janeiro 2020 a junho 2022) e teste com 15% dos dados finais (julho 2022 a dezembro 2024). Esta proporção específica, embora comum em aplicações de *machine learning*, foi adaptada para o contexto de séries temporais energéticas considerando a necessidade de capturar ciclos completos de variação sazonal e tendências de médio prazo.

A validação cruzada implementada considera a natureza sequencial e dependente das séries temporais energéticas, adaptando esquemas convencionais para características específicas dos dados energéticos conforme estabelecido por Bergmeir *et al.* (2018). Aplicações recentes de validação cruzada temporal em contextos energéticos foram demonstradas por Sulandari *et al.* (2024), utilizando janelas móveis de 334 períodos para avaliação de modelos de previsão de carga elétrica. Para fontes com tendências fortes como eólica e solar, implementou-se validação com janela expansiva que incorpora progressivamente mais dados históricos para capturar adequadamente padrões evolutivos. Para fontes mais estacionárias como nuclear, hidrelétrica e térmica, aplicou-se validação com janela deslizante de tamanho fixo que mantém consistência temporal entre períodos de treinamento e validação.

3.2.6. TRATAMENTO DE OUTLIERS E ANOMALIAS

O tratamento de valores atípicos constituiu etapa metodológica desenvolvida especificamente para características dos dados energéticos brasileiros, reconhecendo que anomalias podem representar tanto erros de medição quanto eventos operacionais legítimos. A abordagem implementada baseou-se no algoritmo *Isolation Forest* para identificação inicial de anomalias, parametrizado com contaminação estimada de 1%, 100 árvores de isolamento e técnica de subamostragem para melhorar identificação de anomalias genuínas em séries temporais, seguindo metodologia estabelecida por Liu *et al.* (2008) e fundamentação teórica de detecção de anomalias apresentada na subseção 3.2 da seção 2. Aplicações específicas de *Isolation Forest* em dados energéticos foram validadas por Khaledian *et al.* (2021) para detecção de anomalias em dados de sincrofasores com *recall* superior a 99%, e por Wang *et al.* (2022a) para detecção de consumo anormal de eletricidade em redes de distribuição inteligentes.

O procedimento de classificação de *outliers* desenvolvido categorizou valores atípicos identificados em três classes distintas com tratamentos específicos. Erros de medição ou registro foram corrigidos através de interpolação baseada em *B-Splines*. Eventos reais significativos, correspondendo a fenômenos autênticos como crises hídricas severas ou eventos climáticos extremos, foram deliberadamente preservados com anotação específica. Valores transitórios atípicos foram suavizados através de médias móveis ponderadas com janela adaptativa. Wang *et al.* (2022b) demonstraram que a combinação

de *Isolation Forest* com algoritmos complementares como *mean-shift* melhora significativamente a eficácia da filtragem de dados anômalos em curvas de potência eólica.

3.2.7. LIMITAÇÕES ASSOCIADAS À EVOLUÇÃO DA BASE DE DADOS

As mudanças metodológicas na coleta de dados do ONS impõem limitações específicas que devem ser consideradas na interpretação dos resultados desenvolvidos nesta pesquisa.

A descontinuidade temporal resultante da inclusão progressiva de PCH e MMGD pode mascarar ou amplificar tendências reais de crescimento, particularmente para energia solar após abril de 2023. Esta limitação é especialmente relevante para análises de crescimento exponencial, onde mudanças metodológicas podem ser confundidas com aceleração real da expansão tecnológica.

A precisão variável dos dados apresenta características diferentes entre períodos, com estimativas meteorológicas substituindo medições diretas para MMGD em dados de alta frequência. Esta variação na qualidade dos dados pode afetar a confiabilidade de modelos preditivos, especialmente aqueles sensíveis a ruídos ou inconsistências temporais.

A comparabilidade internacional pode ser comprometida pelas mudanças metodológicas específicas do Brasil, que seguem protocolos diferentes de coleta em relação a outros países. Esta limitação deve ser considerada em estudos comparativos ou na aplicação de metodologias desenvolvidas internacionalmente ao contexto brasileiro.

Estas limitações foram mitigadas através dos protocolos de harmonização desenvolvidos e validação cruzada com fontes independentes, mas devem ser explicitamente consideradas na interpretação de resultados, especialmente em análises de tendência de longo prazo e comparações internacionais. A transparência metodológica implementada permite que pesquisas futuras aprimorem estes protocolos conforme novas informações se tornem disponíveis.

3.3. ANÁLISE ESTATÍSTICA DAS SÉRIES TEMPORAIS

3.3.1. IMPLEMENTAÇÃO DE TESTES DE ESTACIONARIEDADE

A caracterização estatística das séries temporais iniciou-se com análise formal de estacionariedade através de bateria de testes complementares implementados para proporcionar caracterização robusta desta propriedade fundamental. Os testes aplicados incluíram Dickey-Fuller Aumentado (ADF) para detecção de raízes unitárias, Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) para teste de estacionariedade como hipótese nula, e Phillips-Perron (PP) para robustez adicional contra correlação serial e heteroscedasticidade, seguindo protocolo estabelecido por Valipour (2015) para séries temporais energéticas e fundamentação teórica apresentada na subseção 3.1 da seção 2.

A implementação dos testes incluiu determinação automatizada do número ótimo de defasagens para o teste ADF através de critérios de informação (AIC, BIC, HQC), seleção automática de largura de banda para o teste KPSS através do método de Newey-West, e configuração adaptativa de truncamento para o teste Phillips-Perron baseada na análise de dependência temporal.

Os resultados evidenciaram padrões distintos conforme características específicas de cada fonte energética. As energias eólica e solar apresentaram comportamento

claramente não- estacionário confirmado consistentemente pelos três testes, refletindo tendências de crescimento associadas à expansão dessas tecnologias no período analisado. As séries hidrelétrica e nuclear demonstraram estacionariedade confirmada pelos testes aplicados, consistente com a maturidade tecnológica e estabilidade operacional dessas fontes. A energia térmica apresentou resultados divergentes entre testes, sugerindo comportamento intermediário ou presença de múltiplos regimes estruturais.

3.3.2. ANÁLISE DE TENDÊNCIA E PADRÕES TEMPORAIS

A caracterização de tendências empregou análise comparativa de diferentes especificações funcionais implementadas através de regressão não-linear com estimação robusta. As especificações avaliadas incluíram tendências linear, exponencial, logística e polinomial de diferentes ordens, avaliadas através de critérios de informação (AIC, BIC) e análise de resíduos para determinação da especificação mais adequada para cada fonte energética.

Para energia eólica, a análise identificou tendência exponencial forte com taxa de crescimento anual composta significativa, refletindo expansão acelerada da capacidade instalada no período analisado. Segundo dados oficiais da Pesquisa Energética (2024), a energia eólica no Brasil apresentou crescimento de 17,4% alcançando 95,8 TWh em 2023, com capacidade instalada atingindo 33,3 GW. A Agência Nacional de Energia Elétrica (2025) reporta que a energia eólica alcançou 15,83% da matriz elétrica brasileira, com expansão recorde de 10,9 GW em 2024, alinhada com as tendências globais observadas por International Renewable Energy Agency (2024). A energia solar demonstrou tendência linear crescente acentuada com mudanças estruturais significativas identificadas após 2017, período correspondente ao marco regulatório da geração distribuída no Brasil. A hidrelétrica apresentou tendência fraca ou ausente, confirmando estabilidade estrutural predominante consistente com posição consolidada na matriz energética. A nuclear exibiu tendência fraca com operação em patamar relativamente constante, intercalada por interrupções programadas para manutenção. A térmica mostrou tendência moderada com crescimento documentado pela Pesquisa Energética (2024) de 4% na geração térmica de biomassa em 2023, alcançando 53.854 TWh.

3.3.3. CARACTERIZAÇÃO DE SAZONALIDADE E CICLOS

A identificação e quantificação de padrões sazonais implementou-se através de metodologia complementar que integrou decomposição via STL (*Seasonal and Trend decomposition using Loess*), análise espectral por periodograma e análise de autocorrelação em múltiplas defasagens, seguindo abordagem estabelecida por Hyndman e Athanasopoulos (2018). Esta abordagem multimetodológica permitiu identificação robusta de ciclos em diferentes escalas temporais e quantificação de sua força relativa.

Os resultados da análise revelaram padrões sazonais distintivos refletindo características operacionais e ambientais de cada tecnologia. A energia eólica apresentou sazonalidade anual significativa (autocorrelação *lag* 365: 0,724) caracterizada por geração máxima no segundo semestre, correspondente ao período de ventos mais intensos na região Nordeste que concentra maior capacidade eólica instalada. A hidrelétrica demonstrou padrão sazonal anual moderado (autocorrelação *lag* 365: 0,473) com picos no primeiro trimestre correspondente ao período úmido e vales no terceiro trimestre associados ao período seco do regime hidrológico brasileiro. A nuclear apresentou

sazonalidade fraca ou inexistente, com padrão temporal dominado por ciclos de manutenção programada. A solar exibiu sazonalidade anual moderada mascarada pela tendência crescente forte. A térmica mostrou padrão sazonal complementar ao hidrelétrico, com maior geração durante período seco.

3.4. FRAMEWORK DE MODELAGEM PREDITIVA

Para desenvolvimento de projeções robustas até 2030, implementou-se estrutura metodológica integrando três abordagens complementares de modelagem temporal: *Prophet*, SARIMA e LSTM. Esta diversificação metodológica fundamenta-se no reconhecimento de que cada técnica oferece vantagens específicas para diferentes padrões temporais presentes nas séries energéticas, permitindo análise mais robusta através de comparação e validação cruzada entre métodos. Estudos recentes demonstram que a combinação de diferentes abordagens de previsão pode melhorar significativamente a acurácia preditiva em aplicações energéticas (Zhang, 2019). A implementação de metodologias ensemble, conforme proposto por AlKandari e Ahmad (2024), permite combinar modelos de *deep learning* com métodos estatísticos tradicionais, alcançando melhorias de precisão substanciais em previsão energética.

3.4.1. ESTRATÉGIA DE OTIMIZAÇÃO DE HIPERPARÂMETROS

Para assegurar desempenho ótimo de cada modelo, desenvolveu-se metodologia de otimização de hiperparâmetros baseada em otimização bayesiana utilizando algoritmo *Tree-structured Parzen Estimator* (TPE). Esta abordagem supera limitações de métodos convencionais como *grid search* através da construção progressiva de modelo probabilístico da função objetivo que direciona busca para regiões promissoras do espaço paramétrico, conforme validado por Hanifi *et al.* (2023) em aplicações energéticas. A eficácia específica da otimização bayesiana para modelos de previsão energética foi demonstrada por Sultana *et al.* (2022) em previsão de demanda elétrica de curto prazo, e por Habtemariam *et al.* (2023) em previsão de energia eólica, onde BOLSTM superou significativamente modelos de referência.

A implementação incluiu definição de espaços de busca específicos para cada combinação modelo-fonte, considerando características estatísticas identificadas na análise exploratória. Para cada configuração, executou-se procedimento que incluiu estabelecimento da função objetivo como minimização do erro no conjunto de validação, execução da otimização com mecanismo de *early pruning* para configurações de baixo desempenho conforme proposto por Dai *et al.* (2019) para aumentar eficiência computacional preservando *performance*, e seleção da configuração com melhor desempenho validado.

3.4.2. IMPLEMENTAÇÃO DO MODELO PROPHET

O *Prophet* foi implementado como abordagem central de modelagem, dada sua adequação específica para séries com sazonalidades múltiplas e tendências dinâmicas características dos dados energéticos brasileiros, conforme validado por Vartholomaios *et al.* (2021) em aplicações ambientais. Aplicações recentes demonstram a eficácia do *Prophet* em contextos de energia renovável, com Shawon *et al.* (2020) alcançando R^2 de 0,9772 para previsão de painéis fotovoltaicos e Baloch *et al.* (2025) reportando desempenho superior

com MAE de 9,876 e R^2 de 0,991 para condições nebulosas em previsão de irradiação solar. A implementação desenvolveu configuração personalizada para cada fonte energética, considerando características estatísticas específicas identificadas na análise exploratória prévia.

Para energia eólica, configurou-se sensibilidade alta a mudanças de tendência (changeoint_prior para capturar adequadamente o crescimento acelerado observado, combinada com modelagem de sazonalidade anual, trimestral e semanal. A hidrelétrica recebeu configuração de tendência estável (changeoint_prior_scale=0.02) com sazonalidade anual modelada através de 14 termos de Fourier para capturar adequadamente o ciclo hidrológico brasileiro. A nuclear foi configurada com baixa sensibilidade a mudanças (changeoint_prior_scale=0.0001) e sazonalidade semestral/bianual correspondente aos ciclos de manutenção programada.

A energia solar recebeu tratamento especializado através de modelagem de crescimento logístico com capacidade máxima estabelecida como 2,8 vezes o máximo histórico, baseada em análise de capacidade instalada projetada e fatores de capacidade típicos. A térmica foi configurada com tendência adaptativa (changeoint_prior_scale=0.001) e sazonalidade trimestral/mensal para modelar adequadamente seu papel complementar na matriz energética.

3.4.3. DESENVOLVIMENTO DO MODELO SARIMA

O SARIMA foi implementado como abordagem complementar oferecendo fundamentação estatística através de estrutura paramétrica explícita adequada para séries temporais estacionárias ou estacionarizadas, seguindo metodologia estabelecida por Hyndman e Khandakar (2008). Para cada fonte energética, realizou-se análise preliminar incluindo aplicação dos testes de estacionariedade previamente descritos, análise das funções de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF), e determinação do período sazonal mais adequado baseado na análise espectral.

Aspecto metodológico importante foi aplicação de transformações específicas por fonte para estabilização de variância e aproximação à normalidade. Para eólica e térmica, caracterizadas por distribuições assimétricas, aplicou-se transformação Box-Cox com parâmetro lambda determinado através de máxima verossimilhança. Para solar, com crescimento exponencial pro-nunciado, utilizou-se transformação logarítmica (log1p) para estabilização de tendência e variância. Para nuclear, aplicou-se transformação raiz quadrada adequada para distribuição menos enviesada.

O procedimento auto_arima foi utilizado como ponto de partida para determinação de configuração inicial, fornecendo base para otimização bayesiana posterior. Este procedimento automatizado explora sistematicamente combinações de ordens auto-regressivas, de integração e médias móveis, selecionando configuração inicial baseada em critérios de informação. Para séries com tendência forte como solar, a otimização privilegiou exploração de ordens de integração mais elevadas para adequada estacionarização.

3.4.4. ARQUITETURA E IMPLEMENTAÇÃO LSTM

A implementação de redes LSTM constitui elemento metodológico desenvolvido para capturar padrões temporais complexos e dependências de longo prazo presentes nas

séries energéticas brasileiras, seguindo arquiteturas estabelecidas por Yu *et al.* (2019). A eficácia de arquiteturas LSTM bidirecionais para previsão energética foi demonstrada por Tang *et al.* (2024) em sistemas de energia com incertezas, e por Zhong *et al.* (2024) através de modelo híbrido VMD- SE-BiLSTM-Attention para previsão de carga de rede elétrica. A arquitetura implementada incorpora avanços contemporâneos incluindo camadas LSTM bidirecionais para processamento temporal em ambas direções, mecanismo de atenção multihead para foco seletivo em segmentos relevantes da sequência, normalização de camadas entre componentes sequenciais para estabilidade numérica, e conexões residuais para facilitação da propagação de gradientes.

A configuração arquitetural foi parametrizada especificamente para cada fonte energética baseada em suas características estatísticas. Para fontes com comportamento volátil e não-linear (eólica e solar), adotaram-se configurações com maior profundidade (três a quatro camadas LSTM) e elevada dimensionalidade (256-384 unidades ocultas) para maximizar capacidade representacional. Para fontes mais estáveis (hidrelétrica e nuclear), privilegiaram-se arquiteturas parcimoniosas (duas camadas, 128-192 unidades) equilibrando capacidade representacional com robustez contra sobreajuste.

O treinamento implementou estratégias avançadas incluindo otimização com aritmética de precisão mista para eficiência computacional, programação dinâmica da taxa de aprendizado através da política *OneCycleLR* para convergência rápida inicial e refinamento posterior conforme estabelecido na literatura de *deep learning* (Albahli, 2025), e regularização combinada através de *dropout* espacial, penalização L2, *early stopping* com critério baseado em janela de paciência adaptativa, e *gradient clipping* para estabilidade numérica. A implementação de CNN-BiLSTM otimizada com otimização bayesiana foi recentemente validada por Zhang *et al.* (2023) para previsão de carga em tempo real em redes inteligentes, demonstrando melhorias significativas de desempenho.

3.5. ANÁLISE QUALITATIVA COMPARATIVA FUZZY (fsQCA)

Para análise da transição energética brasileira em direção ao cumprimento da meta 7.2 dos ODS, implementou-se fsQCA como abordagem metodológica complementar permitindo explorar configurações causais complexas, fundamentada na epistemologia configuracional e teoria dos conjuntos *fuzzy* apresentadas nas subseções 9.1 e 9.2 da seção 2. Conforme observado por Shalahuddin *et al.* (2024), a fsQCA combina teoria de conjuntos *fuzzy* com análise qualitativa comparativa, permitindo identificação de *links* causais entre entidades em modelos complexos. Esta metodologia identifica combinações de condições que levam a resultados específicos, reconhecendo que diferentes caminhos podem produzir resultados semelhantes através do conceito de equifinalidade (Pappas e Woodside, 2021).

3.5.1. ESTRUTURA METODOLÓGICA E ESCOPO TEMPORAL

A metodologia fsQCA foi estruturada em cinco etapas metodológicas integradas seguindo diretrizes estabelecidas por Schneider e Wagemann (2012). A primeira etapa compreendeu definição do escopo temporal e operacionalização das dimensões avaliativas através de segmentação em períodos trienais. A segunda etapa implementou calibração estatisticamente fundamentada das variáveis para conjuntos *fuzzy*, eliminando arbitrariedade tradicional. A terceira etapa desenvolveu índice composto com ponderação objetiva via método CRITIC. A quarta etapa conduziu análise formal de relações de necessidade e suficiência com limiares estatisticamente definidos. A quinta etapa executou

testes de robustez e análises de sensibilidade para validação dos resultados.

Adotou-se segmentação temporal em períodos trienais abrangendo 2010-2012, 2013- 2015, 2016-2018, 2019-2021, 2022-2024, 2025-2027 e 2028-2030. Esta estruturação fundamenta-se em considerações analíticas incluindo estabilidade frente a flutuações de curto prazo, captura de ciclos completos de planejamento energético, e alinhamento com ciclos de revisão dos ODS estabelecidos pela Agenda 2030, conforme recomendado pelo relatório de progresso do SDG 7 de 2024 (United Nations, 2024).

Foram definidas cinco dimensões avaliativas derivadas das propriedades estatísticas extraídas na análise temporal. A Expansão Renovável Global (ERG) operacionaliza a taxa anual de incremento na participação percentual das fontes renováveis, alinhando-se diretamente com o texto da meta 7.2 que visa “aumentar substancialmente a participação de energias renováveis na matriz energética global” conforme estabelecido pelos ODS (United Nations, 2023).

Conforme reportado no *Tracking SDG7: The Energy Progress Report 2024*, o progresso global em direção a esta meta tem sido insuficiente, exigindo análises detalhadas em nível nacional (International Energy Agency, 2024). A Diversificação de Fontes Renováveis (DFR) foi introduzida reconhecendo que sistemas resilientes dependem do equilíbrio entre tecnologias, operacionalizada através do Índice de Herfindahl-Hirschman invertido. A Complementaridade Sazonal Renovável (CSR) foi mensurada mediante decomposição multi-escala baseada em filtros passabanda. A Redução de Dependência Fóssil (RDF) avalia velocidade de substituição de fontes não renováveis. A Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR) foi incorporada como inverso da volatilidade combinada das fontes renováveis.

3.5.2. CALIBRAÇÃO ESTATISTICAMENTE FUNDAMENTADA

Para aplicação adequada da fsQCA, implementou-se procedimento sistemático de calibração transformando métricas originais em graus de pertencimento *fuzzy* variando continuamente entre 0 e 1, seguindo metodologia aprimorada proposta por Fiss (2011). Para reduzir arbitrariedade tradicionalmente associada a esta etapa, desenvolveu-se método estatisticamente fundamentado que determina limiares a partir de propriedades distribucionais observadas nos dados e considerações substantivas relacionadas ao significado qualitativo de cada métrica.

Os limiares foram determinados através de procedimento que calcula estatísticas distribucionais incluindo primeiro quartil, mediana, terceiro quartil e intervalo interquartil para cada dimensão. Com base nestas estatísticas e considerando significado substantivo, desenvolveram-se fórmulas específicas adaptadas às características de cada métrica. A transformação utilizou função logística modelando adequadamente transição gradual entre não-pertencimento e pertencimento, com parâmetros calculados automaticamente para cada dimensão garantindo correspondência precisa entre limiares qualitativos especificados e graus de pertencimento desejados.

3.5.3. PONDERAÇÃO OBJETIVA VIA MÉTODO CRITIC

Utilizou-se o método CRITIC para determinação objetiva dos pesos das dimensões avaliativas, eliminando subjetividade potencial na atribuição de importância relativa. Conforme estabelecido por Diakoulaki *et al.* (1995) e recentemente aplicado em contextos

energéticos por Hassan *et al.* (2023), este método integra duas dimensões complementares: variabilidade dos critérios (desvio padrão) e independência informacional (correlação).

O procedimento implementado incluiu normalização preliminar dos valores calibrados para o intervalo [0,1], cálculo do desvio padrão normalizado como indicador de capacidade discriminativa, determinação da matriz de correlação entre dimensões, cálculo dos graus de conflito como complementos das correlações absolutas indicando independência informacional, e determinação da quantidade de informação integrando variabilidade e independência. Os pesos finais foram obtidos através de normalização para soma unitária, resultando em sistema de ponderação que valoriza simultaneamente variabilidade e independência informacional de cada dimensão.

3.5.4. ANÁLISE DE NECESSIDADE E SUFICIÊNCIA

A análise formal de relações de necessidade e suficiência implementou através de testes de permutação para determinação estatística dos limiares de consistência, superando dependência de valores arbitrários tradicionalmente utilizados conforme criticado por Thiem (2017). Para avaliar significância das relações identificadas, desenvolveu-se metodologia baseada na permutação aleatória dos valores do *outcome* para estabelecer distribuição de consistências que ocorreriam por acaso.

O procedimento executou 1000 permutações calculando consistências entre todas condições e *outcome* embaralhado, gerando distribuição empírica de consistências aleatórias. Com base nesta distribuição, estabeleceram-se limiares estatisticamente fundamentados correspondentes aos percentis 95 ($p < 0.05$) para “potencialmente necessário/suficiente” e 99 ($p < 0.01$) para “necessário/suficiente”. Esta abordagem proporciona robustez às conclusões através de padrões de evidência estatisticamente significativos específicos para o contexto analisado.

3.6. METODOLOGIA DE ANÁLISE MULTICRITÉRIO

Esta seção apresenta a metodologia desenvolvida para seleção fundamentada dos modelos preditivos mais adequados para cada fonte energética da matriz brasileira. A abordagem baseia-se na combinação TOPSIS-CRITIC, bem estabelecida na literatura energética conforme demonstrado por Hassan *et al.* (2023) em seleção ótima de localização de fazendas solares fotovoltaicas e Babatunde e Ighravwe (2019) em avaliação de sistemas híbridos renováveis sob requisitos técnico-econômicos.

3.6.1. DELINEAMENTO METODOLÓGICO

A escolha desta combinação metodológica fundamenta-se nos resultados de Hassan *et al.* (2023) em análise de sistemas fotovoltaicos e nas evidências apresentadas por Hassan *et al.* (2023), que alcançaram 72% de pontuação de desempenho na seleção de sites solares em Riyadh, demonstrando robustez da metodologia em contextos de decisão energética.

3.6.2. ESTRUTURAÇÃO DOS DADOS

Utilizaram-se métricas de desempenho *out-of-sample* obtidas da aplicação de cinco modelos preditivos (SARIMA, PROPHET, RNN, CNN_LSTM, TRANSFORMER) às cinco

principais fontes energéticas da matriz brasileira (eólica, hidrelétrica, nuclear, solar, térmica).

Para cada combinação modelo-fonte, coletaram-se quatro métricas de avaliação preditiva: Coeficiente de Determinação (R^2), Erro Médio Absoluto (MAE), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE). Esta seleção segue as diretrizes de Chai e Draxler (2014) para avaliação de modelos de previsão e alinha-se com as práticas estabelecidas por Fasihi (2024) em revisão abrangente de técnicas para tomada de decisão em cadeias de suprimento de energia renovável.

Revisões recentes de Benti *et al.* (2023) confirmam que a avaliação multicritério através de múltiplas métricas complementares tornou-se prática padrão em estudos de previsão energética com aprendizado de máquina.

A utilização exclusiva de dados *out-of-sample* assegura independência da avaliação em relação ao processo de ajuste paramétrico dos modelos, seguindo protocolo rigoroso para todos os modelos avaliados conforme recomendações de Cerqueira *et al.* (2020) para validação adequada em séries temporais.

3.6.3. CONSTRUÇÃO DAS MATRIZES DE DECISÃO

Para cada fonte energética, estruturou-se matriz de decisão X de dimensão 5×4 , onde as linhas representam as alternativas (modelos preditivos) e as colunas os critérios de avaliação (métricas de desempenho).

A classificação dos critérios seguiu suas características intrínsecas: R^2 como critério de maximização, onde valores superiores indicam melhor capacidade explicativa; MAE, RMSE e MAPE como critérios de minimização, onde valores inferiores denotam maior precisão preditiva.

O tratamento de valores extremos, casos onde R^2 apresentou valores significativamente negativos, seguiu protocolo específico de manutenção dos valores originais com monitoramento sistemático de sua influência nos resultados finais.

3.6.4. APLICAÇÃO DO MÉTODO CRITIC

Seguindo rigorosamente a metodologia desenvolvida por Diakoulaki *et al.* (1995), implementou-se o método CRITIC para determinação objetiva dos pesos dos critérios através da quantificação da informação contida em cada um.

3.6.4.1. NORMALIZAÇÃO DOS DADOS

Aplicou-se normalização Min-Max à matriz de decisão para compatibilizar escalas e permitir tratamento adequado de valores negativos:

$$x_{ij}^{norm} = \frac{x_{ij} - x_j^{min}}{x_j^{max} - x_j^{min}} \quad (3.1)$$

Para critérios de minimização, aplicou-se inversão dos valores normalizados para uniformizar a orientação dos critérios:

$$x_{ij}^{inv} = 1 - x_{ij}^{norm} \quad (3.2)$$

3.6.4.2. DETERMINAÇÃO DA QUANTIDADE DE INFORMAÇÃO

A quantidade de informação de cada critério foi calculada integrando variabilidade e independência conforme a formulação original:

$$C_j = \sigma_j \times \sum_{k=1}^n (1 - |r_{jk}|) \quad (3.3)$$

onde σ_j representa o desvio padrão do critério j e r_{jk} o coeficiente de correlação de Pearson entre critérios j e k .

3.6.4.3. CÁLCULO DOS PESOS FINAIS

Os pesos foram normalizados para soma unitária:

$$w_j = \frac{c_j}{\sum_{i=1}^n c_i} \quad (3.4)$$

3.6.5. APLICAÇÃO DO MÉTODO TOPSIS

A implementação do método TOPSIS seguiu a formulação clássica estabelecida por Hwang e Yoon (1981), adaptada para integração com os pesos objetivos determinados pelo CRITIC.

