

UFRRJ
INSTITUTO DE FLORESTAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS E
FLORESTAIS

DISSERTAÇÃO

**Risco de incêndios associado a mudanças da paisagem e eventos climáticos
na Mata Atlântica**

Carolina Souza Leite de Jesus

2022



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE FLORESTAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS
AMBIENTAIS E FLORESTAIS**

**RISCO DE INCÊNDIOS ASSOCIADO A MUDANÇAS DA PAISAGEM E
EVENTOS CLIMÁTICOS NA MATA ATLÂNTICA**

CAROLINA SOUZA LEITE DE JESUS

Sob a orientação do professor
Rafael Coll Delgado
e co-orientação do professor
Carlos Antonio da Silva Junior

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciências Ambientais e Florestais**, no Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais e Florestais, Área de Concentração em Conservação da Natureza.

Seropédica, RJ
Janeiro de 2022

Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Biblioteca Central / Seção de Processamento Técnico

Ficha catalográfica elaborada
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Sj58r Souza Leite de Jesus, Carolina, 1994-
Risco de incêndios associado a mudanças da paisagem
e eventos climáticos na Mata Atlântica / Carolina
Souza Leite de Jesus. - Angra dos Reis, 2022.
41 f.: il.

Orientador: Rafael Coll Delgado.
Coorientador: Carlos Antonio da Silva Junior.
Dissertação (Mestrado). -- Universidade Federal
Rural do Rio de Janeiro, Programa de Pós Graduação em
Ciências Ambientais e Florestais/Engenharia
Florestal, 2022.

1. Modelagem climática. 2. Incêndios Florestais.
3. Mata Atlântica. I. Delgado, Rafael Coll, 1978-,
orient. II. Junior, Carlos Antonio da Silva, -,
coorient. III Universidade Federal Rural do Rio de
Janeiro. Programa de Pós Graduação em Ciências
Ambientais e Florestais/Engenharia Florestal. IV.
Título.

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

“This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Finance Code 001”.

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE FLORESTAS
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS
AMBIENTAIS E FLORESTAIS**

CAROLINA SOUZA LEITE DE JESUS

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciências**, no Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais e Florestais, área de Concentração em Conservação da Natureza.

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 28/01/2022

Rafael Coll Delgado. Dr., UFRRJ
(Orientador)

Henderson Silva Wanderley. Dr. UFRRJ

Marcos Gervasio Pereira. Dr. UFRRJ

Rafael de Ávila Rodrigues. Dr. UFG



Emitido em 2022

TERMO Nº 209/2022 - PPGCAF (12.28.01.00.00.00.27)

(Nº do Protocolo: NÃO PROTOCOLADO)

(Assinado digitalmente em 10/03/2022 08:50)

HENDERSON SILVA WANDERLEY

PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR

DeptC.Amb (12.28.01.00.00.00.29)

Matricula: 2086234

(Assinado digitalmente em 08/03/2022 19:44)

MARCOS GERVASIO PEREIRA

PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR

DeptS (12.28.01.00.00.00.33)

Matricula: 1060711

(Assinado digitalmente em 09/03/2022 08:51)

RAFAEL COLL DELGADO

PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR

DeptC.Amb (12.28.01.00.00.00.29)

Matricula: 1872560

(Assinado digitalmente em 15/03/2022 13:28)

RAFAEL DE ÁVILA RODRIGUES

ASSINANTE EXTERNO

CPF: 053.648.536-40

Para verificar a autenticidade deste documento entre em <https://sipac.ufrrj.br/documentos/> informando seu número:
209, ano: **2022**, tipo: **TERMO**, data de emissão: **08/03/2022** e o código de verificação: **8443d29dfb**

Para Anna Júlia e Júnior.
Para Lucimar e Henrique.
Dedico.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela dádiva da vida e por me manter forte nestes anos de adversidades;

Ao meu orientador, Rafael Coll Delgado, pela excelente orientação, por todos os ensinamentos, pela confiança depositada em mim e principalmente por acreditar que o pós-graduando é, antes de tudo, um ser humano e que sua saúde mental importa. Obrigada pelo apoio em todas as mudanças que minha vida teve ao longo desses anos e por perceber quando eu precisava desacelerar;

Ao meu co-orientador Carlos Antonio da Silva Junior e aos professores Marcos Gervasio Pereira, Henderson Silva Wanderley e Rafael de Ávila Rodrigues pelas contribuições que enriqueceram e aumentaram a qualidade deste trabalho;

À minha filha, Anna Júlia, por ser minha luz, meu sonho realizado e minha maior motivação;

Ao meu esposo, Júnior, pelo companheirismo, pela parceria e por acreditar em mim sempre, até quando nem mesmo eu acreditava.;

À minha mãe, Lucimar, a primeira da família a ter um diploma, por ser meu exemplo, por priorizar minha educação e por me mostrar desde cedo que o conhecimento é capaz de mudar vidas e principalmente pessoas;

Ao meu pai, Henrique, pela admiração, por ser presente e por estar sempre pronto para me ajudar em toda hora e qualquer lugar;

Aos meus avós, por todos os ensinamentos e pelos momentos vividos, por cuidarem de mim mesmo de longe. Carrego vocês comigo no coração, e não há um dia em que eu não sinta a falta de vocês. Sei que estariam orgulhosos de mim e vou amá-los para sempre;

À minha melhor amiga, Cissa, por me manter perseverante no meio científico, apesar de todas as adversidades; por ser tão presente mesmo que de muito longe e também pela parceria;

Aos amigos do LSRACA, em especial à Raquel, por todos os momentos compartilhados, pelo apoio e pela amizade;

À Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro e ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais e Florestais (PPGCAF) pela oportunidade de aprendizado e de desenvolvimento;

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de estudo concedida;

A todos os meus amigos de graduação e de pós-graduação.

“Cada pessoa deve trabalhar para o seu aperfeiçoamento e, ao mesmo tempo, participar da responsabilidade coletiva por toda a humanidade.”

(Marie Curie)

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Variação, reescalonamento e classificação do NDFI.....	23
Tabela 2. Classificação do Índice F proposto por Sharples et al. (2009).....	25
Tabela 3. Classificação do GDE de acordo com Cambardella et al. (1994) e GDE médio.....	25
Tabela 4. Distribuição do índice F de acordo com trimestres climáticos (1985-2016).....	30
Tabela 5. Desempenho estatístico da modelagem ARIMA.....	31
Tabela 6 . Distribuição do índice F de acordo com trimestres climáticos (2017-2030).....	34

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Área de estudo compreendendo todo o estado do Rio de Janeiro e a área coberta por floresta e floresta degradada	18
Figura 2. Regiões de Governo do ERJ	20
Figura 3. Número de habitantes por unidade federativa do Brasil de acordo com o IBGE (2021)	20
Figura 4. Densidade demográfica por unidade federativa do Brasil de acordo com IBGE (2021)	21
Figura 5. Classificação climática para o estado do Rio de Janeiro de acordo com Alvares et al. (2013)	22
Figura 6. Célula de grade de 1km para o Estado do Rio de Janeiro	23
Figura 7. Variação do NDFI entre 1985 e 2015	22
Figura 8. Porcentagem de floresta versus floresta degradada	28
Figura 9. Distribuição do índice F (1985-2016) para o Estado do Rio de Janeiro	29
Figura 10. Coeficiente de correlação para os anos de 1985-2016 no Estado do Rio de Janeiro.....	31
Figura 11. Interpolação por Krigagem Ordinária do Índice F para o ano de 2001 no Estado do Rio de Janeiro	32
Figura 12. Modelagem futura do índice F para o Estado do Rio de Janeiro	33

