ENGENHARIA:
A MÁQUINA QUE CONSTRÓI O FUTURO

VOLUME XXV



EDITORA CONHECIMENTO LIVRE

Plínio Ferreira Pires

Engenharia: a máquina que constrói o futuro

25ª ed.

Goiâna-GO
Editora Conhecimento Livre

Copyright© 2026 por Editora Conhecimento Livre

25ª ed.

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Pires, Plínio Ferreira
P638E Engenharia: a máquina que constrói o futuro

/ Plínio Ferreira Pires. – Goiânia-GO

Editora Conhecimento Livre, 2026

70 f.: il
DOI: 10.37423/2026.edcl1286
ISBN: 978-65-5367-786-9
Modo de acesso: World Wide Web
Incluir Bibliografia

1. desenvolvimento 2. projeto 3. construção I. Pires, Plínio Ferreira II. Título

CDU: 620

https://doi.org/10.37423/2026.edcl1286

O conteúdo dos artigos e sua correção ortográfica são de responsabilidade exclusiva dos seus respectivos autores.

EDITORA CONHECIMENTO LIVRE

Conselho Editorial

MSc Edson Ribeiro de Britto de Almeida Junior

MSc Humberto Costa

MSc Thays Merçon

MSc Adalberto Zorzo

MSc Taiane Aparecida Ribeiro Nepomoceno

PHD Willian Douglas Guilherme

MSc Andrea Carla Agnes e Silva Pinto

Dr. Walmir Fernandes Pereira

MSc Edisio Alves de Aguiar Junior

MSc Rodrigo Sanchotene Silva

MSc Adriano Pereira da Silva

MSc Guilherme Fernando Ribeiro

MSc Fabricio Vieira Cavalcante

PHD Marcus Fernando da Silva Praxedes

MSc Simone Buchignani Maigret

Dr. Adilson Tadeu Basquerote

Dra. Thays Zigante Furlan

MSc Camila Concato

PHD Miguel Adriano Inácio

Dra. Anelisa Mota Gregoleti

PHD Jesus Rodrigues Lemos

MSc Karine Moreira Gomes Sales

Dr. Saulo Cerqueira de Aguiar Soares

MSc Pedro Panhoca da Silva

MSc Helton Rangel Coutinho Junior

MSc Carlos Augusto Zilli

MSc Euvaldo de Sousa Costa Junior

Dra. Suely Lopes de Azevedo

Dr. Francisco Odecio Sales

MSc Ezequiel Martins Ferreira

MSc Eliane Avelina de Azevedo Sampaio

MSc Carlos Eduardo De Oliveira Gontijo

Dr. Rodrigo Couto Santos

Dra. Milena Gaion Malosso

PHD Marcos Pereira Dos Santos

Editora Conhecimento Livre
Goiânia-GO
2026

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 5
ANÁLISE COMPARATIVA DE ALGORITMOS DE CLUSTERIZAÇÃO EM REGIMES SAZONAIS DE POLUIÇÃO ATMOSFÉRICA, CONDIÇÕES CLIMÁTICAS E INTERNAÇÕES HOSPITALARES
Lucas Rover
Yara de Souza Tadano
Hugo Valadares Siqueira
DOI 10.37423/260410910

CAPÍTULO 2 27
APLICABILIDADE DOS PRINCÍPIOS DA QUÍMICA VERDE EM INDÚSTRIAS QUÍMICAS BRASILEIRAS
Francisca Viviane de Araújo Vieira
João Pedro Rodrigues Dutra
Artemis Pessoa Guimarães
DOI 10.37423/260410916

CAPÍTULO 3 43
BIODIESEL NA MATRIZ ENERGÉTICA BRASILEIRA: ESTUDO DE PREVISÃO DE PRODUÇÃO BASEADO EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS
Letícia da Costa Silva
Emanuel Welison Gueiros Gaspar
Antonio Alisson Pessoa Guimarães
Artemis Pessoa Guimarães
DOI 10.37423/260410919

CAPÍTULO 4 58
EFEITO DE EXTRATOS AQUOSOS DO CAPIM COLONIÃO NA GERMINAÇÃO E NO VIGOR DE SEMENTES DE MILHO (ZEA MAYS L.)
Daliciane Rodrigues Guilherme
Thalyta Oliveira De Castro
Vanessa Rodrigues
Angelo Ricardo Balduino
DOI 10.37423/260511017

Capítulo 1

10.37423/260410910

ANÁLISE COMPARATIVA DE ALGORITMOS DE CLUSTERIZAÇÃO EM REGIMES SAZONAIS DE POLUIÇÃO ATMOSFÉRICA, CONDIÇÕES CLIMÁTICAS E INTERNAÇÕES HOSPITALARES

Lucas Rover — *Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR)*

Yara de Souza Tadano — *Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR)*

Hugo Valadares Siqueira — *Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR)*

RESUMO

A dinâmica entre poluição atmosférica, clima e saúde é complexa e não-linear, dificultando a identificação de padrões. Este estudo aplicou e comparou cinco algoritmos de clusterização (K-Means, Agglomerative, DBSCAN, GMM e Spectral Clustering) para detectar regimes ambientais associados a internações por doenças respiratórias e circulatórias em 577 dias de observação (2016–2018) em Ponta Grossa (PR). Foram analisadas 10 variáveis ambientais, com exclusão de variáveis de desfecho para garantir agrupamentos baseados apenas em perfis climáticos e de poluição. O K-Means apresentou melhor desempenho (Silhouette = 0,192; Davies-Bouldin = 1,635; Calinski-Harabasz = 125,8), revelando 4 clusters ambientalmente coesos. O cluster "frio e seco com vento forte" apresentou as maiores médias de internações respiratórias, enquanto o cluster “chuvoso e úmido” registrou os menores níveis. A análise por PCA confirmou separabilidade parcial entre os grupos. Os resultados reforçam a eficácia da clusterização na análise exploratória de sistemas ambientais complexos e oferecem subsídios para políticas de saúde ambiental

Palavras-chave: poluição atmosférica, saúde populacional, clusterização, aprendizado não supervisionado.

1 INTRODUÇÃO

A qualidade do ar é um fator determinante para a saúde pública global, com forte associação entre a exposição a poluentes atmosféricos e o aumento de doenças respiratórias e cardiovasculares [1], [2]. Compreender a dinâmica complexa entre níveis de poluição, variações climáticas e os impactos resultantes na saúde populacional é crucial para o desenvolvimento de políticas públicas eficazes e estratégias de mitigação [3]. Contudo, a natureza multifatorial e frequentemente não linear dessas interações representa um desafio significativo para métodos analíticos tradicionais [4].

Técnicas de Inteligência Computacional, como algoritmos de clusterização, oferecem abordagens poderosas para a análise exploratória de grandes volumes de dados multidimensionais, permitindo a identificação de padrões e estruturas intrínsecas, que podem não ser aparentes a priori [5], [6]. A clusterização pode agrupar dias ou períodos com características ambientais, climáticas e de saúde semelhantes, revelando "regimes" ou "cenários" típicos.

Este trabalho tem o objetivo de comparar o desempenho de diferentes algoritmos de clusterização para identificação de padrões climáticos em estudos de poluição atmosférica e seus impactos à saúde. Para tanto, um conjunto de dados integrado da cidade de Ponta Grossa, Paraná, abrangendo o período entre 2016 e 2018 será utilizado. O conjunto de dados inclui concentrações diárias de material particulado fino ($MP_{2.5}$), diversas variáveis meteorológicas e contagens diárias de internações hospitalares por causas respiratórias (CID-10 J01-J99) e circulatórias (CID-10 I01-I99). O objetivo principal é identificar grupos (clusters) de dias com perfis distintos de poluição, clima e saúde, e caracterizar esses perfis para entender melhor as condições associadas a diferentes níveis de risco à saúde na população local.

A contribuição deste artigo reside na demonstração metodológica e aplicada de como os algoritmos de clusterização podem ser usados para desvendar padrões complexos e não-lineares que associam condições ambientais e de poluição a desfechos de saúde pública em um contexto específico, fornecendo insights acionáveis para a saúde local. Além disso, ele traz uma comparação sistemática de performances da aplicação de cinco diferentes algoritmos de clusterização (K-Means, Agglomerative Clustering, DBSCAN, GMM, Spectral Clustering) usando métricas de validação interna (Silhouette, Davies-Bouldin, Calinski-Harabasz).

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: A Seção 2 apresenta uma breve revisão de trabalhos relacionados que utilizam clusterização em contextos similares. A Seção 3 detalha a

metodologia empregada, incluindo a coleta, pré-processamento dos dados e a aplicação. A Seção 4 apresenta e discute os resultados da clusterização. Finalmente, a Seção 5 conclui o trabalho e aponta direções futuras.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

A aplicação de algoritmos de clusterização para analisar dados de poluição atmosférica e meteorológicos tem sido muito explorada na literatura. Técnicas como K-Means, análise hierárquica e DBSCAN são frequentemente utilizadas para identificar padrões espaciais ou temporais, agrupar estações de monitoramento com perfis similares ou caracterizar dias com diferentes condições de qualidade do ar.

Paulose et al. [7] utilizaram K-Means para agrupar regiões de Delhi, Índia, com base nas concentrações de múltiplos poluentes ($PM_{2,5}$, PM_{10}, NO_2, SO_2), identificando áreas de maior risco e padrões sazonais claros, correlacionando-os com doenças respiratórias crônicas. Grace et al. [8] desenvolveram uma versão aprimorada do K-Means para analisar dados de sensores de poluição em tempo real, superando limitações da inicialização aleatória e demonstrando melhor acurácia na determinação do Índice de Qualidade do Ar (AQI) em comparação com outros métodos.

Godoy et al. [9] aplicaram K-medoids e regras de associação (Apriori) para analisar concentrações de $MP_{2,5}$ no estado de São Paulo, identificando grupos de estações (metropolitanas vs. afastadas) e padrões sazonais (picos no inverno), além de associar períodos críticos de poluição a condições meteorológicas adversas (baixa umidade, vento fraco, baixas temperaturas). Outros estudos exploraram métodos híbridos, como a combinação de DBSCAN com Redes Neurais Profundas [10] ou CNN-LSTM [11], visando capturar características espaço-temporais mais complexas para fins de previsão, embora a clusterização frequentemente sirva como uma etapa exploratória inicial ou componente desses modelos.

Apesar dos avanços na área, poucos estudos exploram a inclusão de variáveis relacionadas à saúde populacional na clusterização. Desta forma, a análise integrada de dados de poluição, múltiplas variáveis climáticas e dados de saúde (como internações hospitalares) por meio de clusterização ainda oferece oportunidades, especialmente para cidades fora dos grandes centros metropolitanos globais, que também são fortemente impactadas pela poluição atmosférica, visto que nenhum nível de concentração de $MP_{2,5}$ pode ser considerado seguro para a saúde humana [17].

3 METODOLOGIA

Este estudo configura-se como uma análise observacional, retrospectiva e exploratória, utilizando dados para investigar associações entre fatores ambientais (condições climáticas e poluição atmosférica) e desfechos de saúde (internações hospitalares por doenças respiratórias e circulatórias) na cidade de Ponta Grossa, Paraná, Brasil. O objetivo principal foi comparar os diferentes métodos de clusterização aplicados na identificação de padrões ambientais diários distintos e caracterizar esses padrões em relação às médias de internações hospitalares observadas.

O conjunto de dados abrange o período de 1 º de outubro de 2016 a 30 de abril de 2018 (577 observações diárias) [12]. As variáveis incluídas e suas respectivas fontes foram:

- Poluição Atmosférica ($MP_{2,5}$): Medições diárias de concentração de Material Particulado fino ($\mu g\ m^{-3}$), obtidas com amostrador inercial Harvard [12].

- Dados Meteorológicos: Variáveis diárias obtidas do Sistema de Tecnologia e Monitoramento Ambiental do Paraná (SIMEPAR) e do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), incluem: temperatura máxima (C), média (C), mínima (C), umidade relativa (%), precipitação (mm), radiação solar (W/m^2), pressão atmosférica (hPa), direção do vento (graus) e velocidade do vento (m/s).

- Dados de Saúde: Contagens diárias de internações hospitalares por Doenças do Aparelho Respiratório (CID-10 J01-J99) e por Doenças do Aparelho Circulatório (CID-10 I01-I99), extraídas do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DataSUS) [13] para residentes de Ponta Grossa.

A. Pré-processamento dos Dados

O pré-processamento dos dados foi realizado em etapas sequenciais rigorosas utilizando a linguagem Python e a biblioteca Pandas para assegurar a qualidade analítica dos dados:

1) Carregamento e Limpeza Inicial: Os dados foram carregados e seus formatos foram padronizados para facilitar a manipulação. Colunas de metadados e a colunas reduntantes foram removidas. Além disso, garantiu-se a ordenação cronológica das observações e assegurou-se que todas as colunas destinadas à análise numérica fossem convertidas para tipos numéricos apropriados (inteiro ou ponto flutuante).

2) Tratamento de Dados Ausentes: foi realizada uma análise quantitativa *(isnull().sum())* e visual *(missingno.matrix)* dos dados ausentes e, baseado nisso, fez-se a imputação utilizando a mediana de cada variável. Essa abordagem evita a distorção que a média poderia causar em distribuições assimétricas e preserva a integridade temporal do dataset.

3) Escaolamento de Features para Clusterização: Para a análise de clusterização, foram selecionadas exclusivamente as seguintes dez variáveis ambientais a partir de uma análise prévia de correlação*:mp25, dir_vento* (direção do vento), *prec, rad_solar* (radiação solar), *temp_max* (temperatura máxima), *temp_med* (temperatura média), *temp_min* (temperatura mínima), *umid_rel* (umidade relativa), *pressao, vel_vento* (velocidade do vento). O objetivo foi agrupar os dias com base em seus perfis ambientais intrínsecos. Todas as variáveis foram normalizadas por padronização (Standard-ization), implementada pela classe *StandardScaler* do Scikit-learn.

A padronização transforma os dados para terem média = 0 e desvio padrão = 1. Isso é crucial para algoritmos de clusterização sensíveis à escala das variáveis (como K-Means, DBSCAN, Hierárquico), garantindo que todas as variáveis contribuam de forma equitativa para as métricas de distância ou variância, sem que variáveis com magnitudes maiores dominem o processo. Os dados originais foram mantidos para a EDA e interpretação dos clusters.

B. Análise Exploratória de Dados (EDA)

Uma EDA foi conduzida sobre os dados pré-processados (antes do escalonamento) para compreender suas características e identificar padrões iniciais:

- Estatísticas Descritivas: Calculadas (média, mediana, desvio padrão, quartis, mínimo, máximo) para resumir a tendência central, dispersão e amplitude das variáveis numéricas.

- Análise de Distribuição: Histogramas e gráficos de densidade de Kernel (KDE) foram gerados (utilizando Seaborn) para visualizar a forma da distribuição de variáveis chave (internações, $MP_{2,5}$, variáveis climáticas selecionadas) e avaliar simetria ou assimetria.

- Análise de Outliers: Box plots (Seaborn) foram utilizados para identificar visualmente valores atípicos. Decidiu-se por manter os outliers, justificando que poderiam representar eventos ambientais extremos reais relevantes para a análise.

- Análise de Correlação: A matriz de correlação de Pearson foi calculada entre todas as variáveis numéricas relevantes para identificar relações lineares.

C. Análise de Clusterização Comparativa

O núcleo da análise consistiu na aplicação e comparação de cinco algoritmos de clusterização distintos ao conjunto de dados ambientais padronizados. Foram selecionados os seguintes algoritmos, no intuito de contemplar diferentes pressupostos sobre a estrutura dos dados:

- K-Means: Baseado em centróides, particional, adequado para clusters aproximadamente esféricos e amplamente usado em estudos ambientais.

- Agglomerative Clustering (Ward): Hierárquico aglomerativo, utilizando o critério de minimização da variância de Ward, captura hierarquias e pode identificar estruturas mais complexas.

- DBSCAN: Baseado em densidade, útil para dados com ruído e clusters de densidade variável, embora dependa fortemente da calibração dos parâmetros.

- Gaussian Mixture Models (GMM): Baseado em modelos probabilísticos de mistura, é ideal para dados com ruído e clusters de densidade variável, embora dependa fortemente da calibração dos parâmetros.

- Spectral Clustering: Baseado em grafos e análise espectral, indicado para dados não lineares, explorando a conectividade via grafos.

A seleção visou abranger diferentes pressupostos sobre a estrutura dos dados (clusters esféricos, hierárquicos, de densidade variável, formas arbitrárias, etc.), permitindo uma avaliação comparativa robusta da adequação de cada método ao dataset.

D. Determinação de Parâmetros

Para K-Means, Agglomerative, GMM, Spectral: O número ótimo de clusters (k) foi investigado utilizando o Método do Cotovelo (Elbow Method), analisando a inércia intra-cluster (Soma dos Quadrados Intra-clusters - WCSS) para K-Means, e a Análise de Silhueta, calculando o score médio de silhueta para cada k em um intervalo de 2 a 15 clusters. Com base na inspeção visual dos gráficos

resultantes e na busca por um ponto de inflexão (cotovelo) ou pico (silhueta), k = 4 foi determinado como o número mais apropriado para estes algoritmos neste dataset.

Para DBSCAN, os parâmetros *eps* (raio da vizinhança) e *min_samples* (número mínimo de pontos na vizinhança) foram determinados da seguinte forma: *min_samples* foi definido heuristicamente como 2 vezes o número de features (2×10 = 20). O valor de *eps* foi estimado analisando o gráfico de k-distance (distância para o 20º vizinho mais próximo), identificando o "cotovelo" (ponto de máxima curvatura) no gráfico, que ocorreu aproximadamente em *eps* = 3.0.

