

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALFENAS

VINÍCIUS MUNHOZ BARBOSA

**INCÊNDIOS SEVEROS REDUZEM A RESILIÊNCIA DE FLORESTAS NA
AMAZÔNIA**

ALFENAS/MG

2025

VINÍCIUS MUNHOZ BARBOSA

**INCÊNDIOS SEVEROS REDUZEM A RESILIÊNCIA DE FLORESTAS NA
AMAZÔNIA**

Dissertação apresentada como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências Ambientais pela Universidade Federal de Alfenas. Área de concentração: Gestão e manejo de recursos naturais e biodiversidade.

Orientador: Prof^ª. Dr^ª. Érica Hasui
Coorientador: Dr. Lucas Andriago Maure

ALFENAS/MG

2025

Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal de Alfenas
Biblioteca Central

Barbosa, Vinícius Munhoz.

Incêndios severos reduzem a resiliência de florestas na Amazônia /
Vinícius Munhoz Barbosa. - Alfenas, MG, 2025.
42 f. : il. -

Orientador(a): Érica Hasui.

Dissertação (Mestrado em Ciências Ambientais) - Universidade Federal
de Alfenas, Alfenas, MG, 2025.

Bibliografia.

1. Resiliência ecológica. 2. Sensoriamento remoto aplicado ao fogo. 3.
Limiar ecológico. 4. Regeneração florestal. 5. Ecologia florestal. I. Hasui,
Érica, orient. II. Título.

VINÍCIUS MUNHOZ BARBOSA

" Incêndios severos reduzem a resiliência de florestas na Amazônia. "

A Banca examinadora abaixo-assinada aprova a Dissertação apresentada como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciências Ambientais pela Universidade Federal de Alfenas. Área de concentração: Gestão e manejo de recursos naturais e biodiversidade.

Aprovada em: 02 de julho de 2025.

Profa. Dra. Érica Hasui

Instituição: Universidade Federal de Alfenas

Dra. Liana Oighenstein Anderson

Instituição: Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais

Profa. Dra. Marina Hirota

Instituição: Universidade Federal de Santa Catarina



Documento assinado eletronicamente por **Érica Hasui, Professor do Magistério Superior**, em 03/07/2025, às 09:25, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.unifal-mg.edu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1549097** e o código CRC **88A69EEC**.

AGRADECIMENTOS

À minha família e amigos, por sempre me apoiarem e me darem apoio nos momentos mais difíceis.

À minha orientadora, Érica Hasui, por me auxiliar em todos esses anos, não apenas de mestrado, mas durante a graduação.

Ao meu coorientador, Lucas Andriago Maure, por ter me ensinado e me ajudado nas demandas difíceis e nos problemas técnicos do desenvolvimento do trabalho.

À Universidade Federal de Alfenas, por me proporcionar todos esses anos de aprendizado e me possibilitar a realização deste trabalho.

Por fim, mas não menos importante, à educação pública brasileira. Sou acolhido pelo ensino público desde meus primeiros anos até a conclusão desta etapa. Sou grato também pelas oportunidades de cotas, que me possibilitaram ir tão longe e ter a oportunidade de fazer mais pelo conhecimento geral. Também agradeço a CAPES, a qual me proporcionou recursos financeiros para poder me dedicar a esses dois anos de estudo. Sem este investimento, nada disso seria possível.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

RESUMO

As florestas tropicais apresentam certa capacidade de regeneração após distúrbios. No entanto, incêndios – que não fazem parte dos elementos naturais desse ecossistema –, especialmente os de alta severidade, ameaçam a capacidade das florestas de resistir à perturbações. Neste estudo, investigamos como a severidade do fogo influencia a resiliência florestal no arco do desmatamento no ecótono da Floresta Amazônica com o Cerrado brasileiros. Utilizando séries temporais do índice Kernel Normalized Difference Vegetation Index (kNDVI) (2001–2020), calculamos o coeficiente de autocorrelação do modelo regressivo de primeira ordem (AR(1)) como métrica de resiliência. Essa abordagem permitiu comparar áreas queimadas e não queimadas antes e depois dos incêndios, possibilitando medir a resiliência ao fogo nos períodos pré e pós-fogo. Para avaliar a severidade dos incêndios, utilizamos o Índice de Queimada Normalizada (NBR). A severidade foi calculada pela diferença de NBR entre os anos de 2009 e 2011, resultando no Delta NBR (dNBR). Empregamos modelos lineares e polinomiais para identificar como a severidade afeta a regeneração da floresta. Os resultados indicaram que áreas queimadas apresentaram uma redução significativa na resiliência, enquanto áreas não queimadas permaneceram estáveis. A severidade dos incêndios foi um fator determinante, apresentando uma relação não linear com a resiliência, sugerindo uma redução da resiliência à medida que a severidade aumenta. Esses resultados indicam que incêndios severos elevam o risco de transições irreversíveis como a conversão de florestas em ecossistemas abertos. Ressaltamos a urgência de políticas públicas que priorizem a prevenção de incêndios e a aproximação de florestas da Amazônia ao ponto de não retorno.

Palavras-chave: Resiliência ecológica; sensoriamento remoto aplicado ao fogo; limiar ecológico; regeneração florestal; ecologia florestal.

ABSTRACT

Tropical forests possess a certain capacity for regeneration following disturbances. However, fires—which are not part of the natural dynamics of these ecosystems—especially high-severity fires, threaten the forests' ability to withstand perturbations. In this study, we investigated how fire severity influences forest resilience in the deforestation arc at the ecotone between the Amazon rainforest and the Brazilian Cerrado. Using time series of the Kernel Normalized Difference Vegetation Index (kNDVI) (2001–2020), we calculated the first-order autoregressive model (AR(1)) autocorrelation coefficient as a resilience metric. This approach allowed us to compare burned and unburned areas before and after fires, enabling the assessment of fire resilience in pre- and post-fire periods. To evaluate fire severity, we used the Normalized Burn Ratio (NBR). Severity was calculated as the difference in NBR between 2009 and 2011, resulting in the Delta NBR (dNBR). We employed linear and polynomial models to identify how severity affects forest regeneration. Results indicated that burned areas experienced a significant reduction in resilience, while unburned areas remained stable. Fire severity was a determining factor, showing a nonlinear relationship with resilience, suggesting a decline in resilience as severity increases. These findings indicate that severe fires increase the risk of irreversible transitions, such as the conversion of forests into open ecosystems. We highlight the urgent need for public policies that prioritize fire prevention and safeguard Amazonian forests from approaching a tipping point.

Keywords: Ecological resilience; remote sensing applied to fire; ecological threshold; forest regeneration; forest ecology.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	8
2	MATERIAIS E MÉTODOS	11
2.1	ÁREA DE ESTUDO	11
2.1.1	Áreas florestais	12
2.1.2	Áreas queimadas	13
2.2	ÍNDICES DE QUEIMADA	14
2.2.1	Áreas controle	14
2.3	RESILIÊNCIA DE FLORESTAS	15
2.3.1	Filtragem de dados	16
2.4	ANÁLISES ESTATÍSTICAS	16
2.4.1	Pontos amostrais	16
2.4.2	Agrupamento por proximidade geográfica	17
2.4.3	Comparação entre períodos pré e pós-fogo	19
2.4.4	Efeito do fogo sobre a resiliência	19
3	RESULTADOS	22
3.1	ÁREAS AMOSTRAIS E CONTROLE	22
3.2	TESTES DE SIGNIFICÂNCIA COMPARATIVA	23
3.3	MODELOS LINEARES	23
3.4	MODELO POLINOMIAL	25
4	DISCUSSÃO	27
4.1	IMPLICAÇÕES ECOLÓGICAS	28
4.2	LIMITAÇÕES E ESTUDOS FUTUROS	30
5	CONCLUSÃO	32
	REFERÊNCIAS	33

1 INTRODUÇÃO

As florestas tropicais são de grande importância na conservação da biodiversidade e na regulação climática do planeta. Como sumidouros de carbono, auxiliam na manutenção das temperaturas globais ao estocarem dióxido de carbono. Anualmente, 29% das emissões (15,6 gigatoneladas) de CO₂ são removidos da atmosfera (Friedlingstein *et al.*, 2019). Além disso, é estimado que cerca de 80% do carbono terrestre esteja presente nas florestas tropicais (Houghton, 2008).

Apesar de sua relevância, essas florestas estão sob constante pressão de ações antrópicas, especialmente pela conversão da cobertura florestal em pastagens, agricultura e expansão urbana (Eriksson *et al.*, 2012). O fogo é frequentemente utilizado nesse processo (Metzger, 2002; Morton *et al.*, 2008; Silvestrini *et al.*, 2011; Wassenaar *et al.*, 2007). No Brasil, entre 2009 e 2019 foram registrados 1.438.322 incêndios florestais, sendo 85% deles entre os meses de agosto e dezembro (Ribeiro *et al.*, 2024). Em estudo no Estado do Amazonas nos anos de 2009 e 2010, 78% dos crimes ambientais correspondiam ao desmatamento de áreas florestais (Fonseca; Lopes; Valente, 2013).

Devido à alta precipitação, as florestas tropicais úmidas não apresentam ocorrência de incêndios naturais, e suas espécies não possuem adaptações ecofisiológicas ou morfológicas ao fogo (Berlinck; Batista, 2020; Esquivel-Muelbert *et al.*, 2020). Os incêndios afetam a estrutura florestal, degradando a cobertura e reduzindo a conectividade entre manchas de floresta intacta (Silva Junior *et al.*, 2018). Essas alterações promovem um microclima mais seco, que aumenta a suscetibilidade a novos incêndios, criando um ciclo vicioso de perda de vegetação (Uhl; Kauffman, 1990). Deste modo, a resiliência do ecossistema pode ser comprometida, favorecendo a transição para estados alternativos de vegetação (Fragal; Silva; Novo, 2016; Weckmüller; Vicens, 2019).

Neste estudo, adotamos o conceito de resiliência ecológica, definido como a capacidade do ecossistema de absorver perturbações e se reorganizar sem perder suas funções e estrutura originais (Holling, 1973, 1996). A resiliência ecológica considera múltiplos estados estáveis, e a transição entre eles pode ocorrer quando são ultrapassados os limites de regeneração e/ou de absorção de impactos negativos (Buxton, 2022; Gunderson; Allen; Holling, 2012; Zampieri, 2021). Quanto mais rápido é esse processo, maior a resiliência, enquanto atrasos na regeneração

podem indicar sua perda (Holling, 1973, 1996). Dentre as possibilidades possíveis de se medir a resiliência, podemos dizer que quanto mais rápido é o seu processo de regeneração, maior sua resiliência. Por outro lado, o aumento no tempo necessário para a regeneração do ecossistema pode indicar uma perda de resiliência (Holling, 1973, 1996).

Incêndios sucessivos e/ou severos reduzem essa capacidade, favorecendo espécies mais tolerantes ao fogo e alterando a composição original da vegetação (Barlow; Peres, 2008). Em casos extremos, florestas podem atingir um ponto de inflexão (tipping point), convertendo-se em ecossistemas abertos dominados por gramíneas e arbustos, processo conhecido como savanização (Corrêa; Corrêa, 1979; Devisscher *et al.*, 2016; Jakovac *et al.*, 2016; Scheffer *et al.*, 2015; Van Meerbeek; Jucker; Svenning, 2021). Esse fenômeno foi evidenciado em experimentos de longa duração na Fazenda Tanguro, onde incêndios repetidos associados a secas intensas resultaram em aumentos abruptos da mortalidade arbórea (Brando *et al.*, 2014).

