TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Predição de áreas queimadas no estado de Goiás usando dados de sensoriamento remoto e ferramentas de inteligência artificial

Hélio Ricardo Fernandes Júnior

Brasília-DF, 25 de novembro de 2025

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA FLORESTAL

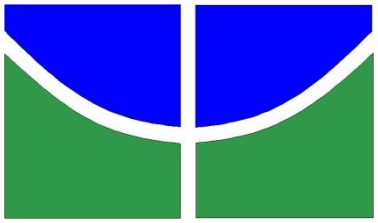
Predição de áreas queimadas no estado de Goiás usando dados de sensoriamento remoto e ferramentas de inteligência artificial

Hélio Ricardo Fernandes Júnior

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação apresentado ao Departamento de Engenharia Florestal da Universidade de Brasília, como parte das exigências para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Florestal.

Orientador: Prof. Dr. Eder Pereira Miguel

Brasília-DF, 25 de novembro de 2025



Universidade de Brasília - UnB
Faculdade de Tecnologia - FT
Departamento de Engenharia Florestal – EFL

Predição de incêndios florestais no estado de Goiás com índices de vegetação através do uso de redes neurais.

Estudante: Hélio Ricardo Fernandes Júnior
Matrícula: 19/0097884
Orientador: Prof. Dr. Eder Pereira Miguel
Menção:

Brasília-DF, 25 de novembro de 2025.

Dedico este trabalho a memória da minha querida mãe, Dinair Bandeira, que sempre sonhou em me ver graduado. Obrigado por todos os cuidados, ensinamentos e inspirações que foram fundamentais para que eu chegasse até aqui.

AGRADECIMENTOS

À minha mãe, Dinair (*in memoriam*), e ao meu pai, Hélio, pelo amor, pelo apoio, por sempre me incentivarem em todos os passos da minha vida.

Aos meus irmãos Lívia, Leandro, Bruna e Ana Clara, ao meu tio Marcelo e sua esposa Claúdia, aos meus cunhados Erickson e Laís, aos meus sobrinhos Flora, José Rodrigo, Pérola, Amora, Maria Lúcia e Martin, e a minha linda filha Clarice por serem presença e apoio essencial nos momentos decisivos.

Ao meu orientador, Professor Dr. Eder Pereira Miguel, meus agradecimentos pela orientação e pelos ensinamentos.

Aos meus amigos Leandro Prass, Mayara Albino, André Fernandes, Marianna Braz e Matheus Araujo que desde o início me incentivaram e apoiaram nessa etapa da minha vida.

Às amizades que fiz neste período de universidade e a todos que, direta ou indiretamente, fizeram parte disso.

Meus mais sinceros agradecimentos.

RESUMO

Os incêndios florestais representam um dos principais agentes de degradação ambiental no Cerrado, intensificados pela sazonalidade climática e pela crescente pressão antrópica. Este estudo teve como objetivo predizer áreas queimadas no estado de Goiás utilizando índices de vegetação derivados de imagens Landsat 8 e técnicas de Redes Neurais Artificiais (RNAs), com foco no ano de 2023. Foram empregados os índices NDVI, EVI, NDMI, NDWI (McFeeters,1996) e ARVI, cujos valores de amplitude entre o máximo e o mínimo foram extraídos e integrados a um modelo MLP treinado com o algoritmo BFGS. A RNA selecionada apresentou alto desempenho preditivo, com coeficiente de correlação superior a 0,94 e erro percentual inferior a 36%. Os índices de vegetação empregados no estudo contribuíram de forma conjunta para a modelagem, refletindo as variações espectrais associadas à dinâmica da vegetação e às áreas queimadas. Os resultados indicam que a metodologia adotada é eficiente para estimar áreas queimadas, configurando-se como uma ferramenta promissora para o planejamento e prevenção de queimadas em Goiás. Dessa forma, observou-se que a integração entre o sensoriamento remoto e técnicas de inteligência artificial oferece uma abordagem robusta e de alto potencial para apoiar a gestão ambiental e ações estratégicas de monitoramento de queimadas.

Palavras-Chave: incêndios florestais; Cerrado; sensoriamento remoto; índices de vegetação; redes neurais.

ABSTRACT

Wildfires are among the main drivers of environmental degradation in the Cerrado biome, intensified by climatic seasonality and increasing anthropogenic pressure. This study aimed to estimate burned areas in the state of Goiás using vegetation indices derived from Landsat 8 imagery combined with Artificial Neural Networks (ANNs), focusing on the year 2023. The vegetation indices NDVI, EVI, NDMI, NDWI (McFeeters, 1996) and ARVI were processed by extracting the amplitude between their maximum and minimum values and subsequently integrated into a Multilayer Perceptron (MLP) model trained with the BFGS algorithm. The selected ANN showed high predictive performance, with a correlation coefficient above 0.94 and an error rate below 36%. The vegetation indices jointly contributed to the model, capturing spectral variations associated with vegetation dynamics and burned areas. The results indicate that the proposed methodology is effective for estimating burned areas, demonstrating its potential as a tool for fire monitoring, planning, and prevention in Goiás. Overall, the integration of remote sensing and artificial intelligence techniques provides a robust and high-potential approach to support environmental management and strategic fire monitoring actions.

Keywords: wildfires; Cerrado; remote sensing; vegetation indices; artificial neural networks.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 12
2. REVISÃO DE LITERATURA 15
2.1. Cerrado 15
2.2. Fogo 15
2.3. Incêndios Florestais 16
2.4. Índices de Vegetação 17
2.5. Redes Neurais 18
3. MATERIAL E MÉTODOS 21
3.1. Caracterização da área de estudo 21
3.2. Aquisição dos dados 22
3.3. Seleção das áreas queimadas 23
3.4. Índices de Vegetação 24
3.5. Modelagem das redes neurais (RNAs) 28
4. RESULTADOS 31
4.1. Índices de Vegetação 31
4.2. Modelagem 31
4.2.1. Seleção das variáveis independentes 31
4.2.2. Treinamento das redes neurais 34
4.3. Uso e cobertura do solo afetados por queimadas 36
4.4. Análise estatística 38
5. DISCUSSÃO 39
6. CONCLUSÃO 42
7. RECOMENDAÇÕES PARA ESTUDOS FUTUROS 43
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 44

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Localização do estado de Goiás. 22
Figura 2 - Áreas queimadas em Goiás, 2023. 24
Figura 3 - Índices de vegetação ARVI, EVI, NDMI, NDVI e NDWI derivados de imagem Landsat 8, adquirida em 2025, para área de estudo. 33
Figura 4 - Valores observados e estimados (A), distribuição de resíduos (B) e frequência (C) para a RNA 2. 35
Figura 5 - Arquitetura da RNA 2, selecionada para a predição de áreas queimadas para Goiás. 36
Figura 6 - Principais usos e cobertura do solo afetados por queimadas no estado de Goiás em 2023, classificadas a partir do MapBiomas Coleção 9. 37

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Amplitude das variáveis independentes na área de estudo. NDWI = Normalized Difference Water Index; NDMI = Normalized Difference Moisure Index; NDVI = Normalized Difference Vegetation Index; EVI = Enhanced Vegetation Index; ARVI = Atmospherically Resistant Vegetation Index. 32
Tabela 2 - Matriz de correlação de Spearman usada para analisar a relação entre áreas queimadas e os índices de vegetação da área de estudo. 32
Tabela 3 - Estatísticas de precisão das redes neurais artificiais selecionadas para predição de áreas queimadas no estado de Goiás. 34

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANA – Agência Nacional de Água e Saneamento Básico

ARVI – Atmospherically Resistant Vegetation Index

BFGS – Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno

EVI – Enhanced Vegetation Index

GEE – *Google Earth Engine*

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

MAPBIOMAS - Projeto de Mapeamento Anual de Uso e Cobertura da Terra no Brasil

MLP – Multilayer Perceptron

NDMI – Normalized Difference Moisture Index

NDVI – Normalized Difference Vegetation Index

NDWI – Normalized Difference Water Index

RNA – Rede Neural Artificial

SIG – Sistema de Informação Geográfica

SWIR – Short-Wave Infrared

1. INTRODUÇÃO

O fogo é considerado um dos maiores agentes causadores de distúrbios em ecossistemas naturais no mundo (BOND & KEELEY, 2005), associado ao tamanho da área que pode prejudicar e sua grande periodicidade de ocorrência em várias áreas de vegetação natural (FORMAN & GODRON, 1986). São raros os eventos que se equiparam à notável capacidade de um grande incêndio em modificar por completo um ecossistema natural em um curto período (HUNTER & GIBBS, 2007).

As condições meteorológicas de temperatura, umidade relativa do ar, vento e precipitação possuem uma grande influência no comportamento do fogo e desempenham um papel determinante na ignição e propagação dos incêndios. Quanto maior for a temperatura do ar, mais baixa será a umidade do combustível e menor a quantidade de calor necessária para iniciar e manter o processo de combustão (TORRES et al., 2020). O relevo impacta diretamente no estado dos materiais combustíveis, tanto em termos de disponibilidade quanto de sensibilidade a combustão. Terrenos acidentados com declividades acentuadas, maiores que 30% podem criar condições favoráveis para a propagação do fogo e geralmente estão associados a microclimas específicos por conta da topografia predominante. Além disso, as variações de altitude e inclinação influenciam as mudanças de temperatura e umidade relativa, perturbando o efeito do vento nos incêndios (TORRES et al., 2020).

Guimarães et al., (2014) identificaram em sua pesquisa que os incêndios provocam diversos impactos incluindo o aumento da temperatura do solo, processos erosivos, perda de nutrientes e matéria orgânica, acidificação do solo e alterações no microclima local. Além disso, verificaram prejuízos como a degradação da qualidade da água, mortalidade da fauna, enfraquecimento da madeira, eliminação do sub-bosque, danos às lavouras, interferência na sucessão vegetal e redução da atividade microbiana.

Dessa forma, reconhecer os impactos destrutivos dos incêndios florestais destaca a importância de adotar estratégias de prevenção e controle (WHITE et al., 2016). O Estado tem a responsabilidade de gerenciar o controle das queimadas, mas

essa gestão deve ser baseada em dados e informações estatísticas que garantam maior eficiência nas ações de prevenção e combate (PEREIRA, 2009). Dentre os recursos que podem ser utilizados para a prevenção de incêndios florestais, destacam-se os índices de perigo de incêndios e o mapeamento das áreas mais vulneráveis (VETTORAZZI & FERRAZ, 1998).

Segundo Eugenio et al. (2011), o mapeamento das áreas vulneráveis a ocorrência de incêndios utiliza-se como metodologia a aplicação de geotecnologias que facilitam a elaboração de mapas das áreas que necessitam de proteção e otimiza o tempo disponível para a fiscalização do cumprimento da legislação. Nesse contexto, o Sistema de Informações Geográficas (SIG) surge como uma ferramenta eficiente para simular diversos processos ambientais de maneira simplificada. Sua aplicação permite a integração de dados provenientes de diferentes fontes, como imagens de satélite, mapas topográficos e mapas de uso e ocupação do solo, resultando na geração de mapas temáticos com informações relevantes para a gestão ambiental (GOBBO et al., 2016).

Os índices são definidos com base em variáveis climatológicas como umidade relativa, temperatura do ar e precipitação, para avaliar as condições da vegetação. Essa abordagem é utilizada porque a medição direta da umidade da vegetação é um processo mais complexo e as coletas de dados em larga escala apresentam um alto custo (NARCISO et al., 2009).

O cálculo de risco de incêndios envolve a análise da probabilidade de ocorrência de fogo em uma determinada área, ou seja, a estimativa de chance de ignição (HARDY, 2005). Essa abordagem permite uma avaliação mais precisa da incidência de incêndios, possibilitando o monitoramento e a adoção de medidas preventivas para evitar queimadas nessas regiões (CHUVIECO et al., 2010).

A identificação das áreas com maior risco de incêndio é fundamental para o planejamento de ações preventivas. Com isso, torna-se possível determinar as épocas do ano com maior incidência de queimadas, viabilizando a realização de queimadas controladas ou sua prevenção, além de estratégias de combate ao fogo. Ainda, essa análise permite conscientizar a população sobre os riscos, promover

programas de educação ambiental e em casos extremos, restringir o acesso à área para minimizar os impactos (NUNES, 2005).