Sumário

AGRADECIMENTOS	7
LISTA DE TABELAS	9
LISTA DE FIGURAS	10
Sumário	11
ABSTRACT	13
1. INTRODUÇÃO	14
2. REVISÃO DE LITERATURA	15
2.1. Modelagem ARIMA e incêndios florestais	15
2.2. El Niño Southern Oscillation (ENSO) e incêndios florestais	16
3. MATERIAL E MÉTODOS	18
3.1. Caracterização da Área de Estudo	18
3.2. Clima	21
3.3. Uso e ocupação da terra / Land use and land cover change	22
3.4. Dados meteorológicos e índice F	24
3.5. Modelagem ARIMA	25
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	26
4.1. Uso e ocupação do solo	26
4.2. Série histórica do índice F (1985-2015)	29
4.3. Desempenho estatístico do modelo	30
4.4. Modelagem ARIMA para predição do índice F (2017-2030)	33
5. CONCLUSÃO	35
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	36

RESUMO

JESUS, Carolina Souza Leite de. **Risco de incêndios associado a mudanças da paisagem e eventos climáticos na Mata Atlântica.** 2022. 41f. Dissertação (Mestrado em Ciências Ambientais e Florestais). Instituto de Florestas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2022.

A influência humana nas mudanças climáticas aumentou a ocorrência de eventos extremos e tornou ondas de calor e secas mais frequentes e severas, o que leva ao aumento do número de incêndios florestais. Esse trabalho tem o objetivo de desenvolver um modelo com o uso da estatística Autoregressive Integrated Moving Average Model (ARIMA) para avaliar o perigo de ocorrência de incêndios florestais para períodos climáticos passado e futuro, em função da mudança da paisagem e eventos climáticos, no Estado do Rio de Janeiro no futuro; a fim de prover informações que sirvam de subsídio para criação de políticas que visem evitar ou minimizar sua ocorrência. Foram utilizadas imagens do sensor Thematic Mapper e o sensor Enhanced Thematic Mapper no período de 1985 a 2015 com o objetivo de classificá-las em área antropizada e floresta. Foi utilizado um conjunto de variáveis meteorológicas em escala diária e mensal para o período de 1985 a 2015 para cálculo do índice F em escala mensal. O ARIMA foi utilizado para simular os dados observados e futuros do índice F até o ano de 2030. Os resultados mostram maiores valores de Normalized Difference Fraction Index (NDFI) em áreas ao sul e sudoeste do estado, coincidindo com as áreas de maior predominância de Mata Atlântica. As regiões mais degradadas estão a nordeste e norte e o ano de 2000 apresentou maior área de floresta degradada. Por meio da análise do índice F para o passado foi possível observar aumento gradativo de incêndios, que foram associados à ocorrência de eventos extremos, principalmente a La Niña. O uso da modelagem ARIMA permitiu identificar que houve mudança de classe de alto para muito alto quanto ao perigo de incêndio do passado e futuro. Em 2030 o valor mínimo do índice F atingiu 2.98, sendo considerado muito alto em maio e junho. Analisando todo o período futuro mensalmente, os maiores valores de perigo de incêndio foram encontrados nos meses de agosto e setembro. É importante que sejam tomadas medidas para minimizar os efeitos das mudanças climáticas, já que tais mudanças provocam maior ocorrência de eventos extremos, que por sua vez causam mais incêndios.

Palavras-chave: Uso e cobertura da terra; antropização; modelos de previsão; mudanças climáticas; incêndios florestais.

ABSTRACT

JESUS, Carolina Souza Leite de. **Risco de incêndios associado a mudanças da paisagem e eventos climáticos na Mata Atlântica.** 2022. 41f. Dissertação (Mestrado em Ciências Ambientais e Florestais). Instituto de Florestas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2022.

Human influence on climate change has increased the occurrence of extreme events and made heat waves and droughts more frequent and severe, which leads to an increase in the number of forest fires. This work aims to develop a model using the Autoregressive Integrated Moving Average Model (ARIMA) to assess the danger of forest fires occurring for past and future climatic periods, as a function of landscape change and climatic events in the State of Rio de Janeiro in the future; to provide information that serve as subsidy for the creation of policies that aim to prevent or minimize its occurrence. Images from the Thematic Mapper sensor and the Enhanced Thematic Mapper sensor were used in the period from 1985 to 2015 in order to classify them as anthropogenic area and forest. A set of meteorological variables on daily and monthly scale for the period from 1985 to 2015 was used to calculate the F index on a monthly scale. ARIMA was used to simulate observed and future F index data up to the year 2030. The results show higher values of the Normalized Difference Fraction Index (NDFI) in areas to the south and southwest of the state, coinciding with the areas with the greatest predominance of Atlantic Forest. The most degraded regions are in the northeast and north and the year 2000 had the largest area of degraded forest. By analyzing the F index for the past, it was possible to observe a gradual increase in fires, which were associated with the occurrence of extreme events, mainly La Niña. The use of ARIMA modeling allowed us to identify that there was a change from high to very high class regarding the fire hazard of the past and future. In 2030, the minimum value of the F index reached 2.98, being considered very high in May and June. Analyzing the entire future period monthly, the highest fire hazard values were found in the months of August and September. It is important that measures are taken to minimize the effects of climate change, as such changes cause more extreme events to occur, which in turn cause more fires.

Keywords: Land use and cover change; anthropization; forecasting; climate changes; forest fires.

1. INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas ocorridas nas últimas décadas se tornaram irreversíveis, principalmente as de temperatura do ar e chuvas. Em escala regional as mudanças climáticas foram responsáveis pela intensificação de ciclones tropicais e tempestades extratropicais, aumentos nas inundações, reduções na precipitação pluviométrica média, aumentos na aridez e em condições climáticas propícias ao fogo (IPCC, 2021).

A influência humana nas mudanças climáticas aumentou a ocorrência de eventos climáticos extremos e tornou ondas de calor e secas mais frequentes e severas, o que leva ao aumento do número de incêndios, uma vez que clima extremo é um fator causador de incêndios florestais (IPCC, 2021; IUFRO, 2018; MACHADO-SILVA et al., 2020; SANTANA et al., 2020).

O impacto gerado por incêndios florestais atinge a qualidade do solo e do ar e, conseqüentemente, a biodiversidade. A ameaça de ocorrência desses eventos é específica de cada região e está relacionada a diversos fatores ambientais, mas são os fatores e elementos climáticos, como seca e velocidade do vento, que influenciam a propagação dos incêndios, bem como seus efeitos, e determinam seu grau de devastação (SANTOS et al., 2006; SILVA et al., 2017; ANDERSON et al., 2019).

Os incêndios ocasionados por ação antrópica são amplificados durante processos de seca prolongada relacionadas a El Niño Southern Oscillation (ENSO). A seca aumenta a ocorrência de fogo e durante esses anos, o máximo de área queimada pode ser dez vezes maior em relação aos anos sem anormalidades (IUFRO, 2018; VILANOVA et al., 2020; SANTANA et al., 2020; SANTOS et al., 2021).

Restam apenas 12,4% da cobertura original da Mata Atlântica e apesar de toda a fragilidade do bioma e de seu potencial de restauração, a pesquisa sobre estudos e ocorrências de incêndios tem se concentrado principalmente em florestas temperadas e mistas e florestas mediterrâneas, enquanto as áreas de incêndio mais ativas do mundo, como América Latina e África, ainda carecem de estudos (ANDRADE et al., 2019; BRANCALION et al., 2019; SANTOS et al., 2019; SOS MATA ATLÂNTICA, 2021).

