

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS – UFMG
Instituto de Geociências
Programa de Pós-Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais

Andréa de Oliveira Mesquita

REMANESCENTES FLORESTAIS DA MATA ATLÂNTICA: por que existem?

Belo Horizonte
2025

Andréa de Oliveira Mesquita

REMANESCENTES FLORESTAIS DA MATA ATLÂNTICA: por que existem?

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais como requisito parcial para a obtenção do título de Doutora em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais

Orientador: Prof. Dr. Ubirajara de Oliveira

Belo Horizonte

2025

M582r
2025

Mesquita, Andréa de Oliveira.

Remanescentes florestais da Mata Atlântica [manuscrito] : por que existem?
/ Andréa de Oliveira Mesquita. – 2025.

161 f., enc. il. (principalmente color.)

Orientador: Ubirajara de Oliveira.

Tese (doutorado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de
Geociências, 2025.

Bibliografia: f. 126-158.

Inclui apêndices.

1. Modelagem de dados – Aspectos ambientais – Teses. 2. Florestas –
Conservação – Teses. 3. Solo – Uso – Teses. 4. Cobertura dos solos –
Teses. 5. Biodiversidade – Conservação – Teses. I. Oliveira, Ubirajara de.
II. Universidade Federal de Minas Gerais. Instituto de Geociências. III. Título.

CDU: 911.2:519.6



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
COLEGIADO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ANÁLISE E MODELAGEM DE SISTEMAS
AMBIENTAIS

FOLHA DE APROVAÇÃO

REMANESCENTES FLORESTAIS MATA ATLÂNTICA: POR QUE EXISTEM?

ANDRÉA DE OLIVEIRA MESQUITA

Tese de Doutorado defendida e aprovada, no dia **vinte e sete de maio de dois mil e vinte cinco**, pela Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais da Universidade Federal de Minas Gerais constituída pelos seguintes professores:

Prof. Milton Cezar Ribeiro

Universidade Estadual Paulista - Rio Claro

Prof. Adriano Pereira Paglia

Universidade Federal de Minas Gerais

Prof. Carlos Fernando Ferreira Lobo

Universidade Federal de Minas Gerais

Prof^a. Sônia Maria Carvalho Ribeiro

Universidade Federal de Minas Gerais

Prof. Ubirajara de Oliveira – Orientador

Universidade Federal de Minas Gerais

Belo Horizonte, 28 de maio de 2025.



Documento assinado eletronicamente por **Ubirajara de Oliveira, Usuário Externo**, em 29/05/2025, às 09:09, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Carlos Fernando Ferreira Lobo, Professor do Magistério Superior**, em 29/05/2025, às 09:45, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Adriano Pereira Paglia, Professor do Magistério Superior**, em 29/05/2025, às 15:10, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rodrigo Affonso de Albuquerque Nobrega, Coordenador(a) de curso de pós-graduação**, em 23/07/2025, às 11:10, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Sonia Maria Carvalho Ribeiro, Professora do Magistério Superior**, em 24/07/2025, às 08:40, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4248747** e o código CRC **5AF71DFD**.

Dedico aos meus pais, Eva (*in memoriam*) e Maurício.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todas as pessoas que tornaram essa jornada possível e mais leve.

Em especial, agradeço ao Rafael, por me incentivar e por compreender minhas dificuldades e minhas ausências nesse longo período de estudos.

Agradeço aos meus amigos e à minha família, pelo apoio fundamental nos muitos momentos difíceis e pelas horas alegres.

Agradeço ao professor Ubirajara, pela orientação e por todos os aprendizados que me proporcionou ao longo da pesquisa. Agradeço também aos professores membros da Banca Examinadora, por terem aceitado o convite e pelas contribuições ao estudo.

Agradeço aos professores do PPG-AMSA, em especial à Coordenação (Professora Sônia e Professor Rodrigo) pelo apoio.

Por fim, agradeço à CAPES pela concessão da Bolsa de Estudos.

RESUMO

As florestas tropicais abrigam mais da metade das espécies do planeta e são fundamentais para a regulação climática, conservação da biodiversidade e oferta de serviços ecossistêmicos. A Mata Atlântica brasileira, um dos biomas mais biodiversos e ameaçados do mundo, já perdeu cerca de 80% de sua cobertura original e apresenta atualmente uma paisagem fragmentada, composta principalmente por pequenos remanescentes florestais com menos de 50 hectares. Essa configuração resulta da intensa pressão antrópica ao longo dos séculos, incluindo a expansão urbana, agrícola e silvicultural, especialmente em áreas de maior acessibilidade. Diante desse cenário, o presente estudo teve como objetivo identificar os fatores ambientais e socioeconômicos que influenciam a permanência dos fragmentos florestais da Mata Atlântica, avaliando também a existência de padrões espaciais distintos ao longo do bioma. Foram testadas 48 variáveis preditoras relacionadas à ocorrência, manutenção, regeneração e desmatamento das florestas, utilizando Análise de Componentes Principais (ACP) para redução da dimensionalidade. As análises foram conduzidas com três modelos de alcance global: regressão linear clássica (OLS), Modelo de Defasagem Espacial (SLM), Modelo de Erro Espacial (SEM) e um modelo de alcance local: Regressão Geograficamente Ponderada (GWR). O modelo SEM obteve melhor desempenho entre os modelos globais (menor AIC e baixa autocorrelação dos resíduos), enquanto o GWR foi o mais eficaz no geral (AICc = 363149; $R^2a = 0,32$), por captar variações espaciais não estacionárias. Ambos os modelos apontaram padrões consistentes: variáveis físicas como elevação, inclinação e atributos do solo (carbono orgânico, nitrogênio, argila) estiveram positivamente associadas à permanência da vegetação. Além disso, a presença de Áreas Protegidas também foi relacionada de forma positiva com a permanência dos fragmentos florestais, evidenciando o importante papel da Governança. Em contrapartida, variáveis ligadas à acessibilidade (estradas, rodovias, ferrovias), agricultura e silvicultura foram associadas negativamente à permanência florestal. Concluímos que, embora o GWR tenha apresentado maior precisão local, os modelos SEM e GWR são complementares.

Palavras-chave: permanência florestal; modelagem espacial; uso e cobertura da terra; conservação da biodiversidade; pressões antrópicas.

ABSTRACT

Tropical forests harbor more than half of the planet's species. They play a fundamental role in climate regulation, biodiversity conservation, and the provision of ecosystem services. The Brazilian Atlantic Forest, one of the most biodiverse and threatened biomes in the world, has already lost approximately 80% of its original cover and currently exhibits a fragmented landscape, predominantly composed of small forest remnants smaller than 50 hectares. This results from intense anthropogenic pressure over the centuries, including urban, agricultural, and silvicultural expansion, particularly in more accessible areas. In this context, the present study aimed to identify the environmental and socioeconomic factors that influence the persistence of forest remnants in the Atlantic Forest and to assess whether there are distinct spatial patterns across the biome. We tested 48 predictor variables related to forest occurrence, maintenance, regeneration, and deforestation, using Principal Component Analysis (PCA) to reduce dimensionality. The analyses were conducted using three global models: Ordinary Least Squares (OLS), Spatial Lag Model (SLM), and Spatial Error Model (SEM), as well as one local model: Geographically Weighted Regression (GWR). The SEM showed the best performance among the global models (lowest AIC and low residual autocorrelation), while the GWR was the most effective overall (AICc = 363149; Adjusted R² = 0.32), as it captured non-stationary spatial variations. Both models revealed consistent patterns: physical variables such as elevation, slope, and soil attributes (organic carbon, nitrogen, clay content) were positively associated with forest persistence. Additionally, the presence of Protected Areas was also positively related to forest maintenance, highlighting the critical role of governance. Conversely, variables associated with accessibility (roads, highways, railways), agriculture, and silviculture were negatively associated with forest persistence. We conclude that although GWR provides greater local accuracy, SEM and GWR are complementary models.

Keywords: forest persistence; spatial modeling; land use and land cover; biodiversity conservation; anthropogenic pressures.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Bioma Mata Atlântica com os remanescentes florestais nativos para o período de 1985 a 2022	21
Figura 2 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis Físicas	42
Figura 3 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis Bioclimáticas.....	42
Figura 4 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis Socioeconômicas	43
Figura 5 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis de Usos Rurais	43
Figura 6 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis de Acessibilidade.....	44
Figura 7 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis de Governança	44
Figura 8 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis Físicas.....	45
Figura 9 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis Bioclimáticas ...	46
Figura 10 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis Socioeconômicas	47
Figura 11 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis de Usos Rurais	48
Figura 12 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis de Acessibilidade	48
Figura 13 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis de Governança... ..	49
Figura 14 – Biplot para o eixo temático de variáveis Físicas.....	50
Figura 15 – Biplot para o eixo temático de variáveis Bioclimáticas	51
Figura 16 – Biplot para o eixo temático de variáveis Socioeconômicas	52
Figura 17 – Biplot para o eixo temático de variáveis de Usos Rurais.....	53
Figura 18 – Biplot para o eixo temático de variáveis de Acessibilidade	54
Figura 19 – Biplot para o eixo temático de variáveis de Governança.....	55
Figura 20 – Componentes Principais (PCs) e Correlação entre os PCs e as variáveis do modelo SEM.....	77
Figura 21 – Natureza e intensidade da relação entre as variáveis predictoras (PC) e a presença de florestas na Mata Atlântica – SEM.....	104

Figura 22 – Natureza e intensidade da relação entre as variáveis preditoras (PC) e a presença de florestas na Mata Atlântica – GWR..... 106

Figura 23 – Variação espacial dos coeficientes locais de determinação e dos resíduos padronizados para o modelo GWR..... 108

Figura 24 – Comparação entre as estimativas para os coeficientes das variáveis preditoras nos modelos SEM e GWR..... 111

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Informações sintetizadas para as variáveis incorporadas no estudo.....	36
Quadro 2 – Variáveis incluídas no estudo.....	67
Quadro 3 – Variáveis incluídas no estudo.....	94

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados das estimativas para os coeficientes do modelo SEM.....	74
Tabela 2 – Parâmetros globais estimados para os modelos OLS, SLM e SEM.....	103
Tabela 3 – Parâmetros globais estimados para os modelos OLS e GWR.....	105
Tabela 4 – Parâmetros globais estimados para os modelos OLS, SEM e GWR	109

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANA – Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico

APA – Área de Proteção Ambiental

APP – Área de Preservação Permanente

CAR – Cadastro Ambiental Rural

CI – Conservação Internacional

CNUC – Cadastro Nacional de Unidades de Conservação

CP – Componentes Principais

DEM – Digital Elevation Model

DNIT – Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária

FABDEM – Forest And Buildings removed Copernicus DEM

GEE – Google Earth Engine

GWR – Geographically Weighted Regression

IBAMA – Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

ICMBio – Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade

INDE – Infraestrutura Nacional de Dados Espaciais

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais,

MDE – Modelo Digital de Elevação

MMA – Ministério do Meio Ambiente e das Mudanças Climáticas

ODS – Objetivos de Desenvolvimento Sustentável

OLS – Ordinary Least Square

ONU – Organização das Nações Unidas

PC – Principal Components

PCA – Principal Components Analysis

RL – Reserva Legal

SAR – Spatial Autoregressive Model

SEM – Spatial Error Model

SLM – Spatial Lag Model

UC – Unidade de Conservação

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 Desmatamento e Fragmentação nas Florestas Tropicais.....	13
1.2 Desmatamento e Fragmentação na Mata Atlântica	17
1.3 Ameaças à Biodiversidade da Mata Atlântica	21
1.4 Fatores Relacionados à Permanência das Florestas	24
1.5 Objetivos.....	28
1.5.1 Objetivos específicos	28
1.6 Hipóteses.....	28
1.6.1 Hipótese para a relação entre preditores e variável resposta	28
1.6.2 Hipótese para a variação da relação entre preditores e variável resposta no espaço geográfico	28
1.7 Aderência da Tese aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável	29
1.8 Estrutura da Tese	30
2 METODOLOGIA GERAL	31
2.1 Definição das Variáveis	31
2.2 Obtenção e Preparo das Variáveis	32
2.3 Definição dos Pontos Amostrais	40
2.4 Métodos Estatísticos.....	40
2.4.1 Análise de Componentes Principais.....	40
2.4.2 Variância Explicada.....	41
2.4.3 Qualidade da Representação das Variáveis	44
2.4.4 Relações entre as Variáveis	49
2.4.5 Modelos de Regressão Linear	56
2.4.5.1 Modelo OLS	56
2.4.5.2 Modelo SLM ou SAR.....	56
2.4.5.3 Modelo SEM.....	57
2.4.5.4 Modelo GWR.....	58
3 REMANESCENTES FLORESTAIS DA MATA ATLÂNTICA: O QUE OS MANTÉM?	59
3.1 Resumo	59
3.2 Introdução.....	60
3.3 Métodos.....	63
3.3.1 Variáveis de Estudo	63

3.3.2	Análise de Componentes Principais.....	70
3.3.3	Aplicação dos Modelos de Regressão Linear	70
3.3.4	Processamento dos Dados	71
3.4	Resultados.....	72
3.4.1	Modelos OLS, SLM e SEM	72
3.4.2	Modelos SEM.....	73
3.4.3	Variáveis mais relevantes nos Componentes Principais.....	74
3.5	Discussão	78
3.6	Conclusão.....	85
4	ANÁLISE ESPACIAL DA PERMANÊNCIA DAS FLORESTAS NA MATA ATLÂNTICA: UMA EXPLICAÇÃO GLOBAL OU CAUSAS LOCAIS?	87
4.1	Resumo	87
4.2	Introdução.....	88
4.3	Métodos.....	91
4.3.1	Variáveis de Estudo	91
4.3.2	Análise de Componentes Principais.....	97
4.3.3	Modelos Estatísticos	97
4.3.4	Processamento dos Dados	99
4.3.5	Comparação dos Desempenhos dos Modelos Estatísticos	101
4.4	Resultados.....	101
4.4.1	Modelos de Alcance Global – OLS, SLM e SEM	101
4.4.1.1	Parâmetros Globais.....	101
4.4.1.2	Estimativas dos Coeficientes.....	103
4.4.2	Modelos de Alcance Local – GWR.....	104
4.4.2.1	Parâmetros Globais.....	104
4.4.2.2	Estimativas dos Coeficientes.....	105
4.4.2.3	Parâmetros Locais.....	106
4.4.3	Comparação das Abordagens SEM e GWR	109
4.5	Discussão	112
4.5.1	Parâmetros Globais SEM e GWR.....	112
4.5.2	Parâmetros Locais GWR	114
4.5.3	Estimativas para as Variáveis Predictoras.....	115
4.6	Conclusão.....	118
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	121

REFERÊNCIAS.....	125
APÊNDICE A – Material Suplementar da Seção 3	158
APÊNDICE B – Material Suplementar da Seção 4	159

1 INTRODUÇÃO

1.1 Desmatamento e Fragmentação nas Florestas Tropicais

As florestas tropicais contêm ambientes muito heterogêneos e que abrigam mais da metade da riqueza de espécies do planeta (Dirzo & Raven, 2003; Gardner et al., 2009; Pillay et al., 2022). Elas também são fundamentais para a manutenção dos serviços ecossistêmicos globais (Costanza et al., 2014; Naidoo et al., 2008; Turner et al., 2007) atuando no sequestro de carbono e na regulação dos ciclos hidrológico e climático (Cleveland et al., 2011; Houghton, 2012). A ação humana vem causando, nas últimas décadas, uma redução drástica da biodiversidade, principalmente nos trópicos (Barlow et al., 2016; Giam, 2017; Haddad et al., 2015; Newbold et al., 2015).

Os principais fatores antropogênicos associados ao decréscimo de biodiversidade nos tempos atuais são as mudanças na paisagem e as mudanças climáticas (Bellard et al., 2012; Mahmood et al., 2013; Newbold et al., 2015; Urban, 2015). Embora as mudanças climáticas sejam ameaças relevantes, as mudanças na paisagem têm um papel preponderante na perda de biodiversidade (Caro et al., 2022; Maxwell, 2016). Isso ocorre porque a extração de madeira, caça, pesca, agropecuária e silvicultura alteram a paisagem natural e provocam perturbações ambientais, que resultam na perda e/ou degradação dos habitats naturais. Essas alterações causam o declínio populacional ou a extinção de espécies, a longo prazo (Ceballos et al., 2015; Fischer & Lindenmayer, 2007; Tazenn, 2021).

Em muitos casos, as atividades antrópicas causam o desmatamento, que consiste na transição da cobertura de vegetação florestal para outros usos não-florestais, de forma intencional e permanente (Bromley, 1999). O desmatamento está ligado a fatores socioeconômicos, como por exemplo: renda e consumo de energia, atividades industriais e extrativistas, eficiência na produção agrícola e tecnológica (Andrée et al., 2019; Geist & Lambin, 2002). Portanto, as causas do desmatamento são múltiplas e variam no espaço e no tempo, dependendo do contexto humano e ambiental (Gardner et al., 2009; Lambin et al., 2003; Tilman et al., 2011).

Uma das consequências imediatas do desmatamento é a fragmentação das paisagens naturais, resultante da interrupção da continuidade da cobertura de

vegetação nativa (Lord & Norton, 1990). A fragmentação é definida como a quebra de um habitat contínuo ou de um tipo de cobertura em parcelas menores e desconectadas (Turner & Gardner, 2015). É comum o termo fragmentação ser empregado como sinônimo para a perda de habitat, mas estes são processos que geram diferentes efeitos espaciais (Fahrig, 2003; Franklin et al., 2002). A perda de habitat ocorre quando um tipo de vegetação nativa é convertido em outro uso ou cobertura, causando uma redução na área total do habitat nativo, e não está necessariamente atrelada à fragmentação (Ewers & Didham, 2006; Fahrig, 2003, 2017).

Quando uma área de vegetação nativa intacta é dividida em várias unidades pequenas, ocorre a fragmentação do habitat (Lord & Norton, 1990). Nesse caso, a fragmentação modifica o arranjo espacial dos elementos da paisagem, que era contínua, formando uma “nova” paisagem com manchas de vegetação remanescentes (fragmentos) circundadas por uma matriz, composta por outros tipos de vegetação e/ou usos da terra (Bennett et al., 2006; Saunders et al., 1991; Turner, 1996). As manchas são áreas homogêneas e que se distinguem de seu entorno pela natureza e aparência, enquanto a matriz é o tipo de cobertura espacialmente dominante e que, por possuir uma conectividade alta, controla a dinâmica da paisagem (Forman, 1995; Turner & Gardner, 2015). Sob a perspectiva ecológica, a dinâmica da paisagem ocorre sempre que há fluxo de energia, nutrientes minerais e espécies entre os componentes ecossistêmicos, o que causa mudanças contínuas nos ambientes, tornando-os dinâmicos (Forman & Godron, 1981).

Os dois efeitos primários da fragmentação são o isolamento e a alteração do microclima no interior e no entorno dos remanescentes de vegetação (Saunders et al., 1991). O isolamento dos habitats remanescentes interfere na mobilidade de indivíduos e de genes, deixando as populações mais suscetíveis às extinções (Ewers & Didham, 2006; Fahrig, 2003). O grau de isolamento entre os remanescentes depende da qualidade da matriz, sendo os corredores de vegetação os elementos mais importantes para a conectividade estrutural e funcional da paisagem (Daily & Ehrlich, 1995; Forman & Godron, 1981; Gascon et al., 1999). As porções dos fragmentos que são mais afetadas pelas condições externas (efeitos do microclima) são denominadas bordas, enquanto as porções não afetadas são chamadas de áreas centrais (Didham & Lawton, 1999; Murcia, 1995). Por fim, a modificação no regime de água afeta os

níveis de umidade do solo, causa erosão e altera os fluxos de nutrientes e partículas (Saunders et al., 1991a). Esses impactos atingem primariamente as plantas e depois os animais, interferindo inclusive na disponibilidade de recursos no interior dos fragmentos (Saunders et al., 1991). Os remanescentes de vegetação estão expostos a essas mudanças físicas e biológicas, em maior ou menor grau, sendo que as características de cada remanescente (tamanho, forma e posição) vão direcionar os efeitos dessas mudanças (Saunders et al., 1991).

A paisagem possui três características principais: 1) estrutura ou padrão, resultado do arranjo espacial dos elementos, incluindo as áreas naturais e os usos humanos, 2) função, resultante dos movimentos ou fluxos de água, materiais, espécies e pessoas na estrutura e 3) mudança ou dinâmica, devido à transformação da estrutura ao longo do tempo (Forman, 1995, 2008). Logo, a paisagem apresenta uma estrutura espacial heterogênea com várias características ecológicas (Forman & Godron, 1981). Sua estrutura é entendida a partir das relações entre as manchas de habitat e a matriz onde estão inseridas, podendo ser quantificada pelos índices ou métricas da paisagem (Fahrig & Merriam, 1994; Metzger et al., 2009). Devido ao caráter dinâmico dos ambientes naturais, sua estrutura muda com o tempo, em resposta às pressões, sobretudo ao crescimento das populações humanas associado à expansão das áreas de moradia e as novas formas de uso da terra (Bennet & Saunders, 2010). Esta dinâmica faz com que a perda e a fragmentação de habitat não ocorram em um único evento e seus efeitos ambientais podem se estender por décadas; portanto, é preciso considerar que ocorrem mudanças adicionais em cada fragmento florestal e os habitats remanescentes podem ser destruídos ou sofrer redução no tamanho, inclusive por outros eventos de fragmentação (Bennet & Saunders, 2010). Assim sendo, a fragmentação do habitat é um fenômeno que incide em todas as escalas espaciais, afetando toda a biota (Franklin & Forman, 1987; Lord & Norton, 1990; Robinson et al., 1992). As alterações no padrão espacial da paisagem têm consequências ecológicas cumulativas como mudanças na riqueza, abundância e composição de espécies e/ou atrasos na imigração, que se propagam por todo o ecossistema (Franklin & Forman, 1987; Lord & Norton, 1990; Robinson et al., 1992).

Os efeitos negativos do processo de fragmentação não se restringem à perda de habitat, afetando também a qualidade dos fragmentos florestais, o que implica na alteração dos habitats remanescentes (Saunders et al., 1991). Como resultado,

apenas alguns grupos de espécies vegetais mais generalistas (árvores e arbustos pioneiros), capazes de viver em ambientes perturbados, tendem a permanecer e dominar os remanescentes (Haddad et al., 2015; Laurance et al., 1997, 2006). Estas mudanças nas comunidades arbóreas desencadeiam muitos impactos na arquitetura florestal, nas dinâmicas de abertura de dossel e nas interações planta-animal (Didham et al., 1998; Laurance et al., 2002, 2006). Com isso a funcionalidade dos ecossistemas é afetada, e os efeitos negativos mais intensos incidem nos fragmentos pequenos e isolados, devido ao efeito de borda (Haddad et al., 2015).

A fragmentação de habitats causa extinções locais de populações animais pelo decréscimo da quantidade das áreas de habitat disponível, pelo aumento dos efeitos de borda e pelo isolamento entre os fragmentos remanescentes (Ewers & Didham, 2007; Murcia, 1995; Saunders et al., 1991; Turner, 1996). Para as espécies da fauna, o isolamento impede ou reduz as taxas de imigração dos indivíduos que poderiam colonizar os fragmentos e impossibilita o acesso aos recursos fora da mancha (Saunders et al., 1991; Taylor et al., 1993; Turner, 1996). O grau de isolamento é influenciado pelas características biológicas e ecológicas de cada espécie, pela presença de corredores de habitat, pelas distâncias entre os remanescentes e pela qualidade da matriz (Bender & Fahrig, 2005; Gascon et al., 2000; Gilbert-Norton et al., 2010). As respostas das espécies aos efeitos negativos da fragmentação são gradativas e variam em função da sinergia com os demais impactos que incidem no ambiente (Bender & Fahrig, 2005; Berry et al., 2005; Fischer & Lindenmayer, 2007).

O tamanho do remanescente e o grau de integridade da cobertura florestal são importantes porque determinam as características bióticas e abióticas que influenciam na quantidade e na qualidade do habitat para espécies das comunidades vegetais e animais (Alroy, 2017; Watling & Donnelly, 2006). Logo, áreas de vegetação nativa contínuas e bem preservadas são essenciais para abrigar espécies com requerimentos restritos de habitat e recursos (Turner, 1996). Por outro lado, os pequenos remanescentes de vegetação ou mesmo as árvores esparsas e as faixas lineares (corredores de vegetação e matas ripárias) são fundamentais para a manutenção da biodiversidade local e regional em paisagens antropizadas e fragmentadas (Fahrig, 2013, 2020; Prevedello et al., 2018; Riva & Fahrig, 2022). Embora os pequenos remanescentes possuam, em geral, menor riqueza e diversidade que os grandes fragmentos (Turner, 1996), eles podem funcionar como

habitats complementares, provendo recursos e abrigos para uma parte das espécies nativas (Bogoni et al., 2018; Diniz et al., 2021; Harvey et al., 2008; Manning et al., 2006; Maxwell et al., 2020; Siqueira et al., 2021).

Como as paisagens no mundo todo estão cada vez mais fragmentadas, as pequenas manchas de vegetação são predominantes e precisam ser incluídas nos esforços de conservação e restauração em escala local, regional e global (Lindenmayer, 2019; Shafer, 1995; Taubert et al., 2018; Wintle et al., 2019). Essas manchas de florestas e áreas de vegetação pontual podem estar ou não incluídas em Áreas Protegidas, e ainda que estejam, isso não implica que não sofram as pressões ambientais do entorno, ou mesmo internas (Laurance et al., 2012; Naughton-Treves et al., 2005). Portanto, as ações de conservação devem priorizar o manejo da paisagem em uma escala mais ampla, abarcando as particularidades espaciais e viabilizando a conectividade estrutural dos remanescentes nos mosaicos de paisagem (Manning et al., 2006; Noss, 1983; Noss & Harris, 1986). Além disso, é necessário considerar tanto o contexto de habitats quanto o contexto paisagístico, incluindo os atributos socioeconômicos dos locais em que as reservas e/ou os remanescentes florestais estão inseridos para que essas medidas sejam efetivas (Bennett et al., 2006; Chazdon et al., 2009; Maxwell et al., 2020; Ward et al., 2020).

1.2 Desmatamento e Fragmentação na Mata Atlântica

Nas regiões tropicais, as áreas de florestas contíguas e preservadas são cada vez mais escassas (Gibson et al., 2011; Hansen et al., 2020; Taubert et al., 2018) e os processos de perda e fragmentação de habitat nesses ambientes estão quase sempre ligados ao desmatamento, ocorrendo simultaneamente (Alroy, 2017; Barlow et al., 2016; Laurance, 2009). A América do Sul, por exemplo, teve a segunda maior taxa anual média de perda líquida de florestas entre 2010 e 2020, que foi de 2,6 milhões de hectares (ha) (FAO, 2020). Em comparação, entre 2000 e 2010 a taxa foi de 5,25 milhões de ha; essa tendência regional é influenciada principalmente pelos números do Brasil, cuja taxa anual de perda líquida de florestas aumentou de 3,78 milhões de ha (entre 1990 e 2000) para 3,95 milhões de ha (entre 2000 e 2010) (FAO, 2020). Para a década de 2010-2020, a taxa foi de 1,5 milhão de hectares. Mesmo tendo diminuído suas taxas, o Brasil figura em 1º lugar na lista dos dez países com as maiores médias anuais de perda líquida de áreas florestais entre os anos de 2010 e

2020 (FAO, 2020). Os dados mais recentes sobre a perda de florestas indicam que o Brasil perdeu cerca de 1,8 milhão de hectares de florestas primárias tropicais, o que representa cerca 43% da perda global desse tipo de floresta no ano (GFR & WRI, 2023).

Nesse contexto de perdas de florestas e paisagens fragmentadas, está a Mata Atlântica brasileira (Figura 1). Apesar dos avanços em conservação e restauração, a Mata Atlântica permanece muito fragmentada, cerca de 97% dos fragmentos florestais são pequenos (< 50 ha) o que pode comprometer a funcionalidade ecológica do bioma, intensificando sua vulnerabilidade à perda de biodiversidade (Broggio et al., 2024; Vancine et al., 2024). Uma paisagem com fragmentos pequenos e isolados tende a sofrer mais com os efeitos de borda, com a redução da conectividade e com a perda de espécies, o que prejudica os processos ecológicos (Fahrig, 2017; Haddad et al., 2015; Laurance et al., 2002). O bioma figura como um dos 36 hotspots mundiais para a conservação da biodiversidade por ter perdido mais de 70% da vegetação nativa e ainda assim abrigar elevados níveis de riqueza e endemismos, tanto da flora quanto da fauna (Brooks et al., 2002; Myers et al., 2000; Tabarelli et al., 2005). Como reflexo de um histórico de exploração que teve início há mais de 500 anos, a Mata Atlântica brasileira apresenta uma paisagem muito alterada pelo homem (Dean, 1996; Ribeiro et al., 2009).

Ao longo do tempo grande parte da vegetação original da Mata Atlântica foi removida ou muito alterada; atualmente predominam os pequenos fragmentos florestais (menores que 100 hectares) imersos em matrizes antrópicas como pastagens e cultivos agrícolas (Broggio et al., 2024; Ribeiro et al., 2009; Vancine et al., 2024). É importante notar ainda que a Mata Atlântica concentra mais da metade da população brasileira, que responde por cerca de 70% do PIB nacional, além de conter grande parte dos solos mais férteis do país. Com isso, o bioma continua sendo palco de pressões ambientais contínuas, mesmo após a implementação de medidas para conter o desmatamento e estimular a restauração florestal (Crouzeilles et al., 2020; Joly et al., 2014; Pinto et al., 2014).

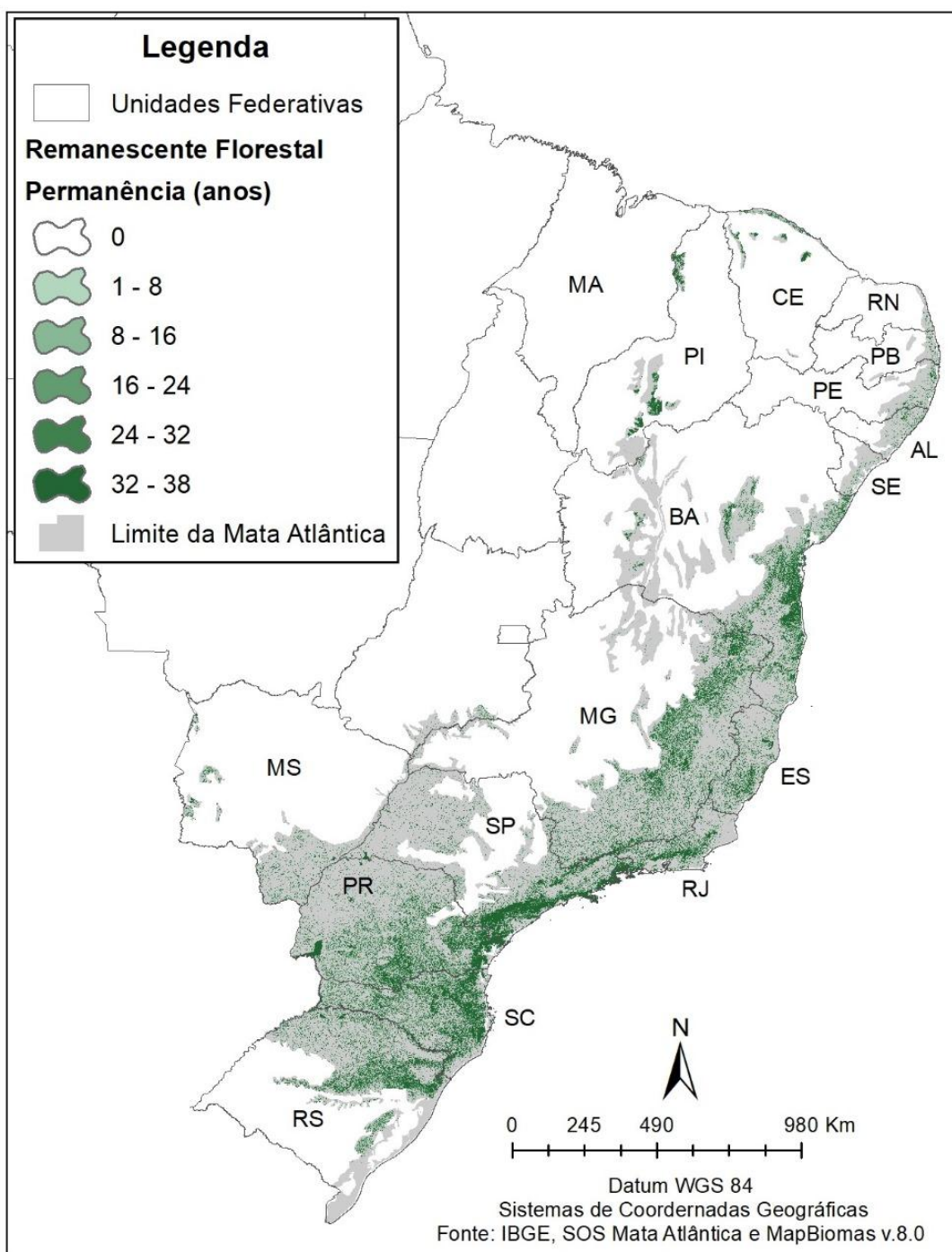
Devido à intensa pressão antrópica e ao elevado grau de desmatamento que historicamente afetam a Mata Atlântica, a Fundação SOS Mata Atlântica, em parceria com o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) realizam um monitoramento

contínuo dos usos e cobertura da terra no bioma desde 1989. O acompanhamento da dinâmica de perda de vegetação nativa é uma ferramenta importante para subsidiar políticas públicas e outras medidas voltadas à conservação e recuperação das florestas. O relatório do período 2020-2021 evidenciou que do total de 130.973.638 de hectares (ha), considerando a Área de Aplicação da Lei da Mata Atlântica, 21.642 ha foram desmatados (SOS Mata Atlântica & INPE, 2022). Para o período 2019-2020, foram desmatados 13.053 ha e entre 2017-2018, a área desmatada foi de 11.399 ha, sendo este o menor valor da série histórica de desmatamento na Mata Atlântica (SOS Mata Atlântica & INPE, 2022). Nos anos mais recentes, o desmatamento na Mata Atlântica apresentou variações significativas: entre 2021 e 2022 foram desmatados 20.075 ha, representando uma redução de 7% em relação ao período anterior (2020-2021), quando o desmatamento foi de 21.642 ha (SOS Mata Atlântica & INPE, 2023). No período 2022-2023 o desmatamento no bioma caiu para 14.697 ha, com uma redução de 27% em comparação ao período 2021–2022 (SOS Mata Atlântica & INPE, 2024). Em síntese, os dados de séries temporais apontam que entre os anos de 1985 e 2023 a Mata Atlântica perdeu cerca de 3,7 milhões de hectares de vegetação nativa (MapBiomias, 2024).

Os estudos recentes indicam que a Mata Atlântica possui aproximadamente 36% de cobertura vegetal nativa, sendo 23% de formações florestais, o que equivale a 37 milhões de ha (Vancine et al., 2024). Estes dados representam um aumento em relação aos levantamentos anteriores para o bioma, que apontavam valores entre 12% (Ribeiro et al., 2009) e 28% (Rezende et al., 2018). Quanto aos passos metodológicos, o estudo de Ribeiro et al., 2009 considerou os dados dos anos de 2004 e 2005, gerados pela Fundação SOS Mata Atlântica e pelo INPE, provenientes dos satélites TM/Landsat-5 (TM) e Imagens CCD/CBERS-2 (CCD), com 30 metros de resolução. A escala de mapeamento no formato vetorial foi de 1:50.000 e os dados foram convertidos para *raster* com resolução espacial de 50 m. Por outro lado, Rezende et al., 2018, usaram dados Projeto de Monitoramento em Alta Resolução dos Biomas Brasileiros, fornecidos pela Fundação Brasileira para o Desenvolvimento Sustentável e o ano base foi 2013, com imagens do satélite RapidEye (5 metros). A conferência e edição vetorial foi realizada na escala de 1:10.000, sendo que todas as cenas mapeadas atingiram a acurácia mínima de 95%. Os dados do “Atlas dos Remanescentes Florestais da Mata Atlântica” resultam das imagens de satélites

Landsat na escala 1:50.000, com interpretação das imagens a partir da tela do computador, visando identificar os remanescentes de vegetação maiores que três hectares (SOS Mata Atlântica & INPE, 2022). Provavelmente, as discrepâncias quanto à área de cobertura florestal remanescente da Mata Atlântica brasileira apontada nos estudos de Ribeiro et al. (2009) e Rezende et al. (2018) devem-se aos métodos de levantamento (satélites com diferentes resoluções espaciais), à abordagem de análise dos dados, incluindo as escalas espaciais, e aos limites considerados para o bioma. Também é importante considerar os períodos distintos nos quais as imagens de satélite foram obtidas.

Figura 1 – Bioma Mata Atlântica com os remanescentes florestais nativos para o período de 1985 a 2022



Fonte: Elaboração própria.

1.3 Ameaças à Biodiversidade da Mata Atlântica

Nas florestas da Mata Atlântica, tal como nas demais áreas tropicais, o desmatamento, a fragmentação e a perda de habitat são a principal ameaça à manutenção da biodiversidade (Armenteras et al., 2017; Barlow et al., 2016; Morris,

2010). Os efeitos negativos da fragmentação florestal neste bioma são bem documentados em estudos com plantas (Girão et al., 2007; Melo et al., 2007; Metzger, 2000; Santos et al., 2010; Tabarelli et al., 1999, 2004), animais (Bogoni et al., 2018; Chiarello, 1999; Cullen et al., 2000; Pardini, 2004; Umetsu & Pardini, 2007) e também em suas interações e impactos nos serviços ecossistêmicos (Joly et al., 2014; Melo et al., 2006; Metzger et al., 2009; Uezu et al., 2005).

Algumas pesquisas demonstraram que a conectividade entre fragmentos florestais e o manejo integrado da paisagem reduzem os impactos negativos das mudanças no uso e cobertura da terra sobre a biodiversidade da Mata Atlântica (da Silva et al., 2021; De Angelo et al., 2013; de Lima et al., 2020; Santos et al., 2018; Santos et al., 2022; Tambosi et al., 2014). Outros trabalhos avaliaram as mudanças no uso e cobertura da terra, com foco no desmatamento e/ou na regeneração florestal (Crouzeilles et al., 2020; Davis et al., 2019; dos Santos et al., 2021; da Silva et al., 2016; Teixeira et al., 2009). Estas pesquisas ressaltam o papel da governança e da Legislação Ambiental, sobretudo do Código Florestal (Lei nº 12.651/2012), demonstrando sua importância para a preservação das florestas da Mata Atlântica.

A despeito dos esforços de conservação, incluindo as políticas ambientais e as ações de governança, a Mata Atlântica continua perdendo florestas maduras, devido ao desmatamento ilegal que ocorre principalmente em propriedades privadas, mas também nas áreas protegidas, nas terras indígenas e quilombolas (Amaral et al., 2025). Diante das crescentes ameaças antrópicas e do aumento das paisagens fragmentadas, os estudos e os esforços de conservação precisam considerar cada vez mais o importante papel dos pequenos remanescentes florestais, que são fundamentais para a sobrevivência da fauna nativa (Diniz et al., 2021; Gardner et al., 2009; Taubert et al., 2018; Tilman et al., 2017). Essa demanda é ainda mais urgente na Mata Atlântica, onde a maioria dos remanescentes de vegetação nativa estão em propriedades privadas, ou seja, em locais que não fazem parte da rede de Áreas Protegidas (Bernard et al., 2011; Guidotti et al., 2021; Vancine et al., 2024).

As estimativas atuais apontam que a maior parte da cobertura vegetal da Mata Atlântica (90%), incluindo remanescentes florestais importantes em área (70%), está situada em propriedades privadas e apenas 8% da vegetação florestal estão dentro de Unidades de Conservação (Vancine et al., 2024). Ademais, o sistema de Áreas Protegidas na Mata Atlântica não é grande o suficiente e para garantir a permanência

das espécies endêmicas e ameaçadas do bioma do bioma (Oliveira et al., 2017; Paglia et al., 2004; Tabarelli et al., 2005). Consequentemente, a Legislação com políticas ambientais efetivas associadas às ações de governança e planejamento territorial têm um papel crucial para a conservação dos recursos naturais da Floresta Atlântica (da Silva et al., 2021; Pinto et al., 2014; Tabarelli et al., 2010).

No Brasil, dois mecanismos legais regem as práticas para a conservação da vegetação nativa: 1) o Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza (SNUC) define as regras para as Áreas Protegidas nas diferentes categorias de Unidades de Conservação 2) a Lei nº 12.651/2012 – Lei de Proteção da Vegetação Nativa ou Código Florestal Brasileiro (Brasil, 2012) estabelece os mecanismos para a conservação, o uso e a compensação da vegetação florestal nas propriedades particulares (Brançalion et al., 2016; da Cruz et al., 2020; Sparovek et al., 2015). Por se tratar de um bioma com elevada biodiversidade e alto grau de ameaças, a Mata Atlântica conta com um mecanismo de proteção adicional, que é a Lei nº 11.428/2006, também conhecida como Lei da Mata Atlântica (Brasil, 2006).

Em um cenário ideal, no qual o Código Florestal fosse de fato cumprido, esta lei poderia ter uma contribuição vital para assegurar a conservação da biodiversidade florestal, seja impedindo o desmate ilegal, seja recuperando as áreas alteradas/degradadas ou destinando mais áreas à proteção legal em Áreas de Preservação Permanente (APP) e Reservas Legais (RL) (Brançalion et al., 2016; Brock et al., 2021; Soterroni et al., 2018; Sparovek et al., 2015). Contudo, o novo Código Florestal ainda não foi totalmente implementado no Brasil e nem na Mata Atlântica, o que implica na ausência de uma governança efetiva e em retrocessos na Política Ambiental nos últimos anos (Barbosa et al., 2021; Guidotti et al., 2021; Rajão et al., 2022). Dos biomas brasileiros, a Mata Atlântica é o único onde não há áreas com excedentes de vegetação nativa para a criação de Reservas Legais; com isso, a restauração florestal é a única alternativa de compensação nas propriedades particulares neste bioma. Esses fatos reforçam a necessidade de políticas eficazes de restauração florestal associadas ao fomento da conservação das florestas tanto em Unidades de Conservação quanto nas propriedades privadas (Mello et al., 2021).

1.4 Fatores Relacionados à Permanência das Florestas

A permanência/persistência de uma floresta pode ser compreendida como a continuidade da cobertura florestal ao longo do tempo (Falk et al., 2022; Holling, 1973). A persistência florestal tem a ver com a resiliência, ou seja, com a capacidade de uma espécie ou comunidade de resistir aos fatores estressantes e de se recuperar das perturbações (Holling, 1973; Unsworth et al., 2015). A resiliência é definida por Pimm (1984) como “a rapidez com que as variáveis retornam ao equilíbrio após uma perturbação”. No âmbito dos ecossistemas, o conceito de resiliência está atrelado ao conceito de estabilidade, sendo que “um sistema é considerado estável se, e somente se, todas as variáveis retornam ao equilíbrio inicial após serem perturbadas” (Pimm, 1984).

Inicialmente, a persistência de uma área florestal está atrelada aos mesmos determinantes de sua ocorrência: os fatores mais preponderantes para a existência das florestas são os climáticos (Holdridge, 1947; Stephenson, 1990) seguidos por variáveis de relevo (altitude) e de composição química e física do solo (Oliveira-Filho & Fontes, 2000; Quesada et al., 2012; Zeng et al., 2014). O dossel florestal atua como interface funcional entre o habitat biológico e a atmosfera e essa interação interfere nos ciclos biogeoquímicos (e.g. ciclo do carbono) e nos padrões hidrológicos locais e regionais (Ozanne et al., 2003; Nakamura et al., 2017). A complexidade estrutural do dossel contribui positivamente para a produtividade e a estabilidade dos ecossistemas florestais (Liu et al., 2024). Esta complexidade é modulada por fatores bióticos, climáticos e edáficos, reforçando a importância das variáveis biofísicas seja na ocorrência ou na persistência/permanência das florestas (Fotis et al., 2018; Su et al., 2020; Tao et al., 2016;).

Há evidências robustas de que as mudanças globais na cobertura florestal e as alterações climáticas comprometem a resiliência dos ecossistemas florestais, ameaçando, conseqüentemente, a permanência das florestas (Flores et al., 2024; Nakamura et al., 2017; Tao et al., 2016). Nas florestas da Amazônia, perturbações antrópicas (aumento das temperaturas, secas extremas, desmatamentos e incêndios) provocam alteração nos feedbacks existentes entre a floresta e as condições ambientais e modificam a resiliência dos ecossistemas, aumentando o risco de transição crítica (Flores et al., 2024). Um estudo nas florestas tropicais de Borneo

evidenciou que os fatores associados à estrutura e ao ambiente florestal são muito sensíveis às perturbações antrópicas, mesmo quando há exploração madeireira de baixa intensidade, o que reforça a importância de manter áreas de florestas intactas e não perturbadas (Marsh et al., 2025). Investigações na Mata Atlântica mostraram que as condições ambientais e ações antrópicas influenciam os estoques de carbono, que aumentam com o tamanho médio dos fragmentos e diminuem com o aumento da temperatura e da perturbação (Pyles et al., 2022). Neste caso, o estresse hídrico, a qualidade do solo e a declividade não afetaram diretamente o carbono, mas influenciaram a composição da comunidade arbórea, gerando efeitos indiretos sobre os estoques de carbono (Pyles et al., 2022).

As pesquisas sobre dinâmica florestal indicam que se as condições biofísicas e climáticas ideais são mantidas, as florestas tendem a permanecer ao longo do tempo, mas, à medida que ocorrem perturbações (antrópicas ou naturais), as florestas podem seguir distintas trajetórias: perda, ganho ou permanência da cobertura. Dessa forma, o destino de um fragmento florestal depende do contexto em que está inserido, ou seja, de características ambientais como complexidade estrutural, diversidade biológica e nível de perturbação natural e antrópica (Chazdon et al., 2016; Latawiec et al., 2016; Piffer et al., 2022). Em todas as perspectivas de trajetória florestal é imprescindível considerar os impactos negativos da exploração dos recursos naturais, em especial os recursos florestais, pelos humanos (Börner et al., 2016; Geist & Lambin, 2002; Jakovac et al., 2021). Portanto, a permanência das florestas está condicionada a um conjunto de variáveis que vão além dos atributos biofísicos, incluindo variáveis socioeconômicas e político/institucionais que atuam de forma complexa e interdependente (Borda-Nino et al., 2020; Lambin et al., 2003; Mintah et al., 2024).

As ações humanas podem ter impacto negativo na continuidade das florestas, por impulsionar o desmatamento e.g. alta densidade populacional, implementação de infraestrutura e/ou expansão agrícola (Pendrill et al., 2022; Scullion et al., 2019). Por outro lado, políticas públicas e ações de governança podem contribuir positivamente para a continuidade ou manutenção das florestas (Edwards et al., 2019). Algumas opções com potencial de fomentar a permanência das florestas nativas são os Programas de Pagamento por Serviços Ambientais (PSA), os Mercados de Carbono

e iniciativas para a Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação Florestal (REDD+) (Naime et al., 2020; Muthee et al., 2022). Para a efetividade das medidas de conservação é fundamental que os gestores ambientais envolvam e reconheçam o papel dos povos indígenas (Garnett et al., 2018; Sze et al., 2022) e dos proprietários de terras (Da Silva et al., 2021; Farmer et al., 2016). Ainda no cenário das políticas públicas, é preciso que mais atenção seja dada à gestão e ao manejo das Áreas Protegidas e seu entorno, uma vez que muitas dessas áreas são alvo das pressões antrópicas constantes (Dinerstein et al., 2024; De Marques et al., 2016; Gonçalves-Souza et al. 2021).