Existem diversas abordagens para modelar o risco de incêndio, incluindo método estatísticos, como a regressão logística, métodos quantitativos e qualitativos baseados no conhecimento de especialistas, como a análise multicritério. Além disso, também são utilizados métodos de inteligência artificial, como as Redes Neurais (RNA). As RNA têm sido aplicadas com sucesso no desenvolvimento de modelos de risco de incêndio e apresentam bons resultados quando usadas para tal modelagem (ALONSO-BETANZOS et al., 2003; GOLDARAG et al., 2016; SATIR et al., 2016).

Este método busca imitar o funcionamento do cérebro humano, aproveitando sua capacidade de adquirir e armazenar conhecimento nas conexões entre os neurônios. Ao contrário de outros métodos, a definição dos pesos das variáveis no modelo não é empírica, sendo determinada por meio de um processo de aprendizagem fundamentado em métodos matemáticos. Isso torna o processo menos subjetivo, em contraste com métodos que dependem da experiência de especialistas (FERNANDES, 2019).

Neste contexto, o principal objetivo deste trabalho é estimar as áreas queimadas no estado de Goiás no ano de 2023 por meio de índices de vegetação derivados de imagens Landsat 8 e modelagem com Redes Neurais Artificias (RNAs). A proposta consiste em utilizar a amplitude dos índices espectrais como variáveis de entrada para a RNA e avaliar a capacidade do modelo em estimar as áreas queimadas.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Cerrado

O cerrado é considerado o segundo maior bioma brasileiro e está incluído na lista dos hotspots (CARDOSO DA SILVA & BATES, 2002), no qual está inserido na porção central do território brasileiro. Faz limite com os outros quatro biomas: Amazônia, ao norte; Caatinga, a nordeste; Mata Atlântica, a sudeste e Pantanal, a sudoeste (BRASIL, 2009).

O nome “Cerrado” refere-se à união de diversos ecossistemas, como savanas, matas, campos e matas de galeria. O clima dessa área é considerado estacionário, apresentando duas estações bem definidas: uma chuvosa, de outubro a março, e outra seca, de abril a setembro. A média anual de chuvas gira em torno de 1.500mm, enquanto as temperaturas médias variam entre 22°C e 27°C (KLINK & MACHADO, 2004).

A grande diversidade de paisagens do Cerrado é responsável por abrigar uma rica variedade de espécies vegetais (RATTER et al., 2000), incluindo um expressivo número de plantas endêmicas, ou seja, exclusivas dessa região (GIULIETTI et al., 2000).

O Cerrado possui uma forte ligação com o fogo, sendo que incêndios são eventos recorrentes na região há muitos anos (WALTER et al., 2008). Diversas espécies vegetais desenvolveram adaptações ecológicas que lhes conferem resistência ou proteção contra queimadas (COUTINHO, 1978; SCHMIDT, et al 2018; GOTTSBERGER & SILBERBAUER-GOTTSBERGER, 2006).

2.2. Fogo

O fogo é o processo de combustão caracterizado pela emissão de calor e luz (ABNT, 1997). No primeiro momento, é uma reação endotérmica que requer uma fonte externa de energia para iniciar, mas logo depois transforma-se em uma reação exotérmica que continua até que outros fatores interrompam o processo (RIBEIRO, 2004). Para que o fogo inicie e mantenha ativo, são necessários quatros elementos:

combustível, comburente, calor e reação em cadeia. Sendo conhecidos como o tetraedro do fogo (SEITO et al., 2008).

O combustível é toda substância capaz de queimar e alimentar a combustão, ativada pelo comburente, que na maioria dos casos é o oxigênio contido no ar. O calor é a forma de energia que eleva a temperatura, gerado a partir da transformação de outras energias (CBMPR, 2022). Por sua vez, a reação em cadeia é uma sequência de reações que ocorrem durante o fogo, produzindo sua própria energia de ativação enquanto há comburente e combustível para queimar (BATISTA, 2021).

Uma vez que é iniciado, o fogo propaga-se através da transferência de calor por contato direto, pelo ar em movimento ou por raios de calor, processos conhecidos como condução, convecção e radiação, respectivamente (CBMGO, 2017). As principais características da combustão durante a queima, como a maneira que o material entra em combustão, o desenvolvimento das chamas, a forma que o fogo se propaga e apresenta outros fenômenos, é chamado de comportamento do fogo (BATISTA et al., 2013).

2.3. Incêndios Florestais

Embora o fogo desempenhe um papel estruturante nos ecossistemas de savana, a frequência e a repetição dos incêndios representam um risco significativo para a vida, a biodiversidade e as atividades econômicas, além de alterarem processos ecossistêmicos essenciais, como o clima (MIRANDA et al., 2002; EARL & SIMMONDS, 2018).

Conforme estabelecido no decreto federal nº 2.661/88, no artigo 20, o incêndio florestal é definido como o fogo que ocorre de forma descontrolada em florestas ou em qualquer outra forma de vegetação. Mais de 80% dos incêndios florestais é consequente das ações humanas, resultante de atividades antrópicas (FAO, 2006). Por isso os incêndios florestais é uma das grandes preocupações ao meio ambiente, pois devasta grandes proporções de florestas, campos e regiões agrícolas, causando alterações no meio ambiente.

Os incêndios são classificados em incêndios de superfície, subterrâneos e de copa, levando em consideração o estrato do combustível envolvido no processo de combustão (CMBGO, 2017).

Incêndios de copa e subterrâneos geralmente têm origem em incêndios de superfície (WHITE, 2013). Os incêndios subterrâneos, em particular, são os mais difíceis de detectar, devido ao seu lento avanço, à baixa emissão de fumaça e à ausência de chamas visíveis. Apesar de discretos, esses incêndios causam danos significativos às raízes das plantas e a fauna do solo (BATISTA & SOARES, 2008).

O conhecimento prévio das condições associadas aos incêndios florestais, assim como a previsão de áreas com maior perigo de ocorrência, é fundamental para a implementação de sistemas de alerta precoce (FAO, 2006). Nesse contexto, é importante distinguir entre os termos risco e perigo. O risco de incêndio refere-se à probabilidade de ignição, geralmente associada a presença ou ação de agentes causadores. Já o perigo está relacionado as características do material combustível, que podem facilitar a ignição ou dificultar o controle da queimada (DAVIS, 1958; GAYLOR, 1974).

2.4. Índices de Vegetação

Os índices de vegetação representam ferramentas fundamentais obtidas por meio de técnicas de sensoriamento remoto, sendo amplamente utilizados em estudos que visam associar os dados coletados pelos sensores à cobertura vegetal existente na região analisada (DA NOBREGA FIRMINO et al., 2009).

As faixas do espectro eletromagnético correspondentes à luz visível estão entre as mais empregadas e possuem uma ampla variedade de aplicações. Na geração de imagens, é frequente a combinação das bandas azul, verde e vermelha com a banda do infravermelho (GONZALEZ & WOODS, 2009).

Os índices de vegetação consistem em operações matemáticas entre bandas espectrais com o objetivo de realçar determinadas feições. As bandas mais comumente utilizadas para esse fim são a do vermelho e a do infravermelho próximo. Assim, o uso desses índices no monitoramento permite identificar distintos tipos de vegetação e detectar possíveis anomalias no seu desenvolvimento (LIU, 2006).

Esses índices são derivados de transformações lineares entre as bandas espectrais, comumente utilizando as faixas do vermelho (V) e do infravermelho

próximo (IVO) do espectro eletromagnético (EPIPHANIO et al., 1996). Segundo Jensen (2009), a faixa do vermelho apresenta alta absorção de energia radiante e baixa reflectância, característica relacionada à sua relevância nos processos fotossintéticos. Por outro lado, a faixa do infravermelho próximo apresenta baixa absorção da radiação incidente e alta reflectância da energia solar, resultado das características estruturais da vegetação e da morfologia interna das folhas.

De acordo com Aquino (2016), os índices de vegetação são gerados por meio de fórmulas que combinam os níveis de reflectância captados nas imagens, considerando a variação da energia eletromagnética em diferentes bandas do espectro. Dessa forma, são desenvolvidos modelos que contribuem para a tomada de decisões em análises voltadas à conservação do meio ambiente.

Com o avanço das tecnologias, o uso de imagens de satélite tem sido bastante utilizado na produção dos índices para realizar o acompanhamento das práticas e mudanças causadas pela pressão antrópica para obtenção de dados em locais de difícil acesso, muito pela questão da rapidez na obtenção das informações, seja a análise em uma pequena ou larga escala (MOREIRA, 2011). Dessa forma, as mudanças no uso e cobertura do solo podem ser avaliadas pela quantificação e monitoramento do estado da vegetação através dos índices de vegetação (LEIVAS, 2014).

2.5. Redes Neurais

As Redes Neurais (RNA) são modelos computacionais inspirados na estrutura e funcionamento do sistema nervoso dos seres vivos (HAYKIN, 2001; MAEDA et al., 2009; SILVA et al., 2010; BRAGA et al., 2000; NADIKATTU, 2017; GUPTA & RAZA, 2019). Tais modelos consistem em uma rede massiva de nós interconectados, os chamados neurônios artificiais, que imitam o comportamento de neurônios biológicos, realizando processamentos de informação e extração de padrões a partir de dados (KOVÁCS, 1996; CERQUEIRA et al., 2001; HAYKIN, 2001).

A motivação para o desenvolvimento das RNAs surgiu da tentativa de modelar matematicamente o cérebro, entendido como um sistema não linear, complexo e altamente paralelo. O neurônio biológico, por sua vez, realiza o processamento de informações por meio de componentes como dendritos (que recebem estímulos), o corpo celular (que processa) e o axônio (que transmite os impulsos), interligados por

sinapses (RUFFIER et al., 1998). De forma análoga, o neurônio artificial recebe entradas ponderadas por pesos sinápticos, realiza cálculos internos e gera uma saída (output), simulando o comportamento de processamento de um neurônio real (CERQUEIRA et al., 2001; DE MELO et al., 2006; BRAGA et al., 2000).

A arquitetura de uma RNA é definida pela organização de seus neurônios em camadas: camada de entrada, camadas ocultas (ou intermediárias) e camada de saída (HAYKIN, 2001; SILVA et al., 2010; GORGENS et al., 2014). A forma como os neurônios se conecta e o número de camadas influenciam diretamente sua capacidade de aprendizagem e generalização. As arquiteturas mais comuns são as redes alimentadas adiante como uma ou múltiplas camadas (como o Multilayer Percetron – MLP) e as redes recorrentes (GARDNER & DORLING, 1998; HAYKIN, 2001; SILVA et al., 2010; BRAGA et al., 2000).

Essas redes têm como principais características a adaptação contínua por meio do ajuste dos pesos sinápticos, a aprendizagem por treinamento supervisionado ou não supervisionado, a capacidade de generalizar a partir de exemplos e a tolerância a falhas, devido ao armazenamento distribuído da informação (FISZELEW, 2007; GUPTA & RAZA, 2019). No treinamento supervisionado, por exemplo, a rede aprende com base em pares de entrada e saída previamente conhecidos, buscando minimizar o erro por meio de algoritmos de correção, como o de retropropagação do erro (KOVÁCS, 1996; HAYKIN, 2001).

Desde a década de 1970, com a expansão da Inteligência Artificial (IA) e do Aprendizado de Máquina (Machine Learning), as RNAs têm sido amplamente utilizadas em tarefas preditivas e descritivas (FACELI et al., 2021; MUELLER & MASSARON, 2019). Sua aplicabilidade é vasta e, com o avanço da capacidade computacional, essas redes tornaram-se ferramentas eficazes em diferentes áreas, inclusive no setor florestal (LEK et al., 1996; SILVA et al., 2010; GORGENS et al., 2009; LEITE et al., 2011).

Na área florestal, destacam-se estudos que aplicam RNAs para previsão de variáveis biométricas, estimação de altura de mudas (FERREIRA, 2014), previsão de volume (BHERING et al., 2015; DE ABREU et al., 2017), prognose de crescimento (CASTRO et al., 2013; SILVA et al, 2010), classificação de sítio florestal (COSENZA et al., 2017), identificação anatômica de madeiras (ESTEBAN et al., 2017), simulação do fluxo de carbono (WEN et al., 2014), e otimização de controle de gruas florestais

(WYDRA et al., 2020). Ainda no contexto florestal, observa-se a aplicação de diferentes modelos para predição de incêndios e queimadas, utilizando variáveis meteorológicas e séries históricas de dados. Entre esses modelos destacam-se regressões lineares, modelos ARIMA e Redes Neurais Artificiais, sendo estas últimas notáveis por sua habilidade de capturar padrões complexos em dados temporais (VIGANÓ et al., 2017).