Cada um dos cinco algoritmos foi ajustado ao conjunto de dados ambientais padronizado (*X_cluster*), e os rótulos de cluster resultantes para cada ponto de dado (dia) foram armazenados.

E. Avaliação e Comparação dos Métodos

A qualidade dos clusters gerados por cada algoritmo foi avaliada utilizando métricas de validação interna, que não requerem conhecimento prévio dos "clusters verdadeiros". As métricas selecionadas foram:

- Coeficiente de Silhueta: Mede a coesão intra-cluster e a separação inter-cluster (valores próximos de 1 são melhores).
- Índice de Davies-Bouldin: Mede a razão entre a dispersão intra-cluster e a separação inter-cluster (valores próximos de 0 são melhores).
- Índice de Calinski-Harabasz: Mede a razão entre a variância inter-cluster e a variância intra-cluster (valores mais altos são melhores).

Os scores dessas métricas foram calculados para os resultados de cada algoritmo (exceto para DBSCAN, que falhou em produzir mais de um cluster significativo com os parâmetros definidos). Os algoritmos foram classificados com base nesses scores para determinar qual produziu a estrutura de cluster mais estatisticamente significativa e robusta para o dataset estudado.

F. Caracterização e Interpretação dos Clusters

Para interpretar o significado dos agrupamentos encontrados pelo algoritmo de melhor desempenho (K-Means com k = 4) foram adicionados os rótulos de cluster de volta ao DataFrame original (não escalonado). As médias e medianas de todas as variáveis ambientais e das variáveis de internação (*int_resp, int_circ*) foram calculadas para cada um dos 4 clusters. A contagem de dias pertencentes a cada cluster foi determinada. Com base nessas estatísticas descritivas por cluster, foi realizada uma interpretação qualitativa para descrever o perfil ambiental típico de cada cluster e analisar se havia associações aparentes entre esses perfis e os níveis médios de internações respiratórias e circulatórias.

Para visualização, a técnica de Análise de Componente Principal (ACP) foi utilizada para reduzir a dimensionalidade das 10 features ambientais para 2 componentes principais. Um scatter plot foi gerado para visualizar os dias (pontos) coloridos por seus respectivos rótulos de cluster K-Means no espaço ACP, auxiliando na avaliação visual da separação dos clusters.

G. Ferramentas Computacionais

Toda a análise de dados, pré-processamento, implementação dos algoritmos de clusterização, cálculo de métricas e geração de visualizações foram realizados utilizando a linguagem de programação Python e as seguintes bibliotecas científicas principais:

- Pandas: Para manipulação e análise de dados tabulares.
- NumPy: Para operações numéricas eficientes.
- Scikit-learn: Para implementação dos algoritmos de clusterização (KMeans, AgglomerativeClustering, DBSCAN, GaussianMixture, SpectralClustering), pré-processamento (*StandardScaler, SimpleImputer*), cálculo de métricas de avaliação (*silhouette_score, davies_bouldin_score, calinski_harabasz_score*) e ACP.
- Matplotlib e Seaborn: Para geração de gráficos estáticos (histogramas, box plots, séries temporais, heatmaps, scatter plots).
- Missingno: Para visualização de padrões de dados ausentes.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O conjunto de dados foi submetido a um fluxo robusto de pré-processamento, essencial para garantir a qualidade analítica e a comparabilidade entre variáveis com diferentes escalas e distribuições conforme descrito na seção metodológica. Para a análise exploratório dos dados, foram aplicadas estatísticas descritivas e gráficos para caracterizar o comportamento das variáveis ambientais, de poluição e de saúde.

A. Análise Exploratória de Dados (EDA)

O conjunto de dados compreendeu 577 observações, que foram previamente tratadas, e contém variáveis ambientais, meteorológicas e de saúde pública. A análise descritiva mostrada na Tabela I fornece uma visão inicial sobre a distribuição, centralidade e dispersão dessas variáveis.

As estatísticas descritivas revelam alta variabilidade intra-anual em variáveis como precipitação, radiação, $MP_{2,5}$ e temperatura mínima. A dispersão nos dados e a presença de assimetrias justificam o uso de técnicas robustas de normalização (como o *StandardScaler*) e a aplicação de métodos de clusterização multivariada, capazes de identificar padrões não lineares e segmentar regimes ambientais com maior precisão.

Essa análise oferece uma base sólida para interpretar os agrupamentos obtidos e suas implicações em saúde pública, considerando tanto os eventos extremos (outliers) quanto os padrões centrais do sistema clima-poluição-saúde.

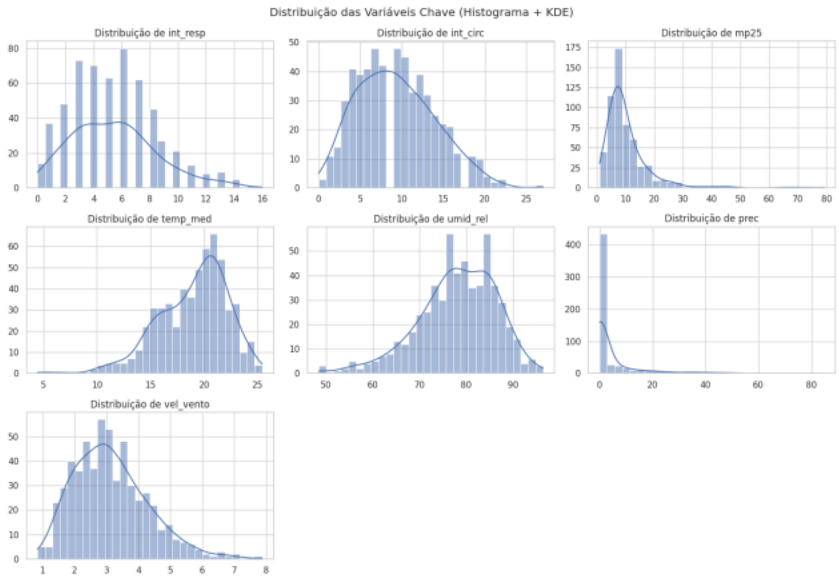
TABELA I: Estatísticas Descritivas das Variáveis Analisadas (N=577)

Variável	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
int_resp	577,00	5,43	3,06	0,00	3,00	5,00	7,00	16,00
int_circ	577,00	9,29	4,69	0,00	6,00	9,00	12,00	27,00
mp25	577,00	10,38	8,48	0,93	5,82	8,27	11,98	79,16
dir_vento	577,00	144,12	101,27	0,00	90,00	90,00	270,00	315,00
prec	577,00	4,63	11,07	0,00	0,00	0,00	2,80	84,80
rad_solar	577,00	881,51	239,59	176,70	713,80	921,00	1073,00	1357,00
temp_max	577,00	25,24	4,15	11,20	22,10	25,70	28,40	33,70
temp_med	577,00	18,97	3,25	4,46	16,77	19,57	21,24	25,41
temp_min	577,00	14,53	3,44	0,00	12,70	15,00	17,20	20,30
umid_rel	577,00	78,05	8,33	48,39	73,15	78,65	84,35	96,45
pressao	577,00	915,71	3,74	906,58	913,17	915,29	918,12	927,55
vel_vento	577,00	3,13	1,16	0,84	2,30	3,00	3,83	7,87
diasem	577,00	4,00	2,01	1,00	2,00	4,00	6,00	7,00
feriado	577,00	0,10	0,31	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00

B. Análise de Distribuição de Variáveis Chave

A análise exploratória das distribuições empíricas das variáveis-chave revela características assimétricas e não-normais que influenciam diretamente a escolha dos métodos estatísticos e a interpretação dos resultados, conforme demonstrado na Figura 1.

Fig. 1: Distribuição das Variáveis Chave (Histograma + KDE).



As variáveis de saúde (*int_resp e int_circ*), apresentam distribuições fortemente assimétricas à direita. Essa estrutura sugere a presença de dias atípicos ou surtos localizados, os quais, embora raros, exercem impacto relevante sobre a média. Este tipo de assimetria reforça a necessidade de análises baseadas em medidas robustas de tendência central, como a mediana, além de cuidados na modelagem preditiva para não superestimar padrões baseados em outliers.

A distribuição da variável *mp25* (concentração de $MP_{2,5}$) também é assimétrica à direita, com grande concentração de valores altos (acima de 10 µg m^{-3}) e uma cauda longa representando episódios de poluição atmosférica acentuados. A variável *temp_med* (temperatura média) apresenta uma distribuição relativamente simétrica, possivelmente com bimodalidade leve, refletindo a sazonalidade do clima local (ex: verão vs inverno). Essa distribuição sugere que o uso de medidas como média e desvio padrão é apropriado neste caso, e pode indicar a existência de dois regimes térmicos relativamente distintos ao longo do ano.

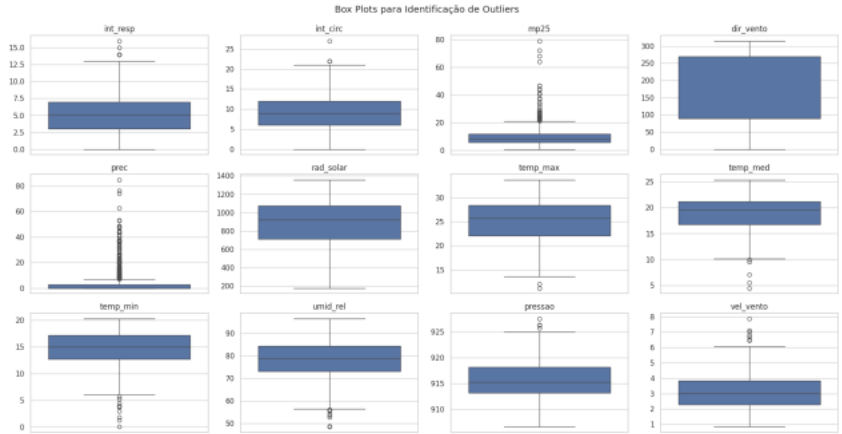
A variável *umid_rel* (umidade relativa) mostra uma assimetria à esquerda, com forte concentração de valores elevados (acima de 70 %). Essa distribuição é típica de climas úmidos, onde há pouca variação

em relação à umidade, exceto em dias de secura atípica. Tais observações com umidade anormalmente baixa podem, no entanto, estar associadas a picos de internações respiratórias, sendo importantes para análises de associação. A *prec* (precipitação) é uma das variáveis mais fortemente assimétricas à direita, com mediana igual a zero, indicando que a maioria dos dias não registra chuva significativa. A cauda longa representa poucos dias de chuvas intensas, o que é comum em regiões com regimes pluviométricos concentrados. Essa estrutura justifica o uso de métodos não-paramétricos ou transformações logarítmicas em análises de regressão. A *vel_vento* (velocidade do vento) também exibe assimetria à direita, com maioria dos registros abaixo de 4 m/s e uma cauda com ventos mais intensos. Essa distribuição impacta a dispersão de poluentes e pode modular os efeitos da qualidade do ar sobre a saúde.

C. Análise de Outliers com Box Plots

Durante a análise exploratória de dados, foi possível identificar a presença de outliers potenciais em diversas variáveis ambientais e de saúde. Esses valores extremos foram evidenciados, principalmente, por pontos fora dos "whiskers" observado na Figura 2, indicando observações que se distanciam significativamente do intervalo interquartil (IQR).

Fig. 2: Box Plots para Identificação de Outliers.



A presença desses outliers em variáveis como $MP_{2,5}$, precipitação e temperaturas, com destaque para os valores extremos de poluição e chuva intensa. Esses outliers, longe de representarem erros, são plausíveis do ponto de vista ambiental e refletem eventos reais e críticos — como dias altamente poluídos ou com precipitação extrema. Espera-se que as técnicas de clusterização adotadas sejam

robustas e capazes de agrupar esses dias atípicos em padrões específicos, preservando a integridade e a riqueza dos dados.

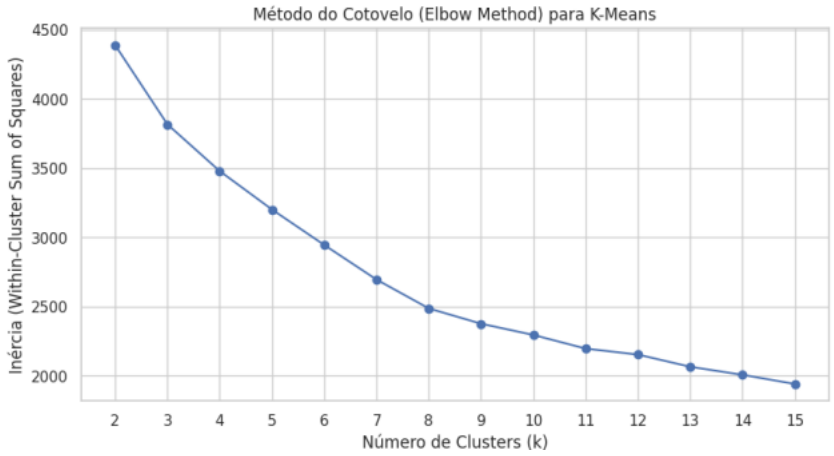
D. Análise de Correlação

A análise de correlação linear entre as variáveis ambientais e os desfechos de saúde (internações por causas respiratórias e circulatórias) demonstrou associações fracas ou nulas na maioria dos casos. As relações mais expressivas, foram entre internações por doenças circulatórias e respitarórias (0,36) e internações por doenças respiratórias e temperatura mínima (-0,34) indicando que relações lineares simples não capturam bem a complexidade subjacente entre ambiente e saúde. Tal evidência justifica a adoção de métodos não supervisionados, como a clusterização, para identificação de padrões multivariados latentes que escapam às análises tradicionais.

E. Determinação do Número de Clusters (k)

A definição do número de clusters para os algoritmos K-Means, Agglomerative Clustering (Ward), Gaussian Mixture Model (GMM) e Spectral Clustering foi baseada em uma abordagem exploratória combinada, utilizando o método do cotovelo sobre a inércia (soma das distâncias intra-cluster) e a análise do coeficiente de Silhueta para diferentes valores de k. Os gráficos apresentados nas Figuras 3 e 4, mostram que a configuração com 4 clusters representou o melhor equilíbrio entre parcimônia e separabilidade, sendo o ponto de inflexão mais evidente no gráfico de inércia, ao mesmo tempo em que maximizava a separação e coesão entre os grupos no índice de Silhueta.

Fig. 3: Método do Cotovelo (Elbow Method) para K-Means.



A clusterização foi realizada com base em 10 var-iáveis ambientais e de poluição (*mp25, dir_vento, prec, rad_solar, temp_max, temp_med, temp_min, umid_rel, pressao, vel_vento*), a fim de garantir que os clusters refletissem estruturas ambientais puras, sem interferência direta de resultados ou datas.

Para o DBSCAN, que não requer a definição prévia de k, os parâmetros foram ajustados com base no gráfico k-distance (Figura 5), definindo *eps* = 3.0 como o ponto de inflexão mais representativo e *min_samples* = 20, seguindo a heurística de número de dimensões. No entanto, o DBSCAN identificou apenas um cluster principal e 13 pontos de ruído, sugerindo que os dados não possuem densidades locais bem definidas sob esses parâmetros.

Fig. 4: Score de Silhueta para Diferentes k e Métodos.

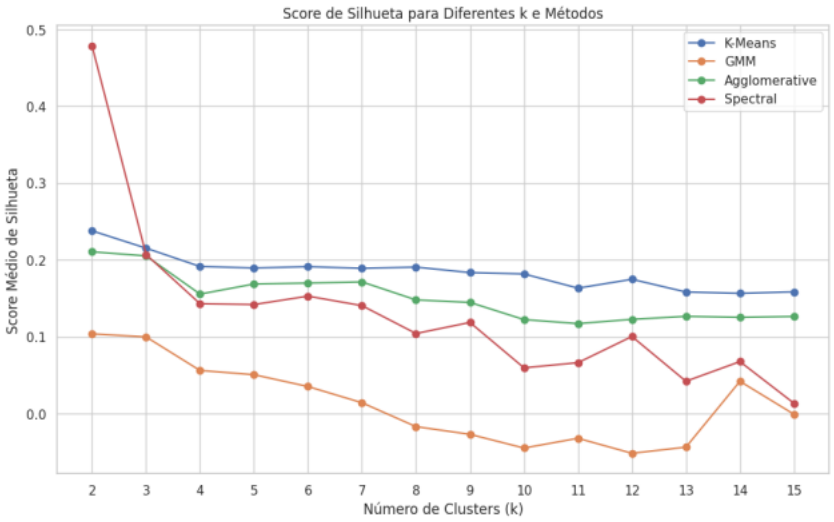
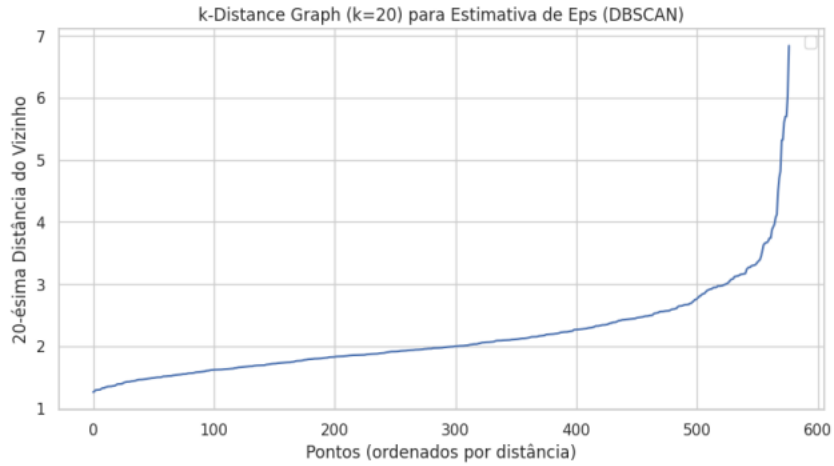


Fig. 5: k-Distance Graph (k=20) para Estimativa de Eps (DBSCAN).