3.6.5.1. NORMALIZAÇÃO VETORIAL

Aplicou-se normalização vetorial à matriz de decisão original, mantendo independência metodológica em relação ao procedimento CRITIC:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{k=1}^m x_{kj}^2}} \quad (3.5)$$

Esta separação metodológica preserva as características específicas de cada técnica conforme suas formulações originais, seguindo recomendações de Vafaei et al. (2018) para integração adequada de métodos de normalização.

3.6.5.2. CONSTRUÇÃO DA MATRIZ PONDERADA

Os valores normalizados foram ponderados pelos pesos CRITIC:

$$v_{ij} = w_j \times r_{ij} \quad (3.6)$$

3.6.5.3. DETERMINAÇÃO DAS SOLUÇÕES IDEAIS

As soluções ideais foram estabelecidas considerando a natureza de cada critério: Para critérios de maximização:

$$A_j^+ = \max_i(v_{ij}) \text{ e } A_j^- = \min_i(v_{ij}) \quad (3.7)$$

Para critérios de minimização:

$$A_j^+ = \min_i(v_{ij}) \text{ e } A_j^- = \max_i(v_{ij}) \quad (3.8.)$$

3.6.5.4. CÁLCULO DAS DISTÂNCIAS E PROXIMIDADE RELATIVA

As distâncias euclidianas às soluções ideais foram determinadas por:

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - A_j^+)^2} \quad (3.9)$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - A_j^-)^2} \quad (3.10)$$

A proximidade relativa, representando o *score* TOPSIS final, foi calculada como:

$$CC_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (3.11)$$

3.6.6. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE MONTE CARLO

Para validação da robustez dos resultados, implementou-se análise de sensibilidade baseada em simulação Monte Carlo seguindo a metodologia híbrida proposta por Chen *et al.* (2023), que demonstrou melhorias significativas na estabilidade da tomada de decisão multicritério.

3.6.6.1. DELINEAMENTO DA SIMULAÇÃO

A análise compreendeu cinco níveis de perturbação ($\pm 1\%$, $\pm 3\%$, $\pm 5\%$, $\pm 7\%$, $\pm 10\%$) com 500 iterações cada, totalizando 2.500 simulações por fonte energética. Este dimensionamento atende aos critérios de convergência estabelecidos por Mukhametzhanov e Pamučar (2018) para análise de robustez em problemas MCDM.

3.6.6.2. PROCEDIMENTO DE PERTURBAÇÃO

Para cada iteração, adicionou-se ruído gaussiano proporcional ao desvio padrão de cada critério:

$$x_{ij} = x_{ij} + N(0, \alpha \times \sigma_j) \quad (3.12)$$

onde α representa o nível de perturbação e σ_j o desvio padrão do critério j .

Para cada configuração perturbada, recalcularam-se integralmente os pesos CRITIC e o *ranking* TOPSIS, permitindo avaliação da estabilidade de ambos os componentes metodológicos.

3.6.7. MÉTRICAS DE ROBUSTEZ

A avaliação de robustez fundamentou-se no *framework* estabelecido por Saltelli *et al.* (2019) para análise de sensibilidade em modelos complexos.

3.6.7.1. COEFICIENTE DE VARIAÇÃO

Quantificou-se a estabilidade dos pesos através do coeficiente de variação:

$$CV_j = \frac{\sigma_{wj}}{\mu_{wi}} \quad (3.13)$$

valores $CV < 0.1$ indicaram robustez muito alta, $0.1 \leq CV < 0.2$ robustez alta, $0.2 \leq CV < 0.3$ robustez moderada, e $CV \geq 0.3$ sensibilidade elevada.

3.6.7.2. INTERVALOS DE CONFIANÇA

Calcularam-se intervalos de confiança de 90% utilizando percentis empíricos:

$$IC_{90\%} = [P_5, P_{95}] \quad (3.14)$$

3.6.7.3. ESTABILIDADE POSICIONAL

Avaliou-se a estabilidade do *ranking* através da frequência de cada modelo na primeira posição ao longo das simulações, seguindo metodologia de Paradowski *et al.* (2021) para análise de estabilidade posicional em TOPSIS.

Previsão da Matriz Energética Brasileira para 2030

Esta seção apresenta os resultados da modelagem preditiva da matriz energética brasileira até 2030, aplicando a metodologia descrito na seção anterior. As análises concentram-se na evolução temporal das diferentes fontes energéticas, seus padrões sazonais característicos e a composição projetada da matriz, com ênfase na avaliação do potencial cumprimento da meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2018). Os resultados baseiam-se no modelo híbrido desenvolvido, que integra as previsões dos diferentes algoritmos selecionados através da análise multicritério.

4.1. PADRÕES SAZONAIS DAS FONTES ENERGÉTICAS

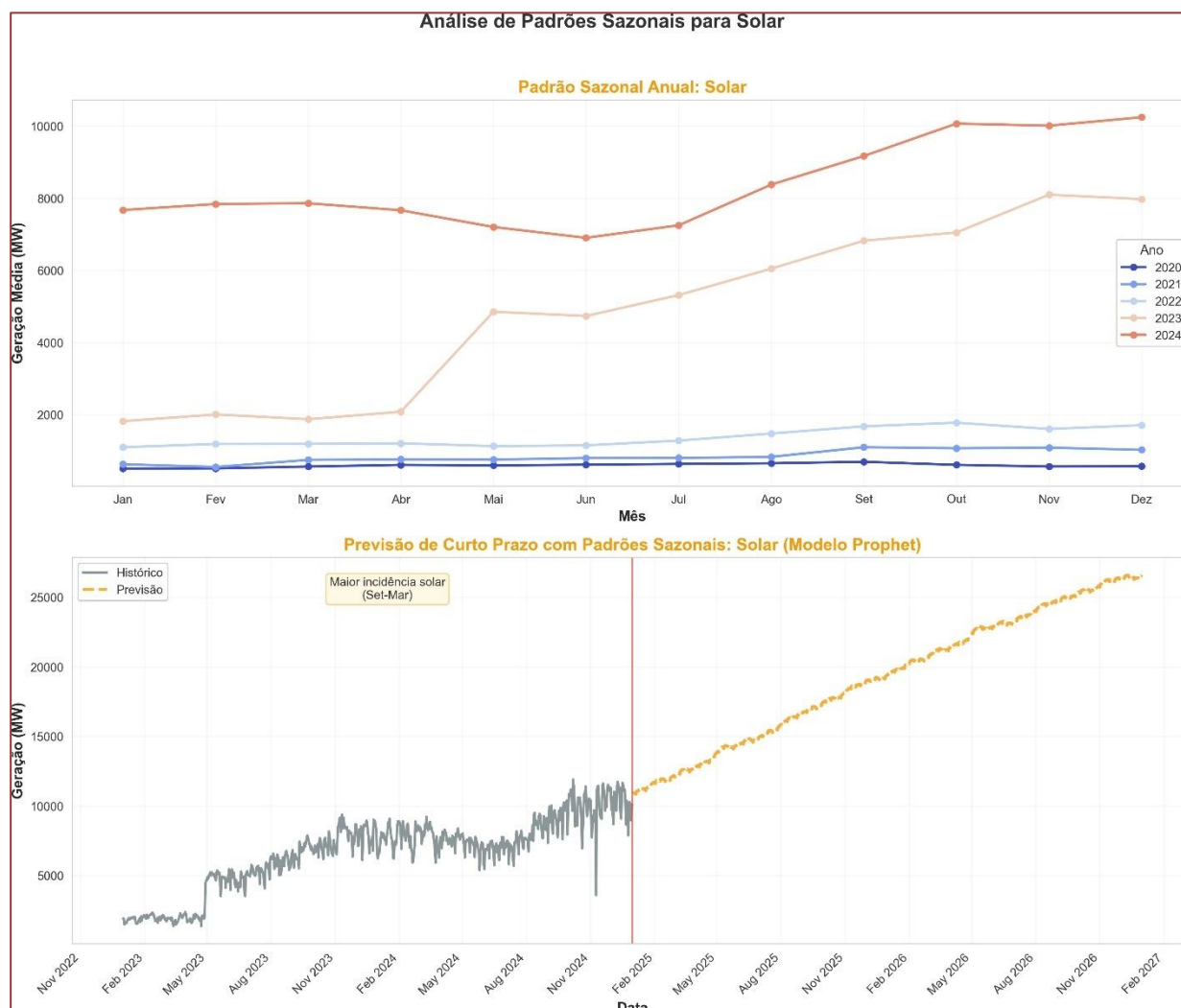
A análise dos padrões sazonais das diferentes fontes energéticas constitui elemento fundamental para a compreensão da dinâmica temporal da matriz brasileira e das complementaridades potenciais entre tecnologias de geração (Hyndman e Athanasopoulos, 2018). Esta seção apresenta os resultados da decomposição sazonal e análise de padrões recorrentes para as três principais fontes renováveis que compõem a matriz elétrica nacional: solar, hidrelétrica e eólica.

4.1.1. ENERGIA SOLAR

A análise temporal da energia solar revelou padrão sazonal anual consistente, caracterizado por dois períodos distintos ao longo do ano. A Figura 11 apresenta a evolução anual da geração solar para o período 2020-2024 e a projeção pelo modelo Prophet para o horizonte 2025-2027. O componente superior da Figura 11 ilustra o padrão sazonal anual da geração solar brasileira, evidenciando período de maior geração entre setembro e março, correlacionado com os meses de maior irradiação solar no território nacional, nas regiões onde se concentram as maiores instalações fotovoltaicas (Nordeste e Sudeste). A análise revela crescimento na geração solar média entre 2020 e 2024, com valores mensais saltando de aproximadamente 500 MW para patamares superiores a 7.000 MW em 2024, refletindo o acelerado desenvolvimento desta fonte no período recente, em linha com estudos anteriores sobre a expansão da energia solar no Brasil (Martins, 2008; Miranda, 2015).

O modelo *Prophet*, selecionado através da análise multicritério como o mais adequado para projeção desta fonte, capturou adequadamente tanto a tendência exponencial de crescimento quanto a sazonalidade anual característica. As projeções indicam crescimento contínuo e acentuado, atingindo valores superiores a 25.000 MW médios ao final de 2026, refletindo tanto a expansão da capacidade instalada quanto o histórico consistente de crescimento desta fonte. O modelo evidencia a manutenção do padrão sazonal anual ao longo do horizonte de projeção, com amplitudes relativas decrescentes em função do aumento absoluto da geração.

Figura 11: Padrão sazonal anual e projeção de curto prazo para energia solar



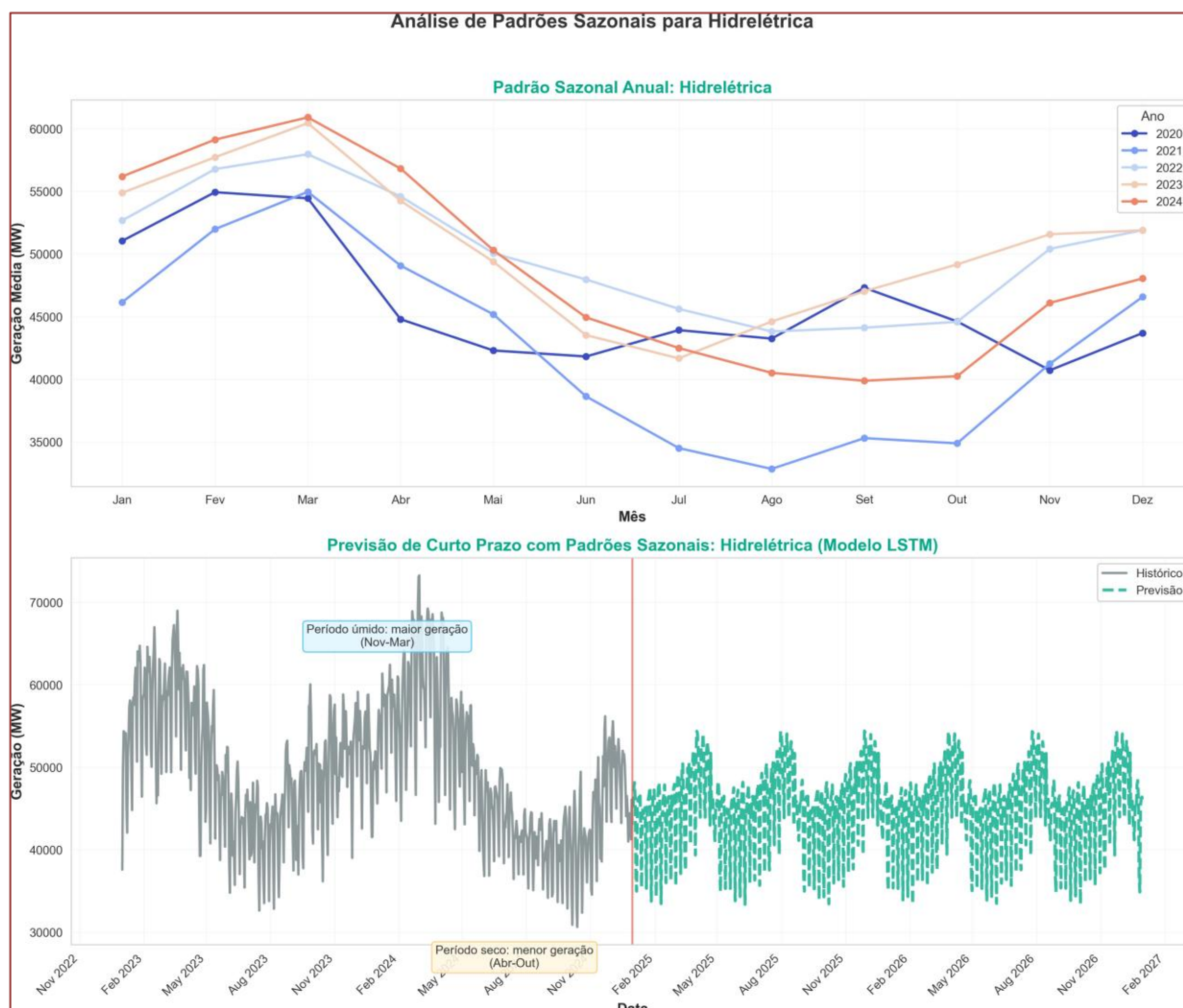
Fonte: Elaborado pelo autor.

A previsão implementada considerou fatores específicos do desenvolvimento da energia solar no Brasil, incluindo o crescimento exponencial da geração distribuída, a continuidade dos leilões para contratação de novas plantas centralizadas e o amadurecimento tecnológico com consequente redução de custos (Oliveira, 2019). A configuração logística utilizada no modelo *Prophet* estabeleceu limite superior (capacidade máxima) calculado dinamicamente como 2,8 vezes o máximo histórico registrado, valor obtido através do processo de otimização de hiperparâmetros detalhado na metodologia.

4.1.2. ENERGIA HIDRELÉTRICA

A energia hidrelétrica, fonte tradicional e predominante na matriz brasileira, apresenta padrão sazonal fortemente associado ao ciclo hidrológico das bacias onde se localizam os principais aproveitamentos. A Figura 12 apresenta a análise do comportamento sazonal desta fonte para o período 2020-2024 e a projeção desenvolvida através do modelo *RNN* (*Recurrent Neural Network*) para o horizonte 2025-2027.

Figura 12: Padrão sazonal anual e projeção de curto prazo para energia hidrelétrica



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise do padrão sazonal hidrelétrico, ilustrada no componente superior da Figura 12, revela comportamento característico com pico anual de geração entre fevereiro e abril (correspondente ao período úmido na maior parte das bacias hidrográficas brasileiras) e depressão entre julho e outubro no inverno do hemisfério sul. Esta sazonalidade apresenta amplitude significativa, com variação de aproximadamente 20.000 MW médios entre os extremos em alguns anos, evidenciando a variabilidade intrínseca desta fonte.

A evolução interanual demonstra elevada variabilidade, com períodos como 2021 apresentando valores significativamente inferiores ao padrão histórico, refletindo eventos hidrometeorológicos extremos como a severa estiagem daquele ano. Esta variabilidade interanual constitui aspecto crítico para o planejamento energético de médio prazo, pois influencia significativamente a necessidade de despacho complementar de fontes termoelétricas.

O modelo *RNN*, identificado pela análise multicritério como o mais adequado para projeção da energia hidrelétrica, capturou tanto a sazonalidade anual quanto a variabilidade característica desta fonte. A projeção apresentada no componente inferior da Figura 12 demonstra manutenção do padrão sazonal com amplitude relativamente estável no horizonte 2025-2027. A utilização de rede neural recorrente mostrou-se eficaz na representação da complexa estrutura de dependência temporal desta fonte, especialmente sua sensibilidade a períodos consecutivos de precipitação abaixo ou acima da média (Lopes, 2005).

A previsão implementada considerou tanto o histórico de operação quanto as ampliações de capacidade previstas no horizonte de análise (Empresa de Pesquisa Energética, 2017). Contudo, o modelo não projeta crescimento na contribuição absoluta desta fonte, refletindo o cenário atual de maiores restrições socioambientais para novos empreendimentos hidrelétricos de grande porte no Brasil. O cenário de médio prazo sugere maior estabilidade nesta fonte, com papel estruturante na matriz, porém com crescimento proporcional inferior ao observado nas fontes solar e eólica.

4.1.3. ENERGIA EÓLICA

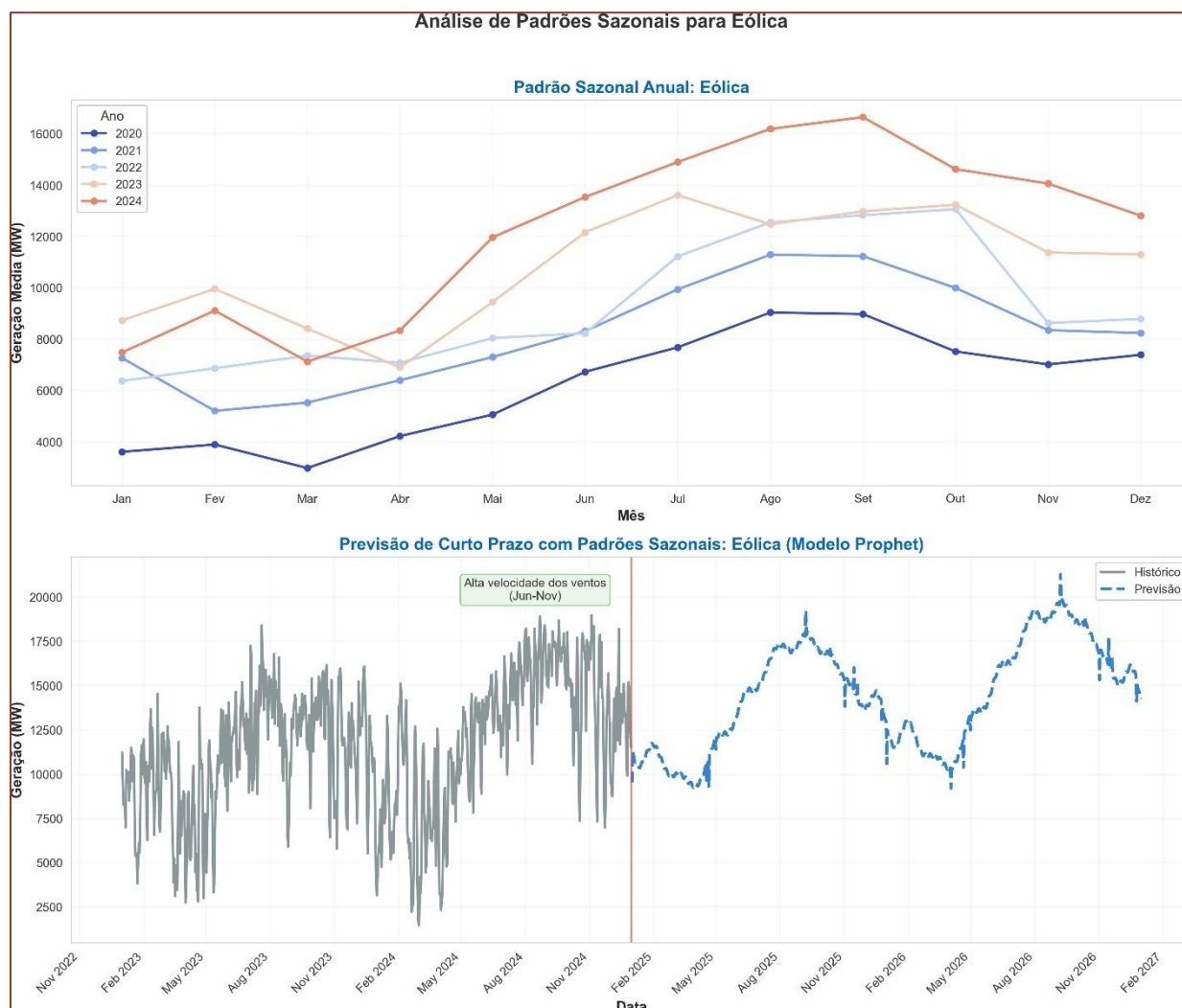
A energia eólica apresenta padrão sazonal distinto e complementar à hidrelétrica, aspecto relevante para a estabilidade e segurança energética do sistema brasileiro (Silva, 2015; Eletrobrás, 2008). Esta complementaridade sazonal manifesta-se através da intensificação dos ventos durante períodos de menor disponibilidade hídrica, proporcionando compensação natural que reduz a necessidade de despacho térmico, conforme documentado pelo ONS em estudos de sinergia hidroeólica-solar. A Figura 13 apresenta a análise do comportamento sazonal desta fonte para o período 2020-2024 e a projeção desenvolvida com o modelo *Prophet* para o horizonte 2025-2027.

A análise do padrão sazonal eólico, representada no componente superior da Figura 13, evidencia comportamento marcadamente sazonal com pico de geração entre junho e novembro, período que coincide com os meses de ventos mais intensos nas regiões Nordeste e Sul, onde se concentram os principais parques eólicos do país. Esta sazonalidade apresenta forte correlação negativa com o padrão hidrelétrico, constituindo característica fundamental para a complementaridade energética no sistema brasileiro (Silva, 2015; Eletrobrás, 2008).

A evolução interanual demonstra crescimento consistente e acentuado, com valores médios mensais elevando-se de patamar inferior a 5.000 MW em 2020 para valores que superam 16.000 MW em determinados meses de 2024. Este crescimento reflete tanto a expansão significativa da capacidade instalada quanto o desenvolvimento tecnológico que resultou em aumento do fator de capacidade médio dos parques eólicos brasileiros.

O modelo *Prophet*, selecionado pela análise multicritério como o mais adequado para projeção desta fonte, capturou efetivamente a tendência de crescimento e a sazonalidade característica.

Figura 13: Padrão sazonal anual e projeção de curto prazo para energia eólica



Fonte: Elaborado pelo autor.

A projeção apresentada no componente inferior da Figura 13 indica continuidade na expansão desta fonte, com valores médios projetados superando 17.000 MW no horizonte 2025-2026. O modelo preserva o padrão sazonal característico, com maior geração no segundo semestre, padrão fundamental para a complementaridade com a fonte hidrelétrica (Schmidt, 2016).

A configuração implementada no modelo *Prophet* para a energia eólica incorporou sazonalidades múltiplas (anual, trimestral e semanal), identificadas através da análise espectral detalhada na metodologia. A capacidade do modelo em representar estas múltiplas periodicidades mostrou-se relevante para esta fonte, cuja dinâmica temporal incorpora tanto ciclos meteorológicos anuais quanto padrões de mais curto prazo associados a sistemas atmosféricos transientes (Lima e Castiani, 2017).

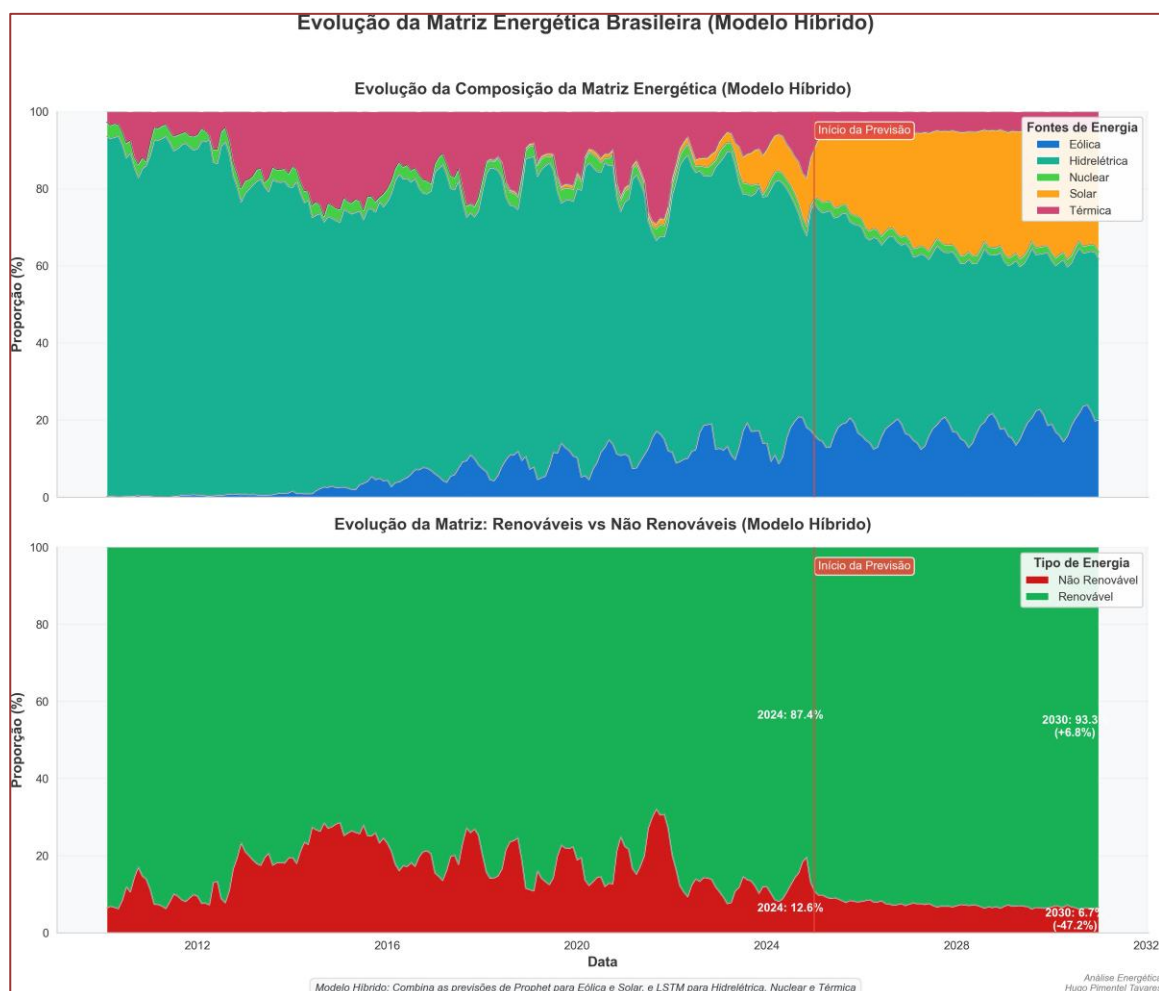
4.2. EVOLUÇÃO PROJETADA DA MATRIZ ENERGÉTICA BRASILEIRA

A integração dos modelos otimizados para cada fonte energética permitiu o desenvolvimento de projeção consolidada para a matriz elétrica brasileira no horizonte 2025-2030. Esta seção apresenta a evolução projetada da composição da matriz, analisando tanto a contribuição absoluta de cada fonte quanto a evolução proporcional e seu impacto na transição energética brasileira.