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Caracterização da área de estudo

A área de estudo engloba todo o território do estado de Goiás (Figura 1). Sendo ele, o sétimo maior estado brasileiro em extensão territorial, com uma área de aproximadamente 340 mil quilômetros quadrados. Localizado na região Centro-Oeste do Brasil, faz fronteira com os estados de Tocantins, Bahia, Minas Gerais, Mato Grosso e Mato Grosso do Sul. Conta com 246 municípios e circunda quase toda a área do Distrito Federal, exceto por uma pequena parte ao sudeste (GOIÁS, 2023).

Segundo levantamento do IBGE divulgado em 2018, a população de Goiás se aproxima dos 7 milhões de habitantes, com uma densidade demográfica de 17,65 pessoas por quilômetro quadrado. Isso o torna o estado mais populoso da região Centro-Oeste do Brasil (GOIÁS, 2023).

O território goiano apresenta uma diversidade de formas de relevo, incluindo chapadas, planaltos, depressões e vales. Grande parte de sua estrutura geológica é composta por terrenos cristalinos e sedimentares antigos, com áreas de planalto fortemente modeladas pela ação erosiva. As chapadas se destacam por seus contrastes físicos e pela expressiva beleza paisagística. As maiores elevações concentram-se nas porções Leste e Norte do estado, com destaque para a Chapada dos Veadeiros, que atinge 1.784 metros, a Serra dos Cristais, com 1.250 metros, e a Serra dos Pireneus, com 1.395 metros de altitude.

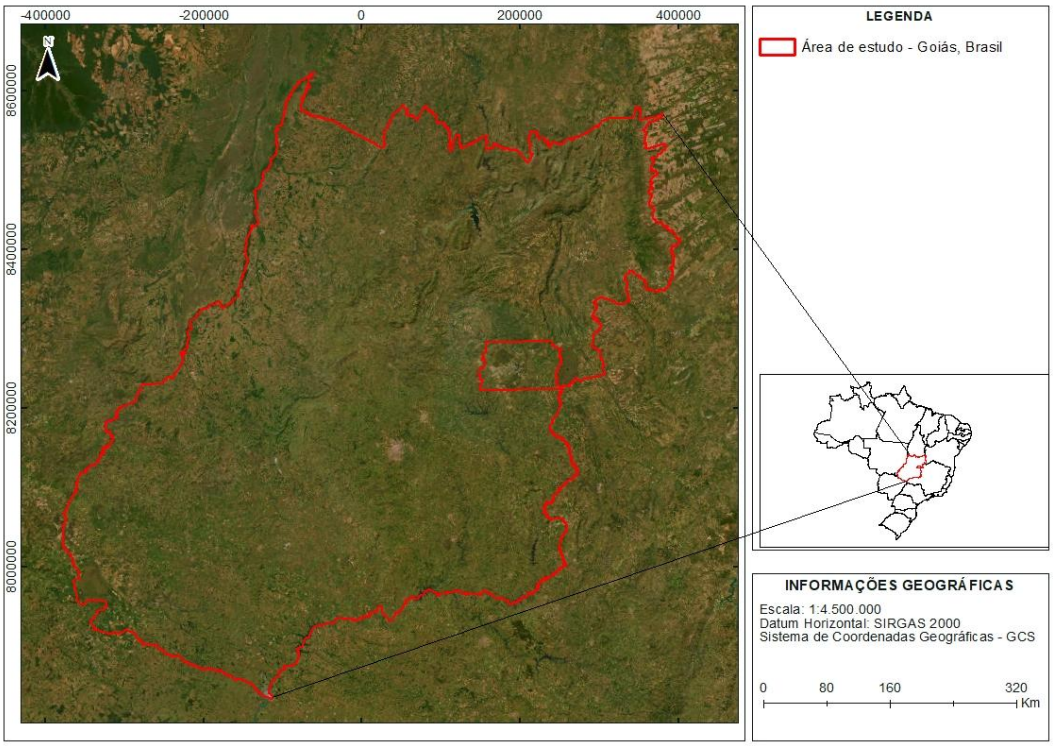


Figura 1 - Localização do estado de Goiás.
Fonte: Autor, 2025.

Aproximadamente 97% do território é ocupado pelo Bioma Cerrado, é composto por um mosaico com diferentes fitofisionomias desde campestres, formações savânica e formações florestais. (SANO et al., 2007).

3.2. Aquisição dos dados

Os dados de índice de vegetação utilizados neste estudo foram obtidos entre maio e julho do ano de 2023, período que antecede a ocorrência de queimadas, por meio da plataforma *Google Earth Engine* (GEE). É uma plataforma computacional em que fornece aos usuários a possibilidade de realizar análises geoespaciais através dos processadores do *Google* (GEE, 2025).

Foram selecionadas imagens de satélite dos sensores Landsat 8, abrangendo todo o território do estado de Goiás para o período de seca do ano de 2023. As imagens foram pré-processadas para remoção de nuvens e correções atmosféricas, utilizando os algoritmos padrão da plataforma GEE, a fim de garantir maior precisão de análises espectrais.

Os dados foram processados no software ArcGis Pro, uma ferramenta de Sistema de Informação Geográfica (SIG) amplamente empregada para análises espaciais e para a manipulação de informações geográficas (ESRI, 2022).

Os dados foram processados no Sistema de Coordenadas Projetadas *Albers Equal Area*, adotando o SIRGAS 2000 como Datum. Os rasters mantiveram resolução espacial de 30 m x 30 m.

Com os mapas dos índices de vegetação finalizados para região de estudo, utilizaram-se ferramentas internas do ArcGis Pro que permitem a extração dos dados em formato tabular, como o *Zonal Statistics Table*, facilitando a etapa posterior. Após a organização das informações em tabelas, foi empregado o software *Statistica 12* para gerar e treinar as redes neurais.

3.3. Seleção das áreas queimadas

As áreas queimadas utilizadas neste estudo foram mapeadas por meio da plataforma *Google Earth Engine* (GEE), utilizando o produto de fogo do Projeto MapBiomas. Foi empregada a coleção MapBiomas Fire – Collection 3 Monthly Burned, que disponibiliza em escala anual e mensal a cobertura de áreas queimadas para o território brasileiro.

Inicialmente, foi definida como área de interesse todo o território do estado de Goiás, que foi utilizado para recorte das imagens no GEE. Em seguida, foram selecionadas as camadas referentes ao ano de 2023, considerando o período de 1º de janeiro a 31 de dezembro.

A partir disso, foi gerado um *raster* binário de áreas queimadas, no qual os pixels com valores maiores que zero foram reclassificados como valor 1 (presença de queimada) e os demais como 0 (ausência de queimada). Esse procedimento resultou em uma máscara binária de áreas queimadas para o estado de Goiás (Figura 2) no ano de 2023, utilizada como base para a extração dos índices de vegetação e para a etapa de modelagem com redes neurais.

A área total queimada foi estimada multiplicando-se a imagem binária de queimadas pela área de pixel, por meio da função *pixelArea()* no GEE, e

posteriormente somada sobre a área de estudo com resolução espacial de 30 m, permitindo a obtenção da área queimada em quilômetros quadrados.

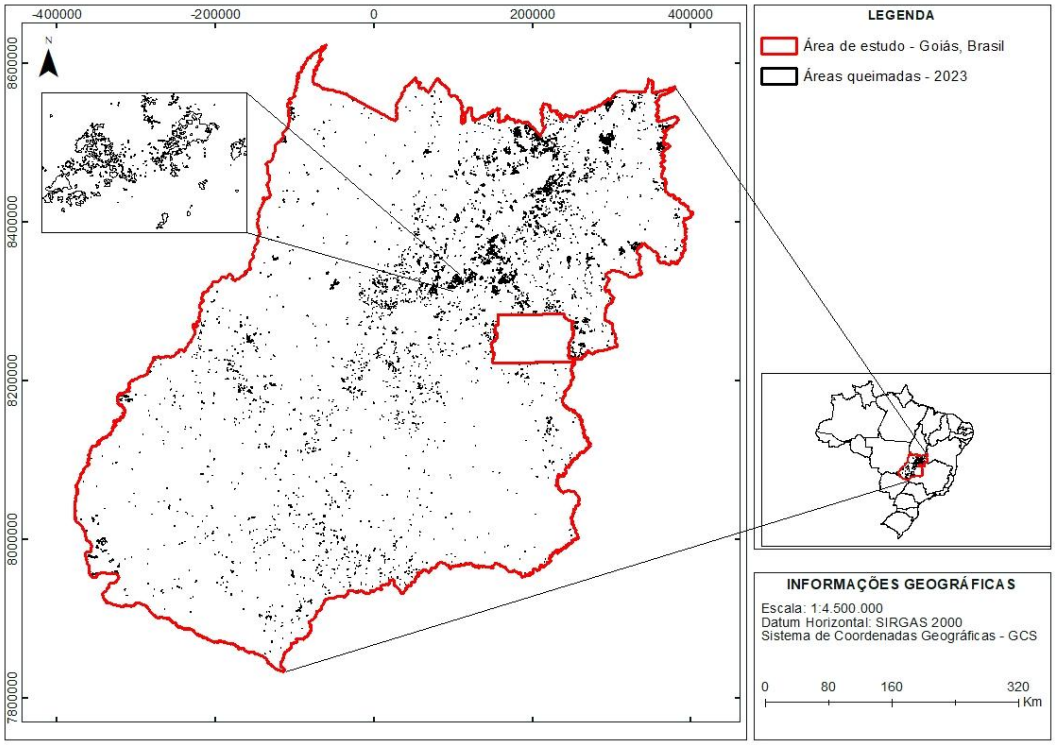


Figura 2 - Áreas queimadas em Goiás, 2023.
Fonte: Autor, 2025.

Para caracterizar o uso e cobertura do solo nas áreas atingidas por queimadas, o mapa binário de queimadas foi sobreposto ao mapa de uso e cobertura da terra do MapBiomas Coleção 9, selecionando-se a classe de uso referente ao ano de 2023. Essa sobreposição permitiu identificar quais classes de uso da terra foram mais afetadas por queimadas no período analisado.

3.4. Índices de Vegetação

Os índices de vegetação utilizados neste estudo possuem relação direta com a dinâmica das queimadas uma vez que são sensíveis a alterações estruturais, fisiológicas e hídricas na vegetação, características que mudam rapidamente após a passagem do fogo.

NDVI e EVI respondem à perda de biomassa, redução de folhas verdes e destruição da estrutura do dossel. Enquanto NDMI e NDWI captam alterações na umidade da vegetação e do solo, geralmente reduzidas antes e após eventos de

queimada. Por último, o ARVI reduz a interferência atmosférica, importante em áreas com forte presença de fumaça, partículas e aerossóis que ocorrem durante o período de seca e queimadas.

Esses índices são indicadores indiretos de distúrbios por fogo, e suas amplitudes refletem as variações espectrais associadas à redução de vigor, umidade e estrutura da vegetação queimada

3.4.1. Normalized Difference Vegetation Index - NDVI

Neste estudo, o NDVI destaca-se por ser um dos índices mais antigos e mais consolidados no monitoramento remoto da vegetação (BANNARI et al., 1995). Sua aplicação é comum em análises de cobertura vegetal, sendo bastante útil em estudos que exploram a variação temporal da paisagem e alterações no uso da terra (GHOSH & BEHERA, 2018; GUERINI FILHO et al., 2020).

O índice é derivado de uma equação que considera a diferença e a soma da reflectância das bandas do infravermelho próximo (NIR) e do vermelho (Red), apresentando resultados em uma escala que varia de -1 a 1. Valores mais próximos de 1 indicam vegetação densa e saudável, enquanto números negativos estão geralmente associados à presença de corpos d'água, áreas urbanizadas ou solo exposto (MELO et al., 2011).

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$

A lógica por trás do NDVI baseia-se nas propriedades espectrais da vegetação, ou seja, folhas sadias refletem intensamente a radiação no infravermelho próximo e absorvem grande parte da luz vermelha. Assim, quanto mais vigorosa for a vegetação, maior será a diferença entre essas bandas, resultando em um índice elevado que evidencia áreas vegetadas (MELO et al., 2011).