De forma semelhante às florestas primárias, a “distribuição” e a permanência das florestas secundárias são regidas por fatores ecológicos, ambientais, socioeconômicos e políticos (Bousfield & Edwards, 2025; Jakovac et al., 2021; Latawiec et al., 2016). Com relação ao potencial de permanência das florestas secundárias/em regeneração, uma revisão sistemática sobre a sucessão florestal em diversas regiões tropicais demonstrou que o histórico de uso da terra é um dos principais determinantes da trajetória e da velocidade da regeneração florestal (Jakovac et al., 2021). A trajetória sucessional foi influenciada pela intensidade do uso anterior da terra (número de ciclos de queimada, pastoreio contínuo, mecanização agrícola), pelo contexto da paisagem - especialmente proximidade de florestas remanescentes e conectividade ecológica - e pelos legados biológicos, como a presença de bancos de sementes, rebrota de raízes e árvores remanescentes (Jakovac et al., 2021).

A relação entre a proximidade e a qualidade dos fragmentos florestais e suas trajetórias é amplamente corroborada pelos estudos em ecologia da paisagem, na qual as florestas são consideradas unidades de paisagem que interagem (Chazdon et al., 2016; Sloan et al. 2015). Assim, os resultados da restauração de um fragmento florestal específico dependem da conectividade com outros fragmentos, enquanto o estado desses fragmentos influencia o sucesso da restauração, em termos de serviços ecossistêmicos e de conservação da biodiversidade (Chazdon et al., 2016). Estudos em áreas de regeneração natural na Amazônia sugerem que a presença das árvores de grande porte pode ser o principal fator que diferencia a estrutura entre florestas de regeneração e florestas antigas, evidenciando que as árvores de grande porte são elementos importantes para a resiliência florestal (Caron al., 2021). Foram

observadas diferenças na estrutura florestal entre as parcelas de controle (florestas maduras) e de regeneração (pasto abandonado, regeneração precoce (1 a 5 anos após abandono) e regeneração tardia (20 a 25 anos após abandono). As árvores grandes foram quase inexistentes nas áreas de regeneração, enquanto representavam 42% da área basal nas parcelas controle. A topografia (altitude e declividade) foi o fator mais importante para explicar o número total de árvores e a proporção de árvores pequenas, reforçando a influência das variáveis físicas na estrutura das florestas (Caron al., 2021).

A despeito do potencial de regeneração das florestas tropicais e das medidas já implementadas nesse âmbito, nem sempre a permanência florestal está garantida. Uma avaliação recente em escala Pantropical estimou que apenas cerca de 6% das áreas de florestas úmidas regeneradas têm mais de 20 anos de idade e estão relativamente protegidas dos vetores de desmatamento (Bousfield & Edwards, 2025). Estudos indicam que grande parte das florestas em regeneração na América Latina e Caribe foi novamente desmatada após algum tempo; as reversões de reflorestamento foram cerca de dez vezes mais frequentes que os ganhos de cobertura florestal (Schwartz et al., 2020). Estas reversões foram raras na Bolívia, Brasil e Peru, mas elevadas na Colômbia e Venezuela, associadas a instabilidades políticas, conflitos armados e mudanças socioeconômicas. Na Colômbia, por exemplo, o processo de paz incentivou a reocupação de áreas regeneradas, revertendo o reflorestamento (Schwartz et al., 2020).

Em síntese, os estudos demonstram que a permanência das florestas depende da combinação de variáveis bióticas e físicas (condição inicial necessária para sua ocorrência e sobrevivência) e de variáveis sociais e econômicas que podem contribuir para o desmatamento ou para a conservação. As mudanças antrópicas na cobertura da terra, que causam desmatamento e fragmentação, associadas às mudanças climáticas, provocam alterações drásticas nas condições biofísicas, o que implica em ameaças e perturbações para a continuidade das florestas em escala global (Hansen et al., 2020; Song et al., 2018). No Brasil, a conservação da vegetação nativa é regulamentada pelo SNUC e pelo Código Florestal (Lei nº 12.651/2012), aplicando-se à Mata Atlântica também a Lei nº 11.428/2006 – Lei da Mata Atlântica (Brasil, 2006, 2012). Embora o Código Florestal tenha potencial para prevenir o desmatamento

ilegal e promover a restauração de áreas degradadas, sua implementação incompleta e retrocessos na Legislação Ambiental evidenciam falhas de governança e apontam demandas urgentes nas medidas de conservação para garantir a permanência das florestas da Mata Atlântica (Barbosa et al., 2021; Guidotti et al., 2021). Como o bioma não possui excedente de vegetação para criação de Reservas Legais, a restauração florestal é a única alternativa de compensação, demandando políticas e medidas eficazes de conservação tanto nas Áreas Protegidas quanto nas propriedades privadas (Mello et al., 2021).

1.5 Objetivos

Dada a importância da Mata Atlântica no contexto ecológico e socioeconômico brasileiro e considerando as ameaças constantes à manutenção das áreas florestais nativas, esta Tese de Doutorado tem como objetivo geral:

Investigar quais são as causas relacionadas à permanência dos remanescentes florestais nativos no bioma Mata Atlântica.

1.5.1 Objetivos específicos

Avaliar a relação entre as variáveis físicas, bioclimáticas, socioeconômicas, de usos rurais, de acessibilidade e de governança com a permanência das florestas da Mata Atlântica;

Verificar se as causas da permanência dos remanescentes florestais da Mata Atlântica são comuns em todo o bioma ou se elas diferem espacialmente.

1.6 Hipóteses

1.6.1 Hipótese para a relação entre preditores e variável resposta

H₀: Não existe relação entre as variáveis preditoras e a variável resposta (remanescentes florestais da Mata Atlântica).

H₁: Existe relação entre as variáveis preditoras e a variável resposta (remanescentes florestais da Mata Atlântica).

1.6.2 Hipótese para a variação da relação entre preditores e variável resposta no espaço geográfico

H₀: A relação entre as variáveis preditoras e a variável resposta (remanescentes florestais da Mata Atlântica) não muda espacialmente.

H₁: A relação entre as variáveis preditoras e a variável resposta (remanescentes florestais da Mata Atlântica) muda espacialmente.

1.7 Aderência da Tese aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável

A manutenção e a conservação das florestas nativas bem como a recuperação das áreas degradadas são ações de extrema importância nos tempos atuais, para garantir a permanência das áreas naturais e o funcionamento dos ecossistemas terrestres (Dinerstein et al., 2024; Bolte et al., 2023; Upadhyay & Singh, 2024). Além disso, as florestas tropicais desempenham um importante papel na regulação climática; simulações de Modelos de Circulação Geral (General Circulation Models – GCMs) mostram que o desmatamento das florestas tropicais, em escala continental, torna o clima destas áreas mais quente e seco, impactando negativamente na produtividade das atividades de agricultura (Lawrence & Vandecar, 2015).

As pesquisas atuais sugerem que devido às pressões antrópicas intensas, que resultaram em altos níveis de desmatamento e fragmentação florestal, as ações de conservação e restauração na Mata Atlântica continuam sendo essenciais (Amaral et al., 2025; Crouzeilles et al., 2019; Vancine et al., 2024). Nesse contexto, os objetivos da presente Tese de Doutorado, centrados na análise das principais causas para a manutenção/permanência das florestas nativas da Mata Atlântica, estão alinhados diretamente aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) 15 e 13 propostos pela Organização das Nações Unidas no âmbito da Agenda 2030 (United Nations, 2015).

O Objetivo 15 visa “Proteger, recuperar e promover o uso sustentável dos ecossistemas terrestres, gerir de forma sustentável as florestas, combater a desertificação, deter e reverter a degradação da terra e deter a perda de biodiversidade” (United Nations, 2015). Enquanto o Objetivo 13 visa “Tomar medidas urgentes para combater a mudança climática e seus impactos” (United Nations, 2015). Em outras palavras, o ODS 15 busca a conservação da biodiversidade, a partir do uso sustentável das florestas e da recuperação de áreas desmatadas e o ODS 13 enfatiza a urgência de medidas contra as mudanças climáticas, que é uma questão intrínseca

ao impacto da preservação das florestas, que atuam como sumidouros de carbono e contribuem para a regulação do clima (Artaxo et al., 2022; Manes et al., 2022; Nunes et al., 2020). Estes elementos fundamentais são abordados no presente estudo, que tem como propósito entender o papel das variáveis biofísicas, socioeconômicas, de usos rurais, de acessibilidade e de governança para a manutenção das florestas no bioma Mata Atlântica, contribuindo para a conservação ambiental do bioma e para o enfrentamento dos desafios climáticos globais.

1.8 Estrutura da Tese

Esta tese visa investigar os fatores que influenciam a permanência dos remanescentes florestais da Mata Atlântica, considerando aspectos biofísicos, socioeconômicos e espaciais. O trabalho está estruturado em cinco seções.

A Seção 1 corresponde à Introdução, na qual são apresentados a contextualização e os objetivos geral e específicos da pesquisa. Como o trabalho foi desenvolvido em formato de artigos, que possuem etapas metodológicas em comum, apresentamos os detalhes dos passos adotados e os fundamentos teóricos dos testes e modelos estatísticos utilizados para elaborar o estudo na Seção 2. A tese é composta por duas seções empíricas, apresentadas sob a forma de artigos científicos: a Seção 3 apresenta os resultados e análises referentes ao modelo espacial global, utilizado para investigar a relação entre a permanência das florestas da Mata Atlântica e as variáveis preditoras. A Seção 4 trata dos resultados obtidos com o modelo espacial local e sua comparação com o modelo global, o que possibilita avaliar se houve variação da permanência florestal ao longo do bioma Mata Atlântica. A seção 5 reúne as considerações finais da pesquisa, com os principais achados e as limitações do estudo.

2 METODOLOGIA GERAL

2.1 Definição das Variáveis

Tanto a definição das variáveis (resposta e preditoras) quanto o preparo dos dados de entrada para os modelos estatísticos foram norteados pelo nosso objetivo de investigar quais são as causas da permanência dos remanescentes florestais na Mata Atlântica, ao longo do tempo. Para representar a variável resposta utilizamos os dados da presença de vegetação nativa de porte arbóreo no bioma Mata Atlântica (mapas de cobertura e uso da terra) obtidos da Coleção 8 do MapBiomas, que abrange o período de 1985 a 2022 (Souza et al., 2020). Os dados originais do MapBiomas foram reclassificados, sendo mantida apenas a classe de vegetação florestal nativa na Mata Atlântica (Formação Florestal). O produto dessa reclassificação gerou 38 mapas em formato raster, assinaladas com o valor um (1) e as demais classes com o valor zero (0). Esses mapas incluem todas as manchas de vegetação nativa da classe Formação Florestal presentes no bioma Mata Atlântica.

Além da reclassificação, nessa etapa metodológica foi preciso escolher entre usar dados de presença e ausência da vegetação florestal no bioma Mata Atlântica (dados discretos) ou dados que representassem, ainda que forma simplificada, o grau de permanência dos remanescentes florestais durante o período estudado (dados contínuos). Como os fenômenos e processos envolvidos no desmatamento, na regeneração e na persistência dos remanescentes florestais ocorrem em um gradiente espaço-temporal, optamos por trabalhar com dados contínuos. Pela álgebra de mapas construímos um raster contendo as informações dos locais onde a vegetação nativa se manteve e por quanto tempo o remanescente persistiu dentro do recorte temporal do estudo, que é de 38 anos. O produto dessa álgebra foi um mapa que representou a variável resposta denominada “floresta”. As etapas de reclassificação dos rasters e da álgebra de mapas foram realizadas no Software Dinamica-EGO.

A escolha das variáveis preditoras foi norteadada pela revisão da literatura, cujos estudos demonstram que, em grandes escalas, a presença de florestas é definida por fatores climáticos (Holdridge, 1947; Stephenson, 1990) que, associados a outros determinantes naturais (relevo, altitude ou elevação, tipos de solo) direcionam as condições biofísicas primárias para a existência de uma floresta nativa (Murphy &

Bowman, 2012; Oliveira-Filho & Fontes, 2000; Wiegand et al., 2017; Zeng et al., 2014). A conservação ou manutenção das florestas, por sua vez, depende da interação dos determinantes biofísicos e de fatores socioeconômicos (Lingner et al., 2020; Molin et al., 2017; Wright, 2005). A perda de florestas tropicais está ligada à expansão e intensificação da agricultura, à extração de madeira e à ampliação da infraestrutura (Angelsen, 1999; Geist & Lambin, 2002; Jayathilake et al., 2021; Lambin et al., 2001; Pfaff & Walker, 2010; Wright, 2010). Dentre os fatores de infraestrutura, estudos apontam a presença de estradas como um dos principais fatores associado ao desmatamento (Armenteras et al., 2017; Freitas et al., 2010; Laurance et al., 2009; Pfaff, 1999). Diante desse cenário, ações de Governança são fundamentais para garantir a conservação dos remanescentes florestais nativos, tanto nas Áreas Protegidas quanto nas propriedades particulares, com incentivo aos modos de produção sustentáveis (Angelsen, 1999; Barlow et al., 2016; Bernhard et al., 2024; Fischer et al., 2020; Wright, 2010).

Embasados pela literatura e considerando nossos objetivos, testamos 48 variáveis preditoras organizadas em seis eixos temáticos (Quadro 1). O eixo 1 contém variáveis Físicas como Elevação, Declividade, Aspecto, Propriedades Físicas e Químicas do Solo e dados de Hidrografia. O eixo 2 é composto por variáveis Bioclimáticas. O eixo 3 engloba as variáveis Socioeconômicas. O eixo 4 contém variáveis ligadas às atividades de agricultura e pecuária e foi denominado eixo de Usos Rurais. No eixo 5 estão as variáveis de Acessibilidade, ligadas à estrutura rodoviária/ferroviária. No eixo 6 estão variáveis relacionadas à temática de Governança, representada por dados de Áreas Protegidas (Unidades de Conservação) e de Áreas Prioritárias para a Conservação na Mata Atlântica.

2.2 Obtenção e Preparo das Variáveis

Os dados para as variáveis Físicas de Topografia foram elaborados a partir do Modelo Digital de Elevação FABDEM (Forest And Buildings removed Copernicus DEM) (Hawker et al., 2022). Após a obtenção e padronização dos dados de Elevação, geramos os dados para Declividade e Aspecto, utilizando o software QGis. As variáveis Físicas de Solo foram obtidas na base dados SoilGrids, a partir da plataforma Google Earth Engine (GEE). Para o teor de água no solo, foram utilizados dados

disponibilizados pela EMBRAPA. Consideramos a profundidade de 5 cm para baixar os dados de todas as variáveis de Solo.

Os dados de Hidrografia incluem rios principais e demais cursos d'água e foram obtidos na Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA). Estes dados originalmente consistiam em um mapa com dados binários (presença e ausência de cursos d'água), que foram transformados em dados contínuos, a partir de um Mapa de Distância. As variáveis Bioclimáticas foram obtidas da base de dados WorldClim (versão 2.1) e constituem médias climáticas de uma série temporal (1970-2000).

Para as variáveis Socioeconômicas e para variável de Usos Rurais "Pecuária", foram utilizados os dados de séries temporais, disponibilizados pelo IBGE, que foram posteriormente espacializados. Buscamos, na medida do possível, incluir os dados que fossem os mais próximos da janela temporal adotada para a variável preditora (1985-2022). Para as variáveis Demográficas, foram utilizados dados censitários dos anos de 1980, 1991, 2000, 2010 e 2022, para os quais observamos uma tendência de crescimento populacional ao longo do tempo. Como o comportamento foi constante ao longo do tempo, para cada município, optamos por usar os dados do ano final (2022) e do ano inicial (1980) para calcular a variação Populacional. Com isso foi possível obter o valor médio da taxa de Crescimento Populacional por município. Ao final construímos um raster para representar o Crescimento da População Total e dois rasters nos quais separamos os dados de População Rural e Urbana.

Para as variáveis Econômicas relacionadas ao PIB, utilizamos os dados anuais disponíveis de 1999 a 2020, para cada município. Ao analisar a tendência da série temporal, constatamos uma tendência de crescimento do PIB para o período. Assim sendo, calculamos a média e a variação do PIB (valor final menos o valor inicial) para cada município. Além da variação do PIB, optamos por usar a média desse indicador porque um determinado município pode não ter tido uma variação do PIB (para baixo ou para cima) ao longo do tempo, mas pode ter tido um PIB médio alto ou baixo e isso pode influenciar na perda de florestas nativas. As variáveis Econômicas de emprego contaram com séries temporais para os anos de 1980, 1991, 2000, 2010 e 2022 (total), e 1980 a 2010 (rural e urbano). Calculamos as médias históricas para cada tipo de dado em cada município. No caso da variável de Usos Rurais "Pecuária", utilizamos o número de cabeças de gado no nível municipal. Os dados das séries temporais

disponíveis para cada ano, no período de 1985 a 2022, foram considerados para calcular a média de cabeças de boi em nível municipal.

Para as variáveis de Usos Rurais “Pastagem”, “Silvicultura”, “Usos Agrícolas Total” e “Usos Agrícolas Parcial” utilizamos os dados de Cobertura e Uso da terra da Coleção 8 do MapBiomias (1985-2022). Os dados foram reclassificados com estas classes de interesse. Posteriormente fizemos a soma dos 38 mapas, assim como foi feito para a variável resposta. Ao final geramos um Mapa de Distância para cada uma das variáveis de Usos Rurais.

Para as variáveis de Acessibilidade, utilizamos a base de dados do MapBiomias para Infraestrutura, que inclui rodovias e estradas não-pavimentadas. Estes dados possuem resolução espacial de 30 metros e séries temporais que coincidem com aquela utilizada para a variável dependente (1985 a 2022). Os dados para estradas locais foram obtidos da base de dados OpenStreetMap (OSM), porém neste caso não são disponibilizados dados históricos. Optamos por incluir os dados do OSM, de forma complementar, embora a ausência de séries temporais para as estradas locais seja uma contingência amostral. Após a obtenção dos dados do MapBiomias e do OSM geramos Mapas de Distância para cada variável de Acessibilidade. Os dados de Hidrografia, Socioeconomia e Acessibilidade, que originalmente são dados vetoriais, foram rasterizados no software QGis.

Por fim, após obter os dados para as variáveis de Governança (Áreas Protegidas e Áreas Prioritárias para Conservação da Mata Atlântica) nos sites do Governo Federal do Brasil e do Ministério de Meio Ambiente (MMA), geramos Mapas de Distância para estas variáveis. Todas as variáveis preditoras foram obtidas a partir de uma máscara da área de estudo que contempla os limites do Bioma Mata Atlântica no Brasil, definidos pela Lei nº 11.428/2006 (Lei da Mata Atlântica) e padronizadas em arquivos formato raster, com resolução espacial de 30 metros, no Sistema de Coordenadas Geográficas EPSG: 4326 WGS-84. O processamento dos dados foi feito nos Softwares QGis e Dinamica-EGO. O Quadro 1 apresenta a síntese das informações para as variáveis utilizadas no estudo.

Com relação aos Mapas de Distância, utilizados neste estudo, cabe notar que a distância de cada variável “x” foi calculada individualmente e a partir do elemento da variável, como por exemplo, uma mancha de cobertura de silvicultura ou o elemento

linear da presença de um rio (ambas matrizes/pixels), até o limite do Bioma Mata Atlântica, definido pela Lei nº 11.428/2006. Como os pontos amostrais foram sorteados aleatoriamente e, eventualmente, pode ter ocorrido uma sobreposição dos pontos das variáveis preditoras com os pontos dos remanescentes florestais em diferentes áreas (nas bordas, na área core, mais a oeste, sul ou norte do remanescente), a interação entre as variáveis de distância (variáveis preditoras) e a variação do remanescente florestal (variável resposta) foi espacialmente aleatória.

Quadro 1 – Informações sintetizadas para as variáveis incorporadas no estudo

Categoria	Descrição da Variável	Fonte	Escala Cartográfica ou Resolução Espacial
Variável Resposta	Remanescentes Florestais (1985-2022)	MapBiomias v.8.0 - Uso e Cobertura do Solo	Pixel de 30 metros, da coleção de satélites Landsat.
Variáveis Preditoras			
Físicas			
Topografia	Elevação (m)	FABDEM v.1-2 - Modelos Digitais de Elevação	Espaçamento de grade de 1 segundo de arco (~ 30 m no Equador) para o globo.
Topografia	Declividade (%)	FABDEM v.1-2 - Modelos Digitais de Elevação	Espaçamento de grade de 1 segundo de arco (~ 30 m no Equador) para o globo.
Topografia	Aspecto (Graus)	FABDEM v.1-2 - Modelos Digitais de Elevação	Espaçamento de grade de 1 segundo de arco (~ 30 m no Equador) para o globo.
Solo	Teor de Argila no Solo (g/kg)	SoilGrids	Pixel de 250 metros.
Solo	Teor de Areia no Solo (g/kg)	SoilGrids	Pixel de 250 metros.
Solo	pH na Água do Solo (pH*10)	SoilGrids	Pixel de 250 metros.
Solo	Carbono Orgânico no Solo (dg/kg)	SoilGrids	Pixel de 250 metros.
Solo	Estoque de Carbono Orgânico no Solo (dg/kg)	SoilGrids	Pixel de 250 metros.
Solo	Teor de Nitrogênio no Solo (cg/kg)	SoilGrids	Pixel de 250 metros.
Solo	Teor de Água no Solo	EMBRAPA	Pixel de 90 metros.
Hidrografia	Distância aos Rios/Cursos d'água	ANA - Hidrografia	Escala cartográfica de 1:1.000.000.
Bioclimáticas			
	Bio_1 = Temperatura Média Anual (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_2 = Média da Amplitude Térmica Diária (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_3 = Isotermalidade (Bio_2/Bio_7*100) (%)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_4 = Temperatura Sazonal (desvio padrão*100) (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_5 = Temperatura Máxima do Mês mais Quente (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_6 = Temperatura Mínima do Mês mais Frio (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).

	Bio_7 = Faixa de Temperatura Anual (Bio_5-Bio_6) (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_8 = Temperatura Média do Trimestre mais Chuvoso (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_9 = Temperatura Média do Trimestre mais Seco (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_10 = Temperatura Média no Trimestre mais Quente (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_11 = Temperatura Média no Trimestre mais Frio (°C)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_12 = Precipitação Anual (mm)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_13 = Precipitação do Mês mais chuvoso (mm)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_14 = Precipitação do Mês mais Seco (mm)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_15 = Sazonalidade da Precipitação (Coef. de Variação)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_16 = Precipitação do Trimestre mais Chuvoso (mm)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_17 = Precipitação do Trimestre mais Seco (mm)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_18 = Precipitação do Trimestre mais Quente (mm)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
	Bio_19 = Precipitação do Trimestre mais Frio (mm)	WorldClim	30 segundos de arco (~1km no Equador).
Socioeconômicas			
Demográfica	Crescimento da População Total	IBGE - Censo Populacional	Escala Cartográfica e Resolução Espacial não se aplicam. Um setor censitário é uma área geográfica contínua criada para organizar e controlar a coleta de dados do Censo. Seu tamanho varia conforme a densidade populacional: em áreas urbanas pode abranger apenas alguns quarteirões, enquanto em regiões rurais pode se estender por vários quilômetros quadrados.
Demográfica	Crescimento da População Rural	IBGE - Censo Populacional	Idem à Observação feita para População Total.

Demográfica	Crescimento da População Urbana	IBGE - Censo Populacional	Idem à Observação feita para População Total.
Econômica	Variação temporal do Produto Interno Bruto Municipal (PIB)	IBGE - PIB	Parâmetro Adimensional.
Econômica	Média do Produto Interno Bruto (PIB)	IBGE - PIB	Parâmetro Adimensional.
Econômica	Média de Empregos Rurais (N°)	IBGE - Trabalho	Parâmetro Adimensional.
Econômica	Média de Empregos Urbanos (N°)	IBGE - Trabalho	Parâmetro Adimensional.
Econômica	Média de Empregos Formais Total (Urbano e Rural) (N°)	IBGE - Trabalho	Parâmetro Adimensional.
Usos Rurais			
Pecuária	Distância às Pastagens	MapBiomas v.8.0 - Uso e Cobertura do Solo	Pixel de 30 metros, da coleção de satélites Landsat.
Uso Agrícola	Distância às Florestas Plantadas (Silvicultura)	MapBiomas v.8.0 - Uso e Cobertura do Solo	Pixel de 30 metros, da coleção de satélites Landsat.
Uso Agrícola	Distância aos Usos Agrícolas Parcial*	MapBiomas v.8.0 - Uso e Cobertura do Solo	Pixel de 30 metros, da coleção de satélites Landsat.
Uso Agrícola	Distância aos Usos Agrícolas Total**	MapBiomas v.8.0 - Uso e Cobertura do Solo	Pixel de 30 metros, da coleção de satélites Landsat.
Pecuária	Número de Cabeças de Boi (Gado) - Média	IBGE - Censo Agropecuário	Idem à Observação para dados de Censo Populacional.
Uso Agrícola	Área de Pivôs Centrais (ha) - Média	ANA - Agricultura Irrigada com Pivôs Centrais	Escala Cartográfica de 1:50.000.
Acessibilidade			

Rodovias e ferrovias	Distância às estradas/ferrovias	MapBiomas - Dados de Infraestrutura	Pixel de 30 metros, da coleção de satélites Landsat.
Estradas locais	Distância às Estradas Vicinais	OpenStreetMap	Banco de dados colaborativo, a precisão varia por área, não possui resolução cartográfica ou escala específica.
Governança			
Política Pública	Distância às Áreas Protegidas***	Unidades de Conservação - CNUC-2023-2	Escala cartográfica de 1:250.000.
Política Pública	Distância às Áreas Prioritárias para a Conservação da Mata Atlântica	MMA - Áreas Prioritárias para Conservação	Escala cartográfica de 1:250.000.

Fonte: Elaboração própria.

* Pastagem, Agricultura e Mosaicos de Usos

** Silvicultura, Pastagem, Agricultura e Mosaicos de Usos

*** UCs de Proteção Integral, UCs de Uso Sustentável (Exceto Áreas de Proteção Ambiental - APAs) e Terras Indígenas

2.3 Definição dos Pontos Amostrais

A partir dos dados originais, ou seja, dos rasters das variáveis Preditoras e da variável Resposta, sorteamos pontos aleatórios na área de estudo (limites do Bioma Mata Atlântica), utilizando o Plug-in “Point Sampling Tool” do software QGIS. Inicialmente foram sorteados pontos tanto em áreas com remanescentes de Floresta como em outros locais da área de estudo. Esse sorteio resultou em um arquivo com 157.446 pontos amostrais. Uma reamostragem foi realizada para selecionar os pontos amostrais que representassem todos os remanescentes de Floresta na Mata Atlântica. Com isso passamos a trabalhar apenas com amostras para a variável preditora Floresta, que totalizam 47.409 pontos amostrais. Após a reamostragem dos valores originais das variáveis, os dados foram extraídos para planilhas (formatos Excel e csv) que serviram de base para as nossas análises estatísticas e.g. Análise de Componentes Principais e Modelos Lineares espaciais e não-espaciais. Essa etapa foi necessária devido à limitação computacional para processar operações e rodar modelos espaciais a partir dos dados brutos, uma vez que os rasters com os dados originais continham um número muito grande de pixels (cerca de 10 bilhões).

2.4 Métodos Estatísticos

2.4.1 Análise de Componentes Principais

Tendo em vista o elevado número de variáveis preditoras e a necessidade de reduzir a dimensionalidade do conjunto de dados, optamos pela utilização da Análise de Componentes Principais (PCA). Esta ferramenta sintetiza a informação em componentes que retêm a maior parte da variância explicada pelas variáveis e contribui para evitar o sobreajuste dos modelos, ao mesmo tempo em que minimiza problemas de multicolinearidade, já que os componentes principais são ortogonais entre si (Jolliffe, 2002). Realizamos uma Análise de Componentes Principais (PCA) para cada eixo temático com as análises sendo feitas a partir de uma Matriz de Correlação, para garantir a normalização dos dados brutos, que possuem unidades de medida e/ou variâncias distintas. Como critério para selecionar os componentes, consideramos aquelas variáveis que apresentaram um poder de explicação maior que o esperado ao acaso (ou seja, uma explicação “significativa”). A explicação esperada ao acaso é igual 100% da explicação dividida pelo número de variáveis do eixo. Os eixos que apresentaram uma porcentagem de explicação inferior àquela esperada ao

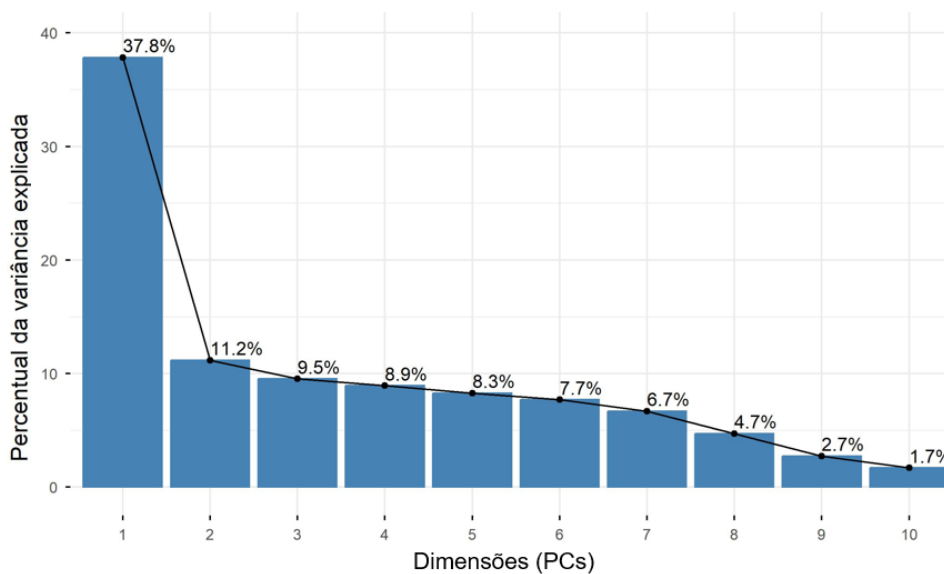
acaso foram desconsiderados. Este procedimento é formalmente conhecido como critério de Kaiser (Jolliffe, 2002). As Análises de Componentes Principais foram conduzidas no software RStudio, a partir de um Script específico que incluiu os pacotes “spdep”, “ggcorrplot”, “dplyr”, “ggplot2”, “corrplot”, “FactoMineR” e “factoextra” (R Core Team, 2024).

Os resultados foram compilados com os Componentes Principais (PC) selecionados para cada eixo temático e estes PCs foram considerados como nossas variáveis preditoras para rodar os modelos estatísticos de Regressão Linear e testar as hipóteses de pesquisa. Os detalhes dos resultados da PCA são apresentados nas (Figuras 2 a 18), bem como nos dois artigos científicos que compõem essa Tese.

2.4.2 Variância Explicada

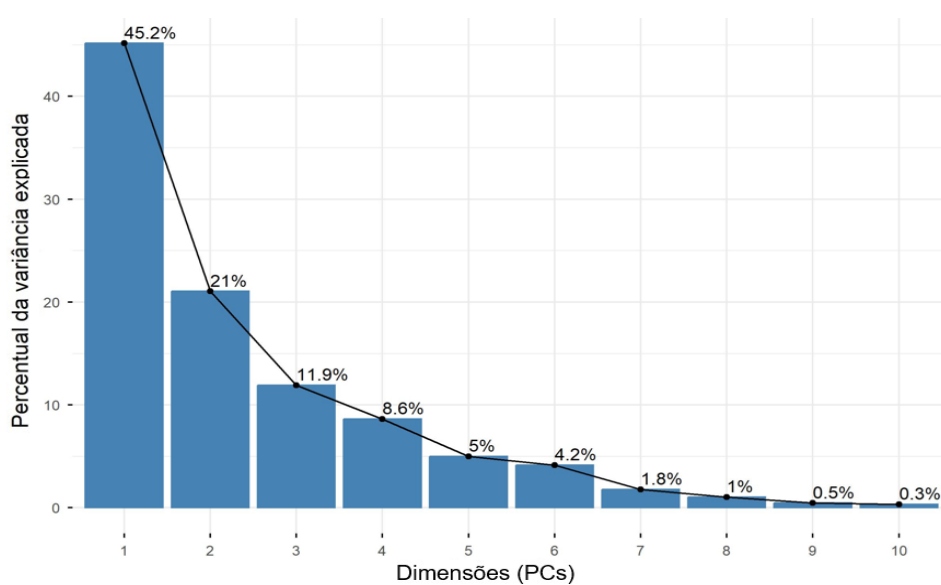
Considerando a variável resposta (Remanescentes de Floresta) e as 48 variáveis preditoras, foram selecionados 13 componentes principais, com 4 eixos para as variáveis Físicas e Bioclimáticas, dois eixos para variáveis de Uso Rural e um eixo para os componentes Socioeconômico e de Acessibilidade. Os resultados obtidos na PCA para a variância estão representados graficamente nas Figuras 2 a 7. Para o eixo temático de variáveis Físicas a variância acumulada pelos quatro componentes (PCs) retidos foi de 67,4% (Figura 2). Para o eixo das Bioclimáticas, a variância acumulada nos quatro componentes (PCs) selecionados foi de 86,7% (Figura 3). Para o eixo de Socioeconômicas o PC1 selecionado acumulou 73,8% da variância (Figura 4). Os dois PCs retidos para o eixo de Usos Rurais acumularam 47,1% da variância (Figura 5). Para os eixos de Acessibilidade e Governança os PC1 retidos acumularam respectivamente 45,4% (Figura 6) e 39,9% da variância (Figura 7).

Figura 2 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis Físicas



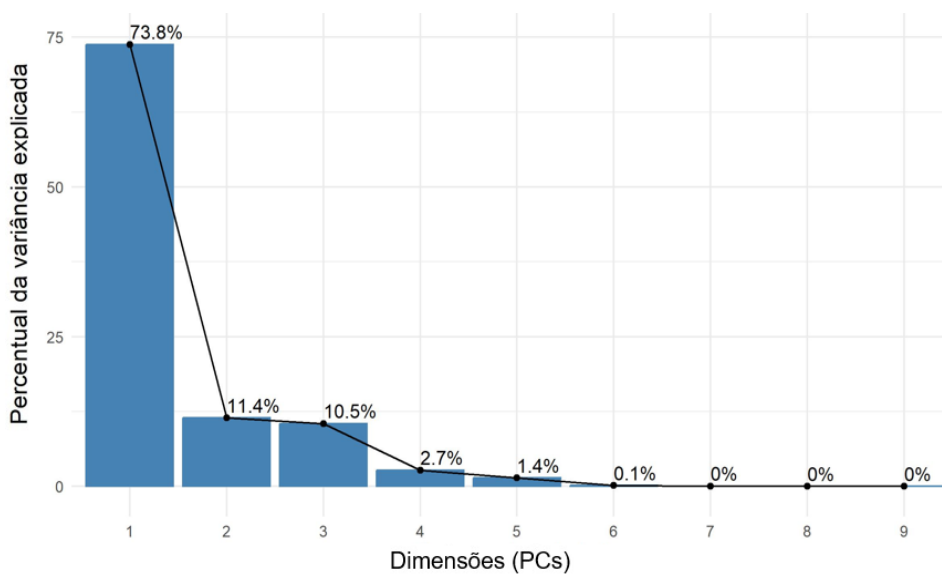
Fonte: Elaboração própria.

Figura 3 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis Bioclimáticas



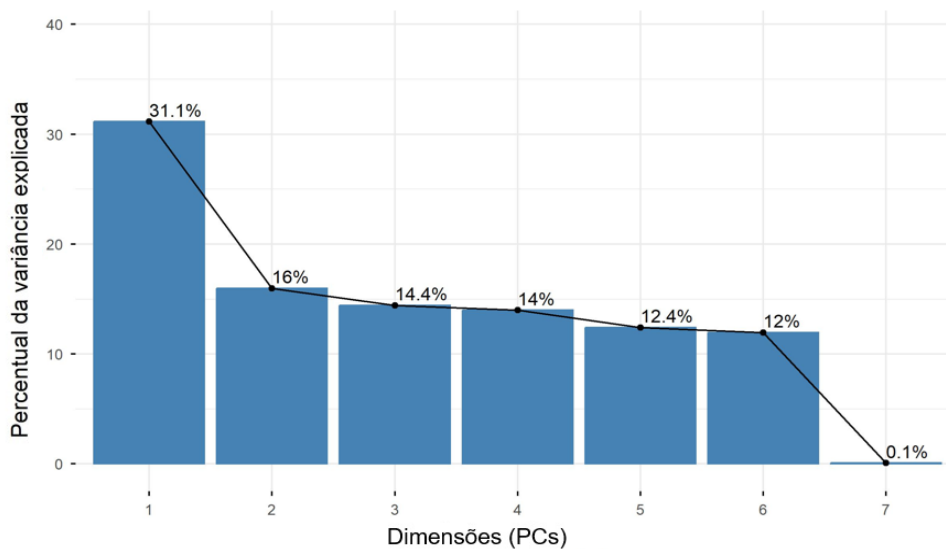
Fonte: Elaboração própria.

Figura 4 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis Socioeconômicas



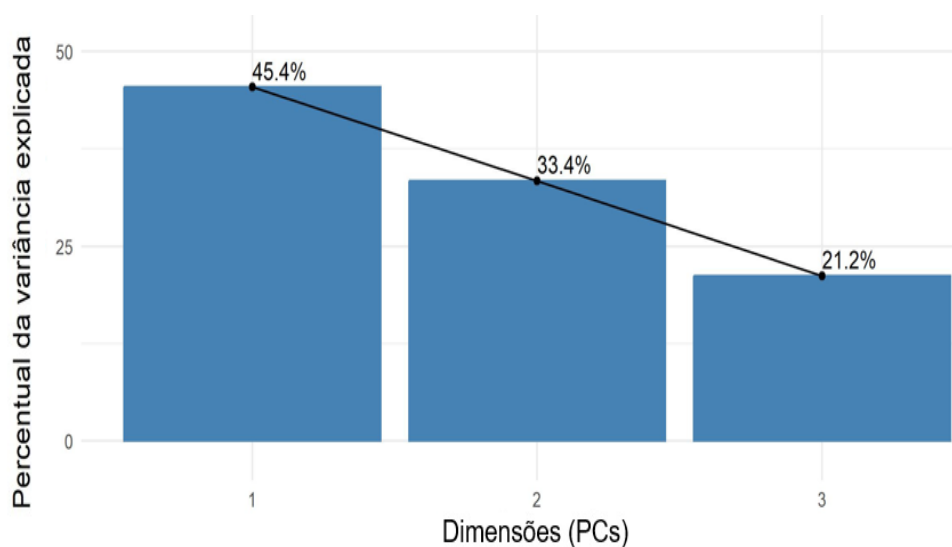
Fonte: Elaboração própria.

Figura 5 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis de Usos Rurais



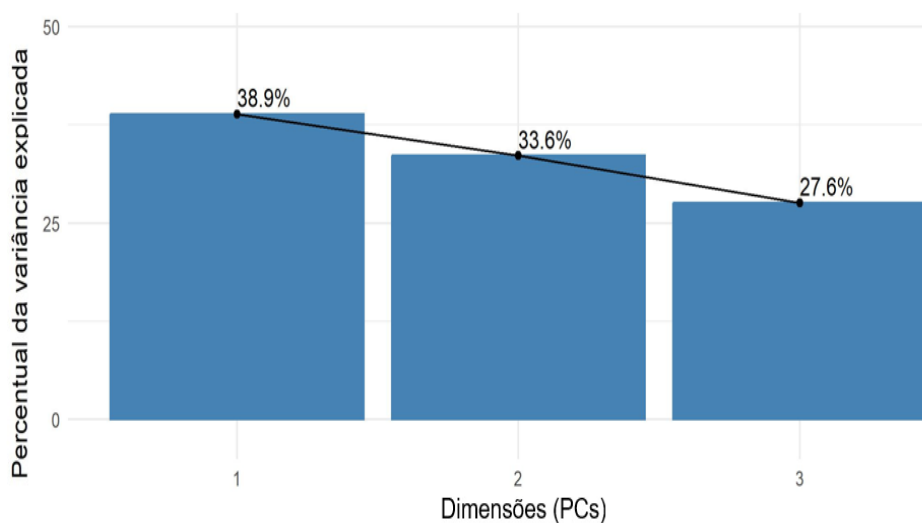
Fonte: Elaboração própria.

Figura 6 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis de Acessibilidade



Fonte: Elaboração própria.

Figura 7 – Scree Plot para o eixo temático de variáveis de Governança



Fonte: Elaboração própria.

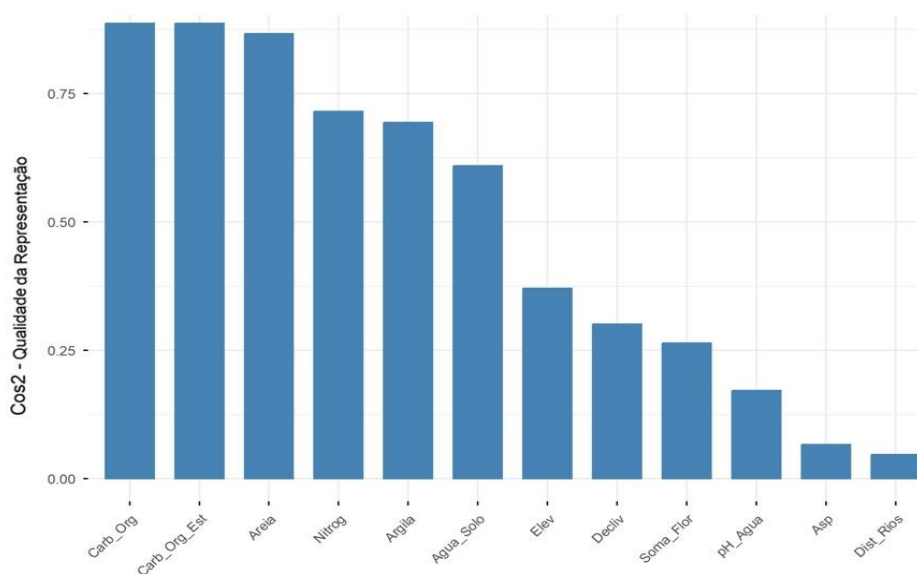
2.4.3 Qualidade da Representação das Variáveis

Na Análise de Componentes Principais (PCA), os valores do cosseno quadrado (Cos^2) indicam o nível/qualidade de representação de cada variável pelo(s) componente(s) ou dimensões. A partir dos resultados do Cos^2 é possível identificar o percentual da representação e construir gráficos para facilitar a interpretação acerca da contribuição

de cada variável nos dois primeiros componentes principais (PC1 e PC2). Os valores de Cos^2 são derivados da matriz de cargas fatoriais (loadings) que, por sua vez, constituem um dos principais resultados da Análise de Componentes Principais. Os resultados para a qualidade de representação das variáveis de estudo são apresentados nas Figuras 8 a 13.

Para as variáveis Físicas, o gráfico de Cos^2 (Figura 8) mostra a qualidade de representação das variáveis nos dois primeiros componentes principais (PC1 e PC2), sendo Teor de Carbono Orgânico e Teor de Areia as variáveis com maior representação ($\text{Cos}^2 > 0,75$). Este resultado sugere que quase toda a variabilidade destas variáveis foi capturada pelos dois primeiros componentes principais. A seguir temos as variáveis de Teor de Nitrogênio, Teor de Argila e Teor de Água no Solo, com valores intermediários (Cos^2 entre 0,6 e 0,7), refletindo boa explicação parcial. Já as variáveis de Declividade, pH na Água do Solo, Aspecto, Distância aos Rios e Soma das Florestas não foram tão bem representadas pelas dimensões 1 e 2 ($\text{Cos}^2 < 0,2$). Este resultado indica que devemos ter mais cautela na interpretação considerar a análise em dimensões adicionais. Cabe notar que nossos resultados da PCA consideraram quatro dimensões para as variáveis Físicas, o que corresponde a 67,4% da variância acumulada (ver Figura 2), o que confere uma representatividade maior para as variáveis Físicas estudadas.

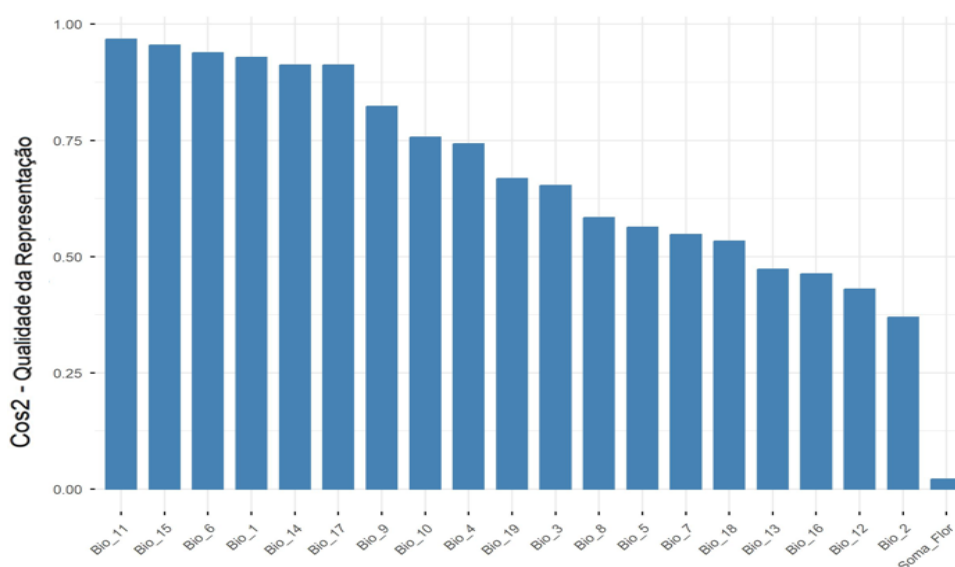
Figura 8 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis Físicas



Fonte: Elaboração própria.

Para as variáveis Bioclimáticas, os dados do Cos^2 (Figura 9) mostram que as variáveis Bio_11, Bio_15, Bio_6 e Bio_14 apresentaram uma alta qualidade de representação ($\text{Cos}^2 > 0,9$) nos dois primeiros componentes principais (PC1 e PC2), enquanto variáveis como Bio_13, Bio_16, Bio_12, Bio_2 e Soma das Florestas tiveram uma qualidade de representação menor ($\text{Cos}^2 < 0,4$). As demais variáveis mostraram valores intermediários para o Cos^2 , indicando explicação parcial e associação com dimensões adicionais. Da mesma forma que ocorreu nas variáveis Físicas, nossos dados consideraram quatro dimensões para as variáveis Bioclimáticas, o que assegura uma melhor representatividade para as variáveis que não estão bem representadas nos dois primeiros componentes principais. Neste caso, a variância acumulada pelos quatro PCs foi de 86,7% (ver Figura 3).

Figura 9 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis Bioclimáticas

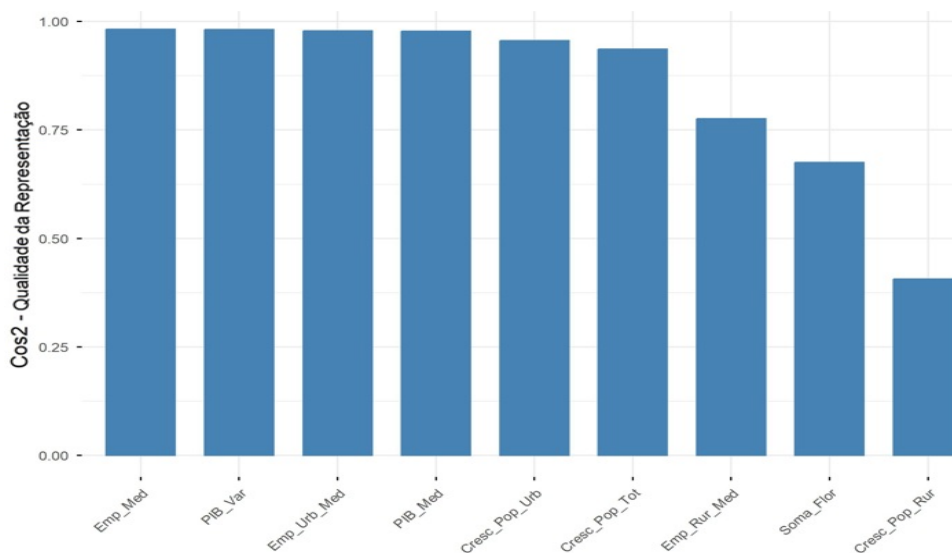


Fonte: Elaboração própria.