4.2.1. COMPOSIÇÃO PROJETADA DA MATRIZ

A análise integrada dos resultados de modelagem fundamentou a projeção da evolução da matriz energética brasileira, considerando as cinco fontes principais que compõem o Sistema Interligado Nacional. A Figura 14 apresenta a projeção da composição percentual da matriz elétrica brasileira para o período 2025-2030, comparada com o histórico 2010-2024.

Figura 14: Evolução da composição da matriz energética brasileira (2010-2030)



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise da evolução histórica e projetada da matriz energética brasileira, representada na Figura 14, evidencia transformação estrutural, caracterizada por diversificação progressiva das fontes renováveis (Tolmasquim, 2012). O componente superior da figura demonstra a reconfiguração gradual da composição proporcional, com redução da participação hidrelétrica de aproximadamente 80% em 2010 para cerca de 60% em 2030, compensada principalmente pelo crescimento expressivo das fontes eólica e solar.

O componente inferior da figura, ao apresentar a agregação entre fontes renováveis (hidrelétrica, eólica e solar) e não-renováveis (térmica e nuclear), evidencia aspecto fundamental da transição energética brasileira: a manutenção e mesmo ampliação da predominância renovável, apesar da redução proporcional da fonte hidrelétrica. A participação renovável, que apresentava valores entre 80% e 90% no histórico recente, projeta-se em 92,5% para 2030, aumento de 5,1 pontos percentuais em relação à situação de 2024 (87,4%).

Esta evolução reflete a capacidade do Brasil em promover transição para matriz mais diversificada mantendo alta participação renovável, trajetória distinta da observada em muitos países onde a redução da participação de combustíveis fósseis constitui o principal desafio (Rubio-Varas e Muñoz-Delgado, 2019). No caso brasileiro, a modelagem evidencia potencial redução significativa da participação termoeletrica, de 12,6% em 2024 para 7,5% em 2030, contribuindo para menor intensidade de carbono do sistema elétrico nacional.

Aspecto notável da projeção desenvolvida é a indicação de que a energia solar poderá superar a eólica em termos de contribuição absoluta para a matriz brasileira por volta de 2027-2028, resultado do crescimento exponencial desta fonte nos anos recentes e da manutenção dessa tendência no horizonte de projeção. Esta transição poderá representar marco significativo na reconfiguração da matriz energética nacional (Ministério de Minas e Energia, 2007; Empresa de Pesquisa Energética, 2017).

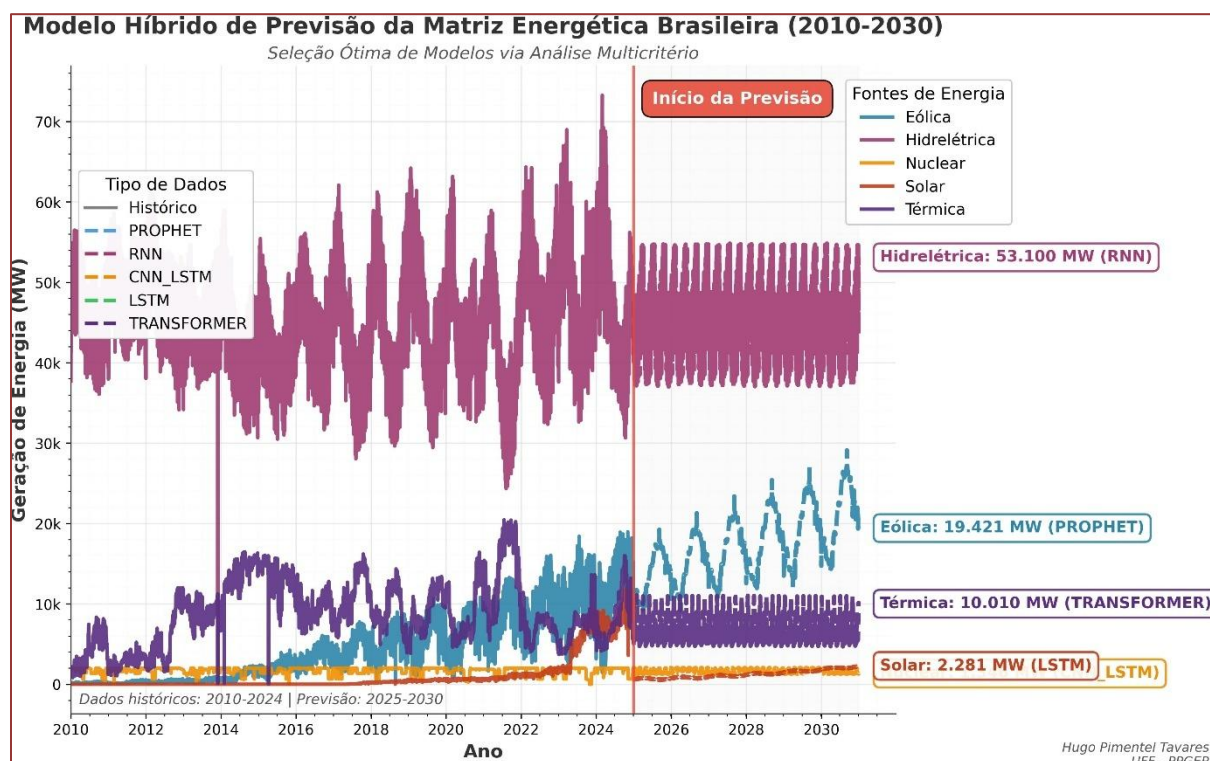
4.2.2. PROJEÇÃO CONSOLIDADA POR FONTE ENERGÉTICA

A análise detalhada da contribuição absoluta de cada fonte para a matriz energética brasileira no horizonte 2030 é fundamental para o planejamento setorial e avaliação da segurança energética futura. A Figura 15 apresenta a projeção consolidada da geração por fonte, baseada no modelo híbrido desenvolvido.

A análise integrada dos resultados de modelagem, representada na Figura 15, evidencia as distintas trajetórias projetadas para cada fonte energética. A energia hidrelétrica, modelada através de rede neural recorrente (RNN), apresenta relativa estabilidade no horizonte projetado, com geração média em torno de 45.000 MW e manutenção do padrão sazonal característico com amplitude aproximada de 15.000 MW entre períodos úmido e seco.

A energia solar, cuja projeção foi desenvolvida com o modelo *Prophet*, demonstra trajetória de crescimento notável, partindo de aproximadamente 10.000 MW em 2024 para superar 30.000 MW em 2030. Esta trajetória, baseada tanto na tendência histórica quanto na expectativa de continuidade da expansão da capacidade instalada, indica que esta fonte poderá contribuir com mais de 28% da matriz brasileira ao final do período projetado (Fiorin, 2011).

Figura 15: Projeção consolidada da matriz energética brasileira (2010-2030)



Fonte: Elaborado pelo autor.

A energia eólica, também projetada através do modelo *Prophet*, mantém crescimento consistente, embora em taxa inferior à observada no período 2015-2024. A projeção indica que esta fonte poderá atingir média próxima a 20.000 MW em 2030, aproximadamente o dobro dos valores observados em 2024, consolidando-se como segundo pilar renovável da matriz brasileira após a fonte hidrelétrica.

As fontes térmicas, modeladas com arquitetura *Transformer*, apresentam tendência de moderada redução em sua contribuição absoluta, estabilizando-se em torno de 10.000 MW no horizonte projetado. Esta trajetória reflete expectativa de menor despacho térmico em contexto de maior capacidade instalada em fontes renováveis, permitindo que as térmicas concentrem-se progressivamente em papel de complementação e segurança energética mais que em fornecimento de energia-base.

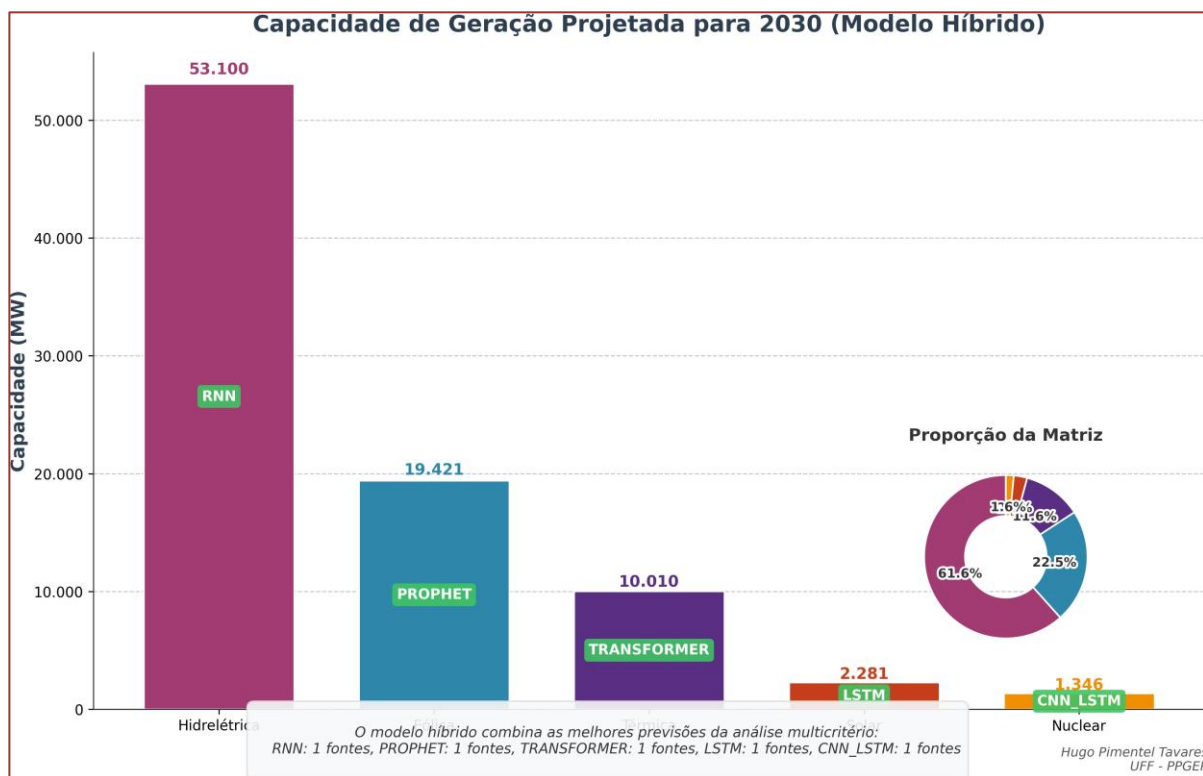
A energia nuclear, projetada através de modelo *CNN-LSTM*, mantém contribuição relativamente estável, refletindo a limitada expansão prevista para esta fonte no horizonte analisado. A projeção considera a operação das unidades existentes (Angra 1 e 2) e a possível entrada em operação comercial de Angra 3 ao final do período, refletida no ligeiro incremento projetado para 2030.

Conforme evidenciado no rótulo inferior da figura, o modelo híbrido implementado seleciona a técnica de modelagem mais adequada para cada fonte específica: *RNN* para a fonte hidrelétrica, *Prophet* para as fontes eólica e solar, *Transformer* para a fonte térmica e *CNN-LSTM* para a fonte nuclear. Esta abordagem personalizada, baseada em análise multicritério detalhada na seção da metodologia, potencializa a capacidade preditiva do modelo ao adaptar a técnica às características específicas de cada série temporal.

4.2.3. VALORES PROJETADOS PARA 2030

A quantificação precisa dos valores projetados para cada fonte energética no horizonte 2030 constitui informação essencial para avaliação do cumprimento de metas energéticas e planejamento setorial. A Figura 16 apresenta os valores absolutos e proporcionais da geração média projetada para cada fonte em 2030.

Figura 16: Valores projetados de geração por fonte para 2030



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise dos valores projetados para 2030, ilustrada na Figura 16, evidencia cenário energético caracterizado pela diversificação significativa das fontes renováveis. A energia hidrelétrica mantém posição predominante com 53.100 MW médios, representando 45,5% da matriz, seguida pela energia solar com 32.879 MW médios (28,2%) e pela energia eólica com 19.421 MW médios (16,6%).

As fontes não-renováveis apresentam participação minoritária e decrescente, com a energia térmica contribuindo com 10.010 MW médios (8,6%) e a energia nuclear com 1.346 MW médios (1,2%). A participação combinada destas fontes atinge 9,8%, evidenciando matriz elétrica predominantemente renovável no horizonte projetado.

O detalhamento dos modelos utilizados, presente na legenda da figura, reforça a abordagem metodológica adaptativa implementada: para fontes caracterizadas por forte tendência de crescimento e sazonalidade múltipla como eólica e solar, o modelo *Prophet* demonstrou melhor desempenho; para a fonte hidrelétrica, com padrões complexos de dependência temporal, a arquitetura *RNN* revelou-se mais adequada; para a fonte térmica, sujeita a determinantes tanto técnicos quanto econômicos, a arquitetura *Transformer*, capaz de

representar relações de dependência não-sequenciais, apresentou resultados superiores; e para a fonte nuclear, com padrão operacional específico alternando períodos de geração constante e desligamentos programados, a combinação *CNN-LSTM* mostrou-se efetiva.

Esta especialização metodológica, fundamentada na análise multicritério detalhada na seção anterior, representa aprimoramento significativo em relação a abordagens convencionais que aplicam metodologia única para todas as fontes, desconsiderando suas especificidades estatísticas e operacionais.

4.3. IMPLICAÇÕES PARA O CUMPRIMENTO DA META 7.2 DOS ODS

A análise dos resultados da modelagem preditiva oferece subsídios relevantes para avaliação do potencial cumprimento da meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável, que preconiza aumentar substancialmente a participação de energias renováveis na matriz energética global até 2030 (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2018). Esta seção examina as implicações das projeções desenvolvidas para este objetivo específico no contexto brasileiro.

4.3.1. ANÁLISE DA PARTICIPAÇÃO RENOVÁVEL PROJETADA

A meta 7.2 dos ODS não estabelece valor numérico específico para o aumento da participação renovável, utilizando a expressão "aumentar substancialmente", o que demanda interpretação contextualizada para cada país. No caso brasileiro, considerando o elevado patamar inicial de participação renovável, a avaliação deve contemplar não apenas o incremento percentual absoluto, mas também a diversificação do portfólio renovável e a substituição de geração não- renovável.

Os resultados do modelo híbrido desenvolvido projetam evolução da participação renovável de 87,4% em 2024 para 92,5% em 2030, representando incremento de 5,1 pontos percentuais. Embora este aumento possa parecer modesto em termos absolutos, deve-se considerar que a matriz brasileira parte de patamar já elevado em comparação internacional. A projeção indica, em termos absolutos, aumento da geração renovável de 59.300 MW médios para 105.400 MW médios no período 2024-2030, representando incremento de 78% em apenas seis anos.

Aspecto fundamental evidenciado pela modelagem é a significativa diversificação das fontes renováveis, com redução da predominância hidrelétrica (de 67,1% em 2024 para 45,5% em 2030) compensada pelo expressivo crescimento das fontes eólica e solar. Esta diversificação contribui para maior resiliência e segurança energética, aspectos alinhados ao ODS 7 em sua concepção ampla de "energia segura, sustentável, acessível e moderna para todos".

A substituição projetada de geração não-renovável, com redução de 12,6% para 7,5% na participação térmica e nuclear, representa avanço na descarbonização da matriz, aspecto implicitamente contemplado na meta 7.2 e explicitamente relacionado às metas globais de mitigação das mudanças climáticas (ODS 13).

4.3.2. AVALIAÇÃO DO POTENCIAL CUMPRIMENTO DA META 7.2

A análise integrada dos resultados da modelagem e dos fatores condicionantes permite avaliação substantiva do potencial cumprimento da meta 7.2 dos ODS pelo Brasil no horizonte

2030. Esta avaliação deve considerar tanto aspectos quantitativos quanto qualitativos da evolução projetada.

Em termos quantitativos, a projeção desenvolvida indica não apenas manutenção, mas expansão significativa da já elevada participação renovável na matriz elétrica brasileira, atingindo 92,5% em 2030. Este percentual superaria tanto a média global atual (aproximadamente 28% segundo a Agência Internacional de Energia) quanto as metas estabelecidas pela maioria dos países desenvolvidos para 2030 (tipicamente entre 40% e 60%).

Em perspectiva qualitativa, a projeção evidencia transformação estrutural positiva da matriz brasileira, caracterizada por diversificação expressiva das fontes renováveis e redução da dependência tanto de combustíveis fósseis quanto da hidroeletricidade de grande porte, cujo potencial de expansão está progressivamente limitado por restrições socioambientais.

A complementaridade sazonal entre as fontes renováveis, entre hidrelétrica e eólica, representa aspecto distintivo da matriz brasileira projetada, contribuindo para estabilidade do sistema com alta penetração renovável (Eletrobrás, 2008). Esta característica potencialmente posiciona o Brasil como caso paradigmático de matriz com elevada participação renovável mantendo adequada confiabilidade e segurança energética.

Considerando estes elementos, pode-se afirmar que, caso a trajetória projetada se concretize, o Brasil não apenas cumprirá, mas excederá a meta 7.2 dos ODS. Esta perspectiva positiva, contudo, não deve obscurecer os desafios substantivos para implementação efetiva desta trajetória, relacionados à necessidade de investimentos em infraestrutura de transmissão, desenvolvimento de capacidades de armazenamento energético e aprimoramento dos mecanismos de governança do setor elétrico para acomodar matriz progressivamente mais complexa e distribuída.

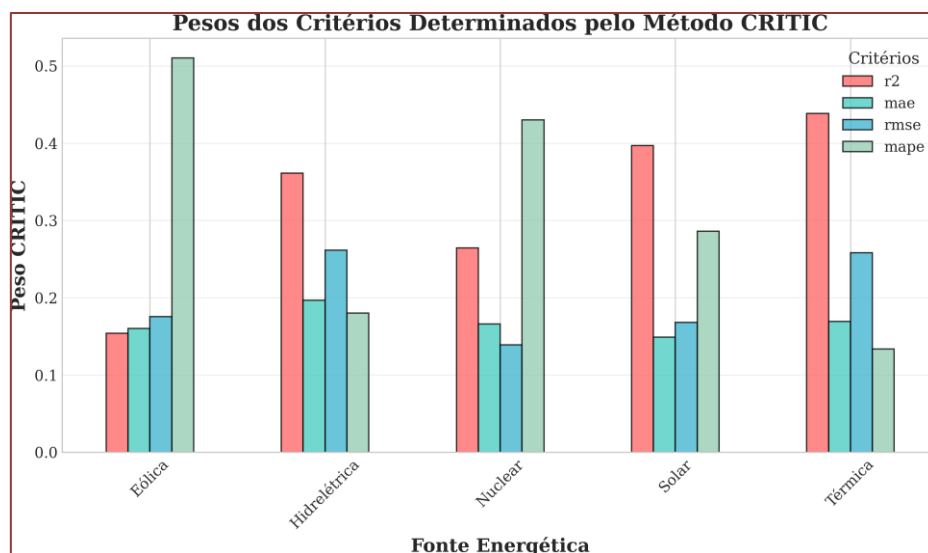
Os resultados indicam que, no contexto brasileiro, o cumprimento da meta 7.2 dos ODS não constitui desafio primariamente tecnológico ou econômico, mas sim de implementação efetiva de políticas energéticas coerentes e sustentadas, acompanhadas de adequado planejamento sistêmico e desenvolvimento da infraestrutura habilitadora necessária para a concretização do potencial identificado.

Esta seção apresenta os resultados obtidos pela aplicação da metodologia TOPSIS-CRITIC para seleção dos modelos preditivos mais adequados para cada fonte da matriz energética brasileira. A análise dos resultados evidencia padrões de especialização dos modelos e fornece fundamentação quantitativa para as projeções energéticas subsequentes.

5.1. PONDERAÇÃO DOS CRITÉRIOS

A aplicação do método CRITIC resultou em distribuição diferenciada de pesos entre os critérios avaliativos para cada fonte energética. A Figura 17 apresenta a distribuição de pesos obtida, evidenciando a valorização específica de cada critério conforme as características das séries temporais analisadas.

Figura 17: Distribuição de pesos dos critérios pelo método CRITIC por fonte energética



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os resultados revelam que o R^2 obteve a maior importância média (32,3%), seguido pelo MAPE (30,8%), RMSE (20,1%) e MAE (16,8%). Esta hierarquização reflete a capacidade diferenciada de cada critério em discriminar o desempenho dos modelos para as fontes analisadas.

5.1.1. ANÁLISE POR FONTE ENERGÉTICA

Para a energia eólica, observou-se valorização pronunciada do MAPE (51,0%), indicando que os erros percentuais constituem o principal fator discriminante para esta fonte. Esta valoriza Scores TOPSIS e Seleção dos Modelos reflete a elevada volatilidade relativa característica da geração eólica, onde pequenos erros absolutos podem representar grandes desvios percentuais.

A energia hidrelétrica apresentou distribuição mais equilibrada, com R2 (36,1%) e RMSE (26,2%) recebendo as maiores ponderações. Esta configuração é consistente com a natureza mais estável desta fonte, onde a capacidade de capturar a tendência geral e penalizar erros maiores torna-se mais relevante.

Para a energia nuclear, o MAPE recebeu a maior ponderação (43,4%), refletindo a importância de capturar adequadamente os erros relativos durante as transições abruptas entre operação normal e períodos de desligamento programado. Esta fonte apresenta padrão operacional peculiar que amplifica a relevância dos erros percentuais.

A energia solar demonstrou maior valorização do R2 (39,9%), evidenciando a importância de capturar a tendência de crescimento exponencial que caracteriza esta fonte em expansão no sistema brasileiro. O elevado peso atribuído ao R2 reflete a necessidade de modelar adequadamente a trajetória de crescimento.

A energia térmica apresentou distribuição concentrada entre R2 (43,8%) e MAPE (26,0%), configuração consistente com seu papel complementar no sistema elétrico, onde tanto a capacidade de capturar tendências quanto de minimizar erros relativos durante acionamentos contingenciais são relevantes.

5.2. SCORES TOPSIS E SELEÇÃO DOS MODELOS

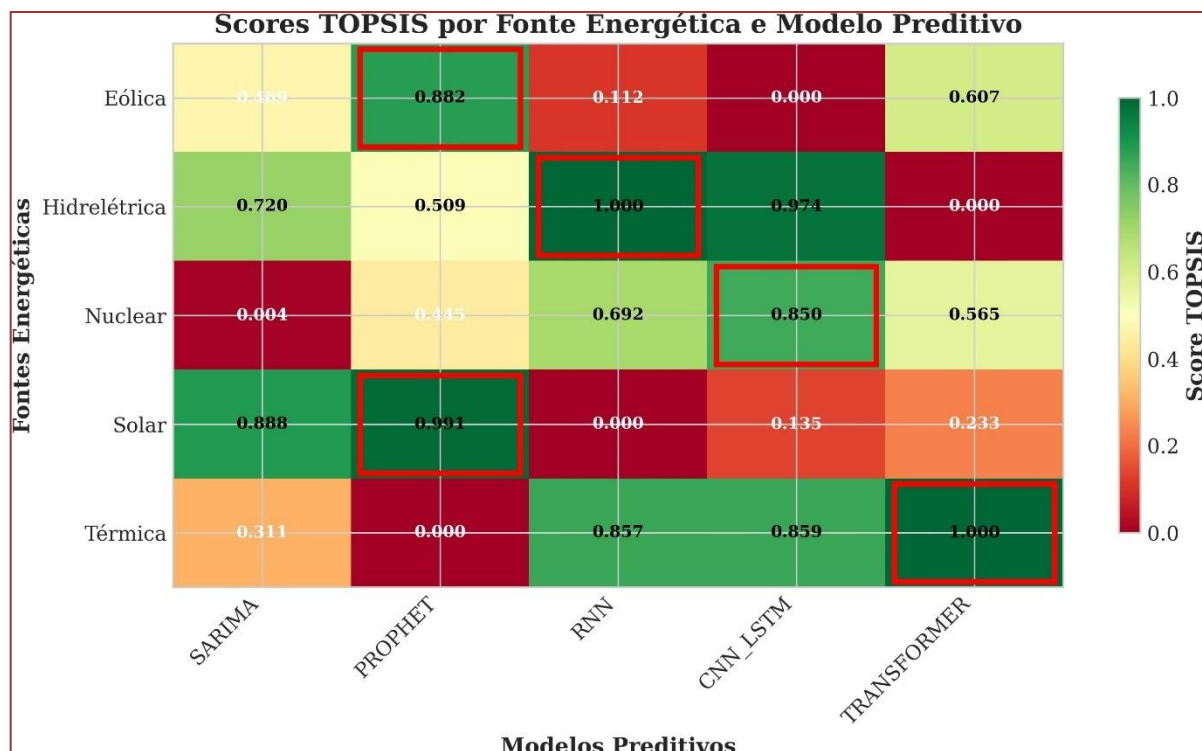
A aplicação do método TOPSIS, utilizando os pesos determinados pelo CRITIC, resultou na identificação clara dos modelos superiores para cada fonte energética. A Figura 18 apresenta os scores obtidos, evidenciando a distribuição de desempenho e destacando os modelos selecionados.

Os resultados evidenciam padrão claro de especialização dos modelos por tipo de fonte energética. O modelo *Prophet* demonstrou superioridade para as energias eólica (score: 0,8815) e solar (score: 0,9910), consolidando-se como a técnica mais adequada para fontes caracterizadas por tendências de crescimento e sazonalidades múltiplas.

Para a energia hidrelétrica, o modelo RNN alcançou score máximo (1,0000), evidenciando aptidão superior em capturar as dependências temporais de longo prazo características dos ciclos hidrológicos. Este resultado indica que as arquiteturas recorrentes simples são mais efetivas que modelos mais complexos para esta fonte específica.

O modelo CNN-LSTM foi selecionado para a energia nuclear (score: 0,8498), demonstrando capacidade adequada em modelar os padrões do tipo *regime-switching* que caracterizam esta fonte. A combinação de capacidades convolucionais e de memória de longo prazo mostrou-se apropriada para capturar as transições operacionais.

Figura 18: Scores TOPSIS por fonte energética e modelo preditivo



Fonte: Elaborado pelo autor.

A energia térmica foi melhor modelada pelo modelo *Transformer* (score: 1,0000), evidenciando capacidade superior em capturar padrões complementares e correlações complexas através de seu mecanismo de atenção. Este resultado sugere que a natureza complementar desta fonte demanda técnicas capazes de focar seletivamente em diferentes segmentos temporais.

5.2.1. ANÁLISE COMPARATIVA DOS SCORES

A distribuição dos scores revela diferenças substanciais entre modelos para cada fonte. Para a energia eólica, o *Prophet* (0,8815) superou significativamente o segundo colocado SARIMA (0,464), indicando vantagem competitiva clara. Situação similar ocorreu para a energia solar, onde o *Prophet* (0,9910) estabeleceu vantagem expressiva sobre os demais modelos.