Além do fogo, fatores bióticos e abióticos influenciam a regeneração. Entre os bióticos, destacam-se as características ecofisiológicas das espécies nativas, que determinam respostas distintas a condições de seca (Esquivel-Muelbert *et al.*, 2020). Alguns fatores ambientais relevantes incluem disponibilidade de água, umidade e nutrientes no solo (McDowell *et al.*, 2008; Oliveira *et al.*, 2021). Em relação à seca, diferentes tipos de vegetação possuem tolerâncias distintas à escassez hídrica (Breshears *et al.*, 2005; Shaw; Steed; Deblander, 2005), e espécies adaptadas tendem a sobreviver melhor (Allen; Breshears, 1998; Splunder *et al.*, 1996; Volaire; Thomas; Lelievre, 1998). Nesse processo, ocorre favorecimento de espécies tolerantes ao fogo e perda das não tolerantes, alterando a composição original da floresta (Mata *et al.*, 2022). A fragmentação aumenta o risco de incêndios recorrentes (Driscoll *et al.*, 2021; Dwomoh; Wimberly, 2017; Fox; Whitesides, 2015), enquanto as áreas de borda sofrem com alterações microclimáticas que as tornam mais secas e inflamáveis (Dirmeyer; Koster, 2006; Narisma *et al.*, 2003; Silva-Junior *et al.*, 2022; Zhou *et al.*, 2022).

Apesar dos avanços, ainda há lacunas na compreensão dos efeitos combinados do fogo e da fragmentação sobre a resiliência florestal (Bowring *et al.*, 2023; Wuyts; Sieber, 2023). Em especial, são necessários estudos que considerem a severidade dos incêndios em florestas maduras, a fim de compreender os efeitos

de longo prazo sobre a resiliência (Reis *et al.*, 2020).

No Brasil, a Floresta Amazônica, especialmente no arco do desmatamento, tem sofrido fortemente com a ação do fogo e da fragmentação (Carvalho *et al.*, 2021; Morton *et al.*, 2008; Rosan *et al.*, 2022; Silva Junior *et al.*, 2018). Considerando eventos climáticos extremos, como o El Niño e as secas de 2005, 2010 e 2015, os impactos sobre a resiliência se tornam ainda mais severos (Filho *et al.*, 2022). Nesse cenário, a Amazônia representa um espaço ideal para investigar os efeitos do fogo, combinando alta biodiversidade, ausência de adaptações ao fogo e intensificação recente de distúrbios antrópicos.

Assim, este estudo tem como objetivo avaliar os efeitos da severidade dos incêndios de 2010, um dos anos de de maiores secas, sobre a resiliência das florestas amazônicas. Para isso, buscamos responder às seguintes perguntas:

(1) Os incêndios de 2010 afetaram a resiliência da Floresta Amazônica ao fogo na comparação pré e pós fogo entre áreas queimadas e não queimadas? Esperamos que a resiliência seja menor nas áreas incendiadas em comparação às não incendiadas.

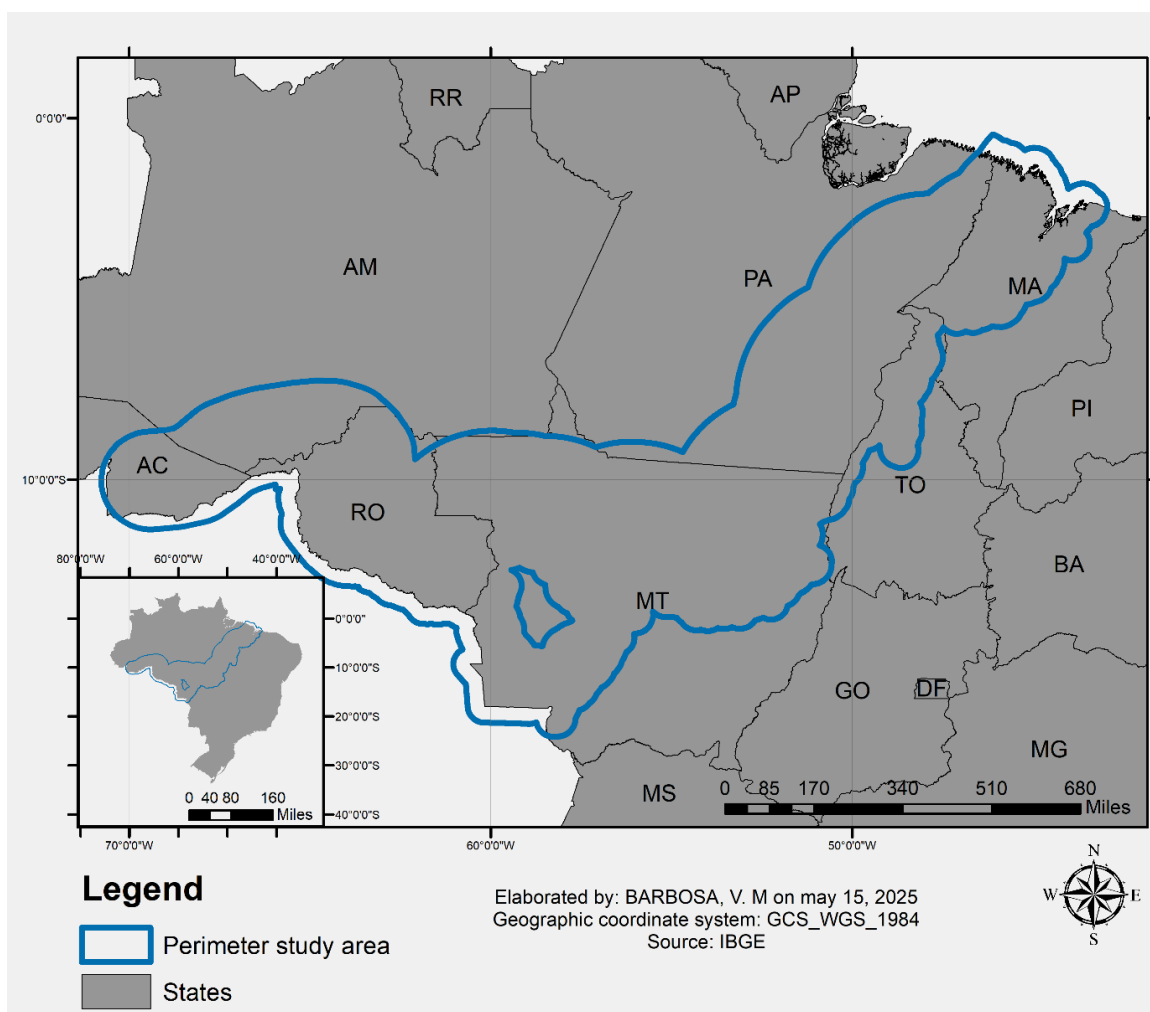
(2) O grau de severidade dos incêndios influencia a capacidade regenerativa da floresta? Esperamos que incêndios de maior severidade reduzam a resiliência das florestas.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 ÁREA DE ESTUDO

Conduzimos este estudo na Amazônia brasileira, especificamente na região do ecótono com o Cerrado (Figura 1). Essa zona de transição está inserida no chamado "arco do desmatamento" da Amazônia, uma região crítica de conversão florestal, que se estende do Pará (nas porções leste e sul) até os Estados de Mato Grosso, Rondônia e Acre, na região oeste (IPAM, [S.d.]). A área florestal total analisada corresponde a aproximadamente 132 milhões de hectares a partir de imagens de satélite.

Figura 1 - Área de estudo



Fonte: Autores.

Legenda: Floresta Tropical Amazônica. Traço em azul: área abordada do arco do desmatamento. A área corresponde à intersecção entre Floresta Amazônica e Cerrado e parte da fronteira do Brasil com a Bolívia.

Devido à seca e às ações antrópicas, como o desmatamento, a Amazônia torna-se mais suscetível aos incêndios florestais, retomando a possibilidade de transição de áreas florestais para áreas semelhantes a savanas (Aleman *et al.*, 2020; Aragão *et al.*, 2007; Cochrane; Laurance, 2008; Cumming *et al.*, 2012; Staal *et al.*, 2016). Deste modo, a vulnerabilidade de incêndios torna o ecótono entre Amazônia e Cerrado uma região ideal para investigar os efeitos do fogo na resiliência florestal. Nessa região, o principal fator de desmatamento é a modificação de terras para a agricultura e pecuária (Pinheiro *et al.*, 2024; Zaiatz *et al.*, 2018). Uma das metodologias utilizadas no processo é a agricultura de corte e queima, processo utilizado para limpar o terreno para a agricultura (Metzger, 2002).

A floresta está situada na zona equatorial e apresenta um clima quente e úmido, com temperaturas médias entre 24°C e 28°C (Fisch; Marengo; Nobre, 1998; Salati; Marques, 1984). A precipitação anual varia, em média, entre 2.000 mm e 3.000 mm, sendo fortemente influenciada pela sazonalidade regional, com maiores valores entre dezembro e fevereiro. O período de seca ocorre entre os meses de maio e setembro, com os meses de transição sendo abril e outubro. Na transição entre a Floresta Amazônica e o Cerrado, a estação seca se intensifica, ocorrendo principalmente entre maio e setembro (Figueroa; Nobre, 1990; Fisch; Marengo; Nobre, 1998).

2.1.1 Áreas florestais

Utilizamos imagens anuais de uso e cobertura da terra disponibilizadas pelo MapBiomas, em resolução de 30 metros para identificar as áreas que permaneceram floresta durante todo o período (<<https://brasil.mapbiomas.org/colecoes-mapbiomas/>>, item 4; Cobertura e Uso da Terra – Coleção 9; Souza *et al.*, 2020). As florestas maduras da Amazônia compõem um estágio avançado de desenvolvimento ecológico, possuindo dossel fechado, grande biomassa e biodiversidade (Rodríguez-León *et al.*, 2021). As taxas de crescimento e mortalidade florestal são equivalentes, tornando estável a sua estrutura (Phillips *et al.*, 2006; Rodríguez-León *et al.*, 2024). Deste modo, utilizamos áreas que foram classificadas como floresta desde 1985 de acordo com o MapBiomas.

A partir dos mapas fornecidos, identificamos essas áreas somando as

imagens de toda série histórica reclassificadas em mapas binários de classes de floresta (1) e não-floresta (0). A soma teria uma variação de 0 a 36, em que 36 representa as áreas que permaneceram como floresta durante todos os anos analisados. Selecionamos os pixels com o maior valor (36) para manter uma condição inicial e final homogênea dentre todos os pontos, evitando possíveis vieses nos resultados pela diferença de estágio de sucessão. Para estes procedimentos, utilizamos o software ArcGis v10.8.

2.1.2 Áreas queimadas

Utilizamos imagens anuais de fogo disponibilizadas pelo MapBiomias, em resolução de 30 metros para identificar as áreas de florestas queimadas (Coleção 2; Alencar *et al.*, 2024). A coleção utiliza imagens de satélite da série Landsat para mapear a ocorrência de incêndios ao longo do tempo. O processo envolve a geração de mosaicos anuais a partir da composição de imagens. Prioriza pixels com os menores valores do índice Normalized Burn Ratio (NBR), do inglês, índice de queimada normalizada, sendo um indicador da severidade do fogo. Esse índice é amplamente utilizado para compreender os efeitos do fogo após um incêndio, pois permite a identificação das cicatrizes deixadas pelas queimadas. Esses dados são proporcionados a partir das bandas espectrais sensíveis ao fogo, como o infravermelho próximo (NIR) e o infravermelho de ondas curtas (SWIR). Para a classificação das áreas queimadas, a equipe do MapBiomias aplica um modelo de rede neural profunda (Deep Neural Network). Após a classificação, os dados passam por refinamentos, incluindo a aplicação de máscaras e filtros para reduzir erros e melhorar a precisão. A validação final é feita com base em dados de referência e inspeções visuais, garantindo maior confiabilidade na detecção dos incêndios florestais (Alencar, 2024).

Selecionamos, dentro da série histórica (1985–2020), apenas as áreas que sofreram queimadas exclusivamente no ano de 2010 e permaneceram como floresta após o evento. Com isso, evitamos a influência de múltiplos incêndios ao longo do tempo, mantendo a consistência nas análises de resiliência.