Assim, a escolha de k = 4 se mostrou mais adequada para os algoritmos baseados em partição, hierarquia, distribuição e grafos, permitindo a identificação de padrões climáticos distintos e regimes ambientais coerentes, com suporte quantitativo robusto.

F. Avaliação e Comparação de Métodos

Com base na avaliação quantitativa das métricas de validação interna (Tabela II), o algoritmo K-Means apresentou o melhor desempenho geral entre os métodos de clusterização testados. A métrica Silhouette, que mede a coesão interna dos clusters em relação à separação entre grupos, alcançou um valor de 0,192 — o mais alto entre todos os modelos. Além disso, o índice Davies-Bouldin (1,635), que penaliza a sobreposição entre clusters, reforça essa qualidade ao indicar uma separação razoável entre os grupos formados. Complementando essa performance, o valor de Calinski-Harabasz (125,8) sugere que os clusters formados pelo K-Means são bem definidos, com alta variância intergrupo em relação à variância intragrupo. Esses resultados, em conjunto, sinalizam que o K-Means gerou agrupamentos com boa distinção estrutural e coesão interna.

O segundo melhor desempenho foi observado com o algoritmo Agglomerative (Ward), cujo valor de Silhouette foi de 0,156 e o índice Calinski-Harabasz atingiu 100,5. Apesar de ligeiramente inferiores ao K-Means, esses resultados ainda indicam uma estrutura de agrupamento com razoável coesão e separação. A abordagem hierárquica utilizada no Agglomerative pode ter capturado nuances estruturais nos dados, especialmente em contextos em que a forma dos clusters não é perfeitamente esférica.

Já o método Spectral Clustering apresentou uma avaliação mista. Embora tenha alcançado um bom valor de Davies-Bouldin (1,035) — o mais baixo entre os algoritmos testados, o que teoricamente indicaria clusters bem separados —, as demais métricas foram menos favoráveis. A Silhouette (0,143) e o índice Calinski-Harabasz (12,995) foram substancialmente mais baixos, sugerindo que os clusters gerados são menos compactos e apresentam maior sobreposição interna. Isso pode indicar que, embora os centróides estejam relativamente afastados, os dados dentro de cada cluster são mais dispersos ou mal definidos.

Enquanto o algoritmo Gaussian Mixture Model (GMM) teve o desempenho mais fraco entre os métodos baseados em k. A Silhouette foi a menor de todas (0,056), indicando fraca coesão intracluster e proximidade entre clusters distintos. Além disso, o índice Davies-Bouldin atingiu 2,823, sinalizando sobreposição elevada entre os grupos. O índice Calinski-Harabasz (37,561) também reforça esse diagnóstico de má separação e estrutura pouco definida nos agrupamentos. Esses resultados sugerem que a suposição de distribuição normal implícita no GMM pode não ser adequada para os dados analisados, resultando em clusters com baixa qualidade estrutural.

Por fim, o resultado do método DBSCAN encontrou 1 cluster e 13 pontos de ruído e as métricas indicam que, com *eps* = 3.0 e *min_samples* = 20, o algoritmo considerou quase todos os pontos como pertencentes a um único grande cluster de alta densidade (ou interconectados), classificando apenas alguns como ruído. Isso sugere que os dados não têm uma estrutura de densidade clara que o DBSCAN possa capturar com esses parâmetros, ou os parâmetros precisam de um ajuste mais fino (talvez um eps menor ou *min_samples* diferente).

TABELA II: Métricas de Validação Interna por Algoritmo (k=4, exceto DBSCAN)

Algoritmo	Silhouette	Davies-Bouldin	Calinski-Harabasz	Num_Clusters
K-Means	0,192	1,635	125,847	4,000
Agglomerative	0,156	1,884	100,505	4,000
Spectral	0,143	1,035	12,995	4,000
GMM	0,056	2,823	37,561	4,000
DBSCAN	−1,000	inf	0,000	1,000

G. Caracterização dos Clusters K-means

Com base na análise das médias dos clusters gerados via K-Means, é possível caracterizar distintos regimes ambientais e seus respectivos impactos sobre indicadores de saúde. A partir das Tabelas III e IV, são descritos os perfis de cada cluster, utilizando as médias, e tendo as medianas como apoio confirmatório da consistência desses padrões

TABELA III: Medianas das Variáveis por Cluster (K-Means, k=4)

Cluster	mp25	dir_vento	prec	rad_solar	temp_max	temp_med	temp_min	umid_rel	pressao	vel_vento	int_resp	int_circ
Cluster 0	7,18	90,00	13,90	631,00	23,45	19,38	16,60	87,32	913,73	2,81	4,00	8,00
Cluster 1	7,96	90,00	0,00	720,00	21,30	15,35	11,20	77,64	919,14	3,83	7,00	9,00
Cluster 2	8,27	315,00	0,00	1055,50	27,15	20,62	16,65	80,65	914,55	2,86	5,00	9,00
Cluster 3	8,62	90,00	0,00	1044,50	28,50	21,18	15,80	73,88	914,11	2,81	5,00	9,00

TABELA IV: Médias das Variáveis por Cluster (K-Means, k=4)

Cluster	mp25	dir_vento	prec	rad_solar	temp_max	temp_med	temp_min	umid_rel	pressao	vel_vento	int_resp	int_circ
Cluster 0	7,96	125,24	19,16	645,90	23,36	18,99	16,15	87,20	913,52	2,93	4,72	8,28
Cluster 1	10,15	127,64	0,45	759,64	20,92	15,00	10,74	77,50	919,53	3,65	6,72	9,70
Cluster 2	10,09	302,69	2,70	1013,16	27,21	20,71	16,28	79,10	914,57	2,88	4,78	9,40
Cluster 3	11,94	84,98	1,36	1029,07	28,52	21,12	15,72	73,20	914,47	2,95	5,13	9,43

1) Cluster 0 – “Chuvoso e Úmido" (106 dias): Este grupo é caracterizado por um ambiente predominantemente chuvoso, com precipitação média de 19,16 mm, alta umidade relativa (87,2 %) e radiação solar reduzida (645,9 W/m^2) — condições típicas de dias encobertos ou fortemente nublados. As temperaturas se mantêm em níveis moderados (temperatura média de 19 C) e a pressão

atmosférica é relativamente baixa (913,52 hPa), o que reforça a presença de sistemas meteorológicos de instabilidade. No que diz respeito à poluição, os níveis de material particulado fino ($MP_{2,5}$) são os mais baixos entre os clusters (7,96 µg m^{-3}), sugerindo que a alta umidade e as chuvas contribuem significativamente para a dispersão e deposição dos poluentes atmosféricos. Do ponto de vista da saúde pública, este cluster está associado às menores médias de internações por doenças circulatórias (8,28) e respiratórias (4,72), indicando um ambiente menos agressivo tanto em termos térmicos quanto de qualidade do ar.

2) Cluster 1 - "Frio e Vento Forte" (159 dias): Este cluster representa um ambiente marcadamente frio, com a temperatura média mais baixa (15,0 C) e mínima de 10,7 C. A pressão atmosférica é a mais alta entre os grupos (919,53 hPa), e a velocidade média do vento (3,65 m/s) também é superior, refletindo a atuação de massas de ar mais densas e secas. A precipitação é baixa (0,45 mm) e a umidade relativa reduzida (77,5 %), compondo um cenário frio e seco. A radiação solar é intermediária-baixa, e os níveis de $MP_{2.5}$ são intermediários (10,15 µg m^{-3}). Este regime climático se relaciona com os piores desfechos em saúde respiratória, apresentando a maior média de internações respiratórias (6,72), além de internações circulatórias também elevadas (9,70). Esse perfil indica um potencial agravamento de doenças cardiovasculares e respiratórias associado ao frio, ar seco e maior transporte de poluentes por ventos mais intensos.

3) Cluster 2 - "Quente, Vento Oeste/Noroeste" (106 dias): Definido por temperaturas elevadas (média de 20,7 C) e radiação solar intensa (1013,2 W/m^2), este cluster reflete dias quentes e relativamente estáveis, com baixo volume de precipitação (2,7 mm). A direção do vento predominante é de Oeste/Noroeste (302°), fator importante para o transporte de poluentes regionais. A umidade é intermediária (79,1 %) e a velocidade do vento é mais baixa (2,88 m/s). O nível de $MP_{2.5}$ permanece intermediário (10,09 µg m^{-3}). Sob essa configuração, observa-se um nível reduzido de internações respiratórias (4,78), o que pode estar relacionado ao maior conforto térmico e menor presença de frentes frias. Entretanto, as internações circulatórias são intermediárias a altas (9,40), sugerindo que o calor e a exposição solar prolongada ainda podem representar um risco cardiovascular moderado.

4) Cluster 3 - "Quente, Seco, Alta Radiação e Poluído" (206 dias): Este é o cluster mais frequente, refletindo o padrão climático dominante ao longo do período analisado. Apresenta as temperaturas médias mais altas (21,1 C), acompanhadas da maior radiação solar (1029,1 W/m^2) e da menor precipitação (1,36 mm). A umidade relativa é a mais baixa entre todos os grupos (73,2 %), o que

acentua o caráter seco. A direção do vento predominante é de Leste/Nordeste (85°), e os níveis médios de $MP_{2.5}$ são os mais elevados (11,94 µg m^{-3}), indicando potencial acúmulo de poluentes. Esse cenário combina calor intenso, ar seco e poluição elevada, o que se traduz em níveis intermediários de internações respiratórias (5,13) e altas internações circulatórias (9,43). Tal perfil é compatível com o impacto fisiológico do estresse térmico combinado à má qualidade do ar, especialmente entre populações vulneráveis.

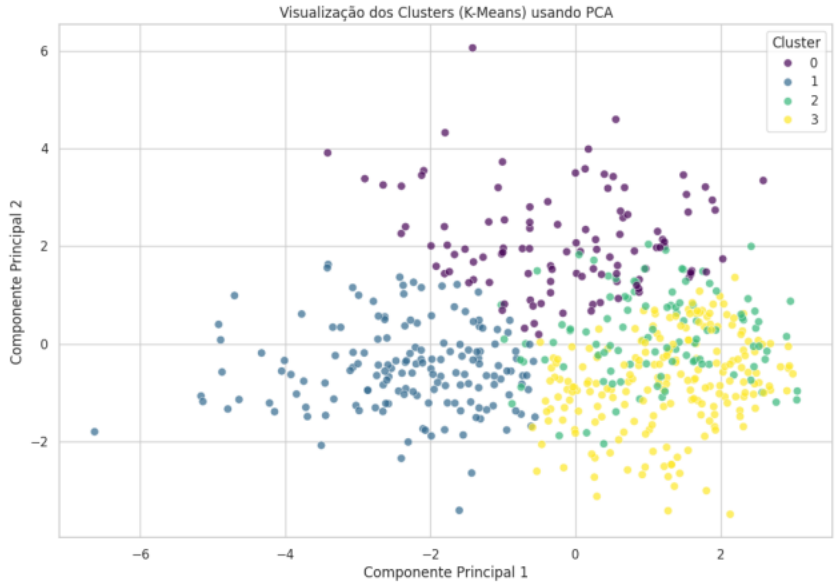
H. Interpretação Técnica da Variância Explicada

A decomposição dos dados ambientais em componentes principais revelou que os dois primeiros componentes (PCA1 e PCA2) explicam 53,10 % da variância total dos dados. Esse valor, embora razoável, também evidencia que quase metade da estrutura informacional ainda está dispersa em dimensões superiores.

De forma geral, o espaço projetado em 2D não é capaz de capturar completamente a complexidade multivariada do sistema. Isso é esperado em contextos com alta correlação entre variáveis ambientais (como temperatura, umidade e pressão), que exigem mais dimensões para uma representação fidedigna.

Dessa forma, a análise visual do gráfico PCA (Figura 6) permite verificar a coerência dos agrupamentos obtidos. Quando os clusters aparecem bem separados no gráfico bidimensional, isso sugere que há diferenciação substancial nas direções de maior variância — o que reforça a validade dos agrupamentos, alinhando-se com as métricas supracitadas.

Fig. 6: Visualização dos Clusters (K-Means) usando PCA.



5 CONCLUSÃO

Este estudo demonstrou a aplicabilidade e a eficácia de técnicas de clusterização para a identificação de regimes ambientais distintos em dados multivariados que integram poluição atmosférica, variáveis meteorológicas e desfechos em saúde. A abordagem exploratória, aplicada ao município de Ponta Grossa (PR) entre 2016 e 2018, evidenciou a complexidade das relações entre clima, qualidade do ar e internações hospitalares, reforçando a inadequação de métodos puramente lineares para representar tais dinâmicas.

Dentre os algoritmos avaliados, o K-Means apresentou o melhor desempenho com base em métricas de validação interna (Silhouette = 0,192; Davies-Bouldin = 1,635; Calinski-Harabasz = 125,8), revelando quatro clusters ambientalmente coesos e estatisticamente robustos. A caracterização dos grupos identificou padrões climáticos específicos, como o cluster “chuvoso e úmido” associado a menores níveis de internações, e o cluster "frio e seco com vento forte”, que apresentou as maiores médias de internações respiratórias. Essa associação sugere que certas configurações ambientais — especialmente frio intenso, ar seco e baixa dispersão de poluentes — estão mais fortemente ligadas a riscos à saúde.

A análise exploratória também destacou a presença de outliers e assimetrias marcantes em variáveis como precipitação, MP2,5 e internações, que, longe de serem removidos, foram in-terpretados como eventos críticos e incorporados na modelagem como parte essencial da variabilidade do sistema. O

uso da redução de dimensionalidade via PCA permitiu a visualização dos agrupamentos e confirmou visualmente a separabilidade relativa entre os clusters, embora os dois primeiros componentes explicassem apenas 53,1 % da variância total — um indicativo de que o sistema analisado possui uma estrutura informacional de alta complexidade.

A integração de métodos baseados em centroides, hierarquia, densidade e grafos demonstrou que, embora algoritmos como DBSCAN ou GMM tenham utilidade teórica em outros contextos, sua aplicação prática neste caso foi limitada por características específicas d os d ados, c omo b aixa densidade local e ausência de estrutura elipsoidal.

Portanto, este trabalho contribui metodologicamente ao demonstrar que a clusterização é uma ferramenta poderosa para explorar padrões latentes em sistemas ambientais complexos e, ao mesmo tempo, fornece subsídios aplicáveis para gestão hospitalar e vigilância em saúde ambiental. Estudos futuros poderão aprofundar essa abordagem com a integração de variáveis socioeconômicas, séries temporais multivariadas e modelos preditivos híbridos, ampliando a capacidade de antecipação e resposta a cenários críticos de risco à saúde coletiva.

AGRADECIMENTOS

Agradecimento à Fundação Araucária pela concessão de bolsa de mestrado via NAPI Emergência Climática e pela bolsa produtividade à Profa. Yara de Souza Tadano.

REFERÊNCIAS

[1] World Health Organization (WHO), WHO global air quality guidelines: particulate matter (PM2.5 and PM10), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide. Geneva: WHO, 2021. [Online]. Available: https://www.who.int/publications/i/item/9789240034228

[2] M. G. Arévalo León et al., "Air pollution and its impact on human health: A systematic review," Contribution to Environmental and Health Sciences, vol. 5, no. 2, pp. 85–102, 2023.

[3] L. G. Ardiles et al., "Negative binomial regression model to analyze the relationship between hospitalization and air pollution," Atmospheric Pollution Research, vol. 9, no. 2, pp. 333-341, 2018.

[4] Y. S. Tadano et al., "Impacto da Poluição Atmosférica e das Alterações Climáticas na Saúde Populacional utilizando Redes Neurais Artificiais," Revista da Associação Portuguesa de Análise Experimental de Tensões, vol. 29, pp. 35-42, 2017.

[5] S. Chander et al., "Unsupervised learning methods for data clustering," in Data Clustering: Algorithms and Applications, C. C. Aggarwal and C. K. Reddy, Eds. Chapman and Hall/CRC, 2021, pp. 41-64.

[6] R. Bonner, "On Some Clustering Techniques," IBM J. Res. Dev., vol. 8, no. 1, pp. 22-32, Jan. 1964.

[7] B. Paulose, S. Sabitha, R. Punhani, and I. Sahani, "Identification of Regions and Probable Health Risks Due to Air Pollution Using K-Mean Clustering Techniques," in Proc. Int. Conf. Computational Intelligence and Communication Technology (CICT), 2018, pp. 1-5.

[8] K. Grace et al., "Air pollution analysis using enhanced K-Means clustering algorithm for real time sensor data," in Proc. IEEE Region 10 Conf. (TENCON), 2016, pp. 2793-2797.

[9] A. R. L. Godoy et al., "Application of machine learning algorithms to PM2.5 concentration analysis in the state of São Paulo, Brazil," Revista Brasileira de Ciências Ambientais, vol. 56, pp. 152–165, Mar. 2021.

[10] X. Lu et al., "Estimating hourly PM2.5 concentrations using Himawari-8 AOD and a DBSCAN-modified deep learning model over the YRDUA, China," Atmospheric Pollution Research, vol. 12, no. 1, pp. 183–192, Jan. 2021.

[11] H. Dai et al., "Prediction of air pollutant concentration based on one-dimensional multi-scale CNN-LSTM considering spatial-temporal characteristics: A case study of Xi'an, China," Atmosphere, vol. 12, no. 12, p. 1626, Dec. 2021.