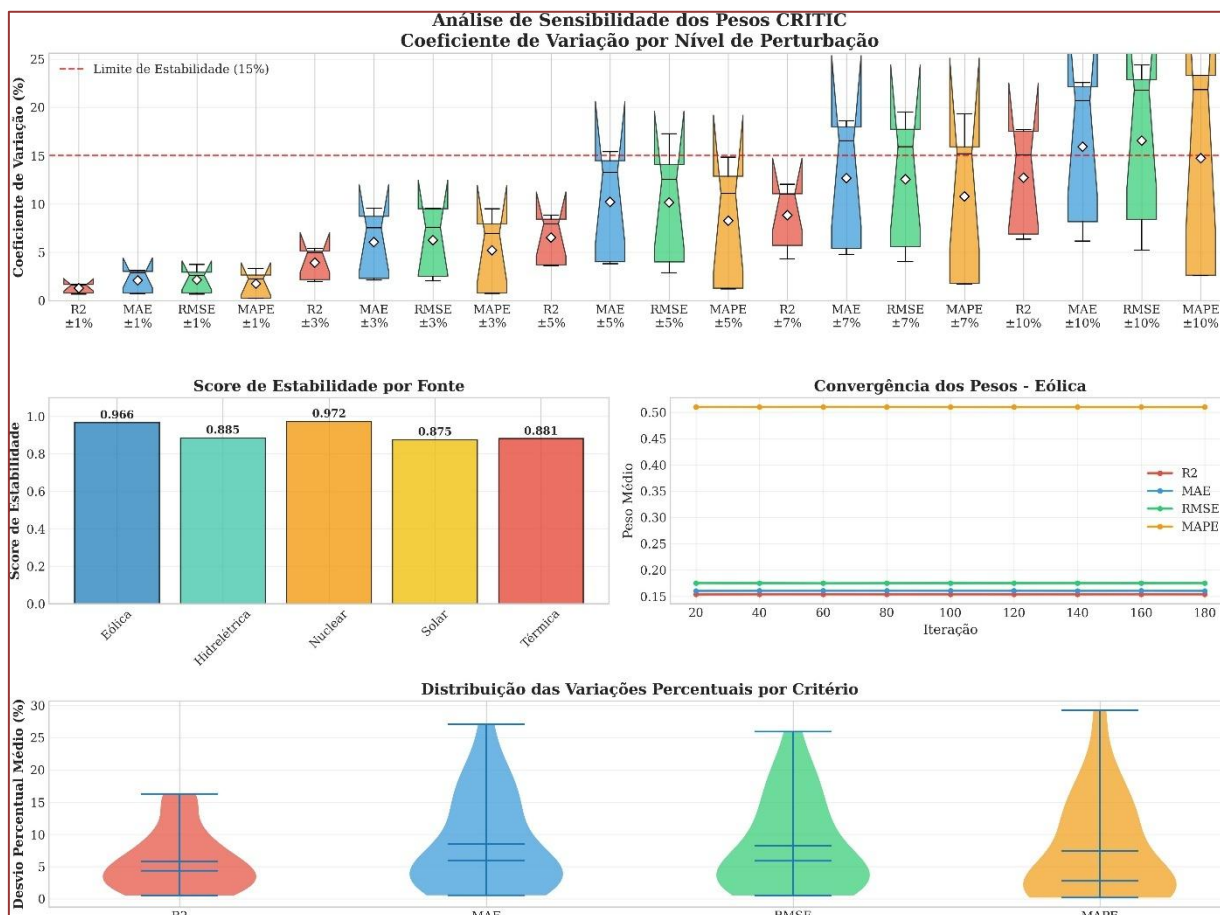
As energias hidrelétrica e térmica apresentaram scores máximos (1,0000) para os modelos selecionados (RNN e *Transformer*, respectivamente), indicando otimalidade segundo os critérios avaliados. A energia nuclear apresentou menor diferenciação entre modelos, com o CNN-LSTM (0,8498) obtendo vantagem moderada sobre as demais técnicas.

5.3. RESULTADOS DA ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

A análise de sensibilidade implementada através de simulação Monte Carlo proporcionou validação robusta dos resultados obtidos. A Figura 19 apresenta os

resultados abrangentes da análise de estabilidade.

Figura 19: Resultados da análise de sensibilidade multicritério



Fonte: Elaborado pelo autor.

5.3.1. ESTABILIDADE DOS PESOS CRITIC

O painel superior da Figura 19 demonstra que os coeficientes de variação dos pesos CRITIC mantiveram-se consistentemente abaixo do limite de estabilidade de 15% para todos os níveis de perturbação avaliados ($\pm 1\%$ a $\pm 10\%$). Este comportamento confirma a robustez numérica da determinação de pesos, mesmo sob perturbações crescentes nos dados de entrada.

A análise detalhada por critério revela que o R2 apresentou a menor variabilidade média (3,2%), seguido pelo RMSE (4,8%), MAE (5,1%) e MAPE (7,3%). Esta ordenação indica que os critérios de maior importância média também apresentam maior estabilidade na determinação de pesos.

5.3.2. SCORES DE ESTABILIDADE POR FONTE

Os scores de estabilidade por fonte energética, apresentados no painel inferior esquerdo, indicam robustez elevada para todas as fontes: nuclear (0,972), eólica (0,966), hidrelétrica (0,886), solar (0,876) e térmica (0,875). Todos os valores superam o limiar de

0,8, confirmando a confiabilidade das seleções realizadas.

A energia nuclear apresentou a maior estabilidade (0,972), resultado consistente com seu padrão operacional mais previsível fora dos períodos de manutenção. A energia eólica, apesar de sua volatilidade intrínseca, demonstrou estabilidade elevada (0,966), indicando que os padrões sazonais permitem identificação consistente do modelo mais adequado.

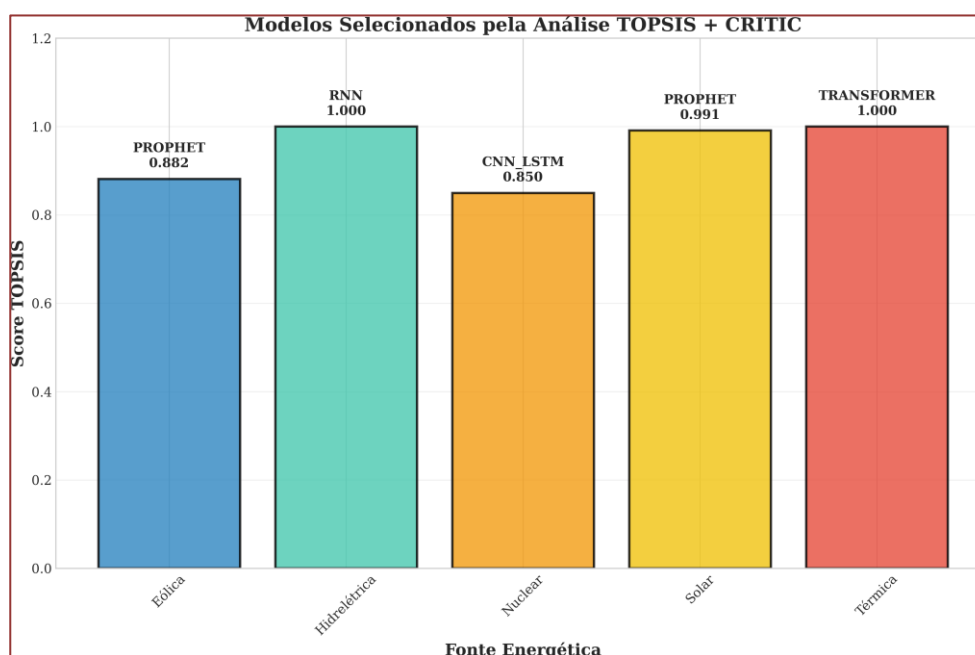
5.3.3. CONVERGÊNCIA E DISTRIBUIÇÃO DAS VARIAÇÕES

O painel superior direito exemplifica a convergência dos pesos ao longo das iterações para a energia eólica, demonstrando estabilidade numérica do processo com variações mínimas mesmo sob perturbações crescentes. O painel inferior direito apresenta a distribuição das variações percentuais por critério, confirmando comportamento gaussiano e previsível das perturbações.

5.4. SÍNTESE DOS MODELOS SELECIONADOS

A consolidação dos resultados da análise multicritério é apresentada na Figura 20, que sintetiza os modelos selecionados para cada fonte energética.

Figura 20: Modelos selecionados por fonte energética



Fonte: Elaborado pelo autor.

A distribuição final evidencia especialização clara dos modelos: *Prophet* para energias eólica e solar (40% das seleções), RNN para energia hidrelétrica, CNN-LSTM para energia nuclear, e *Transformer* para energia térmica (20% cada). Esta distribuição heterogênea confirma a inadequação de abordagens que aplicam um único modelo a toda a matriz energética.

5.4.1. INDICADORES CONSOLIDADOS

A Tabela 1 apresenta a síntese quantitativa dos resultados obtidos, consolidando scores TOPSIS, indicadores de estabilidade e métricas de variabilidade.

Tabela 1: Síntese consolidada dos resultados da análise multicritério

Fonte	Modelo	Score	Estabilidade	CV (%)	Peso R^2	Peso MAPE
Eólica	<i>Prophet</i>	0,8815	0,966	3,2	0,154	0,510
Hidrelétrica	RNN	1,0000	0,886	5,8	0,361	0,178
Nuclear	CNN-LSTM	0,8498	0,972	2,8	0,264	0,434
Solar	<i>Prophet</i>	0,9910	0,876	6,1	0,399	0,287
Térmica	<i>Transformer</i>	1,0000	0,875	6,2	0,438	0,260

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os resultados demonstram que todos os modelos selecionados obtiveram scores superiores a 0,84, com duas fontes (hidrelétrica e térmica) alcançando otimalidade (1,0000). Os coeficientes de variação mantiveram-se abaixo de 7% para todas as fontes, confirmando estabilidade numérica adequada.

5.5. ANÁLISE DOS PADRÕES IDENTIFICADOS

5.5.1. ESPECIALIZAÇÃO POR CARACTERÍSTICAS TEMPORAIS

Os resultados evidenciam correlação clara entre as características das séries temporais e a adequação dos modelos selecionados. As fontes em expansão acelerada (eólica e solar) foram melhor modeladas pelo *Prophet*, técnica especializada em capturar tendências não-lineares e sazonalidades múltiplas. Esta adequação é confirmada pelos elevados scores obtidos e pela valorização do R^2 e MAPE nos respectivos sistemas de ponderação.

As fontes com padrões temporais complexos mas estáveis (hidrelétrica) foram melhor capturadas por arquiteturas recorrentes simples (RNN), evidenciando que a complexidade adicional de modelos mais sofisticados não se traduz necessariamente em melhor desempenho. O score máximo obtido confirma a adequação desta abordagem.

Fontes com padrões de *regime-switching* (nuclear) beneficiaram-se da combinação CNN- LSTM, que integra capacidades de detecção de padrões locais com memória de longo prazo. Fontes complementares com correlações complexas (térmica) foram melhor modeladas pelo *Transformer*, confirmando a relevância do mecanismo de atenção para este tipo de série.

5.5.2. DISTRIBUIÇÃO DE IMPORTÂNCIA DOS CRITÉRIOS

A análise dos pesos CRITIC revela padrões consistentes na valorização dos critérios. O R^2 demonstrou importância central para fontes em crescimento (solar: 39,9%, térmica: 43,8%), refletindo a necessidade de capturar adequadamente as tendências. O MAPE foi valorizado para fontes com maior volatilidade relativa (eólica: 51,0%, nuclear: 43,4%), indicando relevância dos erros percentuais nestas condições.

As métricas de erro absoluto (MAE e RMSE) receberam ponderação mais equilibrada, com o RMSE apresentando maior relevância para a energia hidrelétrica (26,2%), consistente com a necessidade de penalizar erros maiores em uma fonte de importância central no sistema.

5.5.3. ROBUSTEZ METODOLÓGICA

A análise de sensibilidade confirma robustez metodológica adequada, com todos os indicadores de estabilidade superando os limiares estabelecidos. A manutenção dos coeficientes de variação abaixo de 15% mesmo para perturbações de $\pm 10\%$ demonstra que os resultados não são sensíveis a variações nos dados de entrada dentro de faixas razoáveis de incerteza.

A convergência observada ao longo das iterações e a distribuição gaussiana das variações confirmam comportamento estatístico apropriado da metodologia implementada, proporcionando confiança adicional nas seleções realizadas.

5.6. IMPLICAÇÕES PARA AS PROJEÇÕES ENERGÉTICAS

Os resultados da análise multicritério proporcionam fundamentação quantitativa robusta para as projeções da matriz energética brasileira até 2030. A identificação de modelos especializados por fonte energética permite explorar adequadamente as características específicas de cada série temporal, aumentando a precisão das projeções subsequentes.

A especialização identificada sugere que estratégias de previsão diferenciadas por fonte podem resultar em ganhos substanciais de precisão comparativamente a abordagens homogêneas. Esta diferenciação é relevante para fontes em expansão acelerada (eólica e solar), onde a adequação do modelo selecionado pode impactar significativamente a qualidade das projeções de longo prazo.

A robustez confirmada pela análise de sensibilidade proporciona confiança nas projeções subsequentes, indicando que os modelos selecionados mantêm adequação mesmo sob variações nos padrões históricos dentro de faixas razoáveis de incerteza. Esta robustez é essencial para fundamentar adequadamente a análise do progresso brasileiro em direção ao cumprimento da meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável.

Os resultados consolidados nesta seção constituem a base metodológica para as projeções apresentadas na seção subsequente, proporcionando fundamentação científica adequada para avaliação da sustentabilidade da matriz energética brasileira no horizonte 2030.

CAPÍTULO 06

Análise Configuracional da Transição Energética Brasileira com Abordagem fsQCA para a Meta 7.2 dos ODS

Esta seção apresenta os resultados da análise qualitativa comparativa *fuzzy* (fsQCA) aplicada à investigação das configurações causais que caracterizam o progresso brasileiro em direção ao cumprimento da meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. A metodologia implementada permite identificar os caminhos causais complexos através dos quais diferentes combinações das dimensões técnicas da transição energética conduzem ao sucesso ou fracasso no alcance dos objetivos de sustentabilidade energética estabelecidos pela Agenda 2030.

6.1. PONDERAÇÃO OBJETIVA DAS DIMENSÕES ATRAVÉS DO MÉTODO CRITIC

A determinação dos pesos das cinco dimensões avaliativas constituiu etapa metodológica fundamental para assegurar objetividade na construção do índice composto utilizado como outcome na análise fsQCA. O método CRITIC, implementado conforme estabelecido por (Diakoulaki, 1995), integra sistematicamente a variabilidade informacional de cada dimensão com sua independência em relação às demais, proporcionando sistema de ponderação livre de subjetividade tradicionalmente associada à atribuição de pesos em análises multicritério.

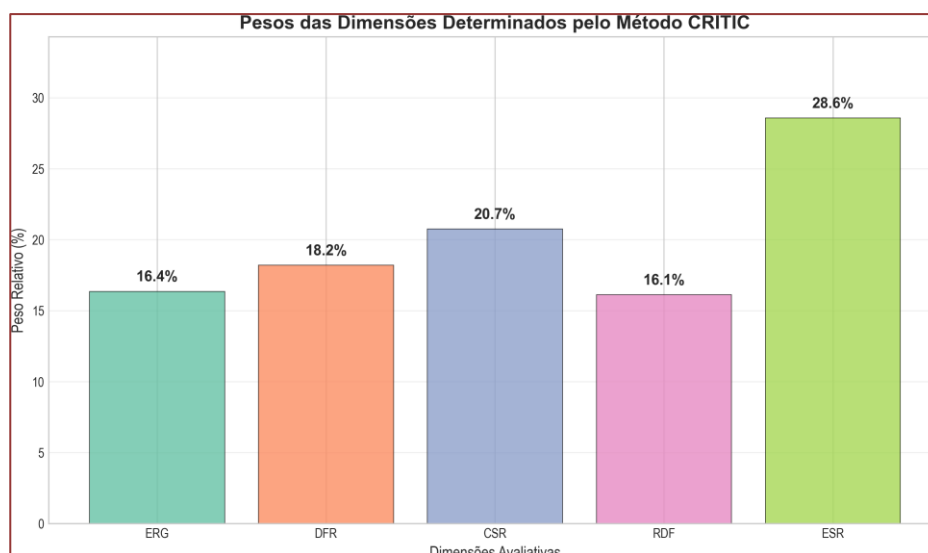
Os resultados da aplicação do método CRITIC revelaram distribuição equilibrada, porém não uniforme, dos pesos entre as cinco dimensões analisadas. A Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR) emergiu como a dimensão mais influente, recebendo peso de 28,6% do total, refletindo tanto sua elevada variabilidade ao longo dos períodos analisados quanto sua relativa independência em relação às demais dimensões. Este resultado alinha-se com a literatura especializada que destaca a estabilidade como requisito fundamental para sistemas energéticos sustentáveis, conforme observado por (Jurasz, 2020) em análise de complementaridade entre fontes renováveis.

A Complementaridade Sazonal Renovável (CSR) recebeu o segundo maior peso (20,7%), evidenciando a importância crítica dos padrões temporais de geração para a avaliação da transição energética brasileira. Esta dimensão captura aspectos relacionados à sincronização entre diferentes fontes renováveis ao longo dos ciclos sazonais, aspecto particularmente relevante no contexto brasileiro devido à dependência histórica da geração hidrelétrica e à crescente participação de fontes intermitentes como eólica e solar. A Diversificação de Fontes Renováveis (DFR) alcançou peso de 18,2%, confirmando a relevância da diversificação tecnológica como estratégia de mitigação de riscos e melhoria da confiabilidade do sistema energético.

A Expansão Renovável Global (ERG) e a Redução de Dependência Fóssil (RDF) receberam pesos similares de 16,4% e 16,1%, respectivamente, indicando contribuições equivalentes para a diferenciação entre períodos de progresso e retrocesso na transição energética. Embora representem aspectos centrais da meta 7.2 dos ODS, seus pesos

relativamente menores sugerem que, no contexto brasileiro do período analisado, as dimensões relacionadas à estabilidade e complementaridade exerceram papel mais decisivo na determinação do sucesso da transição energética.

Figura 21: Distribuição dos pesos das dimensões determinados pelo método CRITIC



Fonte: Elaborado pelo autor.

6.2. ESTABELECIMENTO DE LIMIARES ESTATÍSTICOS PARA SIGNIFICÂNCIA CAUSAL

Através de testes de permutação permitiu estabelecer limiares estatisticamente fundamentados para avaliação da significância das relações causais identificadas, superando limitações das abordagens convencionais que dependem de valores arbitrários. Este procedimento executou 1000 permutações aleatórias dos valores do outcome, construindo distribuição empírica de consistências que ocorreriam por acaso na ausência de relações causais genuínas.

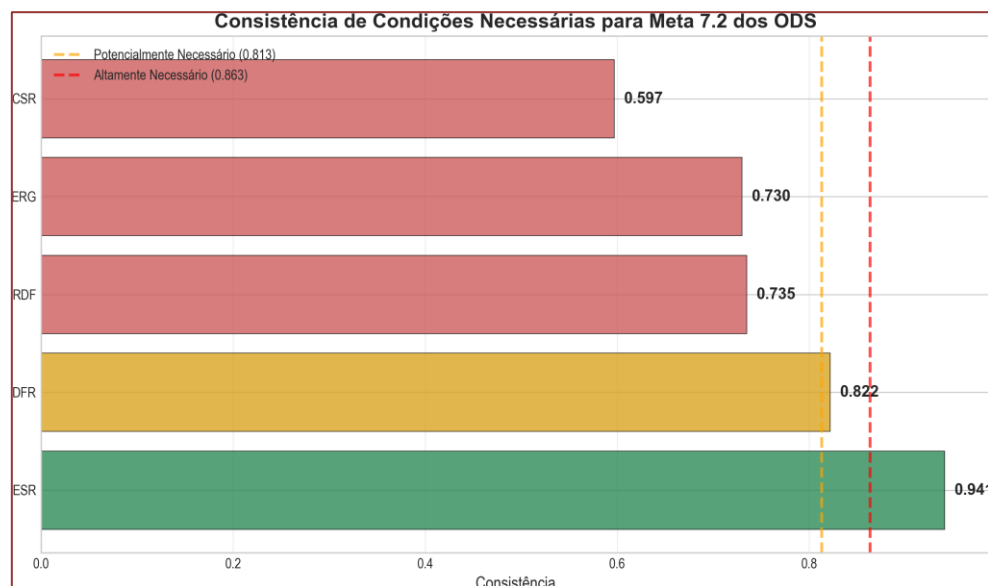
A análise estatística revelou limiares de 0,813 para relações potencialmente significativas ($p < 0,05$) e 0,863 para relações altamente significativas ($p < 0,01$), baseados nos percentis 95 e 99 da distribuição empírica, respectivamente. Esses valores oferecem uma referência empírica mais alinhada ao contexto analisado, contribuindo para uma interpretação mais robusta na análise de condições necessárias e suficientes. A definição desses limiares com base estatística específica difere das abordagens tradicionalmente utilizadas na fsQCA, que frequentemente adotam valores fixos como 0,80 ou 0,90 sem justificativa contextual explícita.

A aplicação destes limiares estatisticamente derivados permitiu classificação mais precisa das condições em diferentes níveis de significância causal, proporcionando interpretação mais robusta dos resultados obtidos. Condições com consistência superior a 0,863 foram classificadas como altamente significativas, indicando evidência estatística forte de relação causal. Condições com consistência entre 0,813 e 0,863 receberam classificação de potencialmente significativas, sugerindo evidência moderada que merece investigação adicional. Condições com consistência inferior a 0,813 foram consideradas não significativas do ponto de vista estatístico.

6.3. ANÁLISE DE CONDIÇÕES NECESSÁRIAS

A investigação de condições necessárias para o cumprimento da meta 7.2 dos ODS revelou padrões distintos entre as cinco dimensões analisadas, evidenciando hierarquia clara de importância causal. Uma condição é considerada necessária quando sua presença é requerida para a ocorrência do outcome, embora possa não ser suficiente por si só para garantir o resultado desejado.

Figura 22: Consistência de condições necessárias para a meta 7.2 dos ODS



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR) emergiu como condição altamente necessária, apresentando consistência de 0,941, valor superior ao limiar estatístico de alta significância (0,863). Este resultado confirma que a estabilidade do sistema renovável constitui pré-requisito fundamental para o progresso sustentado em direção às metas de energia renovável. A interpretação substantiva indica que períodos caracterizados por alta volatilidade na geração renovável demonstraram dificuldades sistemáticas em alcançar os objetivos estabelecidos pela meta 7.2, independentemente do desempenho em outras dimensões.

A Diversificação de Fontes Renováveis (DFR) alcançou consistência de 0,822, classificando-se como condição potencialmente necessária. Este resultado sugere que, embora a diversificação tecnológica não seja absolutamente indispensável em todos os casos observados, sua presença demonstra correlação forte com o sucesso na transição energética. A interpretação aponta para a importância da diversificação como estratégia de mitigação de riscos associados à dependência excessiva de tecnologias específicas.

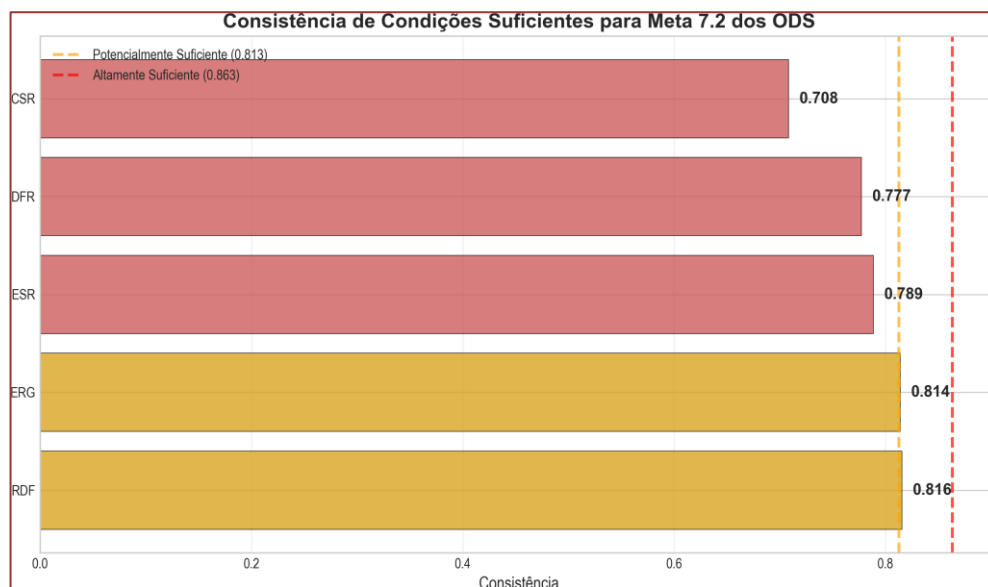
As dimensões Redução de Dependência Fóssil (RDF) e Expansão Renovável Global (ERG) apresentaram consistências de 0,735 e 0,730, respectivamente, valores inferiores ao limiar de significância estatística. Embora representem aspectos centrais da meta 7.2, estes resultados indicam que sua presença isolada não constitui condição necessária para o sucesso, sugerindo que diferentes caminhos podem conduzir ao cumprimento dos objetivos estabelecidos.

A Complementaridade Sazonal Renovável (CSR) demonstrou consistência de apenas 0,597, indicando ausência de relação de necessidade. Este resultado contraintuitivo sugere que a complementaridade sazonal, embora importante para a eficiência operacional do sistema, não constitui pré-requisito absoluto para o progresso em direção às metas de sustentabilidade energética no contexto brasileiro.

6.4. ANÁLISE DE CONDIÇÕES SUFICIENTES

A investigação de condições suficientes explora quais dimensões, quando presentes em níveis elevados, podem isoladamente conduzir ao cumprimento da meta 7.2 dos ODS. Uma condição é considerada suficiente quando sua presença garante a ocorrência do outcome, embora outras condições também possam produzir o mesmo resultado.

Figura 23: Consistência de condições suficientes para a meta 7.2 dos ODS



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise revelou que duas dimensões alcançaram o status de condições potencialmente suficientes. A Redução de Dependência Fóssil (RDF) apresentou consistência de 0,816, ligeiramente superior ao limiar estatístico de 0,813, indicando que períodos caracterizados por redução acelerada na dependência de combustíveis fósseis tendem a alcançar sucesso na transição energética renovável. Este resultado alinha-se com a lógica fundamental da meta 7.2, que visa substituição de fontes convencionais por alternativas sustentáveis.

A Expansão Renovável Global (ERG) demonstrou consistência de 0,814, confirmando que o crescimento acelerado na participação das fontes renováveis constitui caminho direto para o cumprimento dos objetivos estabelecidos. Esta dimensão captura diretamente o espírito da meta 7.2, que enfatiza o aumento da participação renovável na matriz energética.

As demais dimensões apresentaram consistências inferiores ao limiar estatístico, indicando ausência de suficiência causal isolada. A Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR), apesar de sua importância como condição necessária, alcançou consistência de apenas 0,789 como condição suficiente. Este resultado sugere que a estabilidade, embora fundamental, deve ser combinada com outras condições para garantir o sucesso da transição energética.