3.4.2. *Enhanced Vegetation Index* (EVI)

O EVI foi desenvolvido por Huete et al. (1997) como uma alternativa para reduzir os efeitos da atmosfera e do solo no monitoramento da vegetação. Diferente

de outros índices, ele é mais sensível às variações na estrutura do dossel, como a disposição das folhas e a arquitetura da copa, o que o torna adequado para análises em áreas de maior biomassa (GAO et al., 2000).

Seu desenvolvimento está relacionado ao lançamento do sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), em 1999, a bordo dos satélites Terra e Aqua da NASA. A partir desse momento, o EVI passou a ser disponibilizado pelo *Earth Observing System* (EOS), permitindo análises contínuas e em escala global. Essa disponibilidade possibilitou o acompanhamento regular da vegetação, incluindo estudos fenológicos e a detecção de mudanças no uso e cobertura do solo (HUETE et al., 2002).

Com base em sua formulação, o EVI busca minimizar as limitações observadas em outros índices, oferecendo maior precisão em regiões de vegetação densa. Sua aplicação se mostra especialmente útil para avaliar a dinâmica espaço-temporal da vegetação, consolidando-o como uma ferramenta importante para o monitoramento ambiental e estudos que envolvem processos de crescimento e desenvolvimento da cobertura vegetal (HUETE et al., 2002).

$$EVI = G * \frac{NIR - R}{NIR + C_1 * R - C_2 * B + L}$$

Em que L é o fator de ajuste para o solo, C1 e C2 são coeficientes de ajuste para efeito de aerossóis da atmosfera e G é o fator de ganho, que aumenta a sensibilidade do índice às diferenças no vigor da vegetação.

3.4.3. Normalized Difference Moisture Index – NDMI

O Índice de Umidade por Diferença Normalizada (NDMI) é um índice espectral obtido a partir das bandas do infravermelho próximo (NIR) e do infravermelho de ondas curtas (SWIR), conforme a equação:

$$NDMI = \frac{(NIR - SWIR)}{(NIR + SWIR)}$$

Ele é utilizado para estimar o conteúdo de água da vegetação e monitorar o nível de estresse hídrico, apresentando valores entre -1 e 1. Valores mais altos

indicam vegetação densa e com maior disponibilidade hídrica, enquanto valores baixos refletem estresse, solo exposto ou áreas queimadas (HARDISKY et al., 1983).

Apesar de menos difundido que o NDVI, o NDMI tem se mostrado mais sensível às variações de umidade no dossel, revelando correlações mais significativas com parâmetros biofísicos e maior acurácia na detecção de distúrbios de menor intensidade, como degradação gradual e regeneração pós-fogo (WILSON & SADER, 2002). No contexto do Cerrado goiano, caracterizado por sazonalidade climática e recorrência de queimadas, o NDMI constitui uma ferramenta eficaz para identificar áreas críticas de estresse hídrico, avaliar os impactos do fogo e acompanhar a recuperação da vegetação.

3.4.4. Normalized Difference Water Index – NDWI

O Normalized Difference Water Index (NDWI), proposto por McFeeters (1996), foi desenvolvido com o objetivo de destacar corpos d'água superficiais em imagens de sensoriamento remoto e minimizar a interferência de áreas construídas, solos expostos e vegetação.

O índice utiliza as bandas do verde (Green) e do infravermelho próximo (NIR), sendo calculado por:

$$NDWI = \frac{(GREEN - NIR)}{(GREEN + NIR)}$$

Valores positivos tendem a indicar corpos d'água, enquanto valores negativos representam vegetação, solos expostos e áreas urbanizadas (McFEETERS, 1996).

Embora inicialmente desenvolvido para mapeamento de água superficial, o NDWI tem sido aplicado em estudos ambientais que relacionam a dinâmica de umidade com processos ecológicos, em alguns casos, com comportamento do fogo, especialmente em períodos de seca prolongada e em áreas suscetíveis à perda de umidade superficial, indicando risco potencial de ignição.

Sua inclusão neste estudo contribui para avaliação do estresse hídrico e da disponibilidade superficial de água, elementos que influenciam o comportamento do fogo no Cerrado.

3.4.5. Atmospherically Resistant Vegetation Index – ARVI

O Atmospherically Resistant Vegetation Index foi proposto e desenvolvido com o objetivo de aprimorar a estimativa da cobertura vegetal por sensoriamento remoto, diminuindo os efeitos atmosféricos que afetam a acurácia de outros índices de vegetação (KAUFMAN & TANRÉ, 1992).

O NDVI, apesar de ser o índice mais utilizado, possui resistência a interferências de calibração e dispersão atmosférica, sendo suscetível à influência de aerossóis e gases, como o vapor d'água. Diante dessa limitação, foi proposto um novo índice que integra dados de uma banda adicional, o canal azul (Blue), para efetuar uma autocorreção da influência atmosférica na banda do vermelho (RED) (KAUFMAN & TANRÉ, 1992).

$$ARVI = \frac{(NIR - (2 * RED) + BLUE)}{(NIR + (2 * RED) - BLUE)}$$

As análises indicaram que o ARVI possui uma faixa dinâmica comparável à do NDVI, porém, em média é quatro vezes menos afetado por influências atmosféricas. A melhoria é mais evidente em áreas com vegetação, onde a dispersão atmosférica tem maior impacto. Os autores notaram, ainda, que a eficácia do ARVI é reduzida em cenários com partículas de maior tamanho (Kaufman e Tanré, 1992).

3.5. Modelagem das redes neurais (RNAs)

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) têm demonstrado eficiência em diversas aplicações ambientais, como na estimativa de biomassa e volume de madeira (MIGUEL et al., 2015), sendo também apropriadas para modelar fenômenos complexos, como a ocorrência de incêndios florestais. Neste estudo, foi empregado o modelo de rede neural do tipo Multilayer Perceptron (MLP) com o objetivo de estimar áreas queimadas no estado de Goiás, utilizando os índices ARVI, EVI, NDMI, NDVI e NDWI obtidos por sensoriamento remoto.

O ajuste e treinamento das redes foram realizados no software Statistica , utilizando a ferramenta Intelligente Problem Solver (IPS), que automatiza a normalização dos dados no intervalo de 0 a 1, avalia diferentes arquiteturas e otimiza a estrutura da RNA, determinando o número ideal de neurônios na camada oculta e as funções de ativação mais apropriadas (BINOTI et al., 2015; VALE et al., 2017). Essa ferramenta também identifica a rede com o menor erro de predição, assegurando maior precisão nos resultados (MIGUEL et al., 2018). O algoritmo empregado no processamento foi o quase-Newton de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS), reconhecido por sua eficiência em problemas de otimização e predição (BROYDEN, 1970; FLETCHER, 1970; GOLDFARB, 1970; SHANNO, 1970; GUERROUT et al., 2018).

A arquitetura MLP utilizada consiste em três camadas principais: a camada de entrada, a camada oculta e a camada de saída. A camada de entrada foi composta pelos índices de vegetação NDVI, EVI, NDMI, NDWI e ARVI. A camada oculta, formada por n neurônios, é responsável por extrair estatísticas de ordem superior e combinar as informações de entrada, enquanto a camada de saída, composta por um único neurônio, estima as áreas queimadas na área de estudo. O processo de aprendizado foi supervisionado e baseado no algoritmo de retropropagação de erro (backpropagation), fundamentado na regra de aprendizado por retroalimentação de erro (BORSATO et al., 2009). Para o treinamento das redes, 70% dos dados disponíveis foram empregados no aprendizado do modelo, enquanto os 30% restantes foram utilizados para validação, seguindo o procedimento descrito por Carrijo et al. (2020) e Gonçalves et al. (2021).

Cada neurônio artificial processa as variáveis de entrada por meio de pesos sinápticos (w), que são ajustados durante o processo iterativo de treinamento até alcançar valores ótimos que minimizem o erro entre a saída prevista e a observada (GORUNESCU & BELCIUG, 2016; HAYKIN, 2001). O neurônio constitui a unidade básica de uma RNA, pois é responsável por processar os dados recebidos, desde os valores de entrada até a geração do resultado desejado na saída. O funcionamento dos neurônios em uma RNA ocorre por meio da combinação e transformação das informações provenientes dos n inputs possíveis (variáveis de

entrada) x1, x2, ..., xn, resultando em um output (variável de saída) y. Cada entrada possui um peso associado, w, que corresponde às sinapses onde as redes MLP armazenam o conhecimento, permitindo que o processo de aprendizado/treinamento ajuste esses pesos até alcançar valores próximos dos ótimos. (CARRIJO et al., 2020; GONÇALVES et al., 2021; GORUNESCU & BELCIUG, 2016). Matematicamente, o neurônio artificial pode ser representado por:

$$Y_k = \varphi(V_k)$$

Onde Y_k representa a saída do neurônio artificial; φ corresponde a função de ativação; e V_k é o valor combinado na saída, definido por:

$$V_k = \sum X_m W_m$$

Onde V_k corresponde ao combinador linear; X_m representa m; e W_m indica o peso sináptico associado a m.

O desempenho das RNAs foi avaliado utilizando o coeficiente de correlação (R) e a raiz do erro quadrático médio (RMSE), métricas comumente empregadas em estudos de modelagem com redes neurais (FISCHER et al., 2020). Esses indicadores possibilitaram a identificação da rede com maior das áreas queimadas no estado de Goiás.

4. RESULTADOS

4.1. Índices de Vegetação

Os índices de vegetação extraídos das imagens Landsat 8 apresentaram padrões consistentes com o comportamento fenológico típico do Cerrado e com a dinâmica das queimadas no estado de Goiás. De modo geral, os valores dos índices reduziram-se de forma significativa nas áreas queimadas, indicando perda de biomassa, diminuição da umidade do dossel e degradação estrutural da vegetação, o que influencia diretamente a ignição e propagação do fogo.

A análise conjunta da amplitude dos índices evidenciou que todos responderam de maneira coerente aos impactos provocados pelas queimadas, capturando as mudanças fenológicas e estruturais ocorridas na vegetação ao longo do período estudado. Essa resposta integrada demonstra a capacidade dos índices em representar adequadamente a dinâmica espectral associada ao fogo na área, permitindo identificar áreas onde houve alteração do dossel e redução da vitalidade da vegetação.

A consistência observada entre os diferentes índices reforça a importância de sua utilização combinada para a modelagem, uma vez que cada um expresso aspecto complementares das condições da vegetação e do ambiente. Assim, o conjunto de indicadores empregados forneceu uma base espectral robusta para a etapa de predição, contribuindo de forma equilibrada para identificação e estimativa das áreas queimadas no estado de Goiás.

4.2. Modelagem

4.2.1. Seleção das variáveis independentes

A Tabela 1 apresenta os valores de amplitude (diferença entre os valores máximo e mínimo) de cada índice. O teste de Shapiro-Wilk indicou que as variáveis não seguem uma distribuição normal e, diante desse resultado, optou-se pela utilização da matriz de correlação de Spearman, adequada para dados não paramétricos.

Tabela 1 - Amplitude das variáveis independentes na área de estudo. NDWI = Normalized Difference Water Index; NDMI = Normalized Difference Moisure Index; NDVI = Normalized Difference Vegetation Index; EVI = Enhanced Vegetation Index; ARVI = Atmospherically Resistant Vegetation Index.

Índice	Amplitude Mínima	Amplitude Máxima
NDWI	0,00499	1,19738
NDMI	0,00423	0,79637
NDVI	0,00678	1,20443
EVI	0,00417	0,94030
ARVI	0,00676	1,17923

A matriz de correlação evidencia a existência de dependência entre as variáveis analisadas. A matriz de correlação de Spearman (Tabela 2) apresentou os seguintes resultados.

Tabela 2 - Matriz de correlação de Spearman usada para analisar a relação entre áreas queimadas e os índices de vegetação da área de estudo.