Devido aos impactos socioambientais causados pelos incêndios florestais, à grande ameaça que representam a ambientes fragmentados, à fragilidade do ecossistema da Mata Atlântica e à ocorrência cada vez maior de eventos climáticos extremos e sua consequência na dinâmica do fogo, é fundamental que sejam desenvolvidas pesquisas relacionadas a este tema a fim de evitar ou minimizar danos ambientais, sociais e econômicos.

Ainda existem perguntas a serem respondidas para salvar parte da vegetação de Mata Atlântica que ainda subsiste no estado do Rio de Janeiro (ERJ), como a relação dos eventos climáticos com os incêndios que já ocorreram e se é possível explorar um modelo preditivo para classificar o perigo de incêndios em séries temporais futuras

O modelo de projeções Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) utiliza dados de séries temporais e é conhecido pela possibilidade de aplicação em diversas áreas, e atualmente vem sendo amplamente utilizado na área florestal em diversos biomas brasileiros como Amazônia, Cerrado e Mata Atlântica (SILVA JUNIOR et al., 2020; VILANOVA et al., 2020; SANTANA et al., 2020; SANTOS et al., 2021).

Esse trabalho tem o objetivo de desenvolver um modelo, com o uso da estatística ARIMA para avaliar riscos de ocorrência de incêndios florestais para períodos climáticos passado e futuro, em função da mudança da paisagem e eventos climáticos, no Estado do Rio de Janeiro no futuro.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Modelagem ARIMA e incêndios florestais

Eventos de incineração que se espalham à medida que o fogo consome combustíveis naturais da floresta como grama, galhos de árvores mortas que permanecem em pé, toras, tocos de árvores, ervas daninhas, arbustos, folhas, árvores e resíduos florestais em geral são chamados de incêndios florestais (SLAVIA et al., 2019).

Os incêndios florestais podem ser causados por ação antrópica e, menos comumente, por condições naturais. Temporadas de seca muito longas, queda de raios e atividade vulcânica são consideradas condições naturais, enquanto por condições antrópicas estão a negligência humana e ações intencionais, principalmente com o objetivo de limpeza da terra e abertura de clareiras (SLAVIA et al., 2019).

Focos de incêndios impactam vidas humanas, afetam a biodiversidade, causam danos a florestas e propriedades, afetam o clima global e impõem riscos diretos a saúde humana (FERREIRA et al., 2019).

Além da redução da fauna e da flora, incêndios florestais emitem mais carbono do que a floresta é capaz de sequestrar (MORELLO et al., 2020)

Anderson et al. (2019) classificaram como impactos indiretos dos incêndios florestais as internações hospitalares por problemas respiratórios, interrupção de tráfego terrestre e aéreo, emissão de gases de efeito estufa, entre outros. Por impactos diretos Anderson et al. (2019) consideraram a queima de vegetação nativa, perda de produção agropecuária, danos em infraestrutura, alteração na composição, estrutura e funcionamento da floresta, perda de produtos florestais madeireiros e não madeireiros, entre outros.

Além da morte e perdas financeiras, de fauna, flora e biodiversidade, os incêndios florestais podem causar infecções do trato respiratório. Na província de Riau, na Indonésia, um incêndio florestal ocorrido em 2015 causou um prejuízo de 125 trilhões de rúpias indianas no setor agrícola e de transporte, a morte de 19 pessoas e mais de 50000 casos de infecções respiratórias agudas, um número seis vezes maior em comparação com os meses anteriores ao evento (SLAVIA et al., 2019).

Concomitante, em seu trabalho com vítimas de incêndios em Portugal, Carvalho et al. (2018) ressaltaram que queimaduras são os impactos mais visíveis no âmbito da saúde pós incêndio e que muitas pessoas procuraram postos médicos com a finalidade de tratar tais enfermidades. Carvalho et al. (2018) elucidaram também sobre o fato de que queimaduras não são os únicos impactos a saúde consequentes dos incêndios, há também problemas respiratórios, cardiovasculares e oftalmológicos decorrentes do contato com a fumaça, além do comprovado aumento de doenças psiquiátricas que podem surgir logo após ou ainda anos depois da ocorrência do incêndio.

De acordo Zhang et al. (2021) serão cada vez maiores os desafios enfrentados para prevenir, controlar e combater incêndios, sendo pertinente aplicar novas tecnologias como inteligência artificial, computação e informações geográficas para identificação e alerta precoce da ocorrência, de padrões e riscos dos eventos de fogo de forma a subsidiar informações para a criação de um plano de ação para defesa de incêndios a fim de evitar ou diminuir seus impactos ambientais, econômicos e sociais.

A habilidade de prever o risco de incêndio é de grande relevância para prevenção do fogo. Tais desastres são multivariados e a avaliação dos mesmos se torna difícil pela possibilidade de distorção da modelagem causada por diversos fatores como a quantidade de parâmetros de entrada, o processo de treinamento e as configurações padrões dos parâmetros,

sendo a previsão de séries temporais, redes neurais e ajuste polinomial os métodos mais comuns aplicados para predição e análise do risco de incêndios (ZHANG et al., 2021).

O modelo Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) – Média Móvel Integrada Autoregressiva – conhecido como modelo Box-Jenkins para previsão é uma das principais ferramentas para previsão de séries temporais lineares. O modelo utiliza a abordagem de modelagem de dados temporais como input e de mixagem de métodos autorregressivos e de média móvel para prever uma única variável (FERREIRA et al., 2019; ZHANG et al., 2021).

O modelo ARIMA adota autocorrelação diferente de zero nos dados de séries temporais e possui três parâmetros. O parâmetro AR "p" representa a ordem do processo autorregressivo, o parâmetro "d" representa a ordem da diferença para obter séries estacionárias se as séries forem não estacionárias e o parâmetro MA "q" representa a ordem do processo de média móvel. O parâmetro I do modelo é geralmente aplicado quando os dados da amostra são não-estacionários. Se as séries são estacionárias, então $d = 0$, e se as séries são primeira diferença estacionária, então $d = 1$ e assim por diante. O parâmetro de média móvel afirma que a variável depende linearmente dos valores presentes e passados (BROCKWELL e DAVIS et al., 2016; OZTURK e OZTURK, 2018).

O modelo pode ser aplicado em diversas áreas e vem sendo amplamente utilizado na área ambiental, em estudos de produtividade agrícola, de comportamento futuro de chuvas e para previsão da ocorrência de eventos de fogo e seus impactos (DWIVEDI; KELAIYA; SHARMA, 2019; NATH; DHAKRE; BHATTACHARYA, 2019).

Slavia et al. (2021) obtiveram sucesso ao utilizar a modelagem ARIMA para prevenir a expansão de incêndios terrestres e florestais na província de Riau, na Indonésia, usando dados históricos a partir do pior evento ocorrido na região em 2015 para gerar dados futuros para 2019, que após serem validados alcançaram acurácia de 96.23% e erro médio de 3.76% revelando extrema eficácia do modelo ARIMA para o objetivo a que foi designado.

Zhang et al. (2021) aplicaram a modelagem ARIMA para previsão do risco de incêndios de forma que ajude o trabalho de resgate em ocorrências de incêndios. Foram utilizados dados de 2016 a 2020, sendo o ano de 2020 usado na avaliação da acurácia e estabilidade do modelo. De acordo com os autores, o modelo ARIMA pode ser aplicado para previsão de incêndios e fornece um bom método científico de previsão no estudo do fogo.