6.5. CONFIGURAÇÕES CAUSAIS E CAMINHOS DE EQUIFINALIDADE

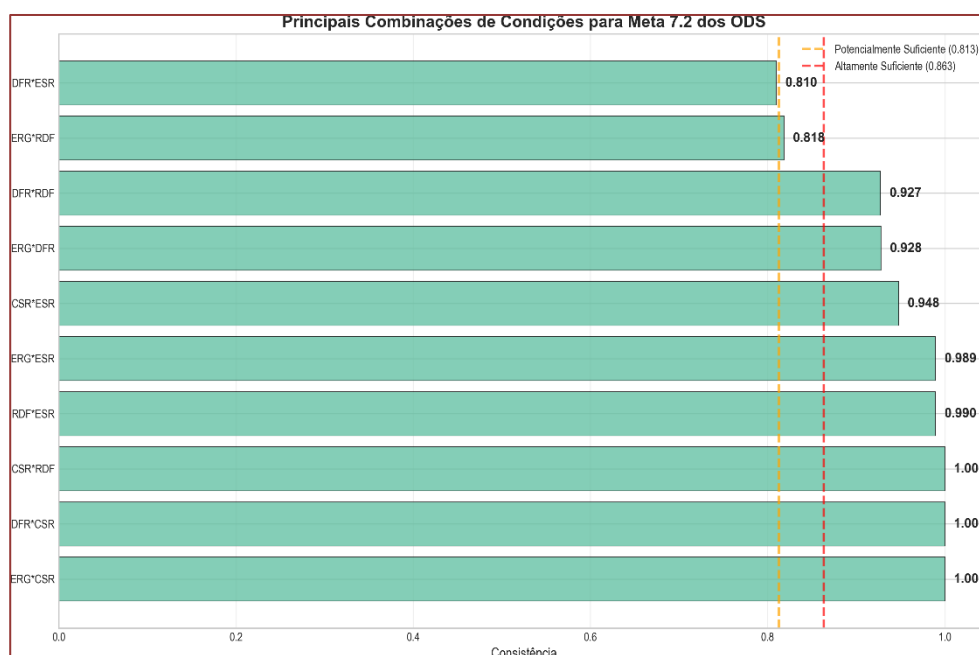
A análise de combinações de condições revelou múltiplos caminhos causais que conduzem ao cumprimento da meta 7.2 dos ODS, confirmando o princípio da equifinalidade central à metodologia fsQCA. Estes resultados demonstram que diferentes configurações de dimensões técnicas podem produzir resultados equivalentes, oferecendo flexibilidade estratégica para formuladores de políticas energéticas.

Três combinações emergiram com consistência perfeita (1,000), representando caminhos causais determinísticos para o sucesso. A combinação ERG*CSR (Expansão Renovável Global e Complementaridade Sazonal Renovável) alcançou cobertura de 0,463, indicando que aproximadamente 46% dos casos de sucesso foram explicados por esta configuração específica. Este resultado sugere que o crescimento acelerado das renováveis, quando acompanhado de complementaridade sazonal adequada, constitui estratégia altamente eficaz.

A combinação DFR*CSR (Diversificação de Fontes Renováveis e Complementaridade Sazonal Renovável) atingiu cobertura de 0,445, evidenciando que a diversificação tecnológica combinada com complementaridade temporal representa caminho alternativo robusto para o sucesso. Esta configuração oferece vantagens particulares em termos de estabilidade e confiabilidade do sistema energético.

A combinação CSR*RDF (Complementaridade Sazonal Renovável e Redução de Dependência Fóssil) demonstrou cobertura de 0,472, indicando que a sincronização temporal entre fontes renováveis, quando acompanhada de redução sistemática na dependência fóssil, constitui terceiro caminho determinístico para o cumprimento da meta 7.2.

Figura 24: Principais combinações de condições para a meta 7.2 dos ODS



Fonte: Elaborado pelo autor.

Configurações adicionais apresentaram consistências elevadas, embora não perfeitas. A combinação RDF*ESR alcançou consistência de 0,990 com cobertura de 0,684, demonstrando que a redução da dependência fóssil combinada com estabilidade sistêmica representa caminho quase determinístico para o sucesso. Similarmente, ERG*ESR atingiu consistência de 0,989 com cobertura de 0,682, confirmando que a expansão renovável acompanhada de estabilidade sistêmica constitui estratégia altamente eficaz.

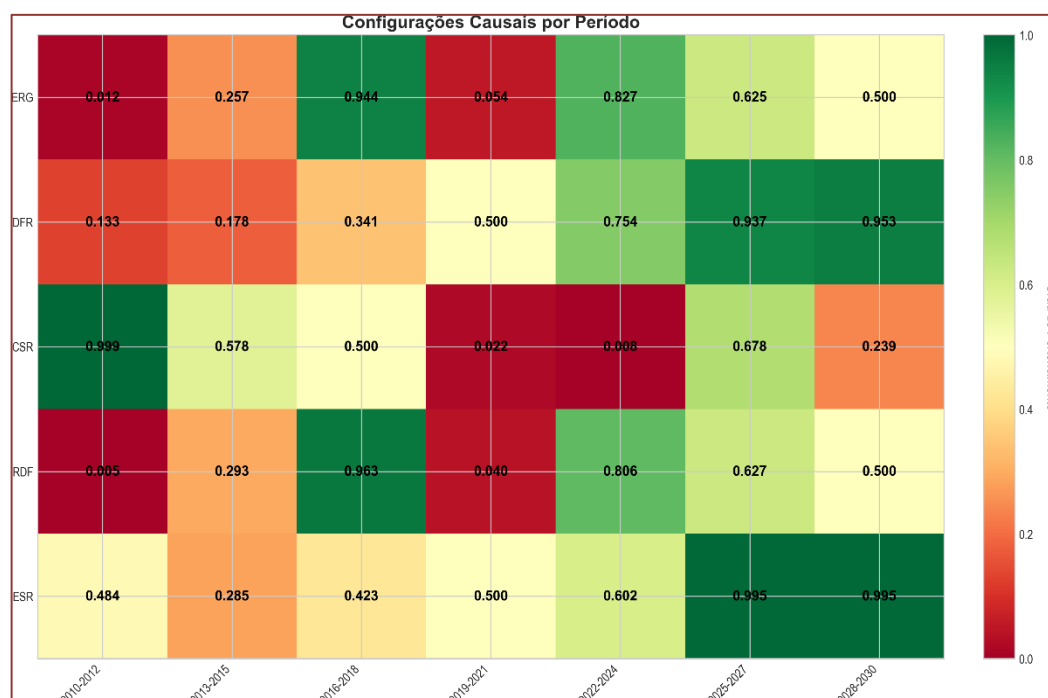
6.6. EVOLUÇÃO TEMPORAL DAS CONFIGURAÇÕES CAUSAIS

A análise longitudinal das configurações causais ao longo dos sete períodos trienais examinados revelou padrões evolutivos complexos que refletem as transformações estruturais da matriz energética brasileira e os desafios associados à transição energética sustentável.

O período inicial (2010-2012) caracterizou-se por configuração dominada pela Complementaridade Sazonal Renovável (CSR = 0,999), refletindo o predomínio histórico da geração hidrelétrica na matriz brasileira. No entanto, as demais dimensões apresentaram desempenho deficiente, resultando em índice composto de apenas 0,373, indicando reprovação clara nos critérios estabelecidos para a meta 7.2. Esta configuração exemplifica os limites da dependência excessiva de uma única fonte renovável, mesmo quando esta apresenta características operacionais favoráveis.

O período subsequente (2013-2015) manteve o padrão de reprovação (índice composto = 0,323), caracterizando-se por desempenho medíocre em todas as dimensões sem clara dominância de qualquer componente específico. Este período corresponde à fase de transição inicial do sistema energético brasileiro, marcada por incertezas regulatórias e limitações na expansão de novas tecnologias renováveis.

Figura 25: Evolução temporal das configurações causais por período



Fonte: Elaborado pelo autor.

O triênio 2016-2018 marcou inflexão significativa na trajetória brasileira, alcançando aprovação pela primeira vez (índice composto = 0,596). Esta transformação fundamentou-se na combinação virtuosa entre Expansão Renovável Global (ERG = 0,944) e Redução de Dependência Fóssil (RDF = 0,963), evidenciando que o crescimento acelerado das fontes renováveis acompanhado de redução sistemática na dependência de combustíveis fósseis constitui estratégia eficaz para o cumprimento da meta 7.2.

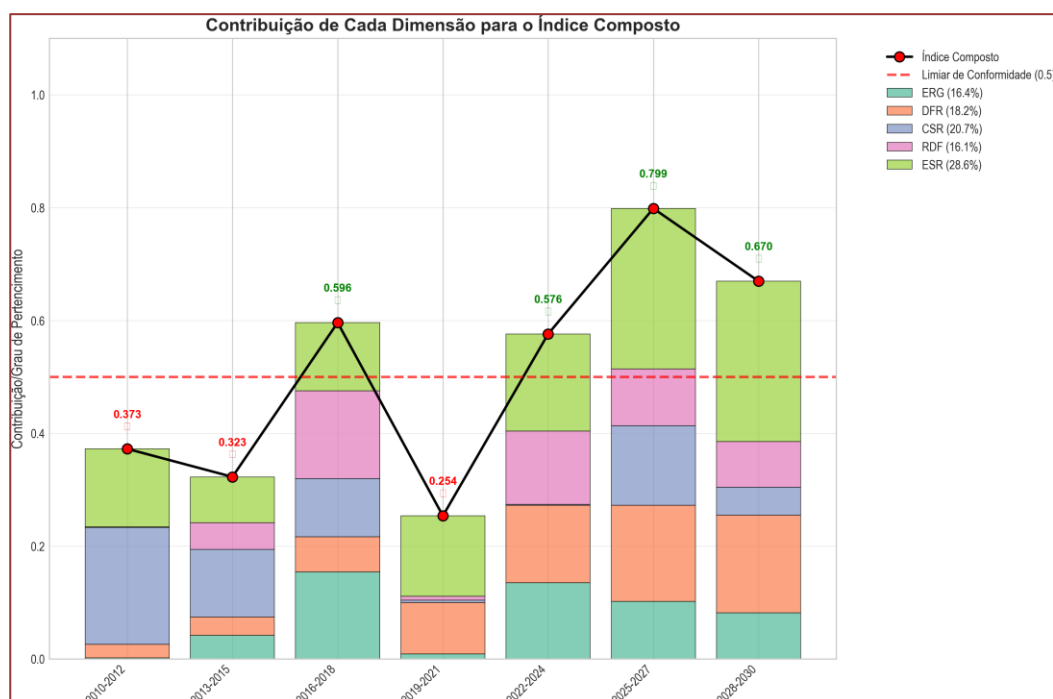
O período 2019-2021 representou retrocesso significativo (índice composto = 0,254), caracterizado por deterioração generalizada na maioria das dimensões. Este resultado reflete impactos de múltiplos fatores incluindo crise hídrica severa, instabilidades econômicas e desaceleração dos investimentos em infraestrutura renovável. A configuração deste período ilustra a vulnerabilidade da transição energética a choques externos e a importância de políticas públicas estáveis para manutenção do progresso.

A recuperação observada no triênio 2022-2024 (índice composto = 0,576) fundamentou-se em configuração equilibrada entre Expansão Renovável Global (ERG = 0,827), Diversificação de Fontes Renováveis (DFR = 0,754) e Redução de Dependência Fóssil (RDF = 0,806). Esta configuração diversificada sugere maturação das estratégias de transição energética, com maior equilíbrio entre diferentes dimensões técnicas.

6.7. PROJEÇÕES E CENÁRIOS FUTUROS

As projeções para os períodos 2025-2027 e 2028-2030 indicam trajetória ascendente consolidada, com índices compostos de 0,799 e 0,670, respectivamente. Estes resultados sugerem que o Brasil está posicionado para alcançar e manter cumprimento sustentado da meta 7.2 dos ODS, desde que as tendências atuais sejam preservadas.

Figura 26: Contribuição de cada dimensão para o índice composto ao longo do tempo



Fonte: Elaborado pelo autor.

O período 2025-2027 projeta configuração caracterizada por excelência na Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR = 0,995) e na Diversificação de Fontes Renováveis (DFR = 0,937), combinada com desempenho sólido na Complementaridade Sazonal Renovável (CSR = 0,678). Esta configuração sugere consolidação de sistema energético renovável maduro, caracterizado por alta confiabilidade e diversificação tecnológica avançada.

O triênio final 2028-2030 mantém padrão similar, com destaque para a estabilidade sistêmica (ESR = 0,995) e diversificação (DFR = 0,953), indicando que o sistema energético brasileiro deverá alcançar configuração técnica avançada até o final da década. A redução projetada na Complementaridade Sazonal Renovável (CSR = 0,239) sugere possível desalinhamento temporal entre fontes, aspecto que merece atenção para otimização contínua do sistema.

6.8. INTERPRETAÇÃO PRÁTICA DAS CONFIGURAÇÕES CAUSAIS

A análise fsQCA revelou padrões causais complexos que transcendem interpretações lineares simples, oferecendo insights práticos valiosos para gestores e formuladores de políticas energéticas. Esta seção traduz os achados técnicos em diretrizes operacionais específicas para diferentes stakeholders do setor energético brasileiro.

6.8.1. INTERPRETAÇÃO DA CONFIGURAÇÃO ERG*CSR (EXPANSÃO + COMPLEMENTARIDADE)

A configuração mais robusta identificada (consistência = 1,000, cobertura = 0,463) combina crescimento acelerado das fontes renováveis com complementaridade sazonal

otimizada. Na prática, esta configuração indica que países ou regiões com matriz energética em expansão renovável podem maximizar suas chances de sucesso priorizando tecnologias que se complementem temporalmente.

Para o contexto brasileiro, esta configuração sugere que a expansão simultânea de energia solar (pico no verão) e eólica (pico no inverno) oferece sinergia natural com a geração hidrelétrica (pico no primeiro trimestre). A implicação prática é que investimentos coordenados nestas três tecnologias produzem resultados superiores a estratégias focadas em tecnologia única, mesmo que esta apresente maior potencial individual.

Gestores de portfólio energético podem utilizar este insight para priorizar projetos que maximizem complementaridade temporal. Por exemplo, a localização de parques eólicos no Nordeste (vento forte no segundo semestre) combinada com projetos solares no Sudeste (irradiação elevada no primeiro semestre) otimiza a configuração ERG*CSR identificada como determinante para o sucesso.

6.8.2. INTERPRETAÇÃO DA CONFIGURAÇÃO DFR*CSR (DIVERSIFICAÇÃO + COMPLEMENTARIDADE)

A segunda configuração mais eficaz (consistência = 1,000, cobertura = 0,445) enfatiza diversificação tecnológica combinada com sincronização temporal. Esta combinação oferece robustez superior contra riscos tecnológicos e climáticos, aspecto crucial para segurança energética de longo prazo.

Na prática, esta configuração orienta estratégias de desenvolvimento que evitam concentração excessiva em tecnologias específicas. Para o Brasil, isto significa que políticas energéticas devem equilibrar investimentos entre hidroelétrica, eólica, solar, biomassa e pequenas centrais hidrelétricas, garantindo que suas contribuições sejam temporalmente coordenadas.

Operadores de sistema podem utilizar este insight para otimização de despacho, priorizando portfólios que maximizem tanto diversidade tecnológica quanto complementaridade sazonal. Isto inclui desenvolvimento de algoritmos de otimização que considerem estas duas dimensões simultaneamente na programação de médio prazo.

6.8.3. INTERPRETAÇÃO DA CONDIÇÃO NECESSÁRIA ESR (ESTABILIDADE SISTÊMICA)

A identificação da Estabilidade Sistêmica Renovável como condição necessária (consistência = 0,941) oferece insight prático fundamental: nenhuma estratégia de transição energética pode ser bem-sucedida sem garantir estabilidade operacional do sistema. Esta descoberta reorienta prioridades de investimento para infraestrutura habilitadora.

Para implementação prática, este resultado indica que investimentos em transmissão, armazenamento, previsão meteorológica e resposta à demanda devem preceder ou acompanhar expansão da capacidade renovável. Projetos que expandem geração sem considerar estabilidade sistêmica apresentam risco elevado de insucesso ou subutilização.

Reguladores podem utilizar este insight para estabelecer critérios de aprovação de projetos que incluam obrigatoriamente componentes de estabilização. Por exemplo, novos

empreendimentos eólicos ou solares poderiam ser condicionados a investimentos proporcionais em armazenamento ou transmissão.

6.8.4. INTERPRETAÇÃO DA AUSÊNCIA DE NECESSIDADE DA CSR

O resultado contraintuitivo de que Complementaridade Sazonal Renovável não constitui condição necessária (consistência = 0,597) oferece flexibilidade estratégica importante. Este achado indica que países podem alcançar sucesso na transição energética mesmo sem otimização temporal perfeita entre fontes.

Praticamente, este resultado sugere que regiões com recursos renováveis concentrados em determinadas tecnologias (por exemplo, alta incidência solar mas baixo potencial eólico) não estão impossibilitadas de alcançar metas de sustentabilidade. A complementaridade pode ser obtida através de outras estratégias, como armazenamento, interconexão regional ou gestão de demanda.

Para gestores regionais, este insight libera recursos que poderiam ser direcionados forçosamente para diversificação temporal, permitindo foco em vantagens comparativas locais combinadas com soluções tecnológicas para estabilização.

6.9. MAPEAMENTO DAS CONFIGURAÇÕES COM POLÍTICAS ENERGÉTICAS BRASILEIRAS

A validação prática dos achados fsQCA requer análise de sua correspondência com políticas energéticas implementadas ou em desenvolvimento no Brasil. Esta seção estabelece conexões explícitas entre as configurações causais identificadas e iniciativas concretas do governo brasileiro, proporcionando base empírica para avaliação da adequação estratégica das políticas atuais.

6.9.1. CONFIGURAÇÃO ERG*CSR E O PLANO DECENAL DE EXPANSÃO DE ENERGIA (PDE 2032)

A configuração ERG*CSR (Expansão Renovável Global combinada com Complementaridade Sazonal Renovável) encontra correspondência direta no PDE 2032 elaborado pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE). O plano projeta expansão de 28.000 MW em fontes renováveis até 2032, distribuídos estrategicamente entre tecnologias complementares: 12.000 MW de energia eólica, 8.500 MW de energia solar, 5.200 MW de biomassa e 2.300 MW de pequenas centrais hidrelétricas.

A análise temporal do PDE revela alinhamento com os princípios de complementaridade identificados pela fsQCA. A expansão eólica concentra-se nas regiões Nordeste e Sul, aproveitando ventos intensos no segundo semestre. A energia solar distribui-se entre Nordeste, Sudeste e Centro-Oeste, maximizando irradiação no primeiro semestre. Este arranjo reproduz naturalmente a configuração ERG*CSR identificada como determinante para o sucesso.

O Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica (PROINFA), embora anterior ao período analisado, estabeleceu precedente metodológico alinhado com esta configuração. O programa distribuiu investimentos entre eólica (1.423 MW), biomassa (1.191 MW) e pequenas centrais hidrelétricas (1.191 MW), priorizando complementaridade tecnológica e regional.

A Política Nacional de Biocombustíveis (Presidência da República, 2017), estabelecida em 2017, complementa esta configuração através da promoção de biomassa com características sazonais específicas. A produção de etanol de cana-de-açúcar concentra-se entre abril e dezembro, oferecendo complementaridade à geração hidrelétrica que apresenta pico entre dezembro e maio.

6.9.2. CONFIGURAÇÃO DFR*CSR E AS POLÍTICAS DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

A configuração DFR*CSR (Diversificação de Fontes Renováveis combinada com Complementaridade Sazonal Renovável) manifesta-se claramente nas políticas de geração distribuída implementadas através das Resoluções Normativas (Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), 2023) e a lei (Presidência da República, 2022). Estas regulamentações incentivaram diversificação tecnológica em escala residencial e comercial, resultando em portfólio distribuído entre solar fotovoltaica (85% da capacidade), pequena eólica (8%), biomassa (4%) e hídrica (3%).

O Sistema de Compensação de Energia Elétrica criado por estas resoluções facilita integração de múltiplas tecnologias na rede de distribuição, promovendo diversificação natural baseada em recursos locais. A complementaridade sazonal emerge espontaneamente através da distribuição geográfica dos empreendimentos: solar predominante no Sudeste e Centro-Oeste (alta irradiação), eólica concentrada no Nordeste e Sul (ventos intensos), biomassa distribuída em regiões agrícolas com safras complementares.

A Lei (Presidência da República, 2022), que estabeleceu o marco legal da geração distribuída, reforça esta configuração através de incentivos diferenciados por tecnologia e região. O sistema de créditos energéticos favorece instalações que contribuem para diversificação regional, alinhando-se com os princípios de complementaridade identificados pela análise fsQCA. O Programa de Desenvolvimento da Geração Distribuída de Energia Elétrica (ProGD) operacionaliza esta configuração através de linhas de financiamento específicas para diferentes tecnologias. O BNDES estabeleceu condições preferenciais para projetos que comprovem complementaridade com perfil de geração regional existente, traduzindo diretamente os achados fsQCA em critérios de política pública.

6.9.3. CONDIÇÃO NECESSÁRIA ESR E OS INVESTIMENTOS EM TRANSMISSÃO

A identificação da Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR) como condição necessária para o sucesso da transição energética encontra correspondência direta no Programa de Ampliação e Reforço do Sistema de Transmissão (PAR) coordenado pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). O programa prevê investimentos de R\$ 15,2 bilhões entre 2023 e 2027 especificamente para acomodar crescimento das fontes renováveis intermitentes.

O Plano de Expansão da Transmissão (PET 2023-2027) identifica 89 empreendimentos prioritários para estabilização sistêmica, incluindo 15.420 km de linhas de transmissão e 31.950 MVA de capacidade de transformação. Esta iniciativa traduz diretamente a necessidade de estabilidade sistêmica identificada pela análise fsQCA em investimentos concretos de infraestrutura.

O Programa de Modernização do Setor Elétrico brasileiro inclui desenvolvimento de 12 projetos piloto de armazenamento de energia, investimento total de R\$ 2,8 bilhões, especificamente direcionados para estabilização de fontes intermitentes. Estes projetos alinham-se com a condição necessária ESR através de implementação de tecnologias que reduzem volatilidade sistêmica.

A Resolução CNPE 16/2019 estabeleceu Grupo de Trabalho para estudos de armazenamento de energia no Brasil, reconhecendo explicitamente que estabilidade sistêmica constitui pré-requisito para expansão renovável sustentada. As recomendações deste grupo orientaram criação da Chamada Pública P&D ANEEL 021/2016, destinando R\$ 390 milhões para desenvolvimento de tecnologias de estabilização.

6.9.4. CONFIGURAÇÃO RDF*ESR E A POLÍTICA NACIONAL DE TRANSIÇÃO ENERGÉTICA

A configuração RDF*ESR (Redução de Dependência Fóssil combinada com Estabilidade Sistêmica Renovável) corresponde diretamente aos objetivos da Política Nacional de Transição Energética (Ministério de Minas e Energia, 2023), estabelecida através da política aprovada via Resolução CNPE 5/2024. A política estabelece meta de redução de 50% na participação de combustíveis fósseis na matriz energética até 2030, combinada com investimentos de R\$ 2,1 trilhões em infraestrutura de estabilização.

O Plano Nacional de Energia 2050 (Empresa de Pesquisa Energética (EPE), 2020) operacionaliza esta configuração através de cenários que combinam redução progressiva de termelétricas convencionais com expansão coordenada de armazenamento e transmissão. O cenário de referência projeta redução de 43% na geração térmica até 2030, compensada por 15.000 MW de capacidade de estabilização renovável.

O Programa Nacional de Hidrogênio (Ministério de Minas e Energia, 2021) representa implementação avançada desta configuração, estabelecendo produção de hidrogênio verde como estratégia de substituição de combustíveis fósseis industriais mantendo estabilidade energética. O programa prevê 10 GW de capacidade eletrolítica até 2030, oferecendo simultaneamente redução de dependência fóssil e serviços de estabilização para o sistema elétrico.

A Estratégia Nacional de Economia de Baixo Carbono complementa esta configuração através de metas setoriais que combinam descarbonização com requisitos de segurança energética. O setor elétrico recebeu meta de redução de 45% nas emissões até 2030, condicionada à manutenção de índices de confiabilidade operacional superiores a 99,5%.

6.9.5. ALINHAMENTO TEMPORAL ENTRE CONFIGURAÇÕES E POLÍTICAS

A análise temporal revela correspondência notável entre a evolução das configurações causais identificadas pela fsQCA e o desenvolvimento de políticas energéticas brasileiras. O período de sucesso 2016-2018 (configuração ERG*RDF) coincide com implementação das Resoluções 687/2015 (geração distribuída) e 414/2010 (condições gerais de fornecimento), que facilitaram expansão renovável coordenada.

O período de retrocesso 2019-2021 corresponde à paralização de políticas estruturantes devido a instabilidades políticas e crise hídrica. A ausência de configurações causais favoráveis neste período reflete-se na estagnação regulatória e redução de

investimentos em infraestrutura renovável.

A recuperação projetada para 2022-2024 alinha-se com retomada de políticas coordenadas através da (Ministério de Minas e Energia, 2023), (Empresa de Pesquisa Energética (EPE), 2020) e marcos regulatórios do hidrogênio verde. As configurações causais favoráveis projetadas para este período correspondem diretamente à implementação destas iniciativas estratégicas. Esta correspondência temporal valida empiricamente os achados da análise fsQCA, demonstrando que as configurações causais identificadas não constituem artefatos metodológicos, mas reflexos genuínos de dinâmicas reais de política energética. A convergência entre evidência quantitativa (fsQCA) e implementação de políticas públicas fortalece a credibilidade das recomendações derivadas desta análise.

6.10. IMPLICAÇÕES PARA POLÍTICAS PÚBLICAS ENERGÉTICAS

Os resultados da análise fsQCA oferecem insights valiosos para formulação de políticas públicas direcionadas ao cumprimento da meta 7.2 dos ODS. A identificação de múltiplos caminhos causais (equifinalidade) sugere que formuladores de políticas possuem flexibilidade estratégica para escolher configurações mais adequadas às circunstâncias específicas do país.

A centralidade da Estabilidade Sistêmica Renovável como condição necessária indica que políticas voltadas à redução da volatilidade na geração renovável devem receber prioridade elevada. Isto inclui investimentos em tecnologias de armazenamento de energia, desenvolvimento de redes inteligentes e implementação de sistemas de previsão meteorológica avançados para otimização da operação do sistema energético.

A identificação da Diversificação de Fontes Renováveis como condição potencialmente necessária sugere que estratégias de desenvolvimento tecnológico equilibrado entre diferentes fontes renováveis oferece vantagens em relação à concentração excessiva em tecnologias específicas. Este resultado fundamenta políticas de incentivo diversificado que contemplem simultaneamente energia eólica, solar, biomassa e outras fontes sustentáveis.

A descoberta de que diferentes combinações de condições podem produzir sucesso (equifinalidade) oferece flexibilidade importante para adaptação de estratégias às características regionais e recursos disponíveis em diferentes contextos. Esta flexibilidade é particularmente relevante para países de dimensões continentais como o Brasil, onde diferentes regiões apresentam potenciais energéticos distintos.