[12] R. B. Nishida, "Análise do Material Particulado Emitido na Cidade de Ponta Grossa," B.S. thesis, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, Brazil, 2017.

[13] Brasil, Ministério da Saúde, Departamento de Informática do SUS (DataSUS). [Online]. Available: http://www.datasus.gov.br

[14] H. Liu et al., "Transforming Complex Problems Into K-Means Solu-tions," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 45, no. 7, pp. 9149-9168, Jul. 2023.

[15] E. Schubert et al., "DBSCAN Revisited, Revisited: Why and How You Should (Still) Use DBSCAN," ACM Trans. Database Syst., vol. 42, no. 3, article 19, Jul. 2017.

[16] K. R. Shahapure and C. Nicholas, "Cluster Quality Analysis Using Silhouette Score," in Proc. IEEE 7th Int. Conf. Data Science and Advanced Analytics (DSAA), 2020, pp. 747-748.

[17] G. Polezer et al., "The new WHO air quality guidelines for PM2.5: predicament for small/medium cities" in Environmental Geochemistry and Health, vol. 45, no. 5, pp. 1841-1860, 2023.

Capítulo 2

10.37423/260410916

APLICABILIDADE DOS PRINCÍPIOS DA QUÍMICA VERDE EM INDÚSTRIAS QUÍMICAS BRASILEIRAS

Francisca Viviane de Araújo Vieira — *Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira*

João Pedro Rodrigues Dutra — *Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira*

Artemis Pessoa Guimarães — *Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira*

RESUMO

A indústria química desempenha um papel de destaque no desenvolvimento de atividades econômicas a nível mundial. Por outro lado, impactos negativos associados a esse setor também constituem uma preocupação global. O emprego de substâncias tóxicas e a geração de resíduos são exemplos significativos de fontes de poluição e degradação ambiental. Diante desse cenário, fazendo-se necessário buscar meios de minimizar os efeitos nocivos das práticas químicas, surge a Química Verde como uma abordagem promissora, fundamentada em princípios de desenvolvimento sustentável. Tais princípios foram propostos no início dos anos 90 e, desde então, vem ganhando espaço em atividades industriais, acadêmicas e em órgãos governamentais. O presente trabalho teve como objetivo avaliar a aplicabilidade dos 12 princípios da Química Verde (QV) em indústrias químicas brasileiras, focando na produção de materiais ecologicamente corretos no setor de produtos orgânicos. Para isso, foi realizado um estudo comparativo com inovações de empresas americanas, utilizando como base de dados o programa de premiação Presidential Green Chemistry Challenge (PGCC) da Agência de Proteção Ambiental dos EUA (EPA), abrangendo os anos de 1996 a 2024. As inovações "verdes" americanas (17 identificadas no setor) foram cruzadas com dados de empresas brasileiras fornecidas pela Associação Brasileira da Indústria Química (Abiquim). Os resultados indicam que o Brasil demonstra tendências semelhantes às dos EUA, com 14 empresas brasileiras identificadas na mesma linha de inovações, principalmente em biopolímeros, cosméticos, detergentes e fertilizantes. Observou-se que, em ambos os países, 11 dos 12 princípios da QV foram aplicados, não sendo identificado o princípio 6 (Eficiência Energética). Conclui-se que o Brasil está inserindo ativamente os conceitos de Química Verde, demonstrando conhecimento tecnológico e sustentável alinhado ao dos EUA no setor de produtos orgânicos.

Palavras-chave: Química Verde. Indústrias Químicas. Desenvolvimento Sustentável.

1 INTRODUÇÃO

O crescimento populacional tem impulsionado o aumento do consumo de bens essenciais e supérfluos, elevando consequentemente a demanda por produção na indústria química. Esse processo produtivo, embora fundamental para o atendimento das necessidades humanas, está intimamente associado à intensificação da degradação ambiental, que se manifesta desde a extração das matérias-primas até as etapas de manufatura, utilização e descarte dos produtos. As atividades inerentes ao setor químico podem envolver o emprego de substâncias potencialmente tóxicas e a geração de resíduos, configurando-se como importantes fontes de impacto ambiental.

A indústria química participa ativamente de quase todas as cadeias produtivas e complexos industriais, inclusive serviços e agricultura, desempenhando um papel de destaque no desenvolvimento das diversas atividades econômicas do mundo (Farias e Fávaro, 2011). Segundo projeções da Associação Brasileira da Indústria Química (Abiquim), os investimentos na indústria química brasileira podem alcançar R$ 1 bilhão até 2026. Esse movimento é, em grande parte, uma resposta à iminente extinção do Regime Especial da Indústria Química (REIQ) em 2027, levando as empresas a acelerarem seus projetos para aproveitar os incentivos fiscais ainda vigentes (Abiquim, 2025).

Um dos principais desafios concernentes à atuação da indústria química é a busca pela minimização dos impactos ambientais causados pelas atividades industriais. Nos anos 90 houve um movimento, em que se deu a devida importância da sustentabilidade dos recursos naturais na química, que logo passou a constituir os doze princípios da Química Verde. Estes princípios correspondem a um conjunto de estratégias que visam desenvolver processos que usem e gerem menor quantidade de materiais tóxicos e/ou inflamáveis, com objetivo de reduzir o impacto da atividade química ao ambiente.

Anastas e Warner (2000) sintetizaram os conceitos e os objetivos da Química Verde em doze princípios, servindo de guia para orientação na construção de produtos e processos ambientalmente corretos. Em síntese, os 12 princípios são descritos por Gomes et al. (2018) em uma pesquisa sobre desenvolvimento da Química Verde no cenário industrial brasileiro:

1. Prevenção de resíduos. Evitar a produção de resíduos e desperdícios é preferível ao seu tratamento após a formação;

2. Economia atômica. Os métodos sintéticos devem ser desenvolvidos no sentido de maximizar a incorporação de todos os materiais de partida no produto final;

3. Síntese de produtos menos perigosos. Sempre que possível, a síntese de um produto deve utilizar e originar substâncias de pouca ou nenhuma toxicidade para a saúde humana e o ambiente;

4. Desenvolvimento de produtos seguros. Os produtos devem ser desenvolvidos no sentido de poderem realizar a função desejada e, simultaneamente, não serem tóxicos;

5. Solventes e auxiliares químicos mais seguros. O uso de substâncias auxiliares (solventes, agentes de separação, soluções aquosas salinas, etc.) deve ser evitado, sempre que possível. Quando utilizadas, estas substâncias devem ser inócuas e utilizadas na menor quantidade necessária;

6. Eficiência energética. As necessidades energéticas devem ser consideradas ao nível do seu impacto económico e ambiental, e devem ser minimizadas. Os processos químicos devem ser o menos agressivo possível, e, idealmente, realizados à temperatura e pressão ambiente;

7. Fontes renováveis de matéria-prima. Sempre que seja técnica e economicamente viável, a utilização de matérias-primas renováveis deve ser escolhida em detrimento de fontes não renováveis;

8. Evitar a formação de derivados. A derivação desnecessária (por exemplo, estratégias de proteção e desproteção) deve ser minimizada ou, se possível, evitada, porque estas etapas requerem reagentes adicionais e tendem a aumentar a geração de resíduos;

9. Catálise. Os reagentes catalíticos (tão seletivos quanto possível) são melhores do que os reagentes estequiométricos, uma vez que são utilizados em quantidades relativamente reduzidas. Sempre que possível, deve promover-se a reciclagem e reutilização dos catalisadores;

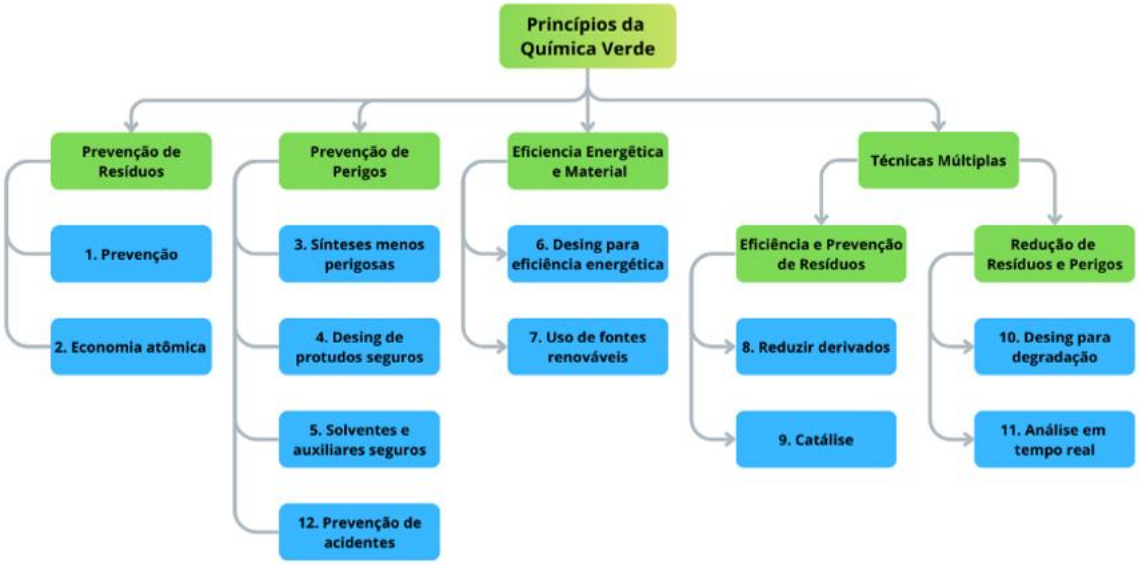
10. Desenvolvimento no sentido da degradação. Os produtos devem ser desenvolvidos de modo a, após exercerem a sua função, se degradarem em produtos inócuos e não persistirem no ambiente;

11. Prevenção da poluição. É necessário desenvolver metodologias analíticas que viabilizem a monitorização e o controlo dos processos, em tempo real, antes da formação de substâncias nocivas;

12. Química intrinsecamente segura. As substâncias, bem como o modo como são utilizadas no processo, devem ser escolhidas a fim de minimizar potenciais acidentes, incluindo derrames, explosões e incêndios.

Como apresentado na Figura 1, esses princípios estão associados a 3 valores: Prevenção de Resíduos, Prevenção de Perigos e Eficiência Energética e Material.

Figura 01 - Valores associados aos 12 Princípios da Química Verde.



Fonte: Marcelino (2020)

O conceito “verde” da Química destaca-se, também, por proporcionar uma reflexão ampla e global sobre economia sustentável e qualidade de vida (Ferreira; Rocha; Silva, 2014). De modo geral, a Química Verde e seus princípios são ferramentas com vasto potencial na Educação Ambiental, que podem ser aplicadas tanto no setor industrial, mas também na sociedade, a fim de formar sujeitos mais críticos capazes de se posicionar frente aos problemas socioambientais. Como destaca Kurul et al. (2025), a integração da química verde em ambientes acadêmicos e industriais desempenha um papel fundamental no enfrentamento de desafios globais, como poluição ambiental, mudanças climáticas e esgotamento de recursos.

Desde o surgimento dos princípios da Química Verde, o setor industrial brasileiro introduziu atitudes inovadoras nos mais diversos segmentos, tais como: construção civil (fabricação de materiais de construção de acordo com critérios de sustentabilidade ambiental), cosméticos (utilização de princípios ativos da biodiversidade brasileira), farmacêutico (produção de fármacos de forma segura e eficaz) e setor petroquímico (busca por alternativas que envolvam menos impactos ambientais) (Gomes et al., 2018). No entanto, de maneira geral, as organizações industriais enfrentam desafios na adoção e implementação dos princípios da Química Verde devido aos custos e aos requisitos tecnológicos que retardam o progresso (Kurul et al., 2025). Além das barreiras econômicas e

financeiras, os aspectos regulatórios também constituem dificuldades quanto à adequada adoção de tecnologias verdes, como destaca Kappor e Mehendale (2021) em uma pesquisa realizada sobre a indústria farmacêutica.

Um estudo realizado nos Estados Unidos, também revela desafios semelhantes, no que se refere à implementação de inovações associadas à Química Verde em um âmbito geral, destacando-se, também, a ausência de definições e métricas claras para uso por pesquisadores, bem como as demandas interdisciplinares dessas inovações sobre pesquisadores e gestores (Matus et al. 2012).

No contexto de incentivo à aplicação dos princípios da Química Verde, a Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos (EPA - (Environmental Protection Agency) criou, em 1995, um programa que concede prêmios a empresas, pesquisadores e instituições que desenvolvem tecnologias químicas voltadas para: a redução ou eliminação do uso de substâncias poluentes; a diminuição de impacto ambiental dos processos industriais e o aumento da eficiência energética (EPA, 2024).

O programa intitulado Presidential Green Chemistry Challenge (PGCC) conta com premiações anuais do período de 1996 até 2024, com exceção do ano 2018. De acordo com a EPA (2024), as premiações são separadas em 8 categorias, reconhecendo os mais diversos tipos de contribuições em Química Verde:

1) Acadêmico: Prêmio destinado a projetos liderados por universidades ou instituições acadêmicas, que promovem inovações em química verde.

2) Design de produtos químicos mais seguros e degradáveis: Focado em produtos químicos que foram formulados para ser menos tóxicos, com menor persistência ambiental e maior biodegradabilidade.

3) Projetando produtos químicos mais ecológicos: Voltado a composições químicas com menor impacto, como redução de solventes perigosos, uso de matérias-primas renováveis ou incorporação de princípios de química verde no design molecular.

4) Projetando produtos químicos mais ecológicos e benefícios ambientais específicos: mudanças climáticas: Essa categoria reconhece tecnologias químicas que, além de serem “verdes”, oferecem um benefício claro e mensurável no combate às mudanças climáticas, como redução significativa de emissões de gases de efeito estufa.

5) Condições de reação mais ecológicas: Prêmios concedidos a processos que tornaram reações químicas mais sustentáveis, por exemplo, diminuindo o consumo de energia, minimizando solventes agressivos, elevando a eficiência ou operando sob condições mais seguras.

6) Caminhos Sintéticos Mais Verdes: Valoriza o desenvolvimento de rotas sintéticas inovadoras que são menos complexas, geram menos resíduos, exigem menos etapas ou usam catalisadores mais sustentáveis.

7) Pequenos negócios: Categoria destinada a pequenas empresas que criaram soluções de química verde com potencial de impacto ambiental e econômico, mostrando que inovações sustentáveis podem vir de atores pequenos mas ágeis.

8) Benefício ambiental específico — Mudanças climáticas: Prêmio para tecnologias que oferecem benefícios ambientais concretos relacionados às mudanças climáticas.

O presente trabalho teve como objetivo avaliar a aplicabilidade dos 12 princípios da Química Verde (QV) em indústrias químicas brasileiras, focando na produção de materiais ecologicamente corretos no setor de produtos orgânicos. Para isso, foi realizado um estudo comparativo com inovações de empresas americanas, utilizando como base de dados o programa de premiação Presidential Green Chemistry Challenge (PGCC) da Agência de Proteção Ambiental dos EUA (EPA), abrangendo os anos de 1996 a 2024 .Para tal, fez-se necessário:

a) Obter dados das inovações americanas premiadas pelo PGCC;

b) Pesquisar as empresas brasileiras atuantes na mesma área que as empresas americanas premiadas;

c) Identificar os princípios da Química Verde aplicados em cada uma das inovações premiadas (americanas) e nas empresas brasileiras selecionadas no presente estudo.

2 METODOLOGIA

Foi realizada uma análise das tendências da utilização dos Princípios da Química Verde em Indústrias Químicas Brasileiras, principalmente no que diz respeito à produção de materiais ecologicamente corretos na fabricação de produtos orgânicos. Também foi realizado um estudo comparativo com Empresas Químicas Americanas.

Seguindo a metodologia empregada por Meirelles (2014), o estudo foi realizado em 2 etapas: na Etapa I utilizou-se como base de dados o Programa de premiação Presidential Green Chemistry Challenge (PGCC) da Agência de Proteção Ambiental dos EUA (EPA) abrangendo os anos de 1996 a 2024. Nessa etapa, foram identificadas as inovações americanas premiadas pelo PGCC e relacionadas à fabricação de produtos químicos orgânicos. Para cada uma das inovações, fez-se a identificação dos princípios da Química Verde adotados em cada uma delas.

Os dados obtidos na 1ª etapa serviram de base para a realização da etapa seguinte, a qual consistiu em fazer um levantamento de empresas brasileiras atuantes na mesma área que as empresas americanas premiadas. A busca de dados referentes às empresas brasileiras foi realizada através do site da Abiquim (Associação Brasileira das Indústrias Químicas). A identificação dos princípios de Química Verde aplicados pelas empresas brasileiras foi também realizada.

Dessa forma, como os dados obtidos foi possível analisar a tendência de aplicação da Química Verde em Indústrias Químicas no que diz respeito ao setor de produtos orgânicos.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Etapa I – Empresas americanas premiadas que seguem a Química Verde e seus Princípios

Desde o início da criação do Programa Americano de Premiação de Inovações “verdes” (PGCC), o que corresponde a 28 anos de atividade, 144 inovações foram premiadas (EPA, 2024). Desse total, foram selecionadas aquelas aplicadas à fabricação de Produtos Químicos Orgânicos, o que corresponde a 17 inovações relacionadas a esse setor, conforme as 8 categorias de classificação das premiações (Quadro 1). Também fez-se a identificação dos princípios da Química Verde aplicados em cada uma das inovações.