	Área	*NDMI*	*NDWI*	*NDVI*	*EVI*	*ARVI*
Área	1					
NDMI	0.47**	1				
NDWI	0.49**	0.76**	1			
NDVI	0.48**	0.88**	0.88**	1		
EVI	0.46**	0.87**	0.84**	0.920**	1	
ARVI	0.47**	0.88**	0.85**	0.970**	0.92**	1

Legenda: *Significante à 5%; Todos os índices são significantes à 1%. Em que: NDWI = Normalized Difference Water Index; NDMI = Normalized Difference Moisture Index; NDVI = Normalized Difference Vegetation Index; EVI = Enhanced Vegetation Index; ARVI = Atmospherically Resistant Vegetation Index.

Foi realizada uma análise de regressão stepwise em redes neurais artificiais (RNAs) com o objetivo de identificar os índices mais adequados para a predição de ocorrência de fogo na área de estudo. A partir dessa análise, todos os índices foram selecionados para compor a modelagem como variáveis independentes, considerando os resultados mais promissores e os menores valores de p obtidos nos testes estatísticos das RNAs.

Observou-se que os índices de vegetação, além de apresentarem correlações significativas, são formados por combinações que envolvem bandas do infravermelho e estão relacionados a bandas do espectro visível e invisível (Figura 3).

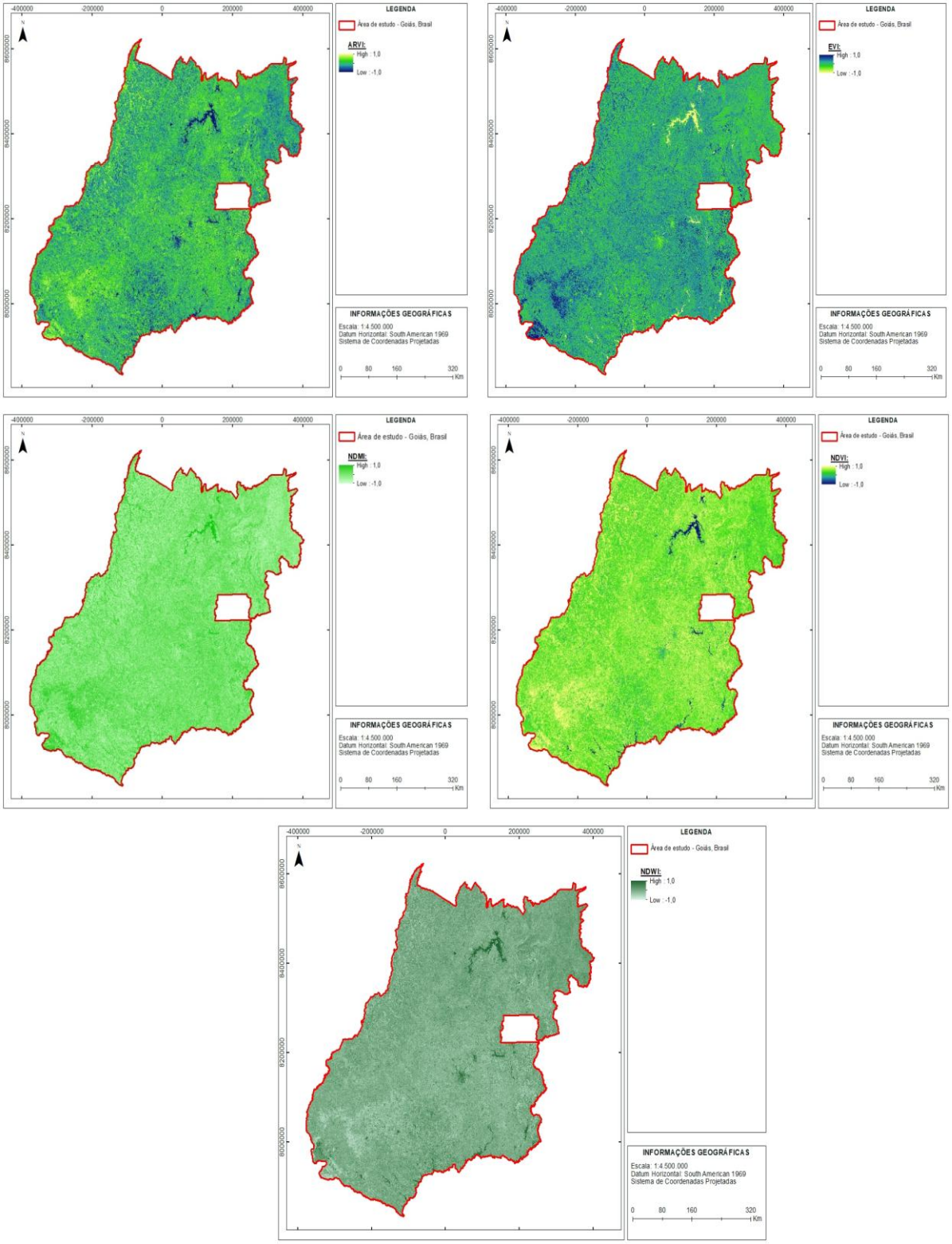


Figura 3 - Índices de vegetação ARVI, EVI, NDMI, NDVI e NDWI derivados de imagem Landsat 8, adquirida em 2025, para área de estudo.
Fonte: Autor (2025), adaptado de Google Earth Engine.

4.2.2. Treinamento das redes neurais

As cinco redes de melhor desempenho inicial dentre as 100 RNAs treinadas apresentaram estatísticas de ajuste e precisão satisfatórias para o estado de Goiás em se tratando da complexidade que é a estimativa de áreas queimadas. A rede 2 apresentou os melhores resultados, com valores de coeficientes de correlação (r) superiores a 0,93 e erros de estimativa abaixo de 36% (Tabela 3).

Tabela 3 - Estatísticas de precisão das redes neurais artificiais selecionadas para predição de áreas queimadas no estado de Goiás.

		Função de ativação		Ajuste		Validação	
RNA	**Arquitetura**	**Camada oculta**	**Camada de saída**	**Syx(%)**	**R**	**Syx (%)**	**R**
1	MLP 5-11-1	Logistic	Identity	44.48	0.91	44.01	0.92
2	**MLP 5-11-1**	**Tanh**	**Exponential**	**35.70**	**0.94**	**35.02**	**0.95**
3	MLP 5-15-1	Exponential	Identity	36.48	0.93	36.05	0.94
4	MLP 5-11-1	Logistic	Identity	37.81	0.93	37.15	0.94
5	MLP 5-11-1	Tanh	Exponential	40.33	0.92	39.95	0.93

Fonte: Autor (2025), adaptado de Statistica 12.

A partir da avaliação de desempenho das cinco redes testadas, a rede 2 (RNA 2) foi selecionada por demonstrar o melhor tanto na distribuição dos resíduos quanto na precisão da ocorrência de incêndios no estado de Goiás. O histograma da distribuição dos erros revelou uma predominância de resíduos concentrados nas classes centrais (erros ± 50%), conforme Figura 4.

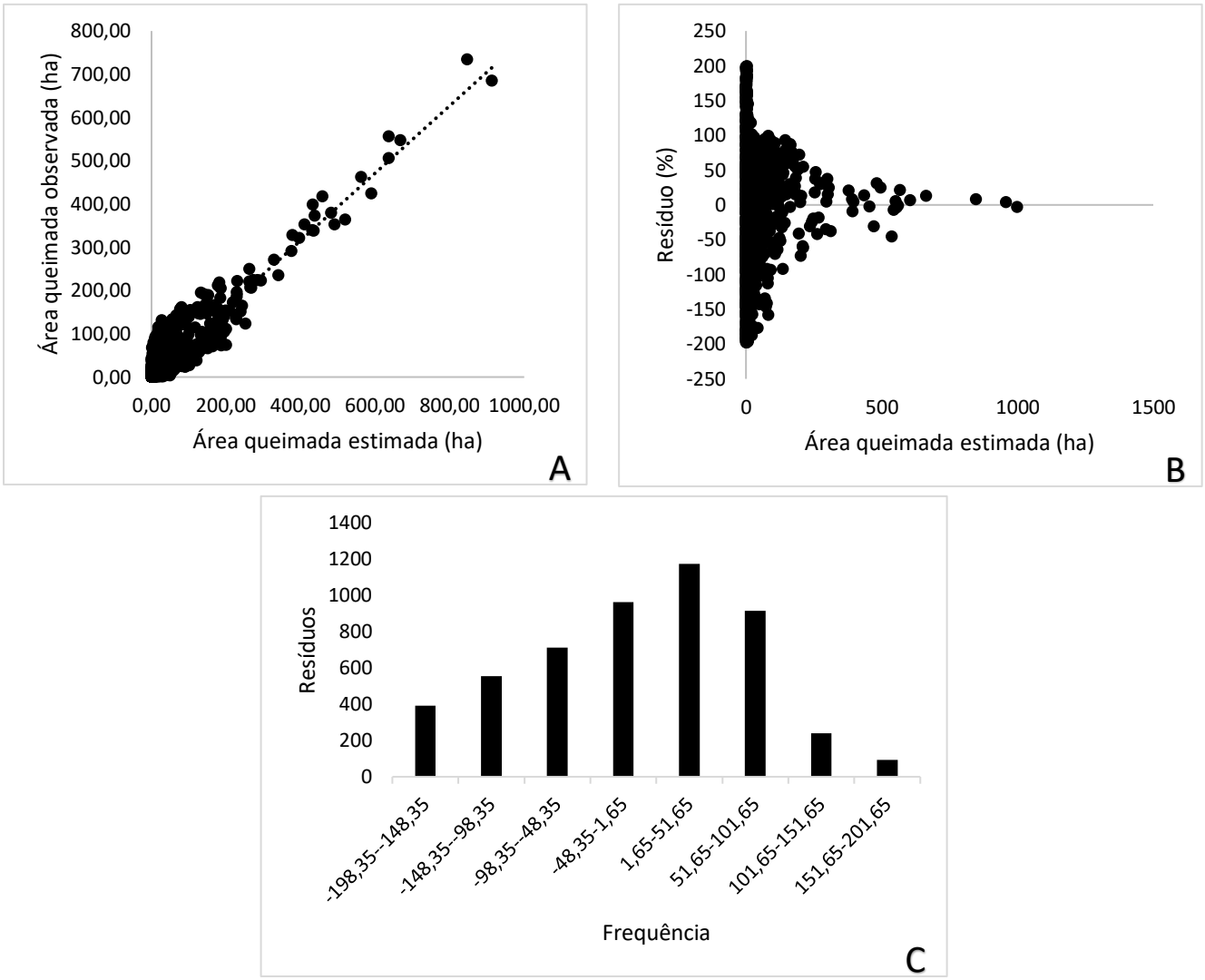


Figura 4 - Valores observados e estimados (A), distribuição de resíduos (B) e frequência (C) para a RNA 2.

A precisão nas previsões de ocorrência de incêndios florestais representa um parâmetro essencial para avaliar a eficiência do modelo aplicado, o qual comportou-se ligeiramente eficiente, principalmente pela complexidade na estimativa de áreas queimadas. Obter estimativas confiáveis de áreas queimadas é fundamental para compreender a dinâmica do fogo no bioma Cerrado e subsidiar a formulação de estratégias voltadas à gestão sustentável dos recursos florestais.

A estrutura da rede neural foi organizada em três camadas principais: uma camada de entrada, formada por cinco neurônios correspondentes aos índices NDVI, NDMI, NDWI, ARVI e EVI; uma camada oculta constituída por 11 neurônios, responsável pelo processamento das informações e ativada por uma função tangencial; e, por fim, uma camada de saída, composta pela variável alvo, a qual no presente estudo foram ás áreas queimadas, cuja ativação ocorreu por meio de uma função logística (Figura 5).

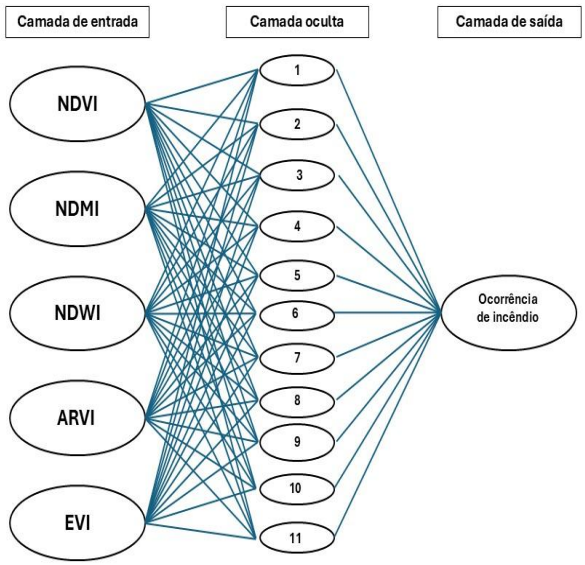


Figura 5 - Arquitetura da RNA 2, selecionada para a predição de áreas queimadas para Goiás.
Fonte: Autor, 2025.