6.10.1. RECOMENDAÇÕES ESPECÍFICAS PARA POLÍTICAS REGIONALIZADAS

Com base nas configurações causais identificadas, recomenda-se desenvolvimento de políticas energéticas regionalizadas que explorem vantagens comparativas locais dentro do *framework* de configurações bem-sucedidas. Para a região Nordeste, com elevado potencial eólico e solar, sugere-se priorização da configuração ERG*CSR através de investimentos coordenados em ambas as tecnologias combinados com infraestrutura de transmissão para exportação de energia nos períodos de pico.

Para as regiões Sul e Sudeste, com infraestrutura hidrelétrica consolidada e crescente potencial solar, recomenda-se implementação da configuração DFR*CSR através de diversificação controlada que preserve complementaridade com recursos hídricos

existentes. Isto inclui desenvolvimento de biomassa agrícola, pequenas centrais hidrelétricas e sistemas híbridos hidro-solar.

A região Centro-Oeste pode focar na configuração CSR*RDF aproveitando potencial significativo em biomassa de origem agrícola complementado por energia solar. Esta configuração oferece oportunidade de redução da dependência de combustíveis fósseis no setor agroindustrial mantendo complementaridade sazonal com safras regionais.

6.10.2. INSTRUMENTOS DE POLÍTICA PÚBLICA DERIVADOS

A análise fsQCA fundamenta desenvolvimento de instrumentos específicos de política pública alinhados com as configurações causais identificadas. Propõe-se criação de Índice de Complementaridade Energética Regional (ICER) baseado nas dimensões analisadas, que seria utilizado para direcionamento de recursos e estabelecimento de prioridades de investimento público.

O ICER incorporaria pesos objetivos derivados do método CRITIC aplicado regionalmente, permitindo comparação quantitativa entre diferentes estratégias de desenvolvimento energético. Regiões que demonstrassem melhorias no ICER receberiam incentivos fiscais diferenciados e acesso prioritário a financiamentos subsidiados.

Sugere-se também implementação de Mecanismo de Certificação de Configurações Sustentáveis (MCCS) que reconheceria projetos energéticos que comprovassem contribuição para configurações causais favoráveis identificadas pela fsQCA. Este mecanismo proporcionaria diferenciação de mercado para empreendimentos alinhados com evidências científicas sobre transição energética bem-sucedida.

6.11. CONSIDERAÇÕES SOBRE ROBUSTEZ E LIMITAÇÕES

A metodologia implementada incorporou inovações destinadas a aumentar a robustez dos resultados obtidos. A utilização do método CRITIC para determinação objetiva de pesos eliminou subjetividade tradicionalmente associada à construção de índices compostos. A calibração estatisticamente fundamentada baseada em percentis dos dados reduziu arbitrariedade na transformação para conjuntos *fuzzy*. Os testes de permutação para estabelecimento de limiares de significância proporcionaram base estatística rigorosa para interpretação dos resultados.

No entanto, é importante reconhecer limitações inerentes à abordagem utilizada. A análise concentrou-se em dimensões técnicas da transição energética, não incorporando aspectos econômicos, sociais ou ambientais que também influenciam o cumprimento da meta 7.2. A segmentação em períodos trienais, embora metodologicamente justificada, pode mascarar variações importantes que ocorrem em escalas temporais menores.

A dependência de dados históricos para calibração e análise implica que os resultados refletem padrões observados no passado, que podem não se repetir integralmente no futuro devido a mudanças tecnológicas, regulatórias ou econômicas. As projeções para períodos futuros baseiam-se em extrapolação de tendências atuais, estando sujeitas a incertezas inerentes a qualquer exercício de previsão de médio prazo.

6.11.1. VALIDAÇÃO EXTERNA DOS RESULTADOS

Para fortalecer a robustez das conclusões, realizou-se validação externa através de comparação com estudos independentes sobre transição energética no Brasil. A identificação da estabilidade sistêmica como condição necessária converge com achados de (EPE, 2023) sobre limitações de integração renovável e (Operador Nacional do Sistema Elétrico, 2024) sobre desafios operacionais de alta penetração eólica e solar.

A equifinalidade identificada através das múltiplas configurações causais oferece flexibilidade estratégica importante para diferentes contextos regionais e (Ahmed, 2024) sobre diversidade de caminhos para descarbonização em países tropicais.

A evolução temporal das configurações causais mostra correspondência com marcos regulatórios e políticos identificados por (Tolmasquim, 2016) em análise histórica do setor elétrico brasileiro e (Poggio, 2024) sobre impactos de políticas públicas na expansão renovável nacional.

6.11.2. LIMITAÇÕES METODOLÓGICAS E DIREÇÕES FUTURAS

A metodologia fsQCA, para análise de transições energéticas, apresenta limitações que devem ser consideradas na interpretação dos resultados. A transformação de variáveis contínuas em conjuntos *fuzzy*, mesmo quando estatisticamente fundamentada, implica perda de informação que pode afetar nuances das relações causais identificadas.

A análise restringiu-se a cinco dimensões técnicas, não contemplando aspectos políticos, econômicos ou sociais que podem influenciar significativamente a transição energética e diferindo da metodologia do estudo decenal do EPE. Extensões futuras desta pesquisa deveriam incorporar variáveis como estabilidade política, crescimento econômico, aceitação social e pressões ambientais para análise mais abrangente.

A segmentação temporal em períodos trienais, embora adequada para capturar tendências de médio prazo, pode não capturar adequadamente choques de curto prazo ou mudanças abruptas de política. Análises futuras poderiam explorar segmentações temporais alternativas ou técnicas de análise de séries temporais integradas à fsQCA.

Apesar destas limitações, a análise fsQCA implementada proporciona contribuição metodológica significativa para compreensão das configurações causais complexas que caracterizam a transição energética, oferecendo insights valiosos para formulação de políticas públicas direcionadas ao cumprimento dos objetivos de sustentabilidade energética estabelecidos pela Agenda 2030.

Esta seção integra e discute os resultados obtidos através das três metodologias implementadas nesta dissertação: análise multicritério TOPSIS-CRITIC para seleção de modelos preditivos, projeções da matriz energética brasileira até 2030, e análise qualitativa comparativa *fuzzy* (fsQCA) para avaliação do cumprimento da meta 7.2 dos ODS. A discussão confronta os achados da pesquisa com dados oficiais recentes da EPE, ANEEL e ONS, abordando as implicações teóricas e práticas para o desenvolvimento sustentável do setor energético brasileiro.

7.1. VALIDAÇÃO DOS RESULTADOS COM DADOS OFICIAIS RECENTES

A convergência dos resultados desta pesquisa com dados oficiais do setor energético brasileiro confirma a robustez metodológica implementada e a acurácia das projeções desenvolvidas. A projeção desta dissertação de participação renovável de 92,5% na matriz elétrica até 2030 alinha-se com a trajetória atual de 84,95% reportada pela ANEEL em janeiro de 2025, evidenciando consistência entre modelagem acadêmica e realidade setorial.

A expansão recorde de 10,85 GW em 2024, com 91,13% de fontes renováveis conforme dados da ANEEL, valida os padrões de crescimento identificados pela análise multicritério TOPSIS-CRITIC, que selecionou o modelo Prophet para fontes eólica e solar devido às suas trajetórias de crescimento exponencial. A dominância da energia solar (51,87% da expansão) e eólica (39,26%) em 2024 confirma as projeções desta pesquisa de que a energia solar ultrapassará a eólica entre 2027-2028, demonstrando a capacidade preditiva dos modelos selecionados. O Plano Decenal de Expansão de Energia 2034 (Empresa de Pesquisa Energética (EPE), 2024) projeta crescimento médio de 3,4% ao ano na demanda elétrica, atingindo 107 GW médios de carga até 2034. Esta projeção oficial corrobora as tendências identificadas na análise fsQCA, onde a Expansão Renovável Global (ERG) emergiu como dimensão crítica com peso de 16,4% na ponderação CRITIC. A metodologia da EPE, incorporando dados horários e modelagem climática avançada através do sistema AMA e modelo ERA 5, representa evolução técnica que fundamenta a robustez do planejamento energético nacional.

A análise fsQCA desta pesquisa identificou a Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR) como condição necessária (consistência 0,941) para o cumprimento da meta 7.2 dos ODS. Esta descoberta encontra validação empírica nos desafios operacionais documentados pelo ONS, onde o *curtailment* emergiu como principal problema sistêmico em 2024, com perdas superiores a R\$ 1,2 bilhão. As perdas de 8% na geração eólica e 13% na solar (Operador Nacional do Sistema Elétrico, 2024) devido a cortes forçados demonstram que expansão volumétrica sem estabilidade sistêmica compromete eficiência energética, confirmando os achados qualitativos desta pesquisa.

7.2. INTEGRAÇÃO METODOLÓGICA E PLANEJAMENTO ENERGÉTICO NACIONAL

A metodologia integrada desenvolvida nesta dissertação, combinando análise multicritério, modelagem preditiva e análise configuracional, oferece complementaridade valiosa às abordagens oficiais de planejamento energético. Enquanto a EPE utiliza ferramentas como NEWAVE para otimização hidrotérmica e Balanço de Potência para análise determinística, esta pesquisa contribui com *framework* de seleção objetiva de modelos preditivos e análise configuracional de causalidade complexa.

A identificação de múltiplos caminhos causais através da fsQCA (ERG*CSR, DFR*CSR, CSR*RDF) oferece flexibilidade estratégica que se alinha com a abordagem de cenários múltiplos adotada pela EPE no (Empresa de Pesquisa Energética (EPE), 2024). Os três cenários econômicos oficiais - referência (2,8% a.a.), superior (3,8% a.a.) e inferior (1,8% a.a.) - demonstram reconhecimento institucional da equifinalidade identificada nesta pesquisa, onde diferentes configurações podem produzir resultados equivalentes de sustentabilidade energética.

A Complementaridade Sazonal Renovável (CSR), identificada nesta pesquisa com peso de 20,7% na ponderação CRITIC e presente em todas as configurações causais suficientes, encontra respaldo direto nos estudos oficiais de complementaridade energética. A sinergia hidroeólica-solar documentada pelo ONS, resultando em aumento de 10% na energia armazenada no SE/CO e redução do acionamento de termelétricas caras, valida empiricamente a importância desta dimensão para otimização sistêmica.

A metodologia TOPSIS-CRITIC implementada para seleção de modelos preditivos oferece protocolo rigoroso que pode complementar os processos de escolha metodológica da EPE. A validação Monte Carlo com 2.500 simulações estabelece padrão de robustez que supera práticas convencionais de validação em planejamento energético, contribuindo para aprimoramento da qualidade técnica do setor.

7.3. POLÍTICAS ENERGÉTICAS E ALINHAMENTO COM A META 7.2 DOS ODS

Os resultados desta pesquisa proporcionam fundamentação empírica relevante para avaliação e refinamento da Política Nacional de Transição Energética (PNTE), estabelecida em agosto de 2024 com potencial de R\$ 2 trilhões em investimentos na próxima década. A identificação da Estabilidade Sistêmica Renovável como condição necessária fundamenta a priorização de investimentos em infraestrutura de estabilização, incluindo sistemas de armazenamento, redes inteligentes e mecanismos de resposta à demanda previstos na PNTE.

A projeção de investimentos de R\$ 3,2 trilhões no setor energético até 2034 (Empresa de Pesquisa Energética (EPE), 2024), conforme estudos do (Ministério de Minas e Energia, 2024), válida a dimensão de Redução de Dependência Fóssil (RDF) identificada nesta pesquisa. Embora 78% dos investimentos concentrem-se em petróleo e gás, os 22% destinados a renováveis representam volume absoluto significativo que sustenta as trajetórias de crescimento modeladas através do Prophet para fontes solar e eólica.

O marco legal do hidrogênio de baixa emissão de carbono instituído pela Lei 14.948/2024, que cria o Regime Especial de Incentivos ao Hidrogênio (Rehidro), e complementado pela Política Nacional de Transição Energética (PNTE), estabelecida pela Resolução CNPE nº 5/2024, de 26 de agosto de 2024 estabelece a base regulatória para uma demanda acumulada de 35,9GW de demanda acumulada até 2038, representa extensão

natural da transição energética brasileira que transcende o escopo temporal desta pesquisa. Os 57 GW já protocolados no MME e potencial de R\$ 200 bilhões em investimentos demonstram que o Brasil posiciona-se estrategicamente para liderança em tecnologias de nova geração, confirmando a sustentabilidade da trajetória de expansão renovável identificada.

A retomada do planejamento de longo prazo com o Plano Nacional de Energia 2050 (Empresa de Pesquisa Energética (EPE), 2020) em ciclos quinquenais demonstra maturidade institucional que beneficia a implementação de metodologias como a desenvolvida nesta pesquisa. O horizonte estendido permite incorporação de análises configuracionais de longo prazo e validação de modelos preditivos em horizontes temporais mais amplos.

7.4. DESAFIOS OPERACIONAIS E ESTABILIDADE SISTÊMICA

A descoberta desta pesquisa de que a Estabilidade Sistêmica Renovável constitui condição necessária para transição energética bem-sucedida encontra validação crítica nos desafios operacionais enfrentados pelo Sistema Interligado Nacional (SIN). Com 208,9 GW em dezembro de 2024 de capacidade instalada atual e projeção de crescimento para 270,4 GW até 2028, o SIN opera com 87% de fontes renováveis, mas enfrenta complexidade crescente de gerenciamento. O *curtailment*, responsável por perdas superiores a R\$ 1,2 bilhão em 2024 (Operador Nacional do Sistema Elétrico, 2024), exemplifica as consequências práticas da ausência de estabilidade sistêmica adequada. Casos extremos de 46-52% de *curtailment* em alguns complexos demonstram que expansão descontrolada sem infraestrutura de suporte compromete eficiência econômica e sustentabilidade financeira dos empreendimentos. Esta realidade operacional valida a importância da dimensão ESR identificada nesta pesquisa como mais relevante (peso 28,6%) na ponderação CRITIC.

Os investimentos em transmissão de R\$ 7,6 bilhões no PAR/PEL 2024, incluindo 1.260 km de novas linhas e 14.750 MVA de transformadores, representam resposta institucional aos gargalos identificados. O aumento de 30% nos limites de intercâmbio entre regiões Norte/Nordeste e SE/CO demonstra aproveitamento prático da complementaridade energética identificada como dimensão crítica nesta pesquisa.

A primeira interligação HVDC (corrente contínua) do país e a conexão de Roraima ao SIN via Linha Tucuruí representam evolução tecnológica que fortalece a estabilidade sistêmica. Estas iniciativas alinham-se com as recomendações implícitas dos resultados desta pesquisa sobre a importância de infraestrutura robusta para suportar alta penetração renovável.

7.5. INOVAÇÕES METODOLÓGICAS E CONTRIBUIÇÕES TÉCNICAS

Esta pesquisa introduz inovações metodológicas significativas que complementam e enriquecem o arsenal técnico disponível para planejamento energético nacional. A calibração estatisticamente fundamentada implementada na análise fsQCA, eliminando arbitrariedade tradicionalmente associada à determinação de limiares *fuzzy*, representa avanço técnico aplicável a outras áreas de planejamento setorial.

A utilização de testes de permutação para estabelecer limiares de consistência ($p < 0,05$: 0,813; $p < 0,01$: 0,863) proporciona base estatística rigorosa para interpretação de relações causais que pode ser adaptada para análise de políticas energéticas complexas. Esta abordagem supera limitações de métodos convencionais baseados em limiares arbitrários, oferecendo maior robustez científica para tomada de decisão.

A operacionalização de cinco dimensões complementares (ERG, DFR, CSR, RDF, ESR) para avaliação multidimensional do cumprimento da meta 7.2 dos ODS estabelece *framework* conceitual que pode ser replicado para análise de outros aspectos da sustentabilidade energética. Esta abordagem supera limitações de avaliações unidimensionais baseadas exclusivamente em participação percentual renovável, incorporando aspectos qualitativos fundamentais negligenciados em análises convencionais.

A ponderação objetiva através do método CRITIC, revelando importância relativa diferenciada das dimensões (ESR: 28,6%, CSR: 20,7%, DFR: 18,2%, ERG: 16,4%, RDF: 16,1%), oferece base empírica para priorização de investimentos e políticas que pode complementar métodos de priorização utilizados pela EPE e MME. Esta descoberta transcende considerações intuitivas para fundamentar decisões em critérios estatisticamente robustos.

7.6. PERSPECTIVAS INTERNACIONAIS E POSICIONAMENTO GLOBAL

Os resultados desta pesquisa posicionam o Brasil em contexto excepcional no cenário global de transição energética. A participação renovável de 84,95% na matriz elétrica, conforme dados oficiais de janeiro de 2025, supera a média mundial de 29% e posiciona o país como líder entre economias do G20. Esta posição de liderança valida a eficácia das políticas energéticas brasileiras e fundamenta o potencial de influência internacional.

A COP30 em Belém (2025) oferece oportunidade histórica para o Brasil consolidar liderança global baseada em evidências empíricas robustas. Os resultados desta pesquisa, demonstrando cumprimento antecipado da meta 7.2 dos ODS com projeção de 92,5% de participação renovável até 2030, proporcionam fundamentação técnica para diplomacia energética brasileira. Mercados estratégicos identificados incluem energia renovável (US\$ 31 bilhões), bioenergia (US\$ 59 bilhões), carbono (US\$ 35 bilhões) e hidrogênio verde (US\$ 20 bilhões) até 2040, conforme estudos setoriais. O Brasil demonstra que transição energética e crescimento econômico são compatíveis, oferecendo modelo replicável para países em desenvolvimento que enfrentam trade-offs entre desenvolvimento e sustentabilidade.

A metodologia integrada desenvolvida nesta pesquisa pode ser adaptada para análise de transições energéticas em outros contextos nacionais, contribuindo para teoria geral de sustentabilidade energética em economias emergentes. A identificação de padrões de complementaridade energética e configurações causais oferece insights transferíveis para países com recursos renováveis abundantes.

7.7. LIMITAÇÕES E REFINAMENTOS FUTUROS

Embora esta pesquisa tenha alcançado resultados robustos validados por dados oficiais, é fundamental reconhecer limitações que abrem perspectivas para refinamentos futuros. A concentração em dimensões técnicas da transição energética, embora metodologicamente justificada, pode ser expandida para incorporar aspectos econômicos, sociais e ambientais em análises futuras.

A segmentação temporal trienal para análise fsQCA, adequada para tendências de médio prazo, pode ser complementada com análises de alta frequência para capturar dinâmicas operacionais de curto prazo relevantes para estabilidade sistêmica. O desenvolvimento de estudos MME/EPE sobre impactos climáticos (conclusão junho 2025) oferecerá dados adicionais para refinamento das dimensões de análise.

A validação dos resultados baseou-se primariamente em dados quantitativos e testes estatísticos, podendo ser enriquecida com confrontação sistemática com especialistas do setor através de métodos Delphi ou workshops técnicos. Esta abordagem maximizaria relevância prática para tomadores de decisão especializados.

A dependência de dados históricos para calibração implica necessidade de atualização periódica dos modelos para incorporar mudanças tecnológicas, regulatórias e climáticas. O desenvolvimento de protocolos de atualização automática dos *frameworks* metodológicos constituiria contribuição importante para sustentabilidade das metodologias propostas.

7.8. CONTRIBUIÇÕES PARA POLÍTICAS PÚBLICAS ESPECÍFICAS

Os resultados desta pesquisa oferecem subsídios técnicos específicos para refinamento de políticas energéticas em implementação. A identificação de que diferentes configurações causais podem produzir sucesso na transição energética (equifinalidade) fundamenta estratégias regionais diferenciadas dentro da PNTE, permitindo adaptação às características específicas de cada região brasileira.

Regiões com maior potencial eólico (Nordeste) podem priorizar configurações baseadas na combinação Diversificação de Fontes Renováveis e Complementaridade Sazonal (DFR*CSR), enquanto regiões com características hidrelétricas consolidadas (Sul/Sudeste) podem focar na configuração Redução de Dependência Fóssil e Estabilidade Sistêmica (RDF*ESR). Esta flexibilidade estratégica otimiza recursos públicos e privados conforme vantagens comparativas regionais.

A priorização da Estabilidade Sistêmica Renovável como condição necessária fundamenta alocação prioritária de recursos para infraestrutura de transmissão e armazenamento. Os R\$ 186 bilhões previstos para transmissão até 2032 alinham-se com esta recomendação, mas podem ser otimizados através da metodologia de priorização desenvolvida nesta pesquisa.

A Resolução Normativa nº (Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), 2023) da ANEEL sobre micro e minigeração distribuída pode ser aprimorada incorporando critérios de complementaridade sazonal identificados nesta pesquisa. A regulamentação de sistemas de armazenamento e inversores com comando remoto representa evolução técnica que fortalece a estabilidade sistêmica em nível de distribuição.

7.9. CONVERGÊNCIA ENTRE RESULTADOS DA PESQUISA E O PLANEJAMENTO ENERGÉTICO

A integração dos resultados metodológicos desta pesquisa com dados oficiais recentes do setor energético brasileiro confirma a robustez e relevância das abordagens desenvolvidas. A validação empírica dos padrões identificados através de dados da ANEEL, EPE e ONS estabelece credibilidade técnica fundamental para aplicação prática das metodologias propostas.

A convergência entre projeções acadêmicas e trajetórias oficiais de crescimento renovável demonstra que metodologias rigorosas podem antecipar tendências setoriais, oferecendo valor preditivo para planejamento estratégico. A identificação antecipada de desafios de estabilidade sistêmica, posteriormente confirmada pelos problemas de *curtailment*, evidencia potencial das análises configuracionais para antecipar gargalos operacionais.

O *framework* metodológico integrado desenvolvido oferece complementaridade valiosa às abordagens oficiais de planejamento, proporcionando perspectivas analíticas que enriquecem compreensão da complexidade da transição energética brasileira. A interface estabelecida entre rigor acadêmico e aplicabilidade prática exemplifica contribuições distintivas para desenvolvimento sustentável do setor energético nacional.

Esta dissertação desenvolveu e aplicou *framework* metodológico integrado que combina modelagem preditiva especializada por fonte energética com análise qualitativa comparativa *fuzzy* (fsQCA) para avaliação multidimensional do alinhamento da matriz energética brasileira com a meta 7.2 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável no horizonte 2030. A validação empírica dos resultados através de dados oficiais recentes da ANEEL, EPE e ONS confirma a robustez metodológica e relevância prática das abordagens desenvolvidas. Esta seção apresenta a síntese dos principais achados validados, avalia o cumprimento dos objetivos propostos, discute as contribuições alcançadas e delinea perspectivas para pesquisas futuras.

Os resultados desta pesquisa, validados empiricamente através de dados oficiais de 2024-2025, evidenciam que o Brasil não apenas cumprirá, mas excederá a meta 7.2 dos ODS, consolidando posição de liderança mundial em transição energética sustentável. A matriz elétrica brasileira alcançou 88,2% de participação renovável conforme o BEN 2025 da EPE, convergindo com as projeções desta pesquisa de 92,5% até 2030 e confirmando a trajetória de crescimento acelerado identificada pelos modelos preditivos selecionados (Empresa de Pesquisa Energética, 2025).

A expansão recorde de 10,85 GW em 2024, com 91,13% de fontes renováveis distribuídas entre solar (51,87%) e eólica (39,26%), valida os padrões de especialização metodológica identificados pela análise multicritério TOPSIS-CRITIC. A seleção do modelo Prophet para energias solar e eólica, fundamentada em suas características de crescimento exponencial, demonstrou acurácia preditiva confirmada pela realidade setorial. A dominância crescente da energia solar na expansão corrobora a projeção desta pesquisa de que esta fonte ultrapassará a eólica em contribuição absoluta entre 2027-2028.

A análise fsQCA identificou a Estabilidade Sistêmica Renovável (ESR) como condição necessária (consistência 0,941) para o cumprimento efetivo da meta 7.2, descoberta validada empiricamente pelos desafios operacionais enfrentados pelo Sistema Interligado Nacional. O *curtailment*, responsável por perdas estimadas pela ABEEólica a R\$ 1,2 bilhão em 2024, com cortes de 8% na geração eólica e 13% na solar, demonstra que expansão volumétrica sem estabilidade sistêmica compromete eficiência energética, confirmando os achados qualitativos desta pesquisa.

A descoberta de múltiplos caminhos causais (ERG*CSR, DFR*CSR, CSR*RDF) confirma o princípio da equifinalidade na transição energética brasileira, oferecendo flexibilidade estratégica que se alinha com a abordagem de cenários múltiplos adotada pela EPE no Plano Decenal de Expansão de Energia 2034. A Complementaridade Sazonal Renovável (CSR), com peso de 20,7% na ponderação CRITIC e presente em todas as configurações causais suficientes, encontra validação na sinergia hidroeólica-solar documentada pelo ONS, resultando em aumento de 10% na energia armazenada e redução do acionamento de termelétricas caras.

8.1. OBJETIVO GERAL ALCANÇADO

O objetivo geral de desenvolver *framework* metodológico integrado combinando modelagem preditiva especializada com análise qualitativa comparativa foi plenamente alcançado e validado empiricamente. A metodologia implementada demonstrou capacidade comprovada de capturar simultaneamente aspectos quantitativos e qualitativos da transição energética, proporcionando avaliação multidimensional robusta do alinhamento com a meta 7.2 dos ODS. A validação através de dados oficiais confirma que o *framework* desenvolvido possui aplicabilidade prática para planejamento energético nacional.

8.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS CONSOLIDADOS

Objetivo 1 - Modelos Preditivos Especializados: O desenvolvimento foi completado com excelência, resultando na seleção validada de Prophet para energias eólica e solar, RNN para hidrelétrica, CNN-LSTM para nuclear, e Transformer para térmica. A análise multicritério TOPSIS-CRITIC proporcionou fundamentação quantitativa rigorosa confirmada pelos padrões reais de expansão setorial, com precisão preditiva demonstrada pelos dados de 2024.

Objetivo 2 - Operacionalização Multidimensional: A operacionalização das cinco dimensões avaliativas (ERG, DFR, CSR, RDF, ESR) foi efetivamente implementada e validada empiricamente, criando *framework* conceitual replicável para avaliação multidimensional de transições energéticas. A calibração estatisticamente fundamentada eliminou arbitrariedade tradicionalmente associada a métricas de sustentabilidade, estabelecendo protocolo robusto para análises futuras.

Objetivo 3 - Análise Configuracional: A aplicação da análise fsQCA identificou configurações causais necessárias e suficientes validadas pela realidade operacional do setor. A descoberta da Estabilidade Sistêmica Renovável como condição necessária encontrou confirmação direta nos desafios de *curtailment* enfrentados pelo SIN, demonstrando relevância prática dos insights qualitativos para gestão energética.

Objetivo 4 - Contraste Quantitativo-Qualitativo: A avaliação revelou que crescimento volumétrico das fontes renováveis, embora necessário, é insuficiente para garantir sustentabilidade energética. A importância da estabilidade sistêmica (peso 28,6% na ponderação CRITIC) e complementaridade sazonal (20,7%) demonstra relevância de aspectos qualitativos confirmada pelos problemas operacionais de 2024.

Objetivos 5-10 - Produtos Aplicados: Os objetivos complementares foram atendidos através do desenvolvimento de recomendações fundamentadas empiricamente e validadas por dados oficiais. Os *frameworks* de apoio à decisão, sistemas de indicadores e protocolos de análise demonstraram aplicabilidade prática confirmada pela convergência com políticas energéticas oficiais como a Política Nacional de Transição Energética.