Santos et al. (2021) recorreram ao modelo ARIMA para simular um índice de seca em diferentes classes de uso do solo usando uma série temporal para obtenção de dados futuros no ERJ. A modelagem realizada indica aumento da seca, principalmente na classe pastagem e savana que apresentou maiores fontes de calor, além de mudança de classe de úmido para seco em áreas de floresta mista. Os autores enfatizam que o índice utilizado para previsão do risco de incêndios é adequado para florestas tropicais, já que a modelagem previu bem e foi capaz de representar a sazonalidade do índice em diferentes classes de vegetação.

2.2. El Niño Southern Oscillation (ENSO) e incêndios florestais

ENSO é a abreviação para El Niño-Southern Oscillation e representa a junção de El Niño e La Niña, fases opostas de um padrão climático natural de ocorrência no Oceano Pacífico tropical, com diferenças significativas nas temperaturas médias do oceano, ventos, pressão da superfície e chuva. Os eventos se repetem a cada 3 ou 7 anos em média e causam mudanças na circulação global da atmosfera, sendo agentes de uma série de mudanças no clima global (NOAA, 2021).

O El Niño representa a fase quente com aquecimento de pelo menos 0.5°C das águas do Pacífico à leste, durante sua ocorrência os ventos na superfície do Pacífico estão mais

fracos do que o habitual, a temperatura mais quente que a média e a chuva acima da média no leste do Pacífico (NOAA, 2021).

A fase fria caracteriza La Niña com resfriamento de pelo menos 0.5°C das águas do Pacífico à leste, o oposto do El Niño. Os ventos de superfície em todo Pacífico tropical são mais fortes e a temperatura mais fria que o usual. Há ainda, os eventos de neutralidade, em que a temperatura, ventos e chuvas estão próximos das médias das séries históricas (NOAA, 2021).

A ocorrência desses padrões climáticos estão cada vez mais frequentes. Segundo Wenju Cai et al. (2021) a frequência de ENSO apresentou um aumento nos últimos 60 anos e tais eventos continuarão aumentando em frequência e intensidade esse século. Os autores preveem ainda o dobro de ocorrências de ENSO, com impactos de chuvas extremas mesmo com refreamento das mudanças climáticas e estabilização da média global de temperatura.

Fenômenos como ENSO desempenham um papel importante no sistema climático, acompanhados por grande alteração no ciclo de carbono, causada por incêndios florestais. Associada às mudanças no ciclo de carbono, a ocorrência de incêndios no Brasil pode contribuir para a perda de biodiversidade gerando impactos nos serviços ecossistêmicos, processos biogeoquímicos, séries temporais hidrológicas e tendências hidroclimáticas (BETTS et al., 2021; TEODORO et al., 2022).

Eventos climáticos como El Niño e La Niña não são diretamente responsáveis pelo aumento do número de focos de incêndio, uma vez que o maior agente causador é a ação antrópica (SYPHARD et al., 2017; SANTANA et al., 2020). No entanto, fenômenos que provocam condições climáticas extremas, como ENSO, podem intensificar a ocorrência de incêndios por promover um clima propício ao fogo. De acordo com Santana et al. (2020), o El Niño registrado em 2015 foi um dos mais intensos da história do Amazonas e provocou seca tão intensa que em diferentes categorias florestais houve redução do teor de umidade da necromassa a níveis propícios a incêndios.

Teodoro et al. (2022) estudaram dados de focos de incêndios dos últimos 20 anos em todo o Brasil com a finalidade de determinar sua relação com variáveis climáticas, chegando à conclusão que a Regiões Centro-Oeste e Norte são as com maior incidência de incêndios. No entanto, os autores também puderam comprovar que nas Regiões Sul e Sudeste houve um aumento significativo da ocorrência de focos de incêndio, tendência esta causada por alterações nos índices de precipitação e temperatura da superfície da terra durante anos de El Niño forte.

Barbosa et al. (2021) avaliaram os padrões sazonais de variáveis meteorológicas como fogo, uso do solo e emissões de carbono e como elas se relacionam entre si em anos de ENSO, verificando a maior ocorrência de focos de incêndio, bem como os de maior emissão de carbono e área queimada foram os anos de La Niña, ainda que ocorram em quantidade significativa também em anos de El Niño. Os pesquisadores concluíram que ambientes florestais podem estar vulneráveis a incêndios mesmo em anos considerados de baixo risco pela interação dos focos de incêndios com variáveis climáticas.

Em seu estudo, Vilanova et al. (2021) investigaram a degradação da vegetação durante anos de ENSO no estado do Amazonas através de sensoriamento remoto e dados de estações convencionais, comprovando que a maior degradação observada foi durante anos de ocorrência de ENSO, eventos estes que foram responsáveis por escassez de chuva na região, o que potencializa a degradação florestal em diferentes partes do Amazonas. Os autores comprovaram ainda que o maior número de focos de incêndios se deu em anos de El Niño ou La Niña. Em contrapartida os menores números de focos de incêndios puderam ser observados em anos de neutralidade.

Santana et Al. (2020) examinaram variáveis meteorológicas e biofísicas de 2001 a 2006 a fim de construir um panorama do passado, presente e futuro da vegetação no Corredor Central da Mata Atlântica e constataram que em anos de El Niño e La Niña foi perceptível o aumento do número de focos de incêndio em todas as categorias de agricultura e floresta.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Caracterização da Área de Estudo

A área de estudo compreende todo o ERJ (Figura 1), inserido na Região Sudeste entre as latitudes $20^{\circ} 45' 54''$ e $23^{\circ} 21' 57''$ S e as longitudes $40^{\circ} 57' 59''$ e $44^{\circ} 53' 18''$ W e fazendo divisa com os Estados São Paulo, Minas Gerais e Espírito Santo, além do Oceano Atlântico (IBGE, 2021).