4.3. Uso e cobertura do solo afetados por queimadas

A análise das classes de uso e cobertura do solo afetadas por queimadas, obtidas a partir da sobreposição entre o raster binário de queimadas e o mapa do MapBiomas Coleção 9, revelou que as áreas mais atingidas em 2023 foram

Formações Savânicas, Formações Campestres, Pastagens e áreas agrícolas, sobretudo regiões destinadas ao cultivo de soja (Figura 6). Esse padrão é coerente com a dinâmica ambiental e socioeconômica do Cerrado goiano, onde o fogo desempenha um papel ecológico relevante, mas também está associado a práticas antrópicas de manejo.

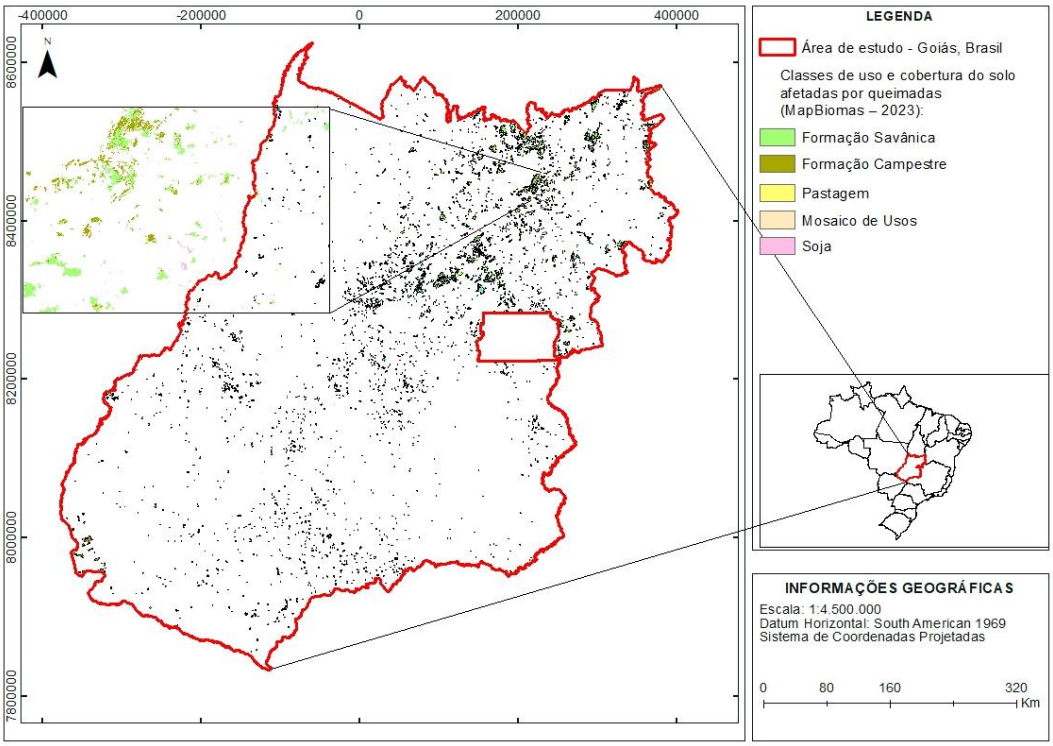


Figura 6 - Principais usos e cobertura do solo afetados por queimadas no estado de Goiás em 2023, classificadas a partir do MapBiomas Coleção 9.
Fonte: Autor (2025), adaptado do MapBiomas (2023) e Google Earth Engine.

As Formações Savânicas e Campestres apresentaram elevada incidência de fogo, fato amplamente documentado em estudos sobre o Cerrado, que identificam nesses ambientes vegetações mais inflamáveis, sujeitas à seca prolongada e com presença de material combustível fino altamente inflamável (WALTER et al., 2008). Essas formações, por possuírem adaptações evolutivas ao fogo, tendem a queimar com maior frequência, especialmente durante a estação seca, contribuindo para o ciclo de renovação do dossel e manutenção da estrutura savânica.

As Pastagens também apresentaram grande quantidade de áreas com cicatrizes de fogo. Isso ocorre porque o fogo ainda é usado por produtores rurais como ferramenta de manejo no Cerrado, especialmente para renovar o pasto, limpar áreas e controlar plantas indesejadas (PIVELLO, 2011). Em Goiás, essa relação entre

pecuária e queimadas já foi observada por Brito & Ferreira (2015), que identificaram maior ocorrência de fogo em pastagens degradadas ou em áreas em transição para agricultura.

As áreas agrícolas, principalmente as destinadas ao cultivo de soja, também foram atingidas. Embora o fogo não seja comum em sistemas mecanizados, ainda acontecem incêndios causados por escapes acidentais, queimadas irregulares próximas ou focos iniciados nas bordas entre vegetação nativa e áreas cultivadas. Esse padrão também foi registrado por Ribeiro et al. (2024) na região de transição Amazônia–Cerrado, onde essas bordas apresentaram maior probabilidade de ignição.

De forma geral, os resultados mostram que grande parte das queimadas em Goiás ocorre em áreas influenciadas por atividades humanas, como pecuária e agricultura. Mesmo assim, áreas naturais do Cerrado continuam sendo muito afetadas devido à vegetação seca e ao clima sazonal. Identificar essas classes impactadas é importante para orientar ações de prevenção e manejo do fogo nos locais mais vulneráveis.

4.4. Análise estatística

Para comparar as áreas queimadas observadas com aquelas estimadas pela RNA selecionada, foi aplicado o teste t de Student. Com isso, o resultado revelou um valor de p = 0,7272, indicando que não há diferenças estatisticamente significativa entre as médias dos valores observados e estimados. Assim, com base nos dados analisados, não se rejeita a hipótese nula de igualdade entre as médias, evidenciando que as variações encontradas entre os dois conjuntos são compatíveis com flutuações aleatórias inerentes ao processo de modelagem.

Esse resultado reforça que o desempenho da RNA foi consistente para a estimativa das áreas queimadas, uma vez que suas previsões não diferiram estatisticamente dos valores reais. Dessa forma, o teste t confirma a capacidade da rede em reproduzir adequadamente o comportamento dos dados observados, contribuindo para a confiabilidade da abordagem adotada neste estudo.

5. DISCUSSÃO

Os resultados obtidos demonstram que a combinação entre índices espectrais e modelos baseados em Redes Neurais Artificiais (RNAs) é uma abordagem eficaz para estimar as áreas queimadas no estado de Goiás, especialmente considerando as particularidades ecológicas e climáticas do Cerrado. Esse bioma, marcado por forte sazonalidade, longos períodos de estiagem e elevada inflamabilidade (KLINK & MACHADO, 2004), apresenta vegetação naturalmente adaptada ao fogo, o que cria condições propícias para a ignição e propagação de queimadas. No presente estudo, a redução dos índices de vegetação e de umidade nas áreas queimadas confirma a perda de biomassa e o ressecamento característicos do período seco, fase em que o Cerrado se torna naturalmente mais suscetível ao fogo. Esse padrão é coerente com a literatura, que indica que a época seca é o principal determinante da suscetibilidade, devido à drástica redução das chuvas, à baixa umidade relativa e às altas temperaturas (SOARES et al., 2007). Além disso, diversos estudos reforçam que esse comportamento pode ser previsto a partir de dados espectrais (MIRANDA et al., 2002; PIVELLO, 2011), reforçando a consistência dos resultados obtidos neste trabalho.

O erro médio de aproximadamente 35% encontrado para a RNA selecionada reflete tanto a complexidade atrelada ao processo de estimar áreas queimadas quanto as limitações impostas pelos dados utilizados. Isso pode ser justificado pela elevada variabilidade espacial do Cerrado, às diferenças na estrutura da vegetação e à influência de fatores antrópicos. Assim, embora o valor pareça elevado, ele é reflexo do grau de heterogeneidade da paisagem do estado de Goiás e da sensibilidade dos índices espectrais às variações da vegetação.

Além disso, como o modelo utilizou apenas a amplitude dos índices de vegetação no período pré-fogo, parte da variabilidade temporal e espacial não foi totalmente capturada, o que pode ter contribuído para o erro residual. Mesmo assim, a RNA apresentou correlação superior a 0,94, indicando que o modelo é consistente.

A utilização da amplitude (diferença entre o valor máximo e o valor mínimo) apresentou melhor desempenho que o uso dos índices em valores absolutos porque

sintetiza a variação espectral ocorrida no ciclo sazonal da vegetação. No Cerrado, a diferença entre o período chuvoso e o período seco é marcante, e as queimadas intensificam ainda mais essa mudança. Dessa forma, a amplitude captura o vigor máximo da vegetação antes da seca, a intensidade da perda de biomassa associada ao fogo e a variação hídrica entre o pico chuvoso e o período seco.

A análise do uso e cobertura do solo evidenciou que as queimadas se concentram principalmente em áreas abertas, como formações savânicas, formações campestres e pastagens, padrão que está de acordo com o observado por Pivello (2011) ao ponderar que essas formações acumulam grande quantidade de material combustível, o que favorece o alastramento do fogo. No caso de Goiás, os trabalhos de Brito & Ferreira (2015) reforçam esse comportamento, destacando que as regiões do norte e leste goiano são consistentemente as mais susceptíveis à ocorrência de incêndios, tanto devido às condições naturais da vegetação quanto às atividades antrópicas.

A influência humana é um dos principais fatores explicativos para a distribuição espacial das queimadas. Em seu estudo sobre a dinâmica do fogo no Cerrado, Júnior (2002) demonstra que a maior parte dos focos se concentra próxima a rodovias, áreas antropizadas e regiões com manejo agropecuário. O presente estudo corroborou esse padrão ao identificar que áreas utilizadas para pecuária e agricultura apresentaram porcentagens significativas de queimadas, o que confirma a relação direta entre uso da terra e ocorrência de incêndios. Essa evidência se alinha também ao observado em estudos mais recentes que destacam que regiões com forte pressão agropecuária no norte e nordeste de Goiás apresentam maiores frequências de queimadas devido ao uso do fogo no manejo de pastagens.

Os resultados demonstram que o modelo apresenta potencial para ser utilizado como ferramenta auxiliar de monitoramento, permitindo identificar áreas com maior probabilidade de ocorrência de queimadas com antecedência e apoiando ações estratégicas de prevenção. Em escala estadual, essa abordagem pode contribuir para o planejamento de brigadas, direcionamento de fiscalização, delimitação de zonas críticas e apoio ao planejamento territorial. Por utilizar dados gratuitos e de ampla

cobertura, a metodologia pode ser replicada periodicamente, favorecendo o acompanhamento contínuo da dinâmica do fogo em Goiás.

De modo geral, os resultados demonstram que os padrões encontrados neste trabalho são consistentes com aqueles relatados pela literatura científica, evidenciando que a integração entre sensoriamento remoto e redes neurais permite estimar áreas queimadas com eficiência, captando tanto a resposta espectral da vegetação quanto a influência dos diferentes usos da terra. Essa convergência entre resultados e estudos prévios reforça a confiabilidade da abordagem adotada e destaca a utilidade dessas ferramentas para o monitoramento ambiental, planejamento territorial e compreensão da dinâmica das queimadas no Cerrado (MIRANDA et al., 2002; PIVELLO, 2011; BRITO & FERREIRA, 2015; JÚNIOR, 2002).

6. CONCLUSÃO

O presente estudo demonstrou que a integração entre índices de vegetação derivados de imagens Landsat 8 e Redes Neurais Artificiais constitui uma abordagem eficaz para a estimar áreas atingidas pelo fogo no estado de Goiás. O uso da amplitude dos índices como variáveis de entrada permitiu representar de forma consistente as alterações espectrais associadas ao fogo, refletindo os impactos sobre a estrutura da vegetação. A rede neural selecionada apresentou desempenho satisfatório, com elevada correlação entre valores observados e estimados, além de não apresentar diferença estatisticamente significativa entre as médias segundo o test t ($p = 0,7272$). Esses resultados evidenciam que o modelo foi capaz de reproduzir com fidelidade o comportamento dos dados reais, oferecendo estimativas compatíveis com a distribuição das áreas queimadas mapeadas pelo MapBiomas.