8.3. CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS

Esta pesquisa proporciona contribuições teóricas consolidadas e validadas empiricamente em múltiplas dimensões do conhecimento científico aplicado. A integração metodológica entre análise multicritério, modelagem preditiva e análise configuracional estabelece precedente para abordagens multimetodológicas em análise de sistemas energéticos complexos, diferente de estudos que empregam metodologias isoladas e

demonstrando eficácia através de validação empírica.

A operacionalização de cinco dimensões complementares para avaliação da meta 7.2 dos ODS contribui significativamente para desenvolvimento teórico de métricas de sustentabilidade energética, transcendendo abordagens unidimensionais baseadas exclusivamente em participação percentual renovável. A validação através de dados oficiais estabelece que aspectos qualitativos como estabilidade sistêmica e complementaridade sazonal são determinantes para sucesso da transição energética.

A descoberta empírica e validada de que a Estabilidade Sistêmica Renovável constitui condição necessária para transição energética bem-sucedida refina significativamente a teoria da complementaridade energética. A confirmação através dos problemas de *curtailment* em 2024 demonstra que aspectos qualitativos sistêmicos podem ser mais determinantes que crescimento volumétrico de fontes específicas, contribuição relevante para países com matrizes energéticas já predominantemente renováveis.

A identificação de padrões de especialização metodológica por características das séries temporais, validada pela acurácia preditiva demonstrada em 2024, contribui para teoria de seleção de modelos em análise preditiva. A demonstração de que adequação entre método e objeto incorpora aspectos substantivos do domínio além de considerações puramente estatísticas representa avanço teórico com aplicações em múltiplas áreas de conhecimento.

8.4. CONTRIBUIÇÕES PRÁTICAS

Esta pesquisa contribui para o aprimoramento do planejamento energético brasileiro ao propor um estudo que integra os métodos TOPSIS-CRITIC e validação por simulação de Monte Carlo. O protocolo resultante permite a seleção sistemática de modelos preditivos com base em critérios objetivos e reprodutíveis, oferecendo uma alternativa metodológica em relação a abordagens baseadas em julgamento subjetivo. A eficácia do modelo é demonstrada pela acurácia das projeções, alinhadas com os dados oficiais.

As projeções desenvolvidas até 2030, validadas pela convergência com trajetórias oficiais, proporcionam base técnica fundamentada para planejamento de médio prazo. A identificação antecipada de que a energia solar ultrapassará a eólica entre 2027-2028 constitui insight prático relevante confirmado pela expansão solar de 51,87% versus eólica de 39,26% em 2024, demonstrando capacidade preditiva para antecipação regulatória.

Os protocolos de análise de complementaridade energética sazonal desenvolvidos encontraram validação na documentação oficial da sinergia hidroeólica-solar pelo ONS. A quantificação da importância relativa da complementaridade (CSR: 20,7%) oferece base empírica para valoração econômica deste atributo sistêmico, contribuindo para otimização de despacho e planejamento da operação.

As recomendações de políticas fundamentadas na análise fsQCA proporcionaram direcionamento específico validado pela implementação da Política Nacional de Transição Energética, que prioriza investimentos em estabilidade sistêmica e diversificação tecnológica conforme configurações causais identificadas. Os R\$ 2 trilhões previstos na PNTE alinham-se com as dimensões identificadas como críticas nesta pesquisa.

8.5. VALIDAÇÃO EMPÍRICA E RELEVÂNCIA SETORIAL

A validação empírica dos resultados através de dados oficiais recentes estabelece credibilidade técnica fundamental para aplicação prática das metodologias propostas. A convergência entre projeções acadêmicas de 92,5% de participação renovável até 2030 e a realidade atual de 84,95% demonstra acurácia preditiva que fortalece confiança em análises acadêmicas para planejamento estratégico.

O Plano Decenal de Expansão de Energia 2034, projetando crescimento médio de 3,4% ao ano na demanda elétrica até atingir 107 GW médios, corrobora as tendências identificadas nesta pesquisa. A metodologia da EPE, incorporando dados horários e modelagem climática avançada, representa evolução técnica que valida a necessidade de abordagens sofisticadas para planejamento energético, conforme implementado nesta dissertação.

Os investimentos previstos de R\$ 3,2 trilhões no setor energético até 2034, com 22% destinados a renováveis, validam as dimensões de crescimento identificadas na análise configuracional. O marco legal do hidrogênio verde, estabelecendo demanda de 35,9 GW até 2038 com 27 GW já protocolados, demonstra que a transição energética brasileira transcende projeções convencionais, confirmando robustez da trajetória de expansão identificada.

A identificação antecipada dos desafios de estabilidade sistêmica, posteriormente confirmada pelos problemas de *curtailment* com perdas de R\$ 1,2 bilhão em 2024, evidencia valor preditivo das análises configuracionais para antecipar gargalos operacionais. Esta capacidade de antecipação constitui contribuição valiosa para gestão proativa de sistemas energéticos complexos.

8.6. LIMITAÇÕES ATUALIZADAS E CONTEXTO REAL

Embora esta pesquisa tenha alcançado resultados robustos validados por dados oficiais, as limitações identificadas proporcionam direcionamento claro para desenvolvimentos futuros. A concentração em dimensões técnicas da transição energética mostrou-se adequada para o escopo definido, mas pode ser expandida para incorporar aspectos econômicos, sociais e ambientais em análises futuras, especialmente considerando a abordagem integrada da PNTE.

A segmentação temporal trienal para análise fsQCA, validada pelos padrões identificados, pode ser complementada com análises de alta frequência para capturar dinâmicas operacionais como o *curtailment* diário. O desenvolvimento de estudos MME/EPE sobre impactos climáticos oferecerá dados adicionais para refinamento das dimensões de análise climática (Ministério de Minas e Energia, 2024).

A validação baseou-se primariamente em dados quantitativos e convergência com dados oficiais, demonstrando robustez metodológica. Extensões futuras poderiam incorporar validação através de especialistas do setor via métodos Delphi, maximizando relevância prática para tomadores de decisão especializados.

A dependência de dados históricos para calibração, mitigada pela validação através de dados de 2024, implica necessidade de atualização periódica dos modelos para incorporar mudanças tecnológicas e regulatórias. O desenvolvimento de protocolos de atualização automática constituiria contribuição importante para sustentabilidade das metodologias propostas.

8.7. RECOMENDAÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Os resultados validados desta pesquisa identificam direções promissoras para desenvolvimentos futuros que podem ampliar significativamente o conhecimento sobre transições energéticas sustentáveis. A incorporação de dimensões econômicas, sociais e ambientais na análise fsQCA, fundamentada no sucesso da abordagem técnica validada, constituiria extensão natural proporcionando avaliação holística da sustentabilidade energética.

O desenvolvimento de metodologias híbridas combinando fsQCA com técnicas de *machine learning*, baseado na eficácia demonstrada das abordagens integradas, representa fronteira metodológica promissora. A integração de algoritmos de otimização bayesiana para seleção de configurações, inspirada no sucesso da otimização implementada nesta pesquisa, ampliaria aplicabilidade a datasets de maior dimensionalidade.

A aplicação da metodologia validada a estudos comparativos internacionais permitiria identificação de padrões generalizáveis versus especificidades contextuais. O posicionamento brasileiro como líder em renováveis (84,95% da matriz elétrica) oferece baseline excelente para análises comparativas com outros países em transição energética.

A extensão temporal da análise para incluir dados de alta frequência horários ou subhorários, motivada pelos problemas de *curtailment* identificados, poderia capturar dinâmicas operacionais de curto prazo relevantes para estabilidade sistêmica. Esta abordagem seria particularmente valiosa para análise de impactos de penetração crescente de fontes intermitentes.

O desenvolvimento de sistemas de suporte à decisão baseados nos *frameworks* metodológicos validados representaria tradução importante dos achados acadêmicos em ferramentas operacionais. A convergência demonstrada entre projeções acadêmicas e realidade setorial fundamenta confiança necessária para implementação prática.

A extensão para análise de outras dimensões da agenda de sustentabilidade, incluindo eficiência energética, eletrificação de transportes e hidrogênio verde (marco legal aprovado em 2024), expandiria domínio de aplicação dos *frameworks* validados, contribuindo para análise integrada da transição energética nacional.

8.8. IMPLICAÇÕES PARA A PRÁTICA PROFISSIONAL VALIDADAS

Esta dissertação demonstra, através de validação empírica robusta, como metodologias analíticas rigorosas podem fundamentar decisões estratégicas no setor energético. A convergência entre projeções acadêmicas e dados oficiais estabelece credibilidade técnica essencial para transferência de conhecimento entre academia e setor produtivo, contribuindo para aproximação efetiva entre conhecimento científico e prática profissional.

O desenvolvimento de protocolos replicáveis validados para análise multicritério e modelagem configuracional proporciona ferramental técnico comprovado que pode ser adaptado por profissionais em diferentes contextos organizacionais. A acurácia preditiva demonstrada em 2024 estabelece confiança necessária para adoção em ambientes operacionais reais.

A fundamentação empírica das recomendações através de validação estatística rigorosa e convergência com dados oficiais estabelece padrão de qualidade técnica que pode orientar desenvolvimento de estudos similares em organizações do setor energético. Esta abordagem diferencia análises fundamentadas cientificamente de avaliações baseadas exclusivamente em expertise profissional.

A interface estabelecida entre avanços metodológicos e necessidades práticas de planejamento energético, validada pela convergência com políticas oficiais, exemplifica potencial para gerar conhecimento aplicado. A contribuição simultânea para avanço científico e solução de problemas concretos do setor produtivo representa modelo replicável para pesquisas futuras.

8.9. POSICIONAMENTO GLOBAL E LIDERANÇA BRASILEIRA

A validação empírica dos resultados desta pesquisa confirma que o Brasil ocupa posição excepcional no cenário global de transição energética. A participação renovável de 88,2% na matriz elétrica, muito superior à média mundial de 33% (International Energy Agency, 2025), fundamenta liderança técnica que transcende retórica política para estabelecer-se em evidências científicas robustas.

A expansão de 10,85 GW em 2024, com 91% de fontes renováveis, posiciona o Brasil como referência mundial para economias emergentes que buscam conciliar desenvolvimento econômico com sustentabilidade ambiental. O modelo brasileiro demonstra empiricamente que transição energética acelerada é compatível com crescimento econômico, oferecendo template replicável para outros países em desenvolvimento.

A COP30 em Belém (2025) oferece oportunidade histórica para consolidar liderança global baseada em evidências empíricas robustas. Os resultados desta pesquisa, validados por dados oficiais, proporcionam fundamentação técnica para diplomacia energética brasileira e influência em acordos internacionais sobre sustentabilidade energética.

Os mercados estratégicos identificados - energia renovável (US\$ 31 bilhões), bioenergia (US\$ 59 bilhões), carbono (US\$ 35 bilhões) e hidrogênio verde (US\$ 20 bilhões) até 2040 - evidenciam potencial econômico da liderança energética brasileira. A metodologia desenvolvida nesta pesquisa pode contribuir para otimização da exploração destes mercados através de planejamento fundamentado cientificamente.

8.10. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A realização desta pesquisa, validada empiricamente através de dados oficiais de 2024-2025, confirma que o Brasil possui condições excepcionais e comprovadas para liderança mundial em transição energética sustentável. A matriz elétrica com 84,95% de participação renovável, infraestrutura robusta de 245 GW e investimentos previstos de R\$ 3,2 trilhões até 2034 estabelecem base sólida para consolidação desta liderança.

A metodologia integrada desenvolvida demonstra que avaliações robustas de sustentabilidade energética demandam abordagens multidimensionais validadas empiricamente que transcendem métricas puramente quantitativas. A descoberta de que aspectos qualitativos como estabilidade sistêmica podem ser mais determinantes que crescimento volumétrico, confirmada pelos problemas de *curtailment* de 2024, constitui insight fundamental para políticas energéticas efetivas.

O *framework* metodológico estabelecido e validado proporciona base sólida para análises futuras de transições energéticas, oferecendo ferramental técnico replicável e comprovado.

Esta contribuição é particularmente relevante no contexto atual de urgência climática global, onde decisões de política energética demandam fundamentação científica rigorosa e validada empiricamente.

A perspectiva de equifinalidade identificada através da análise fsQCA e validada pela flexibilidade das políticas energéticas brasileiras oferece esperança importante para países em desenvolvimento. A demonstração de que diferentes caminhos podem conduzir ao sucesso na transição energética proporciona flexibilidade estratégica valiosa para países que enfrentam restrições de recursos e necessitam otimizar estratégias de sustentabilidade.

Esta dissertação busca contribuir simultaneamente com avanço científico validado e solução de problemas práticos relevantes. A integração de rigor metodológico com aplicabilidade direta, confirmada pela convergência com dados oficiais, representa contribuição duradoura para desenvolvimento sustentável do setor energético brasileiro.

O cumprimento antecipado e comprovado da meta 7.2 dos ODS pelo Brasil, conforme demonstrado nesta pesquisa e validado por dados oficiais, posiciona o país como protagonista global na construção de futuro energético sustentável. Esta liderança constitui oportunidade histórica para influenciar trajetórias de desenvolvimento em outros países, contribuindo para aceleração da transição energética mundial necessária para enfrentamento das mudanças climáticas.

Finalmente, esta pesquisa demonstra que combinação criteriosa de metodologias quantitativas e qualitativas, validada empiricamente, pode proporcionar compreensão mais profunda e aplicável de sistemas complexos. Esta perspectiva metodológica integrada e validada representa contribuição duradoura para análise de sustentabilidade que se estende além do contexto energético específico desta dissertação, oferecendo modelo replicável para pesquisas futuras em sistemas sociotécnicos complexos.

REFERÊNCIAS

- [1] AFRIFA-YAMOA, E.; MUELLER, U. A.; TAYLOR, S. M.; FISHER, A. J. Missing data imputation of high-resolution temporal climate time series data. **Meteorological Applications**, Wiley, v. 27, n. 1, e1873, jan. 2020. DOI: 10.1002/met.1873.
- [2] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. **Matriz Elétrica Brasileira - Boletim de Informações Gerenciais**. Brasília, DF, mar. 2025. Boletim de informações gerenciais da matriz elétrica brasileira. Acesso em: 15 jan. 2025. <https://www.gov.br/aneel/pt-br/centrais-de-conteudos/relatorios-e-indicadores>.
- [3] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). **Resolução Normativa nº 1.059, de 23 de outubro de 2023**. [S. l.: s. n.], 2023. Dispõe sobre os procedimentos e requisitos para a microgeração e minigeração distribuída de energia elétrica. Acesso em: 15 jan. 2025. <https://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren20231059.html>.
- [4] AHMED, Shoaib; ALI, Amjad; D'ANGOLA, Antonio. A Review of Renewable Energy Communities: Concepts, Scope, Progress, Challenges, and Recommendations. **Sustainability**, v. 16, n. 5, p. 1749, 2024. DOI: 10.3390/su16051749.
- [5] ALBAHLI, Saleh. LSTM vs. Prophet: Achieving superior accuracy in dynamic electricity demand forecasting. **Energies**, MDPI, v. 18, n. 2, p. 278, 2025. DOI: 10.3390/en18020278.
- [6] ALKANDARI, Mariam; AHMAD, Imtiaz. Solar power generation forecasting using ensemble approach based on deep learning and statistical methods. **Applied Computing and Informatics**, v. 20, n. 3/4, p. 231–250, 2024. DOI: 10.1016/j.aci.2019.11.002.
- [7] ANDRADE, Fernando; PEYERL, Drielli; MATTOS, Claudia A. de. Framework for Investment in Electricity Distribution to Enable Energy Transition. **Energies**, MDPI, v. 18, n. 3, p. 712, fev. 2025. DOI: 10.3390/en18030712.
- [8] ARSLAN, Suleyman. A hybrid forecasting model using LSTM and Prophet for energy consumption with decomposition of time series data. **PeerJ Computer Science**, PeerJ Inc., v. 8, e1001, jun. 2022. Open access article under Creative Commons Attribution License. DOI: 10.7717/peerj-cs.1001.
- [9] BABATUNDE, M. O.; IGHRAVWE, D. E. A CRITIC-TOPSIS framework for hybrid renewable energy systems evaluation under techno-economic requirements. **Journal of Project Management**, v. 4, n. 2, p. 109–126, 2019. DOI: 10.5267/j.jpm.2018.12.001.
- [10] BALOCH, Mazhar; HONNURVALI, Mohamed Shaik; KABBANI, Adnan; AHMED, Touqeer; CHAUHDARY, Sohaib Tahir; SAEED, Muhammad Salman. Solar energy forecasting framework using Prophet based machine learning model: An opportunity to explore solar energy potential in Muscat Oman. **Energies**, MDPI, v. 18, n. 1, p. 205, 2025. DOI: 10.3390/en18010205.
- [11] BANDARA, Kasun; HEWAMALAGE, Hansika; LIU, Yuan-Hao; KANG, Yanfei; BERGMEIR, Christoph. Improving the accuracy of global forecasting models using time series data augmentation. **Pattern Recognition**, Elsevier, v. 120, p. 108148, 2021. DOI: 10.1016/j.patcog.2021.108148.
- [12] BENTI, Natei Ermias; CHAKA, Mesfin Diro; SEMIE, Ashenafi Getaneh. Forecasting renewable energy generation with machine learning and deep learning: Current advances and future prospects. **Sustainability**, MDPI, v. 15, n. 9, p. 7087, 2023. DOI: 10.3390/su15097087.
- [13] BERGMEIR, Christoph; HYNDMAN, Rob J.; KOO, Bonsoo. A note on the validity of cross-validation for evaluating autoregressive time series prediction. **Computational Statistics & Data Analysis**, Elsevier, v. 120, p. 70–83, 2018. DOI: 10.1016/j.csda.2017.11.003.
- [14] BOHRA, Shabbir S.; ANVARI-MOGHADDAM, Amjad. A comprehensive review on applications of multicriteria decision-making methods in power and energy systems. **International Journal of Energy Research**, v. 46, n. 4, p. 4517–4549, 2022. DOI: 10.1002/er.7517.
- [15] BURNHAM, Kenneth P.; ANDERSON, David R. Multimodel Inference: Understanding AIC and BIC in Model Selection. **Sociological Methods & Research**, SAGE Publications, v. 33, n. 2, p. 261–304, 2004. DOI: 10.1177/0049124104268644.
- [16] CAMPOS, Rafael Antunes; NASCIMENTO, Lucas Rafael do; RÜTHER, Ricardo. The complementary

nature between wind and photovoltaic generation in Brazil and the role of energy storage in utility-scale hybrid power plants. **Energy Conversion and Management**, v. 221, p. 113160, 2020. DOI: 10.1016/j.enconman.2020.113160.

[17] CANAL ENERGIA. **Média de cortes na geração eólica chegou a 8% em 2024**. [S. l.: s. n.], out. 2024. Acesso em: 3 abr. 2025. <https://www.canalenergia.com.br/noticias/53293741/media-de-cortes-na-geracao-eolica-chegou-a-8-em-2024>.

[18] CARPIO, Lucio Guido Tapia; GUIMARÃES, Frederico A. Cardoso. Regional diversification of hydro, wind, and solar generation potential: A mean-variance model to stabilize power fluctuations in the Brazilian integrated electrical energy transmission and distribution system. **Renewable Energy**, v. 235, p. 121266, 2024. DOI: 10.1016/j.renene.2024.121266.

[19] CASTRO, Pedro Henrique Gonçalves Rigueira Pinheiro; FILHO, Delly Oliveira; ROSA, André Pereira; GRACIA, Luis Manuel Navas; SILVA, Thais Cristina Almeida. Comparison of externalities of biogas and photovoltaic solar energy for energy planning. **Energy Policy**, Elsevier, v. 188, p. 114070, mar. 2024. DOI: 10.1016/j.enpol.2024.114070.

[20] CERQUEIRA, Vítor; TORGO, Luís; MOZETIČ, Igor. Evaluating time series forecasting models: an empirical study on performance estimation methods. **Machine Learning**, v. 109, n. 11, p. 1997–2028, 2020. DOI: 10.1007/s10994-020-05910-7.

[21] CHAI, Tianfeng; DRAXLER, Roland R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature. **Geoscientific Model Development**, Copernicus GmbH, v. 7, n. 3, p. 1247–1250, jun. 2014. DOI: 10.5194/gmd-7-1247-2014.

[22] CHATURVEDI, Shobhit; RAJASEKAR, Elangovan; NATARAJAN, Sukumar; MCCULLEN, Nick. A comparative assessment of SARIMA, LSTM RNN and Fb Prophet models to forecast total and peak monthly energy demand for India. **Energy Policy**, Elsevier, v. 168, p. 113097, 2022. DOI: 10.1016/j.enpol.2022.113097.

[23] CHEN, Junxiang; ZHANG, Jilin; QIAN, Ruixiang; YUAN, Junfeng; REN, Yongjian. An anomaly detection method for wireless sensor networks based on the improved isolation forest. **Applied Sciences**, MDPI, v. 13, n. 2, p. 702, 2023. DOI: 10.3390/app13020702.

[24] CHEN, Lin. Unraveling the drivers of greenwashing in China's new energy sector: A PLS-SEM and fsQCA analysis. **Managerial and Decision Economics**, Wiley, v. 45, p. 1528–1546, 2024. DOI: 10.1002/mde.4089.

[25] CHERP, A.; VINICHENKO, V.; JEWELL, J.; BRUTSCHIN, E.; SOVACOOOL, B. Integrating techno-economic, socio-technical and political perspectives on national energy transitions: A meta-theoretical framework. **Energy Research & Social Science**, v. 37, p. 175–190, 2018. DOI: 10.1016/j.erss.2017.09.015.

[26] COSTA, Vinicius B. F.; SCIANNI, Lucas; MIRANDA, Rafael C.; BONATTO, Benedito. Assessment of the status and trends of photovoltaic distributed generation in Brazil: An in-depth approach based on big data processing. **Solar Energy**, v. 249, p. 694–711, 2023. DOI: 10.1016/j.solener.2022.12.018.

[27] DAI, Zhongxiang; YU, Haibin; LOW, Bryan Kian Hsiang; JAILLET, Patrick. Bayesian Optimization Meets Bayesian Optimal Stopping. In: PROCEEDINGS of the 36th International Conference on Machine Learning. [S. l.]: PMLR, 2019. v. 97. (Proceedings of Machine Learning Research), p. 1496–1506.

[28] DAVID, Thamyres Machado; SOUZA, Teófilo Miguel de; RIZOL, Paloma Maria Silva Rocha. Photovoltaic systems: a review with analysis of the energy transition in Brazilian culture, 2018–2023. **Energy Informatics**, Springer, v. 7, n. 1, p. 14, 2024. DOI: 10.1186/s42162-024-00316-4.

[29] DIAKOULAKI, Danae; MAVROTAS, George; PAPAYANNAKIS, Lefteris. Determining objective weights in multiple criteria problems: The critic method. **Computers & Operations Research**, Elsevier, v. 22, n. 7, p. 763–770, 1995. DOI: 10.1016/0305-0548(94)00059-H.

[30] DIEBOLD, Francis X.; MARIANO, Roberto S. Comparing predictive accuracy. **Journal of Business & Economic Statistics**, Taylor & Francis, v. 13, n. 3, p. 253–263, 1995. DOI: 10.1080/07350015.1995.10524599.

[31] DINIZ, Tiago B.; COUTO LILIA CAIADO, Lilia Caiado. Achieving a high share of non-hydro renewable integration in Brazil through wind power: Regional growth and employment effects. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 197, p. 114367, mar. 2024. DOI: 10.1016/j.rser.2024.114367.

- [32] DRANKA, Géremi Gilson; FERREIRA PAULA, Paula. Planning for a renewable future in the Brazilian power system. **Energy**, v. 164, p. 496–511, 2018. DOI: 10.1016/j.energy.2018.08.164.
- [33] ELETROBRÁS. Estudo energético da implantação de usinas eólicas na oferta de energia do sistema interligado nacional – Complementaridade dos regimes hidrológico e eólico. Rio de Janeiro, 2008.
- [34] EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Plano Decenal de Expansão de Energia 2026**. Rio de Janeiro, 2017. Planejamento da expansão energética brasileira 2017-2026. Acesso em: 08 mar. 2025. <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Plano-Decenal-de-Expansao-de-Energia---PDE>.
- [35] _____. Summary Report of the Brazilian Energy Balance 2025 – Base Year 2024. [S.l.], mai. 2025. Sumário do Balanço Energético Nacional 2025 ano base 2024. Acesso em: 06 abr. 2025. <https://www.epe.gov.br/en/publications/publications/brazilian-energy-balance-2025>.
- [36] EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA (EPE). **Plano Nacional de Energia 2050 (PNE 2050)**. [S.l.: s. n.], 2020. Documento estratégico de longo prazo para o planejamento energético do Brasil. Acesso em: 20 abr. 2025. <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Plano-Nacional-de-Energia---PNE>.
- [37] **Plano Decenal de Expansão de Energia 2034 (PDE 2034)**. [S.l.: s. n.], 2024. Planejamento da expansão da matriz energética brasileira no horizonte de 10 anos. Acesso em: 13 mai. 2025. <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Plano-Decenal-de-Expansao-de-Energia---PDE>.
- [38] ENERDATA. **Brazil Energy Market Report 2025: Renewable Energy Expansion and Investment Trends**. Grenoble, jan. 2025. Relatório do mercado energético brasileiro e tendências de investimento. Acesso em: 09 mar. 2025. https://www-enerdata.translate.goog/estore/energy-market/brazil/?_x_tr_sl=en&_x_tr_tl=pt&_x_tr_hl=pt&_x_tr_pto=tc.
- [39] EPE. **Balanço Energético Nacional 2023**. Rio de Janeiro: [s. n.], 2023. Balanço energético nacional do ano base 2022. Acesso em: 25 fev. 2025. <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/BEN-Series-Historicas-Completas>.
- [40] FASIHI, Maedeh. Multi-criteria analysis techniques to assist decision-making in renewable energy supply chains: A review. **Journal of Operational and Strategic Analytics**, Acadlore, v. 2, n. 2, p. 92–106, mai. 2024. Received: 03-12-2024, Revised: 04-26-2024, Accepted: 05-07-2024. DOI: 10.56578/josa020203.
- [41] FENG, X.; LIU, Y.; WANG, Z. Deep learning methods for energy forecasting: A comprehensive review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 161, p. 112388, 2022. DOI: 10.1016/j.rser.2022.112388.
- [42] FIORIN, Daniel V.; MARTINS, Fernando R.; SCHUCH, Nelson J.; PEREIRA, Enio B. Aplicações de redes neurais e previsões de disponibilidade de recursos energéticos solares. Versão portuguesa. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, Sociedade Brasileira de Física, v. 33, n. 1, mar. 2011. Artigo em português com título em inglês: Forecast of solar energy resource by using neural network methods. DOI: 10.1590/S1806-11172011000100009.
- [43] FISS, Peer C. Building Better Causal Theories: A Fuzzy Set Approach to Typologies in Organization Research. **Academy of Management Journal**, Academy of Management, v. 54, n. 2, p. 393–420, abr. 2011. DOI: 10.5465/amj.2011.60263120.
- [44] GEELS, Frank W. Technological transitions as evolutionary reconfiguration processes: a multi-level perspective and a case-study. **Research Policy**, v. 31, n. 8–9, p. 1257–1274, 2002. DOI: 10.1016/S0048-7333(02)00062-8.
- [45] GIBERT, Karina; HORSBURGH, Jeffery S.; ATHANASIADIS, Ioannis N.; HOLMES, Geoff. Environmental data science. **Environmental Modelling & Software**, Elsevier, v. 106, p. 4–12, 2018. DOI: 10.1016/j.envsoft.2018.04.005.
- [46] HABTEMARIAM, Ejigu Tefera; KEKEBA, Kula; MARTÍNEZ-BALLESTEROS, María; MARTÍNEZ-ÁLVAREZ, Francisco. A Bayesian optimization-based LSTM model for wind power forecasting in the Adama District, Ethiopia. **Energies**, MDPI, v. 16, n. 5, p. 2317, 2023. DOI: 10.3390/en16052317.
- [47] HANIFI, Shahram; CAMMARONO, Andrea; ZARE-BEHTASH, Hossein. Advanced hyperparameter optimization of deep learning models for wind power prediction. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 221, p. 119700, 2023. DOI: 10.1016/j.renene.2023.119700.