Quadro 1 - Invenções americanas, por ordem decrescente do ano de suas criações (1996 a 2024)

ANO DAS PREMIAÇÕES	CATEGORIAS & INSTITUIÇÕES	INOVAÇÕES VERDES	APLICAÇÕES	PRINCÍPIOS DA QUÍMICA VERDE
2024	(2) Design de produtos químicos mais seguros e degradáveis: Pro Farm Group, Inc., uma subsidiária da Bioceres Crop Solutions.	RinoTec ™ : Um tratamento microbiano inseticida e nematicida de sementes	Quando a semente germina, o micróbio protege a planta desde a raiz, controlando pragas do solo.	1, 2, 3, 4, 7, 10 e 12
2023	(2) Design de produtos químicos mais ecológicos: A empresa Clorox	Limpador desinfetante Clorox EcoClean™	É um desinfetante mais sustentável para ajudar a manter as instalações limpas e saudáveis sem comprometer a eficácia.	1, 2, 3, 4, 5, 10 e 12
2022	(7) Pequenos Negócios: Provivi	Criação do Provivi FAW™, um produto biológico à base de feromônio que controla a lagarta-do-cartucho, uma praga destrutiva do milho.	O Provivi FAW TM consiste em dois feromônios que interrompem o acasalamento da lagarta-do-cartucho-do-milho.	1, 2, 3, 4, 5, 7 e 11
2021	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			
2020	(3) Projetando produtos químicos mais ecológicos: Johns Manville, uma empresa da Berkshire Hathaway Company	Formulação de aglutinante termofixo sem formaldeído de base biológica.	Usados para ligar fibras de vidro de esteiras de fibra de vidro usadas no revestimento de carpetes.	1, 2, 3 ,7, 10, 11
2019	(4) Condições alternativas de reação: WSI - Washing Systems	TRUpath™ usa surfactantes mais biodegradáveis e elimina fosfatos das fórmulas de detergentes.	Usado em produtos de lavagem comercial, como detergentes.	1, 2, 3, 4, 7, 10, 11
2018	A US EPA não solicitou indicações para o Green Chemistry Challenge Awards em 2018.			
2017	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			

2016	(3) Rotas sintéticas alternativas: Newlight Technologies	AirCarbon: Gás de efeito estufa transformado em termoplástico de alto desempenho.	Embalagens, recipientes, capas de telefone celular, móveis e outros produtos.	2, 5, 8, 9, 10, 11
2015	(1) Academia: Colorado State University	Reações de condensação mais ecológicas para produtos químicos renováveis, combustíveis líquidos e polímeros biodegradáveis.	Produção de produtos químicos renováveis, combustíveis e bioplásticos.	1, 2, 6, 7, 9, 11
2014	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			
2013	Desenvolvendo Produtos Químicos Mais Ecológicos: Cargill, Inc.	Fluido isolante dielétrico de óleo vegetal	para transformadores de alta tensão	1, 4, 5, 7, 10, 12
2012	(1) Academia: IBM Almaden Research Center e Universidade de Stanford	Catalisadores orgânicos que podem despolimerizar plástico e permitir a reciclagem do berço ao berço.	Reciclar poliésteres quimicamente; desenvolver novas sínteses para poliésteres cíclicos de alto peso molecular.	1, 5, 7, 9, 10, 11
2011	(1) Academia: University of California, Santa Barbara	Surfactante seguro que forma gotas na água, permitindo que água substitua solventes orgânicos.	Aumentar a solubilidade de reagentes orgânicos na água.	1, 3, 4, 5, 8, 9, 11
2010	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			
2009	(5) Desenhos de produtos químicos mais seguros: The Proctor & Gamble Company, Cook Composites e Polymers Company	Desenvolvimento de resinas Chempol® MPS a partir de Ésteres de Sucrose (Sefose®). permitindo a produção de tintas e revestimentos alquídicos de alta performance e baixo VOC.	Aplicação em acabamentos arquitetônicos, setor metalmecânica e equipamentos para agricultura e construção.	3, 4, 5, 7, 12

2008	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			
2007	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			
2006	(1) Academia: University of Missouri-Columbia	Desenvolvimento de Propileno Glicol e monômeros a partir de glicerina natural.	O propileno glicol (grau industrial) é aplicado na fabricação de resinas poliésteres, tintas à base de látex e também atua como lubrificante e plastificante.	3, 4, 7, 10,11,12
2005	(2) Pequenas empresas: Metabolix, Inc	Produção de plásticos naturais (PHA) através da biotecnologia	Aplicações diversas, como: artefatos domésticos, utensílios, automóveis, etc	1,3,4,7,9,10,11 ,12
2004	(5) Desenhos de produtos químicos mais seguros: Engelhard Corporation (agora Basf Corporation)	Desenvolvimento de pigmentos orgânicos Engelhard Rightfit™, promovendo a redução do impacto ambiental, melhoria de desempenho e valor.	Aplicação na Indústria de Alimentos.	3, 4,5,7, 9, 10,12
2003	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			
2002	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			
2001	(3) Rotas sintéticas alternativas: Bayer Corporation, Bayer AG (tecnologia adquirida pela LANXESS)	Desenvolvimento do Baypure™ CX (Sodium Iminodisuccinate): Agente quelante biodegradável e ecologicamente correto.	Aplicação em detergentes, fertilizantes e cosméticos.	1,3,4,7,8,9,10, 12
2000	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			
1999	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			
1998	(4) Condições alternativas de reação: Argone National Laboratory	Desenvolvimento de processo baseado em membranas para produção de solventes orgânicos partindo de açúcar.	Aplicação na Indústria Química para substituição do cloreto de metileno, solventes halogenados (CFC), etileno glicol éter,	1,3,4,7,8,9,10, 12

		Uma "substituição verde" dos solventes halogenados e tóxicos.	percloroetileno e clorofórmio.	
1997	(1) Academia: University of North Carolina at Chapel Hill e North Carolina State University	Concepção e aplicação de surfactantes através de dióxido de carbono (solvente supercrítico).	Aplicação em detergentes.	1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 12
1996	Nenhuma inovação na fabricação de produtos químicos orgânicos.			

Fonte: PGCC (2025)

No Quadro I, as linhas destacadas em cinza são referente às inovações realizadas por indústrias, já as não destacadas, remete às inovações feitas pela academia. Em relação à aplicabilidade dos princípios da Química Verde, pode-se observar no Quadro I o destaque para os seguintes princípios: 3 - Sínteses de Produtos menos perigosos, 1- Prevenção de Resíduos, 4 - Uso de produtos químicos mais seguros, 7 - Uso de matérias-primas renováveis e 10 - Desenvolvimento no sentido da degradação, como os princípios mais abordados nas inovações premiadas, voltadas para a produção de produtos químicos orgânicos, considerando-se as mais diversas categorias premiadas pelo PGCC durante o período de 1997 a 2024.

No entanto, com o presente trabalho destina-se a apresentar uma panorama geral de aplicabilidade dos princípios da Química Verde em indústrias químicas, as inovações desenvolvidas especificamente por empresas foram destacadas no Quadro I, uma vez que tais informações foram utilizadas na Etapa II.

3.2 Etapa II – Empresas brasileiras que seguem a Química Verde e seus Princípios

Nesta etapa, avaliou-se a implantação da Química Verde na fabricação/utilização de Produtos Químicos Orgânicos em indústrias químicas brasileiras, através do cruzamento dos dados obtidos na Etapa I. Com base nos dados da Abiquim (2025), identificou-se os fabricantes brasileiros de produtos químicos orgânicos atuantes na mesma área que as empresas americanas premiadas, como mostra o Quadro II.

Essa análise permitiu também fazer uma comparação entre a tendência no Brasil e Estados Unidos, no que diz respeito à aplicação dos princípios da Química Verde.

Quadro 2 - Comparação entre as inovações americanas e brasileiras

ANO DAS PREMIAÇÕES	TEMA DAS INOVAÇÕES VERDES	EMPRESAS AMERICANAS	EMPRESAS BRASILEIRAS	PRINCÍPIOS DA QUÍMICA VERDE
2024	RinoTec ™ : Um tratamento microbiano inseticida e nematicida de sementes	(2) Design de produtos químicos mais seguros e degradáveis: Pro Farm Group, Inc., uma subsidiária da Bioceres Crop Solutions.	n.d.	1, 2, 3, 4, 7, 10 e 12
2023	Limpador desinfetante Clorox EcoClean™	(2) Design de produtos químicos mais ecológicos: A empresa Clorox	n.d.	1, 2, 3, 4, 5, 10 e 12
2022	Criação do Provivi FAW™, um produto biológico à base de feromônio que controla a lagarta-do-cartucho, uma praga destrutiva do milho.	(7) Pequenos Negócios: Provivi	n.d.	1, 2, 3, 4, 5, 7 e 11
2020	Aglutinantes biológicos	Johns Manville, Berkshire Hathaway Company	n.d.	1, 2, 3, 7, 10, 11
2019	Surfactantes biodegradáveis	WSI - Washing Systems	Almad, Oxiteno, Campineira, Miracema-Nuodex	1, 2, 3, 4, 7, 10, 11
2016	Termoplástico biodegradável	Newlight Technologies	PHB Industrial	2, 5, 8, 9, 10, 11
2009	Resinas alquídicas a base de água e óleo vegetal	The Proctor & Gamble Company, Cook Composites e Polymers Company	Reichhold	3, 4, 5, 7, 12

2005	Plásticos naturais	Metabolix	PHB Industrial	1, 3, 4, 7, 9, 10, 11, 12
2004	Pigmentos Orgânicos	Engelhard Corporation (agora Basf Corporation)	Basf, Clariant, Corium, Dry Color, Transcor	3, 4, 5, 7, 9, 10, 12
2001	Agente quelante biodegradável	Bayer Corporation, Bayer AG (tecnologia adquirida pela LANXESS)	n.d.	1, 3, 4, 7, 8, 9, 10, 12
1998	Solventes Orgânicos	Argone National Laboratory	Rhodia Brasil, Butilamil, Cloroetil	1, 3, 4, 7, 8, 9, 10, 12

Fonte: PGCC (2025) e ABIQUIM (2025)

Como mostra o Quadro I, os resultados indicam que o Brasil demonstra tendências semelhantes às dos EUA, com 14 empresas brasileiras identificadas na mesma linha de inovações, principalmente em biopolímeros, cosméticos, detergentes e fertilizantes.

De um total de 17 premiações americanas de inovações no setor de produtos orgânicos, referentes ao período de 1998 a 2024, o Brasil apresenta 14 empresas brasileiras identificadas na mesma linha de inovações, com ênfase na produção de solventes, pigmentos, resinas, plásticos biodegradáveis e substâncias surfactantes. Desse modo, frente ao perfil de um país desenvolvido, aliado aos desafios atrelados à implementação da Química Verde a nível industrial (Kurul et al., 2025), tais resultados indicam que o Brasil têm dado importantes passos no contexto de desenvolvimento tecnológico sustentável.

Em relação à aplicação dos princípios da Química Verde, conforme observa-se no Quadro I, em geral as empresas brasileiras e americanas tiveram tendência em aplicar 11 dos 12 princípios, não tendo sido observado apenas o sexto princípio, que trata de Eficiência Energética.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A preocupação mundial com as questões ambientais proporcionaram a formulação de um conjunto de princípios a serem aplicados na área da Química. A Indústria Química Brasileira possui inovações verdes com ênfase na linha de biopolímeros (plásticos naturais, intermediário de plastificantes), cosméticos (pigmentos), limpeza (detergente) e setor de agricultura (fertilizantes) na procura de produtos ecologicamente corretos. Os Princípios da Química Verde para o desenvolvimento de inovações foram os mesmos aplicados em Indústrias Brasileiras e Americanas. Isto demonstra que o Brasil, sendo um país em desenvolvimento destaca-se em conhecimento tecnológico e sustentável. Todos esses resultados apresentados enfatizam que a Química Verde é e deve ser usada como ferramenta de mudanças positivas para a Indústria Química e que o Brasil está inserindo este conceito para desenvolver produtos ecologicamente corretos para a Fabricação de Produtos Orgânicos, similar aos EUA.

Apesar dos estudos demonstrarem que o Brasil está introduzindo os princípios da Química Verde no setor da Fabricação de Produtos Orgânicos, tornando-os em produtos ecologicamente corretos, um outro ponto que poderia ser considerado é a realização dessa análise em outros setores da Indústria Química como: Fabricação de Produtos Químicos Orgânicos; Fabricação de Resinas e Fabricação de Fibras Artificiais e Sintéticas; Fabricação de Defensivos Agrícolas e Desinfestantes Domissanitários; Fabricação de Sabões, Detergentes, Produtos De Limpeza, Cosméticos; Produtos de Perfumaria e de Higiene Pessoal; Fabricação de Tintas, Vernizes, Esmaltes, Lacas e Produtos Afins; Fabricação de Produtos e Preparados Químicos Diversos; Fabricação de Produtos Farmoquímicos e Farmacêuticos; Fabricação de Produtos Farmoquímicos e Fabricação De Produtos Farmacêuticos.

REFERÊNCIAS

ABIQUIM - Associação Brasileira da Industria Química: Produtos Químicos Brasileiros. São Paulo, 2021. Disponível em: https://brachem.abiquim.org/INDEX/ . Acesso em: 30 ago.2025.

ANASTAS, P. T.; WARNER, J. C. Green Chemistry: theory and practice. Oxford University Press: Great Britain, 2000.

FARIAS, L. A.; FÁVARO, D.I.T. Vinte anos de Química Verde: conquistas e desafios. Química Nova, v. 34, n. 6, p. 1089-1093, 2011.

FERREIRA, V.; ROCHA, D.; SILVA, F. Química Verde, Economia Sustentável e Qualidade de Vida. Revista Virtual Química, v. 6, n. 1, p. 85-111, 2014.

GOMES, R. N.; LIMA, P. S.; KURIYAMA, S. N.; NETO, A. A. F. Desenvolvimento da química verde no cenário industrial brasileiro, 2018. Disponível em: https://www.arca.fiocruz.br/bitstream/icict/29196/2/rachel_novaes_et_all.pdf. Acesso em: 29 jun. 2021.

MARCELINO, L. V. Os tipos de racionalidade na química verde e suas relações com o ensino. 2020. Trabalho de Conclusão de Curso (Educação Científica e Tecnológica) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2020. Disponível em: https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/216068/PECT0442-T.pdf?sequence=-1&isAllowed=y . Acesso em: 29 jun. 2021.

U.S. Environmental Protection Agency.Presidential Green Chemistry Challenge (PCCG). Washington, DC, 2025. Disponível em: https://www.epa.gov/greenchemistry/information-about-green-chemistry-challenge. Acesso em: 20 nov. 2025.

KURUL, F.; DORUK, B.; TOPKAYA, S. N.. Principles of Green Chemistry: Building a Sustainable Future. Discover Chemistry, 2025, Vol. 2, Article number 68. DOI: 10.1007/s44371-025-00152-9.

KAPOOR, A.; MEHENDALE, S.. Challenges in Implementation of Green Chemistry in Indian Pharmaceutical Sector. Journal of Pharmaceutical Research International, 2021, Vol. 33 (34A), pp. 160-168. DOI: 10.9734/jpri/2021/v33i34A31836.

MATUS, K. J. M. et al.. Barriers to the Implementation of Green Chemistry in the United States. Environmental Science & Technology, 2012, 46 (20), pp. 10892-10899. DOI: 10.1021/es3021777.

MEIRELLES, S. L. Química verde: a indústria química e seus impactos na indústria da construção. In: Anais: Congresso Nacional de Excelência em Gestão. Rio de Janeiro. 2014. Disponível em: https://www.inovarse.org/artigos-por-edicoes/X-CNEG2014/T14_0375.pdf . Acesso em: 10 ago.2021.

U.S. ENVIRONMENTAL PROTECTION AGENCY (EPA). EPA announces winners of the 2024 Green Chemistry Challenge Awards. Washington, D.C.: EPA, 2024. Disponível em: https://www.epa.gov/newsreleases/epa-announces-winners-2024-green-chemistry-challenge-awards. Acesso em: 20 out. 2025.

Capítulo 3

10.37423/260410919

BIODIESEL NA MATRIZ ENERGÉTICA BRASILEIRA: ESTUDO DE PREVISÃO DE PRODUÇÃO BASEADO EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Letícia da Costa Silva
Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira

Emanuel Welison Gueiros Gaspar
Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira

Antonio Alisson Pessoa Guimarães
Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira

Artemis Pessoa Guimarães
Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira

RESUMO

O biodiesel corresponde a um biocombustível oriundo da biomassa, apresentando vantagens tais como; sustentabilidade e redução de emissões poluentes. No Brasil, a produção de biodiesel vem ganhando cada mais vez mais destaque na matriz energética nacional, com perspectivas de ampliação de sua produção, conforme as legislações atuais. Nesse cenário, identifica-se a necessidade de realização de um amplo estudo de previsão de produção de biodiesel de forma a contribuir com uma gestão sustentável. Modelos computacionais, como as Redes Neurais Artificiais (RNAs), se destacam como importantes alternativas para estudos previsão de séries temporais. Nesse contexto, o presente trabalho tem como objetivo prever a produção de biodiesel no Brasil para o período de 2025 a 2030 utilizando uma RNA do tipo feedforward multicamadas, derivada de um modelo não linear autorregressivo (NAR). Para tal, foram utilizados dados históricos mensais de produção do biodiesel referente ao período de 2008 a 2024 extraídos da Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP). O desempenho do modelo foi avaliado, nas fases de treinamento e teste, através da análise do Erro Quadrático Médio (EQM). De acordo com os resultados obtidos, o modelo utilizado mostrou-se eficaz em reproduzir os padrões sazonais e não lineares característicos dos dados históricos. Para o ano de 2030, o presente estudo prevê a produção de, aproximadamente, 10 bilhões de litros de biodiesel em 2030, sendo essa quantidade comparável à projeção de demanda de biodiesel conforme estudo realizado pelo Ministério de Minas e Energia (MME). Dessa forma, os resultados obtidos contribuem com a apresentação de um cenário futuro de produção brasileira de biodiesel, sendo tais dados relevantes na identificação dos desafios inerentes ao processo produtivo e perspectivas deste setor para atendimento de demandas.