O ano de 2010 apresentou uma das maiores extensões de área queimada já registradas na Amazônia, com aproximadamente 51.687 km² afetados (Silva-Junior *et al.*, 2022). A escolha deste ano permitiu selecionar uma quantidade suficiente de

áreas queimadas para as análises, além de isolar eventos únicos de incêndio. Isso viabilizou a avaliação da resiliência florestal ao fogo em dois intervalos de dez anos — anteriores (2000 - 2010) e posteriores (2011 - 2020) à ocorrência do fogo — minimizando a influência de incêndios recorrentes e permitindo uma interpretação mais precisa da resposta ecológica ao distúrbio.

2.2 ÍNDICES DE QUEIMADA

Medimos as cicatrizes dos incêndios de 2010 utilizando o NBR a partir das imagens dos satélites da série Landsat. Considerando que uma vegetação saudável reflete mais NIR, enquanto áreas queimadas apresentam maior reflectância no SWIR devido à remoção da biomassa e alteração na reflectância detectada, o NBR permite identificar com precisão as cicatrizes de fogo na paisagem. (Fadil; Arief; Putri, 2023; Sivakumar; Raju, 2024).

A severidade do incêndio foi quantificada a partir do Delta NBR (dNBR), que representa a diferença entre o NBR antes e depois do evento de fogo. O cálculo consiste na subtração do NBR pré-fogo pelo NBR pós-fogo ($dNBR = NBR_{pré} - NBR_{pós}$). Dessa forma, valores positivos refletem maior severidade dos incêndios, evidenciada pela perda de vegetação, enquanto valores negativos indicam sinais de regeneração (Keeley, 2009). Calculamos o NBR utilizando as bandas 4 (NIR) e 7 (SWIR) das imagens do satélite Landsat 7, para os anos de 2009 (pré-fogo) e 2011 (pós-fogo) fornecidos pelo MapBiomas. O dNBR foi então obtido pela subtração do ano de 2009 pelo de 2011.

2.2.1 Áreas controle

Devido à grande variação ambiental da Floresta Amazônica (Bathiany, *et al.*, 2024; Bertani, *et al.*, 2017; Högner, *et al.*, 2025; Xu *et al.*, 2020), foi essencial incluir áreas controle no estudo. Essas áreas controles permitem a distinguir os efeitos do fogo de outros fatores, como precipitação, umidade (ver tópico 2.4.2.). Assim, se forem observadas diferenças entre áreas queimadas e suas respectivas áreas controle, pode-se atribuir essas mudanças ao fogo, e não a variações ambientais naturais.

Selecionamos as áreas controle como sendo florestas que não queimaram

em nenhum momento durante o mesmo período das áreas amostrais (1985 e 2020). Os mesmos padrões de filtragem foram utilizados. Deste modo, utilizamos dos mapas de uso e cobertura da terra para identificar as áreas que permaneceram florestas durante os 36 anos disponíveis. Em sequência, a partir dos mapas de fogo, selecionamos as áreas que não pegaram fogo em nenhum dos 36 anos.

2.3 RESILIÊNCIA DE FLORESTAS

A resiliência das florestas foi medida a partir da autocorrelação temporal de primeira ordem (lag-1) em séries temporais do kernel Normalized Difference Vegetation Index (kNDVI). O kNDVI é uma variante do NDVI obtida por meio da função Kernel, que reduz a saturação do verde em florestas densas e diminui ruídos atmosféricos (Camps-Valls *et al.*, 2021; De Ocampo, 2023; Wang *et al.*, 2023a, 2023b; Wu *et al.*, 2025).

Para isso, realizamos uma análise em janelas deslizantes de 24 meses, comparando períodos pré (2001–2010) e pós-fogo (2011–2020). A autocorrelação lag-1 mede a dependência entre valores consecutivos da série temporal de kNDVI: valores próximos de 1 indicam maior persistência temporal (menor resiliência), enquanto valores próximos de 0 sugerem menor dependência entre períodos e, portanto, maior resiliência (Buxton, 2022; Chen *et al.*, 2023; Guo; Zhu; Gong, 2024; Ibáñez *et al.*, 2019).

Esses valores foram então utilizados para ajustar uma modelagem autorregressiva de primeira ordem (AR(1)) (Camps-Valls *et al.*, 2021; Forzieri *et al.*, 2022), que descreve como os valores atuais do kNDVI se relacionam com os anteriores. Essa modelagem é amplamente empregada em estudos sobre resiliência florestal, permitindo avaliar a continuidade das alterações temporais e fornecer uma estimativa quantitativa da velocidade de regeneração do sistema (Chen *et al.*, 2023; Guo; Zhu; Gong, 2024; Ibáñez *et al.*, 2019).

As imagens utilizadas foram obtidas pelo sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), combinando dados dos satélites Terra e Aqua (resolução de 250 m), processados no Google Earth Engine (Lenton *et al.*, 2022).

2.3.1 Filtragem de dados

Devido à diferença de escala entre as camadas (MapBiomas em 30 m e MODIS em 250 m), removemos uma faixa de 250 m das bordas das áreas classificadas como floresta madura. Aplicamos um buffer negativo que eliminou zonas de transição para outras classes de uso da terra. Também aplicamos um buffer negativo de 125 m nas áreas queimadas dentro das florestas, removendo os limites mais externos. Dessa forma, utilizamos apenas pixels totalmente inseridos em cada classe, garantindo maior precisão na sobreposição entre os dados MODIS e MapBiomas.

2.4 ANÁLISES ESTATÍSTICAS

2.4.1 Pontos amostrais

Para evitar dependência espacial entre as amostras, utilizamos o semivariograma como ferramenta geoestatística. Esse método analisa a relação espacial entre os pontos de um conjunto de dados e a distância entre eles (Hendarwati; Lepong; Suyitno, 2023), permitindo determinar a distância mínima necessária para garantir a independência espacial e reduzir redundâncias nos dados pela proximidade (Akpan; Essien; Umana, 2023). O semivariograma é amplamente empregado em diversas áreas do conhecimento, como estudos ambientais, meteorológicos e de mineração (Akpan; Essien; Umana, 2023; Hendarwati; Lepong; Suyitno, 2023; Metra; Murni, 2023; Usman; Tinungki; Herdiani, 2022).

Inicialmente, os pixels das imagens de AR(1) em áreas queimadas foram convertidos em pontos espaciais com coordenadas geográficas, diferenciando as áreas pré e pós-fogo. No ano de 2010, obtivemos 9.886 pontos amostrais. A análise do semivariograma indicou uma distância mínima de aproximadamente 1,6 km para garantir a independência espacial entre os pontos (Material suplementar: Semivariograma área amostral). Com base nesse resultado, selecionamos de forma aleatória os pontos amostrais respeitando o espaçamento mínimo definido, resultando em 1.084 pontos amostrais.

Para as áreas controle, utilizamos a mesma metodologia. Inicialmente, foram identificados 8.112.951 pontos em áreas controle. A análise do semivariograma

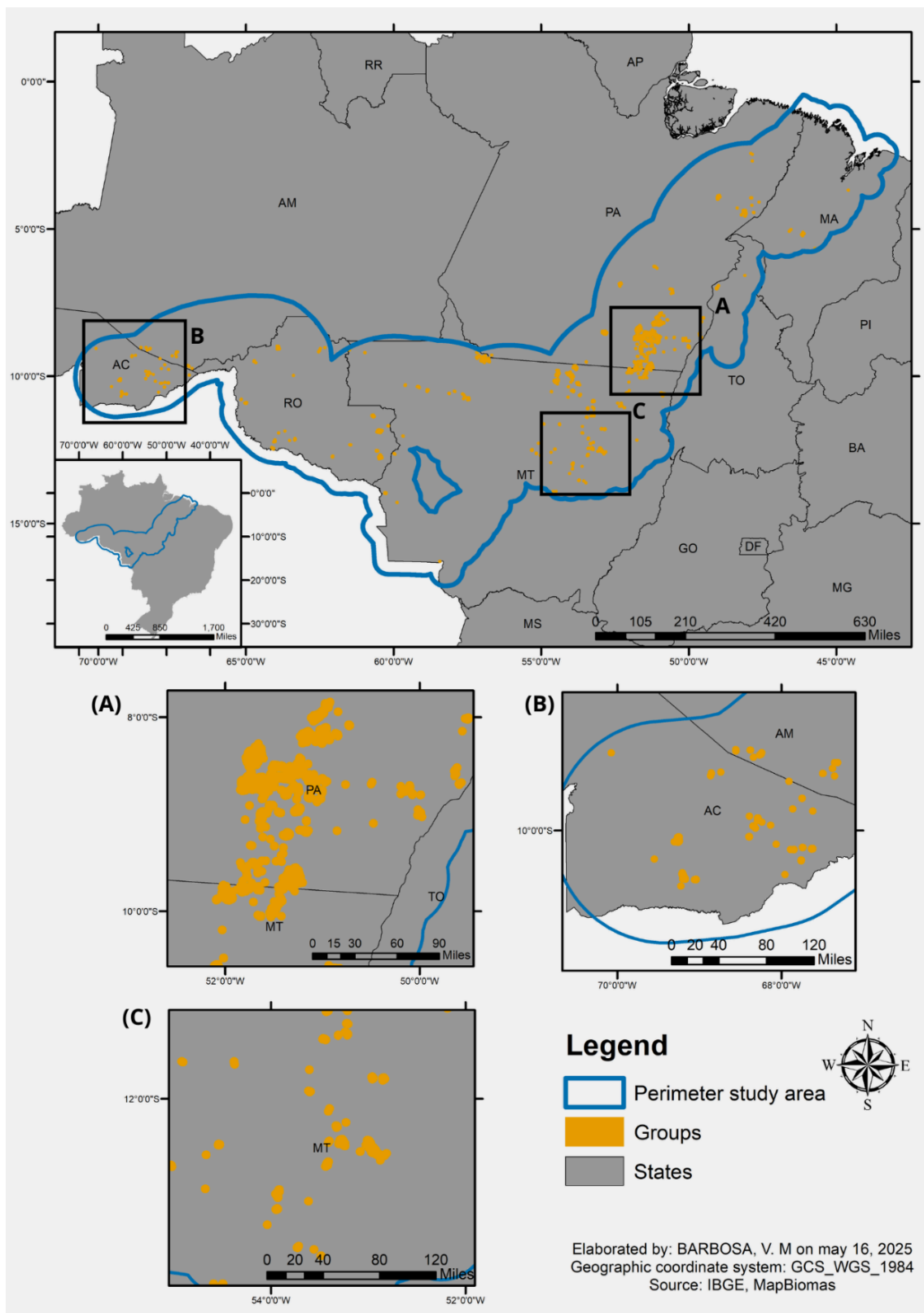
indicou uma distância mínima de independência de aproximadamente 5 km, permitindo a seleção aleatória de 887 pontos representativos (Material suplementar: Semivariograma área controle).

2.4.2 Agrupamento por proximidade geográfica

Devido à heterogeneidade ambiental da Floresta Amazônica (Bathiany *et al.*, 2024; Bertani *et al.*, 2017; Högner *et al.*, 2025; Xu *et al.*, 2020), os pontos amostrais e controle foram agrupados de acordo com sua proximidade geográfica. Esse agrupamento visou reduzir a influência da variação espacial e garantir comparações mais robustas entre áreas amostrais e controle.

O procedimento foi feito utilizando de base os pontos de área de fogo. Realizamos um buffer de 5 km para cada ponto. Essa distância foi escolhida por ser a mesma do semivariograma das áreas controle, garantindo que as áreas controle fossem contempladas no buffer. Deste modo, evitando perda de pontos controle ao redor dos pontos amostrais. Com o procedimento, as áreas dos buffers ficaram sobrepostas e pudemos dissolvê-las, gerando polígonos agrupados (Figura 2). Polígonos muito grandes foram divididos em segmentos menores para amenizar os efeitos da distância entre um lado e outro de um mesmo polígono.