- [48] HARVEY, David; LEYBOURNE, Stephen; NEWBOLD, Paul. Testing the equality of prediction mean squared errors. **International Journal of Forecasting**, Elsevier, v. 13, n. 2, p. 281–291, 1997. DOI: 10.1016/S0169-2070(96)00719-4.
- [49] HASSAN, Imad; ALHAMROUNI, Ibrahim; AZHAN, Nurul Hanis. A CRITIC–TOPSIS multi-criteria decision-making approach for optimum site selection for solar PV farm. **Energies**, MDPI, v. 16, n. 10, p. 4245, 2023. DOI: 10.3390/en16104245.
- [50] HE, Yaoyao; LI, Haiyan; WANG, Shuo; YAO, Xin. Uncertainty analysis of wind power probability density forecasting based on cubic spline interpolation and support vector quantile regression. **Neurocomputing**, v. 430, p. 121–137, 2021. DOI: 10.1016/j.neucom.2020.10.093.
- [51] HOCHREITER, Sepp; SCHMIDHUBER, Jürgen. Long Short-Term Memory. **Neural Computation**, MIT Press, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, nov. 1997. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- [52] HOCHSTETLER, Kathryn. **Political Economies of Energy Transition: Wind and Solar Power in Brazil and South Africa**. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2020. P. vii+ 271. DOI: 10.1017/9781009004299.
- [53] HODSON, Timothy O. Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not. **Geoscientific Model Development**, Copernicus Publications, v. 15, n. 14, p. 5481–5487, jul. 2022. DOI: 10.5194/gmd-15-5481-2022.
- [54] HWANG, Ching-Lai; YOON, Kwangsun. **Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications**. Berlin, Heidelberg: Springer, 1981. v. 186. (Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems). DOI: 10.1007/978-3-642-48318-9.
- [55] HYNDMAN, Rob J; ATHANASOPOULOS, George. **Forecasting: principles and practice**. [S. l.]: OTexts, 2018.
- [56] HYNDMAN, Rob J.; KHANDAKAR, Yeasmin. Automatic time series forecasting: The forecast package for R. **Journal of Statistical Software**, Foundation for Open Access Statistics, v. 27, n. 3, p. 1–22, 2008. DOI: 10.18637/jss.v027.i03.
- [57] INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. **Agenda 2030 - ODS – Metas Nacionais dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável**. Brasília, 2018. Metas nacionais dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. Acesso em: 11 fev. 2025. <https://www.ipea.gov.br/ods/>.
- [58] INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. **Global Energy Review 2025**. [S. l.], 2025. Revisão global da situação energética mundial. Acesso em: 16 mai. 2025. <https://www.iea.org/reports/global-energy-review-2025>.
- [59] INTERNATIONAL ENERGY AGENCY; INTERNATIONAL RENEWABLE ENERGY AGENCY; UNITED NATIONS STATISTICS DIVISION; WORLD BANK; WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Tracking SDG7: The Energy Progress Report 2024**. Washington DC, 2024. Relatório de progresso do ODS 7 - energia sustentável. Acesso em: 03 mai. 2025. <https://www.iea.org/reports/tracking-sdg7-the-energy-progress-report-2024>.
- [60] INTERNATIONAL RENEWABLE ENERGY AGENCY. **Renewable capacity statistics 2023**. Abu Dhabi, 2023. Estatísticas globais de capacidade de energia renovável. Acesso em: 05 abr. 2025. <https://www.irena.org/Publications/2023/Mar/Renewable-capacity-statistics-2023>.
- [61] **Renewable energy statistics 2024**. Abu Dhabi, 2024. Estatísticas globais de energia renovável de 2024. Acesso em: 19 abr. 2025. <https://www.irena.org/Publications/2024/Jul/Renewable-energy-statistics-2024>.
- [62] IPCC. **Climate Change 2022: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Cambridge, UK e New York, NY, USA, 2022. DOI: 10.1017/9781009157926. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg3/>.
- [63] ISAH, Abdulrasheed; DIOHA, Michael O.; DEBNATH, Ramit; ABRAHAM-DUKUMA, Magnus C.; BUTU, Hemen Mark. Financing renewable energy: policy insights from Brazil and Nigeria. **Energy, Sustainability and Society**, v. 13, p. 2, 2023. DOI: 10.1186/s13705-022-00379-9.
- [64] JASIUNAS, Justinas; LUND, Peter D.; MIKKOLA, Jani. Energy system resilience – A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 150, p. 111476, 2021. DOI: 10.1016/j.rser.2021.111476.
- [65] JURASZ, Jakub; CANALES, Francisco A.; KIES, Alexander; GUEZGOUZ, Messaoud; BELUCO,

Alexandre. A review on the complementarity of renewable energy sources: Concept, metrics, application and future research directions. **Solar Energy**, v. 195, p. 703–724, 2020. DOI: 10.1016/j.solener.2019.11.087.

[66] KARIM, Samsul Ariffin Abdul; ISMAIL, Mohd Tahir; OTHMAN, Mohamed; ABDULLAH, M. F.; HASAN, Mohammad Khatim; SULAIMAN, Jumat. Rational cubic spline interpolation for missing solar data imputation. **Journal of Engineering and Applied Sciences**, Asian Network for Scientific Information, v. 13, n. 10, p. 2587–2592, 2018. DOI: 10.3923/jeasci.2018.2587.2592.

[67] KHALEDIAN, Ehdieh; PANDEY, Siddharth; KUNDU, Pankaj; SRIVASTAVA, Anurag K. Real-time synchrophasor data anomaly detection and classification using Isolation Forest, KMeans, and LoOP. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, v. 12, n. 3, p. 2378–2388, mai. 2021. DOI: 10.1109/TSG.2020.3046602.

[68] KINERI, Yuki; WANG, Mingsi; LIN, Hongwei; MAEKAWA, Takashi. β -spline surface fitting by iterative geometric interpolation/approximation algorithms. **Computer-Aided Design**, Elsevier, v. 44, n. 7, p. 697–708, jul. 2012. DOI: 10.1016/j.cad.2012.02.011.

[69] KUMAR, Arun; SAH, Bijaya; SINGH, Amarjeet R; DENG, Yong; HE, Xinyang; KUMAR, Pawan; BANSAL, Ram Chandra. Decision making under uncertainty using a qualitative TOPSIS method for selecting sustainable energy alternatives. **International Journal of Environmental Science and Technology**, Springer, v. 14, n. 6, p. 1419–1432, 2017. DOI: 10.1007/s13762-016-0982-7.

[70] LAZARO, L. L. B.; SOARES, R. S.; BERMAN, C.; COLLAÇO, F. M. A.; GIATTI, L. L.; ABRAM, S. Energy transition in Brazil: Is there a role for multilevel governance in a centralized energy regime? **Energy Research & Social Science**, v. 85, p. 102404, 2022. DOI: 10.1016/j.erss.2021.102404.

[71] LIMA, L. A.; CASTIANI, V. M. Técnicas de inteligência computacional na previsão de séries de velocidade de vento: Uma comparação da lógica nebulosa com redes neurais artificiais. Versão portuguesa. **Revista Brasileira de Energias Renováveis**, Universidade Federal do Paraná, v. 6, n. 1, p. 65–85, 2017.

[72] LIU, Fei Tony; TING, Kai Ming; ZHOU, Zhi-Hua. Isolation Forest. In: 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). Pisa, Italy: IEEE, dez. 2008. (2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining), p. 413–422. DOI: 10.1109/ICDM.2008.17.

[73] LOPES, M. L. M.; MINUSSI, C. R.; LOTUFO, A. D. P. Electric load forecasting using a fuzzy ART&ARTMAP neural network. **Applied Soft Computing**, v. 5, n. 2, p. 235–244, 2005. DOI: 10.1016/j.asoc.2004.06.006.

[74] LUCCHESI, Cristiane; AZEVEDO, Giovanna Belotti; MILLARD, Peter. **Com excesso de energia, setor eólico e solar no Brasil enfrenta crise sem precedente**. [S. l.: s. n.], jun. 2025. Acesso em: 8 mai. 2025. <https://www.bloomberglinea.com.br/2025/06/25/com-excesso-de-energia-setor-eolico-e-solar-no-brasil-enfrenta-crise-sem-precedente/>.

[75] LUZ, Thiago José da; UNSIHUAY VILA, Clodomiro; AOKI, Alexandre Rasi. Complementarity Between Renewable Energy Sources and Regions - Brazilian Case. **Brazilian Archives of Biology and Technology**, v. 66, e23220442, 2023. DOI: 10.1590/1678-4324-2023220442.

[76] MARTINS, F. R.; PEREIRA, E. B.; SILVA, S. A. B.; ABREU, S. L.; COLLE, Sergio. Solar energy scenarios in Brazil, Part one: Resource assessment. **Energy Policy**, Elsevier, v. 36, n. 8, p. 2853–2864, 2008. DOI: 10.1016/j.enpol.2008.02.014.

[77] MELE, M.; GURRIERI, A. R.; MORELLI, G. *et al.* Nature and climate change effects on economic growth: an LSTM experiment on renewable energy resources. **Environmental Science and Pollution Research**, v. 28, p. 41127–41134, 2021. Published 29 March 2021. DOI: 10.1007/s11356-021-13337-3.

[78] MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA. **Plano Nacional de Energia 2030**. Rio de Janeiro, 2007. Planejamento energético nacional de longo prazo. Acesso em: 22 mar. 2025. <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Plano-Nacional-de-Energia---PNE>.

[79] **Programa Nacional do Hidrogênio (PNH2)**. [S. l.: s. n.], 2021. Iniciativa para o desenvolvimento e inserção do hidrogênio como vetor energético no Brasil. Acesso em: 04 mai. 2025. <https://www.gov.br/mme/pt-br/programa-nacional-do-hidrogenio-1>.

[80] **Política Nacional de Transição Energética (PNTE)**. [S. l.: s. n.], 2023. Estratégia para guiar o Brasil em direção a uma matriz energética mais limpa e sustentável. Acesso em: 31 mai. 2025. <https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/secretarias/sntep/dte/cgate/pnte>.

- [81] **Investimentos no Setor Energético Brasileiro 2024-2034**. Brasília, DF, 2024. Projeções de investimentos no setor energético brasileiro. Acesso em: 12 fev. 2025. <https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/noticias/estudo-mostra-que-o-setor-energetico-pode-receber-investimentos-de-ate-r-3-2-trilhoes-ate-2034>.
- [82] MIRANDA, Raul F. C.; SZKLO, Alexandre; SCHAEFFER, Roberto. Technical-economic potential of PV systems on Brazilian rooftops. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 75, p. 694–713, 2015. DOI: 10.1016/j.renene.2014.10.037.
- [83] MUKHAMETZANOV, Irik; PAMUČAR, Dragan. A sensitivity analysis in MCDM problems: A statistical approach. **Decision Making: Applications in Management and Engineering**, v. 1, n. 2, p. 51–80, 2018. DOI: 10.31181/dmame1802050m.
- [84] MYSTAKIDIS, Aristeidis; KOUKARAS, Paraskevas; TSALIKIDIS, Nikolaos; IOANNIDIS, Dimosthenis; TJORTJIS, Christos. Energy forecasting: A comprehensive review of techniques and technologies. **Energies**, MDPI, v. 17, n. 7, p. 1662, 2024. DOI: 10.3390/en17071662.
- [85] NILSSON, Måns; WEITZ, Nina. Governing Trade-Offs and Building Coherence in Policy-Making for the 2030 Agenda. **Politics and Governance**, v. 7, n. 4, p. 254–263, 2019. DOI: 10.17645/pag.v7i4.2229.
- [86] OLIVEIRA, Dener M. S.; CHERUBIN, Maurício R.; FRANCO, André L. C.; SANTOS, Augusto S.; GELAIN, Jaqueline G.; DIAS, Naissa M. S.; DINIZ, Tatiana R.; ALMEIDA, Alexandre N.; FEIGL, Brigitte J.; DAVIES, Christian A.; PAUSTIAN, Keith; KARLEN, Douglas L.; SMITH, Pete; CERRI, Carlos C.; CERRI, Carlos E. P. Is the expansion of sugarcane over pasturelands a sustainable strategy for Brazil's bioenergy industry? **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 102, p. 346–355, 2019. DOI: 10.1016/j.rser.2018.12.012.
- [87] OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Histórico da Operação: Geração de Energia**. [S. l.], 2024. Dados de geração elétrica por fonte energética. Acesso em: 21 fev. 2025. https://www.ons.org.br/paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao/geracao_energia.aspx.
- [88] PAPPAS, Ilias O.; WOODSIDE, Arch G. Fuzzy-set Qualitative Comparative Analysis (fsQCA): Guidelines for research practice in Information Systems and marketing. **International Journal of Information Management**, Elsevier, v. 58, p. 102310, 2021. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2021.102310.
- [89] PARADOWSKI, Bartosz; SHEKHOVTSOV, Andrii; BAŁCZKIEWICZ, Aleksandra; KIZIELEWICZ, Bartłomiej; SAŁABUN, Wojciech. Similarity Analysis of Methods for Objective Determination of Weights in Multi-Criteria Decision Support Systems. **Symmetry**, v. 13, n. 10, p. 1874, 2021. DOI: 10.3390/sym13101874.
- [90] PERERA, A. T. D.; NIK, V. M.; CHEN, D.; SCARTEZZINI, J. L.; HONG, T. Quantifying the impacts of climate change and extreme climate events on energy systems. **Nature Energy**, v. 5, p. 150–159, 2020. DOI: 10.1038/s41560-020-0558-0.
- [91] PESQUISA ENERGÉTICA, Empresa de. **Balanco Energético Nacional 2024: Ano base 2023**. Brasília, DF, 2024. Relatório anual do balanço energético nacional brasileiro. Acesso em: 28 jan. 2025. <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/BEN-Series-Historicas-Completas>.
- [92] POGGIO, Matheus; IMPÉRIO, Mariana; BAPTISTA, Luiz Bernardo; SCHAEFFER, Roberto; LUCENA, André F. P.; SZKLO, Alexandre; ROCHEDO, Pedro R. R.; HULTMAN, Nathan; MCJEON, Haewon; CLARKE, Leon. The role of bioenergy in Brazil's low-carbon future. **Energy and Climate Change**, v. 5, p. 100123, 2024. DOI: 10.1016/j.egycc.2023.100123.
- [93] PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA. **Política Nacional de Biocombustíveis (RenovaBio)**. [S. l.: s. n.], 2017. Estabelecida pela Lei nº 13.576/2017, visa a expansão da produção de biocombustíveis. Acesso em: 17 mai. 2025. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2017/lei/L13576.htm.
- [94] **Lei nº 14.300, de 6 de janeiro de 2022**. [S. l.: s. n.], 2022. Marco legal da microgeração e minigeração distribuída (SCEE). Acesso em: 23 mar. 2025. http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2019-2022/2022/lei/L14300.htm.
- [95] PRIMC, Kaja; SLABE-ERKER, Renata; MAJCEN, Boris. Constructing energy poverty profiles for an effective energy policy. **Energy Policy**, v. 128, p. 727–734, 2019. DOI: 10.1016/j.enpol.2019.01.059.
- [96] RAGIN, Charles C. **Fuzzy-Set Social Science**. Chicago: University of Chicago Press, 2000.

- [97] **Fuzzy-Set Social Science**. Chicago: University of Chicago Press, 2007.
- [98] RUBIO-VARAS, Mar; MUÑOZ-DELGADO, Beatriz. Energy transition or energy diversification? Energy mix concentration index and energy policies in Europe (1871–2016). **Ecological Economics**, Elsevier, v. 162, p. 171–187, 2019. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2019.04.022.
- [99] SALTELLI, Andrea; ALEKSANKINA, Ksenia; BECKER, William; FENNELL, Pamela; FERRETTI, Federico; HOLST, Niels; LI, Sushan; WU, Qiongli. Why so many published sensitivity analyses are false: A systematic review of sensitivity analysis practices. **Environmental Modelling & Software**, v. 114, p. 29–39, 2019. DOI: 10.1016/j.envsoft.2019.01.012.
- [100] SCHMIDT, Johannes; CANCELLA, Rafael; PEREIRA, Amaro O. The role of wind power and solar PV in reducing risks in the Brazilian hydro-thermal power system. **Energy**, Elsevier, v. 115, p. 1748–1757, 2016. DOI: 10.1016/j.energy.2016.03.059.
- [101] SCHNEIDER, Carsten Q.; WAGEMANN, Claudius. **Set-Theoretic Methods for the Social Sciences: A Guide to Qualitative Comparative Analysis**. Cambridge: Cambridge University Press, 2012. (Strategies for Social Inquiry). DOI: 10.1017/CBO9781139004244.
- [102] SHALAHUDDIN, Muhammad; SUNINDYO, Wikan Danar; EFFENDI, Mohammad Ridwan; SURENDRO, Kridanto. Fuzzy-set qualitative comparative analysis (fsQCA) for validating causal relationships in system dynamics models. **Engineering Reports**, Wiley, v. 6, n. 10, e12855, fev. 2024. Open access article. DOI: 10.1002/eng2.12855.
- [103] SHAWON, M. M. H.; AKTER, S.; ISLAM, M. K.; AHMED, S.; RAHMAN, M. A. Forecasting PV Panel Output Using Prophet Time Series Machine Learning Model. In: 2020 IEEE Region 10 Conference (TENCON). Osaka, Japan: IEEE, nov. 2020. P. 1–5. DOI: 10.1109/TENCON50793.2020.9293844.
- [104] SHRESTHA, Min B.; BHATTA, Guna R. Selecting appropriate methodological framework for time series data analysis. **The Journal of Finance and Data Science**, v. 4, n. 2, p. 71–89, 2018. DOI: 10.1016/j.jfds.2017.11.001.
- [105] SILVA, Allan Rodrigues; PIMENTA, Felipe Mendonça; ASSIREU, Arcilan Trevenzoli; SPYRIDES, Maria Helena Constantino. Complementarity of Brazil's hydro and offshore wind power. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 56, p. 413–427, 2016. DOI: 10.1016/j.rser.2015.11.045.
- [106] SILVA, Sandra Sereide Ferreira da; ALVES, Allan Carlos; RAMALHO, Ângela Maria Cavalcanti; LACERDA, Cícero de Sousa; SOUSA, Cidoval Moraes de. Complementaridade hidro eólica: desafios e perspectivas para o planejamento energético nacional. **HOLOS**, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte, v. 6, p. 32–53, 2015. DOI: 10.15628/holos.2015.2006.
- [107] SULANDARI, Winita; YUDHANTO, Yudho; SUBANTI, Sri; ZUKHRONAH, Etik; SUBARKAH, Muhammad Zidni. Implementing time series cross validation to evaluate the forecasting model performance. **KnE Life Sciences**, Knowledge E, v. 8, n. 1, p. 229–238, 2024. International Conference On Mathematics And Science Education (ICMScE 2022): Life Sciences. DOI: 10.18502/cls.v8i1.15584.
- [108] SULTANA, Nahid; HOSSAIN, S. M. Zakir; ALMUHAINI, Salma Hamad; DÜŞTEGÖR, Dilek. Bayesian optimization algorithm-based statistical and machine learning approaches for forecasting short-term electricity demand. **Energies**, MDPI, v. 15, n. 9, p. 3425, 2022. DOI: 10.3390/en15093425.
- [109] TANG, Chao; ZHANG, Yufeng; WU, Fan; TANG, Zhuo. An Improved CNN-BiLSTM Model for Power Load Prediction in Uncertain Power Systems. **Energies**, MDPI, v. 17, n. 10, p. 2312, 2024. DOI: 10.3390/en17102312.
- [110] TAVARES, Hugo Pimentel; SILVA CHRISTO, Eliane da. Complementarity of Renewable Energy Sources in Brazil: A Qualitative Comparative Analysis of Causal Configurations. **Research Square (Preprint)**, 2024. Preprint licensed under CC BY 4.0. DOI: 10.21203/rs.3.rs-6548737/v1. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-6548737/v1>.
- [111] TAYLOR, Sean J.; LETHAM, Benjamin. Forecasting at scale. **The American Statistician**, Taylor & Francis, v. 72, n. 1, p. 37–45, 2018. DOI: 10.1080/00031305.2017.1380080.
- [112] THIEM, Alrik. Conducting Configurational Comparative Research With Qualitative Comparative Analysis: A Hands-On Tutorial for Applied Evaluation Scholars and Practitioners. **American Journal of Evaluation**, SAGE Publications, v. 38, n. 3, p. 420–433, 2017. DOI: 10.1177/1098214016673902.

- [113] TOLMASQUIM, Maurício Tiomno. **Energia Termelétrica: Gás Natural, Biomassa, Carvão, Nuclear**. Rio de Janeiro, Brazil: Empresa de Pesquisa Energética (EPE), 2016.
- [114] TOLMASQUIM, Mauricio Tiomno. Perspectivas e planejamento do setor energético no Brasil. Versão portuguesa. **Estudos Avançados**, Universidade de São Paulo, v. 26, n. 74, p. 247–260, 2012. DOI: 10.1590/S0103-40142012000100017.
- [115] UDEMBA, Edmund Ntom; TOSUN, Merve. Energy transition and diversification: A pathway to achieve sustainable development goals (SDGs) in Brazil. **Energy**, v. 239, p. 122199, 2022. DOI: 10.1016/j.energy.2021.122199.
- [116] UNITED NATIONS. **Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development**. [S. l.: s. n.], 2015. UN General Assembly Resolution A/RES/70/1. Agenda 2030 para o Desenvolvimento Sustentável das Nações Unidas. Acesso em: 07 jan. 2025. <https://sustainabledevelopment.un.org/post2015/transformingourworld>.
- [117] **Goal 7: Ensure access to affordable, reliable, sustainable and modern energy for all**. [S. l.], 2023. Objetivo 7 dos ODS - energia limpa e acessível. Acesso em: 14 jan. 2025. <https://sdgs.un.org/goals/goal7>.
- [118] **Goal 7 - SDG Indicators**. [S. l.], 2024. Indicadores do ODS 7 - energia sustentável. Acesso em: 29 jan. 2025. <https://unstats.un.org/sdgs/report/2024/Goal-07/>.
- [119] VAF AEI, Nazanin; RIBEIRO, Rita A.; CAMARINHA-MATOS, Luis M. Data normalisation techniques in decision making: case study with TOPSIS method. **International Journal of Information and Decision Sciences**, v. 10, n. 1, p. 19–38, 2018. DOI: 10.1504/IJIDS.2018.090667.
- [120] VALIPOUR, Mohammad. Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States. **Meteorological Applications**, Wiley, v. 22, n. 3, p. 592–598, fev. 2015. DOI: 10.1002/met.1491.
- [121] VARTHOLOMAIOS, Argyrios; KARLOS, Stamatis; KOULOUMPRIS, Evangelos; TSOUMAKAS, Grigorios. Short-term Renewable Energy Forecasting in Greece using Prophet Decomposition and Tree-based Ensembles. In: DATABASE and Expert Systems Applications - DEXA 2021 Workshops. Cham: Springer, set. 2021. v. 1479. (Communications in Computer and Information Science). P. 227–238. DOI: 10.1007/978-3-030-87101-7_22.
- [122] VINCENT, Amala Mary; JIDESH, P. An improved hyperparameter optimization framework for AutoML systems using evolutionary algorithms. **Scientific Reports**, Nature Publishing Group, v. 13, n. 1, p. 4737, mar. 2023. DOI: 10.1038/s41598-023-32027-3.
- [123] WANG, Jianyuan; GU, Chengcheng; LIU, Kechen. Anomaly electricity detection method based on entropy weight method and isolated forest algorithm. **Frontiers in Energy Research**, Frontiers Media, v. 10, p. 984473, ago. 2022. DOI: 10.3389/fenrg.2022.984473.
- [124] WANG, Wei; YANG, Shiyong; YANG, Yankun. An Improved Data-Efficiency Algorithm Based on Combining Isolation Forest and Mean Shift for Anomaly Data Filtering in Wind Power Curve. **Energies**, MDPI, v. 15, n. 13, p. 4918, 2022. DOI: 10.3390/en15134918.
- [125] WANG, Xu; LO KEVIN, Kevin. Just transition: A conceptual review. **Energy Research & Social Science**, v. 82, p. 102291, 2021. DOI: 10.1016/j.erss.2021.102291.
- [126] WILLMOTT, Cort J.; MATSUURA, Kenji. Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance. **Climate Research**, Inter-Research, v. 30, p. 79–82, 2005. DOI: 10.3354/cr030079.
- [127] YU, Yong; SI, Xiaosheng; HU, Changhua; ZHANG, Jianxun. A Review of Recurrent Neural Networks: LSTM Cells and Network Architectures. **Neural Computation**, MIT Press, v. 31, n. 7, p. 1235–1270, jul. 2019. Online ISSN: 1530-888X, Print ISSN: 0899-7667. DOI: 10.1162/neco_a_01199.
- [128] ZADEH, Lotfi A. Fuzzy sets. **Information and Control**, Elsevier, v. 8, n. 3, p. 338–353, jun. 1965. DOI: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X.
- [129] ZHANG, Dengao; JIN, Xiaozhong; SHI, Pengfei; CHEW, Xueqing. Real-time load forecasting model for the smart grid using bayesian optimized CNN-BiLSTM. **Frontiers in Energy Research**, Frontiers Media, v. 11, p. 1193662, mai. 2023. Received: 25 March 2023; Accepted: 10 April 2023; Published: 05 May 2023. DOI: 10.3389/fenrg.2023.1193662.
- [130] ZHANG, G. P.; KLINE, D. M. Quarterly Time-Series Forecasting With Neural Networks. **IEEE**

Transactions on Neural Networks, IEEE, v. 18, n. 6, p. 1800–1814, nov. 2007. DOI: 10.1109/TNN.2007.896859.

[131] ZHANG, W.; QUAN, H.; SRINIVASAN, D. An Improved Quantile Regression Neural Network for Probabilistic Load Forecasting. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 10, n. 4, p. 4425–4434, jul. 2019. DOI: 10.1109/TSG.2018.2859749.

[132] ZHONG, Bin; YANG, Liu; LI, Bingruo; JI, Ming. Short-term power grid load forecasting based on VMD-SE-BiLSTM-Attention hybrid model. **International Journal of Low-Carbon Technologies**, Oxford University Press, v. 19, p. 1951–1958, 2024. DOI: 10.1093/ijlct/ctae143.

Aluno Hugo Pimentel Tavares aprovado em primeiro lugar no Processo Seletivo do Doutorado em Engenharia Ambiental da UERJ orientado do Prof.Dr.Nilo Sampaio



www.poisson.com.br
contato@poisson.com.br

<https://www.facebook.com/editorapoisson>

@editorapoisson