Palavras-chave: Biodiesel. Previsão de séries temporais. Redes Neurais Artificiais.

1 INTRODUÇÃO

O Brasil possui uma trajetória marcante no panorama do mercado de energias, posicionando-se como um dos líderes na adoção de biocombustíveis e na produção do biodiesel. A relevância do país é motivada por políticas governamentais, como o Programa Nacional de Produção e Uso de Biodiesel (PNPB), que entrou em vigor em 2004, além de um interesse pela demanda por fontes renováveis vinculada com o objetivo de buscar a independência de combustíveis fósseis e mitigar os impactos ambientais (ANP, 2025).

No contexto de políticas públicas para o incentivo aos biocombustíveis, a Lei nº13.576/2017, que instituiu a Política Nacional de Biocombustíveis (RenovaBio) e tem como objetivo o incremento da produção sustentável e eficiente dos biocombustíveis, tem como principal meta a redução de emissão de gases de efeito estufa e cria mecanismos para o mercado, como os Créditos de Descarbonização (CBIOs) (BRASIL, 2017).

O biodiesel foi introduzido na matriz energética nacional mediante a criação do Programa Nacional de Produção e Uso de Biodiesel (PNPD), um programa interministerial do Governo Federal, lançado em 2005, tendo como objetivo a implementação de forma sustentável, tanto técnica, como economicamente, da produção e uso do biodiesel, com enfoque na inclusão social e no desenvolvimento regional, via geração de emprego e renda (BRASIL, 2021; Rodrigues; Zavala, 2017).

A Lei nº 11.097, de 13 de janeiro de 2005, estabeleceu a obrigatoriedade da adição de um percentual mínimo de biodiesel ao óleo diesel comercializado ao consumidor, em qualquer parte do território nacional. Em 2005 foi permita a adição de 2% de biodiesel ao diesel comercializado no país. Em 2008, esse percentual tornou-se obrigatório e vem aumentando gradativamente, encontrando-se atualmente em 15 % (B15) (CNPE, 2025).

Visando ampliar a produção de biodiesel no contexto de desenvolvimento sustentável, destaca-se, também, o projeto de Lei nº 14.993/24 que reconhece as bases da Lei do Combustível do Futuro em que sua principal proposta é o aumento gradual dos percentuais de biodiesel adicionado ao diesel fóssil, visando ampliar essa adição em até 25 %, desde que comprovada uma viabilidade técnica (BRASIL, 2024).

Alinhado com as metas globais em explorar os biocombustíveis para minimizar a escassez e a dependência de combustíveis fósseis, analisar a produção futura do biodiesel no Brasil é de suma

importância para a tomada de decisões dos setores de interesse. Isso garante um equilíbrio da balança comercial do país, prevenindo a escassez da produção e certificar que os investimentos governamentais em biocombustível sejam viáveis economicamente (Fernandes et al., 2022; Poggio et al., 2024).

A aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNAs) tem se destacado como uma metodologia eficaz em modelos preditivos (Cunha Júnior; Firmino, 2022), validando estudos anteriores que mostraram sua efetividade (Lee et al., 2019; Pinheiro; Lovato; Ruther, 2017). Embora esse modelo apresente resultados promissores (Caires; Simonelli, 2021; Xavier et al., 2018) há uma escassez de estudos voltados à utilização de RNAs para a previsão da produção envolvendo biocombustíveis. O uso de RNAs neste estudo permite capturar comportamentos não lineares da série histórica, oferecendo uma análise mais robusta do que os métodos convencionais. Tais previsões visam impactar potencialmente o fornecimento de recursos estratégicos para o planejamento do setor, auxiliando produtores e órgãos reguladores na antecipação de investimentos necessários para o cumprimento das metas da lei do combustível do futuro. O objetivo central deste trabalho é realizar a previsão da produção de Biodiesel no Brasil por meio de Redes Neurais Artificiais, elaborando predições para o horizonte temporal entre os anos de 2025 a 2030.

2 METODOLOGIA

A coleta de dados foi realizada por meio das séries históricas de produção de biodiesel referente ao período de 2008 a 2024. Para tal, foi consultado o site da Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP), órgão de referência governamental que dispõe de informações sobre produção de biodiesel. Os dados coletados foram utilizados como entradas do modelo e aplicados na etapa de teste da série histórica, visando à previsão para o período de 2025 a 2030. Nesse contexto, foi utilizado o software livre GNU Octave, que é uma plataforma computacional com performance similar ao MATLAB.

A fim de verificar a precisão dos resultados e garantir que a rede neural ajustou corretamente os pesos, foi adotado o Erro Quadrático Médio (EQM). Na literatura foi visto que valores mais baixos de EQM indicam maior precisão do modelo, além de um desempenho satisfatório (Mihelich et al., 2020). Essa constatação é complementada por Demir e Sahin (2024), que destacam a redução do erro resultando

em estimadores mais eficientes. Esse modelo foi aplicado nas etapas de treinamento e validação da rede, permitindo avaliar a variabilidade dos erros de previsão durante o ajuste dos pesos.

2.1 PROCESSAMENTO DOS DADOS

Os dados extraídos da ANP foram exportados em formato compatível com o Microsoft Excel, o qual foi utilizado. Essa ferramenta foi empregada para realocar os dados reais e os dados de previsão em tabela, o que permite a geração de representações gráficas para facilitar a análise e interpretação dos resultados. Para o processamento dos dados, a série histórica da produção do biodiesel foi estruturada sequencialmente, abrangendo os registros de 2008 e 2024, totalizando 204 amostras. A partir dessa sequência, aplicou-se a abordagem autorregressiva não linear (NAR) que estabelece relação entre os valores de entrada para gerar a previsão, cujo método adotado emprega uma janela temporal de predição, definida pelo total de amostras utilizados como entrada para a rede neural.

Para a implementação destes dados na rede, os valores foram previamente transformados por meio de normalização para se adequarem com a função de ativação que resultará na saída do sistema, com base nos critérios específicos do modelo. A normalização foi realizada pelo método mínimo-máximo(min-max) (Equação 1), que restringe os valores ao intervalo de 0 a 1, facilitando o treinamento da rede neural.

$$Xnormalizado = \frac{x - min\{x\}}{máx\{x\} - min\{x\}} \quad (1)$$

O valor de x representa o valor da variável de entrada da RNA, enquanto o min{x} e máx{x} são, respectivamente, o valor máximo e o valor mínimo da série. Neste estudo, a base de dados foi dividida em conjuntos de treinamento e teste, de modo a assegurar que a avaliação do modelo fosse realizada com dados distintos daqueles utilizados no processo de aprendizagem. Na fase de treinamento, a RNA ajusta seus pesos internos por meio do algoritmo backpropagation, que busca diminuir o erro entre os valores estimados e os observados. Enquanto isso, na fase de teste, o modelo foi submetido a valores que não foram utilizados anteriormente, o que possibilita a verificação de desempenho dos valores da previsão.

2.2 ARQUITETURA DA RNA

O presente estudo adotou um modelo de rede neural do tipo feedforward multicamadas, também conhecida como perceptron multicamadas (MLP), com uma estrutura originada de modelo não linear e auto-regressivo (NAR). Sequencialmente, para o tratamento do desenvolvimento das séries temporais, os dados de entrada da rede são correspondidos às medições de produção anteriormente registradas, propondo-se, então, a previsão de produção para um horizonte de 6 anos à frente, de 2025 a 2030. Dessa forma, a série histórica é utilizada como variável de entrada do modelo e, na camada de saída, são produzidos os valores de previsão.

2.3 TREINAMENTO E TESTE DO MODELO

A metodologia de treinamento da rede neural foi estabelecida através de 80% das amostras (180 registros), em que as conexões dos neurônios são ajustadas até que a taxa de erro atinja um limite admissível. Concluída a etapa de treinamento, a matriz de pesos, responsável por armazenar o conhecimento adquirido pela rede, é determinada durante o treinamento. Os 20% restantes (24 amostras) são usados na fase de teste, com a finalidade de confirmar a capacidade de generalização do modelo. A proporção de divisão para a fase de treinamento e de teste são ajustadas conforme a quantidade de dados da série histórica.

2.4 PARÂMETROS DA REDE

A implementação da rede neural exigiu a definição de parâmetros estruturais da arquitetura, como o número de camadas ocultas, a quantidade de neurônios em cada camada e a tolerância. Os parâmetros utilizados da implementação da RNA estão descritos na Tabela 1.

Tabela 1- Parâmetros que compõem a RNA

PARÂMETROS	QUANTIDADE
Quantidade total de amostras	204 (17 anos, 2008-2024)
Amostras para treinamento	184
Amostras para teste	23
Ordem de predição	90
Horizonte de previsão	72 meses (6 anos)
Número de saídas	1
Número de camadas ocultas	4
Neurônios na camada 1	10

Neurônios na camada 2	5
Neurônios na camada 3	7
Neurônios na camada 4	5
Taxa de aprendizagem	0,010
Tolerância	10^{-11}
Erro quadrático médio- fase de treinamento	0.000000
Erro quadrático médio – fase de teste	0.0000412

Fonte: Autores, 2025.

Adotou-se o Erro Quadrático Médio (EQM) como critério de parada nas etapas de treinamento e teste. Ele calcula a média dos quadrados das diferenças entre os valores estimados pela rede e os valores reais da série original, como visto na Equação 2. Os resultados das previsões foram analisados por meio de diferentes testes, permitindo averiguar a precisão do modelo em relação aos dados reais. A qualidade do modelo foi analisada através da equação:

$$EQM = \frac{1}{h}\sum_{i=1}^{h}(Yi - Ypi)^2 \quad (2)$$

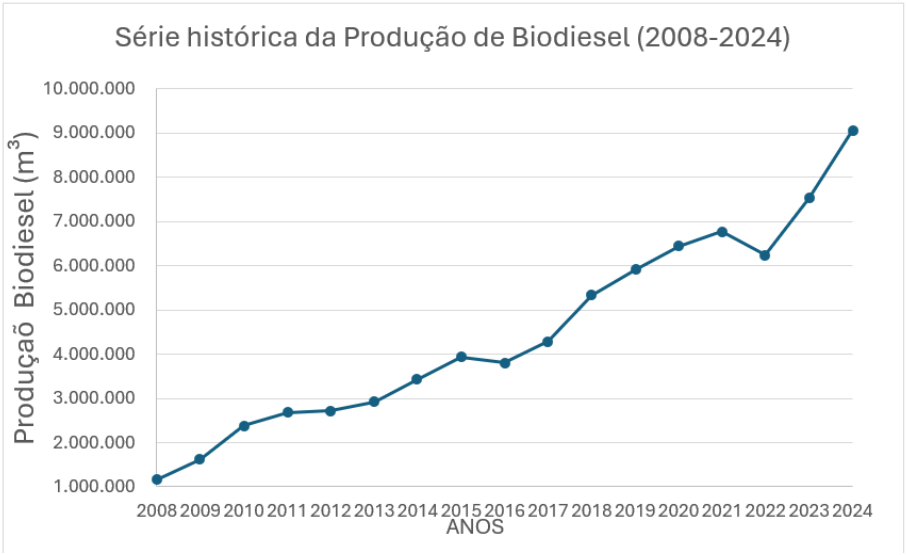
Nessa fórmula, h representa o número total de observações utilizadas na análise; Yi é o valor real da variável no período i; Ypi corresponde ao valor previsto pelo modelo para o mesmo período. Quanto menor o valor do EQM, maior será a qualidade do modelo em representar a série temporal que está em análise.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Análise da Série Histórica

A primeira etapa do trabalho consistiu na coleta de dados para alimentar a rede utilizada. A Figura 1 corresponde à série temporal de produção de biodiesel, em metros cúbicos, referente ao período de 2008 a 2024.

Figura 1- Produção de Biodiesel de 2008 a 2024.



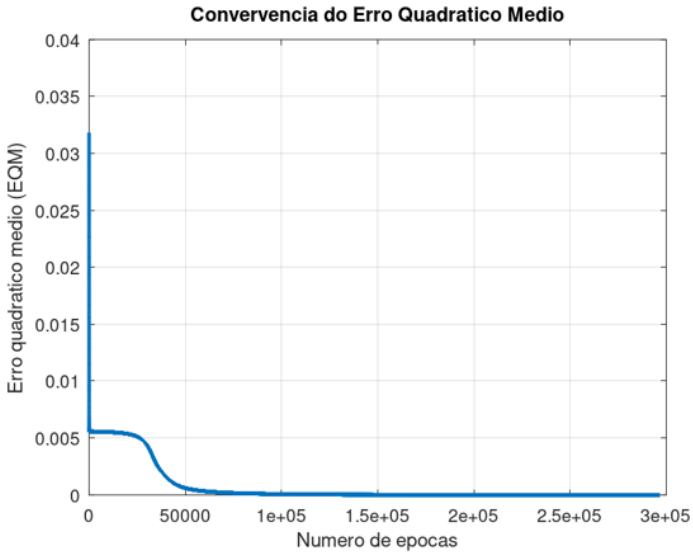
Fonte: Autores, 2025.

Ainda de acordo com a Figura 1, observa-se uma tendência de aumento de produção ao longo do período de 2008 a 2024, com algumas flutuações pontuais. Em 2008, a produção era de aproximadamente 1,2 milhão de m³, com obrigatoriedade de uma taxa de 2 % de adição e atingiu cerca de 9 milhões em 2024 com taxa de 14 %, o que evidencia e confirma um crescimento expressivo ao longo de 17 anos. Entretanto, é notório alguns pontos fora da linearidade do gráfico. Como pode ser observado, os anos de 2015 e 2016 expressam uma leve redução na produção, oriunda de fatores políticos relacionados ao setor de economia e à fatores regulatórios da percentualidade obrigatória do biodiesel ao diesel. A redução na produção do biodiesel em 2022, por exemplo, advém de efeitos residuais da pandemia do COVID-19, o que afetou cadeias produtivas e a demanda do setor.

3.2 Testes da RNA

A fase de treinamento da rede foi realizada utilizando-se 80% dos dados da série histórica, o que totaliza 180 amostras. A Figura 2 apresenta a convergência do Erro Quadrático Médio da RNA referente à fase de treinamento.

Figura 2 – Erro Quadrático Médio (Convergência)

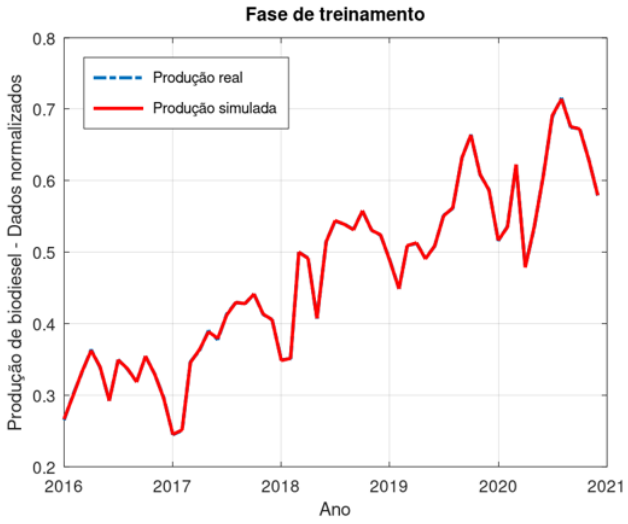


Fonte: Autores, 2025.

A Figura 2 evidencia que o modelo apresenta um adequado processo de aprendizagem, demonstrado pela convergência da curva do EQM ao longo das épocas, com a estabilização do erro e a consequente parada do algoritmo em aproximadamente 3x10^5 épocas, indicando a eficiência na minimização da diferença entre os valores reais e previstos.

Na Figura 3 tem-se a comparação entre a série temporal real e a série simulada referente à fase de treinamento.

Figura 3- Fase de treinamento da RNA

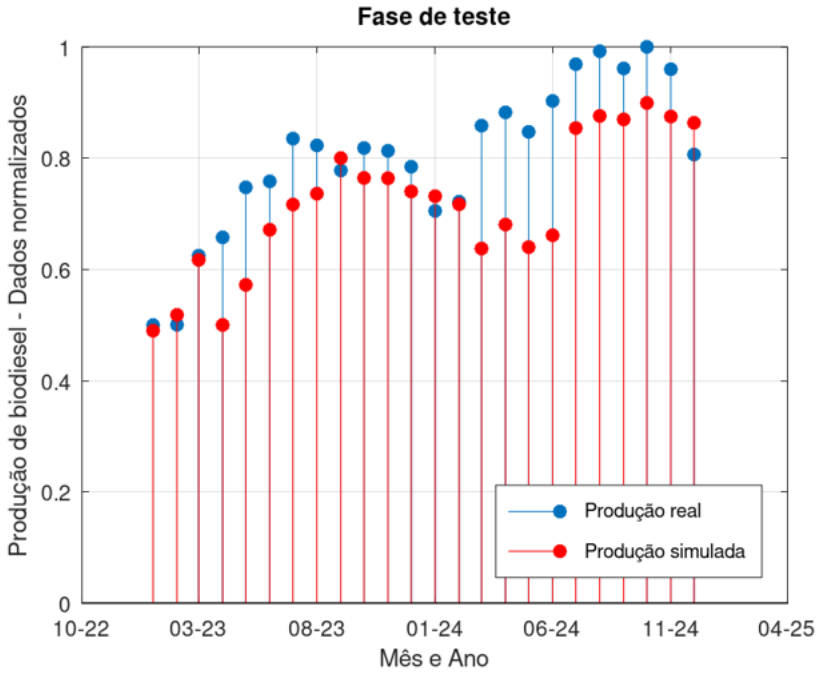


Fonte: Autores, 2025.