Figura 2 - Mapa de elucidação dos agrupamentos



Fonte: Autores.

Legenda: Cada polígono representa um agrupamento diferente contendo pontos amostrais e controle. Os quadrados A, B e C são ampliações para melhor visualização. As análises foram realizadas individualmente para cada agrupamento.

2.4.3 Comparação entre períodos pré e pós-fogo

Para avaliar se os incêndios de 2010 afetaram a resiliência das florestas, comparamos os valores de AR(1) em cada ponto amostral individual, entre dois períodos: pré-fogo (2001–2010) e pós-fogo (2011–2020), tanto para as áreas controle, quanto para as amostrais. Utilizamos o teste t pareado, que permite comparar duas medições sucessivas realizadas na mesma unidade espacial, controlando a variabilidade entre pontos. Aplicamos o mesmo procedimento aos pontos localizados nas áreas controle (não queimadas), a fim de verificar se as variações observadas nas áreas queimadas se diferenciam das flutuações naturais em áreas sem distúrbio por fogo.

O teste t pareado foi escolhido por sua capacidade de detectar mudanças ao longo do tempo dentro do mesmo ponto, o que garante que as diferenças encontradas estejam associadas à ocorrência do incêndio, e não à variabilidade espacial entre amostras independentes.

Interpretamos como efeito do fogo um padrão em que:

- a) há diferença significativa entre os valores de AR(1) antes e depois do fogo nas áreas queimadas;
- b) não há diferença significativa nas áreas controle.

Além disso, se não houver diferença entre áreas queimadas e controle no período pré-fogo, mas essa diferença se manifestar no pós-fogo, isso reforça a hipótese de que o fogo alterou a dinâmica de resiliência da floresta.

2.4.4 Efeito do fogo sobre a resiliência

Para avaliar o efeito do fogo na resiliência florestal, utilizamos Modelos Lineares Mistos (MLMs)(Hamel; Yoccoz; Gaillard, 2017; Oddi *et al.*, 2019). Os MLMs são adequados para estudos que envolvem múltiplos efeitos fixos e aleatórios, permitindo modelar relações complexas de forma mais precisa do que os modelos lineares simples (Martin; Pelletier, 2011). Ajustamos nove modelos para avaliar os efeitos da severidade do fogo sobre a resiliência, considerando os valores de dNBR (Tabela 1).

Tabela 1 - Testes para modelos mistos lineares

Modelo	Correlação
m1	AR1 ~ 1 + (1 Grupo)
m2	AR1 ~ Tratamento + (1 Grupo)
m3	AR1 ~ Período + (1 Grupo)
m4	AR1 ~ Tratamento + Período + (1 Grupo)
m5	AR1 ~ Tratamento * Período + (1 Grupo)
m6	AR1 ~ Severidade + (1 Grupo)
m7	AR1 ~ Tratamento + Severidade + (1 Grupo)
m8	AR1 ~ Período + Severidade + (1 Grupo)
m9	AR1 ~ Tratamento + Período + Severidade + (1 Grupo)

Fonte: Autores.

Legenda: AR1 = resiliência ao fogo. Tratamento = condição de áreas não queimadas e queimadas. Período = período pré e pós-fogo. Severidade = valor resultante dNBR. Grupo = agrupamento pela proximidade das áreas analisadas.

Também investigamos se a severidade dos incêndios afeta a resiliência florestal de forma não linear, possivelmente exponencial. Desta forma, ajustamos um modelo misto polinomial para testar esse possível efeito do dNBR sobre os valores de AR(1) no período pós-fogo. Assim, testamos um modelo nulo, um modelo linear misto e não linear polinomial (Tabela 2).

Tabela 2 - Teste para modelo misto não linear

Modelo	Correlação
m10	AR1 ~ 1 + (1 Grupo)
m11	AR1 ~ Severidade + (1 Grupo)
m12	AR1 ~ poly(Severidade,2) + (1 Grupo)

Fonte: Autores.

Legenda: AR1 = Resiliência ao fogo. Grupo = agrupamento pela proximidade das áreas analisadas. Severidade = valor resultante dNBR. Poly = polinomial.

Os Modelos Polinomiais Mistos (MPMs) são mais adequados para capturar relações não lineares, permitindo uma modelagem mais flexível das variações na resiliência florestal (Mikulich *et al.*, 2003). Testamos um modelo polinomial com outros parâmetros, incluindo um modelo nulo (m10), um modelo linear (m11) e um modelo polinomial de segunda ordem (m12). O objetivo era avaliar se a relação entre dNBR e resiliência é curvilínea ou segue outra tendência não linear. A seleção

desses modelos foi baseada na teoria ecológica e na inspeção gráfica dos dados. O modelo linear considera um efeito proporcional do dNBR, enquanto o modelo polinomial captura eventuais padrões curvilíneos na resposta da resiliência ao fogo. Todos os modelos incluem um efeito aleatório para controlar a variação entre os agrupamentos (1 | Grupo), e a estrutura de correlação utilizada foi AR(1) para considerar possíveis dependências temporais.

Para definir quais seriam os melhores desempenhos dos modelos, utilizamos o critério de informação de Akaike (AIC) (Akaike, 1974). Este critério busca um equilíbrio entre a simplicidade com o ajuste dos modelos testados, sendo bastante útil em modelos que não possuem estruturas ou parâmetros comuns (Harbecke; Grunau; Samanek, 2024; Stewart *et al.*, 2023). A interpretação do AIC envolve os valores de Int (intercepto), Log-verossimilhança (LogLik), Akaike Information Criterion corrigido para pequenas amostras (AICc), Delta AIC (dAIC) e peso, do inglês, “weight” (WI). O intercepto representa o valor estimado da variável dependente (Y) quando todas as variáveis independentes (X) assumem o valor zero. LogLik mede a verossimilhança do modelo, referindo-se ao quão bem o modelo se ajusta aos dados, em que valores mais altos indicam melhores ajustes. O AICc refere-se à qualidade de ajuste do modelo em relação a sua complexidade, sendo que valores menores indicam melhores modelos. O dAIC indica a diferença de AICc ao relacionar um modelo ao melhor modelo determinado. Um dAIC igual a zero indica o melhor modelo, valores inferiores a dois sugerem modelos competitivos, enquanto valores superiores indicam menor suporte relativo. Weight representa a probabilidade de aquele modelo ser o melhor dentre as possibilidades, variando de zero a um (Burnham; Anderson, 1998; Sutherland *et al.*, 2023). A partir do resultado com maior weight, realizamos uma análise de resíduos para identificar o ajuste do modelo aos nossos dados, garantindo sua integridade.

Por fim, a partir do melhor modelo polinomial, realizamos um modelo de regressão por partes, utilizando o pacote *segmented* no R (Muggeo, 2003, 2008). Esse modelo é capaz de analisar dados não lineares e identificar se, e em que área, há uma quebra na curvatura, caracterizando uma diferença no comportamento dos dados a partir daquele ponto, indicando um possível limiar ecológico dos eventos (Toms; Lesperance, 2003).

3.2 TESTES DE SIGNIFICÂNCIA COMPARATIVA

A comparação entre os períodos pré e pós-fogo das áreas amostrais (queimadas) indicou diferença significativa na resiliência ($t = 8,11$, $df = 1083$ e $p < 0,001$). Isso indica uma diferença na resiliência dessas áreas após a ocorrência do fogo. A comparação entre os períodos pré e pós-fogo das áreas não queimadas não foi significativa ($t = 1,2786$, $df = 876$, $p > 0,2$). Podemos interpretar esse resultado como uma ausência de alterações significativas nas áreas que não pegaram fogo.

3.3 MODELOS LINEARES

Na avaliação dos fatores que mais influenciam a resiliência florestal, o modelo que melhor explicou a variação na resiliência florestal foi o m9 (menor AICc = -1.468,1; weight = 0,773), que incluiu como preditores a severidade do fogo (dNBR), o tratamento da floresta (queimada ou não) e o período (pré e pós-fogo) (Tabela 3) (Material suplementar: Resíduos m9). No caso individual dos pontos, há uma grande variação na tendência dos valores de AR(1), com alguns apresentando diminuição de AR(1), sugerindo respostas locais mais rápidas à regeneração (Figura 4). Contudo, a análise geral indica que maiores valores de dNBR estão associados a um aumento nos valores de AR(1), ou seja, a uma menor resiliência após incêndios mais severos (Figura 5.A).

Tabela 3 - Resultados AIC (Modelos lineares)

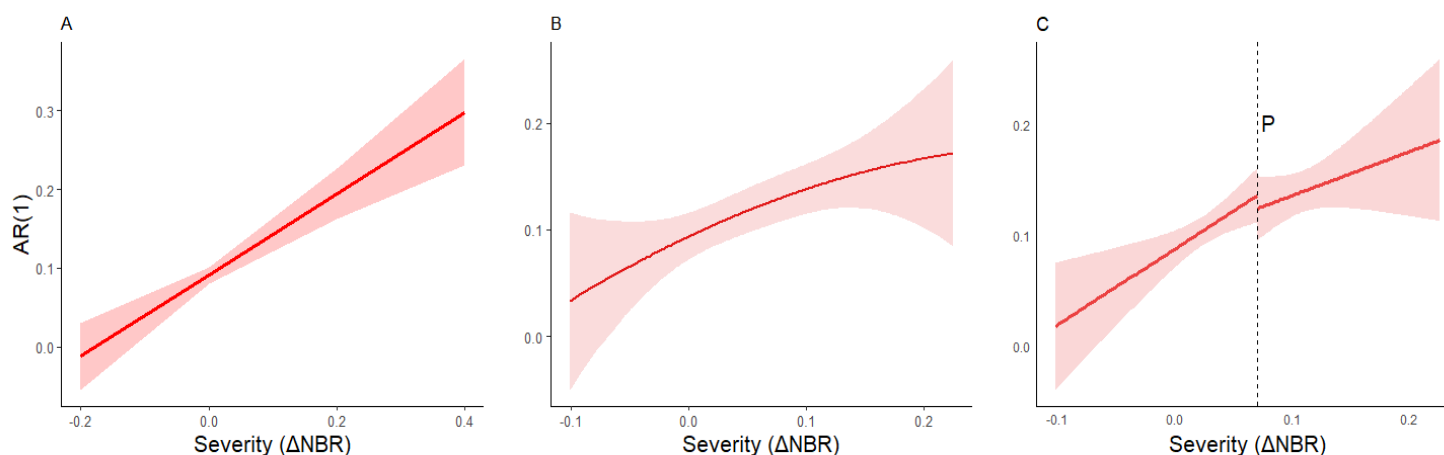
Modelo	Descrição	Int	df	logLik	AICc	delta	weight
m9	AR1 ~ Tratamento + Período + Severidade + (1 Grupo)	0.1064	6	740.06	-1468	0	0.773
m8	AR1 ~ Período + Severidade + (1 Grupo)	0.0895	5	737.83	-1466	2.46	0.226
m5	AR1 ~ Tratamento * Período + (1 Grupo)	0.1127	6	732.78	-1454	14.56	0.001
m4	AR1 ~ Tratamento + Período + (1 Grupo)	0.1238	5	728.46	-1447	21.21	0.000
m7	AR1 ~ Tratamento + Severidade + (1 Grupo)	0.1261	5	724.33	-1438.6	29.47	0.000
m6	AR1 ~ Severidade + (1 Grupo)	0.1092	4	722.16	-1436.3	31.8	0.000
m2	AR1 ~ Tratamento + (1 Grupo)	0.1436	4	712.82	-1417.6	50.47	0.000
m3	AR1 ~ Período + (1 Grupo)	0.1003	4	712.12	-1416.2	51.88	0.000
m1	AR1 ~ 1 + (1 Grupo)	0.1200	3	696.68	-1387.4	80.75	0.000

Fonte: Autores.