Para as variáveis Socioeconômicas os valores de Cos^2 (Figura 10) mostraram diferenças sutis na qualidade de representação das variáveis nos dois primeiros componentes principais. As variáveis de Empregos e PIB tiveram Cos^2 próximos de 1, indicando uma representação excelente. Em seguida temos as variáveis Demográficas (Crescimento da População Urbana e Total) e Empregos Rurais também ótima representação ($\text{Cos}^2 > 0,7$). As variáveis Crescimento da População Rural e Soma das Florestas tiveram representação menor, em comparação com as demais variáveis desse eixo temático. Este resultado demanda uma interpretação mais cautelosa para estas últimas variáveis e a consideração de dimensões

adicionais. Para o eixo temático de Socioeconômicas, nossos resultados da PCA selecionaram apenas uma dimensão (PC1) uma vez que este PC representava cerca 73,8% da variância (ver Figura 4).

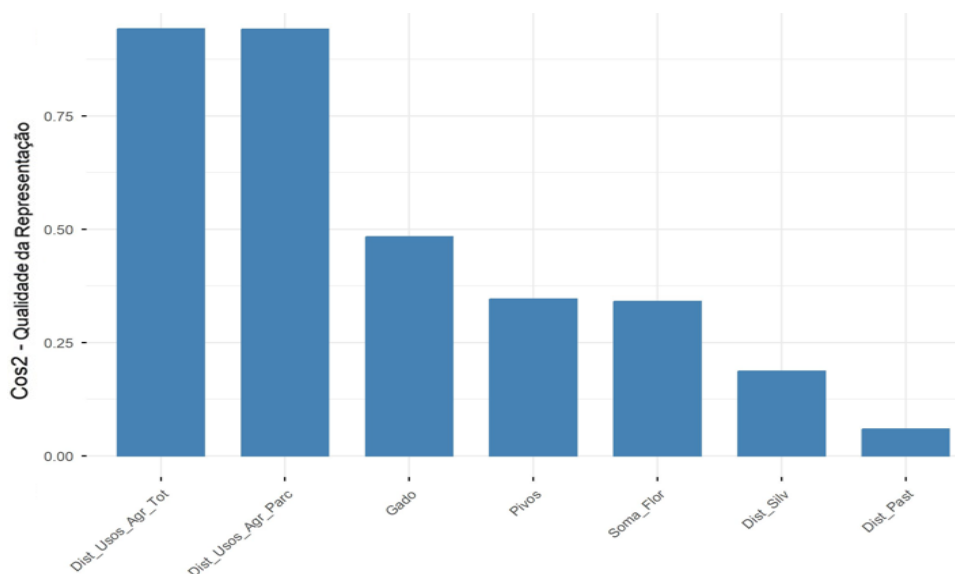
Figura 10 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis Socioeconômicas



Fonte: Elaboração própria.

Para o eixo temático de Usos Rurais, as variáveis Distância aos Usos Agrícolas (Total e Parcial) apresentaram Cos^2 superiores a 0,8, indicando uma alta qualidade de representação (Figura 11). A variável Gado mostrou valor intermediário ($\text{Cos}^2 \approx 0,5$), refletindo representação moderada e associação parcial a dimensões adicionais. Já as variáveis Pivôs Centrais, Distância à Silvicultura, Distância às Pastagens e Soma das Florestas apresentaram valores relativamente mais baixos de Cos^2 sendo, portanto, as variáveis menos representadas, o que implica que suas variâncias se associam em menor grau ao espaço definido pelos dois primeiros eixos da PCA.

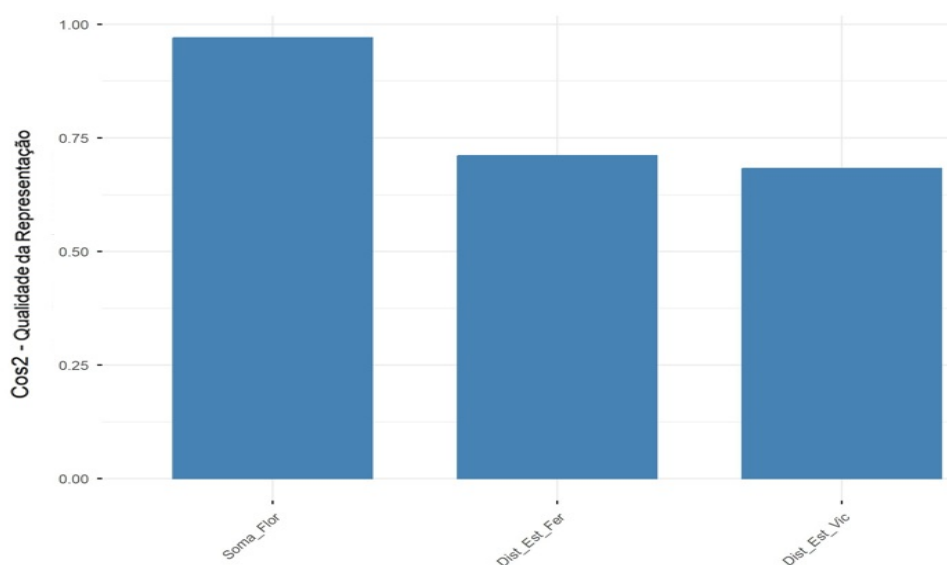
Figura 11 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis de Usos Rurais



Fonte: Elaboração própria.

Quanto ao eixo de Acessibilidade, o gráfico da Figura 12 apresenta os valores de Cos^2 próximos de 0,7 para ambas as variáveis preditoras analisadas (Distância às Estradas/Ferrovias e Distância às Estradas Vicinais), caracterizando uma boa qualidade de representação, ainda que parte da sua variância esteja associada a dimensões adicionais aos PC1 e PC2. A variável Soma das Florestas também foi muito bem representada ($\text{Cos}^2 \approx 1$).

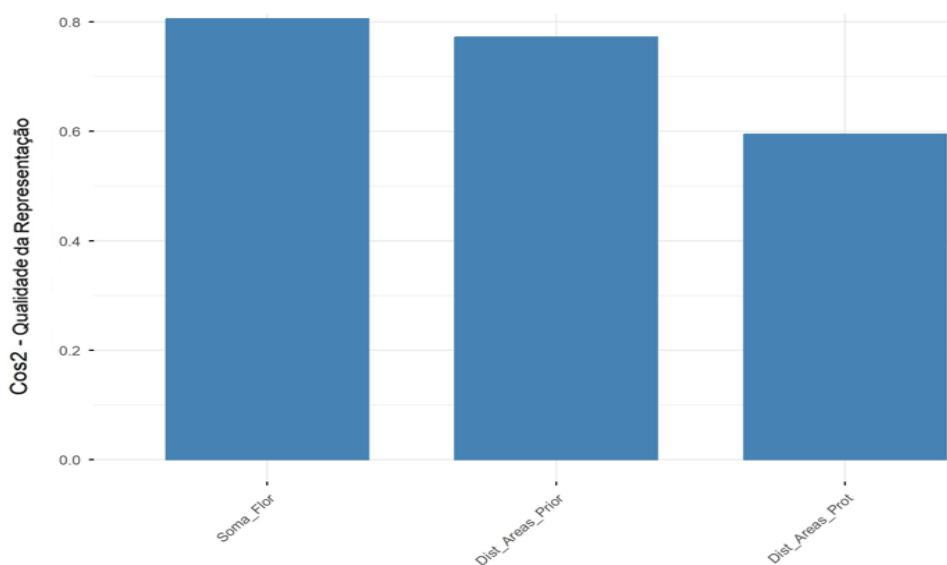
Figura 12 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis de Acessibilidade



Fonte: Elaboração própria.

Para o eixo temático de Governança, a variável Distância às Áreas Prioritárias apresentou valor elevado ($\text{Cos}^2 \approx 0,78$), sugerindo boa representação e relevância para a interpretação das dimensões 1 e 2. Já a variável Distância às Áreas Protegidas mostrou valor menor ($\text{Cos}^2 \approx 0,6$), o que caracteriza uma representação intermediária: parte de sua variância foi explicada pelo plano fatorial inicial, mas uma parcela significativa está associada a componentes adicionais. A variável Soma das Florestas também foi muito bem representada ($\text{Cos}^2 \approx 0,8$) (Figura 13).

Figura 13 – Qualidade de Representação (Cos^2) das variáveis de Governança



Fonte: Elaboração própria.

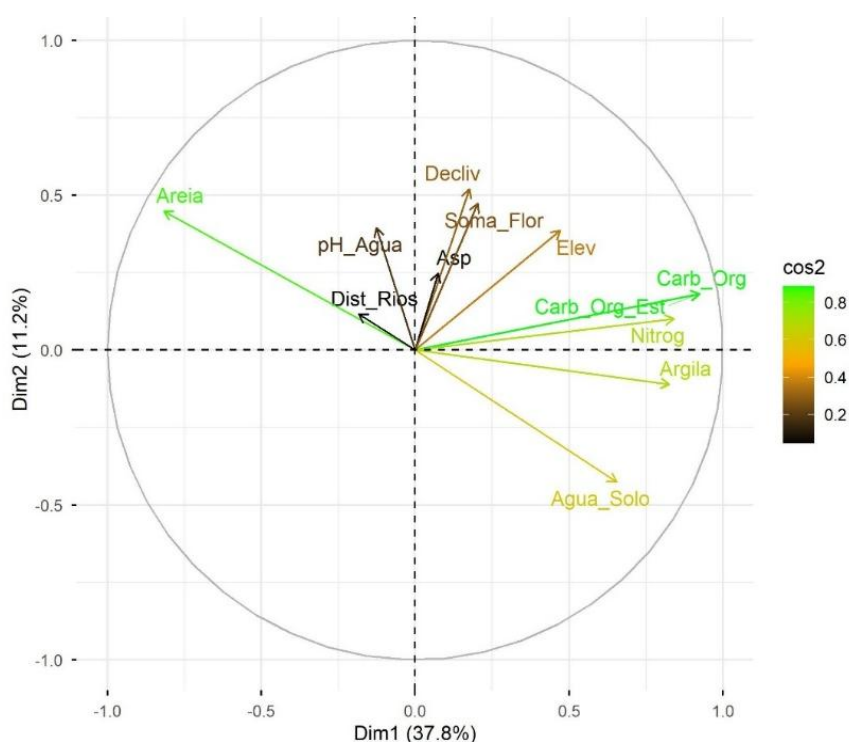
2.4.4 Relações entre as Variáveis

Em complemento aos resultados apresentados para o Cos^2 , que indicam as relações entre as variáveis que mais contribuem nos dois primeiros componentes (PC1 e PC2), os biplots dos Cos^2 mostram as relações angulares entre os vetores e auxiliam na interpretação das correlações entre as variáveis de estudo (Figuras 14 a 19).

Para o eixo temático de variáveis Físicas, os dois primeiros componentes principais explicam 49% da variância total dos dados (Dim1 = 37,8% e Dim2 = 11,2% (Figura 14). Logo, quase metade da variabilidade é representada pelos PCs 1 e 2, mas ainda há uma parcela importante associada a dimensões adicionais para as variáveis Físicas. Este comportamento reforça a necessidade de considerar dimensões adicionais para sua interpretação. Tal como mencionamos no item anterior, que focou na Qualidade de Representação (Cos^2), foram considerados quatro componentes

para as variáveis Físicas, o que garante uma melhor representação das variáveis (cerca de 67% da variância). Na PCA, as relações angulares entre os vetores mostraram forte associação positiva para as variáveis Carbono Orgânico e Estoque de Carbono Orgânico enquanto variáveis de Teor de Areia e Teor de Argila se posicionaram em direções opostas, indicando correlação negativa entre textura arenosa e argilosa do solo. Por sua vez, variáveis como pH da Água do Solo e Teor de Areia, bem como Distância aos Rios e Teor de Água no Solo, formaram ângulos próximos de 90°, evidenciando baixa correlação (independência) entre essas variáveis.

Figura 14 – Biplot para o eixo temático de variáveis Físicas

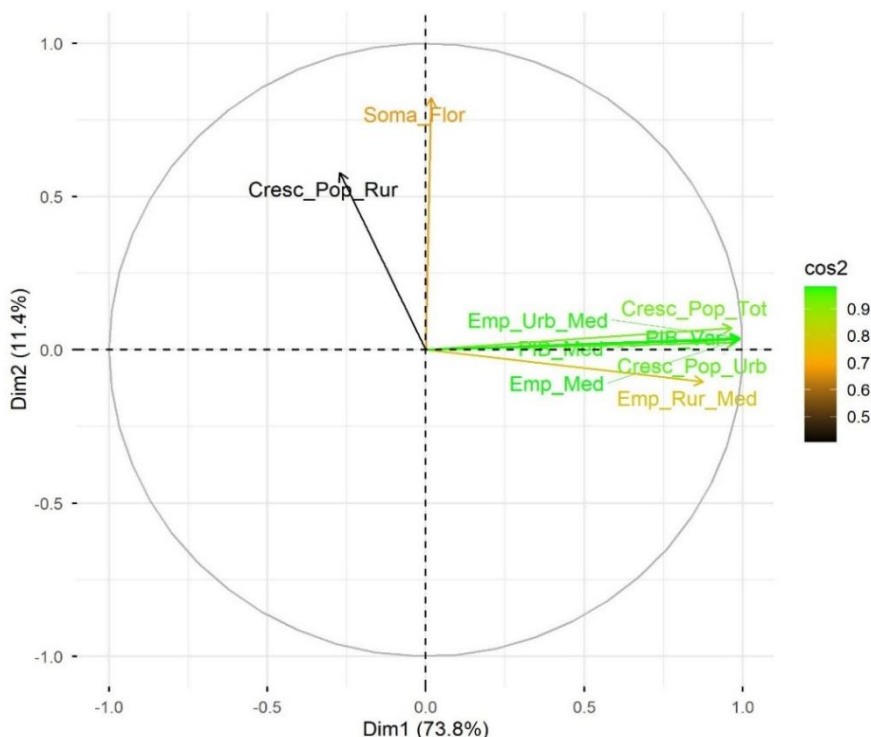


Fonte: Elaboração própria.

O biplot da Figura 15 mostra a distribuição das variáveis Bioclimáticas em relação aos dois primeiros componentes principais da PCA, que explicam 66,3% da variância total (Dim1 = 45,2% e Dim2 = 21,1%). O biplot revela um núcleo de variáveis fortemente correlacionadas positivamente (Bio_6, Bio_9, Bio_10, Bio_11, Bio_1) e outro grupo correlacionado em direção oposta (Bio_14 e Bio_17), refletindo uma correlação negativa clara entre esses conjuntos. Cabe notar que variáveis posicionadas em ângulos próximos de 90° entre si (por exemplo, Bio_12 em relação ao grupo da direita no biplot) indicam baixa correlação ou independência estatística. Além disso, variáveis

indicadores urbanos/econômicos analisados. Cabe notar que variáveis posicionadas em ângulos próximos de 90° entre si indicam baixa correlação ou independência estatística. Neste caso, a variável Soma das Florestas, com vetor curto e próxima à origem, mostra tanto baixa qualidade de representação quanto associação fraca com os gradientes dominantes dos dois primeiros componentes.

Figura 16 – Biplot para o eixo temático de variáveis Socioeconômicas

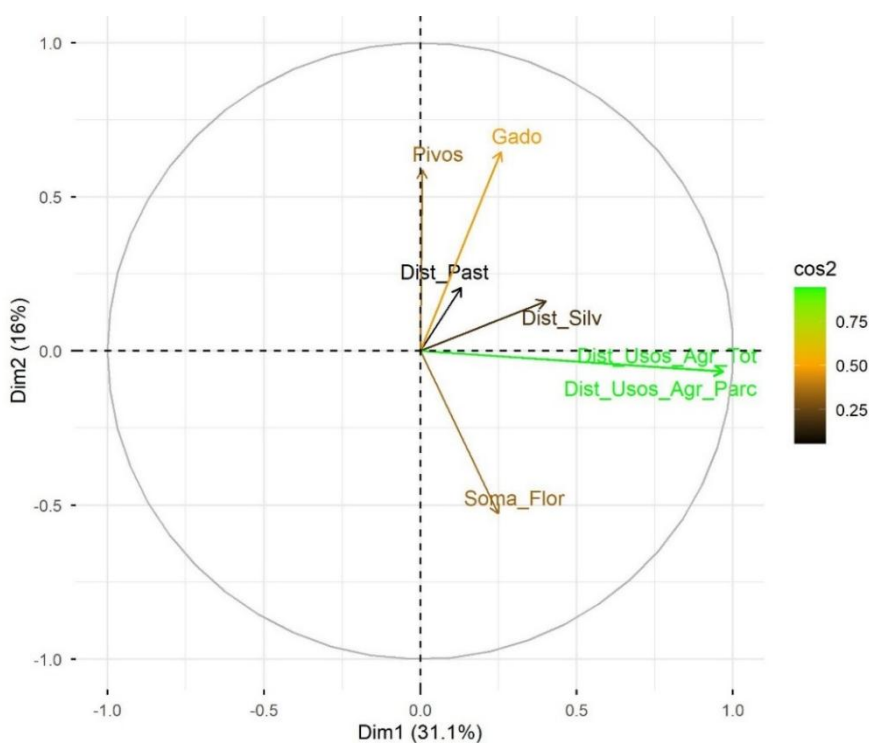


Fonte: Elaboração própria.

Para o eixo temático de variáveis de Usos Rurais, os dois primeiros componentes principais explicam 47,1% da variância total dos dados (Dim1 = 31,1% e Dim2 = 16%) (Figura 17). Tal como observamos nos dados do Cos^2 para os Usos Rurais, as variáveis Distância aos Usos Agrícolas (Total e Parcial) apresentaram alta qualidade de representação ($\text{Cos}^2 > 0,7$), enquanto as variáveis Distância à Silvicultura, Gado, Pivôs Centrais e Distância às Pastagens tiveram uma contribuição intermediária exigindo cautela interpretativa. Quanto às correlações, o biplot evidenciou uma forte correlação positiva (ângulo pequeno entre os vetores) para as variáveis Distância aos Usos Agrícolas (Total e Parcial). Já as variáveis Soma das Florestas e Distância aos Usos Agrícolas (Total e Parcial) estão em direções opostas, sugerindo correlação negativa. A posição de variáveis como Distância à Silvicultura em ângulo próximo de

90° em relação às variáveis Pivôs Centrais e Gado indicam baixa correlação, ou seja, independência estatística.

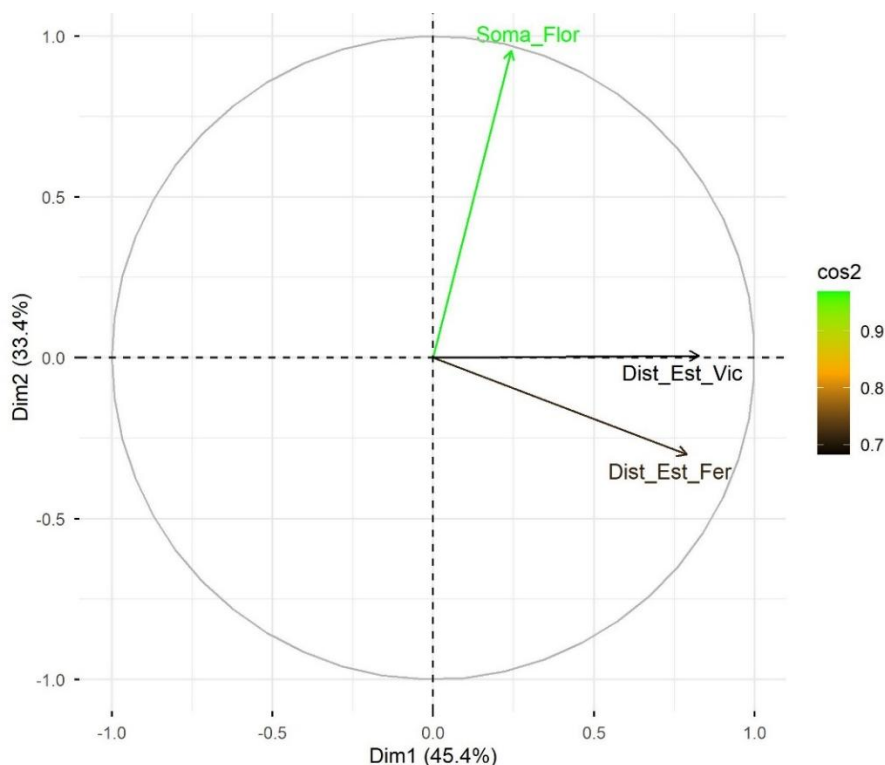
Figura 17 - Biplot para o eixo temático de variáveis de Usos Rurais



Fonte: Elaboração própria.

O biplot da Figura 18 apresenta a relação entre as variáveis de Acessibilidade no espaço definido pelos dois primeiros componentes principais, que explicam 78,8% da variância total (Dim1 = 45,4% e Dim2 = 33,4%). A variável Soma das Florestas foi a mais bem representada ($\text{Cos}^2 > 0,9$) e está associada à Dimensão 2, enquanto as variáveis Distância às Estradas/Ferrovias e Distância às Estradas Vicinais tiveram representação consistente, alinhadas à Dimensão 1 e apresentaram correlação positiva, o que era esperado, devido à natureza muito similar destas duas variáveis.

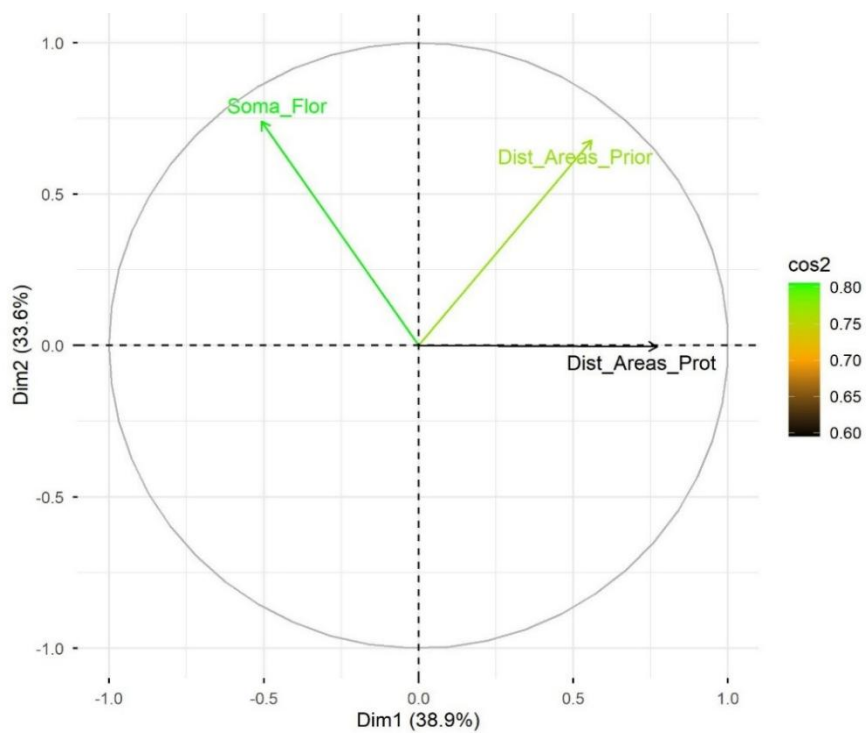
Figura 18 – Biplot para o eixo temático de variáveis de Acessibilidade



Fonte: Elaboração própria.

O biplot da Figura 19 apresenta a distribuição das variáveis do eixo temático Governança em relação aos dois primeiros componentes principais, que explicam 72,5% da variância total (Dim1 = 38,9%; Dim2 = 33,6%). Na PCA, as variáveis Soma das Florestas e Distância às Áreas Prioritárias foram as variáveis mais bem representadas ($\text{Cos}^2 > 0,75$), enquanto a variável Distância às Áreas Protegidas mostrou representação moderada ($\text{Cos}^2 \approx 0,6$). O biplot indica forte contribuição das duas primeiras variáveis para os eixos principais, mas baixa correlação entre elas. O biplot revela um gradiente espacial de proteção/prioridade na Dimensão 1, no qual as variáveis Distância às Áreas Prioritárias e Distância às Áreas Protegidas são positivamente correlacionadas, o que era esperado, por se tratar de variáveis de natureza muito semelhantes. A variável Distância às Áreas Protegidas teve uma associação mais fraca com o gradiente dominante, indicando a necessidade de considerar dimensões adicionais para uma interpretação mais confiável das correlações.

Figura 19 - Biplot para o eixo temático de variáveis de Governança



Fonte: Elaboração própria.

2.4.5 Modelos de Regressão Linear

Os modelos clássicos de Regressão Linear (Ordinary Least Squares – OLS) são úteis para investigar a relação entre uma determinada variável resposta e as variáveis preditoras (Equação 1). Estes modelos representam um processo a-espacial e são adequados aos dados com informações de atributos. Nos estudos com dados espaciais (e.g. variáveis biofísicas e socioeconômicas), que possuem informações de atributos e localização, é necessário considerar a existência de autocorrelação espacial entre as amostras. Nesse contexto são necessários modelos capazes de incorporar as defasagens espaciais como é caso do Modelo de Defasagem Espacial (Spatial Lag Model - SLM) e do Modelo de Erro Espacial (Spatial Error Model - SEM) (Almeida, 2012). Quando o processo de defasagem espacial é incorporado na variável dependente, temos o Modelo de Defasagem Espacial, também denominado Modelo SAR (Spatial Autoregressive Model). Se a defasagem está localizada no termo de erro, temos o Modelo de Erro Espacial. Nestes modelos a interação espacial é incorporada por meio de uma matriz de pesos espaciais (W), conforme as Equações 2 e 3.a e 3.b (Anselin & Rey, 1991; Anselin & Bera, 1998, Lesage & Pace, 2009).

2.4.5.1 Modelo OLS

$$\gamma = X\beta + \varepsilon \quad \varepsilon \sim \text{Normal}(0, \sigma^2 1_n) \quad (\text{Equação 1})$$

Sendo:

γ um vetor com tamanho n por 1 de observações sobre a variável dependente

X uma matriz n por k de observações sobre as variáveis explicativas exógenas (mais a constante) com um vetor associado k por 1 de coeficientes da regressão β

ε é um vetor n por 1 de termos de erro aleatório, com média zero e variância constante

2.4.5.2 Modelo SLM ou SAR

$$\gamma = \rho W\gamma + X\beta + \varepsilon \quad (\text{Equação 2})$$

Onde:

γ é um vetor n por 1 de observações sobre a variável dependente

$W\gamma$ é a variável dependente espacialmente defasada correspondente para a matriz de pesos W

X é uma matriz n por k de observações sobre as variáveis explicativas exógenas

ε é um vetor n por 1 dos termos de erro
 ρ é o parâmetro autorregressivo espacial
 β é um vetor k por 1 dos coeficientes de regressão

2.4.5.3 Modelo SEM

$$\gamma = X\beta + \varepsilon \quad (\text{Equação 3.a})$$

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + \xi \quad (\text{Equação 3.b})$$

Onde:

γ é um vetor n por 1 de observações sobre a variável dependente
 X é uma matriz n por k de observações sobre as variáveis explicativas exógenas
 β é um vetor k por 1 dos coeficientes de regressão
 ε é um vetor n por 1 dos termos de erro
 λ é o coeficiente autorregressivo espacial para o componente espacialmente defasado do termo de erro ($W\varepsilon$)
 ξ é um termo de erro não correlacionado e homocedástico

Utilizamos os modelos Regressão Espacial (Spatial Lag Model e Spatial Error Model) para investigar quais variáveis preditoras possuem relações significativas com a permanência dos remanescentes florestais na Mata Atlântica. Além dos modelos espaciais SLM e SEM, adequados nos casos em que existe autocorrelação espacial nas amostras, construímos modelos de Regressão Linear não-espaciais (Ordinary Least Squares - OLS).

Para testar a hipótese de que a permanência de fragmentos florestais tem uma explicação comum em toda a Mata Atlântica (hipótese de estacionariedade) utilizamos os modelos espaciais autorregressivos (SLM e SEM) e suas estimativas globais para os coeficientes, o que possibilita investigar se uma determinada variável preditora exerce influência significativa na permanência da vegetação de porte florestal na Mata Atlântica. Em estatística espacial, a estacionariedade é uma condição na qual as propriedades estatísticas de um processo espacial permanecem constantes ao longo do espaço, ou seja, todas as estatísticas (média, variância, covariância e momentos de ordem superior) não mudam com a posição absoluta espaço (Cressie, 1993; Wackernagel, 2003). Por outro lado, a não-estacionariedade espacial ocorre quando essas propriedades (média, variância e covariância) variam conforme a posição no espaço (Cressie, 1993; Wackernagel, 2003).

Para testar a hipótese de não-estacionariedade, ou seja, de que a explicação para a manutenção dos remanescentes florestais da Mata Atlântica pode variar espacialmente, não sendo explicada de forma global em toda a extensão do bioma, utilizamos modelos de Regressão Geograficamente Ponderada (Geographically Weighted Regression - GWR). Ao contrário dos modelos SLM e SEM, os modelos GWR assumem as premissas de não estacionariedade espacial e de heterogeneidade do ambiente, fornecendo estimativas locais para os parâmetros (Brunsdon, Fotheringham e Charlton, 2002; Fotheringham & Oshan, 2016). Enquanto a estatística global (SLM, SEM) busca por um padrão, ou seja, por similaridades espaciais, a estatística local foca nas exceções ou nos hot spots locais (Fotheringham, Brunsdon & Charlton, 2002). Como as estatísticas locais (GWR) são desagregações locais da estatística global, a estrutura do modelo GWR (Equação 4) é uma extensão do modelo de regressão tradicional (OLS) (Fotheringham, Brunsdon & Charlton, 2002).

2.4.5.4 Modelo GWR

$$\gamma_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i \quad \text{Equação 4}$$

Onde:

(u_i, v_i) representam as coordenadas do i -ésimo ponto no espaço

$k(u_i, v_i)$ são uma realização da função contínua $k(u, v)$ no ponto i

Nos modelos GWR consideramos uma superfície contínua de valores de parâmetros e as medições dessa superfície são feitas em certos pontos, para denotar a variabilidade espacial da superfície. Os parâmetros são então calculados ponto a ponto, para cada variável preditora adicionada no modelo GWR ao passo que no modelo OLS os coeficientes são constantes no espaço (Fotheringham, Brunsdon & Charlton, 2002).

Por fim, utilizamos o Índice Global de Moran (I) para avaliar o desempenho dos modelos no sentido de controlar o efeito da autocorrelação espacial, o que garante a independência amostral para a variável resposta. A autocorrelação foi testada nos resíduos dos modelos OLS, SLM, SEM e GWR. Os testes estatísticos foram feitos no software GeoDa e RStudio e os resultados são apresentados e discutidos nos artigos das Seções 3 e 4 desta Tese.

3 REMANESCENTES FLORESTAIS DA MATA ATLÂNTICA: O QUE OS MANTÉM?

3.1 Resumo

As florestas tropicais abrigam mais da metade das espécies do planeta e são essenciais para os serviços ecossistêmicos. A Mata Atlântica brasileira, um dos biomas mais biodiversos e ameaçados do mundo, já perdeu cerca de 80% de sua vegetação original, sendo hoje composta majoritariamente por pequenos fragmentos florestais. Este estudo teve como objetivo identificar os fatores associados à permanência dos remanescentes florestais no bioma, com base em modelos de regressão linear. Foram analisadas 48 variáveis preditoras relacionadas à ocorrência, manutenção, regeneração e desmatamento das florestas. Utilizamos Análise de Componentes Principais (ACP) para reduzir o número de variáveis preditoras e minimizar a perda de informações. Aplicamos três modelos estatísticos: regressão linear clássica (OLS), modelo de defasagem espacial (SLM) e modelo de erro espacial (SEM). O modelo SEM apresentou o melhor desempenho (menor AIC e baixa autocorrelação dos resíduos). Os resultados indicam que variáveis físicas, como qualidade do solo (carbono orgânico, nitrogênio, argila) e relevo (inclinação e elevação), favorecem a permanência da vegetação nativa. As Áreas Protegidas também atuam positivamente na preservação das florestas da Mata Atlântica, o que reforça o papel das ações de Governança na conservação ambiental. Em contrapartida, variáveis associadas à agricultura, silvicultura e acessibilidade (estradas e rodovias) tiveram relação negativa com a permanência das florestas. Diante da intensificação das pressões antrópicas e da expansão agropecuária, o estudo reforça a necessidade de políticas públicas, fiscalização e programas de incentivo à regeneração e manejo florestal, visando conter o desmatamento e garantir a conservação da biodiversidade na Mata Atlântica.

Palavras-chave: permanência florestal; modelo de erro espacial; modelo de defasagem espacial; conservação da biodiversidade.

3.2 Introdução

As florestas tropicais contêm ambientes muito heterogêneos e que abrigam mais da metade riqueza de espécies do planeta (Dirzo & Raven, 2003; Gardner et al., 2009; Pillay et al., 2022). Esses ambientes são fundamentais para a manutenção dos serviços ecossistêmicos globais (Costanza et al., 2014; Naidoo et al., 2008; Turner et al., 2007) atuando no sequestro de carbono e na regulação dos ciclos hidrológico e climático (Cleveland et al., 2011; Houghton, 2012). No entanto, as áreas de florestas contínuas e preservadas estão se tornando cada vez mais escassas nos trópicos (Gibson et al., 2011; Hansen et al., 2020; Taubert et al., 2018) comprometendo o funcionamento dos ecossistemas e reduzindo a biodiversidade (Barlow et al., 2016; Didham & Ewers, 2012; Giam, 2017; Newbold et al., 2015).

As mudanças antropogênicas na paisagem e as mudanças climáticas são dois dos principais fatores associados à perda de biodiversidade nos tempos atuais; embora as mudanças climáticas sejam ameaças relevantes, as mudanças na paisagem têm um papel preponderante na perda de biodiversidade terrestre (Bellard et al., 2012; Caro et al., 2022; Mahmood et al., 2013; Maxwell, 2016; Urban, 2015). O comprometimento da biodiversidade ocorre porque atividades como a extração de madeira, a caça, a pesca, a agropecuária e a silvicultura provocam a mudança na cobertura da terra, removendo ou degradando muito as áreas de floresta o que causa a perda dos habitats naturais. Essas alterações nas florestas causam o declínio populacional e, a longo prazo, podem levar a extinção de espécies da flora e da fauna (Ceballos et al., 2015; Fischer & Lindenmayer, 2007; Houghton, 2012; Lewis et al., 2015). É importante notar que tanto a substituição das áreas de floresta nativa para usos antrópicos quanto a recuperação de áreas degradadas (reflorestamento) variam no espaço e no tempo, dependendo das demandas e iniciativas humanas (sociais e econômicas) que incidem sobre cada local ou região (Lambin et al., 2003; Lambin & Meyfroidt, 2010).

A Mata Atlântica brasileira, uma das florestas mais ricas em biodiversidade, é também um típico exemplo de como o histórico de exploração altera drasticamente a paisagem natural (Ribeiro et al., 2009, 2011; Vancine et al., 2024). O bioma vem sofrendo intervenções antrópicas há pelo menos cinco séculos, desde a colonização do Brasil (Dean, 1996). Os ciclos econômicos do país foram dependentes da exploração de recursos naturais, especialmente os recursos florestais, para a extração de madeira e

para a implementação da agricultura, que inicialmente era de cana-de-açúcar e café, e mais recentemente incluiu outras commodities, como a soja. A partir do século XIX, o Brasil passou por processos de industrialização e urbanização que também contribuíram para a diminuição das áreas de florestas da Mata Atlântica (Dean, 1996; Joly et al., 2014; Tabarelli et al., 2010).

Ao contrário do processo de exploração dos recursos florestais, que perdura a há séculos na Mata Atlântica brasileira, a Legislação Ambiental de Proteção às Florestas tornou-se mais consistente em tempos recentes, quando a maior parte das florestas do bioma já haviam sido desmatadas. Na esfera federal, dois mecanismos legais regem as práticas para a conservação das florestas: a Lei de Proteção da Vegetação Nativa (Lei nº 12.651/2012) também conhecida como Novo Código Florestal Brasileiro (Brasil, 2012), que estabelece os mecanismos para a conservação, o uso e a compensação da vegetação florestal nas propriedades particulares, e o Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza – SNUC (Lei nº 9.985/2000) que define as regras para as Áreas Protegidas nas diferentes categorias de Unidades de Conservação (Brasil, 2000). Por ser um bioma rico em biodiversidade e muito ameaçado, a Mata Atlântica conta com a Lei nº 11.428/2006 (Lei da Mata Atlântica), que atua como um mecanismo de proteção adicional às suas florestas (Brasil, 2006).

Como consequência das intervenções humanas, cerca de 80% da vegetação original da Mata Atlântica foi perdida e a paisagem atual do bioma é composta principalmente por fragmentos florestais pequenos (menores que 50 hectares), imersos em matrizes antrópicas, especialmente pastagens e cultivos agrícolas; enquanto os poucos fragmentos mais extensos de floresta estão em Áreas Protegidas (Piffer et al., 2022; Rezende et al., 2018; Ribeiro et al., 2009; Vancine et al., 2024). Devido a sua relevância em termos de biodiversidade terrestre, com altos níveis de riqueza e endemismos tanto na flora quanto na fauna, a Mata Atlântica passou a ser considerada um dos hotspots mundiais para a conservação da biodiversidade (Brooks et al., 2002; Myers et al., 2000) além de ser uma área prioritária para a restauração das florestas (Strassburg et al., 2019).

Nas últimas três décadas, a perda de florestas na Mata Atlântica tem diminuído, além de haver áreas em recuperação, compondo as florestas secundárias; esse relativo avanço é resultado dos esforços de conservação e da legislação ambiental vigente (Piffer et al., 2022; Rosa et al., 2021; Vancine et al., 2024). Porém, infelizmente, o

desmatamento ainda é uma realidade (Amaral et al., 2025) e os dados mais recentes do monitoramento da cobertura florestal no bioma apontam para uma perda de 14.697 hectares de florestas nativas entre os anos de 2022 e 2023 (SOS Mata Atlântica & INPE, 2024). Conforme o último relatório do Projeto “Mata Atlântica em Pé”, em 2023 foram monitorados 1.399 alertas de desmatamento e cerca de 18.000 hectares foram desmatados ilegalmente no bioma (MapBiomias, 2024).

Assim como no passado, as perdas atuais de floresta na Mata Atlântica estão relacionadas à intensa pressão humana neste bioma, que detém cerca de 50% das áreas urbanas do país, abrigando mais da metade da população brasileira (MapBiomias, 2024). Além disso, cerca de 70% do PIB nacional é produzido região sudeste, onde também ocorrem solos muito férteis e propícios para a agricultura (Calmon et al., 2011; Marques & Grelle, 2021; Melo et al., 2013). Tais características contribuem para a manutenção e intensificação das pressões antrópicas na Mata Atlântica, onde as previsões apontam para um aumento das pressões, mesmo em um cenário em que sejam adotadas medidas de Desenvolvimento Sustentável (Silva Bezerra et al., 2022). A mesma tendência vale para outras florestas tropicais, para as quais estima-se que ameaças vão aumentar nas próximas três décadas (Vancutsem et al., 2021).

Diante das crescentes ameaças antrópicas e do aumento das paisagens fragmentadas, os estudos e os esforços de conservação precisam focar em entender como os pequenos remanescentes florestais são capazes de persistir ao longo do tempo. Essa demanda é ainda mais urgente na Mata Atlântica, onde cerca de 90% dos remanescentes de vegetação nativa estão em propriedades privadas, que mantém os remanescentes em Reservas Legais e Áreas de Preservação Permanente, quase sempre para cumprir a Lei, mas sem manejo adequado com o entorno (Amaral et al., 2025; Ribeiro et al., 2009; Vancine et al., 2024). Além disso, o sistema de Áreas Protegidas em Unidades de Conservação não é grande o suficiente para garantir a permanência em longo prazo das espécies endêmicas e ameaçadas do bioma (de Marques et al., 2016; Joly et al., 2014; Neves et al., 2017; Sobral-Souza et al., 2018).

Assim sendo, as ações de manejo e preservação da vegetação nativa da Mata Atlântica devem considerar os pequenos remanescentes de vegetação nativa das propriedades privadas e com isso criar uma extensão de áreas florestais que complementem o papel das Unidades de Conservação. Diante da importância da Mata

Atlântica no contexto ecológico e socioeconômico e dos desafios para a sua conservação, e tendo em vista que as mudanças na cobertura da terra são assimétricas no tempo e no espaço, esse estudo tem como objetivo investigar quais são os fatores relacionados à permanência dos remanescentes florestais no bioma, em uma perspectiva espaço-temporal. Com isso, esperamos contribuir para o entendimento da relação entre as características dos ambientes onde os fragmentos florestais da Mata Atlântica estão inseridos (contextos ambientais e socioeconômicos) e sua capacidade de se manter ao longo do tempo.

3.3 Métodos

3.3.1 Variáveis de Estudo

Esta pesquisa tem como foco investigar os fatores (variáveis preditoras) relacionados com a manutenção dos fragmentos florestais (variável resposta) da Mata Atlântica. Para representar a variável resposta utilizamos os dados da presença de vegetação nativa de porte arbóreo no bioma Mata Atlântica (mapas de cobertura e uso da terra) obtidos da Coleção 8 do MapBiomas, que abrange o período de 1985 a 2022 (Souza et al., 2020). Os dados originais do MapBiomas foram reclassificados com foco em manter apenas a classe de interesse (Formação Florestal), com os remanescentes florestais (Mata Atlântica *Stricto Sensu*). O produto dessa reclassificação com a classe Formação Florestal gerou 38 mapas raster. Para incorporar as informações dos anos de sobrevivência dos remanescentes florestais optamos por representar a variável resposta de forma contínua, o que permite aplicar testes quantitativos mais poderosos. Pela álgebra de mapas construímos um raster contendo as informações dos locais onde a vegetação nativa se manteve e por quanto tempo o remanescente persistiu dentro do recorte temporal do estudo que é de 38 anos. Ao final geramos um mapa representando a variável resposta Floresta (Quadro 2). A reclassificação dos rasters e a álgebra de mapas foram realizadas no Software Dinamica-EGO.

Nós selecionamos 48 variáveis preditoras relacionadas à ocorrência e manutenção das florestas, também consideramos variáveis ligadas ao desmatamento (Quadro 2). A seleção das variáveis foi embasada em estudos anteriores que associam a influência de fatores climáticos, biofísicos e humanos na dinâmica florestal. Por exemplo, a presença de florestas é definida, em grandes escalas, por fatores climáticos (Holdridge, 1947; Stephenson, 1990) que associados ao relevo, a altitude

e a composição química e física do solo, direcionam as condições biofísicas primárias para a existência das florestas (Oliveira-Filho & Fontes, 2000; Oliveira-Filho et al., 1994; Quesada et al., 2012; Ryan et al., 2006; Zeng et al., 2014). Além de serem determinantes da ocorrência das espécies de plantas que formam as florestas, na Mata Atlântica, estudos sugerem que as variáveis climáticas, as topográficas, em especial a altitude, e as variáveis do solo são os fatores mais importantes para a composição e a estrutura das comunidades de árvores (Marques et al., 2011; Martins et al., 2015; Sanchez et al., 2013).

A persistência (manutenção) ou a perda de uma floresta (desmatamento) dependem de uma complexa interação entre os determinantes climáticos e biofísicos e os fatores socioeconômicos de cada local ou região (Maure et al., 2022; Meyfroidt et al., 2013; Molin et al., 2017; Quesada et al., 2012; Trumbore et al., 2015). Em outras palavras, o destino (ou trajetória) de uma floresta localizada em um ambiente que sofreu ou ainda sofre intervenções antrópicas está diretamente ligado à continuidade e a natureza dessas ações, que afetam a mudança no uso e cobertura da terra (Geist & Lambin, 2002; Hansen et al., 2020; Rudel, 2007; Terborgh, 2000). Logo, uma área desmatada ou muito degradada pode ser conduzida à regeneração, quando ações de manejo e conservação são feitas, ou ser extinta, caso as perturbações continuem e se intensifiquem (Chazdon & Guariguata, 2016; Crouzeilles et al., 2021; Pienkowski et al., 2024; Piffer et al., 2022). Embora a perda de florestas tropicais seja um fenômeno complexo e multifatorial, que depende da escala, é consenso que o desmatamento tem relação com o crescimento populacional, com a expansão e intensificação da agricultura, com a extração de madeira e com a ampliação da infraestrutura, dentre outras atividades humanas (Angelsen, 1999; Jayathilake et al., 2021; Lambin et al., 2001; Wright, 2010). Das obras de infraestrutura, as estradas e rodovias são os principais fatores associados ao desmatamento das florestas tropicais (Armenteras et al., 2017; Geist & Lambin, 2002; Laurance et al., 2009; Pfaff, 1999; Rudel, 2007).

A preservação das florestas intactas e a recuperação das áreas alteradas, dependem das condições ambientais (bióticas e físicas) necessárias para manter as florestas. Por outro lado, algumas condições biofísicas podem estimular a perda de florestas ao atrair investimentos para a agricultura ou outros empreendimentos (custos de oportunidade), no caso de solos muito férteis e terrenos mais planos (Borda-Niño et al., 2020; Chazdon & Guariguata, 2016; Crouzeilles et al., 2020; Tabarelli et al., 2010).

Além disso, a conservação e regeneração das florestas dependem de ações de Governança que fomentem modos de produção mais sustentáveis nas terras particulares e que garantam a integridade das florestas nativas dentro e fora das Áreas Protegidas (Bernhard et al., 2024; Fischer et al., 2020; Hansen et al., 2020; Reydon et al., 2020). Assim, para investigar as causas da permanência das florestas na Mata Atlântica, priorizamos as variáveis biofísicas (clima, relevo e características químicas e físicas do solo) devido a sua relevância em capturar as condições ambientais primárias que suportam a existência das florestas.

As variáveis preditoras estão representadas pelos eixos temáticos 1, que contém variáveis Físicas como elevação, declividade, aspecto, propriedades físicas e químicas do solo e dados de hidrografia; e pelo eixo 2, composto por variáveis Bioclimáticas. As variáveis Socioeconômicas (eixo 3) foram incluídas a partir de dados demográficos e econômicos para representar as pressões e dinâmicas antrópicas que impactam direta e indiretamente a conservação das florestas ou que causam a sua perda. Aspectos importantes ligados aos usos da terra, e que podem influenciar na manutenção das florestas da Mata Atlântica, foram incorporados por meio de variáveis ligadas às atividades de agricultura e pecuária no eixo 4 (Usos Rurais) e por variáveis de infraestrutura no eixo 5 (Acessibilidade). Por fim, para representar especialmente as ações de Governança (eixo 6) e testar sua relação com a permanência das florestas, utilizamos dados de Áreas Protegidas e de Áreas Prioritárias para a Conservação na Mata Atlântica (Quadro 2).