Como pode ser observado, as curvas dos valores e reais e simulados se sobrepõem, indicando que a fase de treinamento foi eficaz com uma arquitetura de RNA adequada para modelar o comportamento da produção do biodiesel.

A etapa seguinte consistiu em realizar o teste da RNA utilizando-se os dados que não foram usados na fase de treinamento, e que correspondem a 20% dos dados originais da série temporal (23 amostras).

Figura 4- Fase de teste da RNA

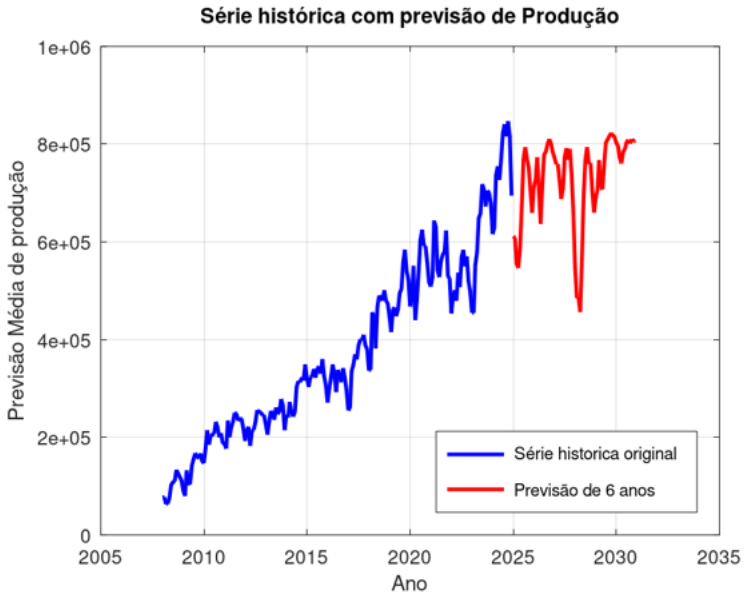


Fonte: Autores, 2025.

Na Figura 4, os marcadores azuis representam os valores reais de produção de biodiesel e os vermelhos, por sua vez, correspondem aos valores obtidos pela fase de teste da rede. Como pode ser observado, no geral há proximidade entre os pontos, o que indica que o modelo conseguiu extrair padrões dos dados reais e, consequente, foi capaz de prever a produção de biodiesel. Com os dados normalizados, EQM de 0.000412 obtido nesta fase confirma o desempenho satisfatório.

O gráfico exibido na Figura 5 compara a série histórica da produção real de biodiesel, abrangendo o período de 2008 a 2024, com as projeções geradas pelo modelo utilizado, correspondendo a um horizonte de previsão de seis anos, desde janeiro de 2025 até dezembro de 2030, totalizando 72 meses. A visualização permite analisar relação que a previsão se comporta com a tendência da série histórica observada.

Figura 5- Gráfico da Previsão da Produção de Biodiesel

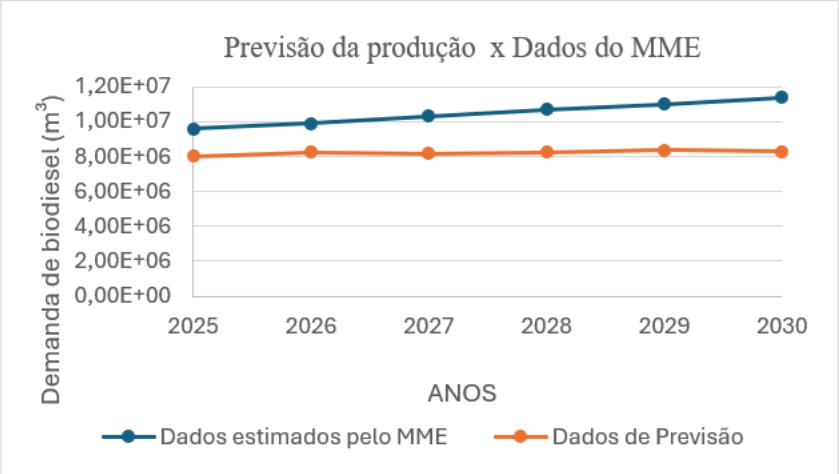


Fonte: Autores, 2025.

Observa-se a continuidade da série histórica real, de produção de biodiesel, com dados obtidos pelo presente estudo, ou seja, dados previstos pela RNA utilizada. Uma característica dos dados reais corresponde ao aumento da produção de biodisel entre os anos de 2008 a 2024. No entanto, conforme descreve o comportamento da série, ao longo desse período de tempo, a produção é variável, apresentando valores mínimos em determinados anos. Comparando-se tal tendência com o comportamento dos dados gerados pela RNA, observa-se que, no geral, a previsão mantém coerência com a tendência estabelecida pelos últimos anos da série real, sugerindo, assim, que o modelo capturou a dinâmica fundamental do sistema produtivo.

Por fim, a Figura 6 traz uma comparação entre os resultados de previsão do presente estudo e os valores de projeções de demanda de biodiesel realizada pelo Ministério de Minas e Energia (MME), publicados através do Plano Decenal de Expansão de Energia de 2030, com a estimativa até o ano de 2030.

Figura 6- Comparação das estimativas da demanda de biodiesel feita pelo MME com as obtidas pela RNA dos anos de 2025 a 2030.



Fonte: Autores, 2025.

De acordo com os resultados obtidos, as projeções analisadas pelo MME preveem a demanda de 11,5 bilhões de litros de biodiesel em 2030 e o resultado da predição deste estudo prevê a produção de, aproximadamente, 10 bilhões de litros em 2030. Embora o modelo utilizado tenha apresentado limitações no que diz respeito ao crescimento temporal da produção de biodiesel, tem-se que os resultados obtidos estão alinhados ao que se espera, em geral, desse setor produtivo.

No amplo contexto que envolve os aspectos econômicos do mercado de biocombustíveis, destacando-se a existência de variáveis externas que podem exercer influência na cadeia produtiva de biodiesel, considera-se que a comparação entre a projeção de produção e de demanda, faz-se necessária para que o mercado possa identificar a necessidade de possíveis investimentos, estratégias e inovações no contexto do desenvolvimento tecnológico.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo demonstrou o potencial das Redes Neurais Artificiais em realizar previsão de produção de biodiesel no Brasil. Os resultados alcançados mostraram resultados satisfatórios nas etapas de treinamento, teste e predição, conforme os valores obtidos de Erro Quadrático Médio (EQM).

Abrangendo um horizonte temporal de 2025 a 2030, os testes realizados demonstraram que o modelo proposto conseguiu captar padrões sazonais e tendências da produção de biodiesel. Como direcionamento para pesquisas futuras, sugere-se a realização de estudos mais aprofundados, bem como comparativos entre a previsão obtida por RNA e outras técnicas avançadas, como os modelos estatísticos, com o objetivo de tanto validar os achados atuais quanto aprimorar a precisão das previsões.

Os resultados obtidos, no presente trabalho, contribuem com a apresentação de um cenário futuro de produção brasileira de biodiesel, sendo tais dados relevantes na identificação dos desafios inerentes ao processo produtivo e perspectivas deste setor para atendimento de demandas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGÊNCIA NACIONAL DO PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS. Biocombustíveis. Disponível em: https://www.gov.br/anp/pt-br. Acesso em: 5 jul. 2025.

BRASIL. Conselho Nacional de Política Energética (CNPE). Resolução nº 15, de 25 de junho de 2025. Aprova o aumento do teor de biodiesel no diesel de 14% para 15%. Brasília, DF: CNPE, 2025. Disponível em: https://www.gov.br/planalto/pt-br/acompanhe-o-planalto/noticias/2025/06/governo-aprova-aumento-de-etanol-na-gasolina-de-27-para-30-e-de-14-para-15-no-biodiesel. Acesso em: 2 jul. 2025.

BRASIL. Lei nº 13.576, de 26 de dezembro de 2017. Dispõe sobre a Política Nacional de Biocombustíveis (RenovaBio) e dá outras providências. Brasília, DF: Presidência da República, [2017]. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2017/lei/l13576.htm. Acesso em: 2 jul. 2025.

BRASIL. Lei nº 14.993/2024 de 8 de outubro de 2024. Estabelece diretrizes para a política de incentivo à produção e ao uso de biocombustíveis. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 9 out. 2024. Disponível em: https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/secretarias/petroleo-gas-natural-e-biocombustíveis/combustível-do-futuro. Acesso em: 22 jun. 2025.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética. Balanço Nacional de Energia. Brasília: EPE, 2021. Disponível em: https://www.epe.gov.br/. Acesso em: 02 jul. 2025.

CAIRES, K. V. L.; SIMONELLI, G. Previsão da demanda brasileira de biodiesel utilizando redes neurais artificiais. Pesquisa, Sociedade e Desenvolvimento, [S.I.], v. 10, n. 5, p. e17410513381, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i5. 13381. Disponível em: https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/13381. Acesso em: 2 jul. 2025.

CUNHA JÚNIOR, R. O. da; FIRMINO, P. R. A. Aplicação de redes neurais artificiais para previsão do nível de água subterrânea em poço de monitoramento na bacia sedimentar do Araripe, Ceará. Geociências, [S.I.], v. 41, n. 2, p. 427-435, 2022. DOI: https://doi.org/10.5016/geociencias.v41i02.16103. Acesso em: 5 jul. 2025.

DEMIR, Selçuk; SAHIN, Emrehan Kutlug. The effectiveness of data pre-processing methods on the performance of machine learning techniques using RF, SVR, Cubist and SGB: a study on undrained shear strength prediction. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, v. 38, n. 8, p. 3273-3290, 2024. Acesso em: 8 jul. 2025.

FERNANDES, F. M.; SILVA, M. S.; MARTINS, L. O. S.; FREIRES, F. G. M. Agricultura familiar, biodiesel e competitividade: o caso do núcleo de produção de oleaginosas de Serra do Ramalho (BA). Organizações Rurais & Agroindustriais, [S. l.], v. 23, p. e1752, 2022. Disponível em: https://www.revista.dae.ufla.br/index.php/ora/article/view/1752. Acesso em: 3 jul. 2025.

LEE, S.; LEE, K. K.; YOON, H. Uso de modelos de redes neurais artificiais para previsão do nível de água subterrânea e avaliação dos impactos relativos dos fatores influentes. Revista de Hidrogeologia, v. 27, n. 2, p. 567-579, 2019. DOI: 10.1007/s10040-018-1866-3. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s10040-018-1866-3. Acesso em: 1 ju. 2025.

MIHELICH, Martin et al. Uma caracterização do erro quadrático médio para estimadores com bagging. In: Conferência Internacional sobre Inteligência Artificial e Estatística. PMLR, 2020. p. 288-297.

PINHEIRO, Elisangela; LOVATO, Adalberto; RUTHER, Ricardo. Aplicabilidade de redes neurais artificiais para análise de geração de energia de um sistema fotovoltaico conectado à rede elétrica. Revista Brasileira de Energias Renováveis, [S. l.], v. 6, n. 5, 2017. DOI: 10.5380/rber.v6i5.48431. Disponível em: https://revistas.ufpr.br/rber/article/view/48431. Acesso em: 3 jul. 2025.

POGGIO, Matteo et al. O papel da bioenergia no futuro de baixo carbono no Brasil. Energia e mudanças climáticas, v.5, 100123, 2024. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.egycc.2023.100123. Acesso em: 4 jul. 2025.

ROGRIGUES, S. M.; ZAVALA, A. A. Z. Programa nacional de biodiesel e agricultura familiar em Mato Grosso. Revista da Faculdade de Administração e Economia [S.I.], v. 8, n. 2, p. 172-188, 2017. Disponível em: https://doi.org/10.15603/2176-9583/refae.v8n2p172-188. Acesso em: 4 jul. 2025.

XAVIER, E. F. M.; BARBOSA, N. F. M.; XAVIER JÚNIOR, S. F. A.; JALE, J. da S.; FERREIRA, T. A. E. Modelagem e previsão da produção brasileira de biodiesel utilizando séries temporais. Gaia Scentia, [S.I.], v. 12, n. 13, 2018. DOI: 10.22478/ufpb.1981-1268.2018v12n3.37324. Disponível em: https://periodicos.ufpb.br/index.php/gaia/article/view/37324. Acesso em: 5 jul. 2025.

Capítulo 4

10.37423/260511017

EFEITO DE EXTRATOS AQUOSOS DO CAPIM COLONIÃO NA GERMINAÇÃO E NO VIGOR DE SEMENTES DE MILHO (ZEA MAYS L.)

Daliciane Rodrigues Guilherme — *Faculdade Porto Nacional – AFYA*

Thalyta Oliveira De Castro — *Faculdade Porto Nacional – AFYA*

Vanessa Rodrigues — *Faculdade Porto Nacional – AFYA*

Angelo Ricardo Balduino — *Faculdade Porto Nacional – AFYA*

RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo avaliar o efeito do extrato aquoso de capim-colonião (Panicum maximum) sobre a germinação de sementes de milho (Zea mays L.). O experimento foi conduzido com quatro tratamentos, correspondentes às concentrações de 0%, 7,5%, 15% e 30% do extrato aquoso, utilizando-se 400 sementes distribuídas em quatro repetições de 100 sementes por tratamento. Foram avaliados os índices de germinação e o desenvolvimento inicial das plântulas. Os resultados demonstraram que as concentrações intermediárias (7,5% e 15%) apresentaram melhores taxas de germinação, com valores de 90% e 80%, respectivamente. Em contrapartida, a concentração de 30% promoveu redução da germinação, além de elevada incidência de fungos, o que pode ter interferido negativamente no desenvolvimento das sementes. O tratamento com água destilada apresentou menor desempenho quando comparado às concentrações intermediárias. Conclui-se que o efeito do extrato aquoso de capim-colonião é dependente da concentração, podendo favorecer a germinação em baixas doses e prejudicá-la em concentrações mais elevadas.

Palavras-chave: alelopatia; germinação; extrato vegetal; milho; capim-colonião.

1 INTRODUÇÃO

O milho (Zea mays L.) pertence à família Poaceae e é uma das culturas agrícolas de maior importância econômica no Brasil e no mundo. Nas regiões de Cerrado, destaca-se o cultivo do milho safrinha, realizado após a colheita da soja, contribuindo significativamente para a intensificação da produção agrícola. Atualmente, o milho representa o segundo grão mais produzido no país, ficando atrás apenas da soja (CONAB, 2023).

Além de sua importância econômica, o milho possui ampla utilização na alimentação humana e animal, bem como na indústria, sendo matéria-prima para diversos produtos. Dessa forma, a cultura apresenta grande relevância para o agronegócio brasileiro e para a segurança alimentar.

No Brasil, o cultivo do milho apresenta destaque principalmente nas regiões Centro-Oeste, Sul e Sudeste, onde a cultura é conduzida em sistemas altamente tecnificados. A expansão do milho safrinha contribuiu significativamente para o aumento da produção nacional, permitindo melhor aproveitamento das áreas agrícolas após o cultivo da soja.

Apesar de sua elevada importância, a produtividade do milho pode ser comprometida por diversos fatores, entre eles a presença de plantas daninhas, que competem diretamente por água, luz, nutrientes e espaço, reduzindo o desenvolvimento e o rendimento final da cultura (PITELLI, 2000). Entre as espécies invasoras mais frequentes em áreas agrícolas e pastagens destaca-se o capim-colonião (Panicum maximum), conhecido por sua elevada capacidade de crescimento, adaptação e agressividade competitiva (SILVA et al., 2018).

Segundo Lorenzi (2008), o capim-colonião (Panicum maximum) apresenta elevada capacidade de competição em áreas agrícolas, devido ao seu rápido crescimento e adaptação a diferentes condições ambientais. Além disso, essa espécie pode liberar substâncias químicas capazes de interferir no desenvolvimento de outras plantas cultivadas.

As plantas daninhas representam um dos principais fatores responsáveis pela redução da produtividade agrícola, podendo ocasionar perdas expressivas devido à competição por água, luz, nutrientes e espaço. Além disso, algumas espécies apresentam elevada capacidade de adaptação e rápida disseminação, dificultando o manejo nas áreas cultivadas.

O manejo inadequado dessas plantas pode elevar os custos de produção e aumentar a dependência de herbicidas químicos. Dessa forma, estudos voltados ao controle alternativo e sustentável tornam-se cada vez mais importantes para a agricultura moderna.

Além da competição por recursos, algumas plantas podem interferir no desenvolvimento de outras por meio da liberação de compostos químicos no ambiente, fenômeno conhecido como alelopatia. Segundo Rice (1984), a alelopatia corresponde aos efeitos diretos ou indiretos causados por substâncias produzidas por uma planta sobre outra espécie vegetal. Esses compostos, denominados aleloquímicos, podem atuar positivamente ou negativamente sobre processos fisiológicos fundamentais, como germinação, crescimento inicial e desenvolvimento das plântulas (FERREIRA, 2004).

Os compostos alelopáticos podem estar presentes em diferentes partes das plantas, como folhas, raízes, sementes e colmos, sendo liberados no ambiente por lixiviação, decomposição ou exsudação radicular. Esses compostos podem causar alterações fisiológicas e bioquímicas em outras espécies vegetais.