Legenda: AR1 = resiliência ao fogo. Tratamento = condição de áreas não queimadas e queimadas. Período = período pré e pós-fogo. Severidade = valor resultante dNBR. Grupo = agrupamento pela proximidade

das áreas analisadas. Int (Intercepto) = valor estimado da variável dependente (Y) quando todas as variáveis independentes (X) assumem o valor zero. df (degrees of freedom) = grau de liberdade do modelo. LogLik (Log-verossimilhança) = verossimilhança do modelo. AICc (Akaike Information Criterion, corrigido para pequenas amostras) = Medida de qualidade do modelo equilibrando ajuste e complexidade. Delta = Diferença do AICc em relação ao melhor modelo. Weight = probabilidade relativa de ser o melhor modelo.

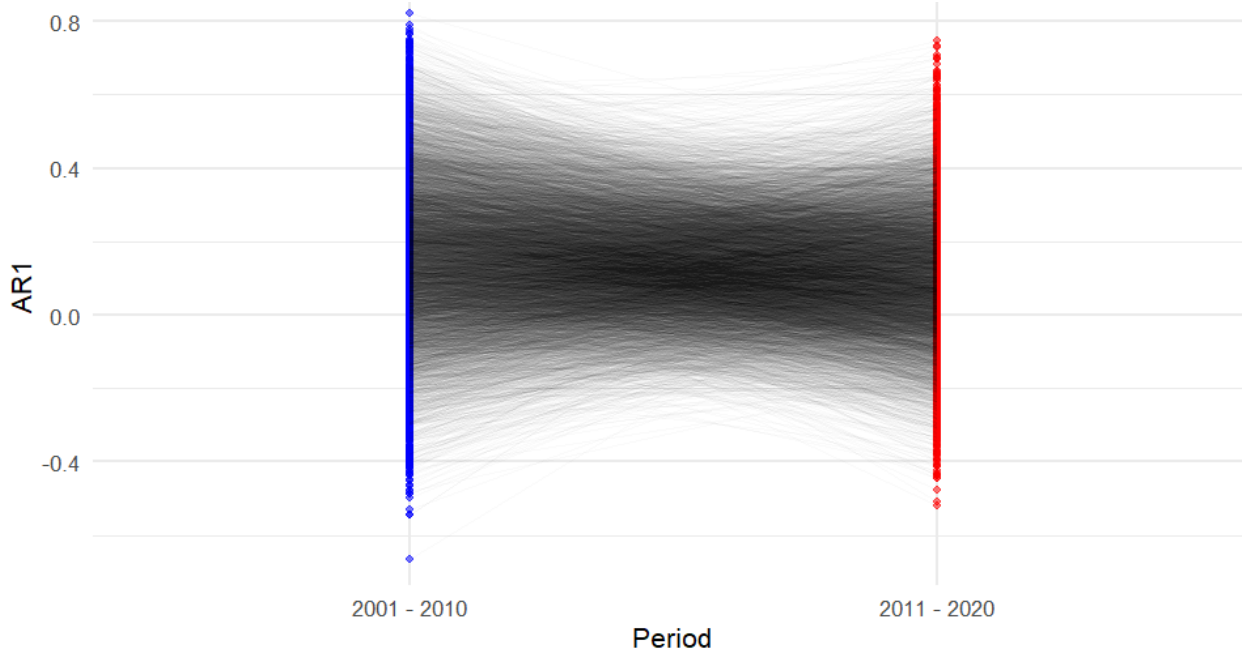
Figura 4 - Gráfico do modelo linear



Fonte: Autores.

Legenda: (A) Representa a média de alteração linear de AR(1) (resiliência) em relação à severidade dos incêndios (Delta NBR), apenas no período pós-fogo. Valores mais elevados no eixo X representam um aumento da severidade dos incêndios e valores mais elevados do eixo Y representam uma perda de resiliência. (B) Representa a média de alteração não linear de AR(1) (resiliência) em relação à severidade dos incêndios (Δ NBR), apenas no período pós-fogo. Valores mais elevados no eixo X representam um aumento da severidade dos incêndios e valores mais elevados do eixo Y representam uma perda de resiliência. (C) Representa a tendência de AR(1) de acordo com a severidade, considerando o ponto de quebra (P) de 0,07, em que há uma mudança no comportamento de AR(1).

Figura 5 - Gráfico de tendência individual da resiliência de cada ponto amostral da condição inicial (pré-fogo) para a condição final (pós-fogo).



Fonte: Autores.

Legenda: A condição inicial (2000-2010) está representada pela cor azul, seguido pelas linhas até a condição final (2011-2020) representada pela cor vermelha. Linhas crescentes representam perda de resiliência de um ponto a outro, enquanto linhas decrescentes, aumento de resiliência.

3.4 MODELO POLINOMIAL

O modelo polinomial de segunda ordem (modelo m12) teve o melhor resultado, com o menor AICc na comparação com o modelo nulo e o modelo linear (AICc = -695,8, weight = 0,982), sendo escolhido como o melhor modelo (Tabela 4) (Material suplementar: Resíduos m12). O modelo polinomial, que incluiu o termo quadrático de severidade do fogo (dNBR), apresentou peso de 0,982, indicando que ele tem 98,2% de chance de ser o melhor modelo dentre os avaliados, de acordo com o critério AICc. A relação entre severidade e perda de resiliência apresenta uma curva não linear, sugerindo uma redução da regeneração florestal com o aumento da severidade conforme a severidade aumenta, mas com uma tendência à linearidade (Figura 5.B).

Tabela 4 - Resultados AIC (Modelo não linear)

Modelo	Descrição	Int	df	logLik	AICc	delta	weight
m9	AR1 ~ Tratamento + Período + Severidade + (1 Grupo)	0.1064	6	740.06	-1468	0	0.773
m8	AR1 ~ Período + Severidade + (1 Grupo)	0.0895	5	737.83	-1466	2.46	0.226
m5	AR1 ~ Tratamento * Período + (1 Grupo)	0.1127	6	732.78	-1454	14.56	0.001
m4	AR1 ~ Tratamento + Período + (1 Grupo)	0.1238	5	728.46	-1447	21.21	0.000
m7	AR1 ~ Tratamento + Severidade + (1 Grupo)	0.1261	5	724.33	-1438.6	29.47	0.000
m6	AR1 ~ Severidade + (1 Grupo)	0.1092	4	722.16	-1436.3	31.8	0.000
m2	AR1 ~ Tratamento + (1 Grupo)	0.1436	4	712.82	-1417.6	50.47	0.000
m3	AR1 ~ Período + (1 Grupo)	0.1003	4	712.12	-1416.2	51.88	0.000
m1	AR1 ~ 1 + (1 Grupo)	0.1200	3	696.68	-1387.4	80.75	0.000

Fonte: Autores.

Legenda: AR1 = Resiliência ao fogo. Grupo = agrupamento pela proximidade das áreas analisadas. Severidade = valor resultante dNBR. Poly = polinomial. Int (Intercepto) = valor estimado da variável dependente (Y) quando todas as variáveis independentes (X) assumem o valor zero. df (degrees of freedom) = grau de liberdade do modelo. LogLik (Log-Likelihood) = verossimilhança do modelo. AICc (Akaike Information Criterion, corrigido para pequenas amostras) = Medida de qualidade do modelo equilibrando ajuste e complexidade. Delta = Diferença do AICc em relação ao melhor modelo. Weight = probabilidade relativa de ser o melhor modelo.

A partir do modelo polinomial, o modelo de regressão por partes demonstrou uma diferença no comportamento da resiliência em incêndios com severidade acima e abaixo de 0,069 (erro padrão = 0,059) (Figura 5.C). Ao modelarmos a severidade com valores inferiores ou iguais ao ponto de quebra (aproximadamente, 0,07), obtivemos uma inclinação positiva significativa ($p < 0,026$). Por outro lado, a modelagem da severidade acima de 0,07, a relação foi fraca e não significativa ($p > 0,19$). Incêndios com severidade abaixo de 0,07 reduzem a taxa de retorno do ecossistema para seu estado original. Por outro lado, acima da quebra, os dados perdem a relação lógica de perda de resiliência.

4 DISCUSSÃO

Os resultados confirmaram nossas duas hipóteses de estudo. Observamos uma redução significativa da resiliência nas áreas queimadas em comparação às não queimadas, indicando que o fogo comprometeu a capacidade regenerativa da floresta. Além disso, a severidade dos incêndios influenciou diretamente a resiliência, com eventos mais intensos associados a valores mais altos de AR(1), sinalizando maior persistência dos efeitos e regeneração mais lenta. Esse padrão está alinhado com o comprometimento da Floresta Amazônica ao fogo (Brando *et al.*, 2014; Silva *et al.*, 2018).

Nosso modelo polinomial confirmou que essa perda de resiliência ocorre de forma não linear em relação à severidade do fogo. O resultado sugere que acima de certo limiar de severidade a regeneração do ecossistema se torna cada vez mais difícil, até o ponto em que o ecossistema atinja um ponto de inflexão onde a reversão para seu estado original se torna improvável (Scheffer *et al.*, 2009; Van Nes *et al.*, 2016). Esse processo tem sido observado em outros estudos de florestas tropicais, nos quais a substituição gradual de espécies sensíveis por espécies mais tolerantes ao fogo pode levar à savanização da paisagem (De Corrêa; Maria Corrêa, 1979; Devisscher *et al.*, 2016; Hoffmann *et al.*, 2012; Jakovac *et al.*, 2016; Scheffer *et al.*, 2015; Van Meerbeek; Jucker; Svenning, 2021). Estudos anteriores já apontaram padrões semelhantes, reforçando que a resiliência das florestas tropicais ao fogo é fortemente dependente da intensidade da perturbação e das condições ambientais locais (Barlow *et al.*, 2016; Dwomoh; Wimberly, 2017; Staal *et al.*, 2020).

A regressão por partes revelou um possível ponto de inflexão na relação entre a severidade do fogo (dNBR) e a resiliência florestal em aproximadamente 0,07. Abaixo desse limiar, a severidade mostrou uma relação positiva e significativa com o aumento de AR(1), indicando perda progressiva da capacidade regenerativa. Acima desse valor, entretanto, a relação se tornou fraca e estatisticamente não significativa, sugerindo saturação do efeito da severidade. Esse padrão não linear é consistente com a teoria dos limiares ecológicos, que postula que ecossistemas podem manter certo grau de estabilidade até que sejam ultrapassados pontos críticos (Toms; Lesperance, 2003; Sasaki *et al.*, 2008). A ausência de resposta proporcional em níveis mais altos de severidade pode indicar que o sistema já sofreu perda funcional substancial, aproximando-se de um estado alternativo estável. Esse tipo de

saturação já foi identificado em outros contextos ecológicos, como em florestas afrotemperadas (Prichard *et al.*, 2022) e boreais (Walker; Noy-Meir, 2002).

4.1 IMPLICAÇÕES ECOLÓGICAS

A interação entre tratamento (queimado e não queimado), período (pré e pós-fogo) e severidade (dNBR) demonstrou que esses fatores são determinantes para a resposta da floresta aos incêndios. Esse tipo de resposta não linear à severidade do fogo tem implicações ecológicas importantes. A tendência não linear identificada nos modelos sugere que existe um ponto de inflexão além do qual a regeneração da floresta se torna mais difícil. Esse padrão reforça a ideia de que há um limiar ecológico, e ultrapassá-lo pode comprometer de forma permanente a integridade funcional da Floresta Amazônica (Barlow; Peres, 2008; Silvério *et al.*, 2019). Isso é especialmente relevante em contextos de mudanças climáticas e expansão de atividades humanas, que podem aumentar tanto a ocorrência quanto a severidade dos incêndios (Morton *et al.*, 2008; Silva *et al.*, 2018; Wassenaar *et al.*, 2007).