As variáveis preditoras foram obtidas a partir de uma máscara da área de estudo que contempla os limites do Bioma Mata Atlântica no Brasil, definidos pela Lei nº 11.428/2006 (Lei da Mata Atlântica). A janela temporal de busca dos dados para variáveis preditoras, quando pertinente, contemplou o período de 1985 a 2022, o que coincide com período de dados da Coleção 8.0 do MapBiomas, usados para criar nossa variável resposta. Para os dados brutos que representam nossas variáveis preditoras e que originalmente apresentavam uma distribuição discreta, realizamos uma transformação para dados contínuos a partir da elaboração de Mapas de Distância (Distância aos Rios, Distância às Rodovias, Distância às Pastagens, Distância às Áreas Protegidas). Todas as variáveis foram padronizadas em arquivos formato raster, com resolução espacial de 30m, no Sistema de Coordenadas

Geográficas EPSG: 4326 WGS-84. O processamento dos dados foi feito nos Softwares QGis e Dinamica-EGO.

Quadro 2 – Variáveis incluídas no estudo

Categoria	Descrição da Variável	Fonte
Variável Resposta	Remanescentes Florestais (Soma dos Mapas)	MapBiomias v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Variáveis Preditoras		
Físicas		
Topografia	Elevação (m)	FABDEM V.1-2 – Modelos Digitais de Elevação
Topografia	Declividade (%)	FABDEM V.1-2 – Modelos Digitais de Elevação
Topografia	Aspecto (Graus)	FABDEM V.1-2 – Modelos Digitais de Elevação
Solo	Teor de Argila no Solo (g/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Teor de Areia no Solo (g/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	pH na Água do Solo (pH*10)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Carbono Orgânico no Solo (dg/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Estoque de Carbono Orgânico no Solo (dg/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Teor de Nitrogênio no Solo (cg/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Teor de Água no Solo	EMBRAPA – Mapas de Água Disponível do Solo
Hidrografia	Distância aos Rios/Cursos d'água	ANA - Hidrografia
Bioclimáticas		
	Bio_1 = Temperatura Média Anual (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_2 = Média da Amplitude Térmica Diária (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_3 = Isotermalidade (Bio_2/Bio_7*100) (%)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_4 = Temperatura Sazonal (desvio padrão*100) (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_5 = Temperatura Máxima do Mês mais Quente (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_6 = Temperatura Mínima do Mês mais Frio (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_7 = Faixa de Temperatura Anual (Bio_5-Bio_6) (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_8 = Temperatura Média do Trimestre mais Chuvoso (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_9 = Temperatura Média do Trimestre mais Seco (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_10 = Temperatura Média no Trimestre mais Quente (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos

	Bio_11 = Temperatura Média no Trimestre mais Frio (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_12 = Precipitação Anual (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_13 = Precipitação do Mês mais Chuvoso (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_14 = Precipitação do Mês mais Seco (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_15 = Sazonalidade da Precipitação (Coef. de Variação)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_16 = Precipitação do Trimestre mais Chuvoso (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_17 = Precipitação do Trimestre mais Seco (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_18 = Precipitação do Trimestre mais Quente (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_19 = Precipitação do Trimestre mais Frio (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
Socioeconômicas		
Demográfica	Crescimento da População Total	IBGE – Censo Demográfico
Demográfica	Crescimento da População Rural	IBGE – Censo Demográfico
Demográfica	Crescimento da População Urbana	IBGE – Censo Demográfico
Econômica	Variação do Produto Interno Bruto Municipal (PIB)	IBGE – PIB Municipal
Econômica	Média do Produto Interno Bruto (PIB)	IBGE – PIB Municipal
Econômica	Média de Empregos Rurais (N°)	IBGE - Trabalho
Econômica	Média de Empregos Urbanos (N°)	IBGE - Trabalho
Econômica	Média de Empregos Formais Total (Urbano e Rural) (N°)	IBGE - Trabalho
Usos Rurais		
Pecuária	Distância às Pastagens	MapBiomias v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Uso Agrícola	Distância às Florestas Plantadas (Silvicultura)	MapBiomias v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Uso Agrícola	Distância aos Usos Agrícolas Parcial*	MapBiomias v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Uso Agrícola	Distância aos Usos Agrícolas Total**	MapBiomias v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Pecuária	Número de Cabeças de Boi (Gado) - Média	IBGE – Censo Agropecuário
Uso Agrícola	Área de Pivôs Centrais (ha) - Média	ANA – Agricultura Irrigada por Pivôs
Acessibilidade		

Rodovias e ferrovias	Distância às Estradas/Ferrovias	MapBiomias v. 6.0 – Dados de Infraestrutura
Estradas locais	Distância às Estradas Vicinais	OpenStreetMap – Dados
Governança		
Política Pública	Distância às Áreas Protegidas***	Governo Federal - Unidades de Conservação – CNUC_2023_02
Política Pública	Distância às Áreas Prioritárias para a Conservação da Mata Atlântica	MMA – Áreas Prioritárias para a Conservação da Mata Atlântica

Fonte: Elaboração própria.

* Pastagem, Agricultura e Mosaicos de Usos

** Silvicultura, Pastagem, Agricultura e Mosaicos de Usos

*** UCs de Proteção Integral, UCs de Uso Sustentável (Exceto Áreas de Proteção Ambiental - APAs) e Terras Indígenas

3.3.2 Análise de Componentes Principais

Para reduzir o número de variáveis preditoras e evitar o sobreajuste dos modelos estatísticos além de minimizar a perda de informações, realizamos uma Análise de Componente Principais (PCA) em cada grupo (eixo temático) de variáveis preditoras. O problema da multicolinearidade foi contornado com a utilização de uma Matriz de Correlação para rodar as PCAs, os Componentes Principais foram selecionados considerando o critério de Kaiser (Jolliffe, 2002). Os dados foram processados no software RStudio (R Core Team, 2024) a partir de um Script específico, elaborado por nós.

Das 48 variáveis preditoras, foram selecionados 13 componentes principais, com quatro eixos para as variáveis Físicas e Bioclimáticas, dois eixos para variáveis de Usos Rurais e um eixo para os componentes Socioeconômico e de Acessibilidade (Tabela S.A.1 – Apêndice A). Os resultados das Análises de Componentes Principais (PCAs) foram compilados em uma planilha e a partir de então utilizamos os Componentes Principais (PC) selecionados para cada eixo temático como nossas variáveis preditoras para rodar os modelos estatísticos e testar nossa hipótese de pesquisa.

3.3.3 Aplicação dos Modelos de Regressão Linear

Utilizamos modelos de Regressão Linear para testar nossa hipótese, ou seja, a relação entre o contexto ambiental (variáveis biofísicas) e socioeconômico e a permanência das florestas nativas da Mata Atlântica. Além dos modelos clássicos de Regressão Linear (Ordinary Least Squares – OLS), que são ferramentas úteis para investigar a relação entre uma determinada variável resposta e as variáveis preditoras, testamos modelos de Regressão Espacial. Os modelos OLS representam um processo a-espacial e são mais adequados aos dados com informações de atributos. Nos casos em que há informações de atributos e localização (dados espaciais), é necessário que considerar a existência de autocorrelação espacial entre as amostras. Nesse caso são mais indicados modelos capazes de incorporar as defasagens espaciais, como é caso do Modelo de Defasagem Espacial – Spatial Lag Model (SLM), que incorpora o processo de defasagem na variável dependente (y) ou do Modelo de Erro Espacial (Spatial Error Model - SEM), cuja defasagem está localizada no termo

de Erro (ξ) (Almeida, 2012). Nestes modelos a interação espacial é incorporada por meio de uma matriz de pesos espaciais (W), que torna as estimativas mais robustas por capturar, em alguma medida, o comportamento espacial dos dados amostrais (Anselin & Bera, 1998; Anselin & Rey, 1991; LeSage & Pace, 2009).

Para testar a autocorrelação nos dados calculamos o Índice Global de Moran (I) dos resíduos dos modelos OLS, SLM e SEM, utilizando o software GeoDa. A significância dos Índices Globais de Moran foi estimada a partir do teste de pseudo-significância, com 9.999 permutações. O Índice Global de Moran (I) permite avaliar o desempenho dos modelos no sentido de controlar o efeito da autocorrelação espacial, o que garante a independência amostral dos dados (variável resposta), que é uma das premissas dos modelos de Regressão Linear.

3.3.4 Processamento dos Dados

Para processar os modelos SLM e SEM, construímos matrizes de pesos espaciais com diferentes valores de distância entre os pontos amostrais. Para embasar a escolha das distâncias a serem testadas nos modelos, inicialmente construímos uma Matriz de Distância entre as amostras, a partir dos shapefiles da variável resposta (Floresta). Esse procedimento foi realizado no Software QGis, pelo algoritmo “Matriz de Distância”. Por estamos lidando com medidas lineares, dadas em metros ou quilômetros, utilizamos a Projeção Cônica Equivalente de Albers para processar estes dados. Os resultados da Matriz de Distância foram exportados para uma Planilha em formato Excel. Para cada ponto amostral são fornecidas informações da Distância Média, Desvio Padrão além da Distância Mínima e Máxima. Dentre os resultados, examinamos a Distância Mínima de todos os pontos amostrais a partir de um gráfico de caixa (BoxPlot). Essa avaliação do comportamento de dispersão e de tendência central dos pontos amostrais norteou a escolha dos valores de Distância Mínima (em metros) utilizados para construir as matrizes de pesos espaciais (W) que compõem os modelos SLM e SEM.

Além dos valores de distância mínima, construímos matrizes de pesos com outros valores e rodamos modelos SLM e SEM com essas matrizes. Por fim, a partir do Índice Global de Moran, aplicamos um teste para autocorrelação nos resíduos de todos os modelos SLM e SEM gerados. Também analisamos a autocorrelação espacial para os dados da variável resposta (Floresta). A cada teste (valor de distância mínima

utilizado para construir a relação de vizinhança entre as amostras) comparamos os valores do Critério de Informação de Akaike (AIC), dos coeficientes de determinação (R^2) e da variável espacial (ρ – Rho para modelos SLM) ou (λ – Lambda para os modelos SEM). Também foram geradas informações acerca do número de vizinhos mais próximos e da quantidade pontos amostrais com e sem vizinhos. Os parâmetros dos modelos espaciais SLM e SEM foram estimados a partir do método de Máxima Verossimilhança enquanto os modelos OLS foram estimados a partir dos Mínimos Quadrados Ordinários. As matrizes de pesos e os modelos foram construídos no Software GeoDa (Anselin, 2024; Anselin & Rey, 2014).

Para a escolha do modelo (OLS, SLM e SEM) mais adequado para responder nossa pergunta de pesquisa, observamos os valores do Critério de Informação de Akaike (AIC) sendo que, comparativamente, modelos com menores AIC são considerados mais adequados por apresentar um balanço entre o ajuste e a complexidade. Também avaliamos a presença de autocorrelação nos resíduos dos modelos, a partir do Índice Global de Moran. Consideramos ainda os valores dos coeficientes de determinação (R^2) que representam o poder de explicação de cada modelo.

As variáveis mais relevantes para cada modelo de Regressão Linear (OLS, SLM ou SEM) foram definidas considerando os maiores valores para as correlações entre as variáveis e seus respectivos Componentes Principais (PC), selecionados pela Análise de Componentes Principais (PCA) de cada modelo. A correlação (positiva ou negativa) entre a variável e seu PC combinada com o valor do eixo (positivo ou negativo) deste Componente Principal no modelo de Regressão resulta na natureza da influência (positiva ou negativa) de cada variável com a permanência das Florestas na Mata Atlântica. As correlações foram calculadas no Excel, a partir da ferramenta “Análise de Dados”.

3.4 Resultados

3.4.1 Modelos OLS, SLM e SEM

Os modelos OLS foram desconsiderados porque apresentaram maior autocorrelação espacial nos resíduos, maiores valores para os AIC e os menores resultados para os coeficientes de determinação (R^2). Tais resultados eram esperados devido a presença de autocorrelação espacial na variável resposta, detectada pelo Índice de Moran, na

fase de Análise Exploratória dos Dados Espaciais (Tabela S.A.2, Apêndice A). Para os modelos espaciais SLM e SEM constatamos que os valores estimados para o Índice de Moran, para o AIC e para o coeficiente de determinação (R^2) foram bastante similares. Ambos os tipos de modelos espaciais foram eficientes em controlar a autocorrelação espacial, apresentando um pequeno valor para o Índice Global de Moran dos resíduos (SLM Floresta = 0,009 e $p = 0,0001$; SEM Floresta = -0,003 e $p = 0,0001$). Quanto ao balanço entre ajuste e complexidade, medido pelo AIC, o modelo SEM apresentou o menor valor quando comparado com o modelo SLM (AIC SEM Floresta = 371.036; AIC SLM Floresta = 371.885). O coeficiente de determinação do modelo SEM foi sutilmente maior (R^2 Floresta = 0,15) que do modelo SLM (R^2 Floresta = 0,13) (Tabela S.A.2, Apêndice A). Por apresentarem os menores valores para o AIC e uma pequena autocorrelação nos resíduos, os modelos SEM mostraram-se mais adequados a esta pesquisa, em comparação aos modelos SLM. Portanto, vamos detalhar e explorar os resultados do modelo SEM Floresta.

3.4.2 Modelos SEM

Para a variável Floresta, o modelo SEM com menor AIC foi construído a partir de uma matriz de pesos espaciais que considerou 35km como distância mínima entre os centroides. Este modelo apresentou o menor AIC (371.036) dentre os modelos SEM analisados e uma autocorrelação negativa e muito baixa nos resíduos (I Moran = -0,003, $p = 0,0001$). O modelo SEM apresentou uma capacidade de explicação baixa para a manutenção dos fragmentos de floresta na Mata Atlântica (pseudo $R^2 = 0,13$). Já o valor do coeficiente lambda ($\lambda = 0,80$) confirma que há uma relação de dependência espacial positiva e muito alta entre o erro espacial e os erros da vizinhança. Este resultado indica que o componente espacial é muito relevante para a explicação da manutenção dos remanescentes de floresta no bioma Mata Atlântica.

No modelo SEM as estimativas para os coeficientes de regressão foram significativas para a variável espacial lambda (λ) e para 10 das 13 variáveis preditoras avaliadas dentro dos Componentes Principais (PC). Para os PC de variáveis Socioeconômicas (PC1 Socio), de Usos Rurais (PC2 Rural) e Bioclimáticas (PC4 Bio), a análise de regressão espacial não evidenciou relação significativa com a permanência das áreas de floresta na Mata Atlântica. Todas as estimativas significativas no modelo SEM possuem um valor baixo para os Erros Padrão, o que confere ao modelo uma boa

capacidade preditiva (Tabela 1). Dos Componentes Principais de variáveis predictoras que foram significativos no modelo SEM - Floresta, as Físicas (PC1, PC2 e PC3) e de Usos Rurais (PC1) apresentaram uma relação positiva com a permanência dos fragmentos de Floresta na Mata Atlântica. Já os PCs de Bioclimáticas (PC1, PC2 e PC3), de Acessibilidade (PC1), de Governança (PC1) e um componente de variáveis Físicas (PC4) estão associadas de forma negativa com a manutenção das áreas de Florestas (Tabela 1 e Figura 20).

Tabela 1 – Resultados das estimativas para os coeficientes do modelo SEM

Variável	Coeficiente	Erro Padrão	z-valor	Probabilidade
CONSTANTE	27,75	0,27	102,18	0,0000
PC1 Físicas	2,49	0,11	22,66	0,0000
PC2 Físicas	1,61	0,09	17,97	0,0000
PC3 Físicas	1,84	0,08	23,68	0,0000
PC4 Físicas	-1,41	0,10	-13,64	0,0000
PC1 Bioclimáticas	-1,23	0,10	-11,82	0,0000
PC2 Bioclimáticas	-0,64	0,12	-5,17	0,0000
PC3 Bioclimáticas	-0,52	0,11	-4,64	0,0000
PC4 Bioclimáticas	-0,13	0,15	-0,89	0,3728*
PC1 Socioeconômicas	-0,02	0,02	-0,94	0,3488*
PC1 Usos Rurais	1,60	0,06	25,94	0,0000
PC2 Usos Rurais	0,05	0,09	0,60	0,5485*
PC1 Acessibilidade	-0,87	0,09	-9,68	0,0000
PC1 Governança	-0,78	0,16	-4,81	0,0000
LAMBDA (λ)	0,80	0,01	67,96	0,0000

Fonte: Elaboração própria.

* Componentes Principais não significativos no modelo SEM

3.4.3 Variáveis mais relevantes nos Componentes Principais

No modelo SEM os Componentes Principais (PC) com maior relação positiva com a permanência de florestas são as variáveis Físicas (PC1 = 2,49; PC3 = 1,84) e de Usos Rurais (PC1 = 1,60). Um outro componente de Físicas favorece a manutenção de Florestas, porém, em menor intensidade (PC2 = 1,61) (Tabela 1 e Figura 20). Para o PC1 Físicas as variáveis com relação positiva na permanência das florestas são variáveis de solo (carbono orgânico, teor de nitrogênio, teor de argila) e topografia (elevação). A variável de solo teor de areia possui uma correlação negativa muito alta com o PC1 Físicas, que tem sinal positivo, o que implica na relação negativa desta

variável com a permanência das florestas. Para o PC3 Físicas as variáveis mais importantes em termos de relação positiva são as de topografia (inclinação, aspecto e elevação). Por outro lado, observamos uma correlação negativa moderada entre as variáveis de solo (pH da água) e hidrografia (Distância aos rios) e o PC3 Físicas, que tem sinal positivo, o que resulta em uma relação negativa destas variáveis com a permanência de florestas. Para o PC2 Físicas as variáveis mais importantes em termos de relação positiva são as de solo (pH na água e teor de areia) e topografia (inclinação e elevação). Já a variável de solo teor de água, está correlacionada de forma negativa e moderada com o PC2 Físicas, que tem sinal positivo, o que implica na relação negativa desta variável com a permanência de florestas. Para o PC1 Usos Rurais, a variável mais importante é a agricultura seguida pela silvicultura (Distância às áreas de agricultura e silvicultura), as quais apresentam correlação positiva com o PC1 Usos Rurais, que tem sinal positivo, o que denota uma relação positiva destas variáveis com a permanência das florestas (Figura 20).

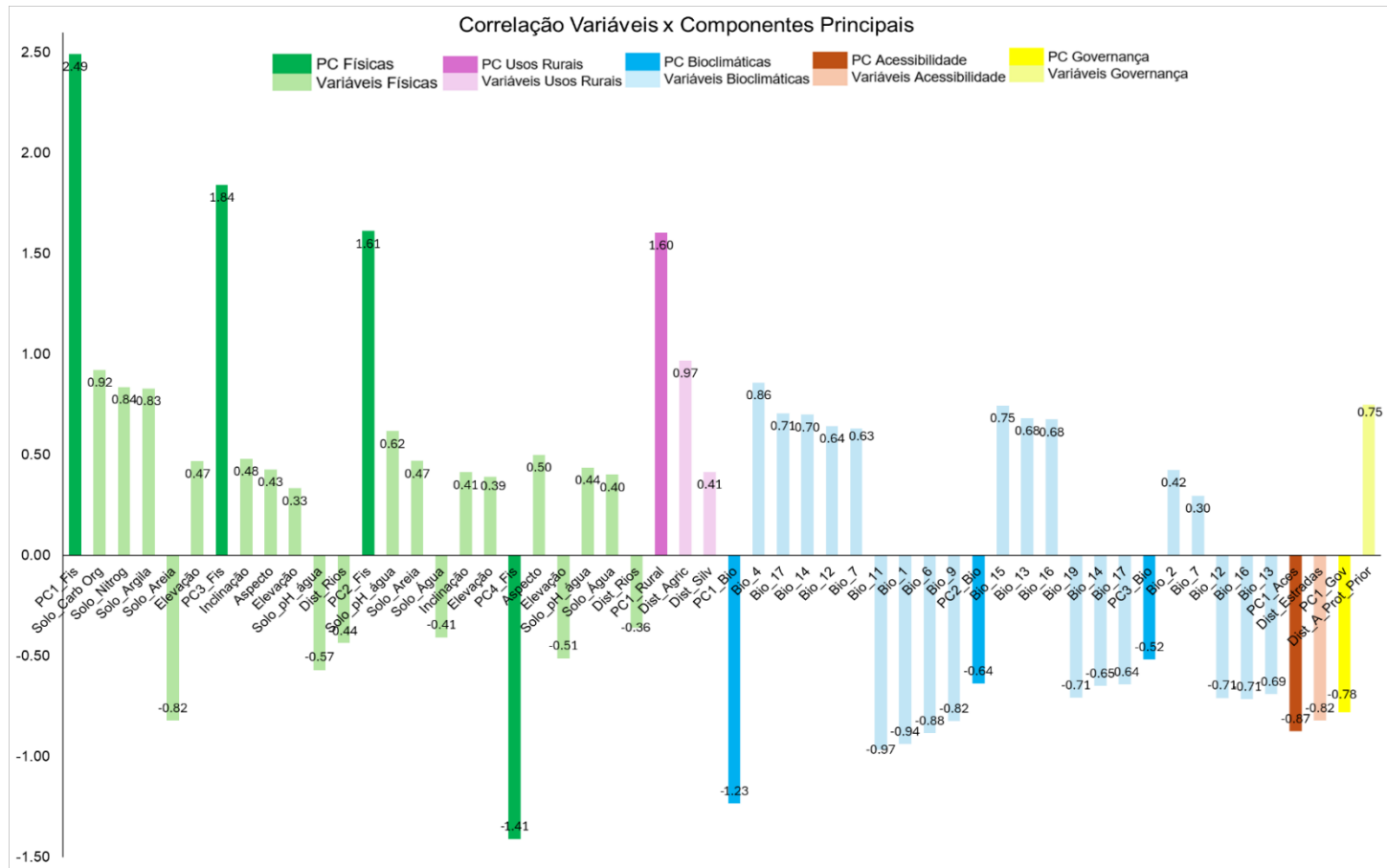
Os Componentes Principais (PC) de variáveis preditoras relacionados de forma negativa com a presença de florestas possuem intensidade variando de alta para Físicas (PC4 = -1,41) e Bioclimáticas (PC1 = -1,23), moderada para Acessibilidade (PC1 = -0,87) e Governança (PC1 = -0,78) e baixa para outros componentes Bioclimáticos (PC2 = -0,64 e PC3 = -0,51) (Tabela 1 e Figura 20). As variáveis de topografia (aspecto) e de solo (pH na água e teor de água) apresentaram correlação positiva com o PC4 Físicas (que é negativo) o que implica que elas possuem uma relação negativa com a permanência das Florestas. Por outro lado, houve correlação negativa moderada e baixa entre o PC4 Físicas e as variáveis de topografia (elevação) e hidrografia (Distância aos rios) o que significa que tais variáveis possuem relação positiva na permanência das florestas.

Para as Bioclimáticas, houve correlação positiva entre as variáveis Bio-4, Bio-17, Bio-14, Bio-12, Bio-7 e o PC1 (que tem sinal negativo) o que resulta na relação negativa destas variáveis com a permanência das florestas. Já as variáveis Bio-11, Bio-1, Bio-6, Bio-9 apresentaram correlação negativa muito alta com PC1, o que faz com que elas tenham uma relação positiva com a permanência das florestas. Houve correlação positiva entre as variáveis Bio-15, Bio-13, Bio-16 e o PC2 de Bioclimáticas (que tem sinal negativo), o que implica em uma relação negativa destas variáveis com a permanência das florestas. Entre as variáveis Bio-19, Bio-14, Bio-17 e o PC2 a

correlação foi alta e negativa, o que resulta na relação positiva destas variáveis com a permanência das florestas. Entre as variáveis Bio-2 e Bio-7 e o PC3-Bio (que tem sinal negativo) observamos uma correlação positiva e moderada, logo tais variáveis possuem relação negativa com a permanência das florestas. Entre as variáveis Bio-12, Bio-16, Bio-13 e o PC3-Bio houve alta correlação negativa, o que resulta na relação positiva destas variáveis com a permanência das florestas (Figura 20).

Entre o PC1 Acessibilidade (que tem sinal negativo) e as variáveis Distância às rodovias/ferrovias e Distância às estradas locais observamos alta correlação negativa, o que implica na relação positiva destas variáveis com a permanência das florestas. Entre o PC1 Governança (que tem sinal negativo) e as variáveis Distância às Áreas Protegidas e Distância às Áreas Prioritárias para Conservação da Mata Atlântica observamos uma correlação muito alta e positiva, o que implica na relação negativa destas variáveis com a permanência das florestas (Figura 20).

Figura 20 – Componentes Principais (PCs) e correlação entre os PCs e as variáveis do modelo SEM



Fonte: Elaboração própria.

3.5 Discussão

Os resultados do modelo SEM indicam que as variáveis Físicas, especialmente a qualidade do solo (carbono orgânico, teor de nitrogênio, teor de argila) e as características do relevo (inclinação e elevação), favorecem a manutenção da vegetação florestal na Mata Atlântica. A presença de água (contexto biótico) tem ação positiva e negativa com a permanência das florestas da Mata Atlântica. Observamos, no PC3, que quanto mais próximo dos rios, maior a possibilidade de permanência das florestas; no PC4 ocorreu o contrário, com a permanência das florestas sendo mais provável à medida que a distância em relação aos rios aumenta. Além disso, os dados apontam que quanto menor o teor de água no solo menor a permanência de florestas nativas (PC2 e PC4). Uma possível justificativa para a associação positiva entre nossas variáveis biofísicas (solo, relevo e presença de água) e as florestas é o fato de que a distribuição das espécies de plantas na Mata Atlântica é influenciada de forma preponderante pela altitude (elevação), precipitação e por características do solo, que por sua vez, variam com o gradiente altitudinal (Eisenlohr & Oliveira-Filho, 2015; Marques et al., 2011; Oliveira-Filho & Fontes, 2000; Sanchez et al., 2013). Quanto às características do solo, estudos demonstram que a umidade, a razão carbono/nitrogênio e o percentual de areia e argila, por exemplo, influenciam a fenologia das espécies arbóreas e a decomposição da serrapilheira, o que, juntamente com o clima, afeta a ciclagem de nutrientes e outros processos ecossistêmicos importantes para a manutenção das florestas (Martins et al., 2015; Quesada et al., 2012; Townsend et al., 2008; Wang et al., 2020).

Além de serem preditoras da ocorrência das florestas, variáveis ligadas ao relevo (inclinação, elevação, aspecto), à qualidade do solo e à presença de água (rios, precipitação) influenciam direta e indiretamente nas mudanças no uso e cobertura do solo, podendo gerar a perda de florestas (Curtis et al., 2018; Geist & Lambin, 2002; Van Soesbergen, 2016) ou contribuir para a permanência das florestas, como evidenciamos nesse estudo. De fato, estudos anteriores demonstram que a relação positiva entre a manutenção ou a regeneração florestal na Mata Atlântica ocorre principalmente nos locais com altitudes elevadas e declives mais acentuados bem como nas áreas mais próximas dos rios e com maior média anual de precipitação (Bicudo da Silva et al., 2020; Molin et al., 2017; Piffer et al., 2022; Rodrigues et al., 2019; Silva et al., 2007; Teixeira et al., 2009).

A preservação da vegetação florestal nos ambientes mais íngremes é explicada parcialmente pela questão Legal porque muitas dessas áreas se enquadram na categoria de Áreas de Preservação Permanente (APPs), onde o desmatamento é proibido pela Lei de Proteção da Vegetação Nativa (Lei nº 12.651/2012), também conhecida por Código Florestal Brasileiro (Brasil, 2012). Esta mesma Lei, estabelece os rios, os cursos d'água e a vegetação do entorno (vegetação ripária) como APPs, o que certamente contribui para a relação positiva observada entre os rios e a manutenção ou regeneração das florestas da Mata Atlântica. No caso das áreas íngremes/encostas, ainda que não sejam APPs, a dificuldade de acesso com maquinários e os solos mais pobres podem impedir ou dificultar o desmatamento, tornando esses locais menos atraentes para atividades agropecuárias o que está relacionado aos custos de oportunidade (Apan & Peterson, 1998; Baptista & Rudel, 2006; da Silva et al., 2018; Southworth & Tucker, 2001). Já a manutenção das florestas próximas aos rios (vegetação ripária) parece ser uma consequência mais direta do cumprimento do Código Florestal, já que são áreas planas, com solos férteis e com mais aptidão para a agricultura o que torna esses locais mais propensos ao desmatamento (Crouzeilles et al., 2020; Putz et al., 2018; Rosa et al., 2021; Teixeira et al., 2009). Em complemento ao Código Florestal, cabe destacar a Lei Federal nº11.428/2006 (Lei da Mata Atlântica) que dispõe sobre o corte e a supressão da vegetação primária e de estágios sucessionais mais avançados no Bioma, dentre outras medidas de preservação (Brasil, 2006). Contudo, mesmo estando em áreas protegidas pela Lei, ainda ocorre desmatamento ilegal nas áreas de vegetação ripária e em outras APPs da Mata Atlântica. Além disso, as estimativas apontam para um “déficit legal” de mais de 7 milhões de hectares de áreas de vegetação ripária para o bioma (Guidotti et al., 2021; Rezende et al., 2018).

Na Mata Atlântica, onde predominam desde muito tempo as matrizes antrópicas especialmente de agricultura (Goulart et al., 2015; Ribeiro et al., 2009; Silva & Casteleti, 2005) a conservação da vegetação ripária é de extrema importância já que essas áreas abrigam muitas espécies de plantas endêmicas do bioma (Neves et al., 2017), atuam como habitats e corredores ecológicos, promovendo a conectividade da paisagem além de prover serviços ecossistêmicos essenciais (Celentano et al., 2017; Naiman & Décamps, 1997; Nóbrega et al., 2020; Riis et al., 2020). Estudos apontam ainda que a regeneração dessas áreas seria a forma mais eficaz de alcançar o total

de vegetação ripária que deve estar preservada em APPs, conforme o Código Florestal (Goulart et al., 2015; Rezende et al., 2018).

Voltando aos nossos resultados mais relevantes, observamos que quanto mais distante das Áreas Protegidas e das Áreas Prioritárias para Conservação da Mata Atlântica, menor a permanência das florestas, evidenciando a relação positiva entre as variáveis antrópicas de Governança e a presença de florestas no bioma. Logo, nosso estudo confirmou a importância das Áreas Protegidas para a preservação das florestas nativas da Mata Atlântica, o que vai de encontro aos resultados de outras pesquisas em Florestas Tropicais (Busch & Ferretti-Gallon, 2017; Gaston et al., 2008; Geldmann et al., 2013; Sobral-Souza et al., 2018; Watson et al., 2014). Contudo, as Áreas Protegidas e seus entornos são impactados negativamente pelas atividades antrópicas, principalmente pela agropecuária, no caso da Mata Atlântica, o que compromete sua funcionalidade como Unidade de Conservação (Martínez-Ramos et al., 2016) e demanda cada vez mais ações de Gestão Ambiental e Governança para mitigar esses impactos negativos (de Marques et al., 2016; Freitas Lima & Ranieri, 2018; Tabarelli et al., 2010).

Uma questão fundamental envolvida no contexto de Áreas Protegidas é que nossos resultados reforçam a tendência já observada em estudos prévios de que proximidade entre as manchas de floresta é um fator muito importante para a conservação ambiental porque garante a persistência das florestas remanescentes e facilita a regeneração das áreas degradadas do entorno (Crk et al., 2009; Crouzeilles et al., 2020; Piffer et al., 2022). Além disso, o modelo espacial autorregressivo (SEM) gerou um valor alto e significativo para o coeficiente lambda ($\lambda = 0,80$) indicando que o componente espacial é muito relevante para a explicação da manutenção dos remanescentes de floresta no bioma Mata Atlântica. Esses conhecimentos podem contribuir para um manejo territorial mais eficiente da Mata Atlântica, que tem uma paisagem muito fragmentada e com poucas áreas contínuas de florestas preservadas e protegidas em Unidades de Conservação (Broggio et al., 2024; Guimarães et al., 2023; Rezende et al., 2018; Vancine et al., 2024). Neste contexto, é fundamental que os programas de preservação e regeneração das florestas nativas do bioma sejam direcionados também para os pequenos remanescentes florestais, em terras privadas, que somados, representam uma parte considerável das áreas florestais do bioma (Gavioli et al., 2022; Metzger et al., 2017; Santos et al., 2022).

Para o Componente Principal de Bioclimáticas, o modelo SEM não apontou um padrão consistente de relação positiva ou negativa das variáveis de temperatura e precipitação com a manutenção da vegetação florestal da Mata Atlântica. No entanto, as pesquisas evidenciam a importância de variáveis climáticas (temperatura, precipitação e sazonalidade) na ocorrência, composição e estrutura e na persistência das florestas tropicais (Bañares-de-Dios et al., 2022; Condit et al., 1996; de Rezende et al., 2015). Além disso, modelos de predição sugerem uma elevada perda de biodiversidade nas florestas tropicais e vários impactos negativos nos serviços ecossistêmicos em consequência das mudanças climáticas (Aguirre-Gutiérrez et al., 2020; Costa et al., 2023; Nobre et al., 2016). Assim sendo, nossos resultados inconclusivos não excluem a importância dos fatores climáticos para a ocorrência e a conservação das remanescentes de florestas nativas da Mata Atlântica. Nesse sentido, incentivamos a realização de mais pesquisas que investiguem as causas da permanência dos ambientes florestais na Mata Atlântica, aprofundando a relação das variáveis climáticas a partir de outras abordagens metodológicas.

O modelo SEM estimou ainda que quanto mais distante das áreas de agricultura e silvicultura e das vias de acesso (rodovias/ferrovias/estradas locais), maior a chance da permanência de florestas na Mata Atlântica, corroborando o impacto negativo destas variáveis antropogênicas para a conservação da biodiversidade, especialmente por causar o desmatamento e a fragmentação florestal (Armenteras et al., 2017; Bos et al., 2020; Busch & Ferretti-Gallon, 2017; Jayathilake et al., 2021). Nossos resultados concordam com os estudos sobre o desmatamento, o que faz sentido, já que uma premissa para a manutenção das florestas seria não haver desmatamento. A relação entre desmatamento e as atividades ligadas agricultura e a pecuária é amplamente demonstrada na Mata Atlântica (Calaboni et al., 2018; de Toledo et al., 2024; Guimarães et al., 2023; Ramos et al., 2022; Silveira et al., 2022; Tabarelli et al., 2010), no bioma Amazônico (Bos et al., 2020; Fearnside, 2005, 2008; Hänggli et al., 2023; Lapola et al., 2023) e em outros ambientes tropicais (Laurance et al., 2014; Oakley & Bicknell, 2022; Wright, 2010). Além disso, a perda de florestas está fortemente associada à proximidade com estradas/rodovias, construídas para escoar os insumos e os produtos do setor agrícola. As estradas aumentam a acessibilidade humana às áreas florestais, o que somado à intensa atividade agropecuária, provoca outras mudanças negativas na cobertura e no uso da terra e diversos impactos

negativos na biodiversidade e no clima (Bennett, 2017; Fearnside, 2007; Freitas et al., 2010; Lapola et al., 2014).

Ainda com relação aos impactos negativos das variáveis antrópicas, cabe lembrar que os solos com maior aptidão agrícola (e.g. mais férteis e planos) são mais propensos ao desmatamento, como discutimos anteriormente. Nesse contexto, nossos resultados acerca da relação negativa da presença de água no solo com a permanência das florestas e da relação positiva da Distância aos rios (PC4) com a permanência das florestas se justificam. As áreas com maior teor de água no solo podem coincidir com terrenos mais planos ou férteis, como é o caso das áreas de florestas ripárias/matias ciliares, o que torna esses ambientes mais propensos para a conversão em usos para a agricultura (Maracahipes-Santos et al., 2020; Rodrigues et al., 2020; Rosa et al., 2021). Embora o Código Florestal (Lei nº 12.651/2012) estabeleça a proteção obrigatória das matas ciliares como Áreas de Preservação Permanente (APPs), estudos indicam que ainda ocorrem desmatamentos nesses locais (Bomfim et al., 2023; Maracahipes-Santos et al., 2020; Mello et al., 2022). Estes fatos associados a condições climáticas (maior pluviosidade) e à presença de estradas potencializam a implementação das áreas agrícolas, o aumento das populações e da infraestrutura gerando um loop de efeitos negativos relacionados ao desmatamento, a fragmentação e a perda de biodiversidade (Busch & Ferretti-Gallon, 2017; Jusys, 2016; Moreira-Dantas & Söder, 2022; Vancine et al., 2024). No caso da Mata Atlântica, o longo histórico de uso e ocupação (Dean, 1996) fez com que mais da metade da área do bioma seja ocupado por agricultura, nas chamadas “áreas consolidadas” com culturas de café, cana-de-açúcar e soja, além de áreas de pastagem (Campos, 2011; EMBRAPA, 2019). Com isso, atualmente não há na Mata Atlântica uma expansão abrupta das áreas de agrícolas, como ocorre na Amazônia e no Cerrado brasileiros, onde a abertura de estradas tem uma forte relação com as novas áreas plantadas (Fearnside, 2007; Laurance & Balmford, 2013; Lima Costa et al., 2022; Pires, 2020).

Na Mata Atlântica, as demandas mais recentes por novas estradas/rodovias parecem estar ligadas principalmente à expansão do mercado imobiliário das grandes cidades que ocupam o bioma. Um exemplo desse processo foi observado no estudo de Teixeira et al. (2009) no qual a taxa de desmatamento recente (entre 1981 e 2000) foi maior em áreas mais próximas à cidade de São Paulo, onde houve melhorias das

estradas em função da especulação fundiária para a construção de condomínios e casas de campo. Em outro estudo feito na Mata Atlântica, o desmatamento entre os anos de 1981 e 2000 decorreu da expansão das áreas de agricultura e de estradas; a expansão de estradas, por sua vez, foi relacionada à proximidade da cidade de São Paulo (Freitas et al., 2010). Sendo assim, nossos resultados são coerentes com os estudos sobre desmatamento e fragmentação, mas contribuem de forma inédita no sentido de que investigamos e a relação das variáveis de agricultura e acessibilidade com a permanência dos remanescentes florestais, constatando a relação negativa entre essas variáveis, tal como ocorre para o desmatamento. Considerando que o impacto negativo das variáveis antropogênicas (em especial agricultura e estradas) nas florestas da Mata Atlântica é uma ameaça crescente, nosso estudo reforça a importância de que mais medidas de manejo e mitigação sejam aplicadas para minimizar estes impactos. Nesse contexto, recomendamos que sejam implementadas e aperfeiçoadas políticas públicas com foco no planejamento territorial, inclusive das grandes cidades, de forma a regulamentar e fiscalizar as obras de infraestrutura ligadas ao mercado imobiliário.

O Componente Principal de variáveis Socioeconômicas não foi significativo, segundo estimativas do modelo SEM. Este resultado diverge do que esperávamos, tendo em vista que fatores demográficos, como alta densidade populacional, e econômicos, especialmente as demandas do mercado de commodities, estão negativamente associados a perda das florestas, que dão lugar às áreas de plantio ou a empreendimentos de infraestrutura ou construções residenciais e comerciais (Armenteras et al., 2017; Busch & Ferretti-Gallon, 2017; Faria & Almeida, 2016; Prochazka et al., 2023). Além disso, já foi constatado que a regeneração das florestas é influenciada por variáveis biofísicas (disponibilidade de sementes, crescimento e sobrevivência das espécies de plantas) e por questões socioeconômicas (Bullock et al., 2011; Crouzeilles et al., 2021; Pienkowski et al., 2024). Por exemplo, o desenvolvimento econômico do setor urbano/industrial pode reduzir a pressão pelo uso da terra para commodities; ou os custos de oportunidade altos tornam as terras menos atrativas para agricultura mecanizada e para a pecuária, como ocorre nas áreas mais íngremes, o que facilita permanência e a regeneração florestal (Borda-Niño et al., 2020; Crk et al., 2009; Crouzeilles et al., 2021; da Silva et al., 2018). Em um estudo recente na Mata Atlântica, Piffer et al. (2022) constataram que as florestas

têm mais probabilidade de se regenerar, persistir por mais tempo e sobreviver nos municípios com alto PIB e rendimento agrícola, a tendência oposta foi observada nos municípios com maior população. Por outro lado, Zanella et al. (2017) analisaram as variáveis ligadas ao desmatamento e à fragmentação florestal em 518 municípios da Mata Atlântica de Minas Gerais e concluíram que as variáveis físicas (inclinação média e altitude média) foram mais importantes para determinar as métricas de desmatamento e de fragmentação florestal do que os fatores socioeconômicos.

Embora nossa pesquisa seja acerca dos fatores envolvidos na manutenção dos fragmentos florestais da Mata Atlântica, nossos resultados, podem ter refletido a tendência descrita por Zanella et al. (2017) para o desmatamento, com a predominância dos efeitos das variáveis físicas. Uma possível explicação para a ausência de resultados significativos para o PC Socioeconômicas pode ser em função da unidade de análise (informações sintetizadas por municípios) que implica que os dados do IBGE foram gerados em resolução baixa, se comparados aos dados da variável dependente (cobertura florestal) e das variáveis biofísicas (topografia, solos, clima etc.). Este é um problema relativamente comum e por essa razão os estudos sobre mudanças no uso e cobertura do solo (LULC) incluem mais variáveis biofísicas e poucas socioeconômicas (Van Soesbergen, 2016). Portanto, para entender melhor o fenômeno da manutenção das florestas da Mata Atlântica, estudos locais com dados demográficos e econômicos mais detalhados nos dar mais conhecimento sobre o efeito dos aspectos socioeconômicos no fenômeno em análise.

É possível ainda que a ausência de resultados significativos para o componente Socioeconômico seja por uma incapacidade do modelo espacial utilizado por nós (SEM) ou por uma limitação dos dados de entrada. No entanto, essas questões não invalidam o fato de que os modelos espaciais como o SEM sejam adequados para estudos regionais, que incluem informações ambientais e socioeconômicas e que lidam com a autocorrelação (Anselin & Bera, 1998; Overmars et al., 2003). Outra justificativa plausível para a ausência de estimativas com significância para as variáveis demográficas e econômicas no modelo SEM pode ser devido a não inclusão de outras variáveis socioeconômicas importantes para presença de florestas da Mata Atlântica. Tendo em vista que muitos estudos apontam os fatores socioeconômicos como importantes impulsionadores para o desmatamento e além do seu papel na preservação e regeneração florestal, em futuros estudos como este, com foco na

permanência das florestas, será importante testar outros modelos espaciais, como o GWR que é um modelo de alcance local (Fotheringham, Brunsdon & Charlton, 2002) ou o Spatial Durbin Model (SDM), indicado nos casos em que não são testadas variáveis preditoras relevantes (e autocorrelacionadas) que possuem correlação com pelo menos uma variável explicativa incluída no modelo de regressão (Almeida, 2012; LeSage & Pace, 2009). Também será válido incluir outras variáveis socioeconômicas, além das consideradas nesse estudo que foram PIB (variação temporal e média), População (variação da População Total, Urbana e Rural) e Empregos (média de Empregos Urbanos e Rurais).

3.6 Conclusão

Nossa principal conclusão é que a manutenção das florestas nativas da Mata Atlântica está relacionada principalmente com os fatores biofísicos e que as ações antrópicas ligadas à Governança exercem um importante papel na preservação das Florestas. Por outro lado, evidenciamos que as variáveis antrópicas de Acessibilidade e Usos Rurais, especialmente as atividades de agricultura e silvicultura, estão associadas de forma negativa com a permanências das Florestas na Mata Atlântica. Nesse contexto e diante das crescentes demandas do mercado de commodities agrícolas e de outras pressões antrópicas, são necessários Programas de incentivo à Restauração e/ou a Regeneração Florestal e medidas de manejo e mitigação para garantir a manutenção das florestas nativas da Mata Atlântica.

Quanto às limitações do estudo, é importante considerar que os efeitos das variáveis podem variar com a escala e com o contexto, assim como ocorre com as variáveis ligadas ao desmatamento e a regeneração florestal (Apan & Peterson, 1998; Arroyo-Rodríguez et al., 2015; Ferrer Velasco et al., 2020; Geist & Lambin, 2002). Portanto, os resultados aqui apresentados devem ser extrapolados com cautela, por se tratar de estimativas generalizadas para o bioma Mata Atlântica.

A despeito das limitações, nosso estudo pode contribuir por ser inovador no sentido que investigamos as causas da permanência das florestas na Mata Atlântica, ainda que tenhamos identificado uma semelhança de relação com as variáveis ligadas à regeneração florestal. Descobrimos ainda que, da mesma forma que as variáveis antrópicas (atividades agrícolas e vias de acesso) influenciam no desmatamento, estas variáveis possuem uma relação negativa com a permanência das florestas

nativas da Mata Atlântica. Nesse contexto, o manejo das paisagens altamente fragmentadas, como é caso da Mata Atlântica (Rezende et al., 2018; Ribeiro et al., 2009; Vancine et al., 2024) deve considerar o papel funcional das florestas secundárias e dos pequenos remanescentes florestais em propriedades privadas, que dominam a paisagem (Diniz et al., 2021; Poorter et al., 2021; Sloan et al., 2016; Turner & Corlett, 1996). Também é fundamental conservar as áreas de vegetação ripária e outras APPs, que além de serem habitat para muitas espécies, servem como áreas-fonte de sementes e facilitam a regeneração de áreas desmatadas ou perturbadas do entorno, além de possibilitar a permanência dos fragmentos florestais remanescentes na paisagem (Crouzeilles et al., 2019, 2020; Piffer et al., 2022; Zahawi et al., 2021).

4 ANÁLISE ESPACIAL DA PERMANÊNCIA DAS FLORESTAS NA MATA ATLÂNTICA: UMA EXPLICAÇÃO GLOBAL OU CAUSAS LOCAIS?

4.1 Resumo

A Mata Atlântica abriga elevada biodiversidade e alto endemismo, associados à sua ampla variação latitudinal, altitudinal e climática. Apesar de sua importância, o bioma sofreu intensa degradação que resultou em uma paisagem dominada por pequenos fragmentos florestais. Nosso objetivo é compreender a relação entre fatores ambientais e socioeconômicos e a permanência dos remanescentes florestais da Mata Atlântica, avaliando se esses padrões variam geograficamente. Para isso, foram testados três tipos de regressão espacial: Modelo de Defasagem Espacial – SLM, Modelo do Erro Espacial – SEM e Regressão Geograficamente Ponderada – GWR. O estudo considerou 48 variáveis preditoras relacionadas à ocorrência, manutenção, regeneração florestal e desmatamento. A Análise de Componentes Principais (ACP) foi utilizada para reduzir a dimensionalidade dos dados. O modelo GWR apresentou o melhor desempenho ($AICc = 363.149$; $R^2a = 0,32$), superando os modelos SEM ($AIC = 371.036$; $R^2 = 0,15$) e SLM, cujos resultados foram inferiores. A superioridade do GWR deve-se à sua capacidade de capturar a variabilidade espacial dos dados em um contexto de não estacionariedade. Os modelos GWR e SEM identificaram padrões consistentes: variáveis físicas como elevação, inclinação e atributos do solo (carbono orgânico, nitrogênio, argila) foram positivamente associadas à permanência das florestas, assim como as ações de governança. Por outro lado, variáveis ligadas à acessibilidade (estradas, rodovias, ferrovias), à agricultura e à silvicultura apresentaram relação negativa com a permanência das florestas. Concluímos que, embora o GWR ofereça estimativas locais, o que facilita a interpretação espacial dos resultados, os modelos GWR e SEM são complementares para o entendimento dos fatores que influenciam a manutenção das florestas da Mata Atlântica.

Palavras-chave: permanência florestal; modelo de erro espacial; regressão geograficamente ponderada; uso e cobertura da terra.

4.2 Introdução

A Mata Atlântica é um bioma que se destaca pela diversidade de espécies e pelo alto endemismo (de Souza et al., 2021; Laurance, 2009). A biodiversidade desse bioma está relacionada a sua extensão e localização geográfica, que abrange uma ampla faixa latitudinal e altitudinal, com diferentes condições climáticas (Galindo-Leal & Câmara, 2005; Oliveira-Filho & Fontes, 2000). Os fatores climáticos, edáficos e topográficos possibilitam a ocorrência de florestas com composições florísticas distintas (ombrófilas, semidecíduas) e condições ambientais muito heterogêneas, capazes de manter uma rica biota (Câmara, 2005; Eisenlohr & Oliveira-Filho, 2015; Oliveira-Filho & Fontes, 2000).