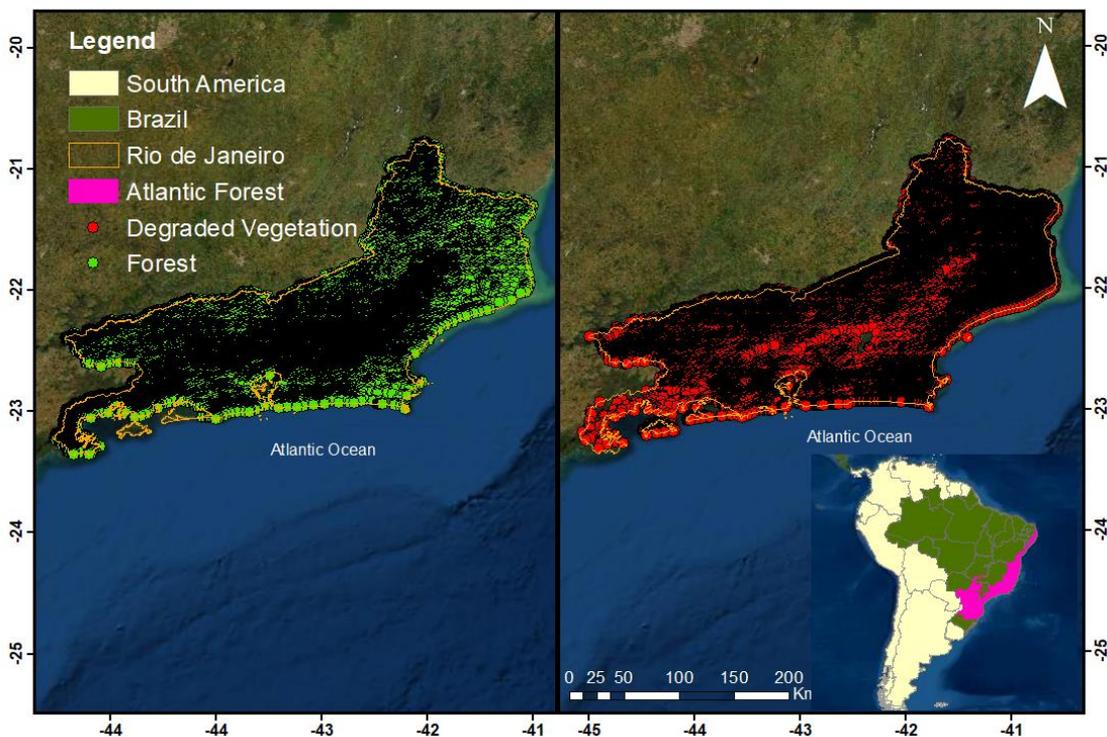


Figura 1. Área de estudo compreendendo todo o estado do Rio de Janeiro e a área coberta por floresta (à direita no mapa) e floresta degradada (à esquerda no mapa).

Com território de 43.696,054 km² divididos em oito regiões políticas (Figura 2) (Região Serrana, Região Norte Fluminense, Região Noroeste Fluminense, Região Metropolitana, Região do Médio Paraíba, Região das Baixadas Litorâneas, Região da Costa Verde e Região Centro Sul Fluminense), o ERJ possui população estimada em mais de 17 milhões de pessoas, sendo o terceiro estado mais populoso do Brasil (Figura 3) e o segundo mais povoado (Figura 4) (IBGE, 2021).

Na Região Metropolitana habitam 70% da população do ERJ e nela estão concentrados capital, infraestrutura e força de trabalho. É a localidade da maioria das indústrias do Estado e reúne serviços nos setores financeiro, comercial, educacional e de saúde, assim como órgãos e instituições públicas, entre outros. A Região Metropolitana sofre com pressão social e muitas vezes o crescimento econômico não é correspondente com o atendimento das necessidades básicas populacionais. Enfrenta grandes problemas como a

distribuição desigual dos serviços e equipamentos urbanos; a crescente demanda por habitações, marcada pelo aumento de submoradias e pela expansão de favelas; a intensa degradação do meio ambiente e o consequente esgotamento dos recursos naturais; a insegurança pública, demonstrada pelos altos índices de criminalidade (CEPERJ, 2021).

A região do Médio Paraíba é a segunda mais industrializada do ERJ, se destacando principalmente o eixo Volta Redonda-Barra Mansa. No entanto nessa localidade a industrialização gera problemas como o aumento de submoradias e periferias e maior poluição do ar e do Rio Paraíba do Sul. Na região a agropecuária também desempenha importante papel, sendo o Médio Paraíba um dos maiores produtores de leite do ERJ (CEPERJ, 2021).

A região Noroeste foi consolidada a partir da produção cafeeira, período em que o território viveu seu apogeu, após seu declínio a cultura foi substituída por atividades agropecuárias que não foram capazes de evitar o esvaziamento econômico e demográfico que se seguiu. Já a região Norte é caracterizada pela agroindústria açucareira e nas últimas décadas o petróleo e o gás natural assumiram papéis importantes na economia da região, levando-a a uma posição de grande relevância ao ERJ (CEPERJ, 2021).

A região Serrana sofreu grande impacto após a ocorrência de deslizamentos em 2011, que afetou profundamente a economia e acentuou problemas ambientais e sociais. Uma parte da região desenvolve atividades industriais, turísticas, hortifrutigranjeiras; enquanto outra parte possui fraco desempenho econômico após o declínio da cultura cafeeira e sua substituição por pecuária extensiva nos solos já empobrecidos. O Centro-Sul Fluminense também sofre consequências decorrentes do declínio da cultura do café, que foi substituída por pecuária e oleicultura, além do turismo (CEPERJ, 2021).

As principais atividades econômicas das Baixadas Litorâneas já estiveram relacionadas à exploração do sal, pesca, pecuária e produção de laranja, que nas últimas décadas foram substituídas pelo setor de turismo e lazer, sendo possível observar o parcelamento do solo decorrente da grande especulação imobiliária que pressiona a região (CEPERJ, 2021).

A Costa Verde é reconhecida por suas belezas naturais que favorecem o turismo, que por sua vez pressiona os ecossistemas da região pela forte especulação imobiliária sofrida. Anteriormente a região era caracterizada principalmente pela prática agrícola em moldes tradicionais, além da pesca tradicional, o que mudou após consolidação de empreendimentos industriais e rodoviários (CEPERJ, 2021).

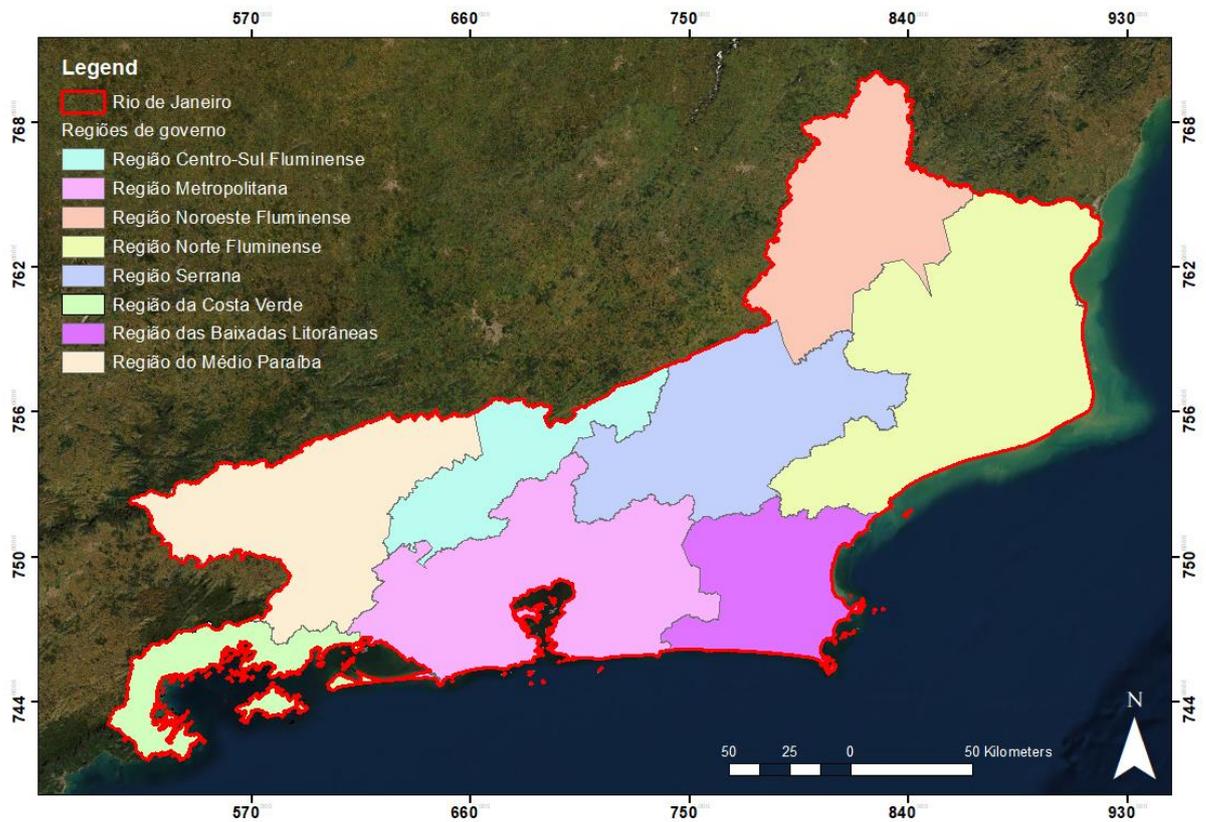


Figura 2. Regiões de Governo do ERJ.