Além dos efeitos do fogo, variáveis climáticas também podem influenciar a resiliência da floresta. A redução na umidade e compactação do solo pode limitar o recrutamento de espécies arbóreas e aumentar a inflamabilidade da vegetação, podendo prolongar os impactos do fogo (Alencar *et al.*, 2015; Brando *et al.*, 2014; Frene; Pandey; Castrillo, 2024; Gasser *et al.*, 2025; Wronski; Murphy, 1994). Um dos motivos para o aumento da inflamabilidade é a alteração microclimática das bordas, devido ao aumento do combustível para o fogo (Dirmeyer; Koster, 2006; Narisma *et al.*, 2003; Silva-Junior *et al.*, 2022; Zhou *et al.*, 2022). A fragmentação florestal pode levar ao aumento dos incêndios pelos efeitos de borda que, por sua vez, aumentam a fragmentação (Benchimol; Peres, 2015; Cumming *et al.*, 2012; da Silva *et al.*, 2018; Driscoll *et al.*, 2021; Durigan; Siqueira; Franco, 2007; Dwomoh; Wimberly, 2017; Fox; Whitesides, 2015). Considerando que nossa área de estudo abrange a borda sul da Amazônia, a área está em transição com o Cerrado, tendo um aumento da sazonalidade climática. Desse modo, esses efeitos podem ser ainda mais acentuados (Silvério *et al.*, 2019).

A degradação florestal pelo fogo na Amazônia tem implicações ecológicas profundas, podendo levar à transição de um estado florestal estável para uma

condição degradada (Corrêa; Corrêa, 1979; Devisscher *et al.*, 2016; Jakovac *et al.*, 2016; Scheffer *et al.*, 2015; Van Meerbeek; Jucker; Svenning, 2021). A degradação causa perda de biodiversidade, alteração no ciclo hidrológico e impactos na regulação climática global (Aragão *et al.*, 2008). Além disso, a conversão de florestas tropicais em paisagens degradadas afeta negativamente o balanço de carbono, intensificando as mudanças climáticas pela perda de estoque de carbono (Assis *et al.*, 2020; Bosetti; Lubowski, 2010; Goreau; Hayes, 2024; Kumar; Kumar; Saikia, 2022; Mills *et al.*, 2022; Swamy *et al.*, 2023).

Os incêndios florestais na Amazônia, frequentemente associados a atividades humanas, como desmatamento para práticas agrícolas, reforçam a necessidade de fiscalização ambiental mais rigorosa e da implementação de políticas públicas que coíbam práticas ilegais (Alencar *et al.*, 2015; Eriksson *et al.*, 2012). Estratégias como a ampliação do monitoramento remoto, a aplicação efetiva de multas ambientais e a criação de novas e a expansão de áreas protegidas já existentes podem ajudar a reduzir a incidência de queimadas criminosas (Azevêdo; Vieira, 2018; Brando *et al.*, 2014, Pessoa, *et al.*, 2023). Além disso, a colaboração entre governos, comunidades locais e organizações ambientais é essencial para implementar ações que mitiguem os impactos do fogo e promovam a restauração florestal.

Nossos resultados reforçam a necessidade de medidas preventivas para reduzir a ocorrência de incêndios na Amazônia. Além do combate ao desmatamento, é essencial que medidas de prevenção ao fogo sejam realizadas em regiões mais vulneráveis, de baixa resiliência. O investimento em programas de restauração florestal e na criação de corredores ecológicos pode ajudar a mitigar os impactos do fogo e aumentar a capacidade regenerativa da floresta. O aumento da conectividade de fragmentos florestais favorece o trânsito da fauna entre áreas mais e menos afetadas pela fragmentação causada pelo fogo (de Araújo; Bastos, 2019). Como efeito, a polinização e a dispersão de sementes podem se tornar mais efetivas, auxiliando o processo de regeneração florestal (Townsend; Levey, 2005).

Este estudo é corroborado pelas premissas teóricas e práticas de estudos anteriores. Além disso, contribui para a compreensão dos efeitos da severidade do fogo na regeneração florestal e oferece subsídios para o planejamento de ações que podem guiar estudos futuros sobre o tema.

4.2 LIMITAÇÕES E ESTUDOS FUTUROS

Ao longo deste estudo, identificamos algumas limitações que podem orientar pesquisas futuras. Nossos resultados não permitem avaliar a desaceleração crítica (Critical Slowing Down), pois analisamos apenas áreas submetidas a um único evento de fogo. Esse tipo de desaceleração é evidenciado em séries temporais com múltiplas ocorrências de distúrbio, quando a regeneração se torna progressivamente mais lenta a cada evento (Scheffer *et al.*, 2009). Assim, embora tenhamos identificado um possível limiar ecológico de severidade pelo modelo piecewise regression, não foi possível verificar se esse padrão corresponde a uma desaceleração crítica do sistema. Deste modo, investigações futuras podem utilizar séries multitemporais para monitorar padrões de recorrência e quantificar limiares de colapso da resiliência em função da frequência e severidade dos eventos, como demonstrado por Alves, Pérez-Cabello e Contursi (2019).

Neste estudo, selecionamos áreas que permaneceram como floresta após os incêndios, impedindo a determinação do limiar de colapso da resiliência florestal. Deste modo, desconsideramos transições ecológicas para condições degradadas e também a frequência dos incêndios. pesquisas futuras poderiam investigar essas transições, considerando diferentes graus e frequência de incêndios na fragmentação florestal e suas implicações para a manutenção da resiliência. Nossa análise generalizou as condições climáticas das regiões estudadas, não abordando especificidades microclimáticas que podem influenciar a resposta ao fogo. De fato, a desconsideração de dados climáticos particulares de cada região impossibilita a determinação exata de um limiar ecológico, considerando que tais fatores afetam diretamente a regeneração das florestas (Alencar *et al.*, 2015; Brando *et al.*, 2014; Frene; Gasser *et al.*, 2025; Pandey; Castrillo, 2024; McDowell *et al.*, 2008; Oliveira *et al.*, 2021; Verbesselt, 2016; Wronski; Murphy, 1994). Com efeito, há necessidade de análises mais aprofundadas para compreender fatores não mensurados, tais como precipitação, umidade e temperatura.

Como sugestão para estudos futuros, a integração de análises na composição da fauna e da flora no período pós fogo pode fornecer informações pertinentes para determinar com maior precisão os efeitos do fogo. A combinação de inventários florísticos e monitoramento de fauna com imagens hiperespectrais pode aprimorar a análise de espécies resistentes ao fogo (Nagendra; Rocchini, 2008). Em

acrécimo, a modelagem ecológica pode facilitar a identificação de espécies invasoras e refinar a compreensão sobre impactos dos incêndios na resiliência ecológica.

Adicionalmente, estudos mais aprofundados sobre a fragmentação florestal e suas interações com a resiliência podem fornecer insights valiosos para estratégias de conservação e manejo adaptativo. Assim, contribuindo para a sustentabilidade dos ecossistemas florestais frente aos desafios impostos pelos incêndios recorrentes.

5 CONCLUSÃO

Nossos achados demonstram que áreas incendiadas possuem uma redução na resiliência ao fogo em detrimento de áreas não queimadas. Incêndios mais severos apresentam um maior impacto negativo sobre as florestas e este impacto é bem representado por um modelo não linear. Nossos resultados indicam que eventos de fogo mais intensos comprometem a capacidade de regeneração da vegetação, aumentando o risco de transição para estados alternativos. O trabalho reforça a necessidade da utilização de métricas de severidade nas estratégias de monitoramento e manejo pós-fogo, a partir do reconhecimento de áreas mais afetadas por incêndios severos, como fator a ser considerado na tomada de decisões de investimento de manejo. Áreas mais afetadas demandam atenção prioritária em ações de manejo e mitigação dos impactos ecológicos. Ademais, políticas públicas relacionadas à fiscalização, que permitam identificar as causas dos incêndios e penalizar possíveis responsáveis, são necessárias.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, Hirotugu. A new look at the statistical model identification. **IEEE transactions on automatic control**, [S. l.], v. 19, n. 6, p. 716-723, 2003.
- AKPAN, U. S.; ESSIEN, G. E.; UMANA, S. U. Application of semi-variogram analysis in measuring spatial variability and distribution of selected soil properties in Northeast Akwa Ibom State, Nigeria. **EPH-Int J Agric Environ Res**, [S. l.], v. 9, n. 1, p. 29-38, 2023.
- ALEMAN, Julie C. et al. Floristic evidence for alternative biome states in tropical Africa. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, [S. l.] v. 117, n. 45, p. 28183-28190, 2020.
- ALENCAR, A. A. (2024). MapBiomass Fire Brazil Collection 3: Annual Burned Area Maps of Brazil (1985-2023). MapBiomass Data, Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD), 2.
- ALENCAR, Ane A. et al. Landscape fragmentation, severe drought, and the new Amazon forest fire regime. **Ecological applications**, [S. l.], v. 25, n. 6, p. 1493-1505, 2015.
- ALVES, Daniel Borini; PÉREZ-CABELLO, Fernando; CAMBRAIA, Bruno Contursi. Séries multitemporais de sensoriamento remoto na análise da recorrência de áreas queimadas no enclave de Cerrado do Parque Nacional dos Campos Amazônicos. **Biodiversidade Brasileira**, [S. l.], v. 9, n. 1, p. 223-223, 2019.
- ARAGÃO, Luiz Eduardo OC *et al.* Interactions between rainfall, deforestation and fires during recent years in the Brazilian Amazonia. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, [S. l.], v. 363, n. 1498, p. 1779-1785, 2008.
- ARAGÃO, Luiz Eduardo OC et al. Spatial patterns and fire response of recent Amazonian droughts. **Geophysical Research Letters**, [S. l.], v. 34, n. 7, 2007.
- ARAGÃO, Luiz EOC et al. 21st Century drought-related fires counteract the decline of Amazon deforestation carbon emissions. **Nature communications**, [S. l.], v. 9, n. 1, p. 536, 2018.
- ASSIS, Talita Oliveira et al. CO2 emissions from forest degradation in Brazilian Amazon. **Environmental Research Letters**, [S. l.], v. 15, n. 10, p. 104035, 2020.
- AZEVEDO, Áurea Siqueira de Castro; VIEIRA, Thiago Almeida. Análise dos crimes ambientais registrados nas regiões do Baixo Amazonas e Tapajós, Pará, no período de 2012 a 2015. **Desenvolvimento e Meio Ambiente**, [S. l.], v. 46, p. 54483, 2018.
- BARLOW, Jos; PERES, Carlos A. Fire-mediated dieback and compositional cascade in an Amazonian forest. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, [S. l.], v. 363, n. 1498, p. 1787-1794, 2008.
- BARLOW, Jos et al. Anthropogenic disturbance in tropical forests can double

- biodiversity loss from deforestation. **Nature**, [S. l.], v. 535, n. 7610, p. 144-147, 2016.
- BATHIANY, Sebastian et al. Resilience Indicators for Tropical Rainforests in a Dynamic Vegetation Model. **Global Change Biology**, [S.l.], v. 30, n. 12, p. e17613, 2024.
- BENCHIMOL, Maíra; PERES, Carlos A. Edge-mediated compositional and functional decay of tree assemblages in Amazonian forest islands after 26 years of isolation. **Journal of Ecology**, [S. l.], v. 103, n. 2, p. 408-420, 2015.
- BERLINCK, Christian N.; BATISTA, Eugênia KL. Good fire, bad fire: It depends on who burns. **Flora**, [S. l.], v. 268, p. 151610, 2020.
- BERTANI, Gabriel et al. Chlorophyll fluorescence data reveals climate-related photosynthesis seasonality in Amazonian forests. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 9, n. 12, p. 1275, 2017.
- BOSETTI, Valentina; LUBOWSKI, Ruben. **Deforestation and climate change**. Edward Elgar Publishing, [S. l.], 2010.
- BOWRING, Simon et al. Human land fragmentation drives tropical forest fires but dampens global burned area. [S. l.: s. n.], 2023.
- BRANDO, Paulo Monteiro et al. Abrupt increases in Amazonian tree mortality due to drought–fire interactions. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, [S. l.], v. 111, n. 17, p. 6347-6352, 2014.
- BRESHEARS, David D. et al. Regional vegetation die-off in response to global-change-type drought. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, [S. l.], v. 102, n. 42, p. 15144-15148, 2005.
- BURNHAM, Kenneth P.; ANDERSON, David R. Practical use of the information-theoretic approach. In: **Model selection and inference: A practical information-theoretic approach**. New York, NY: Springer New York, p. 75-117, 1998.
- BUXTON, Joshua Elliot. **Using remote sensing to assess ecosystem resilience**. University of Exeter (United Kingdom), 2022.
- CAMPS-VALLS, Gustau et al. A unified vegetation index for quantifying the terrestrial biosphere. **Science Advances**, [S. l.], v. 7, n. 9, p. eabc7447, 2021.
- CARVALHO, Nathalia S. et al. Spatio-temporal variation in dry season determines the Amazonian fire calendar. **Environmental Research Letters**, [S. l.], v. 16, n. 12, p. 125009, 2021.
- CHEN, Jinghua et al. Radiation and temperature dominate the spatiotemporal variability in resilience of subtropical evergreen forests in China. **Frontiers in Forests and Global Change**, [S. l.], v. 6, p. 1166481, 2023.
- COCHRANE, Mark A.; LAURANCE, William F. Synergisms among fire, land use, and climate change in the Amazon. **AMBIO: A Journal of the Human Environment**, [S. l.], v. 37, n. 7, p. 522-527, 2008.