Além de abrigar uma alta diversidade de espécies da flora e da fauna, a Mata Atlântica é caracterizada por uma intensa ocupação humana (~120 milhões de habitantes) concentrada nas grandes cidades e regiões metropolitanas (IBGE, 2024). Em paralelo, nas áreas rurais estão a maior parte das terras agrícolas do país, com solos muito férteis (Lapola et al., 2014). Dessa forma, a industrialização nos centros urbanos e a expansão agrícola são os principais motores da economia das regiões ocupadas pela Mata Atlântica (Tabarelli et al., 2010) que respondem por 70% do PIB gerado no Brasil (MMA, 2022).

Embora tenha sido a segunda maior floresta tropical da América do Sul, a Mata Atlântica perdeu quase toda a sua cobertura de vegetação nativa e hoje é um hotspot mundial para a conservação da biodiversidade (Laurance, 2009; Myers et al., 2000; Ribeiro et al., 2009; Galindo Leal & Câmara, 2005). As alterações na paisagem e nas florestas da Mata Atlântica tiveram início com a colonização do Brasil, no século XVI, atingindo seu o ápice entre as décadas de 1950 a 1980, devido à expansão agrícola, urbanização e exploração madeireira (Dean, 1996; Joly et al., 2014; Tabarelli et al., 2010). Como consequência, estas florestas passaram por um intenso processo de desmatamento e uso da terra que resultou em uma paisagem com a predominância de fragmentos florestais pequenos (<50 ha) e isolados (Rezende et al., 2018; Ribeiro et al., 2009; Vancine et al., 2024). As mudanças na paisagem e o desmatamento tornam a Mata Atlântica, assim como as demais florestas tropicais, mais vulneráveis aos efeitos negativos das mudanças climáticas além de causar perdas imensas da biodiversidade (Bellard et al., 2012; de Lima et al., 2020; Scarano & Ceotto, 2015). Nas florestas da Mata Atlântica, tal como nas demais áreas tropicais, o

desmatamento, a fragmentação e a perda de habitat são a principal ameaça à manutenção da biodiversidade (Armenteras et al., 2017; Barlow et al., 2016).

Da mesma forma que a distribuição da biodiversidade nas florestas tropicais é condicionada por fatores ambientais como precipitação, temperatura e elevação (Eisenlohr & Oliveira-Filho, 2015; Oliveira-Filho & Fontes, 2000; Sanchez et al., 2013), o desmatamento nas florestas tropicais não é um processo aleatório no espaço (Rudel, 2015; Tabarelli et al., 2010). Os padrões de desmatamento e fragmentação nas florestas tropicais, assim como as demais mudanças no uso da terra, variam em função da topografia, da facilidade de acesso e dos custos de oportunidade (Amaral et al., 2025; Geist & Lambin, 2002; Tabarelli et al., 2010). Na Mata Atlântica, os diferentes contextos regionais, incluindo a densidade populacional e os aspectos culturais, associados às variáveis biofísicas, resultaram em paisagens muito variadas em relação ao tamanho e nível de perturbação dos fragmentos florestais (de Lima et al., 2020; Ribeiro et al., 2009; Vancine et al., 2024). Além dos contextos biofísico e socioeconômico, os determinantes do desmatamento e das mudanças no uso da terra mudam em função da escala e sofrem os efeitos das interações espaciais como a autocorrelação e a heterogeneidade espacial (Ferrer Velasco et al., 2020; Jusys, 2016).

As estimativas mais recentes sugerem que restam em torno de 20% da cobertura de vegetação original da Mata Atlântica (Amaral et al., 2025; Rezende et al., 2018; Vancine et al., 2024). Desse total de vegetação nativa remanescente, cerca de 10% estão em reservas naturais, o que explica a existência de poucos fragmentos grandes (≈ 100.000 ha), restritos à região da Serra do Mar, que abriga um complexo de Áreas Protegidas, e a outras Unidades de Conservação do interior do país, como o Parque Nacional do Iguaçu e a Chapada Diamantina (Ribeiro et al., 2009; Vancine et al., 2024). No entanto, a despeito de haver uma Lei (Código Florestal) que proíbe o desmatamento nas Unidades de Conservação de Proteção Integral, nas Áreas de Reserva Legal e nas Áreas de Preservação Permanente (Brasil, 2012), a perda de florestas por desmatamento ilegal e a fragmentação ainda ocorre nas Áreas Protegidas, aumentando os níveis de degradação das florestas da Mata Atlântica (Amaral et al., 2025; Broggio et al., 2024; de Marques et al., 2016).

Mesmo com toda a sua relevância ecológica e socioeconômica, as florestas remanescentes da Mata Atlântica, têm enfrentado muitos desafios de conservação e ainda sofrem com o desmatamento e a fragmentação, devido a pressões como a expansão agrícola, infraestrutura e atividades humanas. Embora o desmatamento na Mata Atlântica tenha diminuído nas últimas décadas, entre 2022 e 2023, foram perdidos 14.697 hectares de florestas nativas (SOS Mata Atlântica & INPE, 2024) e em 2023, 18.000 hectares foram desmatados ilegalmente, segundo os alertas monitorados pelo Projeto 'Mata Atlântica em Pé' (MapBiomas, 2024).

Diante do longo histórico de desmatamento e uso do solo na Mata Atlântica e das atuais pressões antrópicas, e considerando o alto grau de fragmentação das florestas do bioma, é importante compreender os processos envolvidos com a resiliência das florestas tropicais, que permitem a persistência das espécies em escalas espaciais amplas (Joly et al., 2014). Estudos que buscam entender o papel dos fatores biofísicos e socioeconômicos contribuem para o conhecimento das variáveis relacionadas ao aumento (regeneração) e à manutenção da cobertura florestal (Crouzeilles et al., 2020; Joly et al., 2014; Piffer et al., 2022).

Neste contexto, que envolve áreas extensas, como as de um bioma, os modelos estatísticos espaciais são uma ferramenta muito útil por considerar as particularidades dos dados ambientais, como a autocorrelação e a heterogeneidade espacial (Anselin, 1988; Anselin & Rey, 2014). Por essa razão, modelos de regressão espacial ou outras ferramentas de análise espacial tem sido usados para estudar as dinâmicas florestais, incluindo o desmatamento e a regeneração florestal na Mata Atlântica (Davis et al., 2019; Guimarães et al., 2023; Molin et al., 2017; Rosa et al., 2021; Molin Vancine et al., 2024) e em outros biomas brasileiros (Jusys, 2016; Santos et al., 2021; Trigueiro et al., 2020; Vallim & Leichsenring, 2025). Contudo, não temos conhecimento de estudos que aplicaram modelos espaciais para estudar as variáveis relacionadas com a permanência das florestas na escala do bioma. Sendo assim, este estudo tem como objetivos entender a relação entre o contexto ambiental (físico, biótico e socioeconômico) e a permanência dos fragmentos florestais da Mata Atlântica, avaliando se essa relação é comum em todo o bioma (explicação por um modelo de alcance Global) ou se há padrões distintos no espaço geográfico (explicação por um modelo de alcance Local).

Este estudo se justifica pela necessidade de compreender as causas envolvidas na permanência das florestas da Mata Atlântica, considerando que o desmatamento e a fragmentação florestal não ocorrem de forma aleatória. A ampla extensão territorial desse bioma está relacionada a diferentes contextos biofísicos e socioeconômicos. Os contextos socioeconômicos, especialmente nas regiões com altas densidades demográficas, podem ter influência nos processos de conservação e degradação florestal. Identificar esses padrões é essencial para subsidiar estratégias de conservação mais eficazes, uma vez que o entendimento dos fatores que promovem a permanência das florestas pode orientar políticas públicas voltadas à sustentabilidade e ao manejo territorial no bioma.

4.3 Métodos

4.3.1 Variáveis de Estudo

Esta pesquisa tem como foco investigar os fatores (variáveis preditoras) relacionados com a manutenção dos fragmentos florestais (variável resposta) da Mata Atlântica. Para representar a variável resposta utilizamos os dados da presença de vegetação nativa de porte arbóreo no bioma Mata Atlântica (mapas de cobertura e uso da terra) obtidos da Coleção 8 do MapBiomas, que abrange o período de 1985 a 2022 (Souza et al., 2020). Os dados originais do MapBiomas foram reclassificados com foco em manter apenas a classe de interesse (Formação Florestal), com os remanescentes florestais (Mata Atlântica Stricto Sensu). O produto dessa reclassificação com a classe Formação Florestal gerou 38 mapas raster. Para incorporar as informações dos anos de sobrevivência dos remanescentes florestais optamos por representar a variável resposta de forma contínua, o que permite aplicar testes quantitativos mais poderosos. Pela álgebra de mapas construímos um raster contendo as informações dos locais onde a vegetação nativa se manteve e por quanto tempo o remanescente persistiu dentro do recorte temporal do estudo que é de 38 anos. Ao final geramos um mapa representando a variável resposta Floresta (Quadro 3). A reclassificação dos rasters e a álgebra de mapas foram realizadas no Software Dinamica-EGO.

Nós selecionamos 48 variáveis preditoras relacionadas à ocorrência e manutenção das florestas, também consideramos variáveis ligadas ao desmatamento (Quadro 3). A seleção das variáveis foi embasada em estudos anteriores que associam a influência de fatores climáticos, biofísicos e humanos na dinâmica florestal. Por

exemplo, a presença de florestas é definida, em grandes escalas, por fatores climáticos (Holdridge, 1947; Stephenson, 1990) que associados ao relevo, a altitude e a composição química e física do solo, direcionam as condições biofísicas primárias para a existência das florestas (Oliveira-Filho & Fontes, 2000; Oliveira-Filho et al., 1994; Quesada et al., 2012; Ryan et al., 2006; Zeng et al., 2014). Além de serem determinantes da ocorrência das espécies de plantas que formam as florestas, na Mata Atlântica, estudos sugerem que as variáveis climáticas, as topográficas, em especial a altitude, e as variáveis do solo são os fatores mais importantes para a composição e a estrutura das comunidades de árvores (Marques et al., 2011; Martins et al., 2015; Sanchez et al., 2013).

A persistência (manutenção) ou a perda de uma floresta (desmatamento) dependem de uma complexa interação entre os determinantes climáticos e biofísicos e os fatores socioeconômicos de cada local ou região (Maure et al., 2022; Meyfroidt et al., 2013; Molin et al., 2017; Quesada et al., 2012; Trumbore et al., 2015). Em outras palavras, o destino (ou trajetória) de uma floresta localizada em um ambiente que sofreu ou ainda sofre intervenções antrópicas está diretamente ligado à continuidade e a natureza dessas ações, que afetam a mudança no uso e cobertura da terra (Geist & Lambin, 2002; Hansen et al., 2020; Rudel, 2007; Terborgh, 2000). Logo, uma área desmatada ou muito degradada pode ser conduzida à regeneração, quando ações de manejo e conservação são feitas, ou ser extinta, caso as perturbações continuem e se intensifiquem (Chazdon & Guariguata, 2016; Crouzeilles et al., 2021; Pienkowski et al., 2024; Piffer et al., 2022). Embora a perda de florestas tropicais seja um fenômeno complexo e multifatorial, que depende da escala, é consenso que o desmatamento tem relação com o crescimento populacional, com a expansão e intensificação da agricultura, com a extração de madeira e com a ampliação da infraestrutura, dentre outras atividades humanas (Angelsen, 1999; Jayathilake et al., 2021; Lambin et al., 2001; Wright, 2010). Das obras de infraestrutura, as estradas e rodovias são os principais fatores associados ao desmatamento das florestas tropicais (Armenteras et al., 2017; Geist & Lambin, 2002; Laurance et al., 2009; Pfaff, 1999; Rudel, 2007).

A preservação das florestas intactas e a recuperação das áreas alteradas, dependem das condições ambientais (bióticas e físicas) necessárias para manter as florestas. Por outro lado, algumas condições biofísicas podem estimular a perda de florestas ao atrair investimentos para a agricultura ou outros empreendimentos (custos de

oportunidade), no caso de solos muito férteis e terrenos mais planos (Borda-Niño et al., 2020; Chazdon & Guariguata, 2016; Crouzeilles et al., 2020; Tabarelli et al., 2010). Além disso, a conservação e regeneração das florestas dependem de ações de Governança que fomentem modos de produção mais sustentáveis nas terras particulares e que garantam a integridade das florestas nativas dentro e fora das Áreas Protegidas (Bernhard et al., 2024; Fischer et al., 2020; Hansen et al., 2020; Reydon et al., 2020). Assim, para investigar as causas da permanência das florestas na Mata Atlântica, priorizamos as variáveis biofísicas (clima, relevo e características químicas e físicas do solo) devido a sua relevância em capturar as condições ambientais primárias que suportam a existência das florestas.

As variáveis preditoras foram obtidas a partir de uma máscara da área de estudo que contempla os limites do Bioma Mata Atlântica no Brasil, definidos pela Lei nº 11.428/2006 - Lei da Mata Atlântica (Brasil, 2006). A janela temporal de busca dos dados para variáveis preditoras, quando pertinente, contemplou o período de 1985 a 2022, o que coincide com período de dados da Coleção 8.0 do MapBiomas, usados para criar nossa variável resposta. Além disso, os dados brutos que representam nossas variáveis preditoras e que originalmente apresentavam uma distribuição discreta foram transformados em dados contínuos a partir da elaboração de Mapas de Distância (Distância aos Rios, Distância às Rodovias etc.). Todas as variáveis foram padronizadas em arquivos formato raster, com resolução espacial de 30m, no Sistema de Coordenadas Geográficas EPSG: 4326 WGS-84. O processamento dos dados foi feito nos Softwares QGis e Dinamica-EGO.

Quadro 3 – Variáveis incluídas no estudo

Categoria	Descrição da Variável	Fonte
Variável Resposta	Remanescentes Florestais (Soma dos Mapas)	MapBiomass v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Variáveis Preditoras		
Físicas		
Topografia	Elevação (m)	FABDEM V.1-2 – Modelos Digitais de Elevação
Topografia	Declividade (%)	FABDEM V.1-2 – Modelos Digitais de Elevação
Topografia	Aspecto (Graus)	FABDEM V.1-2 – Modelos Digitais de Elevação
Solo	Teor de Argila no Solo (g/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Teor de Areia no Solo (g/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	pH na Água do Solo (pH*10)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Carbono Orgânico no Solo (dg/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Estoque de Carbono Orgânico no Solo (dg/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Teor de Nitrogênio no Solo (cg/kg)	SoilGrids – Mapas Digitais de Solo
Solo	Teor de Água no Solo	EMBRAPA – Mapas de Água Disponível do Solo
Hidrografia	Distância aos Rios/Cursos d'água	ANA - Hidrografia
Bioclimáticas		
	Bio_1 = Temperatura Média Anual (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_2 = Média da Amplitude Térmica Diária (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_3 = Isotermalidade (Bio_2/Bio_7*100) (%)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_4 = Temperatura Sazonal (desvio padrão*100) (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_5 = Temperatura Máxima do Mês mais Quente (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_6 = Temperatura Mínima do Mês mais Frio (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_7 = Faixa de Temperatura Anual (Bio_5-Bio_6) (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_8 = Temperatura Média do Trimestre mais Chuvoso (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_9 = Temperatura Média do Trimestre mais Seco (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_10 = Temperatura Média no Trimestre mais Quente (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos

	Bio_11 = Temperatura Média no Trimestre mais Frio (°C)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_12 = Precipitação Anual (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_13 = Precipitação do Mês mais Chuvoso (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_14 = Precipitação do Mês mais Seco (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_15 = Sazonalidade da Precipitação (Coef. de Variação)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_16 = Precipitação do Trimestre mais Chuvoso (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_17 = Precipitação do Trimestre mais Seco (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_18 = Precipitação do Trimestre mais Quente (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
	Bio_19 = Precipitação do Trimestre mais Frio (mm)	WorldClim – Dados Climáticos Históricos
Socioeconômicas		
Demográfica	Crescimento da População Total	IBGE – Censo Demográfico
Demográfica	Crescimento da População Rural	IBGE – Censo Demográfico
Demográfica	Crescimento da População Urbana	IBGE – Censo Demográfico
Econômica	Variação do Produto Interno Bruto Municipal (PIB)	IBGE – PIB Municipal
Econômica	Média do Produto Interno Bruto (PIB)	IBGE – PIB Municipal
Econômica	Média de Empregos Rurais (N°)	IBGE - Trabalho
Econômica	Média de Empregos Urbanos (N°)	IBGE - Trabalho
Econômica	Média de Empregos Formais Total (Urbano e Rural) (N°)	IBGE - Trabalho
Usos Rurais		
Pecuária	Distância às Pastagens	MapBiomias v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Uso Agrícola	Distância às Florestas Plantadas (Silvicultura)	MapBiomias v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Uso Agrícola	Distância aos Usos Agrícolas Parcial*	MapBiomias v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Uso Agrícola	Distância aos Usos Agrícolas Total**	MapBiomias v. 8.0 – Mapas de Cobertura e Uso da terra
Pecuária	Número de Cabeças de Boi (Gado) - Média	IBGE – Censo Agropecuário
Uso Agrícola	Área de Pivôs Centrais (ha) - Média	ANA – Agricultura Irrigada por Pivôs
Acessibilidade		

Rodovias e ferrovias	Distância às Estradas/Ferrovias	MapBiomias v. 6.0 – Dados de Infraestrutura
Estradas locais	Distância às Estradas Vicinais	OpenStreetMap – Dados
Governança		
Política Pública	Distância às Áreas Protegidas***	Governo Federal - Unidades de Conservação – CNUC_2023_02
Política Pública	Distância às Áreas Prioritárias para a Conservação da Mata Atlântica	MMA – Áreas Prioritárias para a Conservação da Mata Atlântica

Fonte: Elaboração própria.

* Pastagem, Agricultura e Mosaicos de Usos

** Silvicultura, Pastagem, Agricultura e Mosaicos de Usos

*** UCs de Proteção Integral, UCs de Uso Sustentável (Exceto Áreas de Proteção Ambiental - APAs) e Terras Indígenas

4.3.2 Análise de Componentes Principais

Para reduzir o número de variáveis preditoras e evitar o sobreajuste dos modelos estatísticos além de minimizar a perda de informações, realizamos uma Análise de Componente Principais (PCA) em cada grupo (eixo temático) de variáveis preditoras. O problema da multicolinearidade foi contornado com a utilização de uma Matriz de Correlação para rodar as PCAs, os Componentes Principais foram selecionados considerando o critério de Kaiser (Jolliffe, 2002). Os dados foram processados no software RStudio (R Core Team, 2024) a partir de um Script específico, elaborado por nós.

Das 48 variáveis preditoras, foram selecionados 13 componentes principais, com quatro eixos para as variáveis Físicas e Bioclimáticas, dois eixos para variáveis de Usos Rurais e um eixo para os componentes Socioeconômico e de Acessibilidade. Os detalhes dos resultados da PCA são apresentados na Tabela S.B.1 do Apêndice B. Os resultados das Análises de Componentes Principais (PCAs) foram compilados em uma planilha e a partir de então utilizamos os Componentes Principais (PC) selecionados para cada eixo temático como nossas variáveis preditoras para rodar os modelos estatísticos e testar nossa hipótese de pesquisa.

4.3.3 Modelos Estatísticos

Os modelos clássicos de Regressão Linear (Ordinary Least Squares – OLS) são ferramentas úteis para investigar a relação entre uma determinada variável resposta e as variáveis preditoras. Estes modelos representam um processo a-espacial e são adequados aos dados com informações de atributos. Nos estudos com dados espaciais (e.g. variáveis biofísicas e socioeconômicas), que possuem informações de atributos e localização, é necessário considerar a existência de autocorrelação espacial entre as amostras. Nesse caso são mais indicados modelos capazes de incorporar as defasagens espaciais como o Modelo de Defasagem Espacial – Spatial Lag Model (SLM), que incorpora o processo de defasagem na variável dependente, ou o Modelo de Erro Espacial (Spatial Error Model - SEM), cuja defasagem está localizada no termo de Erro (Almeida, 2012). Nestes modelos a interação espacial é incorporada por meio de uma matriz de pesos espaciais (Anselin & Bera, 1998; Anselin & Rey, 1991; LeSage & Pace, 2009).

Ao contrário dos modelos OLS, SLM e SEM, que possuem alcance global, os modelos de Regressão Geograficamente Ponderada (Geographically Weighted Regression – GWR) assumem as premissas de não estacionariedade espacial e de heterogeneidade do ambiente, fornecendo estimativas locais para os parâmetros (Brunsdon et al., 1996; Fotheringham, Brunsdon & Charlton, 2002; Fotheringham & Oshan, 2016). Enquanto a estatística global dos modelos OLS, SLM e SEM busca por um padrão, ou seja, por similaridades espaciais, a estatística local tem seu foco nas exceções, os chamados hot spots locais (Fotheringham, Brunsdon & Charlton, 2002). Uma vez que as estatísticas locais dos modelos GWR são desagregações locais da estatística global, a estrutura do modelo GWR é uma extensão do modelo de regressão linear tradicional (OLS) (Fotheringham, Brunsdon & Charlton, 2002).

Utilizamos os modelos Regressão Espacial (Spatial Lag Model – SLM, Spatial Error Model – SEM e Geographically Weighted Regression - GWR) para investigar quais variáveis preditoras possuem relações significativas com a permanência dos remanescentes florestais na Mata Atlântica. Além dos modelos espaciais SLM, SEM e GWR, adequados nos casos em que existe autocorrelação espacial nas amostras, construímos modelos de Regressão Linear não-espaciais (Ordinary Least Squares - OLS). Para testar nossa hipótese de que a permanência de fragmentos florestais tem uma explicação comum em toda a Mata Atlântica (Hipótese de Estacionariedade) utilizamos os modelos espaciais autorregressivos (SLM e SEM). As estimativas para os coeficientes dos modelos SLM e SEM fornecem uma estimativa global e possibilitam investigar se uma determinada variável preditora exerce influência significativa na permanência da vegetação de porte florestal na Mata Atlântica. Para testar a Hipótese de não-estacionariedade, ou seja, de que a explicação para a manutenção dos remanescentes florestais pode variar espacialmente, não sendo explicada de forma global em toda a extensão do bioma, utilizamos modelos de Regressão Geograficamente Ponderada (Geographically Weighted Regression – GWR).

A autocorrelação dos dados foi investigada a partir do Índice Global de Moran (I). Para tanto, testamos os resíduos dos modelos OLS, SLM, SEM e GWR. O Índice Global de Moran (I) permite avaliar o desempenho dos modelos no sentido de controlar o efeito da autocorrelação espacial, o que garante a independência amostral dos dados (variável resposta), que é uma das premissas dos modelos de Regressão Linear. Para

estimar a significância dos Índices Globais de Moran realizamos o teste de pseudo-significância, com 9.999 permutações. Os testes para autocorrelação espacial foram realizados no software GeoDa.

4.3.4 Processamento dos Dados

Para processar os modelos de alcance global SLM e SEM, construímos matrizes de pesos espaciais com diferentes valores de distância entre os pontos amostrais. Para embasar a escolha das distâncias a serem testadas nos modelos, inicialmente construímos uma Matriz de Distância entre as amostras, a partir do shapefile da variável resposta (Floresta). Esse procedimento foi realizado no Software QGis, pelo algoritmo “Matriz de Distância”. Como estamos lidando com medidas lineares, dadas em metros ou quilômetros, utilizamos a Projeção Cônica Equivalente de Albers para processar os dados. Os resultados da Matriz de Distância foram exportados para uma Planilha em formato Excel. Para cada ponto amostral são fornecidas informações da Distância Média, Desvio Padrão além da Distância Mínima e Máxima. Dentre os resultados, examinamos a Distância Mínima de todos os pontos amostrais a partir de um gráfico de caixa (BoxPlot). Essa avaliação do comportamento de dispersão e de tendência central dos pontos amostrais norteou a escolha dos valores de Distância Mínima (em metros) utilizados para construir as matrizes de pesos espaciais (W) que compõem os modelos SLM e SEM.

Além dos valores de distância mínima, construímos matrizes de pesos com outros valores e rodamos modelos SLM e SEM com essas matrizes. Por fim, a partir do Índice Global de Moran, aplicamos um teste para autocorrelação nos resíduos de todos os modelos SLM e SEM gerados. Também analisamos a autocorrelação espacial para a variável resposta (Floresta). A cada teste (valor de distância mínima utilizado para construir a relação de vizinhança entre as amostras) comparamos os valores do Critério de Informação de Akaike (AIC), dos coeficientes coeficiente de determinação (R^2) e da variável espacial (ρ – Rho para modelos SLM) ou (λ – Lambda para os modelos SEM). Também foram geradas informações acerca do número de vizinhos mais próximos e da quantidade pontos amostrais com e sem vizinhos. Os parâmetros dos modelos espaciais SLM e SEM foram estimados a partir do método de Máxima Verossimilhança enquanto os modelos OLS foram estimados a partir dos Mínimos

Quadrados Ordinários. As matrizes de pesos espaciais e os modelos foram construídos no Software GeoDa (Anselin, 2003; Anselin & Rey, 2014).

Para a escolha dos modelos globais (OLS, SLM e SEM) mais adequados para responder nossas perguntas de pesquisa, observamos os valores do Critério de Informação de Akaike (AIC) sendo que, comparativamente, modelos com menores AIC são considerados mais adequados por apresentar um balanço entre o ajuste e a complexidade. Também avaliamos a presença de autocorrelação nos resíduos dos modelos, a partir do Índice Global de Moran (I). Consideramos ainda os valores dos coeficientes determinação (R^2) que representam o poder de explicação de cada modelo.

Utilizamos a mesma base de dados resultante das Análises de Componentes Principais (PCAs) como variáveis preditoras (input) para rodar os modelos GWR. Foram construídos modelos GWR do tipo Gaussiano, considerando uma Função Kernel Adaptativa Biquadrada (Spatial Kernel) para a definição da vizinhança (pesos espaciais) das variáveis incorporadas no modelo. A Largura de Banda ótima para os modelos GWR foi definida pela função “Golden Section”. O critério de otimização adotado para os modelos GWR foi o Critério de Informação de Akaike Corrigido (AICc). Além dos modelos espaciais GWR foram feitas estimativas para os parâmetros de modelos de Regressão Linear Clássica (OLS), para comparação da performance entre modelos espaciais (GWR) e não espaciais (OLS). Nos modelos GWR, os parâmetros são estimados pelo método dos Mínimos Quadrados Ponderados e, ao contrário dos modelos SLM e SEM, em vez de usar uma matriz de pesos constante, os pesos variam de acordo com a localização de cada ponto (Fotheringham, Brunson & Charlton, 2002). Todas as etapas foram conduzidas no Software MGWR 2.2 (Oshan et al., 2019).

Para avaliar a capacidade de explicação geral de cada modelo GWR utilizamos o valor estimado para o coeficiente de determinação (R^2 Global) e seu respectivo valor ajustado (R^2 Adjusted). Para comparar os modelos, usamos o Critério de Informação de Akaike Corrigido (AICc). O AIC e o AICc fornecem indícios da performance do modelo, a partir do balanço entre o ajuste e a complexidade. Além da estimativa do coeficiente de determinação global (R^2 Global), descrita anteriormente, os modelos GWR fornecem dados acerca da variação local dos coeficientes de determinação (R^2 local). Também foram estimados valores dos parâmetros locais para cada variável

preditora em análise com os respectivos valores de significância (p-value). Como nos demais modelos estatísticos, foram calculados os resíduos e os resíduos padronizados dos modelos. Os resultados para os modelos GWR foram organizados em Planilhas e plotados em mapas, para facilitar a interpretação.

4.3.5 Comparação dos Desempenhos dos Modelos Estatísticos

A performance de cada tipo de modelo (OLS, SLM, SEM e GWR) foi comparada a partir dos valores estimados para o Critério de Informação de Akaike (AIC, AICc) e dos valores obtidos o coeficiente de determinação (R^2 , R^2 local) dos modelos de alcance global (OLS, SLM, SEM) e de alcance local (GWR). Por fim, comparamos as estimativas significativas dos coeficientes de regressão geradas pelos modelos de alcance global (OLS, SLM, SEM) e de alcance local (GWR) para cada variável preditora testada no estudo.

O software MGWR fornece estimativas locais ('beta_variable') e globais ('Mean', 'Standardized', 'Minimum', 'Median' e 'Maximum') para os coeficientes das variáveis preditoras do modelo GWR. Para comparar esses coeficientes com os de modelos globais (SEM ou SLM), utilizamos os valores da mediana do GWR nas análises. A comparação considerou apenas os coeficientes que foram significativos nos modelos de alcance global (OLS, SLM ou SEM) e local (GWR). Aqui, nosso foco foi comparar as estimativas dos modelos de regressão para os Componentes Principais (PC), que foram considerados as variáveis preditoras. O detalhamento das relações positivas ou negativas de cada variável com seus respectivos Componentes Principais, bem como sua relação direta com a permanência das florestas na Mata Atlântica foi apresentado em outro estudo (ver detalhes na Seção 3 desta Tese).

4.4 Resultados

4.4.1 Modelos de Alcance Global – OLS, SLM e SEM

4.4.1.1 Parâmetros Globais

Ao comparar os valores dos parâmetros para o Índice Global de Moran, o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o coeficiente de determinação (R^2 Global) do modelo de Regressão Linear não-espacial (OLS) e dos modelos espaciais (SLM e SEM), observamos que o modelo OLS apresentou o maior valor para a autocorrelação

espacial dos resíduos (Moran Index). Além disso, o modelo OLS apresentou o maior valor para o Critério de Informação de Akaike (AIC) e os menores coeficientes de determinação (R^2). Esses resultados demonstram que o modelo OLS não é o mais adequado para o estudo, o que era esperado já que constatamos autocorrelação espacial para a variável resposta (0,105; $p = 0,0001$). Assim sendo, a próxima etapa consistiu em comparar os parâmetros dos modelos espaciais SLM e SEM para definir qual deles apresentou melhor performance, ou seja, menor AIC e menor autocorrelação espacial.

Nos modelos espaciais de alcance global SLM e SEM os valores estimados para o AIC, para o coeficiente de determinação (R^2) e para o I Moran foram bastante similares (Tabela 2). Quanto ao AIC, que consiste no balanço entre o ajuste e a complexidade do modelo, o modelo SEM apresentou o menor valor quando comparado ao modelo SLM (AIC SEM = 371.036; AIC SLM = 371.885). O baixo valor observado para o Índice Global de Moran dos resíduos indica que os dois tipos de modelos espaciais foram eficientes em controlar a autocorrelação espacial. Por fim, o coeficiente de determinação do modelo SEM foi sutilmente maior que o do modelo SLM (R^2 SEM = 0,15; R^2 SLM = 0,13). O modelo SEM foi considerado mais adequado a esta pesquisa por apresentar o menor valor para o AIC e uma pequena autocorrelação nos resíduos, em comparação ao modelo SLM. Portanto, os modelos OLS e SLM foram desconsiderados nas análises subsequentes, apresentadas nesse estudo.

O modelo SEM considerado neste estudo foi construído a partir de uma matriz de pesos espaciais que considerou 35km como distância mínima entre os centroides. Este modelo apresentou o menor AIC (371.036) dentre os modelos SEM analisados. O valor alto para o coeficiente lambda ($\lambda = 0,80$) sugere que há uma relação de dependência espacial positiva e muito alta entre o erro espacial e os erros da vizinhança. Em outras palavras, este resultado sinaliza que o componente espacial é muito relevante para a explicação da manutenção dos remanescentes de floresta no bioma Mata Atlântica. No entanto, o coeficiente de determinação baixo (pseudo $R^2 = 0,13$) indica uma pequena capacidade explicativa do modelo SEM, em termos globais, para a manutenção dos fragmentos de floresta na Mata Atlântica.

Tabela 2 – Parâmetros globais estimados para os modelos OLS, SLM e SEM

	AIC	R²	λ	Índice de Moran
Modelo SLM	371.885	0,13	0,64	0,009 (p = 0,0001)
Modelo SEM	371.036	0,15	0,80	-0,003 (p = 0,0001)
Modelo OLS	373.929	0,09	--	0,068 (p = 0,0001)
Variável Resposta	--	--	--	0,105 (p = 0,0001)

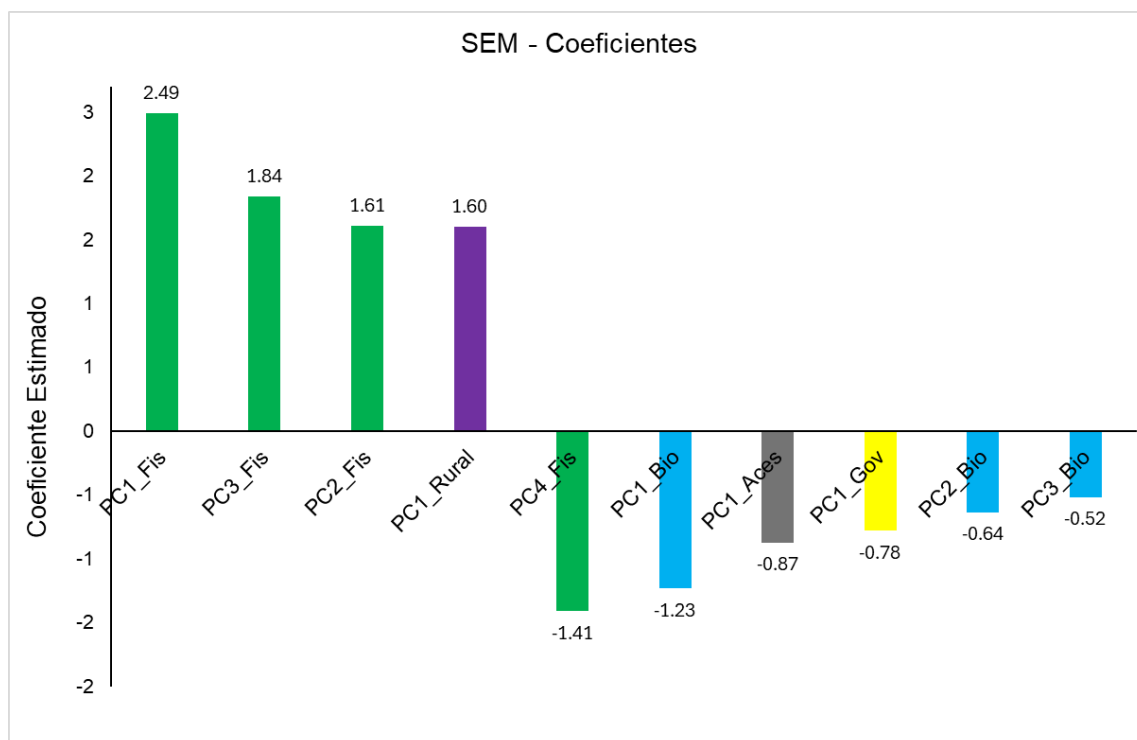
Fonte: Elaboração própria.

4.4.1.2 Estimativas dos Coeficientes

As estimativas para os coeficientes de regressão do modelo SEM foram significativas para 10 das 13 variáveis preditoras testadas e para a variável espacial lambda (λ). No entanto, para as variáveis Socioeconômicas (PC1 Socio), de Usos Rurais (PC2 Rural) e Bioclimáticas (PC4Bio), a análise de regressão espacial não revelou uma relação significativa com a permanência das áreas de floresta na Mata Atlântica. Cabe notar que as estimativas significativas para o modelo SEM possuem valores baixos para os Erros Padrão, o que sugere uma boa capacidade preditiva do modelo SEM em relação às estimativas dos coeficientes das variáveis preditoras (Tabela S.B.2 do Apêndice B).

Das 10 variáveis preditoras significativas no modelo SEM, as variáveis Físicas (PC1, PC2 e PC3) e de Usos Rurais (PC1) apresentaram uma relação positiva com a permanência dos fragmentos de floresta na Mata Atlântica. Já as variáveis Bioclimáticas (PC1, PC2 e PC3), de Acessibilidade (PC1), de Governança (PC1) e um componente de variáveis Físicas (PC4) estão associadas de forma negativa com a manutenção das áreas de floresta (Figura 21). As variáveis com maior relevância positiva são as Físicas (PC1 = 2,49; PC3 = 1,84) e de Usos Rurais (PC1 = 1,60). Um outro componente de Físicas favorece a permanência de Florestas, porém, em menor intensidade (PC2 = 1,61). As variáveis preditoras relacionadas de forma negativa com a presença de florestas possuem intensidade variando de alta para as Físicas (PC4 = -1,40) e Bioclimáticas (PC1 = -1,23), moderada para os componentes de Acessibilidade (PC1 = -0,87) e Governança (PC1 = -0,78) e baixa para um dos componentes Bioclimáticos (PC3 = -0,51).

Figura 21 – Natureza e intensidade da relação entre as variáveis predictoras (PC) e a presença de florestas na Mata Atlântica - SEM



Fonte: Elaboração própria.

4.4.2 Modelos de Alcance Local – GWR

4.4.2.1 Parâmetros Globais

O valor do coeficiente de determinação ajustado indica que o modelo GWR possui uma capacidade explicativa alta ($R^2_a = 0,32$) se comparada à capacidade do modelo não-espacial OLS ($R^2_a = 0,091$). Este resultado para o modelo GWR sugere que as variáveis predictoras testadas respondem por 32% da explicação para a permanência dos fragmentos de floresta na Mata Atlântica. Quanto à performance, o modelo GWR apresentou valores menores para o Critério de Informação de Akaike (AICc GWR = 363.149) que o modelo OLS (AICc OLS = 373.930), o que implica que o GWR é mais adequado aos nossos dados. Os modelos GWR foram gerados a partir de uma função Kernel Adaptativa e Biquadrada e a largura de banda utilizada foi de 471 metros. Por fim, cabe notar que a autocorrelação dos resíduos do modelo GWR foi muito mais baixa que a do modelo OLS, evidenciando que modelo GWR foi mais eficiente em lidar com a autocorrelação espacial dos dados estudados (Tabela 3).

Tabela 3 – Parâmetros globais estimados para os modelos OLS e GWR

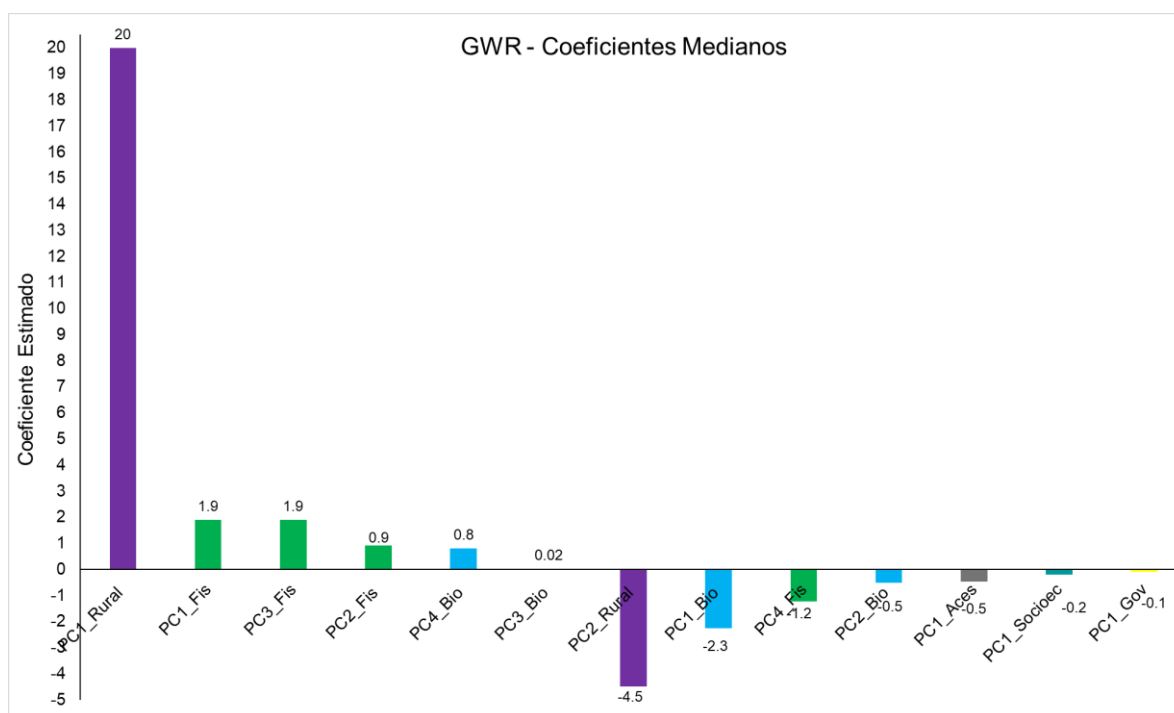
Parâmetros	Modelo OLS	Modelo GWR
R ²	0,092	0,37
R ² Ajustado	0,091	0,32
Log Likelihood (LIK)	-186.950	-178.428
AIC	373.929	362.757
AICc	373.931	363.149
I Moran Resíduos	0,068 (p=0,0001)	-0,006 (p = 0,0001)

Fonte: Elaboração própria.

4.4.2.2 Estimativas dos Coeficientes

Os coeficientes de regressão medianos estimados para o modelo GWR, são apresentados na Figura 22 enquanto a síntese com todas as estatísticas descritivas para os parâmetros do modelo GWR está disponível na Tabela S.B.3 do Apêndice B. No modelo GWR, as variáveis Físicas (PC1, PC3 e PC2), Bioclimáticas (PC3 e PC4) e de Usos Rurais (PC1) apresentaram uma relação positiva com a presença dos remanescentes de floresta na Mata Atlântica. Por outro lado, os componentes de Usos Rurais (PC2), Bioclimáticas (PC1 e PC2), Acessibilidade (PC1), Socioeconômicas, Governança e um PC de Físicas (PC4) estão associados de forma negativa com a manutenção das florestas. As variáveis com maior intensidade de relação positiva são as de Usos Rurais (PC1 = 20) e as Físicas (PC1 e PC3 = 1,9). Os PC de Bioclimáticas (PC1 e PC2) e o PC2 de Físicas atuam de forma positiva, mas com ação moderada. As variáveis com maior intensidade de relação negativa são de Usos Rurais (PC2 = -4,5), seguidas pelas Bioclimáticas (PC1 = -2,3) e Físicas (PC3 = -1,3). As demais variáveis (Acessibilidade, Socioeconômicas, Governança e o PC2 de Bioclimáticas) afetam negativamente a presença de florestas nativas na Mata, porém, em menor intensidade.

Figura 22 – Natureza e intensidade da relação entre as variáveis predictoras (PC) e a presença de florestas na Mata Atlântica – GWR



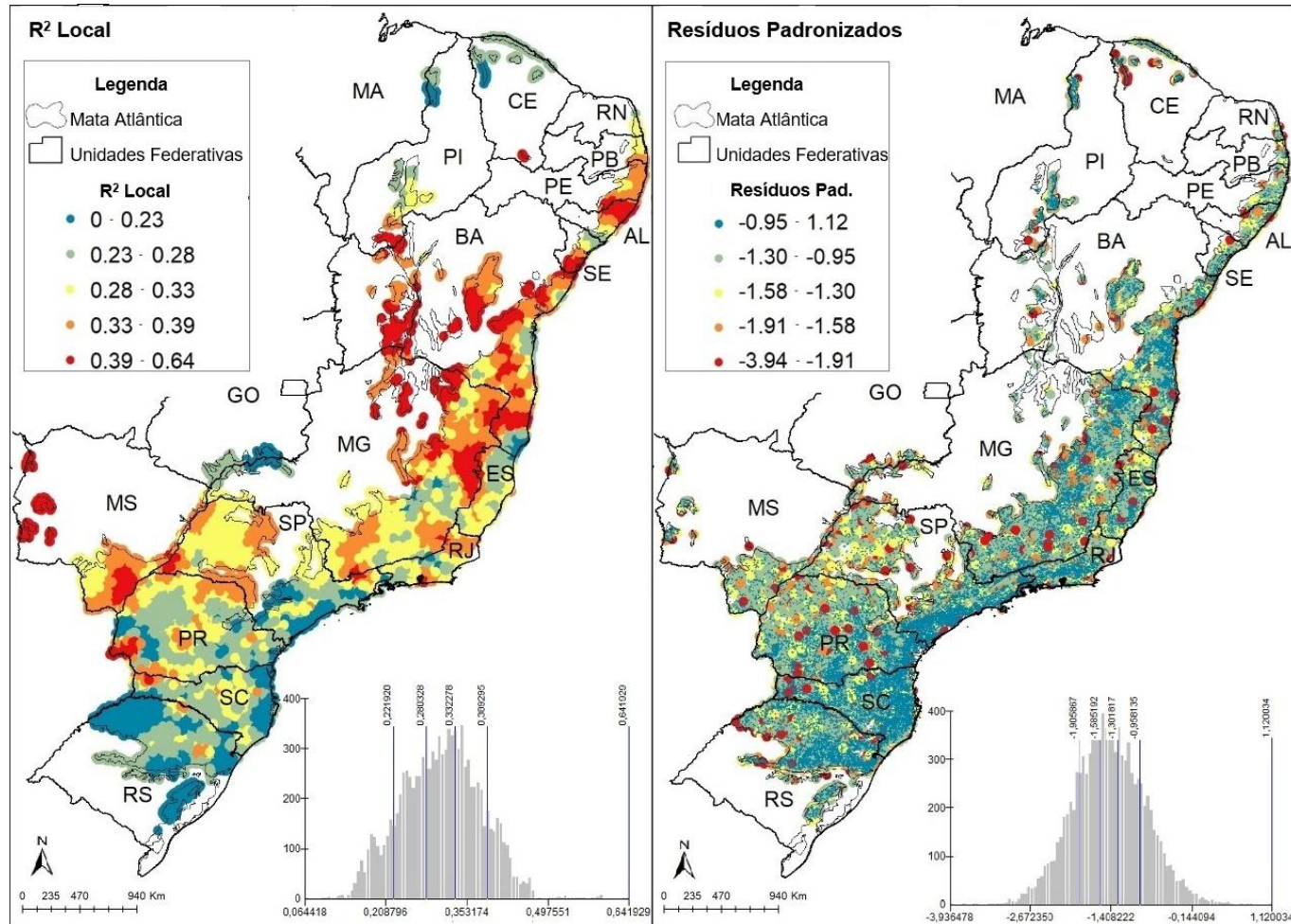
Fonte: Elaboração própria.

4.4.2.3 Parâmetros Locais

Os resultados estimados para os coeficientes locais de determinação (R^2 Local) e para os resíduos padronizados do modelo GWR estão representados nos mapas da Figura 23. O valor do coeficiente local de determinação (R^2 Local) variou de 0,2 a 0,64, com predominância dos valores de três faixas: entre 0,23 e 0,28 (cinza), entre 0,28 e 0,33 (amarelo) e entre 0,33 e 0,39 (laranja) distribuídos de forma randômica em toda a extensão da Mata Atlântica. Os menores valores de R^2 Local variaram entre 0 e 0,23 (azul) e apresentaram um padrão de adensamento mais evidente nos estados da região Sul do Brasil (Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul) além de manchas menores em São Paulo, Espírito Santo e Goiás. Os maiores valores de R^2 Local, variaram entre 0,39 e 0,64 (vermelho) e foram mais evidentes nos estados da região Nordeste, com manchas nos estados da Bahia, Sergipe e Alagoas além de manchas no norte e no leste de Minas Gerais, no oeste do Mato Grosso do Sul e do Paraná. Estes resultados indicam uma predominância de valores intermediários para os R^2 Locais, o que implica em um poder de explicação do modelo GWR entre 20 e 40% em boa parte da extensão do bioma Mata Atlântica.