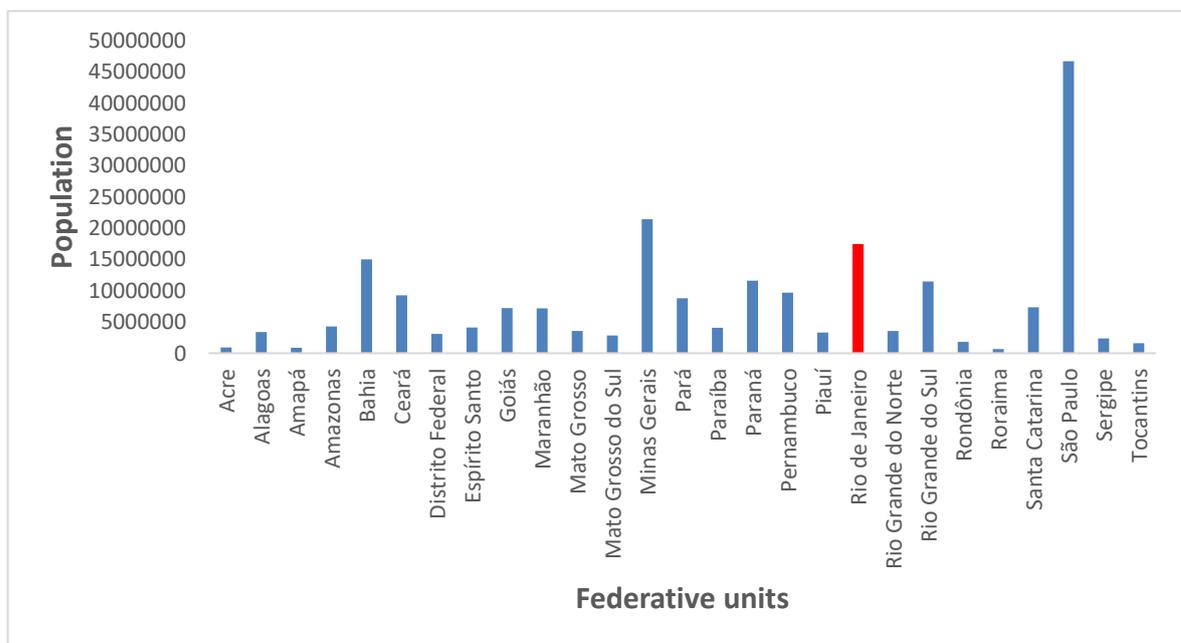


Figura 3. Número de habitantes por unidade federativa do Brasil de acordo com o IBGE (2021).

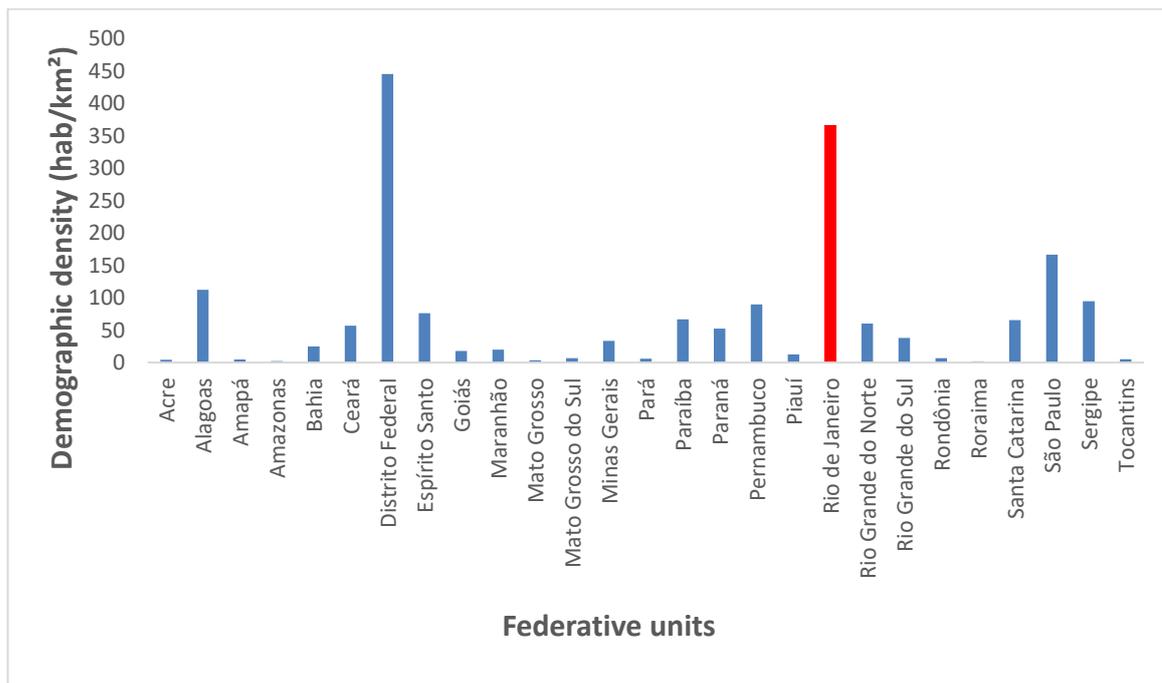


Figura 4. Densidade demográfica por unidade federativa do Brasil de acordo com IBGE (2021).

3.2. Clima

O clima (Figura 5) predominante é o Aw, caracterizado por invernos secos e verões úmidos; com áreas de clima tropical de altitude (Cwb) e subtropical úmido de inverno seco (Cwa) nas regiões serranas (Serra do Mar, parte do Vale do Paraíba do Sul e Planalto de Itatiaia) e porções de clima oceânico (Cfb) na região da Costa Verde. A variabilidade climática do Rio de Janeiro está relacionada ao seu relevo que varia entre as terras altas, as baixadas e os maciços costeiros (ALVARES et al., 2013).