CORRÊA, Antônio de A.; CORRÊA, Cleusa Maria. Floresta-utilização de produtos de madeira. **Acta Amazonica**, [S. l.], v. 9, n. 4 suppl 1, p. 155-164, 1979.

CUMMING, Graeme S. et al. Spatial complexity in fragmenting Amazonian rainforests: Do feedbacks from edge effects push forests towards an ecological threshold?. **Ecological Complexity**, [S. l.], v. 11, p. 67-74, 2012.

DA SILVA, Sonaira Souza et al. Dynamics of forest fires in the southwestern Amazon. **Forest ecology and management**, [S. l.], v. 424, p. 312-322, 2018.

DE ARAÚJO, T. M. S.; DE HOLANDA BASTOS, F. Corredores ecológicos e conservação da biodiversidade: aportes teóricos e conceituais. **Revista da Casa da Geografia de Sobral (RCGS)**, [S. l.], v. 21, n. 2, p. 716-729, 2019.

DE OCAMPO, A. L. P. Normalized difference vegetation index (NDVI) estimation based on filter augmented imaging. In: **2023 International Electrical Engineering Congress (iEECON)**. [S. l.]: IEEE, p. 84-88, 2023.

DEVISSCHER, T.; MALHI, Y.; LANDÍVAR, V. D. R.; OLIVERAS, I. Understanding ecological transitions under recurrent wildfire: a case study in the seasonally dry tropical forests of the Chiquitania, Bolivia. **Forest Ecology and Management**, [S. l.], v. 360, p. 273-286, 2016.

DIRMEYER, P. A.; KOSTER, R. D.; GUO, Z. Do global models properly represent the feedback between land and atmosphere?. **Journal of Hydrometeorology**, [S. l.], v. 7, n. 6, p. 1177-1198, 2006.

DRISCOLL, D. A. *et al.* How fire interacts with habitat loss and fragmentation. **Biological Reviews**, [S. l.], v. 96, n. 3, p. 976-998, 2021.

DURIGAN, G.; SIQUEIRA, M. F. D.; FRANCO, G. A. D. C. Threats to the Cerrado remnants of the state of São Paulo, Brazil. **Scientia Agricola**, [S. l.], v. 64, p. 355-363, 2007.

DWOMOH, F. K.; WIMBERLY, M. C. Fire regimes and forest resilience: alternative vegetation states in the West African tropics. **Landscape Ecology**, [S. l.], v. 32, p. 1849-1865, 2017.

ERIKSSON, A. *et al.* Late Pleistocene climate change and the global expansion of anatomically modern humans. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, [S. l.], v. 109, n. 40, p. 16089-16094, 2012.

ESQUIVEL-MUELBERT, A. *et al.* Tree mode of death and mortality risk factors across Amazon forests. **Nature Communications**, [S. l.], v. 11, n. 1, p. 5515, 2020.

FADIL, R.; ARIEF, D. A.; PUTRI, S. K. Utilizing Landsat 8 imagery for mapping of burned areas using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Normalized Burn Ratio (NBR) methods. **International Remote Sensing Applied Journal**, [S. l.], v. 1, n. 2, p. 67-73, 2020.

FENG, X. *et al.* How deregulation, drought and increasing fire impact Amazonian biodiversity. **Nature**, [S. l.], v. 597, n. 7877, p. 516-521, 2021.

FIELD, C. B. *et al.* Primary production of the biosphere: integrating terrestrial and oceanic components. **Science**, [S. l.], v. 281, n. 5374, p. 237-240, 1998.

FIGUEROA, S. N.; NOBRE, C. A. Precipitation distribution over central and western tropical South America. **Climanálise**, [S. l.], v. 5, n. 6, p. 36-45, 1990.

FILHO, H. O. *et al.* Dynamics of fire foci in the Amazon rainforest and their consequences on environmental degradation. **Sustainability**, [S. l.], v. 14, n. 15, p. 9419, 2022.

FISCH, G.; MARENGO, J. A.; NOBRE, C. A. Uma revisão geral sobre o clima da Amazônia. **Acta Amazonica**, [S. l.], v. 28, n. 2, p. 101-101, 1998.

FONSECA, A. M. T.; LOPES, M. C.; VALENTE, L. M. Diagnóstico dos crimes contra a flora a partir das ações impetradas pelo Ministério Público Federal. **Revista Eletrônica do Curso de Direito da UFSM**, [S. l.], v. 8, n. 1, p. 122-140, 2013.

FORZIERI, G. *et al.* Emerging signals of declining forest resilience under climate change. **Nature**, [S. l.], v. 608, n. 7923, p. 534-539, 2022.

FOX, J. M.; WHITESIDES, G. M. Warning signals for eruptive events in spreading fires. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, [S. l.], v. 112, n. 8, p. 2378-2383, 2015.

FRAGAL, E. H.; SILVA, T. S. F.; NOVO, E. M. L. de M. Reconstructing historical forest cover change in the lower Amazon floodplains using the LandTrendr algorithm. **Acta Amazonica**, [S. l.], v. 46, n. 1, p. 13-24, 2016.

FRENE, J. P.; PANDEY, B. K.; CASTRILLO, G. Under pressure: elucidating soil compaction and its effect on soil functions. **Plant and Soil**, [S. l.], 2024.

FRIEDLINGSTEIN, P. *et al.* Global carbon budget 2019. **Earth System Science Data Discussions**, [S. l.], p. 1-4, 2019.

GASSER, L. *et al.* Effects of logging-induced soil compaction on the abundance and characteristics of fine roots and mycorrhizal associations in forest soils and their recovery. [S. l.], 2025.

GEDNEY, N.; VALDES, P. J. The effect of Amazonian deforestation on the northern hemisphere circulation and climate. **Geophysical Research Letters**, [S. l.], v. 27, n. 19, p. 3053-3056, 2000.

GOREAU, T. J.; HAYES, R. L. 2023 record marine heat waves: coral reef bleaching HotSpot maps reveal global sea surface temperature extremes, coral mortality, and ocean circulation changes. **Oxford Open Climate Change**, [S. l.], v. 4, n. 1, p. kgae005, 2024.

GUNDERSON, L. H.; ALLEN, C. R.; HOLLING, C. S. (Eds.). **Foundations of Ecological Resilience**. [S. l.]: Island Press, 2012.

GUO, J.; ZHU, Z.; GONG, P. Global forest resilience change from 2001 to 2022. **International Journal of Remote Sensing**, [S. l.], v. 45, n. 17, p. 5889-5900, 2024.

HAMEL, S.; YOCCOZ, N. G.; GAILLARD, J. M. Assessing variation in life-history tactics within a population using mixture regression models: a practical guide for evolutionary ecologists. **Biological Reviews**, [S. l.], v. 92, n. 2, p. 754-775, 2017.

HARBECKE, J.; GRUNAU, J.; SAMANEK, P. Are the Bayesian Information Criterion (BIC) and the Akaike Information Criterion (AIC) applicable in determining the optimal fit and simplicity of mechanistic models?. **International Studies in the Philosophy of Science**, [S. l.], v. 37, n. 1-2, p. 17-36, 2024.

HENDARWATI, E. K.; LEPONG, P.; SUYITNO, S. Pemilihan semivariogram terbaik berdasarkan Root Mean Square Error (RMSE) pada data spasial eksplorasi emas Awak Mas. **Geosains Kutai Basin**, [S. l.], v. 6, n. 1, p. 47-52, 2023.

HOFFMANN, W. A. et al. Ecological thresholds at the savanna-forest boundary: how plant traits, resources and fire govern the distribution of tropical biomes. **Ecology Letters**, [S. l.], v. 15, n. 7, p. 759-768, 2012.

HÖGNER, A. et al. Causal pathway from AMOC to Southern Amazon rainforest indicates stabilising interaction between two climate tipping elements. **Environmental Research Letters**, [S. l.], 2025.

HOLLING, C. S. Resilience and stability of ecological systems. **Annual Review of Ecology and Systematics**, [S. l.], v. 4, n. 1, p. 1-23, 1973.

HOLLING, C. S. Engineering resilience versus ecological resilience. In: **Engineering within Ecological Constraints**. [S. l.], p. 31-32, 1996.

IBÁÑEZ, I. et al. Forest resilience under global environmental change: do we have the information we need? A systematic review. **PLOS One**, [S. l.], v. 14, n. 9, e0222207, 2019.

INSTITUTO DE PESQUISA AMBIENTAL DA AMAZÔNIA (IPAM). Arco do Desmatamento. Disponível em: <https://ipam.org.br/glossario/arco-do-desmatamento>. Acesso em: 19 nov. 2023.

JAKOVAC, C. C. et al. Land use as a filter for species composition in Amazonian secondary forests. **Journal of Vegetation Science**, [S. l.], v. 27, n. 6, p. 1104-1116, 2016.

JORGENSEN, Sven Erik; FATH, Brian D. **Encyclopedia of ecology**. [S. l.]: Elsevier BV, 2008.

KEELEY, J. E. Fire intensity, fire severity and burn severity: a brief review and suggested usage. **International Journal of Wildland Fire**, [S. l.], v. 18, n. 1, p. 116-126, 2009.

KUMAR, R.; KUMAR, A.; SAIKIA, P. Deforestation and forests degradation impacts on the environment. In: **Environmental degradation: challenges and strategies for mitigation**. Cham: Springer International Publishing, p. 19-46, 2022.

LENTON, T. M. et al. A resilience sensing system for the biosphere. **Philosophical Transactions of the Royal Society B**, [S. l.], v. 377, n. 1857, 20210383, 2022.

MARTIN, J. G. A.; PELLETIER, F. Measuring growth patterns in the field: effects of sampling regime and methods on standardized estimates. **Canadian Journal of Zoology**, [S. l.], v. 89, n. 6, p. 529-537, 2011.

MATA, S. *et al.* Forever young: arrested succession in communities subjected to recurrent fires in a lowland tropical forest. **Plant Ecology**, [S. l.], v. 223, n. 6, p. 659-670, 2022.

MCDOWELL, N. *et al.* Mechanisms of plant survival and mortality during drought: why do some plants survive while others succumb to drought? **New Phytologist**, [S. l.], v. 178, n. 4, p. 719-739, 2008.

METRA, E.; MURNI, D. Penggunaan semivariogram pada metode ordinary kriging untuk mengestimasi curah hujan di Kabupaten Kuantan Singingi. **Journal of Mathematics UNP**, [S. l.], v. 8, n. 2, p. 112-122, 2023.