Quando consideramos a distribuição espacial dos valores dos resíduos padronizados para o modelo GWR, notamos que, em geral, estes valores possuem uma distribuição com predominância de aleatoriedade, com poucos padrões espaciais delimitados, o que implica em uma baixa autocorrelação ou mesmo na ausência de autocorrelação espacial em muitos locais da Mata Atlântica. Os resíduos padronizados variaram entre valores positivos e negativos, na faixa entre -0,95 e 1,12 (azul) e as demais faixas foram de valores negativos entre -0,95 e -1,30 (cinza), entre -1,30 e -1,58 (amarelo), entre -1,58 e -1,91 (laranja) e entre -1,91 e -3,94 (vermelho). O padrão de adensamento mais evidente para os resíduos padronizados do modelo GWR está na faixa que varia entre -0,95 e 1,12 sendo possível evidenciar as manchas desses pontos (azul) em muitas partes do mapa, sobretudo na parte sul da Bahia, na parte leste dos estados Minas Gerais, Espírito Santo, Rio de Janeiro, São Paulo e quase toda a extensão dos estados do Paraná e de Santa Catarina além de ocupar boa parte do norte do Rio Grande do Sul (Figura 23).

Figura 23 – Variação espacial dos coeficientes locais de determinação e dos resíduos padronizados para o modelo GWR



Fonte: Elaboração própria.

4.4.3 Comparação das Abordagens SEM e GWR

Quanto aos parâmetros globais, os resultados do Critério de Informação de Akaike indicam que o modelo GWR apresentou uma performance melhor (AICc = 363.149) em comparação ao modelo SEM (AIC = 371.036) que, por sua vez, foi superior ao modelo OLS, para o qual observamos o pior desempenho dentre os modelos avaliados (AICc = 373.931). A superioridade do modelo GWR também foi evidenciada pela sua melhor capacidade de predição ($R^2_a = 0,32$) quando comparado ao modelo SEM ($R^2 = 0,15$). Por fim, o Índice Global de Moran para os resíduos foi negativo e muito pequeno tanto no SEM quanto no GWR, sendo que o SEM apresentou a menor autocorrelação espacial dentre os modelos analisados (Tabela 4).

Tabela 4 – Parâmetros globais estimados para os modelos OLS, SEM e GWR

Parâmetros	OLS	SEM	GWR
AIC / AICc	376.929 / 373.931	371.036	362.757 / 363.149
R^2 / R^2 Ajustado	0,092 / 0,091	0,15	0,37 / 0,32
I Moran Resíduos	0,068 (p = 0,0001)	-0,003 (p = 0,0001)	-0,006 (p = 0,0001)

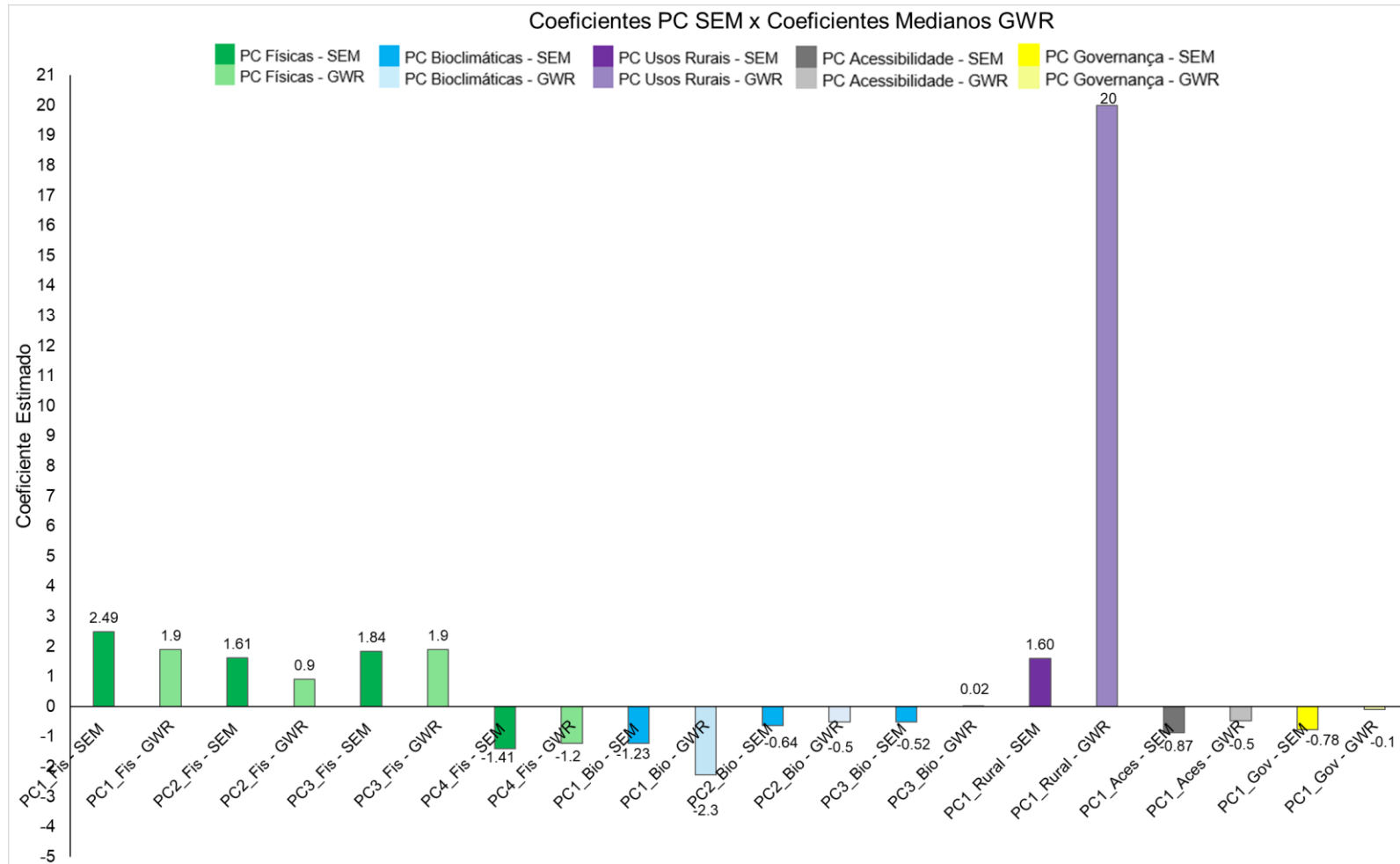
Fonte: Elaboração própria.

As estimativas para os coeficientes das variáveis preditoras, aqui representadas pelos Componentes Principais (PC) em cada tipo de modelo espacial (SEM e GWR) apresentaram uma pequena variação em suas magnitudes. Os sentidos das relações (efeito positivo ou negativo da variável preditora com a variável dependente) foram praticamente os mesmos, com exceção do PC3 de Bioclimáticas, com relação positiva no GWR e negativa no SEM (Figura 24 e Tabela S.B.4 – Apêndice B). Na maior parte dos casos, houve uma diferença sutil entre a magnitude dos coeficientes do SEM e dos coeficientes medianos do GWR. Por outro lado, algumas variáveis (PC) apresentaram variações mais relevantes na magnitude de seus coeficientes, nos PC Usos Rurais identificamos uma variação abrupta nas magnitudes dos coeficientes, com o valor do coeficiente mediano do GWR ($C = 20$) muito superior ao coeficiente estimado para o SEM ($C = 1,60$). Para as variáveis Físicas, os modelos GWR apresentaram coeficientes com magnitudes levemente inferiores aos coeficientes do SEM para as variáveis do PC1 e PC4, no PC3 os coeficientes foram muito parecidos e no PC2 o coeficiente do SEM foi quase duas vezes maior que o do GWR. Para as variáveis Bioclimáticas, os coeficientes medianos do GWR foram maiores que os coeficientes do SEM no PC1 e no PC2. No PC3 de Bioclimáticas observamos não só

uma diferença razoável na magnitude dos coeficientes, que foi muito inferior no GWR, mas também relações de sentidos opostos com a variável dependente. Para as variáveis de Acessibilidade e Governança, as magnitudes dos coeficientes foram superiores no SEM, sendo a maior diferença observada para as variáveis de Governança e uma diferença mais sutil entres os coeficientes da variável Acessibilidade (Figura 24).

Considerando a relação final entre cada variável preditora e seu respectivo Componente Principal, observamos que a maior parte das variáveis Físicas, as variáveis de Usos Rurais e a variáveis de Acessibilidade foram relacionadas de forma positiva com a variável dependente. Para as variáveis de Governança observamos uma relação final negativa com a variável dependente e para as Bioclimáticas os resultados não mostraram um padrão de relação, havendo variáveis com correlação positiva, com correlação negativa e outras com comportamento dual: positivo em um PC e negativo em outro (ver detalhes na Seção 3).

Figura 24 – Comparação entre as estimativas para os coeficientes das variáveis predictoras nos modelos SEM e GWR



Fonte: Elaboração própria.

4.5 Discussão

4.5.1 Parâmetros Globais SEM e GWR

A comparação dos parâmetros globais (AIC, R^2 e Moran I) entre o modelo de alcance global (SEM) e o modelo de alcance local (GWR) evidenciou a superioridade do GWR para explicar a permanência dos remanescentes florestais da Mata Atlântica. O GWR teve melhor performance (menor AICc) e melhor capacidade preditiva (R^2 Global) que o SEM. Os baixos valores do Índice Global de Moran para os resíduos do SEM e do GWR mostraram que o problema da dependência espacial foi quase totalmente contornado em ambos os modelos. Já o valor do AIC menor no GWR, implica em um modelo mais parcimonioso e confirma a hipótese de não-estacionariedade dos dados analisados. Apesar do melhor desempenho do GWR, em comparação ao SEM, o valor do coeficiente de determinação no GWR foi relativamente baixo (R^2 Global Ajustado = 0,32). Isso indica que nosso modelo, com as variáveis preditoras analisadas (Físicas, Bioclimáticas, Usos Rurais, Socioeconômicas, Acessibilidade e Governança) explica 32% da permanência dos fragmentos de floresta na Mata Atlântica. Logo, grande parte da explicação para a permanência das florestas na Mata Atlântica ($\approx 68\%$) pode estar relacionada a outros determinantes espaciais, além dos que foram testados. Sendo assim, em estudos futuros será importante incluir outras variáveis preditoras nas análises de regressão espacial para avaliar se os modelos apresentam melhorias significativas em termos de capacidade preditiva, tornando as interpretações e extrapolações dos resultados ainda mais confiáveis.

No presente estudo, a superioridade dos modelos espaciais em comparação ao OLS, bem como a melhor performance do GWR em relação ao SEM, coincidem com a base teórica segundo a qual é importante considerar a autocorrelação espacial e a heterogeneidade espacial das amostras para estudos regionais (Anselin, 1988; Anselin & Rey, 2014). Neste estudo, focado em investigar quais variáveis têm relação com a permanência das florestas da Mata Atlântica, os modelos espaciais (e.g. SLM, SEM e GWR), mostraram-se mais adequados do que a regressão clássica (OLS) porque consideraram os efeitos espaciais (dependência e heterogeneidade) nos dados, resultando em estimativas de parâmetros mais precisas e com menos viés (Anselin, 2021; Anselin & Bera, 1998; Anselin & Rey, 2014).

Como a autocorrelação espacial é uma característica recorrente nos dados de uso e cobertura da terra, os modelos espaciais têm sido muito úteis nestas pesquisas, uma vez que resultam em modelos mais ajustados e que possibilitam uma melhor compreensão dos fenômenos estudados (Chakir & Gallo, 2021; Overmars et al., 2003). Pesquisas recentes com foco nas mudanças da cobertura florestal, utilizaram o GWR comparando as performances deste modelo e de outros modelos espaciais (SEM, SLM, etc.) ou não espaciais (OLS). Por exemplo, o modelo GWR teve melhor desempenho que o OLS ao explicar a variabilidade espacial das causas do desmatamento na Amazônia, sendo mais eficiente em lidar com a autocorrelação nos resíduos (Santos et al., 2021). Neste caso, o setor pecuário foi o principal agente econômico associado às grandes áreas de desmatamento na região (Santos et al., 2021). Os modelos GWR também foram utilizados para estudar o desmatamento na Mata Atlântica. Os resultados apontaram a pecuária bovina como a principal variável correlacionada; as áreas de lavouras temporárias e o crédito rural agrícola também influenciaram significativamente o desmatamento (Guimarães et al., 2023). Um outro estudo que analisou a dinâmica da paisagem na Mata Atlântica concluiu que o GWR superou o OLS em ajuste e capacidade explicativa (Davis et al., 2019). Estes autores descobriram que o desmatamento foi mais intenso em municípios com mais remanescentes florestais e com maior expansão de áreas de pastagem enquanto a regeneração foi associada a terras privadas protegidas (Áreas de Preservação Permanente - APPs e Reservas Legais - RLs) e à expansão de florestas plantadas (*Eucalyptus* spp. e *Pinus* spp.) (Davis et al., 2019).

O melhor desempenho do GWR também foi observado em outras pesquisas com dados espaciais. Em uma pesquisa que avaliou a distribuição espacial da biomassa florestal em Ghizhou, na China, comparando cinco modelos (OLS, SLM, SEM, LMM e GWR), o GWR destacou-se por apresentar o menor AIC, maior R^2 e menor Índice Global de Moran para os resíduos, o que demonstra sua eficácia (Qi et al., 2020). Estes resultados são similares aos nossos achados no sentido de identificar a superioridade do GWR em relação a outros modelos espaciais. Em outro estudo, com foco na distribuição de água superficial, o GWR superou o OLS com maior R^2 e menor AICc (Brown et al., 2012). Porém, resultados divergentes dos estudos anteriores foram relatados em uma pesquisa que analisou a biomassa acima do solo (AGB) em

florestas na China, que concluiu que o modelo SEM foi mais eficiente do que o GWR para explicar os fatores espaciais relacionados à AGB (Yu et al., 2022).

Os diferentes resultados para as estimativas dos modelos espaciais refletem as características das amostras, que são específicas de cada pesquisa, o que reforça a importância de se testar abordagens distintas quando lidamos com dados espaciais. No nosso estudo, os melhores resultados dos parâmetros globais do GWR em comparação ao SEM, sobretudo o AIC menor, indicaram que este modelo é o mais adequado para analisar os dados envolvidos na pesquisa. A superioridade do GWR deve-se ao fato de que, além da autocorrelação, as amostras (variável resposta e variáveis preditoras) apresentam uma variabilidade espacial, ou seja, possuem comportamento não-estacionário. Essa heterogeneidade espacial era esperada devido a extensão da área de estudo - o bioma Mata Atlântica abrange 17 estados brasileiros, localizados em 5 regiões do país (Nordeste, Sudeste, Sul, Centro-Oeste e parte do Norte) (IBGE, 2019).

4.5.2 Parâmetros Locais GWR

No modelo GWR a distribuição predominantemente randômica dos valores do R^2 Local (Figura 23) confirmou que o relacionamento entre a permanência das florestas na Mata Atlântica e nossas variáveis preditoras possui uma variação considerável no espaço geográfico. Assim como observamos para os parâmetros globais do GWR, os resultados dos parâmetros locais para o coeficiente de determinação são condizentes com nossa suposição inicial, de que dados oriundos de preditores ambientais tendem a variar espacialmente (não-estacionariedade).

O mapeamento dos resíduos padronizados do GWR mostrou que os erros são aleatórios e não sistemáticos, o que é desejável nos modelos de predição (Figura 23). O R^2 Local é uma medida útil porque permite a visualização espacial das áreas onde o modelo tem maior capacidade de explicação para a permanência de florestas na Mata Atlântica. Assim, a aplicabilidade dos nossos resultados será mais efetiva se considerarmos as áreas para as quais o modelo consegue explicar melhor o relacionamento entre os remanescentes florestais e nossas variáveis preditoras, e.g. as manchas em vermelho nos estados da região Nordeste (Bahia, Sergipe e Alagoas), em Minas Gerais, no Mato Grosso do Sul e no Paraná. Investigações posteriores nessa temática podem incluir outras variáveis preditoras, com o intuito de melhorar os

resultados nas áreas onde a predição do modelo GWR foi baixa. Além disso, sugerimos testar outras abordagens estatísticas como os Modelos Lineares Mistos (LMM) que também são capazes de incorporar a autocorrelação espacial (Qi et al., 2020; Zhang & Gove, 2005). Outra opção pode ser a Regressão Geograficamente Ponderada Multiescala (Multiscale Geographically Weighted Regression - MGWR) (Alisan & Ozguven, 2024); Lotfata, 2022). A regressão MGWR é uma metodologia mais robusta e refinada que contorna a limitação do GWR, que assume que cada relacionamento modelado varia no espaço na mesma escala. Tal deficiência é superada quando utilizamos a MGWR, na qual cada variável explicativa tem uma largura de banda, que é ajustada de acordo com a escala de influência da própria variável, resultando em estimativas mais precisas (Fotheringham et al., 2017; Oshan et al., 2019).

4.5.3 Estimativas para as Variáveis Preditoras

De forma geral, os modelos GWR e SEM compartilharam resultados semelhantes para os coeficientes dos Componentes Principais (PC) tanto em termos de magnitude quanto no sentido da relação com a variável dependente (Figura 24). Em ambos os modelos, as variáveis com maior efeito positivo para a manutenção das florestas da Mata Atlântica foram os PCs de Físicas e de Usos Rurais. Os PCs com maior magnitude de efeito negativo foram os de Bioclimáticas, especialmente o PC1, que foi mais alto no GWR que no SEM e o PC4 de Físicas, que foi levemente superior no SEM. Uma singularidade em termos de magnitude foi constatada em relação ao PC de Usos Rurais para o modelo GWR, com um coeficiente muito superior ao SEM. Outra diferença ocorreu no PC3 de Bioclimáticas, para o qual observamos sentidos opostos de relação com a permanência das florestas na Mata Atlântica (negativo no SEM e positivo no GWR), além da magnitude do coeficiente ter sido bastante inferior no GWR (Figura 24).

A análise da relação final de cada variável preditora nos Componentes Principais revelou que as variáveis associadas positivamente à manutenção das florestas incluem fatores dos PCs Físicos (como Elevação e Inclinação), características do Solo (carbono orgânico, nitrogênio e argila). Esses achados estão em consonância com outras pesquisas que evidenciaram o papel positivo das variáveis biofísicas para a ocorrência de florestas (Eisenlohr & Oliveira-Filho, 2015; Oliveira-Filho et al., 2000;

Sanchez et al., 2013; Teixeira et al., 2020). Pesquisas recentes demonstraram que as variáveis biofísicas também estão relacionadas de forma positiva com a regeneração florestal (Bicudo da Silva et al., 2020; Crouzeilles et al., 2020; Pienkowski et al., 2024; Piffer et al., 2022). Em paralelo, nossos resultados indicaram que a presença de água, mensurada a partir da variável Distância aos Rios, pode atuar a favor ou ter uma relação negativa com a permanência das florestas na Mata Atlântica. Observamos ainda que quanto menor o teor de água no solo menor a permanência de florestas nativas (PC2 e PC4). A relação negativa entre o teor de água no solo e a permanência das florestas pode ser explicada pelo fato de que áreas com maior umidade do solo geralmente coincidem com terrenos planos e férteis, como margens de rios. As áreas com maior teor de água no solo, como as florestas ripárias/matias ciliares, são mais suscetíveis à conversão para usos agrícolas devido à sua fertilidade e acessibilidade (Maracahipes-Santos et al., 2020; Rodrigues et al., 2020; Rosa et al., 2021). Por outro lado, nossos resultados que apontam uma relação positiva entre a Proximidade dos Rios e a permanência das florestas podem ser justificados pelo fato do Código Florestal (Lei nº 12.651/2012) obrigar que as matias ciliares sejam Áreas de Preservação Permanente (APPs). Contudo, infelizmente, a legislação ambiental não é respeitada em sua integralidade sendo comuns desmatamentos e outras intervenções antrópicas nas APPs (Bomfim et al., 2023; Maracahipes-Santos et al., 2020; Mello et al., 2022).

Para o PC de Acessibilidade, que incluiu as variáveis Distância às rodovias/ferrovias e Distância às estradas locais, observamos uma relação final negativa, indicando que quanto mais distante das vias de acesso maior a chance da permanência de Florestas na Mata Atlântica. Para as variáveis do PC Usos Rurais, a relação final positiva indicou que quanto mais distante das áreas agrícolas, especialmente as áreas de Agricultura e Silvicultura, maiores as chances de permanência das florestas. Nossos achados corroboraram o impacto negativo das variáveis relacionadas aos Usos Rurais (atividades agrícolas) e Acessibilidade (estradas, rodovias e ferrovias) para a conservação das florestas. A relação negativa entre estas variáveis antrópicas e a conservação ambiental foi amplamente demonstrada em estudos anteriores, que associaram tais variáveis ao desmatamento e à fragmentação florestal (Armenteras et al., 2017; Guimarães et al., 2023; Jayathilake et al., 2021; Trigueiro et al., 2020; Vancine et al., 2024). Além disso, diversas pesquisas evidenciaram as relações

negativas das rodovias/estradas e das áreas agrícolas com a regeneração florestal (Crk et al., 2009; de Rezende et al., 2015; Freitas et al., 2010; Pfaff et al., 2007). Nesse contexto, nossa pesquisa contribui de forma inovadora por apresentar resultados que sugerem que as variáveis antrópicas ligadas à acessibilidade e às atividades agrícolas também prejudicam a permanência das florestas, muito provavelmente porque estimulam o desmatamento e fragmentação, além de impedir ou dificultar a regeneração florestal.

Para o PC de Governança, que incluiu as variáveis Distância às Áreas Protegidas e Prioritárias para a Conservação da Mata Atlântica, constatamos uma relação final negativa com a variável preditora. Em outras palavras, descobrimos que conforme aumenta a distância às Áreas Protegidas ou Prioritárias para a Conservação a possibilidade da permanência das florestas diminui. Estes resultados indicam que as ações ligadas à Governança exercem um importante papel na conservação das Florestas da Mata Atlântica, sobretudo porque diminuem ou impedem o desmatamento, o que também concorda com as pesquisas disponíveis nessa temática e.g. Busch & Ferretti-Gallon (2017); Davis et al. (2019); de Marques et al. (2016); Fischer et al. (2020).

Voltando à comparação dos resultados estimados para os Componentes Principais, a enorme diferença observada entre os PCs de Usos Rurais nos modelos SEM e GWR pode sinalizar que para as variáveis deste componente em específico, o modelo GWR foi muito sensível, conseguindo capturar as variações espaciais de forma mais eficiente. Este fato, por sua vez, pode estar atrelado a qualidade dos dados utilizados para confeccionar os rasters do PC Usos Rurais (e.g. Distância às Pastagens, Distâncias às áreas de Silvicultura e Distância aos Usos Agrícolas). Estas variáveis foram incorporadas no estudo a partir de informações disponíveis na plataforma do MapBiomas (Souza et al., 2020) cujos dados possuem boa resolução espacial (30 metros) e temporal (de 1985 a 2022) se comparados com nossos dados demográficos e econômicos, preparados a partir das informações disponibilizadas pelo IBGE, que costumam ser em nível municipal.

Quanto aos resultados do PC3 das variáveis Bioclimáticas, que apresentaram magnitudes distintas e coeficientes com sinais opostos nos modelos GWR e SEM, embora possam parecer contraintuitivos, são resultados frequentemente observados. Esse achado é consistente com um estudo que analisou a relação entre o

desmatamento e fatores climáticos, ecológicos, socioeconômicos e físicos no Cerrado brasileiro (Trigueiro et al., 2020). Neste caso, foram construídos dois tipos de modelo: a regressão clássica (OLS) e o modelo espacial GWR e os resultados mostraram variações no sentido da relação dos coeficientes estimados para as variáveis preditoras do OLS e do GWR, além de magnitudes distintas (Trigueiro et al., 2020). Da mesma forma, em um estudo focado nos processos que afetam a distribuição de água superficial na paisagem de Victoria (Austrália), houve uma variação considerável nos valores e nos sinais dos coeficientes do modelo OLS e dos coeficientes medianos do GWR (Brown et al., 2012). Um outro exemplo de pesquisa que apresentou resultados distintos para os coeficientes estimados é uma pesquisa que analisou a distribuição espacial da biomassa florestal em Ghizhou, na China, comparando o desempenho de cinco modelos: OLS, SLM, SEM, LMM e GWR (Qi et al., 2020). Foram observadas variações na magnitude dos coeficientes de cada variável preditora, embora os sentidos das relações (positivo ou negativo) com a variável dependente tenham sido os mesmos (Qui et al., 2020). Tendo em vista os diferentes resultados descritos na literatura, é razoável inferir que variações nas estimativas de magnitude e no sentido do efeito (positivo ou negativo) são comuns. Cabe considerar ainda que o GWR gera uma estimativa de coeficiente para cada ponto amostral, porém, para efeito de comparação com os coeficientes estimados para o SEM, apresentamos apenas os valores medianos dos coeficientes, que funcionam com uma estimativa global para o modelo GWR.

4.6 Conclusão

O presente estudo evidenciou que os modelos espaciais são mais adequados que a regressão clássica (OLS) para avaliar a permanência das florestas na Mata Atlântica, o que confirma a autocorrelação espacial nas amostras estudadas. Nossos resultados indicaram que o modelo local (GWR) teve um desempenho superior ao modelo global (SEM) evidenciando o comportamento espacialmente heterogêneo dos dados. Sendo assim, concluímos que os modelos Global (SEM) e Local (GWR) são complementares no sentido de que o primeiro oferece uma explicação geral para o fenômeno estudado ao passo que o GWR fornece estimativas locais, gerando dados mais assertivos para cada amostra/ponto amostral.

Os modelos de alcance global, como o SEM, utilizado nesse estudo, são ferramentas interessantes para os casos em que as relações entre a variável dependente e as variáveis preditoras são relativamente similares no espaço. Por outro lado, os modelos locais como o GWR são ferramentas de análise muito úteis por evidenciar os padrões espaciais (principais agrupamentos) possibilitando o entendimento das especificidades das relações entre a fenômeno estudado e as variáveis preditoras incluídas nas análises. Nossos resultados sugerem que as duas situações são aplicáveis e úteis para investigar a permanência das florestas na Mata Atlântica. Além disso, as informações geradas pelas duas abordagens estatísticas, especialmente as estimativas para os coeficientes das variáveis preditoras, foram bastante similares reforçando a adequabilidade dos modelos SEM e GWR para estudos ambientais na escala da paisagem.

Em especial, podemos concluir que a aplicação de modelos GWR possibilitou uma melhor compreensão do fenômeno estudado, sugerindo que as relações entre a permanência das florestas e as variáveis estudadas não são constantes no espaço. Além disso, o mapeamento espacial a partir do R^2 Local pode ser uma ferramenta norteadora para ações de conservação da Mata Atlântica, principalmente nas áreas com melhor capacidade preditiva, e.g. as manchas nos estados da região Nordeste (Bahia, Sergipe e Alagoas), em Minas Gerais, no Mato Grosso do Sul e no Paraná.

Nosso estudo evidenciou ainda que os modelos de alcance local (GWR) são mais sensíveis aos dados com ampla variação espacial, como parece ser o caso dos preditores envolvidos na permanência das florestas da Mata Atlântica, especialmente as variáveis de Usos Rurais. Por fim, cabe notar que, além de comparar a performance dos modelos espaciais de alcance local e global, investigamos de forma inédita as causas da permanência das florestas na Mata Atlântica, enquanto as demais pesquisas disponíveis nesta mesma temática (Land Use and Cover Change - LUCC) tiveram como foco as causas do desmatamento e/ou da regeneração florestal.

De forma geral, as estimativas dos modelos SEM e GWR estabeleceram padrões de relações similares para as variáveis preditoras e a permanência das florestas, mostrando uma relação positiva para variáveis Físicas e para as ações de Governança e uma relação negativa para as variáveis antrópicas relacionadas à Acessibilidade (estradas, rodovias e ferrovias) e aos Usos Rurais, que compreendem as práticas agrícolas, especialmente a agricultura e a silvicultura. Conseqüentemente,

nossos resultados forneceram informações interessantes acerca das variáveis mais importantes para a permanência das florestas da Mata Atlântica e de quais variáveis atuam desfavorecendo a permanência das florestas no bioma.

Por fim, como qualquer estudo com dados ambientais, esta pesquisa possui suas limitações metodológicas e amostrais. Portanto, nossos resultados devem ser interpretados com cautela, pois trata-se de uma tentativa inicial de se representar e estudar uma realidade que é muito complexa, com fenômenos naturais e antrópicos que influenciam e são influenciados pelos contextos bióticos, físicos e socioeconômicos.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente tese teve como objetivo investigar os fatores ambientais e socioeconômicos que podem ter relação com a permanência dos remanescentes florestais nativos na Mata Atlântica, avaliando também se essas relações apresentam padrão espacial homogêneo (comportamento estacionário) ou se variam ao longo do território do bioma (comportamento não-estacionário). Para isso, aplicamos e comparamos abordagens de estatística espacial de alcance global (Modelo de Erro Espacial - SEM) e local (Regressão Geograficamente Ponderada - GWR), com o intuito de capturar as diferentes dimensões do fenômeno estudado.

Os resultados desta pesquisa evidenciam que a permanência das florestas nativas da Mata Atlântica decorre, em grande medida, da interação entre fatores biofísicos e variáveis relacionadas à governança, ressaltando o papel da gestão ambiental e das políticas públicas na preservação da cobertura florestal. Ações antrópicas voltadas à proteção e ao cumprimento da legislação ambiental mostraram-se determinantes para a manutenção das áreas florestadas. Em contrapartida, variáveis ligadas à acessibilidade e aos usos rurais, notadamente agricultura e silvicultura, exerceram influência negativa sobre a permanência das florestas (seção 3). Esse resultado reforça a compreensão de que os mesmos fatores que historicamente têm impulsionado o desmatamento também reduzem as chances de manutenção da vegetação nativa, revelando um padrão estrutural de pressão antrópica sobre o bioma (Apan & Peterson, 1998; Arroyo-Rodríguez et al., 2015; Ferrer Velasco et al., 2020; Geist & Lambin, 2002).

Uma análise mais refinada dos resultados evidenciou que variáveis físicas como elevação, inclinação e atributos do solo (teor de carbono orgânico, teor de nitrogênio e teor de argila) estão positivamente associadas à permanência das florestas, reforçando o papel das condições biofísicas como estruturantes da vegetação nativa (Seção 3). A influência da água mostrou-se ambígua: a proximidade de rios favoreceu a permanência florestal, enquanto altos teores de água no solo foram negativamente associados à cobertura vegetal, possivelmente devido à maior aptidão agrícola e consequente pressão por conversão dessas áreas. Estes resultados são similares aos

encontrados em outros estudos de dinâmica florestal (Borda-Niño et al., 2020; Chazdon & Guariguata, 2016).

Além disso, variáveis antrópicas, como acessibilidade (proximidade a estradas, rodovias e ferrovias) e usos rurais (agricultura e silvicultura), apresentaram uma forte relação negativa com a permanência florestal, confirmando o papel decisivo das pressões humanas na fragmentação e na conversão de uso da terra. Em contrapartida, a proximidade de Áreas Protegidas e Áreas Prioritárias para a Conservação da Mata Atlântica esteve consistentemente relacionada à maior chance de preservação das florestas, destacando a relevância da governança ambiental e da legislação, como o Código Florestal e a Lei da Mata Atlântica, na conservação do bioma (Seção 3). Quanto às variáveis de Governança, é importante salientar que este trabalho possui uma evidente limitação amostral, uma vez que, por limitações computacionais, não foram incluídas outras variáveis relacionadas ao Código Florestal, como por exemplo, os dados do Cadastro Ambiental Rural (CAR). Ainda assim, nossos resultados são corroborados por outros estudos que indicam a relação positiva das variáveis de Governança e a presença/permanência das florestas (Duguma et al., 2019; Mintah et al., 2024; Piffer et al., 2022). Já as variáveis de acessibilidade (estradas, rodovias e ferrovias) e variáveis ligadas aos usos rurais, especialmente a agropecuária, possuem uma relação negativa com a presença de florestas nativas (Fearnside, 2008; Freitas et al., 2010; Teixeira et al., 2009).

A análise espacial confirmou a adequabilidade dos modelos estatísticos espaciais em relação à regressão clássica (OLS), destacando a presença de autocorrelação espacial nas amostras (Seção 3). Os modelos de alcance global (SEM) mostraram-se úteis para captar padrões gerais e relações relativamente homogêneas no espaço, ao passo que os modelos locais (GWR) revelaram maior capacidade de identificar heterogeneidades espaciais, evidenciando padrões específicos e agrupamentos regionais (Seção 4). De forma complementar, os dois modelos forneceram estimativas consistentes, com padrões similares para os coeficientes das variáveis preditoras, sugerindo robustez na análise. Destacamos, entretanto, que o GWR apresentou desempenho superior ao SEM, possibilitando um melhor entendimento da influência espacialmente variável das preditoras, em especial das variáveis relacionadas aos usos rurais. Essa diferenciação metodológica amplia a capacidade de interpretação

dos fatores que explicam a permanência da vegetação nativa, demonstrando que as relações não são constantes no espaço e que diferentes contextos regionais devem ser considerados (Rezende et al., 2018; Ribeiro et al., 2009; Vancine et al., 2024).

A análise comparativa entre os modelos SEM e GWR demonstrou também que o GWR teve desempenho superior ao SEM (menor AICc e maior R^2 ajustado), revelando a presença de não-estacionariedade espacial nas relações entre variáveis preditoras e a permanência florestal. Isso significa que os fatores que explicam a persistência da vegetação variam espacialmente, sendo mais bem capturados por modelos locais. O modelo GWR também identificou áreas com maior capacidade preditiva, especialmente nos estados da Bahia, Minas Gerais, Paraná, Mato Grosso do Sul, Sergipe e Alagoas, o que permite orientar estratégias regionais mais eficazes. Porém, ainda que os modelos tenham contribuído com importantes avanços na tentativa de se conhecer a relação entre a permanência de florestas e os preditores ambientais e socioeconômicos, cerca de 68% da variabilidade da permanência florestal permanece não explicada. Esse dado revela a complexidade do fenômeno e destaca a necessidade de incluir novas variáveis preditoras em futuras pesquisas, como dados socioeconômicos em maior resolução espacial, estrutura fundiária, dinâmicas do mercado imobiliário, políticas públicas locais e histórico de uso da terra.

Como toda investigação em larga escala com dados ambientais, esta pesquisa apresenta limitações metodológicas e amostrais. Além disso, a influência das variáveis pode variar conforme a escala de análise e o contexto socioambiental. O estudo buscou estimativas generalizadas para o bioma como um todo, mas a complexidade inerente aos processos ecológicos e sociais exige interpretações contextualizadas (Apan & Peterson, 1998; Ferrer Velasco et al., 2020; Geist & Lambin, 2002). Apesar das limitações, esta tese contribui de forma inovadora, com uma abordagem pouco explorada na literatura, o foco na permanência das florestas, em contraste com os tradicionais estudos voltados ao desmatamento ou à regeneração florestal. Além disso, nossos resultados indicaram que os modelos espaciais SEM e GWR são metodologias complementares: o SEM fornece uma explicação geral para os padrões florestais, enquanto o GWR permite capturar variações locais (Fotheringham, Brunsdon & Charlton, 2002; Fotheringham & Oshan, 2016). Recomendamos que esse conhecimento inicial acerca das relações entre as variáveis

preditoras e a permanência das florestas seja aprofundado por meio de novas abordagens, como o modelo MGWR (Multiscale Geographically Weighted Regression), ou ainda com o uso de Modelos Lineares Mistos, que integrem múltiplas escalas espaciais. A presente pesquisa trata-se de um exercício inicial na tentativa de explorar as causas da permanência das florestas.

Por fim, a revisão da literatura na temática da Dinâmica Florestal possibilitou o entendimento de que, além das condições ecológicas e da estrutura da paisagem, fatores socioeconômicos, incluindo os arranjos institucionais e os atores sociais são determinantes para a permanência ou a perda das florestas (Mintah et al., 2024; Piffer et al., 2022). A expansão agropecuária, sobretudo a pecuária extensiva, o crescimento populacional e obras de infraestrutura, principalmente as estradas, estão entre as causas relacionados à perda de florestas (Hansen et al., 2020; Laurance et al., 2009). Por outro lado, ações de governança local, com a atuação de povos indígenas e comunidades tradicionais, além da regularização fundiária, podem contribuir para a conservação florestal e mitigação climática (Garnett et al., 2018). Na Mata Atlântica, por exemplo, houve redução do desmatamento após a formalização de terras indígenas, o que sugere uma relação positiva entre segurança fundiária e permanência florestal (Benzeev et al., 2022).

Embora grande parte dos estudos tenha focado nas causas e impactos negativos do desmatamento e haja pouco conhecimento disponível sobre as causas da permanência das florestas, as pesquisas evidenciam a importância da conservação ativa das florestas primárias e secundárias, sugerindo que as ações de fomento à regeneração são fundamentais (Ewers et al., 2024; Hansen et al., 2020). O Brasil é um dos cinco países com maior potencial estimado para a regeneração natural (Williams et al., 2024) e a Mata Atlântica um dos biomas prioritários para ações de reflorestamento (Strassburg et al., 2020).

REFERÊNCIAS

- Aguirre-Gutiérrez, J., Malhi, Y., Lewis, S. L., Fauset, S., Adu-Bredu, S., Affum-Baffoe, K., Baker, T. R., Gvozdevaite, A., Hubau, W., Moore, S., Peprah, T., Ziemińska, K., Phillips, O. L., & Oliveras, I. (2020). Long-term droughts may drive drier tropical forests towards increased functional, taxonomic and phylogenetic homogeneity. *Nature Communications*, 11(1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-16973-4>
- Alisan, O., & Ozguven, E. E. (2024). An analysis of the spatial variations in the relationship between built environment and severe crashes. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 13(12), 465. <https://doi.org/10.3390/ijgi13120465>
- Almeida, E. (2012). Modelando a dependência espacial. In *Econometria espacial aplicada* (pp. 149–183). Alínea.
- Amaral, S., Metzger, J. P., Rosa, M., Adorno, B. V., Gonçalves, G. C., & Guedes Pinto, L. F. (2025). Alarming patterns of mature forest loss in the Brazilian Atlantic Forest. *Nature Sustainability*, 8(3), 256–264. <https://doi.org/10.1038/s41893-025-01508-w>
- Andrée, B. P. J., Chamorro, A., Spencer, P., Koomen, E., & Dogo, H. (2019). Revisiting the relation between economic growth and the environment: A global assessment of deforestation, pollution and carbon emission. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 114, 109–123. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.06.028>
- Angelsen, A. (1999). Agricultural expansion and deforestation: Modelling the impact of population, market forces and property rights. *Journal of Development Economics*, 58(1), 185–218. [https://doi.org/10.1016/S0304-3878\(98\)00108-4](https://doi.org/10.1016/S0304-3878(98)00108-4)
- Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models* (Vol. 4). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1>
- Anselin, L. (2003). Spatial weights in GeoDa: Guide use. University of Illinois.
- Anselin, L. (2021). Spatial models in econometric research. In *Oxford research encyclopedia of economics and finance*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190625979.013.632>
- Anselin, L. (2024). *An introduction to spatial data science with GeoDa: Volume 1: Exploring spatial data* (Vol. 1). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781003274919>
- Anselin, L., & Bera, A. K. (1998). Spatial dependence in linear regression models with an introduction to spatial econometrics. In *Statistics: Textbooks and monographs* (pp. 237–289). Marcel Dekker.
- Anselin, L., & Rey, S. (1991). Properties of tests for spatial dependence in linear regression models. *Geographical Analysis*, 23(2), 112–131. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1991.tb00228.x>

Anselin, L., & Rey, S. J. (2014). *Modern spatial econometrics in practice: A guide to GeoDa, GeoDaSpace and PySAL*. GeoDa Press.

Apan, A. A., & Peterson, J. A. (1998). Probing tropical deforestation: The use of GIS and statistical analysis of georeferenced data. *Applied Geography*, 18(2), 137–152. [https://doi.org/10.1016/S0143-6228\(98\)00002-2](https://doi.org/10.1016/S0143-6228(98)00002-2)

Armenteras, D., Espelta, J. M., Rodríguez, N., & Retana, J. (2017). Deforestation dynamics and drivers in different forest types in Latin America: Three decades of studies (1980–2010). *Global Environmental Change*, 46, 139–147. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2017.09.002>

Arroyo-Rodríguez, V., Melo, F. P. L., Martínez-Ramos, M., Bongers, F., Chazdon, R. L., Meave, J. A., Norden, N., Santos, B. A., Leal, I. R., & Tabarelli, M. (2015). Multiple successional pathways in human-modified tropical landscapes: New insights from forest succession, forest fragmentation and landscape ecology research. *Biological Reviews*, 92(1), 326–340. <https://doi.org/10.1111/brv.12231>

Artaxo, P., Hansson, H. C., Machado, L. A. T., & Rizzo, L. V. (2022). Tropical forests are crucial in regulating the climate on Earth. *PLOS Climate*, 1(8), e0000054. <https://doi.org/10.1371/journal.pclm.0000054>

Bañares-de-Dios, G., Macía, M. J., de Carvalho, G. M., Arellano, G., & Cayuela, L. (2022). Soil and climate drive floristic composition in tropical forests: A literature review. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 10, 866905. <https://doi.org/10.3389/fevo.2022.866905>

Baptista, S. R., & Rudel, T. K. (2006). A re-emerging Atlantic forest? Urbanization, industrialization and the forest transition in Santa Catarina, southern Brazil. *Environmental Conservation*, 33(3), 195–202. <https://doi.org/10.1017/S0376892906003134>

Barbosa, L. G., Alves, M. A. S., & Grelle, C. E. V. (2021). Actions against sustainability: Dismantling of the environmental policies in Brazil. *Land Use Policy*, 104, 105384. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105384>

Barlow, J., Lennox, G. D., Ferreira, J., Berenguer, E., Lees, A. C., Mac Nally, R., Thomson, J. R., Ferraz, S. F. D. B., Louzada, J., Oliveira, V. H. F., Parry, L., Ribeiro De Castro Solar, R., Vieira, I. C. G., Aragão, L. E. O. C., Begotti, R. A., Braga, R. F., Cardoso, T. M., de Oliveira, R. C., Souza, C. M., ... Gardner, T. A. (2016). Anthropogenic disturbance in tropical forests can double biodiversity loss from deforestation. *Nature*, 535(7610), 144–147. <https://doi.org/10.1038/nature18326>

Bellard, C., Bertelsmeier, C., Leadley, P., Thuiller, W., & Courchamp, F. (2012). Impacts of climate change on the future of biodiversity. *Ecology Letters*, 15(4), 365–377. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2011.01736.x>

Bender, D. J., & Fahrig, L. (2005). Matrix structure obscures the relationship between interpatch movement and patch size and isolation. *Ecology*, 86(4), 1023–1033. <https://doi.org/10.1890/04-0765>

Bennett, A. F., Radford, J. Q., & Haslem, A. (2006). Properties of land mosaics: Implications for nature conservation in agricultural environments. *Biological Conservation*, 133(2), 250–264. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2006.06.008>

Bennett, V. J. (2017). Effects of road density and pattern on the conservation of species and biodiversity. *Current Landscape Ecology Reports*, 2(1), 1–11. <https://doi.org/10.1007/s40823-017-0020-6>

Benzeev, R., Zhang, S., Rauber, M. A., Vance, E. A., & Newton, P. (2023). Formalizing tenure of Indigenous lands improved forest outcomes in the Atlantic Forest of Brazil. *PNAS Nexus*, 2(1), pgac287. <https://doi.org/10.1093/pnasnexus/pgac287>

Bernard, E., Melo, F. P. L., & Pinto, S. R. R. (2011). Challenges and opportunities for biodiversity conservation in the Atlantic Forest in face of bioethanol expansion. *Tropical Conservation Science*, 4(3), 267–275. <https://doi.org/10.1177/194008291100400305>

Bernhard, K. P., Shapiro, A. C., & Hunt, C. A. (2024). Drivers of tropical deforestation: A global review of methodological approaches and analytical scales. *Biodiversity and Conservation*, 33(1), 1–29. <https://doi.org/10.1007/s10531-023-02747-z>

Berry, O., Tocher, M. D., Gleeson, D. M., & Sarre, S. D. (2005). Effect of vegetation matrix on animal dispersal: Genetic evidence from a study of endangered skinks. *Conservation Biology*, 19(3), 855–864. <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2005.00161.x>

Bicudo da Silva, R. F., Millington, J. D. A., Moran, E. F., Batistella, M., & Liu, J. (2020). Three decades of land-use and land-cover change in mountain regions of the Brazilian Atlantic Forest. *Landscape and Urban Planning*, 204, 103948. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2020.103948>

Bogoni, J. A., Pires, J. S. R., Graipel, M. E., Peroni, N., & Peres, C. A. (2018). Wish you were here: How defaunated is the Atlantic Forest biome of its medium- to large-bodied mammal fauna? *PLoS ONE*, 13(9), e0204515. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0204515>

Bolte, A., Mansourian, S., Madsen, P., ... (2023). Forest adaptation and restoration under global change. *Annals of Forest Science*, 80(7), 1–12. <https://doi.org/10.1186/s13595-022-01172-6>

Bomfim, M. B. da S., Benfica, N. S., Freitas, R. M. O. de, & Barcelos, E. A. da S. (2023). Atividades antrópicas em áreas de proteção da Mata Atlântica: Uma análise da cobertura, uso do solo e presença de fogo no sul da Bahia. *Caminhos de Geografia*, 24(91), 333–345. <https://doi.org/10.14393/rcg249161457>

Borda-Niño, M., Meli, P., & Brancalion, P. H. S. (2020). Drivers of tropical forest cover increase: A systematic review. *Land Degradation & Development*, 31(11), 1366–1379. <https://doi.org/10.1002/ldr.3534>

Börner, J., Baylis, K., Corbera, E., Ezzine-de-Blas, D., Ferraro, P. J., Honey-Rosés, J., Lapeyre, R., Persson, U. M., & Wunder, S. (2016). Emerging evidence on the effectiveness of tropical forest conservation. *PLoS ONE*, *11*(11), e0159152. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0159152>

Bos, A. B., De Sy, V., Duchelle, A. E., Atmadja, S., de Bruin, S., Wunder, S., & Herold, M. (2020). Integrated assessment of deforestation drivers and their alignment with subnational climate change mitigation efforts. *Environmental Science & Policy*, *114*, 352–365. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2020.08.002>

Bousfield, C. G., & Edwards, D. P. (2025). The pan-tropical age distribution of regenerating tropical moist forest. *Nature Ecology & Evolution*. <https://doi.org/10.1038/s41559-025-02721-8>

Brancalion, P. H. S., Garcia, L. C., Loyola, R., Rodrigues, R. R., Pillar, V. D., & Lewinsohn, T. M. (2016). A critical analysis of the Native Vegetation Protection Law of Brazil (2012): Updates and ongoing initiatives. *Natureza & Conservação*, *14*(1), 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.ncon.2016.03.003>

Brasil. (2000). *Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza – SNUC*. http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/19985.htm

Brasil. (2006). *Lei nº 11.428 de dezembro de 2006 – Lei da Mata Atlântica*. http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/ato2004-2006/2006/lei/11428.htm

Brasil. (2012). *Lei nº 12.651 de maio de 2012 – Lei de Proteção da Vegetação Nativa*. http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/ato2011-2014/2012/lei/12651.htm

Brock, R. C., Arnell, A., Simonson, W., Soterroni, A. C., Mosnier, A., Ramos, F., Ywata de Carvalho, A. X., Camara, G., Pirker, J., Obersteiner, M., & Kapos, V. (2021). Implementing Brazil's Forest Code: A vital contribution to securing forests and conserving biodiversity. *Biodiversity and Conservation*, *30*(6), 1621–1635. <https://doi.org/10.1007/s10531-021-02159-x>

Broggio, I. S., Silva-Junior, C. H. L., Nascimento, M. T., Villela, D. M., & Aragão, L. E. O. C. (2024). Quantifying landscape fragmentation and forest carbon dynamics over 35 years in the Brazilian Atlantic Forest. *Environmental Research Letters*, *19*(3), 034021. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ad281c>

Bromley, D. W. (1999). Institutional causes and solutions. In M. Palo & J. Uusivuori (Eds.), *World forests, society and environment* (Vol. 1, pp. 179–196). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-011-4746-0>

Brooks, T. M., Mittermeier, R. A., Mittermeier, C. G., Da Fonseca, G. A. B., Rylands, A. B., Konstant, W. R., Flick, P., Pilgrim, J., Oldfield, S., Magin, G., & Hilton-Taylor, C. (2002). Habitat loss and extinction in the hotspots of biodiversity. *Conservation Biology*, *16*(4), 909–923. <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.2002.00530.x>

Brown, S., Versace, V. L., Laurenson, L., Ierodiaconou, D., Fawcett, J., & Salzman, S. (2012). Assessment of spatiotemporal varying relationships between rainfall, land

cover and surface water area using geographically weighted regression.