A análise espacial revelou que formações savânicas, campestres, pastagens e áreas agrícolas concentram grande parte das áreas com cicatrizes de fogo, padrão coerente com estudos que descrevem a influência conjunta da vegetação nativa e das atividades antrópicas no Cerrado. A convergência entre os resultados obtidos e a literatura reforça a confiabilidade da abordagem adotada, indicando que a combinação entre sensoriamento remoto e modelagem computacional é adequada para a compreensão da dinâmica espacial do fogo no estado de Goiás.

Dessa forma, a metodologia aplicada apresenta potencial para subsidiar ações de monitoramento ambiental, planejamento territorial e apoio à gestão do fogo. Recomenda-se que futuros estudos explorem séries temporais mais extensas, incorporem variáveis ambientais adicionais e avaliem diferentes arquiteturas de redes neurais, ampliando a capacidade preditiva e a aplicabilidade da técnica em cenários mais complexos.

7. RECOMENDAÇÕES PARA ESTUDOS FUTUROS

Considerando o erro médio obtido e as limitações inerentes ao uso da amplitude dos índices de vegetação, sugere-se que estudos futuros adicione variáveis ambientais adicionais capazes de ampliar a capacidade dos modelos e reduzir incertezas na predição de áreas queimadas. A inclusão de dados climáticos, como precipitação, temperatura, umidade relativa do ar e umidade do solo, pode contribuir significativamente para a modelagem, uma vez que tais parâmetros influenciam diretamente o estresse hídrico da vegetação e a propagação do fogo. Da mesma forma, a utilização de variáveis topográficas, como declividade e elevação, tende a melhorar o desempenho dos modelos, considerando que o relevo condiciona o acúmulo de biomassa, a dinâmica da umidade e o comportamento das chamas em campo.

Também é recomendável que trabalhos futuros incorporem séries temporais mais longas e completas dos índices espectrais, de modo a capturar de forma mais precisa os padrões sazonais e interanuais do Cerrado. A adoção de dados de sensores ativos, como os provenientes de radar, pode complementar as informações ópticas e superar limitações relacionadas à cobertura de nuvens e à presença de fumaça durante a estação seca. Ademais, o uso de dados de biomassa, histórico de queimadas e indicadores de pressão antrópica tem potencial para aumentar a sensibilidade do modelo a áreas sob manejo, expansão agropecuária ou regeneração pós-fogo.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT – ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 13860**. Rio de Janeiro, 1997.

ALONSO-BETANZOS, A. et al. An intelligent system for forest fire risk prediction and fire fighting management in Galicia**.** ***Expert Systems with Applications***, v. 25, n. 4, p. 545–554, 2003.

BANNARI, Abdou et al. A review of vegetation indices. **Remote sensing reviews**, v. 13, n. 1-2, p. 95-120, 1995.

BATISTA, A. C.; SOARES, R. V. Silvicultura preventiva-uma alternativa para o controle de incêndios em reflorestamentos. **I Encontro Brasileiro de Silvicultura**, p. 199-208, 2008.

BATISTA, Antonio Carlos; BEUTLING, Alexandre; PEREIRA, José Fernando. Estimativa do comportamento do fogo em queimas experimentais sob povoamentos de Pinus elliottii. **Revista Árvore**, v. 37, p. 779-787, 2013.

BATISTA, C. J. A. Manual de prevenção e combate a incêndios. Editora Senac São Paulo, 2021.

BHERING, Leonardo Lopes et al. Application of neural networks to predict volume in eucalyptus. **Crop Breeding and Applied Biotechnology**, v. 15, n. 03, p. 125-131, 2015.

BINOTI, Mayra Luiza Marques da Silva et al. Prognose em nível de povoamento de clones de eucalipto empregando redes neurais artificiais. **Cerne**, v. 21, n. 1, p. 97-105, 2015.

BOND, W. J.; KEELEY, J. E. Fire as a global “herbivore”: the ecology and evolution of flammable ecosystems. *Trends in Ecology and Evolution*, v. 20, p. 387–394, 2005.

BORSATO, Dionísio et al. Aplicação de redes neurais artificiais na identificação de gasolinas adulteradas comercializadas na região de Londrina-Paraná. **Química Nova**, v. 32, p. 2328-2332, 2009.

BRAGA, Antônio de Pádua; LUDERMIR, Teresa Bernarda; CARVALHO, André Carlos Ponce de Leon Ferreira de. Redes neurais artificiais: teoria e aplicações. 2000.

BRASIL. **Decreto nº 2.661, de 8 de julho de 1998**. Regulamenta o uso do fogo em atividades agropastoris e florestais. *Diário Oficial da União*, Brasília, DF, 9 jul. 1998.

BRITO, Gustavo Henrique Mendes; FERREIRA, Anamaria Achtschin. IDENTIFICAÇÃO DA SUSCEPTIBILIDADE A OCORRÊNCIA DE INCÊNDIOS FLORESTAIS PARA O ESTADO DE GOIÁS NO ANO DE 2011. **Nucleus (16786602)**, v. 12, n. 1, 2015.

BROYDEN, C. G. The convergence of a class of double-rank minimization algorithms 1. General Considerations. IMA Jounal of Applied Mathematics, v. 3, n. 1, p. 76–90, 1970.

CARRIJO, J. V. N. et al. Artificial intelligence associated with satellite data in predicting energy potential in the Brazilian savanna woodland area. iForest - Biogeosciences and Forestry, v. 13, n. 1, p. 48, 2020.

CARDOSO DA SILVA, José Maria; BATES, John M. Biogeographic patterns and conservation in the South American Cerrado: a tropical savanna hotspot. BioScience, v. 52, n. 3, p. 225-234, 2002.

CASTRO, Renato et al. Individual growth model for Eucalyptus stands in Brazil using artificial neural network. **International Scholarly Research Notices**, v. 2013, n. 1, p. 196832, 2013.

CBMGO – Corpo de Bombeiros Militar do Estado de Goiás. Manual Operacional de Bombeiros – Prevenção e Combate a Incêndios Florestais. Goiás, 2017. Disponível em: https://www.bombeiros.go.gov.br/wp-content/uploads/2015/12/Manual-SCI-do-CBMGO-final.pdf. Acesso em: 16 de agosto de 2025.

CBMPR – Corpo de Bombeiros Militar do Paraná. Paraná. 2022. Fogo. Disponível em: https://www.bombeiros.pr.gov.br/Pagina/Fogo. Acesso em: 19 de agosto 2025.

CERQUEIRA, Eduardo O. de et al. Redes neurais e suas aplicações em calibração multivariada. **Química Nova**, v. 24, p. 864-873, 2001.

CHUVIECO, E. et al. Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system technologies. Ecological Modelling, v. 221, n. 1, p. 46–58, 2010.

COSENZA, Diogo Nepomuceno et al. Site classification for eucalypt stands using artificial neural network based on environmental and management features. **Cerne**, v. 23, p. 310-320, 2017.

COUTINHO, L. M. O conceito de Cerrado. Revista Brasileira de Botânica, São Paulo, v. 1, n. 1, p. 17-23, 1978.

DAVIS, Kenneth Pickett. Forest fire, control and use. 1958.

DA NÓBREGA FIRMINO, Janne Lúcia et al. Análise comparativa preliminar do Índice de Vegetação derivado do Satélite Landsat-5 para a cidade de São João do Rio do Peixe na Paraíba com a precipitação. 2009.

DA SILVA, Alex S. et al. Vegetation fire activity and the Potential Fire Index (PFIv2) performance in the last two decades (2001–2016). **International Journal of Climatology**, v. 41, p. E78-E92, 2021.

DE ABREU, Jadson Coelho; SOARES, Carlos Pedro Boechat; LEITE, Helio Garcia. Assessing alternatives to estimate the stem volume of a seasonal semi-deciduous forest. **Floresta**, v. 47, n. 4, p. 375, 2017.

DE AQUINO, Cláudia Maria Sabóia; DIAS, Amanda Alves; DE AMORIM SANTOS, Francílio. ANÁLISE TEMPORAL DO NDVI DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO LONGÁ-PIAUÍ–BRASIL. **Formação (Online)**, v. 3, n. 23, 2016.

DE MELO, Francisco Ramos et al. Generalizador neural de espaços de aprendizagem em sistemas tutores inteligentes. In: **Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)**. 2006. p. 141-150.

EARL, Nick; SIMMONDS, Ian. Spatial and temporal variability and trends in 2001–2016 global fire activity. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 123, n. 5, p. 2524-2536, 2018.

EPIPHANIO, José CN et al. Índices de vegetação no sensoriamento remoto da cultura do feijão. **Pesquisa agropecuaria brasileira**, p. 445-454, 1996.

ESTEBAN, Luis G. et al. Application of artificial neural networks as a predictive method to differentiate the wood of Pinus sylvestris L. and Pinus nigra Arn subsp. salzmannii (Dunal) Franco. **Wood Science and Technology**, v. 51, n. 5, p. 1249-1258, 2017.

ESRI. ArcGIS Pro 3.0: Overview and Capabilities. Redlands, CA: Environmental Systems Research Institute, 2022. Disponível em: https://www.esri.com/en-us/arcgis/products/arcgis-pro/overview. Acesso em: 21 de setembro de 2025.

EUGENIO, Fernando Coelho et al. Identificação das áreas de preservação permanente no município de Alegre utilizando geotecnologia. **Cerne**, v. 17, p. 563-571, 2011.

FACELI, Katti et al. Inteligência artificial: uma abordagem de aprendizado de máquina. 2021.

FAO – Food and Agriculture Organization of the United Nations. Fire management – global assessment 2006. Disponível em: https://www.fao.org/documents/card/en/c/ba3a06a8-e033-5a39-af69-99ba26f1209f/. Acesso em: 16 de agosto de 2025.

FERNANDES, L. C. et al. Fire Risk Modeling Using Artificial Neural Networks. In: EngOpt 2018 Proceedings of the 6th International Conference on Engineering Optimization. Cham: Springer International Publishing, 2019. p. 938–948.

FERREIRA, Jéssica Cristina Barbosa et al. Altura de mudas de Tibouchina granulosa cogn.(melastomataceae) estimada por redes neurais artificiais. **Revista da Sociedade Brasileira de Arborização Urbana**, v. 9, n. 1, p. 151-160, 2014.

FISCHER, Darlan R. et al. Previsão de Curto Prazo para Geração Fotovoltaica a partir de Dados Meteorológicos via RNA. In: **Congresso Brasileiro de Automática-CBA**. 2020.

FISZELEW, A. et al. Finding optimal neural network architecture using genetic algorithms. **Advances in computer science and engineering research in computing science**, v. 27, p. 15-24, 2007.

FLETCHER, R. A new approach to variable metric algorithms. The computer Journal, v. 13, n. 3, p. 317–322, 1970.

FORMAN, R.T.T. & GODRON, M. Landscape ecology, John Wiley and Sons, Inc. New York, USA, 1986.

GAO XIANG, Gao Xiang et al. Optical-biophysical relationships of vegetation spectra without background contamination. 2000.

GARDNER, Matt W.; DORLING, Stephen R. Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences. **Atmospheric environment**, v. 32, n. 14-15, p. 2627-2636, 1998.

GAYLOR, Harry P. Wildfires prevention and control. 1974.

GHOSH, Sujit Madhab; BEHERA, Mukunda Dev. Aboveground biomass estimation using multi-sensor data synergy and machine learning algorithms in a dense tropical forest. **Applied Geography**, v. 96, p. 29-40, 2018.

Giulietti AM, Harley RM, Queiroz LP, Wanderley MGL, Pirani JR (2000) Caracterização de endemismos nos campos rupestres da Cadeia do Espinhaço. In: Cavalcanti TB, Walter BTM (eds) Tópicos Atuais em Botânica. Brasília: SBB/Embrapa, pp 311-318.

GOBBO, S. D. A. et al. Uso da Terra no Entorno do PARNA-Caparaó: Preocupação com Incêndios Florestais. Floresta e Ambiente, v. 23, n. 3, p. 350–361, 24 maio 2016.

GOIÁS. Geografia. Goiânia, 2019. Disponível em: https://goias.gov.br/geografia. Acesso em: 21 de setembro de 2025.