METZGER, J. P. Landscape dynamics and equilibrium in areas of slash-and-burn agriculture with short and long fallow period (Bragantina region, NE Brazilian Amazon). **Landscape Ecology**, [S. l.], v. 17, n. 5, p. 419-431, 2002.

MIKULICH, S. K. *et al.* Comparing linear and nonlinear mixed model approaches to cosinor analysis. **Statistics in Medicine**, [S. l.], v. 22, n. 20, p. 3195-3211, 2003.

MILLS, M. *et al.* Logged tropical forests are a net carbon source to the atmosphere as investigated by eddy covariance and biometric ground-based estimates. In: **EGU General Assembly Conference Abstracts**. [S. l.], p. EGU22-2537, maio 2022.

MORTON, D. C. *et al.* Agricultural intensification increases deforestation fire activity in Amazonia. **Global Change Biology**, [S. l.], v. 14, n. 10, p. 2262-2275, 2008.

MUGGEO, V. M. R. "segmented: an R Package to fit regression models with broken-line relationships." **R News**, [S. l.], v. 8, n. 1, p. 20-25, 2008. Disponível em: <https://cran.r-project.org/doc/Rnews/>. Acesso em: 28 out. 2025.

MUGGEO, V. M. R. Estimating regression models with unknown break-points. **Statistics in Medicine**, [S. l.], v. 22, n. 19, p. 3055-3071, 2003. DOI: 10.1002/sim.1545.

NAGENDRA, H.; ROCCHINI, D. High-resolution satellite imagery for tropical biodiversity studies: the devil is in the detail. **Biodiversity and Conservation**, [S. l.], v. 17, n. 14, p. 3431-3442, 2008.

NARISMA, G. T. *et al.* The role of biospheric feedbacks in the simulation of the impact of historical land cover change on the Australian January climate. **Geophysical Research Letters**, [S. l.], v. 30, n. 22, 2003.

ODDI, F. J. *et al.* A nonlinear mixed-effects modeling approach for ecological data: using temporal dynamics of vegetation moisture as an example. **Ecology and Evolution**, [S. l.], v. 9, n. 18, p. 10225-10240, 2019.

OLIVEIRA, R. S. *et al.* Linking plant hydraulics and the fast-slow continuum to understand resilience to drought in tropical ecosystems. **New Phytologist**, [S. l.], v.

230, n. 3, p. 904-923, 2021.

PESSÔA, A. C. M. *et al.* Protected areas are effective on curbing fires in the Amazon. **Ecological Economics**, [S. l.], v. 214, 107983, 2023.

PHILLIPS, O. L. *et al.* Resilience of southwestern Amazon forests to anthropogenic edge effects. **Conservation Biology**, [S. l.], v. 20, n. 6, p. 1698-1710, 2006.

PINHEIRO, T. F. *et al.* Uncovering patterns: data mining the deforestation frontier in Brazilian Cerrado. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, [S. l.], v. XLVIII-3-2024, p. 401-406, 2024.

POORTER, L. *et al.* Biodiversity and climate determine the functioning of Neotropical forests. **Global Ecology and Biogeography**, [S. l.], v. 26, n. 12, p. 1423-1434, 2017.

REIS, M. S. *et al.* Métodos de classificação e análise de trajetórias de uso e cobertura da terra na Amazônia: implicações para estudos de regeneração florestal. **Revista Brasileira de Cartografia**, [S. l.], v. 72, [S. l.], [s.d.].

RIBEIRO, M. R. *et al.* Amazon wildfires and respiratory health: impacts during the forest fire season from 2009 to 2019. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, [S. l.], v. 21, n. 6, p. 675, 2024.

RODRÍGUEZ-LEÓN, C. H. *et al.* Soil quality restoration during the natural succession of abandoned cattle pastures in deforested landscapes in the Colombian Amazon. **Agronomy**, [S. l.], v. 11, n. 12, p. 2484, 2021.

RODRÍGUEZ-LEÓN, C. H. *et al.* Forest attribute recovery in secondary forests: key insights for transformative territorial management through ecological restoration in the Amazon. [S. l.: s. n.], 2024.

ROSAN, T. M. *et al.* Fragmentation-driven divergent trends in burned area in Amazonia and Cerrado. **Frontiers in Forests and Global Change**, [S. l.], v. 5, 801408, 2022.

SALATI, E.; MARQUES, J. Climatology of the Amazon region. In: **The Amazon: limnology and landscape ecology of a mighty tropical river and its basin**. Dordrecht: Springer Netherlands, p. 85-126, 1984.

SCHEFFER, M. *et al.* Early-warning signals for critical transitions. **Nature**, [S. l.], v. 461, n. 7260, p. 53-59, 2009.

SCHEFFER, M. *et al.* Generic indicators of ecological resilience: inferring the chance of a critical transition. **Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics**, [S. l.], v. 46, n. 1, p. 145-167, 2015.

SHAW, J. D. *et al.* Forest inventory and analysis (FIA) annual inventory answers the question: what is happening to pinyon-juniper woodlands? **Journal of Forestry**, [S. l.], v. 103, n. 6, p. 280-285, 2005.

SILVA JUNIOR, C. H. *et al.* Deforestation-induced fragmentation increases forest fire

occurrence in central Brazilian Amazonia. **Forests**, [S. l.], v. 9, n. 6, p. 305, 2018.

SILVA-JUNIOR, C. H. *et al.* Forest fragmentation and fires in the eastern Brazilian Amazon – Maranhão State, Brazil. **Fire**, [S. l.], v. 5, n. 3, p. 77, 2022.

SILVA, C. V. *et al.* Drought-induced Amazonian wildfires instigate a decadal-scale disruption of forest carbon dynamics. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, [S. l.], v. 373, n. 1760, 20180043, 2018.

SILVÉRIO, D. V. *et al.* Fire, fragmentation, and windstorms: a recipe for tropical forest degradation. **Journal of Ecology**, [S. l.], v. 107, n. 2, p. 656-667, 2019.

SILVESTRINI, R. A. *et al.* Simulating fire regimes in the Amazon in response to climate change and deforestation. **Ecological Applications**, [S. l.], v. 21, n. 5, p. 1573-1590, 2011.

SIVAKUMAR, V. L.; RAJU, A. Study of forest fire severity through normalized burn ratio analysis using remote sensing. In: **E3S Web of Conferences**. [S. l.], v. 491, p. 01027, 2024.

SOUZA JUNIOR, C. M. *et al.* Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 12, n. 17, p. 2735, 2020.

SPLUNDER, I. V. *et al.* Morphological responses of seedlings of four species of Salicaceae to drought. **Canadian Journal of Botany**, [S. l.], v. 74, n. 12, p. 1988-1995, 1996.

STAAL, A. *et al.* Bistability, spatial interaction, and the distribution of tropical forests and savannas. **Ecosystems**, [S. l.], v. 19, n. 6, p. 1080-1091, 2016.

STAAL, A. *et al.* Feedback between drought and deforestation in the Amazon. **Environmental Research Letters**, [S. l.], v. 15, n. 4, 044024, 2020.

STEWART, P. S. *et al.* Model selection in occupancy models: inference versus prediction. **Ecology**, [S. l.], v. 104, n. 3, e3942, 2023.

SUTHERLAND, C. *et al.* Practical advice on variable selection and reporting using Akaike information criterion. **Proceedings of the Royal Society B**, [S. l.], v. 290, n. 2007, 20231261, 2023.

SWAMY, S. L. *et al.* Carbon stock dynamics in a disturbed tropical forest ecosystem of Central India: strategies for achieving carbon neutrality. **Ecological Indicators**, [S. l.], v. 154, 110775, 2023.

TOMS, J. D.; LESPERANCE, M. L. PIECEWISE REGRESSION: a tool for identifying ecological thresholds. **Ecology**, [S. l.], v. 84, n. 8, p. 2034–2041, 2003.

TOWNSEND, P. A.; LEVEY, D. J. An experimental test of whether habitat corridors affect pollen transfer. **Ecology**, [S. l.], v. 86, n. 2, p. 466–475, 2005.

UHL, C.; KAUFFMAN, J. B. Deforestation, fire susceptibility, and potential tree responses to fire in the eastern Amazon. **Ecology**, [S. l.], v. 71, n. 2, p. 437–449, 1990.

USMAN, F.; TINUNGKI, G. M.; HERDIANI, E. T. Model semivariogram dalam menaksir sebaran kadar Ni menggunakan metode ordinary kriging (studi kasus endapan nikel laterit di PT Vale Indonesia Tbk). **SPECTA Journal of Technology**, [S. l.], v. 6, n. 1, p. 55–67, 2022.

VAN MEERBEEK, K.; JUCKER, T.; SVENNING, J. C. Unifying the concepts of stability and resilience in ecology. **Journal of Ecology**, [S. l.], v. 109, n. 9, p. 3114–3132, 2021.

VAN NES, E. H. *et al.* What do you mean, “tipping point”? **Trends in Ecology & Evolution**, [S. l.], v. 31, n. 12, p. 902–904, 2016.

VERBESSELT, J. *et al.* Remotely sensed resilience of tropical forests. **Nature Climate Change**, [S. l.], v. 6, n. 11, p. 1028–1031, 2016. DOI: 10.1038/nclimate3108.

VOLAIRE, F.; THOMAS, H.; LELIÈVRE, F. Survival and recovery of perennial forage grasses under prolonged Mediterranean drought: I. Growth, death, water relations and solute content in herbage and stubble. **The New Phytologist**, [S. l.], v. 140, n. 3, p. 439–449, 1998.

WANG, Q. *et al.* Estimation of vegetation traits with kernel NDVI. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [S. l.], v. 195, p. 408–417, 2023.

WANG, Z. *et al.* Vegetation resilience does not increase consistently with greening in China’s Loess Plateau. **Communications Earth & Environment**, [S. l.], v. 4, n. 1, p. 336, 2023.

WASSENAAR, T. *et al.* Projecting land use changes in the Neotropics: the geography of pasture expansion into forest. **Global Environmental Change**, [S. l.], v. 17, n. 1, p. 86–104, 2007.

WECKMÜLLER, R.; VICENS, R. S. Detecção de mudanças florestais em séries temporais utilizando os algoritmos LandTrendr: estudo de caso no Estado do Rio de Janeiro. **Geography Department, University of São Paulo**, [S. l.], v. 37, p. 44–57, 2019.

WERTH, D.; AVISSAR, R. The local and global effects of Amazon deforestation. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, [S. l.], v. 107, n. D20, LBA-55, 2002.

WRONSKI, E. B.; MURPHY, G. Responses of forest crops to soil compaction. In: **Developments in Agricultural Engineering**. [S. l.]: Elsevier, v. 11, p. 317–342,

1994.

WU, Z. *et al.* Spatiotemporal evolution and driving mechanisms of kNDVI in different sections of the Yangtze River Basin using multiple statistical methods and the PLSPM model. **Remote Sensing**, [S. l.], v. 17, n. 2, p. 299, 2025.

WUYTS, B.; SIEBER, J. Emergent structure and dynamics of tropical forest-grassland landscapes. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, [S. l.], v. 120, n. 45, e2211853120, 2023.

XU, X. *et al.* Climate regime shift and forest loss amplify fire in Amazonian forests. **Global Change Biology**, [S. l.], v. 26, n. 10, p. 5874–5885, 2020.

ZAIATZ, A. P. S. R. *et al.* Mudança do uso e cobertura do solo na zona de transição entre os biomas Amazônia e Cerrado: estudo de caso da bacia do alto Rio Teles Pires. **Acta Amazonica**, [S. l.], v. 48, p. 168–177, 2018.

ZAMPIERI, M. Reconciling the ecological and engineering definitions of resilience. **Ecosphere**, [S. l.], v. 12, n. 2, e03375, 2021.

ZHOU, Y. *et al.* Fire decreases soil enzyme activities and reorganizes microbially mediated nutrient cycles: a meta-analysis. **Ecology**, [S. l.], v. 103, n. 11, e3807, 2022.