Em determinadas concentrações, os aleloquímicos podem estimular a germinação e o crescimento vegetal. Entretanto, em doses elevadas, podem provocar efeitos inibitórios, reduzindo o desenvolvimento das plântulas e comprometendo o estabelecimento das culturas agrícolas.

A germinação das sementes constitui uma das etapas mais importantes do desenvolvimento vegetal, pois influencia diretamente o estabelecimento das plantas no campo e a produtividade final da cultura. O vigor das sementes também está relacionado à velocidade e à uniformidade da germinação, sendo considerado fator essencial para o desenvolvimento adequado das plântulas (CARVALHO; NAKAGAWA, 2012).

Popinigis (1985) destaca que a germinação representa um dos processos fisiológicos mais importantes para o estabelecimento das culturas agrícolas, sendo influenciada por fatores internos das sementes e condições externas do ambiente. Dessa forma, alterações causadas por substâncias químicas podem comprometer diretamente a velocidade e a uniformidade germinativa.

Nos últimos anos, a germinação de sementes tem sido amplamente estudada devido à sua importância para o estabelecimento inicial das culturas agrícolas e para a obtenção de plântulas mais vigorosas e uniformes. Fatores externos, como temperatura, disponibilidade de água e presença de substâncias

químicas, podem influenciar diretamente esse processo, afetando a velocidade e o percentual de germinação. Nesse contexto, o uso de extratos vegetais tem despertado interesse em pesquisas agrícolas, uma vez que essas substâncias podem interferir positiva ou negativamente no desenvolvimento inicial das sementes, tornando fundamental a avaliação de seus efeitos sobre a germinação e o vigor das plântulas.

Diante disso, o presente trabalho teve como objetivo avaliar o efeito do extrato aquoso de capim-colonião (Panicum maximum) sobre a germinação e o vigor de sementes de milho (Zea mays L.).

2 MATERIAL E MÉTODOS

O experimento foi conduzido no Laboratório do Instituto Federal do Tocantins, localizado no município de Porto Nacional – TO. Para a obtenção do extrato aquoso, foram utilizados parte aérea e raízes do capim-colonião (Panicum maximum), coletados em propriedade particular no município.

Para o preparo dos extratos, foram utilizados 30 g da parte aérea e 30 g de raízes para cada 100 mL de água destilada. O material vegetal foi triturado em liquidificador por aproximadamente cinco minutos e, posteriormente, filtrado com o auxílio de peneira, obtendo-se o extrato bruto. A partir desse extrato, foram realizadas diluições para obtenção das concentrações de 7,5%, 15% e 30%. Como testemunha, utilizou-se apenas água destilada (0%).

Os ensaios foram conduzidos em caixas do tipo gerbox, previamente desinfetadas com solução de hipoclorito de sódio a 0,5%. Como substrato, utilizou-se papel germitest, devidamente umedecido com as respectivas soluções de cada tratamento. Cada tratamento foi composto por 400 sementes de milho (Zea mays.) do híbrido 525 VIP3 escolhido pelo seu elevado potencial germinativo, foram distribuídas em quatro repetições de 100 sementes para avaliação da germinação e do desenvolvimento inicial das plântulas

As unidades experimentais foram mantidas em câmara de germinação tipo B.O.D., sob temperatura controlada de 23 a 25 °C. O experimento foi conduzido em delineamento inteiramente casualizado, com quatro repetições.

Ao final do período experimental, após sete dias da semeadura, foi realizada a avaliação da germinação das sementes, considerando-se a emissão da radícula e o desenvolvimento inicial das plântulas. As

sementes que apresentaram sinais de contaminação fúngica foram registradas, visando à análise dos possíveis efeitos relacionados às diferentes concentrações do extrato vegetal.

As avaliações seguiram critérios padronizados para testes laboratoriais de germinação, buscando garantir uniformidade experimental e confiabilidade dos resultados.

Os dados obtidos foram submetidos à análise de variância, utilizando o programa SISVAR, e as médias comparadas pelo teste de Tukey a 5% de probabilidade.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados obtidos permitiram compreender os efeitos do extrato aquoso de capim-colonião sobre a germinação de sementes de milho. Observou-se que as concentrações de 7,5% e 15% apresentaram os maiores índices de germinação, com valores de 90,00% e 80,00%, respectivamente, indicando possível efeito estimulador em doses intermediárias. Esse comportamento pode estar relacionado ao efeito hormético, no qual substâncias potencialmente tóxicas em altas concentrações podem estimular processos fisiológicos em baixas doses (TAIZ et al., 2017). Esses resultados são semelhantes aos observados por Silva et al. (2018), que verificaram estímulo na germinação de sementes expostas a baixas concentrações de extratos vegetais, seguido de redução em doses mais elevadas.

Em contraste, a concentração de 30% resultou em redução da germinação (60,00%) e menor vigor das plântulas. Esse efeito pode ser atribuído à maior concentração de aleloquímicos presentes no extrato, que podem ultrapassar o limiar de tolerância das sementes e interferir em processos fisiológicos essenciais, como respiração celular, integridade de membranas e atividade enzimática. Ferreira (2004) também observou que extratos vegetais com maior concentração de compostos alelopáticos tendem a inibir significativamente a germinação e o desenvolvimento inicial das plântulas.

Essas alterações comprometem a mobilização de reservas do endosperma e reduzem a produção de ATP, essencial para o crescimento inicial da radícula (BEWLEY; BLACK, 1994).

Outro fator relevante observado no tratamento de 30% foi a maior incidência de fungos. De acordo com Carvalho e Nakagawa (2012), a presença de microrganismos em testes de germinação pode comprometer o vigor das sementes, reduzindo a qualidade fisiológica e interferindo na avaliação dos resultados.

As condições ambientais do experimento, como temperatura controlada entre 23 °C e 25 °C e o uso de papel germitest, favoreceram a padronização da absorção de água e o desenvolvimento inicial das plântulas. Segundo Bewley e Black (1994), a interação adequada entre temperatura e umidade é determinante para a ativação do metabolismo germinativo.

Por outro lado, o tratamento com água destilada (0%) apresentou o menor desempenho germinativo, sugerindo que pequenas concentrações de compostos bioativos presentes no extrato podem ter exercido efeito estimulador sobre processos iniciais da germinação. Isso reforça a ideia de que a resposta das sementes ocorre de forma não linear, variando conforme a concentração do extrato.

Resultados semelhantes também foram observados por Rice (1984), que descreve que substâncias alelopáticas podem apresentar comportamento dual, atuando como estimuladoras em baixas concentrações e inibidoras em doses mais elevadas. Rezende et al. (2003) também relatam que extratos vegetais podem interferir diretamente no desenvolvimento inicial das plântulas, alterando processos fisiológicos essenciais relacionados à germinação e ao vigor das sementes.

Estudos da literatura corroboram esses achados, indicando que os efeitos alelopáticos podem variar de estímulo a inibição dependendo da dose aplicada (RICE, 1984; FERREIRA, 2004). Silva et al. (2018) também relatam que extratos vegetais podem estimular ou inibir a germinação conforme sua concentração, enquanto Rezende et al. (2003) destacam que substâncias alelopáticas interferem diretamente no desenvolvimento inicial das plantas.

Dessa forma, os resultados demonstram que o extrato aquoso de capim-colonião apresenta efeito dose-dependente sobre a germinação de sementes de milho, promovendo estímulo em concentrações intermediárias e inibição em concentrações elevadas. Esses achados reforçam o potencial alelopático da espécie e sua possível aplicação em estudos voltados ao manejo sustentável de plantas daninhas.

Os tratamentos diferiram quanto às suas respectivas concentrações, refletindo diretamente nos resultados observados. As concentrações de 7,5% e 15% possivelmente favoreceram a germinação por apresentarem menor concentração de compostos alelopáticos, permitindo estímulo moderado nos processos fisiológicos das sementes sem causar efeitos tóxicos significativos. A concentração de 30% pode ter promovido efeito inibitório devido ao excesso de compostos alelopáticos presentes no extrato, interferindo negativamente na absorção de água, atividade enzimática e desenvolvimento inicial das plântulas.

Esse comportamento reforça que os efeitos alelopáticos estão diretamente relacionados à concentração do extrato, podendo apresentar respostas distintas conforme a dose utilizada. Da mesma forma, Silva et al. (2018) relatam que os efeitos alelopáticos podem estimular ou inibir a germinação dependendo da dose aplicada, enquanto Taiz et al. (2017) afirmam que alterações no ambiente germinativo interferem diretamente em processos metabólicos essenciais, como absorção de água, respiração celular e atividade enzimática das sementes.

Observa-se também que a resposta das sementes ao extrato não ocorre de forma linear, indicando que pequenas variações na concentração podem resultar em efeitos significativamente distintos. Esse comportamento reforça a complexidade dos processos de germinação sob influência alelopática, destacando a importância do controle das condições experimentais.

Diante do exposto, destaca-se a possibilidade de utilização do capim-colonião em diferentes aplicações, uma vez que, embora seja considerado uma planta daninha, apresentou potencial benéfico em determinadas concentrações, podendo contribuir para estudos futuros voltados ao manejo sustentável de culturas agrícolas

Tabela 1 Efeito do extrato aquoso de capim-colonião (Panicum maximum) na germinação de plântulas de milho (Zea mays L.).

Concentração (%)	**Germinação (%)**	
0	40,00	**b**
7,5	90,00	**a**
15	80,00	**a**
30	60,00	**ab**

Médias seguidas pela mesma letra não diferem entre si pelo teste de Tukey a 5% de probabilidade.

Fonte: Dados da pesquisa (2026).

Os resultados demonstram que concentrações moderadas do extrato aquoso favoreceram a germinação das sementes de milho, indicando possível efeito estimulante em baixas doses. Esse comportamento pode estar relacionado à presença de compostos bioativos capazes de atuar nos processos fisiológicos das sementes.

Entretanto, o aumento da concentração do extrato promoveu redução da germinação e maior incidência de fungos, evidenciando possível efeito tóxico em concentrações elevadas. Resultados semelhantes foram relatados por outros autores, que observaram respostas dependentes da dose

aplicada, indicando que, embora a maior concentração tenha apresentado efeito inibitório, parte das sementes ainda conseguiu germinar, caracterizando resposta intermediária aos efeitos alelopáticos do extrato.

Além da germinação, observou-se influência direta no vigor das plântulas, indicando que os compostos presentes no capim-colonião podem alterar o metabolismo inicial das sementes e comprometer o desenvolvimento vegetal em condições adversas.

A Tabela 1 apresenta os resultados obtidos nos diferentes tratamentos. As letras associadas às médias indicam a diferença estatística entre os tratamentos pelo teste de Tukey a 5% de probabilidade, sendo “a” correspondente aos maiores valores de germinação, “b” aos menores e “ab” aos valores intermediários.

Os tratamentos diferiram quanto às suas respectivas concentrações, refletindo diretamente nos resultados observados. As concentrações de 7,5% e 15% possivelmente favoreceram a germinação por apresentarem menor concentração de compostos alelopáticos, permitindo estímulo moderado nos processos fisiológicos das sementes sem causar efeitos tóxicos significativos. A concentração de 30% pode ter promovido efeito inibitório devido ao excesso de compostos alelopáticos presentes no extrato, interferindo negativamente na absorção de água, atividade enzimática e desenvolvimento inicial das plântulas.

Esse comportamento pode estar relacionado à presença de compostos no capim-colonião como efeito alelopáticos, que em maiores concentrações, interferem nos processos fisiológicos das sementes. Resultados semelhantes foram observados por Ferreira (2004), que verificou que a ação de compostos alelopáticos varia conforme a concentração aplicada, podendo estimular ou inibir a germinação dependendo da dose. A presença desses microrganismos pode comprometer a absorção de água e nutrientes pelas sementes, além de reduzir o vigor e interferir negativamente no processo germinativo. Dessa forma, além dos possíveis efeitos alelopáticos, a contaminação fúngica também pode ter contribuído para a redução da germinação observada no tratamento de maior concentração.

Da mesma forma, Silva et al. (2018) relatam que os efeitos alelopáticos estão diretamente relacionados à concentração do extrato, podendo apresentar respostas distintas conforme a dose utilizada.

Além disso, a elevada incidência de fungos observada na maior concentração pode estar associada à maior disponibilidade de matéria orgânica no extrato, favorecendo o desenvolvimento de

microrganismos e prejudicando a qualidade das sementes. De acordo com Carvalho e Nakagawa (2012), fatores externos, como condições do substrato e presença de microrganismos, podem influenciar diretamente a germinação e o vigor das sementes.

Observa-se, portanto, uma tendência de redução na germinação à medida que aumenta a concentração do extrato, indicando que os efeitos alelopáticos se intensificam em maiores doses.

Diante do exposto, destaca-se a possibilidade de utilização do capim-colonião em diferentes aplicações, uma vez que, embora seja considerado uma planta daninha, apresentou potencial benéfico em determinadas concentrações, podendo contribuir para estudos futuros voltados ao manejo sustentável de culturas agrícolas.

Resultados semelhantes foram observados por Silva et al. (2018), que relatam que os efeitos alelopáticos variam conforme a concentração do extrato, podendo estimular ou inibir a germinação dependendo da dose aplicada. Nesse mesmo contexto, Taiz et al. (2017) afirmam que alterações no ambiente germinativo interferem diretamente em processos metabólicos essenciais, como absorção de água, respiração celular e atividade enzimática das sementes.

Observa-se também que, os resultados evidenciam que a resposta das sementes ao extrato não ocorre de forma linear, indicando que pequenas variações na concentração podem resultar em efeitos significativamente distintos. Esse comportamento reforça a complexidade dos processos de germinação com efeitos alelopáticos destacando a importância do controle das condições experimentais.

4 CONCLUSÃO

Conclui-se que o extrato aquoso de capim-colonião exerce influência sobre a germinação de sementes de milho, apresentando efeito dependente da concentração aplicada. As concentrações intermediárias favoreceram a germinação e o desenvolvimento inicial das plântulas, enquanto a maior concentração promoveu efeito inibitório e maior incidência de fungos.

Dessa forma, os resultados demonstram que o capim-colonião pode apresentar potencial de aplicação no manejo agrícola, especialmente em pesquisas relacionadas à alelopatia e ao uso de alternativas sustentáveis na agricultura. Os resultados obtidos contribuem para ampliar o conhecimento sobre o

potencial alelopático do capim-colonião, demonstrando a importância da realização de novas pesquisas envolvendo diferentes espécies agrícolas, concentrações e condições ambientais.

Além disso, pesquisas relacionadas ao uso de extratos vegetais podem auxiliar no desenvolvimento de alternativas sustentáveis para o manejo agrícola, reduzindo impactos ambientais associados ao uso excessivo de produtos químicos. Recomenda-se a realização de novos estudos para aprofundar o conhecimento sobre os efeitos fisiológicos dessa espécie em diferentes condições experimentais.

REFERÊNCIAS

BEWLEY, J. D.; BLACK, M. Seeds: physiology of development and germination. New York: Plenum Press, 1994.

CARVALHO, N. M.; NAKAGAWA, J. Sementes: ciência, tecnologia e produção. 5. ed. Jaboticabal: FUNEP, 2012.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO (CONAB). Acompanhamento da safra brasileira de grãos. Brasília: CONAB, 2023. Disponível em: < https://www.conab.gov.br >. Acesso em: 03 maio 2026.

FERREIRA, A. G. Alelopatia: conceitos, mecanismos de ação e efeitos sobre plantas. Floresta e Ambiente, Rio de Janeiro, v. 11, n. 1, p. 1-10, 2004. Disponível em: < https://www.scielo.br >. Acesso em: 25 abr. 2026.

FERREIRA, A. G. Interferência: competição e alelopatia. In: FERREIRA, A. G.; BORGHETTI, F. Germinação: do básico ao aplicado. Porto Alegre: Artmed, 2004.cap.16, p.251–261.Disponível em: https://periodicos.ufsm.br/cienciaenatura/article/download/14763/pdf/83096 Acesso em: 25 abr. 2026

PITELLI, R. A. Plantas daninhas em culturas agrícolas. Jaboticabal: FUNEP, 2000.

REZENDE, C. P. et al. Alelopatia e suas interações na formação e manejo de pastagens e plantas forrageiras. Boletim Agropecuário, Lavras: UFLA, p. 18, 2003.

RICE, E. L. Allelopathy. 2. ed. Orlando: Academic Press, 1984.

SILVA, R. M. et al. Efeitos alelopáticos de extratos vegetais sobre a germinação de sementes. Revista de Ciências Agrárias, 2018.

TAIZ, L. et al. Fisiologia e desenvolvimento vegetal. 6. ed. Porto Alegre: Artmed, 2017.

REZENDE, C. P.; PINTO, J. C.; EVANGELISTA, A. R. Alelopatia e suas interações na germinação de sementes. Revista Científica Rural, Bagé, v. 8, n. 2, p. 45-52, 2003.

BEWLEY, J. D.; BLACK, M. Seeds: physiology of development and germination. 2. ed. New York: Plenum Press, 1994.

INDERJIT; DAKSHINI, K. M. M. Allelopathic effects of plant residues on soil microorganisms. Soil Biology and Biochemistry, Oxford, v. 27, n. 12, p. 1551-1555, 1995.

POPINIGIS, F. Fisiologia da semente. 2. ed. Brasília: AGIPLAN, 1985.

LORENZI, H. Plantas daninhas do Brasil: terrestres, aquáticas, parasitas e tóxicas. 4. ed. Nova Odessa: Instituto Plantarum, 2008.

ENGENHARIA: A MÁQUINA QUE CONSTRÓI O FUTURO

VOLUME XXV

conhecimentolivre.org/home
contato@conhecimentolivre.org
editoraconhecimentolivre



EDITORA CONHECIMENTO LIVRE