Environmental Modeling & Assessment, 17(3), 241–254.

<https://doi.org/10.1007/s10666-011-9289-8>

Brunsdon, C., Fotheringham, A. S., & Charlton, M. E. (1996). Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity. *Geographical Analysis*, 28(4), 281–298. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1996.tb00936.x>

Brunsdon, C., Fotheringham, A. S., & Charlton, M. E. (2002). Geographically weighted local statistics applied to binary data. In M. J. Egenhofer & D. M. Mark (Eds.), *International conference on geographic information science: GIScience 2002* (pp. 38–50). Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-45799-2_3

Bullock, J. M., Aronson, J., Newton, A. C., Pywell, R. F., & Rey-Benayas, J. M. (2011). Restoration of ecosystem services and biodiversity: Conflicts and opportunities. *Trends in Ecology & Evolution*, 26(10), 541–549.

<https://doi.org/10.1016/j.tree.2011.06.011>

Busch, J., & Ferretti-Gallon, K. (2017). What drives deforestation and what stops it? A meta-analysis. *Review of Environmental Economics and Policy*, 11(1), 3–23.

<https://doi.org/10.1093/reep/rew013>

Calaboni, A., Tambosi, L. R., Igari, A. T., Farinaci, J. S., Metzger, J. P., & Uriarte, M. (2018). The forest transition in São Paulo, Brazil: Historical patterns and potential drivers. *Ecology and Society*, 23(4), 1–13. <https://doi.org/10.5751/ES-10270-230407>

Calmon, M., Brancalion, P. H. S., Paese, A., Aronson, J., Castro, P., da Silva, S. C., & Rodrigues, R. R. (2011). Emerging threats and opportunities for large-scale ecological restoration in the Atlantic Forest of Brazil. *Restoration Ecology*, 19(2), 154–158. <https://doi.org/10.1111/j.1526-100X.2011.00772.x>

Câmara, I. D. G. (2005). Breve história da conservação da Mata Atlântica. In C. Galindo-Leal & I. D. G. Câmara (Eds.), *Mata Atlântica: Biodiversidade, ameaças e perspectivas* (pp. 31–42). Fundação SOS Mata Atlântica; Conservação Internacional.

Campos, M. C. (2011). Modernização da agricultura, expansão da soja no Brasil e as transformações socioespaciais no Paraná. *Revista Geografar*, 6(1), 161–191.

<https://revistas.ufpr.br/geografar/article/view/27606>

Caro, T., Rowe, Z., Berger, J., Wholey, P., & Dobson, A. (2022). An inconvenient misconception: Climate change is not the principal driver of biodiversity loss.

Conservation Letters, 15(3), e12868. <https://doi.org/10.1111/conl.12868>

Caron, T. M. F., Chuma, V. J. U. R., Sandi, A. A., & Norris, D. (2021). Big trees drive forest structure patterns across a lowland Amazon regrowth gradient. *Scientific Reports*, 11(1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-83030-5>

Ceballos, G., Ehrlich, P. R., Barnosky, A. D., García, A., Pringle, R. M., & Palmer, T. M. (2015). Accelerated modern human-induced species losses: Entering the sixth

mass extinction. *Science Advances*, 1(5), e1400253.

<https://doi.org/10.1126/sciadv.1400253>

Celentano, D., Rousseau, G. X., Engel, V. L., Zelarayán, M., Oliveira, E. C., Araujo, A. C. M., & de Moura, E. G. (2017). Degradation of riparian forest affects soil properties and ecosystem services provision in eastern Amazon of Brazil. *Land Degradation & Development*, 28(2), 482–493. <https://doi.org/10.1002/ldr.2547>

Chakir, R., & Le Gallo, J. (2021). Spatial autocorrelation in econometric land use models: An overview. In M. Lavielle, G. Celeux, J. Jackman, & C. P. Robert (Eds.), *Advances in contemporary statistics and econometrics: Festschrift in honor of Christine Thomas-Agnan* (pp. 339–362). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-73249-3_18

Chazdon, R. L., & Guariguata, M. R. (2016). Natural regeneration as a tool for large-scale forest restoration in the tropics: Prospects and challenges. *Biotropica*, 48(6), 716–730. <https://doi.org/10.1111/btp.12381>

Chazdon, R. L., Brancalion, P. H. S., Laestadius, L., Bennett-Curry, A., Buckingham, K., Kumar, C., Moll-Rocek, J., Vieira, I. C. G., & Wilson, S. J. (2016). When is a forest a forest? Forest concepts and definitions in the era of forest and landscape restoration. *Ambio*, 45(5), 538–550. <https://doi.org/10.1007/s13280-016-0772-y>

Chazdon, R. L., Harvey, C. A., Komar, O., Griffith, D. M., Ferguson, B. G., Martínez-Ramos, M., Morales, H., Nigh, R., Soto-Pinto, L., Van Breugel, M., & Philpott, S. M. (2009). Beyond reserves: A research agenda for conserving biodiversity in human-modified tropical landscapes. *Biotropica*, 41(2), 142–153. <https://doi.org/10.1111/j.1744-7429.2008.00471.x>

Chiarello, A. G. (1999). Effects of fragmentation of the Atlantic forest on mammal communities in south-eastern Brazil. *Biological Conservation*, 89(1), 71–82. [https://doi.org/10.1016/S0006-3207\(98\)00130-X](https://doi.org/10.1016/S0006-3207(98)00130-X)

Cleveland, C. C., Townsend, A. R., Taylor, P., Alvarez-Clare, S., Bustamante, M. M. C., Chuyong, G., Dobrowski, S. Z., Grierson, P., Harms, K. E., Houlton, B. Z., Marklein, A., Parton, W., Porder, S., Reed, S. C., Sierra, C. A., Silver, W. L., Tanner, E. V. J., & Wieder, W. R. (2011). Relationships among net primary productivity, nutrients and climate in tropical rain forest: A pan-tropical analysis. *Ecology Letters*, 14(9), 939–947. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2011.01658.x>

Condit, R., Hubbell, S. P., & Foster, R. B. (1996). Assessing the response of plant functional types to climatic change in tropical forests. *Journal of Vegetation Science*, 7(3), 405–416. <https://doi.org/10.2307/3236284>

Costa, T. R., da Silva, L. A., de Moura, C. C., de Souto Azevedo, C. H., Bueno, M. L., Mucida, D. P., Santos, T., & Gonzaga, A. P. D. (2023). Vulnerability of the Cerrado–Atlantic Forest ecotone in the Espinhaço Range Biosphere Reserve to climate change. *Theoretical and Applied Climatology*, 151(3–4), 1151–1170. <https://doi.org/10.1007/s00704-022-04321-z>

Costanza, R., de Groot, R., Sutton, P., van der Ploeg, S., Anderson, S. J., Kubiszewski, I., Farber, S., & Turner, R. K. (2014). Changes in the global value of ecosystem services. *Global Environmental Change*, *26*(1), 152–158.
<https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2014.04.002>

Cressie, N. (1993). *Statistics for spatial data*. Wiley.

Crk, T., Uriarte, M., Corsi, F., & Flynn, D. (2009). Forest recovery in a tropical landscape: What is the relative importance of biophysical, socioeconomic, and landscape variables? *Landscape Ecology*, *24*(5), 629–642.
<https://doi.org/10.1007/s10980-009-9338-8>

Crouzeilles, R., Barros, F. S. M., Molin, P. G., Ferreira, M. S., Junqueira, A. B., Chazdon, R. L., Lindenmayer, D. B., Tymus, J. R. C., Strassburg, B. B. N., & Brancalion, P. H. S. (2019). A new approach to map landscape variation in forest restoration success in tropical and temperate forest biomes. *Journal of Applied Ecology*, *56*(12), 2675–2686. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.13501>

Crouzeilles, R., Beyer, H. L., Monteiro, L. M., Feltran-Barbieri, R., Pessôa, A. C. M., Barros, F. S. M., Lindenmayer, D. B., Lino, E. D. S. M., Grelle, C. E. V., Chazdon, R. L., Matsumoto, M., Rosa, M., Latawiec, A. E., & Strassburg, B. B. N. (2020). Achieving cost-effective landscape-scale forest restoration through targeted natural regeneration. *Conservation Letters*, *13*(3), e12709.
<https://doi.org/10.1111/conl.12709>

Crouzeilles, R., Maurenza, D., Prieto, P. V., Barros, F. S. M., Jakovac, C., Ferreira, M. S., Chazdon, R. L., Lindenmayer, D. B., Brancalion, P. H. S., Ceccon, E., Adams, C., Lazos-Chavero, E., Monteiro, L., Junqueira, A. B., Strassburg, B. B. N., & Guariguata, M. R. (2021). Associations between socio-environmental factors and landscape-scale biodiversity recovery in naturally regenerating tropical and subtropical forests. *Conservation Letters*, *14*(2), e12768.
<https://doi.org/10.1111/conl.12768>

Crouzeilles, R., Santiami, E., Rosa, M., Pugliese, L., Brancalion, P. H. S., Rodrigues, R. R., Metzger, J. P., Calmon, M., Scaramuzza, C. A. de M., Matsumoto, M. H., Padovezi, A., Benini, R. de M., Chaves, R. B., Metzker, T., Fernandes, R. B., Scarano, F. R., Schmitt, J., Lui, G., Christ, P., ... Pinto, S. (2019). There is hope for achieving ambitious Atlantic Forest restoration commitments. *Perspectives in Ecology and Conservation*, *17*(2), 80–83. <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2019.04.003>

Cullen, L., Bodmer, R. E., & Padua, C. V. (2000). Effects of hunting in habitat fragments of the Atlantic forests, Brazil. *Biological Conservation*, *95*(1), 49–56.
[https://doi.org/10.1016/S0006-3207\(00\)00011-2](https://doi.org/10.1016/S0006-3207(00)00011-2)

Curtis, P. G., Slay, C. M., Harris, N. L., Tyukavina, A., & Hansen, M. C. (2018). Classifying drivers of global forest loss. *Science*, *361*(6407), 1108–1111.
<https://doi.org/10.1126/science.aau3445>

- da Cruz, J. C., Barella, C. F., & Fonseca, A. (2020). Compensating deforestation with forest surplus: Key regulatory issues within Brazil's Atlantic Forest. *Ecological Economics*, 167, 106444. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.106444>
- da Silva, J. M. C., Pinto, L. P., & Scarano, F. R. (2021). Toward integrating private conservation lands into national protected area systems: Lessons from a megadiversity country. *Conservation Science and Practice*, 3(7), e433. <https://doi.org/10.1111/csp2.433>
- da Silva, R. F. B., Batistella, M., & Moran, E. F. (2018). Regional socioeconomic changes affecting rural area livelihoods and Atlantic Forest transitions. *Land*, 7(4), 125. <https://doi.org/10.3390/land7040125>
- Daily, G. C., & Ehrlich, P. R. (1995). Preservation of biodiversity in small rainforest patches: Rapid evaluations using butterfly trapping. *Biodiversity and Conservation*, 4(1), 35–55. <https://doi.org/10.1007/BF00115313>
- Davis, J. L., Lima, C. G., Garcia, R. A., & Nascimento, B. A. (2019). Modelling drivers of Atlantic Forest dynamics using geographically weighted regression. *Revista Geografias*, 15(2), 107–126. <https://doi.org/10.35699/2237-549X.2019.19890>
- De Angelo, C., Paviolo, A., Wiegand, T., Kanagaraj, R., & Di Bitetti, M. S. (2013). Understanding species persistence for defining conservation actions: A management landscape for jaguars in the Atlantic Forest. *Biological Conservation*, 159, 422–433. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2012.12.021>
- de Lima, R. A. F., Oliveira, A. A., Pitta, G. R., de Gasper, A. L., Vibrans, A. C., Chave, J., ter Steege, H., & Prado, P. I. (2020). The erosion of biodiversity and biomass in the Atlantic Forest biodiversity hotspot. *Nature Communications*, 11(1), 1–16. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-20217-w>
- de Marques, A. A. B., Schneider, M., & Peres, C. A. (2016). Human population and socioeconomic modulators of conservation performance in 788 Amazonian and Atlantic Forest reserves. *PeerJ*, 4, e2206. <https://doi.org/10.7717/peerj.2206>
- de Rezende, C. L., Uezu, A., Scarano, F. R., & Araujo, D. S. D. (2015). Atlantic Forest spontaneous regeneration at landscape scale. *Biodiversity and Conservation*, 24(9), 2255–2272. <https://doi.org/10.1007/s10531-015-0980-y>
- de Souza, J. F., Bueno, M. L., & Salino, A. (2021). Atlantic Forest: Centres of diversity and endemism for ferns and lycophytes and conservation status. *Biodiversity and Conservation*, 30(7), 2207–2222. <https://doi.org/10.1007/s10531-021-02194-8>
- de Toledo, R. M., Pivello, V. R., Perring, M. P., & Verdade, L. M. (2024). Natural vegetation biomass and the dimension of forest quality in tropical agricultural landscapes. *Ecological Applications*, 34(3), e2950. <https://doi.org/10.1002/eap.2950>
- Dean, W. (1996). *A ferro e fogo: A história e a devastação da Mata Atlântica brasileira* (12^a ed.). Companhia das Letras.

- Didham, R. K., & Ewers, R. M. (2012). Predicting the impacts of edge effects in fragmented habitats: Laurance and Yensen's core area model revisited. *Biological Conservation*, 155, 104–110. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2012.06.019>
- Didham, R. K., & Lawton, J. H. (1999). Edge structure determines the magnitude of changes in microclimate and vegetation structure in tropical forest fragments. *Biotropica*, 31(1), 17–30. <https://doi.org/10.1111/j.1744-7429.1999.tb00113.x>
- Didham, R. K., Hammond, P. M., Lawton, J. H., Eggleton, P., & Stork, N. E. (1998). Beetle species responses to tropical forest fragmentation. *Ecological Monographs*, 68(3), 295–323. [https://doi.org/10.1890/0012-9615\(1998\)068\[0295:BSRTTF\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/0012-9615(1998)068[0295:BSRTTF]2.0.CO;2)
- Dinerstein, E., Joshi, A. R., Hahn, N. R., Lee, A. T. L., Vynne, C., Burkart, K., Asner, G. P., Beckham, C., Ceballos, G., Cuthbert, R., Dirzo, R., Fankem, O., Hertel, S., Li, B. V., Mellin, H., Pharand-Deschênes, F., Olson, D., Pandav, B., Peres, C. A., Putra, R., Rosenthal, A., Verwer, C., Wikramanayake, E., & Zolli, A. (2024). Conservation imperatives: Securing the last unprotected terrestrial sites harboring irreplaceable biodiversity. *Frontiers in Science*, 2, 1349350. <https://doi.org/10.3389/fsci.2024.1349350>
- Diniz, M. F., Coelho, M. T. P., de Sousa, F. G., Hasui, É., & Loyola, R. (2021). The underestimated role of small fragments for carnivore dispersal in the Atlantic Forest. *Perspectives in Ecology and Conservation*, 19(1), 81–89. <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2020.12.001>
- Dirzo, R., & Raven, P. H. (2003). Global state of biodiversity and loss. *Annual Review of Environment and Resources*, 28, 137–167. <https://doi.org/10.1146/annurev.energy.28.050302.105532>
- Duguma, L. A., Atela, J., Minang, P. A., Ayana, A. N., Gizachew, B., Nzyoka, J. M., & Bernard, F. (2019). Deforestation and forest degradation as an environmental behavior: Unpacking realities shaping community actions. *Land*, 8(2), 26. <https://doi.org/10.3390/land8020026>
- Edwards, D. P., Socolar, J. B., Mills, S. C., Burivalova, Z., Koh, L. P., & Wilcove, D. S. (2019). Conservation of tropical forests in the Anthropocene. *Current Biology*, 29(19), R1008–R1020. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2019.08.026>
- Eisenlohr, P. V., & Oliveira-Filho, A. T. (2015). Revisiting patterns of tree species composition and their driving forces in the Atlantic forests of southeastern Brazil. *Biotropica*, 47(6), 689–701. <https://doi.org/10.1111/btp.12254>
- Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. (2019). *As dimensões territoriais, sociais e econômicas das atividades agropecuárias em áreas consolidadas do bioma Mata Atlântica e do bioma Pampa*. EMBRAPA.
- Ewers, R. M., & Didham, R. K. (2006). Confounding factors in the detection of species responses to habitat fragmentation. *Biological Reviews*, 81(1), 117–142. <https://doi.org/10.1017/S1464793105006949>

Ewers, R. M., & Didham, R. K. (2007). The effect of fragment shape and species' sensitivity to habitat edges on animal population size. *Conservation Biology*, 21(4), 926–936. <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2007.00720.x>

Ewers, R. M., Orme, C. D. L., Pearse, W. D., Zulkifli, N., Yvon-Durocher, G., Yusah, M., Yoh, N., Yeo, D. C. J., Wong, A., Williamson, J., Wilkinson, C. L., Wiederkehr, F., Webber, B. L., Wearn, O. R., Wai, L., Vollans, M., Twining, J. P., Turner, E. C., Tobias, J. A., ... Banks-Leite, C. (2024). Thresholds for adding degraded tropical forest to the conservation estate. *Nature*, 631(8022), 808–813. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-07657-w>

Fahrig, L. (2003). Effects of habitat fragmentation on biodiversity. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 34, 487–515. <https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.34.011802.132419>

Fahrig, L. (2013). Rethinking patch size and isolation effects: The habitat amount hypothesis. *Journal of Biogeography*, 40(9), 1649–1663. <https://doi.org/10.1111/jbi.12130>

Fahrig, L. (2017). Ecological responses to habitat fragmentation per se. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 48, 1–23. <https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-110316-022612>

Fahrig, L. (2020). Why do several small patches hold more species than few large patches? *Global Ecology and Biogeography*, 29(4), 615–628. <https://doi.org/10.1111/geb.13059>

Fahrig, L., & Merriam, G. (1994). Conservation of fragmented populations. *Conservation Biology*, 8(1), 50–59. <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.1994.08010050.x>

Falk, D. A., van Mantgem, P. J., Keeley, J. E., Gregg, R. M., Guiterman, C. H., Tepley, A. J., Young, D. J. N., & Marshall, L. A. (2022). Mechanisms of forest resilience. *Forest Ecology and Management*, 512, 120129. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2022.120129>

FAO. (2020). *Global forest resources assessment 2020*. FAO. <https://doi.org/10.4060/ca9825en>

Faria, W. R., & Almeida, A. N. (2016). Relationship between openness to trade and deforestation: Empirical evidence from the Brazilian Amazon. *Ecological Economics*, 121, 85–97. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2015.11.014>

Farmer, J. R., Ma, Z., Drescher, M., Knackmuhs, E. G., & Dickinson, S. L. (2017). Private landowners, voluntary conservation programs, and implementation of conservation friendly land management practices. *Conservation Letters*, 10(1), 58–66. <https://doi.org/10.1111/conl.12241>

- Fearnside, P. M. (2005). Deforestation in Brazilian Amazonia: History, rates, and consequences. *Conservation Biology*, 19(3), 680–688. <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2005.00697.x>
- Fearnside, P. M. (2007). Brazil's Cuiabá-Santarém (BR-163) highway: The environmental cost of paving a soybean corridor through the Amazon. *Environmental Management*, 39(5), 601–614. <https://doi.org/10.1007/s00267-006-0149-2>
- Fearnside, P. M. (2008). The roles and movements of actors in the deforestation of Brazilian Amazonia. *Ecology and Society*, 13(1), 23. <https://doi.org/10.5751/ES-02458-130123>
- Ferrer Velasco, R., Köthke, M., Lippe, M., & Günter, S. (2020). Scale and context dependency of deforestation drivers: Insights from spatial econometrics in the tropics. *PLoS ONE*, 15(1), e0226830. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0226830>
- Fischer, J., & Lindenmayer, D. B. (2007). Landscape modification and habitat fragmentation: A synthesis. *Global Ecology and Biogeography*, 16(3), 265–280. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2007.00287.x>
- Fischer, R., Giessen, L., & Günter, S. (2020). Governance effects on deforestation in the tropics: A review of the evidence. *Environmental Science & Policy*, 105, 84–101. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2019.12.007>
- Flores, B. M., Montoya, E., Sakschewski, B., Nascimento, N., Staal, A., Betts, R. A., Levis, C., Lapola, D. M., Esquivel-Muelbert, A., Jakovac, C., Nobre, C. A., Oliveira, R. S., Borma, L. S., Nian, D., Boers, N., Hecht, S. B., ter Steege, H., Arieira, J., Lucas, I. L., ... Hirota, M. (2024). Critical transitions in the Amazon forest system. *Nature*, 626(7999), 555–564. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06970-0>
- Forman, R. T. T. (1995). Landscapes and regions – Foundations. In *Land mosaics: The ecology of landscapes and regions* (pp. 3–38). Cambridge University Press.
- Forman, R. T. T. (2008). *Urban regions: Ecology and planning beyond the city*. Cambridge University Press.
- Forman, R. T. T., & Godron, M. (1981). Patches and structural components of landscapes. *BioScience*, 31(10), 733–740. <https://doi.org/10.2307/1308780>
- Fotheringham, A. S., & Oshan, T. M. (2016). Geographically weighted regression and multicollinearity: Dispelling the myth. *Journal of Geographical Systems*, 18(4), 303–329. <https://doi.org/10.1007/s10109-016-0239-5>
- Fotheringham, A. S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically weighted regression: The analysis of spatially varying relationships* (1st ed.). John Wiley & Sons.
- Fotheringham, A. S., Yang, W., & Kang, W. (2017). Multiscale geographically weighted regression (MGWR). *Annals of the American Association of Geographers*, 107(6), 1247–1265. <https://doi.org/10.1080/24694452.2017.1352480>

Fotis, A. T., Morin, T. H., Fahey, R. T., Hardiman, B. S., Bohrer, G., & Curtis, P. S. (2018). Forest structure in space and time: Biotic and abiotic determinants of canopy complexity and their effects on net primary productivity. *Agricultural and Forest Meteorology*, 250–251, 181–191. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.12.251>

Franklin, A. B., Noon, B. R., & George, T. L. (2002). What is habitat fragmentation? *Studies in Avian Biology*, 25, 20–29.

Franklin, J. F., & Forman, R. T. T. (1987). Creating landscape patterns by forest cutting: Ecological consequences and principles. *Landscape Ecology*, 1(1), 5–18. <https://doi.org/10.1007/BF02275261>

Freitas Lima, E. A. C., & Ranieri, V. E. L. (2018). Land use planning around protected areas: Case studies in four state parks in the Atlantic Forest region of southeastern Brazil. *Land Use Policy*, 71, 453–458. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.12.020>

Freitas, S. R., Hawbaker, T. J., & Metzger, J. P. (2010). Effects of roads, topography, and land use on forest cover dynamics in the Brazilian Atlantic Forest. *Forest Ecology and Management*, 259(3), 410–417. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.10.036>

Fundação SOS Mata Atlântica, & Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE. (2024). *Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica: Período 2022–2023*. <http://urlib.net/ibi/8JMKD3MGP3W34T/4C2JEEE>

Galindo-Leal, C., & Câmara, I. D. G. (2005). Status do hotspot Mata Atlântica: Uma síntese. In C. Galindo-Leal & I. D. G. Câmara (Eds.), *Mata Atlântica: Biodiversidade, ameaças e perspectivas* (pp. 3–11). Fundação SOS Mata Atlântica; Conservação Internacional.

Gardner, T. A., Barlow, J., Chazdon, R., Ewers, R. M., Harvey, C. A., Peres, C. A., & Sodhi, N. S. (2009). Prospects for tropical forest biodiversity in a human-modified world. *Ecology Letters*, 12(6), 561–582. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2009.01294.x>

Garnett, S. T., Burgess, N. D., Fa, J. E., Fernández-Llamazares, Á., Molnár, Z., Robinson, C. J., Watson, J. E. M., Zander, K. K., Austin, B., Brondizio, E. S., Collier, N. F., Duncan, T., Ellis, E., Geyle, H., Jackson, M. V., Jonas, H., Malmer, P., McGowan, B., Sivongxay, A., & Leiper, I. (2018). A spatial overview of the global importance of Indigenous lands for conservation. *Nature Sustainability*, 1(7), 369–374. <https://doi.org/10.1038/s41893-018-0100-6>

Gascon, C., Lovejoy, T. E., Bierregaard, R. O., Jr., Malcolm, J. R., Stouffer, P. C., Vasconcelos, H. L., Laurance, W. F., Zimmerman, B., Tocher, M., & Borges, S. (1999). Matrix habitat and species persistence in tropical forest remnants. *Biological Conservation*, 91(2–3), 223–229. [https://doi.org/10.1016/S0006-3207\(99\)00080-4](https://doi.org/10.1016/S0006-3207(99)00080-4)

Gascon, C., Williamson, G. B., & Da Fonseca, G. A. B. (2000). Receding forest edges and vanishing reserves. *Science*, 288(5470), 1356–1358.

<https://doi.org/10.1126/science.288.5470.1356>

Gaston, K. J., Jackson, S. F., Cantú-Salazar, L., & Cruz-Piñón, G. (2008). The ecological performance of protected areas. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 39, 93–113. <https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.39.110707.173529>

Gavioli, F. R., Molin, P. G., & Valente, R. A. (2022). O papel das pequenas manchas florestais na qualidade ecológica de uma paisagem antropizada da Mata Atlântica. *Research, Society and Development*, 11(6), e38311629162.

<https://doi.org/10.33448/rsd-v11i6.29162>

Geist, H. J., & Lambin, E. F. (2002). Proximate causes and underlying driving forces of tropical deforestation. *BioScience*, 52(2), 143–150. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2002\)052\[0143:PCAUDF\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2002)052[0143:PCAUDF]2.0.CO;2)

Geldmann, J., Barnes, M., Coad, L., Craigie, I. D., Hockings, M., & Burgess, N. D. (2013). Effectiveness of terrestrial protected areas in reducing habitat loss and population declines. *Biological Conservation*, 161, 230–238.

<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2013.02.018>

GFR, & WRI. (2023). *Quanta floresta foi perdida em 2022?* World Resources Institute. <https://www.wri.org>

Giam, X. (2017). Global biodiversity loss from tropical deforestation. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 114(23), 5775–5777. <https://doi.org/10.1073/pnas.1706264114>

Gibson, L., Lee, T. M., Koh, L. P., Brook, B. W., Gardner, T. A., Barlow, J., Peres, C. A., Bradshaw, C. J. A., Laurance, W. F., Lovejoy, T. E., & Sodhi, N. S. (2011). Primary forests are irreplaceable for sustaining tropical biodiversity. *Nature*, 478(7369), 378–381. <https://doi.org/10.1038/nature10425>

Gilbert-Norton, L., Wilson, R., Stevens, J. R., & Beard, K. H. (2010). A meta-analytic review of corridor effectiveness. *Conservation Biology*, 24(3), 660–668.

<https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2010.01450.x>

Girão, L. C., Lopes, A. V., Tabarelli, M., & Bruna, E. M. (2007). Changes in tree reproductive traits reduce functional diversity in a fragmented Atlantic Forest landscape. *PLoS ONE*, 2(9), e908. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0000908>

Gonçalves-Souza, D., Vilela, B., Phalan, B., & Dobrovolski, R. (2021). The role of protected areas in maintaining natural vegetation in Brazil. *Science Advances*, 7(23), eabf0857. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abf0857>

Goulart, F. F., Takahashi, F. S. C., Rodrigues, M., Machado, R. B., & Soares-Filho, B. (2015). Where matrix quality most matters? Using connectivity models to assess effectiveness of matrix conversion in the Atlantic Forest. *Natureza & Conservação*, 13(1), 47–53. <https://doi.org/10.1016/j.ncon.2015.03.003>

- Guidotti, V., de Mello, K., Pinto, L. F. G., Brites, A., Tavares, P. A., Fernandes, R. B., Chamma, A. L. S., Franzozi, A. A., del Giudice, R., Rosa, M., & Sparovek, G. (2021). *O Código Florestal na Mata Atlântica – The Forest Code in the Atlantic Forest* (Relatório n. 11).
- Guimarães, P. de O., Santos, A. M. dos, Silva, C. F. A. da, Rudke, A. P., Nunes, F. G., Lisboa, G. dos S., & Fernandes, M. de S. (2023). Spatial analysis of deforestation factors in the Atlantic Forest Biome/Brazil. *Revista Geografias*, 19(1), 1–19. <https://doi.org/10.35699/2237-549X.2023.42662>
- Haddad, N. M., Brudvig, L. A., Clobert, J., Davies, K. F., Gonzalez, A., Holt, R. D., Lovejoy, T. E., Sexton, J. O., Austin, M. P., Collins, C. D., Cook, W. M., Damschen, E. I., Ewers, R. M., Foster, B. L., Jenkins, C. N., King, A. J., Laurance, W. F., Levey, D. J., Margules, C. R., ... Townshend, J. R. (2015). Habitat fragmentation and its lasting impact on Earth's ecosystems. *Science Advances*, 1(2), e1500052. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1500052>
- Hänggli, A., Levy, S. A., Armenteras, D., Bovolo, C. I., Brandão, J., Rueda, X., & Garrett, R. D. (2023). A systematic comparison of deforestation drivers and policy effectiveness across the Amazon biome. *Environmental Research Letters*, 18(7), 074007. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acd408>
- Hansen, M. C., Wang, L., Song, X. P., Tyukavina, A., Turubanova, S., Potapov, P. V., & Stehman, S. V. (2020). The fate of tropical forest fragments. *Science Advances*, 6(11), eaax8574. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aax8574>
- Harvey, C. A., Komar, O., Chazdon, R., Ferguson, B. G., Finegan, B., Griffith, D. M., Martínez-Ramos, M., Morales, H., Nigh, R., Soto-Pinto, L., Van Breugel, M., & Wishnie, M. (2008). Integrating agricultural landscapes with biodiversity conservation in the Mesoamerican hotspot. *Conservation Biology*, 22(1), 8–15. <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2007.00863.x>
- Hawker, L., Uhe, P., Paulo, L., Sosa, J., Savage, J., Sampson, C., & Neal, J. (2022). A 30 m global map of elevation with forests and buildings removed. *Environmental Research Letters*, 17(2), 024016. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac4d4f>
- Holdridge, L. R. (1947). Determination of world plant formations from simple climatic data. *Science*, 105(2727), 367–368. <https://doi.org/10.1126/science.105.2727.367>
- Holling, C. S. (1973). Resilience and stability of ecological systems. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 4, 1–23. <https://doi.org/10.1146/annurev.es.04.110173.000245>
- Houghton, R. A. (2012). Carbon emissions and the drivers of deforestation and forest degradation in the tropics. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 4(6), 597–603. <https://doi.org/10.1016/j.cosust.2012.06.006>
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2019). *Biomass e sistema costeiro-marinho do Brasil – 1:250.000*. IBGE. <https://www.ibge.gov.br/geociencias/cartas-e-mapas/informacoes-ambientais/15842-biomass.html>

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2024). *Censo demográfico – 2022*. IBGE. <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/22827-censo-demografico-2022.html?lang=pt-BR>

Jakovac, C. C., Junqueira, A. B., Crouzeilles, R., Peña-Claros, M., Mesquita, R. C. G., & Bongers, F. (2021). The role of land-use history in driving successional pathways and its implications for the restoration of tropical forests. *Biological Reviews*, 96(4), 1114–1134. <https://doi.org/10.1111/brv.12702>

Jayathilake, H. M., Prescott, G. W., Carrasco, L. R., Rao, M., & Symes, W. S. (2021). Drivers of deforestation and degradation for 28 tropical conservation landscapes. *Ambio*, 50(1), 215–228. <https://doi.org/10.1007/s13280-020-01325-9>

Jolliffe, I. T. (2002). *Principal component analysis* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/b98835>

Joly, C. A., Metzger, J. P., & Tabarelli, M. (2014). Experiences from the Brazilian Atlantic Forest: Ecological findings and conservation initiatives. *New Phytologist*, 204(3), 459–473. <https://doi.org/10.1111/nph.12989>

Jusys, T. (2016). Fundamental causes and spatial heterogeneity of deforestation in Legal Amazon. *Applied Geography*, 75, 188–199. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.08.015>

Lambin, E. F., & Meyfroidt, P. (2010). Land use transitions: Socio-ecological feedback versus socio-economic change. *Land Use Policy*, 27(2), 108–118. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2009.09.003>

Lambin, E. F., Geist, H. J., & Lepers, E. (2003). Dynamics of land-use and land-cover change in tropical regions. *Annual Review of Environment and Resources*, 28, 205–241. <https://doi.org/10.1146/annurev.energy.28.050302.105459>

Lambin, E. F., Turner, B. L., Geist, H. J., Agbola, S. B., Angelsen, A., Bruce, J. W., Coomes, O. T., Dirzo, R., Fischer, G., Folke, C., George, P. S., Homewood, K., Imbernon, J., Leemans, R., Li, X., Moran, E. F., Mortimore, M., Ramakrishnan, P. S., Richards, J. F., ... Xu, J. (2001). The causes of land-use and land-cover change: Moving beyond the myths. *Global Environmental Change*, 11(4), 261–269. [https://doi.org/10.1016/S0959-3780\(01\)00007-3](https://doi.org/10.1016/S0959-3780(01)00007-3)

Lapola, D. M., Martinelli, L. A., Peres, C. A., Ometto, J. P. H. B., Ferreira, M. E., Nobre, C. A., Aguiar, A. P. D., Bustamante, M. M. C., Cardoso, M. F., Costa, M. H., Joly, C. A., Leite, C. C., Moutinho, P., Sampaio, G., Strassburg, B. B. N., & Vieira, I. C. G. (2014). Pervasive transition of the Brazilian land-use system. *Nature Climate Change*, 4(1), 27–35. <https://doi.org/10.1038/nclimate2056>

Lapola, D. M., Pinho, P., Barlow, J., Aragão, L. E. O. C., Berenguer, E., Carmenta, R., Liddy, H. M., Seixas, H., Silva, C. V. J., Silva, C. H. L., Alencar, A. A. C., Anderson, L. O., Armenteras, D., Brovkin, V., Calders, K., Chambers, J., Chini, L., Costa, M. H., Faria, B. L., ... Walker, W. S. (2023). The drivers and impacts of

Amazon forest degradation. *Science*, 379(6630), 1440–1447.
<https://doi.org/10.1126/science.abp8622>

Latawiec, A. E., Crouzeilles, R., Brancalion, P. H. S., Rodrigues, R. R., Sansevero, J. B., dos Santos, J. S., Mills, M., Nave, A. G., & Strassburg, B. B. (2016). Natural regeneration and biodiversity: A global meta-analysis and implications for spatial planning. *Biotropica*, 48(6), 844–855. <https://doi.org/10.1111/btp.12399>

Laurance, W. F. (2009). Conserving the hottest of the hotspots. *Biological Conservation*, 142(6), 1137. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2008.10.011>

Laurance, W. F., & Balmford, A. (2013). A global map for road building. *Nature*, 495(7441), 308–309. <https://doi.org/10.1038/495308a>

Laurance, W. F., Albernaz, A. K. M., Schroth, G., Fearnside, P. M., Bergen, S., Venticinque, E. M., & da Costa, C. (2002). Predictors of deforestation in the Brazilian Amazon. *Journal of Biogeography*, 29(5–6), 737–748. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2699.2002.00721.x>

Laurance, W. F., Useche, D. C., Rendeiro, J., Kalka, M., Bradshaw, C. J. A., Sloan, S. P., Laurance, S. G., Campbell, M., Abernethy, K., Alvarez, P., Arroyo-Rodríguez, V., Ashton, P., Benítez-Malvido, J., Blom, A., Bobo, K. S., Cannon, C. H., Cao, M., Carroll, R., Chapman, C., ... Zamzani, F. (2012). Averting biodiversity collapse in tropical forest protected areas. *Nature*, 489(7415), 290–293.
<https://doi.org/10.1038/nature11318>

Laurance, W. F., Goosem, M., & Laurance, S. G. W. (2009). Impacts of roads and linear clearings on tropical forests. *Trends in Ecology & Evolution*, 24(12), 659–669.
<https://doi.org/10.1016/j.tree.2009.06.009>

Laurance, W. F., Laurance, S. G., Ferreira, L. V., Rankin-de Merona, J. M., Gascon, C., & Lovejoy, T. E. (1997). Biomass collapse in Amazonian forest fragments. *Science*, 278(5340), 1117–1118. <https://doi.org/10.1126/science.278.5340.1117>

Laurance, W. F., Lovejoy, T. E., Vasconcelos, H. L., Bruna, E. M., Didham, R. K., Stouffer, P. C., Gascon, C., Bierregaard, R. O., Laurance, S. G., & Sampaio, E. (2002). Ecosystem decay of Amazonian forest fragments: A 22-year investigation. *Conservation Biology*, 16(3), 605–618. <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.2002.01025.x>

Laurance, W. F., Nascimento, H. E. M., Laurance, S. G., Andrade, A., Ribeiro, J. E. L. S., Giraldo, J. P., Lovejoy, T. E., Condit, R., Chave, J., Harms, K. E., & D'Angelo, S. (2006). Rapid decay of tree-community composition in Amazonian forest fragments. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 103(50), 19010–19014. <https://doi.org/10.1073/pnas.0609048103>

Laurance, W. F., Sayer, J., & Cassman, K. G. (2014). Agricultural expansion and its impacts on tropical nature. *Trends in Ecology & Evolution*, 29(2), 107–116.
<https://doi.org/10.1016/j.tree.2013.12.001>

Lawrence, D., & Vandecar, K. (2015). Effects of tropical deforestation on climate and agriculture. *Nature Climate Change*, 5(1), 27–36.

<https://doi.org/10.1038/nclimate2430>

LeSage, J. P., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781420064254>

Lewis, S. L., Edwards, D. P., & Galbraith, D. (2015). Increasing human dominance of tropical forests. *Science*, 349(6250), 827–832.

Lima Costa, E., João, A. M. A., Caixeta-Filho, J. V., & Péra, T. G. (2022). Logística e agricultura: O papel dos investimentos em infraestrutura para o avanço da produção de soja no Cerrado. *Revista Brasileira de Transportes*, 2(2), 208–247.

<https://doi.org/10.12660/rbt.v2n2.2022.88583>

Lindenmayer, D. (2019). Small patches make critical contributions to biodiversity conservation. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 116(3), 717–719. <https://doi.org/10.1073/pnas.1820169116>

Lingner, D. V., Rodrigues, A. V., Oliveira, L. Z., de Gasper, A. L., & Vibrans, A. C. (2020). Modelling changes in forest attributes driven by human activities at different spatial scales in the subtropical Atlantic Forest. *Biodiversity and Conservation*, 29(4), 1283–1299. <https://doi.org/10.1007/s10531-020-01935-5>

Liu, X., Feng, Y., Hu, T., Luo, Y., Zhao, X., Wu, J., Maeda, E. E., Ju, W., Liu, L., Guo, Q., & Su, Y. (2024). Enhancing ecosystem productivity and stability with increasing canopy structural complexity in global forests. *Science Advances*, 10(20), ead11947.

<https://doi.org/10.1126/sciadv.adl1947>

Lord, J. M., & Norton, D. A. (1990). Scale and the spatial concept of fragmentation. *Conservation Biology*, 4(2), 197–202. <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.1990.tb00109.x>

Lotfata, A. (2022). Using geographically weighted models to explore obesity prevalence association with air temperature, socioeconomic factors, and unhealthy behavior in the USA. *Journal of Geovisualization and Spatial Analysis*, 6(1), 1–19.

<https://doi.org/10.1007/s41651-022-00108-y>

Mahmood, R., Pielke, R. A., Hubbard, K. G., Niyogi, D., Dirmeyer, P. A., McAlpine, C., Carleton, A. M., Hale, R., Gameda, S., Beltrán-Przekurat, A., Baker, B., McNider, R., Legates, D. R., Shepherd, M., Du, J., Blanken, P. D., Frauenfeld, O. W., Nair, U. S., & Fall, S. (2013). Land cover changes and their biogeophysical effects on climate. *International Journal of Climatology*, 34(4), 929–953. <https://doi.org/10.1002/joc.3736>

Manes, S., Henud, I. R., & Tanizaki-Fonseca, K. (2022). Climate change mitigation potential of Atlantic Forest reforestations. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 27(6), 1–19. <https://doi.org/10.1007/s11027-022-10012-x>

Manning, A. D., Fischer, J., & Lindenmayer, D. B. (2006). Scattered trees are keystone structures: Implications for conservation. *Biological Conservation*, 132(3), 311–321. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2006.04.023>

MapBiomias. (2024). *Quase metade dos municípios na Mata Atlântica tiveram aumento de vegetação nativa desde 2008*. MapBiomias.

MapBiomias. (2024). *RAD 2023 – Relatório anual do desmatamento no Brasil 2023*. MapBiomias. <http://alerta.mapbiomas.org>

Maracahipes-Santos, L., Silvério, D. V., Macedo, M. N., Maracahipes, L., Jankowski, K. J., Paolucci, L. N., Neill, C., & Brando, P. M. (2020). Agricultural land-use change alters the structure and diversity of Amazon riparian forests. *Biological Conservation*, 252, 108862. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2020.108862>

Marques, M. C. M., & Grelle, C. E. V. (Eds.). (2021). *The Atlantic Forest: History, biodiversity, threats and opportunities of the mega-diverse forest* (pp. 3–24). Springer Nature. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-55322-7>

Marques, M. C. M., Swaine, M. D., & Liebsch, D. (2011). Diversity distribution and floristic differentiation of the coastal lowland vegetation: Implications for the conservation of the Brazilian Atlantic Forest. *Biodiversity and Conservation*, 20(1), 153–168. <https://doi.org/10.1007/s10531-010-9952-4>

Marsh, C. J., Turner, E. C., Blonder, B. W., Bongalov, B., Both, S., Cruz, R. S., Elias, D. M. O., Hemprich-Bennett, D., Jotan, P., Kemp, V., Kritzler, U. H., Milne, S., Milodowski, D. T., Mitchell, S. L., Pillco, M. M., Nunes, M. H., Riutta, T., Robinson, S. J. B., Slade, E. M., ... Hector, A. (2025). Tropical forest clearance impacts biodiversity and function, whereas logging changes structure. *Science*, 387(6730), 171–175. <https://doi.org/10.1126/science.adf9856>

Martínez-Ramos, M., Ortiz-Rodríguez, I. A., Piñero, D., Dirzo, R., & Sarukhán, J. (2016). Anthropogenic disturbances jeopardize biodiversity conservation within tropical rainforest reserves. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 113(19), 5323–5328. <https://doi.org/10.1073/pnas.1602893113>

Martins, K. G., Marques, M. C. M., dos Santos, E., & Marques, R. (2015). Effects of soil conditions on the diversity of tropical forests across a successional gradient. *Forest Ecology and Management*, 349, 4–11. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.04.018>

Maure, L. A., Diniz, M. F., Coelho, M. T. P., Souza de Oliveira, M. P., Ribeiro, M. C., da Silva, F. R., & Hasui, É. (2022). Predicting resilience and stability of early second-growth forests. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 8(4), 477–491. <https://doi.org/10.1002/rse2.256>

Maxwell, S. L., Cazalis, V., Dudley, N., Hoffmann, M., Rodrigues, A. S. L., Stolton, S., Visconti, P., Woodley, S., Kingston, N., Lewis, E., Maron, M., Strassburg, B. B. N., Wenger, A., Jonas, H. D., Venter, O., & Watson, J. E. M. (2020). Area-based

conservation in the twenty-first century. *Nature*, 586(7828), 217–227.
<https://doi.org/10.1038/s41586-020-2773-z>

Maxwell, S. L. (2016). The ravages of guns, nets and bulldozers. *Nature*, 536(7614), 143–145. <https://doi.org/10.1038/536143a>

Mello, K. de, Brites, A., Borges-Matos, C., Tavares, P. A., Metzger, J. P., Rodrigues, R. R., dos Santos, Z. L., Joly, C. A., & Sparovek, G. (2022). Science and environmental policy establishment: The case of the Forest Act in the State of São Paulo, Brazil. *Biota Neotropica*, 22(spe), e20221373. <https://doi.org/10.1590/1676-0611-bn-2022-1373>

Mello, K. de, Fendrich, A. N., Sparovek, G., Simmonds, J. S., Maron, M., Tavares, P. A., Brites, A. D., Rodrigues, R. R., Joly, C. A., & Metzger, J. P. (2021). Achieving private conservation targets in Brazil through restoration and compensation schemes without impairing productive lands. *Environmental Science & Policy*, 120, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2021.02.014>

Melo, F. P. L., Dirzo, R., & Tabarelli, M. (2006). Biased seed rain in forest edges: Evidence from the Brazilian Atlantic Forest. *Biological Conservation*, 132(1), 50–60. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2006.03.015>

Melo, F. P. L., Lemire, D., & Tabarelli, M. (2007). Extirpation of large-seeded seedlings from the edge of a large Brazilian Atlantic Forest fragment. *Ecoscience*, 14(1), 124–129. [https://doi.org/10.2980/1195-6860\(2007\)14\[124:EOLSSF\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.2980/1195-6860(2007)14[124:EOLSSF]2.0.CO;2)

Melo, F. P. L., Pinto, S. R. R., Brancalion, P. H. S., Castro, P. S., Rodrigues, R. R., Aronson, J., & Tabarelli, M. (2013). Priority setting for scaling-up tropical forest restoration projects: Early lessons from the Atlantic Forest restoration pact. *Environmental Science & Policy*, 33, 395–404. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2013.07.013>

Metzger, J. P. (2000). Tree functional group richness and landscape structure in a Brazilian tropical fragmented landscape. *Ecological Applications*, 10(4), 1147–1161.

Metzger, J. P., Esler, K., Krug, C., Arias, M., Tambosi, L., Crouzeilles, R., Acosta, A. L., Brancalion, P. H., D'Albertas, F., Duarte, G. T., Garcia, L. C., Grytnes, J. A., Hagen, D., Jardim, A. V. F., Kamiyama, C., Latawiec, A. E., Rodrigues, R. R., Ruggiero, P. G., Sparovek, G., ... Joly, C. (2017). Best practice for the use of scenarios for restoration planning. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 29, 14–25. <https://doi.org/10.1016/j.cosust.2017.10.004>

Metzger, J. P., Martensen, A. C., Dixo, M., Bernacci, L. C., Ribeiro, M. C., Teixeira, A. M. G., & Pardini, R. (2009). Time-lag in biological responses to landscape changes in a highly dynamic Atlantic Forest region. *Biological Conservation*, 142(6), 1166–1177. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2009.01.033>

Meyfroidt, P., Lambin, E. F., Erb, K. H., & Hertel, T. W. (2013). Globalization of land use: Distant drivers of land change and geographic displacement of land use.