GOLDARAG, Y. J.; MOHAMMADZADEH, A.; ARDAKANI, A. S. Fire Risk Assessment Using Neural Network. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, v. 44, p. 885–894, 2016.

GOLDFARB, D. A family of variable-metric methods derived by variational means. Mathematics of Computation, v. 24, n. 109, p. 23, 1970.

GONÇALVES, Francimar Carvalho et al. Artificial intelligence associated with Sentinel-2 data in predicting commercial volume in Brazilian Amazon Forest. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 15, n. 4, p. 044511-044511, 2021.

GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard C. **Processamento digital de imagens** . Pearson Educación, 2009.

GOOGLE. Plataform.[S.l.: Google Cloud], 2025. Disponível em: https://earthengine.google.com/platform/. Acesso em 21 de setembro de 2025.

GORGENS, Eric Bastos et al. Influência da arquitetura na estimativa de volume de árvores individuais por meio de redes neurais artificiais. **Revista Árvore**, v. 38, p. 289-295, 2014.

GORUNESCU, Florin; BELCIUG, Smaranda. Boosting backpropagation algorithm by stimulus-sampling: Application in computer-aided medical diagnosis. **Journal of biomedical informatics**, v. 63, p. 74-81, 2016.

Gottsberger, G. & Silberbauer-Gottsberger, I. 2006: Life in the Cerrado: a South American Tropical Seasonal Ecosystem II: Pollination and Seed Dispersal. – Ulm: Reta.

GUIMARÃES, P. P. et al. Análise dos impactos ambientais de um incêndio florestal. Agrarian Academy, v. 1, n. 1, p. 38, 2014.

GUERINI FILHO, Marildo; KUPLICH, Tatiana Mora; QUADROS, Fernando LF De. Estimating natural grassland biomass by vegetation indices using Sentinel 2 remote sensing data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 41, n. 8, p. 2861-2876, 2020.

GUERROUT, E. H. et al. Hidden Markov random field model and Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno algorithm for brain image segmentation. Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence, v. 30, n. 3, p. 415–427, 4 maio 2018.

GUPTA, Tarun Kumar; RAZA, Khalid. Optimization of ANN architecture: a review on nature-inspired techniques. **Machine learning in bio-signal analysis and diagnostic imaging**, p. 159-182, 2019.

HARDISKY, M.; KLEMAS, V.; SMART, M. The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of. **Spartina alterniflora**, v. 49, p. 77-83, 1983.

HARDY, C. C. Wildland fire hazard and risk: Problems, definitions, and context. Forest Ecology and Management, v. 211, n. 1–2, p. 73–82, 6 jun. 2005.

HAYKIN, Simon. **Redes neurais: princípios e prática**. Bookman Editora, 2001.

HUETE, Alfredo et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote sensing of environment**, v. 83, n. 1-2, p. 195-213, 2002.

HUETE, A. R. et al. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote sensing of environment**, v. 59, n. 3, p. 440-451, 1997.

Hunter, M.L. e Gibbs, J. 2007. Fundamentals of conservation biology. 3a ed. Cambridge, MA: Blackwell Science.

JENSEN, J.R. Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. Trad. José Carlos Neves Epiphanio. São José dos Campos, SP: Parêntese, 2009.

JÚNIOR, Alfredo da Costa Pereira. Métodos de geoprocessamento na avaliação da susceptibilidade do cerrado ao fogo. 2002.

KAUFMAN, Yoram J.; TANRE, Didier. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. **IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 30, n. 2, p. 261-270, 1992.

KLINK, Carlos A.; MACHADO, Ricardo B. A conservação do Cerrado brasileiro. Disponível em: https://www.bdpa.cnptia.embrapa.br/consulta//busca?b=ad&id=162630&biblioteca=vazio&busca=(autoria:%22KLINK,%20C.%22)&qFacets=(autoria:%22KLINK,%20C.%22)&sort=titulo-sort&paginacao=t&paginaAtual=1. Acesso em: 02 de setembro de 2025.

KOVÁCS, Zsolt László. **Redes neurais artificiais: fundamentos e aplicacoes**. . São Paulo: Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. 1996

LEITE, Helio Garcia et al. Estimation of inside-bark diameter and heartwood diameter for Tectona grandis Linn. trees using artificial neural networks. **European Journal of Forest Research**, v. 130, n. 2, p. 263-269, 2011.

LEIVAS, Janice Freitas et al. Avaliação do índice de vegetação padronizado no monitoramento indicativo de estiagens em períodos críticos da soja no sul do Brasil. **Rev Bras Cartogr**, v. 66, p. 1145-55, 2014.

LEK, Sovan et al. Application of neural networks to modelling nonlinear relationships in ecology. **Ecological modelling**, v. 90, n. 1, p. 39-52, 1996.

LIU, W. T. H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Campo Grande: UNIDERP, 2006.

MAEDA, Eduardo Eiji et al. Predicting forest fire in the Brazilian Amazon using MODIS imagery and artificial neural networks. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 11, n. 4, p. 265-272, 2009.

MapBiomas – Coleção 9 da série anual de Mapas de Cobertura e Uso da Terra do Brasil. Disponível em: https://brasil.mapbiomas.org/. Acesso em 15 de setembro de 2025

MCFEETERS, Stuart K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. **International journal of remote sensing**, v. 17, n. 7, p. 1425-1432, 1996.

MELO, Ewerton Torres; SALES, Marta Celina Linhares; OLIVEIRA, JGB de. Aplicação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) para análise da

degradação ambiental da microbacia hidrográfica do Riacho dos Cavalos, Crateús-CE. **Raega-O Espaço Geográfico em Análise**, v. 23, n. 1, p. 520-533, 2011.

MIGUEL, Eder Pereira et al. Redes neurais artificiais para a modelagem do volume de madeira e biomassa do cerradão com dados de satélite. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 50, p. 829-839, 2015.

MIGUEL, Eder Pereira et al. Using artificial neural networks in estimating wood resistance. **Maderas. Ciencia y tecnología**, v. 20, n. 4, p. 531-543, 2018.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. Plano de Ação para Prevenção e Controle do Desmatamento e das Queimadas no Cerrado - PPCerrado. BRASIL: Brasil, 2009.

MIRANDA, Heloisa S.; BUSTAMANTE, Mercedes MC; MIRANDA, Antonio C. The fire factor. In: **The cerrados of Brazil: ecology and natural history of a neotropical savanna**. Columbia University Press, 2002. p. 51-68.

MOREIRA, Maurício Alves. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. Editora UFV, 2011.

MUELLER, John Paul; MASSARON, Luca. **Aprendizado de Máquina para leigos**. Alta Books Editora, 2019.

NADIKATTU, Rahul Reddy. The supremacy of artificial intelligence and neural networks. **International Journal of Creative Research Thoughts**, v. 5, n. 1, 2017.

NARCISO, M.G.; SORIANO, B.M.A.; DANIEL, O.; SANTOS.S.A. Utilização de sistema de informação de dados climáticos para cálculo de índices de risco de incêndio para a sub-região da Nhecolândia. In: 2º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, 2.,2009, Corumbá. Anais...Corumbá: EMBRAPA, p.220-229.

NUNES, José Renato Soares. FMA+-Um novo índice de perigo de incêndios florestais para o Estado do Paraná–Brasil. **Curitiba: Universidade Federal do Paraná**, 2005.

PEREIRA, A. A. Uso de geotecnologia para detecção e análise de queimadas e focos de calor em Unidades de Conservação no norte de Minas Gerais. 2009. 91f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal), Universidade Federal de Lavras, Lavras.

PIVELLO, Vânia R. The use of fire in the Cerrado and Amazonian rainforests of Brazil: past and present. **Fire ecology**, v. 7, n. 1, p. 24-39, 2011.

RATTER, J. A.; RIBEIRO, J. F.; BRIDGEWATER, S. Woody flora distribution of the cerrado biome: phytogeography and conservation priorities. In: CAVALCANTI, T. B. et al. (Org). CONGRESSO NACIONAL DE BOTÂNICA, 51, 2000, Brasília. Anais... Brasília: Embrapa Recursos Genéticos e Biotecnologia, Sociedade Botânica do Brasil. 2000. p. 340-342.

RIBEIRO, Andreia FS et al. The time since land-use transition drives changes in fire activity in the Amazon-Cerrado region. **Communications Earth & Environment**, v. 5, n. 1, p. 96, 2024.

Ribeiro GA. Estratégias de prevenção contra os incêndios florestais. Floresta 2004; 34(2): 243-247.

RIBEIRO, Luciene et al. Zoneamento de riscos de incêndios florestais para a Fazenda Experimental do Canguiri, Pinhais (PR). **Floresta**, v. 38, n. 3, p. 561-572, 2008.

RUFFIER, R. P.; LISBOA, Erico Fagundes Anicet; DANZIGER, F. A. B. Aplicação de Redes Neurais ao Estudo da Capacidade de Carga de Fundações à Tração. In: **Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica. Curitiba, Paraná, Brasil**. 1998.

SANO, Edson Eyji et al. Mapeamento de cobertura vegetal do bioma Cerrado: estratégias e resultados. 2007.

SATIR, O.; BERBEROGLU, S.; DONMEZ, C. Mapping regional forest fire probability using artificial neural network model in a Mediterranean forest ecosystem. Geomatics, Natural Hazards and Risk, v. 7, n. 5, p. 1645–1658, 2 set. 2016.

SCHMIDT, Isabel B. et al. Fire management in the Brazilian savanna: First steps and the way forward. **Journal of applied ecology**, v. 55, n. 5, p. 2094-2101, 2018.

SECUNDO WHITE, Larissa Alves; ALVES WHITE, Benjamin Leonardo; TÂMARA RIBEIRO, Genésio. Modelagem espacial do risco de incêndio florestal para o Município de Inhambupe, BA. **Brazilian Journal of Forest Research/Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 36, n. 85, 2016.

SEITO, Alexandre Itiu et al. A segurança contra incêndio no Brasil. 2008.

SHANNO, D. F. Conditioning of quasi-Newton methods for cuntion minimization. Mathematics of Computation, v. 24, n. 111, p. 647, 1970.

SILVA, Ivan Nunes da; SPATTI, Danilo Hernane; FLAUZINO, Rogério Andrade. Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas. 2010.

SOARES, Ronaldo Viana; BATISTA, Antônio Carlos. **Incêndios florestais:** controle, efeitos e uso do fogo. Curitiba: [s.n.], 2007. xiv, 250 p. ISBN 978-85-904353-2-7.

TORRES, F. T. P. et al. Manual de Prevenção e Combate de Incêndios Florestais. Universidade Federal de Viçosa, 2020.

VALE, A. T. DO et al. Artificial neural networks in predicting energy density of Bambusa vulgaris in Brazil. African Journal of Agricultural Research, v. 12, n. 10, p. 856–862, 9 mar. 2017.

VETTORAZZI, C. A.; FERRAZ, S. F. B. Uso de sistemas de informações geográficas aplicados à prevenção e combate a incêndios em fragmentos florestais. Série Técnica IPEF, Piracicaba, v. 12, n. 32, p. 111-115, 1998.

VIGANÓ, H. H. G. et al. Redes neurais artificiais na previsão de queimadas e incêndios no Pantanal. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 10, n. 5, p. 1355-1367, 2017.

WALTER, B. M. T.; CARVALHO, A. M.; RIBEIRO, J. F. O conceito de Savana e de seu componente de Cerrado. IN: SANO, S. M.; ALMEIDA, S. P.; RIBEIRO, F. R. (ed.). Cerrado: ecologia e Flora. Brasília: EMBRAPA, 2008. p. 21-45.

WEN, Xuding et al. Applying an artificial neural network to simulate and predict Chinese fir (Cunninghamia lanceolata) plantation carbon flux in subtropical China. **Ecological modelling**, v. 294, p. 19-26, 2014.

WHITE, Larissa Alves Secundo et al. Análise espacial e temporal de incêndios florestais para o Município de Inhambupe, litoral norte da Bahia. 2013.

WILSON, Emily Hoffhine; SADER, Steven A. Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n. 3, p. 385-396, 2002.

WYDRA, Marco et al. Moderne Steueralgorithmen für Forstkräne mittels künstlichen neuronalen Netzen imitieren und optimieren. **Landtechnik**, v. 75, n. 2, 2020.