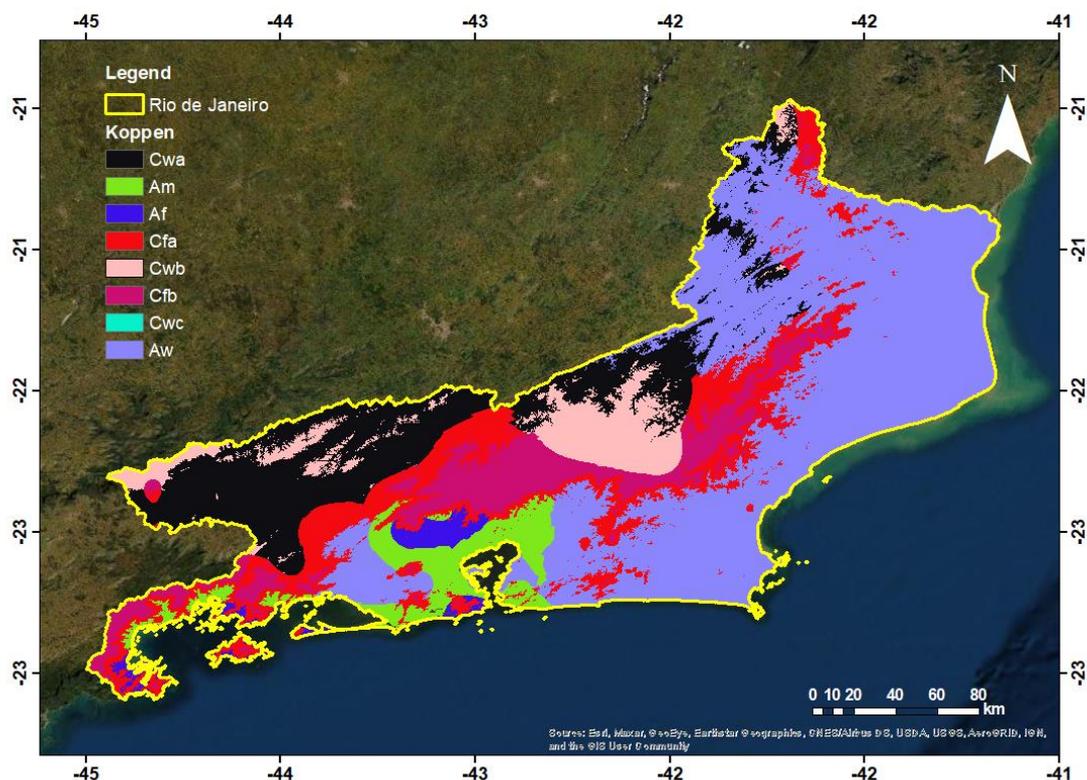


Figura 5. Classificação climática para o estado do Rio de Janeiro de acordo com Alvares et al. (2013).

O ERJ se encontra inserido no bioma Mata Atlântica, e seu remanescente está principalmente nos planaltos e áreas de relevo mais acidentado; a Mata Atlântica é composta por Floresta Ombrófila Densa, Ombrófila Mista e Estacional Semidecidual (CEPERJ, 2019). De acordo com o CEPERJ (2019), a floresta está renascendo espontaneamente, em várias localidades do estado, nos lugares em que a agricultura e a pecuária deixaram de ser praticadas.

3.3. Uso e ocupação da terra / Land use and land cover change

Foram geradas informações do padrão da da vegetação em intervalos de 5 anos com a finalidade de acompanhar o comportamento da vegetação durante o período da série histórica que compreende os anos entre 1985 e 2015.

O método utilizado foi a proposto por Souza Júnior et al. (2013) e consistiu em processar uma série temporal e espacial de imagens Landsat para acompanhar as mudanças de cobertura florestal ocorridas. Foram utilizadas imagens do satélite Landsat 5 sensor Thematic Mapper (TM) e do satélite Landsat 7 sensor Enhanced Thematic Mapper (ETM+) que cobriram todo o ERJ no período de 1985 a 2015 com o objetivo de classificá-lo em área degradada e floresta.

Apesar de haver informação para estender a série temporal foi escolhido esse período por ser compatível com a disponibilidade dos dados meteorológicos. Pelo mesmo motivo não foi utilizado o ano de 2016 e os dados de cobertura vegetal foram gerados em intervalos de 5 anos, sendo o último 2015.

Para o cálculo do Normalized Difference Fraction Index (NDFI) para detecção de áreas degradadas é necessário calcular a fração Green Vegetation (GV) com sombras normalizadas (Equação 1) para então aplicá-lo a equação do NDFI (Equação 2).

$$GV_{Shade} = \frac{GV}{100 - Sombra} \quad (1)$$

$$NDFI = \frac{GV_{Shade} - (NPV + Solo)}{GV_{Shade} + NPV + Solo} \quad (2)$$

O NDFI (Tabela 1) varia de -1 a 1, sendo o valor mais alto representativo de floresta intacta. No entanto, foi feito um reescalonamento dos valores de NDFI de forma que variasse de 0 a 200. Áreas com alto valor de NDFI foram classificadas como floresta e áreas com valores menores foram classificadas como floresta degradada.

Tabela 1. Variação, reescalonamento e classificação do NDFI.

NDFI			
Varição	Reescalonamento	Classificação	NDFI
-1	0	Floresta degradada	< 175
1	200	Floresta	≥ 175

As imagens representativas dos valores de NDFI possuem resolução espacial de 30m, sendo gerada uma grade pontual com resolução espacial de 1 km (Figura 6). Esses valores foram tabulados sendo posteriormente confeccionados mapas para melhor visualização da evolução da degradação florestal.

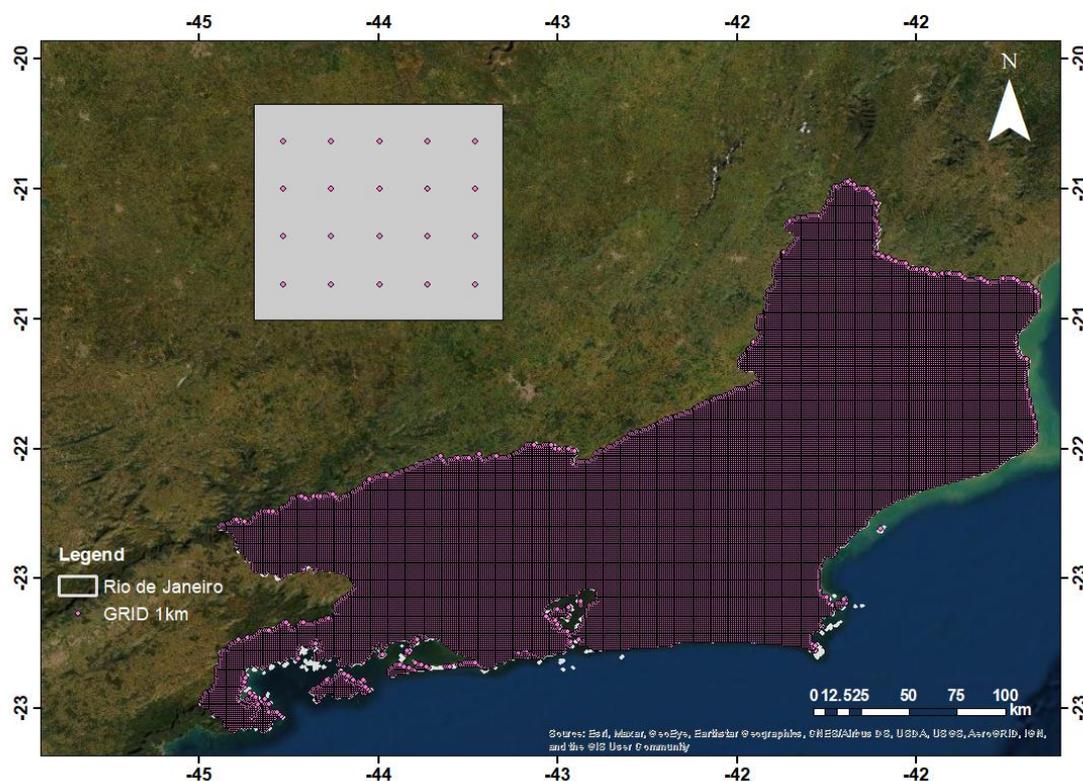


Figura 6. Célula de grade de 1km para o Estado do Rio de Janeiro.

3.4. Dados meteorológicos e índice F

Foi utilizado um conjunto composto pelas seguintes variáveis meteorológicas: vento (m s^{-1}), chuva (mm), temperatura máxima e mínima do ar ($^{\circ}\text{C}$) e umidade relativa do ar (%) disponibilizados para download em formato NetCDF na plataforma da Universidade do Texas em escala mensal e diária para o período de 1980 a 2013 (XAVIER et al., 2016).