Current Opinion in Environmental Sustainability, 5(5), 438–444.
<https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.04.003>

Mintah, F., Pamela, T. E. P., Oberlack, C., & Speranza, C. I. (2024). Why do forests persist and re-emerge amidst tropical deforestation pressures? Archetypes of governance and impact pathways. *Forest Policy and Economics*, 169, 103753.
<https://doi.org/10.1016/j.forpol.2024.103753>

Ministério do Meio Ambiente e Mudança do Clima – MMA. (2022). *Mata Atlântica*.
<https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/biodiversidade-e-biomas/biomas-e-ecossistemas/biomas/mata-atlantica>

Molin, P. G., Gergel, S. E., Soares-Filho, B. S., & Ferraz, S. F. B. (2017). Spatial determinants of Atlantic Forest loss and recovery in Brazil. *Landscape Ecology*, 32(4), 857–870. <https://doi.org/10.1007/s10980-017-0490-2>

Moreira-Dantas, I. R., & Söder, M. (2022). Global deforestation revisited: The role of weak institutions. *Land Use Policy*, 122, 106383.
<https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2022.106383>

Morris, R. J. (2010). Anthropogenic impacts on tropical forest biodiversity: A network structure and ecosystem functioning perspective. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 365(1558), 3709–3718.
<https://doi.org/10.1098/rstb.2010.0273>

Murcia, C. (1995). Edge effects in fragmented forests: Implications for conservation. *Trends in Ecology & Evolution*, 10(2), 58–62. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(00\)88977-6](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(00)88977-6)

Murphy, B. P., & Bowman, D. M. J. S. (2012). What controls the distribution of tropical forest and savanna? *Ecology Letters*, 15(7), 748–758.
<https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2012.01771.x>

Muthee, K., Duguma, L., Wainaina, P., Minang, P., & Nzyoka, J. (2022). A review of global policy mechanisms designed for tropical forests conservation and climate risks management. *Frontiers in Forests and Global Change*, 4, 748170.
<https://doi.org/10.3389/ffgc.2021.748170>

Myers, N., Mittermeier, R. A., Mittermeier, C. G., Fonseca, G. A. B., & Kent, J. (2000). Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature*, 403(6772), 853–858.
<https://doi.org/10.1038/35002501>

Naidoo, R., Balmford, A., Costanza, R., Fisher, B., Green, R. E., Lehner, B., Malcolm, T. R., & Ricketts, T. H. (2008). Global mapping of ecosystem services and conservation priorities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 105(28), 9495–9500.
<https://doi.org/10.1073/pnas.0707823105>

Naiman, R. J., & Décamps, H. (1997). The ecology of interfaces: Riparian zones. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 28, 621–658.

<https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.28.1.621>

Naime, J., Mora, F., Sánchez-Martínez, M., Arreola, F., & Balvanera, P. (2020). Economic valuation of ecosystem services from secondary tropical forests: Trade-offs and implications for policy making. *Forest Ecology and Management*, 473, 118294. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118294>

Nakamura, A., Kitching, R. L., Cao, M., Creedy, T. J., Fayle, T. M., Freiberg, M., Hewitt, C. N., Itioka, T., Koh, L. P., Ma, K., Malhi, Y., Mitchell, A., Novotny, V., Ozanne, C. M. P., Song, L., Wang, H., & Ashton, L. A. (2017). Forests and their canopies: Achievements and horizons in canopy science. *Trends in Ecology & Evolution*, 32(6), 438–451. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2017.02.020>

Ozanne, C. M. P., Song, L., Wang, H., & Ashton, L. A. (2017). Forests and their canopies: Achievements and horizons in canopy science. *Trends in Ecology & Evolution*, 32(6), 438–451. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2017.02.020>

Naughton-Treves, L., Holland, M. B., & Brandon, K. (2005). The role of protected areas in conserving biodiversity and sustaining local livelihoods. *Annual Review of Environment and Resources*, 30, 219–252.

<https://doi.org/10.1146/annurev.energy.30.050504.164507>

Neves, D. M., Dexter, K. G., Pennington, R. T., Valente, A. S. M., Bueno, M. L., Eisenlohr, P. V., Fontes, M. A. L., Miranda, P. L. S., Moreira, S. N., Rezende, V. L., Saiter, F. Z., & Oliveira-Filho, A. T. (2017). Dissecting a biodiversity hotspot: The importance of environmentally marginal habitats in the Atlantic Forest Domain of South America. *Diversity and Distributions*, 23(8), 898–909.

<https://doi.org/10.1111/ddi.12581>

Newbold, T., Hudson, L. N., Hill, S. L. L., Contu, S., Lysenko, I., Senior, R. A., Börger, L., Bennett, D. J., Choimes, A., Collen, B., Day, J., De Palma, A., Díaz, S., Echeverria-Londoño, S., Edgar, M. J., Feldman, A., Garon, M., Harrison, M. L. K., Alhusseini, T., ... Purvis, A. (2015). Global effects of land use on local terrestrial biodiversity. *Nature*, 520(7545), 45–50. <https://doi.org/10.1038/nature14324>

Nobre, C. A., Sampaio, G., Borma, L. S., Castilla-Rubio, J. C., Silva, J. S., & Cardoso, M. (2016). Land-use and climate change risks in the Amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 113(39), 10759–10768.

<https://doi.org/10.1073/pnas.1605516113>

Nóbrega, R. L. B., Ziembowicz, T., Torres, G. N., Guzha, A. C., Amorim, R. S. S., Cardoso, D., Johnson, M. S., Santos, T. G., Couto, E., & Gerold, G. (2020). Ecosystem services of a functionally diverse riparian zone in the Amazon–Cerrado agricultural frontier. *Global Ecology and Conservation*, 21, e00819.

<https://doi.org/10.1016/j.gecco.2019.e00819>

- Noss, R. F. (1983). A regional landscape approach to maintain diversity. *BioScience*, 33(11), 700–706. <https://doi.org/10.2307/1309350>
- Noss, R. F., & Harris, L. D. (1986). Nodes, networks, and MUMs: Preserving diversity at all scales. *Environmental Management*, 10(3), 299–309. <https://doi.org/10.1007/BF01867252>
- Nunes, L. J. R., Meireles, C. I. R., Pinto Gomes, C. J., & Almeida Ribeiro, N. M. C. (2020). Forest contribution to climate change mitigation: Management oriented to carbon capture and storage. *Climate*, 8(2), 21. <https://doi.org/10.3390/cli8020021>
- Oakley, J. L., & Bicknell, J. E. (2022). The impacts of tropical agriculture on biodiversity: A meta-analysis. *Journal of Applied Ecology*, 59(12), 3072–3082. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.14303>
- Oliveira, U., Soares-Filho, B. S., Paglia, A. P., Brescovit, A. D., De Carvalho, C. J. B., Silva, D. P., Rezende, D. T., Leite, F. S. F., Batista, J. A. N., Barbosa, J. P. P. P., Stehmann, J. R., Ascher, J. S., De Vasconcelos, M. F., De Marco, P., Löwenberg-Neto, P., Ferro, V. G., & Santos, A. J. (2017). Biodiversity conservation gaps in the Brazilian protected areas. *Scientific Reports*, 7(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-08707-2>
- Oliveira-Filho, A. T. de, Vilela, E. A., Carvalho, D. A., & Gavilanes, M. L. (1994). Effects of soils and topography on the distribution of tree species in a tropical riverine forest in south-eastern Brazil. *Journal of Tropical Ecology*, 10(4), 483–508. <https://doi.org/10.1017/S0266467400008139>
- Oliveira-Filho, A. T., & Fontes, M. A. L. (2000). Patterns of floristic differentiation among Atlantic forests in southeastern Brazil and the influence of climate. *Biotropica*, 32(4B), 793–810. <https://doi.org/10.1111/j.1744-7429.2000.tb00619.x>
- Oshan, T. M., Li, Z., Kang, W., Wolf, L. J., & Stewart Fotheringham, A. (2019). MGWR: A Python implementation of multiscale geographically weighted regression for investigating process spatial heterogeneity and scale. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(6), 269. <https://doi.org/10.3390/ijgi8060269>
- Overmars, K. P., De Koning, G. H. J., & Veldkamp, A. (2003). Spatial autocorrelation in multi-scale land use models. *Ecological Modelling*, 164(2–3), 257–270. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(03\)00070-X](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(03)00070-X)
- Ozanne, C. M. P., Anhof, D., Boulter, S. L., Keller, M., Kitching, R. L., Körner, C., Meinzer, F. C., Mitchell, A. W., Nakashizuka, T., Dias, P. L. S., Stork, N. E., Wright, S. J., & Yoshimura, M. (2003). Biodiversity meets the atmosphere: A global view of forest canopies. *Science*, 301(5630), 183–186. <https://doi.org/10.1126/science.1084507>
- Paglia, A. P., Paese, A., Bedê, L. C., Pinto, L. P., & Machado, R. B. (2004). Lacunas de conservação e áreas insubstituíveis para vertebrados ameaçados da Mata Atlântica. In *Anais do IV Congresso Brasileiro de Unidades de Conservação* (pp. 39–50). Fundação O Boticário de Proteção à Natureza.

- Pardini, R. (2004). Effects of forest fragmentation on small mammals. *Biodiversity and Conservation*, 13, 2567–2586. <https://doi.org/10.1007/s10531-004-2139-6>
- Pendrill, F., Gardner, T. A., Meyfroidt, P., Persson, U. M., Adams, J., Azevedo, T., Lima, M. G. B., Baumann, M., Curtis, P. G., De Sy, V., Garrett, R., Godar, J., Goldman, E. D., Hansen, M. C., Heilmayr, R., Herold, M., Kuemmerle, T., Lathuilière, M. J., Ribeiro, V., ... West, C. (2022). Disentangling the numbers behind agriculture-driven tropical deforestation. *Science*, 377(6611), 1200–1203. <https://doi.org/10.1126/science.abm9267>
- Pfaff, A. S. P. (1999). What drives deforestation in the Brazilian Amazon? *Journal of Environmental Economics and Management*, 37(1), 26–43. <https://doi.org/10.1006/jeem.1998.1056>
- Pfaff, A. S. P., & Walker, R. (2010). Regional interdependence and forest “transitions”: Substitute deforestation limits the relevance of local reversals. *Land Use Policy*, 27(1), 119–129. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2009.07.010>
- Pfaff, A., Robalino, J., Walker, R., Aldrich, S., Caldas, M., Reis, E., Perz, S., Bohrer, C., Arima, E., Laurance, W., & Kirby, K. (2007). Road investments, spatial spillovers, and deforestation in the Brazilian Amazon. *Journal of Regional Science*, 47(1), 109–123. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9787.2007.00502.x>
- Pienkowski, T., Freni Sterrantino, A., Tedesco, A. M., Clark, M., Brancalion, P. H. S., Jagadish, A., Mendes, A., Pugliese de Siqueira, L., & Mills, M. (2024). Spatial predictors of landowners’ engagement in the restoration of the Brazilian Atlantic Forest. *People and Nature*, 7(1), 247–264. <https://doi.org/10.1002/pan3.10765>
- Piffer, P. R., Calaboni, A., Rosa, M. R., Schwartz, N. B., Tambosi, L. R., & Uriarte, M. (2022). Ephemeral forest regeneration limits carbon sequestration potential in the Brazilian Atlantic Forest. *Global Change Biology*, 28(2), 630–643. <https://doi.org/10.1111/gcb.15944>
- Piffer, P. R., Rosa, M. R., Tambosi, L. R., Metzger, J. P., & Uriarte, M. (2022). Turnover rates of regenerated forests challenge restoration efforts in the Brazilian Atlantic Forest. *Environmental Research Letters*, 17(4), 045002. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac5ae1>
- Pillay, R., Venter, M., Aragon-Osejo, J., González-del-Piiego, P., Hansen, A. J., Watson, J. E. M., & Venter, O. (2022). Tropical forests are home to over half of the world’s vertebrate species. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 20(1), 10–15. <https://doi.org/10.1002/fee.2420>
- Pimm, S. L. (1984). The complexity and stability of ecosystems. *Nature*, 307(5949), 321–326. <https://doi.org/10.1038/307321a0>
- Pinto, S. R., Melo, F., Tabarelli, M., Padovesi, A., Mesquita, C. A., de Mattos Scaramuzza, C. A., Castro, P., Carrascosa, H., Calmon, M., Rodrigues, R., César, R. G., & Brancalion, P. H. S. (2014). Governing and delivering a biome-wide restoration

initiative: The case of Atlantic Forest Restoration Pact in Brazil. *Forests*, 5(9), 2212–2229. <https://doi.org/10.3390/f5092212>

Pires, M. O. (2020). Cerrado, old and new agricultural frontiers. *Brazilian Political Science Review*, 14(3), e0006. <https://doi.org/10.1590/1981-3821202000030006>

Poorter, L., Craven, D., Jakovac, C. C., van der Sande, M. T., Amisshah, L., Bongers, F., Chazdon, R. L., Farrior, C. E., Kambach, S., Meave, J. A., Muñoz, R., Norden, N., Rüger, N., van Breugel, M., María Almeyda Zambrano, A., Amani, B., Luis Andrade, J., Brancalion, P. H. S., Broadbent, E. N., ... Hérault, B. (n.d.). Multidimensional tropical forest recovery. *Science*. <https://www.science.org>

Prevedello, J. A., Almeida-Gomes, M., & Lindenmayer, D. B. (2018). The importance of scattered trees for biodiversity conservation: A global meta-analysis. *Journal of Applied Ecology*, 55(1), 205–214. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12943>

Prochazka, P., Abrham, J., Cerveny, J., Kobera, L., Sanova, P., Benes, D., Fink, J. M., Jiraskova, E., Primasova, S., Soukupova, J., & Smutka, L. (2023). Understanding the socio-economic causes of deforestation: A global perspective. *Frontiers in Forests and Global Change*, 6, 1288365. <https://doi.org/10.3389/ffgc.2023.1288365>

Putz, F. E., Ruslandi, Ellis, P. W., & Griscom, B. W. (2018). Topographic restrictions on land-use practices: Consequences of different pixel sizes and data sources for natural forest management policies in the tropics. *Forest Ecology and Management*, 422, 108–113. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.04.001>

Pyles, M. V., Magnago, L. F. S., Maia, V. A., Pinho, B. X., Pitta, G., de Gasper, A. L., Vibrans, A. C., dos Santos, R. M., van den Berg, E., & Lima, R. A. F. (2022). Human impacts as the main driver of tropical forest carbon. *Science Advances*, 8(24), eabl7968. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abl7968>

Qi, Y. J., Zhang, Y. C., Wang, K., He, S. Q., & Tan, W. (2020). Application of spatial regression models for forest biomass estimation in Guizhou Province, Southwest China. *Applied Ecology and Environmental Research*, 18(5), 7215–7232. https://doi.org/10.15666/aeer/1805_72157232

Quesada, C. A., Phillips, O. L., Schwarz, M., Czimczik, C. I., Baker, T. R., Patiño, S., Fyllas, N. M., Hodnett, M. G., Herrera, R., Almeida, S., Alvarez Dávila, E., Arneeth, A., Arroyo, L., Chao, K. J., Dezzio, N., Erwin, T., Di Fiore, A., Higuchi, N., Honorio Coronado, E., ... Lloyd, J. (2012). Basin-wide variations in Amazon forest structure and function are mediated by both soils and climate. *Biogeosciences*, 9(6), 2203–2246. <https://doi.org/10.5194/bg-9-2203-2012>

R Core Team. (2024). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>

Rajão, R., Nobre, A. D., Cunha, E. L. T. P., Duarte, T. R., Marcolino, C., Soares-Filho, B., Sparovek, G., Rodrigues, R. R., Valera, C., Bustamante, M., Nobre, C., & Santos de Lima, L. (2022). The risk of fake controversies for Brazilian environmental

policies. *Biological Conservation*, 266, 109447.
<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2021.109447>

Ramos, E. de A., Nuvoloni, F. M., & Lopes, E. R. do N. (2022). Landscape transformations and loss of Atlantic Forests: Challenges for conservation. *Journal for Nature Conservation*, 66, 126152. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2022.126152>

Reydon, B. P., Fernandes, V. B., & Telles, T. S. (2020). Land governance as a precondition for decreasing deforestation in the Brazilian Amazon. *Land Use Policy*, 94, 104313. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104313>

Rezende, C. L., Scarano, F. R., Assad, E. D., Joly, C. A., Metzger, J. P., Strassburg, B. B. N., Tabarelli, M., Fonseca, G. A., & Mittermeier, R. A. (2018). From hotspot to hopespot: An opportunity for the Brazilian Atlantic Forest. *Perspectives in Ecology and Conservation*, 16(4), 208–214. <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2018.10.002>

Ribeiro, M. C., Martensen, A. C., Metzger, J. P., Tabarelli, M., Scarano, F., & Fortin, M.-J. (2011). The Brazilian Atlantic Forest: A shrinking biodiversity hotspot. In F. E. Zachos & J. C. Habel (Eds.), *Biodiversity hotspots* (pp. 405–434). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-20992-5_21

Ribeiro, M. C., Metzger, J. P., Martensen, A. C., Ponzoni, F. J., & Hirota, M. M. (2009). The Brazilian Atlantic Forest: How much is left, and how is the remaining forest distributed? Implications for conservation. *Biological Conservation*, 142(6), 1141–1153. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2009.02.021>

Riis, T., Kelly-Quinn, M., Aguiar, F. C., Manolaki, P., Bruno, D., Bejarano, M. D., Clerici, N., Fernandes, M. R., Franco, J. C., Pettit, N., Portela, A. P., Tammeorg, O., Tammeorg, P., Rodríguez-González, P. M., & Dufour, S. (2020). Global overview of ecosystem services provided by riparian vegetation. *BioScience*, 70(6), 501–514. <https://doi.org/10.1093/biosci/biaa041>

Riva, F., & Fahrig, L. (2022). The disproportionately high value of small patches for biodiversity conservation. *Conservation Letters*, 15(2), e12881. <https://doi.org/10.1111/conl.12881>

Robinson, G. R., Holt, R. D., Gaines, M. S., Hamburg, S. P., Johnson, M. L., Fitch, H. S., & Martinko, E. A. (1992). Diverse and contrasting effects of habitat fragmentation. *Science*, 257(5069), 524–526. <https://doi.org/10.1126/science.257.5069.524>

Rodrigues, A. C., Villa, P. M., & Neri, A. V. (2019). Fine-scale topography shapes richness, community composition, stem, and biomass hyperdominant species in Brazilian Atlantic forest. *Ecological Indicators*, 102, 208–217. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.02.033>

Rodrigues, A. F., de Mello, C. R., Terra, M. de C. N. S., Silva, V. O., Pereira, G. A., & da Silva, R. A. (2020). Soil water content and net precipitation spatial variability in an Atlantic forest remnant. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 42, e43518. <https://doi.org/10.4025/actasciagron.v42i1.43518>

Rosa, M. R., Brancalion, P. H. S., Crouzeilles, R., Tambosi, L. R., Piffer, P. R., Lenti, F. E. B., Hirota, M., Santiami, E., & Metzger, J. P. (2021). Hidden destruction of older forests threatens Brazil's Atlantic Forest and challenges restoration programs. *Science Advances*, 7(4), eabc4547. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abc4547>

Rudel, T. K. (2007). Changing agents of deforestation: From state-initiated to enterprise-driven processes, 1970–2000. *Land Use Policy*, 24(1), 35–41. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2005.11.004>

Rudel, T. K. (2015). Have tropical deforestation's changing dynamics created conservation opportunities? A historical analysis. *Environmental Conservation*, 42(2), 108–118. <https://doi.org/10.1017/S0376892914000228>

Ryan, M. G., Phillips, N., & Bond, B. J. (2006). The hydraulic limitation hypothesis revisited. *Plant, Cell & Environment*, 29(3), 367–381. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3040.2005.01478.x>

Sanchez, M., Pedroni, F., Eisenlohr, P. V., & Oliveira-Filho, A. T. (2013). Changes in tree community composition and structure of Atlantic rain forest on a slope of the Serra do Mar range, southeastern Brazil, from near sea level to 1000 m of altitude. *Flora: Morphology, Distribution, Functional Ecology of Plants*, 208(3), 184–196. <https://doi.org/10.1016/j.flora.2013.03.002>

Santos, A. M. dos, Silva, C. F. A. da, Almeida Junior, P. M. de, Rudke, A. P., & Melo, S. N. de. (2021). Deforestation drivers in the Brazilian Amazon: Assessing new spatial predictors. *Journal of Environmental Management*, 294, 113020. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113020>

Santos, B. A., Arroyo-Rodríguez, V., Moreno, C. E., & Tabarelli, M. (2010). Edge-related loss of tree phylogenetic diversity in the severely fragmented Brazilian Atlantic Forest. *PLoS ONE*, 5(9), e12625. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0012625>

Santos, J. S., Leite, C. C. C., Viana, J. C. C., dos Santos, A. R., Fernandes, M. M., de Souza Abreu, V., do Nascimento, T. P., dos Santos, L. S., de Moura Fernandes, M. R., da Silva, G. F., & de Mendonça, A. R. (2018). Delimitation of ecological corridors in the Brazilian Atlantic Forest. *Ecological Indicators*, 88, 414–424. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.01.011>

Santos, V. S. D., Magris, R. A., Soares, A. C. S., Vieira, R. R. S., & Machado, R. B. (2022). Connectivity and strategic opportunity to promote the establishment of private-owned protected areas in the Atlantic Forest (Serra do Mar and Bahia regions). *Journal for Nature Conservation*, 66, 126149. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2022.126149>

Saunders, D. A., Hobbs, R. J., & Margules, C. R. (1991). Biological consequences of ecosystem fragmentation: A review. *Conservation Biology*, 5(1), 18–32. [https://doi.org/10.1016/0006-3207\(92\)90725-3](https://doi.org/10.1016/0006-3207(92)90725-3)

Scarano, F. R., & Ceotto, P. (2015). Brazilian Atlantic Forest: Impact, vulnerability, and adaptation to climate change. *Biodiversity and Conservation*, 24(9), 2319–2331. <https://doi.org/10.1007/s10531-015-0972-y>

Schwartz, N. B., Aide, T. M., Graesser, J., Grau, H. R., & Uriarte, M. (2020). Reversals of reforestation across Latin America limit climate mitigation potential of tropical forests. *Frontiers in Forests and Global Change*, 3, 85. <https://doi.org/10.3389/ffgc.2020.00085>

Scullion, J. J., Vogt, K. A., Drahota, B., Winkler-Schor, S., & Lyons, M. (2019). Conserving the last great forests: A meta-analysis review of the drivers of intact forest loss and the strategies and policies to save them. *Frontiers in Forests and Global Change*, 2, 62. <https://doi.org/10.3389/ffgc.2019.00062>

Shafer, C. L. (1995). Values and shortcomings of small reserves are all that is left. *BioScience*, 45(2), 80–88. <https://doi.org/10.2307/1312554>

Silva Bezerra, F. G., Von Randow, C., Assis, T. O., Bezerra, K. R. A., Tejada, G., Castro, A. A., Gomes, D. M. de P., Avancini, R., & Aguiar, A. P. (2022). New land-use change scenarios for Brazil: Refining global SSPs with a regional spatially-explicit allocation model. *PLoS ONE*, 17(4), e0256052. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256052>

Silva, J. M. C., & Casteleti, C. H. M. (2005). Estado da biodiversidade da Mata Atlântica brasileira. In C. Galindo-Leal & I. G. Câmara (Eds.), *Mata Atlântica: Biodiversidade, ameaças e perspectivas* (pp. 43–59). Fundação SOS Mata Atlântica e Conservação Internacional.

Silva, R. F. B. da, Batistella, M., & Moran, E. F. (2016). Drivers of land change: Human-environment interactions and the Atlantic Forest transition in the Paraíba Valley, Brazil. *Land Use Policy*, 58, 133–144. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2016.07.021>

Silva, W. G., Metzger, J. P., Simões, S., & Simonetti, C. (2007). Relief influence on the spatial distribution of the Atlantic Forest cover on the Ibiúna Plateau, SP. *Brazilian Journal of Biology*, 67(3), 403–411. <https://doi.org/10.1590/s1519-69842007000300004>

Silveira, J. G. da, Neto, S. N. de O., Canto, A. C. B. do, Leite, F. F. G. D., Cordeiro, F. R., Assad, L. T., Silva, G. C. C., Marques, R. de O., Dalarme, M. S. L., Ferreira, I. G. M., Conceição, M. C. G. da, & Rodrigues, R. de A. R. (2022). Land use, land cover change and sustainable intensification of agriculture and livestock in the Amazon and the Atlantic Forest in Brazil. *Sustainability*, 14(5), 2563. <https://doi.org/10.3390/su14052563>

Siqueira, F. F., de Carvalho, D., Rhodes, J., Archibald, C. L., Rezende, V. L., & van den Berg, E. (2021). Small landscape elements double connectivity in highly fragmented areas of the Brazilian Atlantic Forest. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 9, 614362. <https://doi.org/10.3389/fevo.2021.614362>

Sloan, S., Goosem, M., & Laurance, S. G. (2016). Tropical forest regeneration following land abandonment is driven by primary rainforest distribution in an old pastoral region. *Landscape Ecology*, 31(3), 601–618. <https://doi.org/10.1007/s10980-015-0267-4>

Sobral-Souza, T., Vancine, M. H., Ribeiro, M. C., & Lima-Ribeiro, M. S. (2018). Efficiency of protected areas in Amazon and Atlantic Forest conservation: A spatio-temporal view. *Acta Oecologica*, 87, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.actao.2018.01.001>

Song, X. P., Hansen, M. C., Stehman, S. V., Potapov, P. V., Tyukavina, A., Vermote, E. F., & Townshend, J. R. (2018). Global land change from 1982 to 2016. *Nature*, 560(7720), 639–643. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0411-9>

SOS Mata Atlântica & INPE. (2022). *Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica: Período 2020–2021*. <http://urlib.net/ibi/8JMKD3MGP3W34T/4C2JDPL>

SOS Mata Atlântica & INPE. (2023). *Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica: Período 2021–2022*. <http://urlib.net/ibi/8JMKD3MGP3W34T/4C2JE7P>

SOS Mata Atlântica & INPE. (2024). *Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica: Período 2022–2023*. <http://urlib.net/ibi/8JMKD3MGP3W34T/4C2JEEE>

Soterroni, A. C., Mosnier, A., Carvalho, A. X. Y., Câmara, G., Obersteiner, M., Andrade, P. R., Souza, R. C., Brock, R., Pirker, J., Kraxner, F., Havlík, P., Kapos, V., zu Ermgassen, E. K. H. J., Valin, H., & Ramos, F. M. (2018). Future environmental and agricultural impacts of Brazil's Forest Code. *Environmental Research Letters*, 13(7), 074021. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aaccbb>

Southworth, J., & Tucker, C. (2001). The influence of accessibility, local institutions, and socioeconomic factors on forest cover change in the mountains of western Honduras. *Mountain Research and Development*, 21(3), 276–283. [https://doi.org/10.1659/0276-4741\(2001\)021\[0276:TIOALI\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1659/0276-4741(2001)021[0276:TIOALI]2.0.CO;2)

Souza, C. M., Shimbo, J. Z., Rosa, M. R., Parente, L. L., Alencar, A. A., Rudorff, B. F. T., Hasenack, H., Matsumoto, M., Ferreira, L. G., Souza-Filho, P. W. M., de Oliveira, S. W., Rocha, W. F., Fonseca, A. V., Marques, C. B., Diniz, C. G., Costa, D., Monteiro, D., Rosa, E. R., Vélez-Martin, E., ... Azevedo, T. (2020). Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. *Remote Sensing*, 12(17), 2735. <https://doi.org/10.3390/rs12172735>

Sparovek, G., Barretto, A. G. D. O. P., Matsumoto, M., & Berndes, G. (2015). Effects of governance on availability of land for agriculture and conservation in Brazil. *Environmental Science & Technology*, 49(17), 10285–10293. <https://doi.org/10.1021/acs.est.5b01300>

Stephenson, N. L. (1990). Climatic control of vegetation distribution: The role of the water balance. *The American Naturalist*, 135(5), 649–670. <https://doi.org/10.1086/285067>

Strassburg, B. B. N., Beyer, H. L., Crouzeilles, R., Iribarrem, A., Barros, F., de Siqueira, M. F., Sánchez-Tapia, A., Balmford, A., Sansevero, J. B. B., Brancalion, P. H. S., Broadbent, E. N., Chazdon, R. L., Oliveira-Filho, A., Gardner, T. A., Gordon, A., Latawiec, A., Loyola, R., Metzger, J. P., Mills, M., ... Uriarte, M. (2019). Strategic approaches to restoring ecosystems can triple conservation gains and halve costs. *Nature Ecology & Evolution*, 3(1), 62–70. <https://doi.org/10.1038/s41559-018-0743-8>

Strassburg, B. B. N., Iribarrem, A., Beyer, H. L., Cordeiro, C. L., Crouzeilles, R., Jakovac, C. C., Braga Junqueira, A., Lacerda, E., Latawiec, A. E., Balmford, A., Brooks, T. M., Butchart, S. H. M., Chazdon, R. L., Erb, K. H., Brancalion, P., Buchanan, G., Cooper, D., Díaz, S., Donald, P. F., ... Visconti, P. (2020). Global priority areas for ecosystem restoration. *Nature*, 586(7831), 724–729. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2784-9>

Su, Y., Hu, T., Wang, Y., Li, Y., Dai, J., Liu, H., Jin, S., Ma, Q., Wu, J., Liu, L., Fang, J., & Guo, Q. (2020). Large-scale geographical variations and climatic controls on crown architecture traits. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 125(2), e2019JG005306. <https://doi.org/10.1029/2019JG005306>

Sze, J. S., Childs, D. Z., Carrasco, L. R., & Edwards, D. P. (2022). Indigenous lands in protected areas have high forest integrity across the tropics. *Current Biology*, 32(22), 4949–4956.e3. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2022.09.040>

Tabarelli, M., Aguiar, A. V., Ribeiro, M. C., Metzger, J. P., & Peres, C. A. (2010). Prospects for biodiversity conservation in the Atlantic Forest: Lessons from aging human-modified landscapes. *Biological Conservation*, 143(10), 2328–2340. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2010.02.005>

Tabarelli, M., Cardoso da Silva, J. M., & Gascon, C. (2004). Forest fragmentation, synergisms and the impoverishment of neotropical forests. *Biodiversity and Conservation*, 13(7), 1419–1425. <https://doi.org/10.1023/B:BIOC.0000019398.36045.1b>

Tabarelli, M., Mantovani, W., & Peres, C. A. (1999). Effects of habitat fragmentation on plant guild structure in the montane Atlantic Forest of southeastern Brazil. *Biological Conservation*, 91(2–3), 119–127. [https://doi.org/10.1016/S0006-3207\(99\)00085-3](https://doi.org/10.1016/S0006-3207(99)00085-3)

Tabarelli, M., Pinto, L. P., Silva, J. M. C., Hirota, M., & Bedê, L. (2005). Challenges and opportunities for biodiversity conservation in the Brazilian Atlantic Forest. *Conservation Biology*, 19(3), 695–700. <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2005.00694.x>

Tambosi, L. R., Martensen, A. C., Ribeiro, M. C., & Metzger, J. P. (2014). A framework to optimize biodiversity restoration efforts based on habitat amount and landscape connectivity. *Restoration Ecology*, 22(2), 169–177. <https://doi.org/10.1111/rec.12049>

- Tao, S., Guo, Q., Li, C., Wang, Z., & Fang, J. (2016). Global patterns and determinants of forest canopy height. *Ecology*, 97(12), 3265–3270. <https://doi.org/10.1002/ecy.1580>
- Taubert, F., Fischer, R., Groeneveld, J., Lehmann, S., Müller, M. S., Rödiger, E., Wiegand, T., & Huth, A. (2018). Global patterns of tropical forest fragmentation. *Nature*, 554(7693), 519–522. <https://doi.org/10.1038/nature25508>
- Taylor, P. D., Fahrig, L., Henein, K., & Merriam, G. (1993). Connectivity is a vital element of landscape structure. *Oikos*, 68(3), 571–573.
- Tazenn, H. (2021). Impact of agriculture on deforestation. *International Journal of Modern Agriculture*, 10(2), 2856–2865.
- Teixeira, A. M. G., Soares-Filho, B. S., Freitas, S. R., & Metzger, J. P. (2009). Modeling landscape dynamics in an Atlantic rainforest region: Implications for conservation. *Forest Ecology and Management*, 257(4), 1219–1230. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2008.10.011>
- Teixeira, H. M., Cardoso, I. M., Bianchi, F. J. J. A., da Cruz Silva, A., Jamme, D., & Peña-Claros, M. (2020). Linking vegetation and soil functions during secondary forest succession in the Atlantic Forest. *Forest Ecology and Management*, 457, 117696. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117696>
- Terborgh, J. (2000). Fate of tropical forests: A matter of stewardship. *Conservation Biology*, 14(5), 1358–1361. <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.2000.00012.x>
- Tilman, D., Balzer, C., Hill, J., & Befort, B. L. (2011). Global food demand and the sustainable intensification of agriculture. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 108(50), 20260–20264. <https://doi.org/10.1073/pnas.1116437108>
- Tilman, D., Clark, M., Williams, D. R., Kimmel, K., Polasky, S., & Packer, C. (2017). Future threats to biodiversity and pathways to their prevention. *Nature*, 546(7656), 73–81. <https://doi.org/10.1038/nature22900>
- Townsend, A. R., Asner, G. P., & Cleveland, C. C. (2008). The biogeochemical heterogeneity of tropical forests. *Trends in Ecology & Evolution*, 23(8), 424–431. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2008.04.009>
- Trigueiro, W. R., Nabout, J. C., & Tessarolo, G. (2020). Uncovering the spatial variability of recent deforestation drivers in the Brazilian Cerrado. *Journal of Environmental Management*, 275, 111243. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.111243>
- Trumbore, S., Brando, P., & Hartmann, H. (2015). Forest health and global change. *Science*, 349(6250), 814–818. <https://doi.org/10.1126/science.aac6759>

- Turner, I. M. (1996). Species loss in fragments of tropical rain forest: A review of the evidence. *Journal of Applied Ecology*, 33(2), 200–209. <https://doi.org/10.2307/2404743>
- Turner, I. M., & Corlett, R. T. (1996). The conservation value of small, isolated fragments of lowland tropical rain forest. *Trends in Ecology & Evolution*, 11(8), 330–333. [https://doi.org/10.1016/0169-5347\(96\)10046-X](https://doi.org/10.1016/0169-5347(96)10046-X)
- Turner, M. G., & Gardner, R. H. (2015). Introduction to landscape ecology and scale. In M. G. Turner & R. H. Gardner (Eds.), *Landscape ecology in theory and practice: Pattern and process* (2nd ed., pp. 3–18). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2794-4_1
- Turner, W. R., Brandon, K., Brooks, T. M., Costanza, R., Da Fonseca, G. A. B., & Portela, R. (2007). Global conservation of biodiversity and ecosystem services. *BioScience*, 57(10), 868–873. <https://doi.org/10.1641/B571009>
- Uezu, A., Metzger, J. P., & Vielliard, J. M. E. (2005). Effects of structural and functional connectivity and patch size on the abundance of seven Atlantic Forest bird species. *Biological Conservation*, 123(4), 507–519. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2005.01.001>
- Umetsu, F., & Pardini, R. (2007). Small mammals in a mosaic of forest remnants and anthropogenic habitats: Evaluating matrix quality in an Atlantic Forest landscape. *Landscape Ecology*, 22(4), 517–530. <https://doi.org/10.1007/s10980-006-9041-y>
- United Nations. (2015). *The 17 goals*. <https://sdgs.un.org/goals>
- Unsworth, R. K. F., Collier, C. J., Waycott, M., McKenzie, L. J., & Cullen-Unsworth, L. C. (2015). A framework for the resilience of seagrass ecosystems. *Marine Pollution Bulletin*, 100(1), 34–46. <https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2015.08.016>
- Upadhyay, P., & Singh, T. S. (2024). The importance of conserving existing forest areas and protecting biodiversity in addressing climate change issues. In H. Singh (Ed.), *Forests and climate change* (Chap. 29). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-97-3905-9_29
- Urban, M. C. (2015). Accelerating extinction risk from climate change. *Science*, 348(6234), 571–573. <https://doi.org/10.1126/science.aaa4984>
- Vallim, D., & Leichsenring, A. (2025). The effect of the beef zero deforestation commitment in the Brazilian Amazon: A spatial panel data analysis. *Ecological Economics*, 230, 108503. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2024.108503>
- Van Soesbergen, A. (2016). *A review of land-use change models*. UNEP World Conservation Monitoring Centre.
- Vancine, M. H., Muylaert, R. L., Niebuhr, B. B., Oshima, J. E. de F., Tonetti, V., Bernardo, R., De Angelo, C., Rosa, M. R., Grohmann, C. H., & Ribeiro, M. C. (2024). The Atlantic Forest of South America: Spatiotemporal dynamics of the vegetation and

implications for conservation. *Biological Conservation*, 291, 110499.
<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2024.110499>

Vancutsem, C., Achard, F., Pekel, J.-F., Vieilledent, G., Carboni, S., Simonetti, D., Gallego, J., Aragão, L. E. O. C., & Nasi, R. (2021). Long-term (1990–2019) monitoring of forest cover changes in the humid tropics. *Science Advances*, 7(10), eabe1603. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abe1603>

Wackernagel, H. (2003). *Multivariate geostatistics: An introduction with applications*. Springer Science & Business Media.

Wang, S., Chen, M., Cao, R., Cao, Q., Zuo, Q., Wang, P., Yang, B., & Zhao, S. (2020). Contribution of plant litter and soil variables to organic carbon pools following tropical forest development after slash-and-burn agriculture. *Land Degradation & Development*, 31(9), 1071–1077. <https://doi.org/10.1002/ldr.3528>

Ward, M., Saura, S., Williams, B., Ramírez-Delgado, J. P., Arafeh-Dalmau, N., Allan, J. R., Venter, O., Dubois, G., & Watson, J. E. M. (2020). Just ten percent of the global terrestrial protected area network is structurally connected via intact land. *Nature Communications*, 11(1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18457-x>

Watling, J. I., & Donnelly, M. A. (2006). Fragments as islands: A synthesis of faunal responses to habitat patchiness. *Conservation Biology*, 20(4), 1016–1025.
<https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2006.00482.x>

Watson, J. E. M., Dudley, N., Segan, D. B., & Hockings, M. (2014). The performance and potential of protected areas. *Nature*, 515(7525), 67–73.
<https://doi.org/10.1038/nature13947>

Wiegand, T., May, F., Kazmierczak, M., & Huth, A. (2017). What drives the spatial distribution and dynamics of local species richness in tropical forest? *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 284(1863), 20171503.
<https://doi.org/10.1098/rspb.2017.1503>

Williams, B. A., Beyer, H. L., Fagan, M. E., Chazdon, R. L., Schmoeller, M., Sprenkle-Hyppolite, S., Griscom, B. W., Watson, J. E. M., Tedesco, A. M., Gonzalez-Roglich, M., Daldegan, G. A., Bodin, B., Celentano, D., Wilson, S. J., Rhodes, J. R., Alexandre, N. S., Kim, D. H., Bastos, D., & Crouzeilles, R. (2024). Global potential for natural regeneration in deforested tropical regions. *Nature*.
<https://doi.org/10.1038/s41586-024-08106-4>

Wintle, B. A., Kujala, H., Whitehead, A., Cameron, A., Veloz, S., Kukkala, A., Moilanen, A., Gordon, A., Lentini, P. E., Cadenhead, N. C. R., & Bekessy, S. A. (2019). Global synthesis of conservation studies reveals the importance of small habitat patches for biodiversity. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 116(3), 909–914.
<https://doi.org/10.1073/pnas.1813051115>

Wintle, B. A., Kujala, H., Whitehead, A., Cameron, A., Veloz, S., Kukkala, A., Moilanen, A., Gordon, A., Lentini, P. E., Cadenhead, N. C. R., & Bekessy, S. A.

(2019). Global synthesis of conservation studies reveals the importance of small habitat patches for biodiversity. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 116(3), 909–914.

<https://doi.org/10.1073/pnas.1813051115>

Wright, S. J. (2005). Tropical forests in a changing environment. *Trends in Ecology & Evolution*, 20(10), 553–560. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.07.009>

Wright, S. J. (2010). The future of tropical forests. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1195(1), 1–27. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2010.05455.x>

Yu, S., Ye, Q., Zhao, Q., Li, Z., Zhang, M., Zhu, H., & Zhao, Z. (2022). Effects of driving factors on forest aboveground biomass (AGB) in China's Loess Plateau by using spatial regression models. *Remote Sensing*, 14(12), 2842.

<https://doi.org/10.3390/rs14122842>

Zahawi, R. A., Werden, L. K., San-José, M., Rosales, J. A., Flores, J., & Holl, K. D. (2021). Proximity and abundance of mother trees affects recruitment patterns in a long-term tropical forest restoration study. *Ecography*, 44(12), 1826–1837.

<https://doi.org/10.1111/ecog.05907>

Zanella, L., Folkard, A. M., Blackburn, G. A., & Carvalho, L. M. T. (2017). How well does random forest analysis model deforestation and forest fragmentation in the Brazilian Atlantic Forest? *Environmental and Ecological Statistics*, 24(4), 529–549.

<https://doi.org/10.1007/s10651-017-0389-8>

Zeng, Z., Chen, A., Piao, S., Rabin, S., & Shen, Z. (2014). Environmental determinants of tropical forest and savanna distribution: A quantitative model evaluation and its implication. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 119(7), 1432–1445.

<https://doi.org/10.1002/2014JG002627>

Zhang, L., & Gove, J. H. (2005). Spatial assessment of model errors from four regression techniques. *Forest Science*, 51(4), 334–346.

<https://doi.org/10.1093/forestscience/51.4.334>

APÊNDICE A – Material Suplementar da Seção 3

Tabela S.A.1 – Variância Explicada e Variância Acumulada para os Componentes Principais

Variável	Variância Explicada (%)	Variância Acumulada (%)
PC1 Físicas	37,8	37,8
PC2 Físicas	11,2	49,0
PC3 Físicas	9,5	58,5
PC4 Físicas	8,9	67,4
PC1 Bioclimáticas	45,2	45,2
PC2 Bioclimáticas	21	66,2
PC3 Bioclimáticas	11,6	78,1
PC4 Bioclimáticas	8,6	86,7
PC1 Socioeconômicas	73,8	73,8
PC1 Usos Rurais	31,1	31,1
PC2 Usos Rurais	16	47,1
PC1 Acessibilidade	45,4	45,4
PC1 Governança	39,9	38,9

Tabela S.A.2 – Parâmetros estimados para os modelos OLS, SLM e SEM

Modelo	I Moran - Resíduos	AIC	ρ	λ	R ²
SLM – 35.000m	0,009 (p = 0,0001)	371.885	0,64		0,13
SEM – 35.000m	-0,003 (p = 0,0001)	371.036		0,80	0,15
OLS – 35.000m	0,068 (p = 0,0001)	373.929			0,09
Var. Resposta – 35.000m	0,105 (p = 0,0001)				

APÊNDICE B – Material Suplementar da Seção 4

Tabela S.B.1 – Variância Explicada e Variância Acumulada para os Componentes Principais

Variável	Variância Explicada (%)	Variância Acumulada (%)
PC1 Físicas	37,8	37,8
PC2 Físicas	11,2	49,0
PC3 Físicas	9,5	58,5
PC4 Físicas	8,9	67,4
PC1 Bioclimáticas	45,2	45,2
PC2 Bioclimáticas	21	66,2
PC3 Bioclimáticas	11,6	78,1
PC4 Bioclimáticas	8,6	86,7
PC1 Socioeconômicas	73,8	73,8
PC1 Usos Rurais	31,1	31,1
PC2 Usos Rurais	16	47,1
PC1 Acessibilidade	45,4	45,4
PC1 Governança	39,9	38,9

Tabela S.B.2 – Resultados das estimativas para os coeficientes do modelo SEM

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	z-valor	Probabilidade
CONSTANTE	27,75	0,27	102,18	0,0000
PC1 Físicas	2,49	0,11	22,66	0,0000
PC2 Físicas	1,61	0,09	17,97	0,0000
PC3 Físicas	1,84	0,08	23,68	0,0000
PC4 Físicas	-1,41	0,10	-13,64	0,0000
PC1 Bioclimáticas	-1,23	0,10	-11,82	0,0000
PC2 Bioclimáticas	-0,64	0,12	-5,17	0,0000
PC3 Bioclimáticas	-0,52	0,11	-4,64	0,0000
PC4 Bioclimáticas	-0,13	0,15	-0,89	0,3728*
PC1 Socioeconômicas	-0,02	0,02	-0,94	0,3488*
PC1 Usos Rurais	1,60	0,06	25,94	0,0000
PC2 Usos Rurais	0,05	0,09	0,60	0,5485*
PC1 Acessibilidade	-0,87	0,09	-9,68	0,0000
PC1 Governança	-0,78	0,16	-4,81	0,0000
LAMBDA (λ)	0,80	0,01	67,96	0,0000

* Componentes Principais (variáveis) não significativos

Tabela S.B.3 – Estatística descritiva para as estimativas dos parâmetros do GWR

Variável	Média	STD	Mín.	Mediana	Máx.
Intercepto	29,7	31,8	-166,2	32,1	146,4
PC1 Físicas	2,3	2,8	-5,7	1,9	13,2
PC2 Físicas	0,9	2,4	-6,7	0,9	9,8
PC3 Físicas	2,2	2,8	-7,6	1,9	13,5
PC4 Físicas	-1,6	3,1	-15,2	-1,2	7,6
PC1 Bioclimáticas	-2,6	6,5	-36,0	-2,3	30,7
PC2 Bioclimáticas	-0,6	7,6	-34,3	-0,5	48,3
PC3 Bioclimáticas	0,2	7,4	-56,6	0,0	35,2
PC4 Bioclimáticas	1,6	7,1	-25,4	0,8	39,0
PC1 Socioeconômicas	-0,4	7,6	-42,6	-0,2	91,5
PC1 Usos Rurais	24,3	21,5	-23,9	20,0	123,1
PC2 Usos Rurais	-7,2	16,1	-180,4	-4,5	70,1
PC1 Acessibilidade	-0,4	2,0	-9,4	-0,5	8,0
PC1 Governança	-0,4	3,9	-19,5	-0,1	19,8

Tabela S.B.4 – Parâmetros globais e coeficientes estimados para as variáveis preditoras significativas nos modelos OLS, SEM e GWR

Parâmetros Globais	Modelo		
	OLS	SEM	GWR
AIC / AICc	376.929 / 373.931	371.036	362.757 / 363.149
R ² / R ² Ajustado	0,092 / 0,091	0,15	0,37 / 0,32
I Moran Resíduos	0,068 (p = 0,0001)	-0,003 (p = 0,0001)	-0,006 (p = 0,0001)
Coeficientes	Est. (p-value)	Est. (p-value)	Median Coef.
PC1 Físicas	1,20 (0,000)	2,49 (0,00000)	1,9
PC2 Físicas	1,52 (0,000)	1,61 (0,00000)	0,9
PC3 Físicas	1,56 (0,000)	1,84 (0,00000)	1,9
PC4 Físicas	-0,59 (0,000)	-1,41 (0,00000)	-1,2
PC1 Bioclimáticas	-0,11 (0,026)	-1,23 (0,00000)	-2,3
PC2 Bioclimáticas	-0,37 (0,000)	-0,64 (0,00000)	-0,5
PC3 Bioclimáticas	-0,67 (0,000)	-0,52 (0,00000)	0,02
PC1 Usos Rurais	1,50 (0,000)	1,60 (0,00000)	20,0
PC1 Acessibilidade	-0,38 (0,000)	-0,87 (0,00000)	-0,5
PC1 Governança	-0,33 (0,000)	-0,78 (0,00000)	-0,1