Para extração dessas variáveis foi criado um grid em alta resolução ($0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$) para o ERJ em formato shapefile utilizando o software ArcGIS 10.5. Posteriormente foi feito uso do software R Studio (4.0.4) para extrair os valores das variáveis em formato .csv.

A variável velocidade do vento disponibilizada é medida a 2m de altura, sendo necessário convertê-la para 10m (Equação 3) de acordo com o método proposto por Barbosa et al. (2021) e FAO (1998).

$$u_2 = u_z \frac{4.87}{\ln(67.8z - 5.42)} \quad (3)$$

em que u_2 representa a velocidade do vento a 2m da superfície (m s^{-1}), u_z é a velocidade do vento a z m de altura.

A série histórica dos dados meteorológicos utilizados compreende o período de janeiro de 1985 a dezembro de 2015. Tal escolha foi feita tendo como referência o início dos registros da série do satélite Landsat 5 em 1985 e finalizando em 2015 por ser o último ano dos dados disponibilizados pela Universidade do Texas coincidente com o intervalo de 5 anos de Sensoriamento Remoto.

Após *download* e tabulação de toda a série histórica de dados meteorológicos foi calculado o índice F em escala mensal. O índice F (SHARPLES et al., 2009) é uma combinação de informações sobre a velocidade do vento e o teor de umidade do combustível, em que este é derivado da consideração da temperatura e umidade relativa do ar.

O sistema de avaliação de perigo de incêndio utilizado atualmente na Austrália é o Mark 5 Forest Fire Danger Meter, que produz um índice denominado Forest Fire Danger Index (FFDI), usado como base para todo o esquema de classificação do perigo de incêndio no leste da Austrália.

O FFDI é calculado através de uma equação (Equação 4) envolvendo uma função exponencial de temperatura, umidade relativa, velocidade do vento e efeitos da seca, com tal equação possibilitando utilizar o sistema de avaliação de perigo de incêndio florestal em sistemas de computador que permitem modelagem avançada de incêndio.

$$FFDI = 2 e^{(-0.45 + 0.987 \ln DF + 0.0338T - 0.0345H + 0.0234U)} \quad (4)$$

em que T é a temperatura do ar ($^{\circ}\text{C}$), H é a umidade relativa do ar (%), U é a velocidade do vento (km/h) medida a 10m de altura do solo e DF é o fator de seca que varia de 1 a 10.

Sharples et al. (2009) introduziram um índice de umidade de combustível adimensional chamado Fuel Moisture Index (FMI), através de comparações com vários modelos existentes para determinar o teor de umidade de combustíveis finos e mortos. Os resultados sugerem que o FMI fornece uma medida do teor de umidade do combustível equivalente à produzida pelos modelos complexos.

Adicionando o FMI, assumindo o valor 10 para o fator de seca e substituindo e rearranjando os campos (Sharples et al., 2009) produz-se um índice simples chamado índice F (Equação 5).

$$F = 12.5 * e^{((0.023*U)+(\frac{T-RH}{30}))} \quad (5)$$

em que: U representa a velocidade do vento a 10m (km/h), T representa a temperatura média do ar (°C) e RH a umidade relativa do ar (%).

O índice F pode ser classificado como baixo a extremo de acordo com a Tabela 2.

Tabela 2. Classificação do Índice F proposto por Sharples et al. (2009).

F	Classificação
0.0-0.7	Baixo
0.7-1.5	Moderado
1.5-2.7	Alto
2.7-6.1	Muito alto
>6.1	Extremo

Foi realizado o teste não-paramétrico de Mann-Kendall e Pettitt (KENDALL, 1975; MANN, 1945; PETTITT, 1979), para analisar a tendência do Índice F e no ano que foi observada a maior inflexão pelo teste de Pettitt, foi empregado o método de Krigagem Ordinária no software ArcGIS 10.5 para realização da interpolação espacial.

Para escolha do modelo foi calculada a geoestatística de acordo com o método proposto em Jesus et al. (2018) também para o ERJ. Foi calculado o Grau de Dependência Espacial (GDE) (Equação 6) proposto por Cambardella et al. (1994) e as interpolações foram feitas em escala mensal para anos com tendência positiva ou negativa utilizando a resolução espacial da Figura 6 e o melhor modelo médio (Tabela 3).

$$GDE = \frac{Co}{(Co+C)} * 100 \quad (6)$$

Tabela 3. Classificação do GDE de acordo com Cambardella et al. (1994) e GDE médio.

GDE	Classificação	Modelo	GDE médio
>75%	Fraca	Esférico	49.99
25-75%	Moderada	Exponencial	55.29
<25%	Forte	Gaussiano	35.94

3.5. Modelagem ARIMA

Foi utilizado o Autoregressive Integrated Moving Average Model (ARIMA) (Equação 7) para obter dados futuros do índice F de acordo com o método proposto no ERJ por Santos et al. (2021).

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i L^i\right) X_{\pi} = \left(1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i\right) \varepsilon_t \quad (7)$$

em que L é o operador do lag, α_i são os parâmetros da parte autorregressiva do modelo, Θ_i são os parâmetros da parte da média móvel e ξ_t são os termos do erro. Os termos do erro (ξ_t) são geralmente considerados independentes, variáveis distribuídas idênticas amostradas a partir de uma distribuição normal com uma média de zero.

O desempenho estatístico da modelagem ARIMA foi analisado considerando a correlação linear simples (r), coeficiente de determinação (r^2) e Erro Padrão da Estimativa (EPE). Também foi calculado e avaliado o coeficiente de Willmott. Os valores do coeficiente de Willmott variam de zero, para nenhuma concordância, a 1, para a concordância perfeita.

$$r = \frac{\sum O_i P_i}{\sqrt{\sum O_i^2} \sqrt{\sum P_i^2}} \quad (8)$$

$$r^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{O})^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (9)$$

$$EPE = \sqrt{\frac{\sum (O_i - P_i)^2}{n - 1}} \quad (10)$$

$$d = 1,0 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{\sum (|P_i - \bar{O}_i| + |O_i - \bar{O}_i|)^2} \quad (11)$$

em que, O_i valor observado do índice F na i-ésima observação, \bar{O} média dos valores observados na i-ésima observação e n o número de amostras e $i = 1, 2, \dots, n$, P_i é o valor estimado de F na i-ésima observação.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Uso e ocupação do solo

Os maiores valores de NDFI (Figura 7) foram observados principalmente ao sul e sudoeste do estado, coincidindo com as áreas de maior predominância de Mata Atlântica, indicando uma menor ação antrópica neste ambiente.

Na região conhecida como Costa Verde está localizada a Serra do Mar, um sistema de escarpas e montanhas que abrangem 1500 km entre Santa Catarina e Rio de Janeiro. Junto com a Serra da Mantiqueira é a feição de maior caráter orográfico da borda do Atlântico no continente Sul Americano, formando o Escudo Atlântico (VIEIRA e GRAMANI, 2015).

O relevo da paisagem é extremamente íngreme e contínuo em algumas partes (o que torna a agricultura impraticável) e contínuo e heterogêneo em outras, sendo considerado um grande desafio quanto a habitação e uso da terra (VIEIRA e GRAMANI, 2015). Toda a região da Costa

Verde apresenta altos valores de NFDI, sendo classificada quanto ao uso e cobertura do solo como área de floresta em todos os anos estudados.

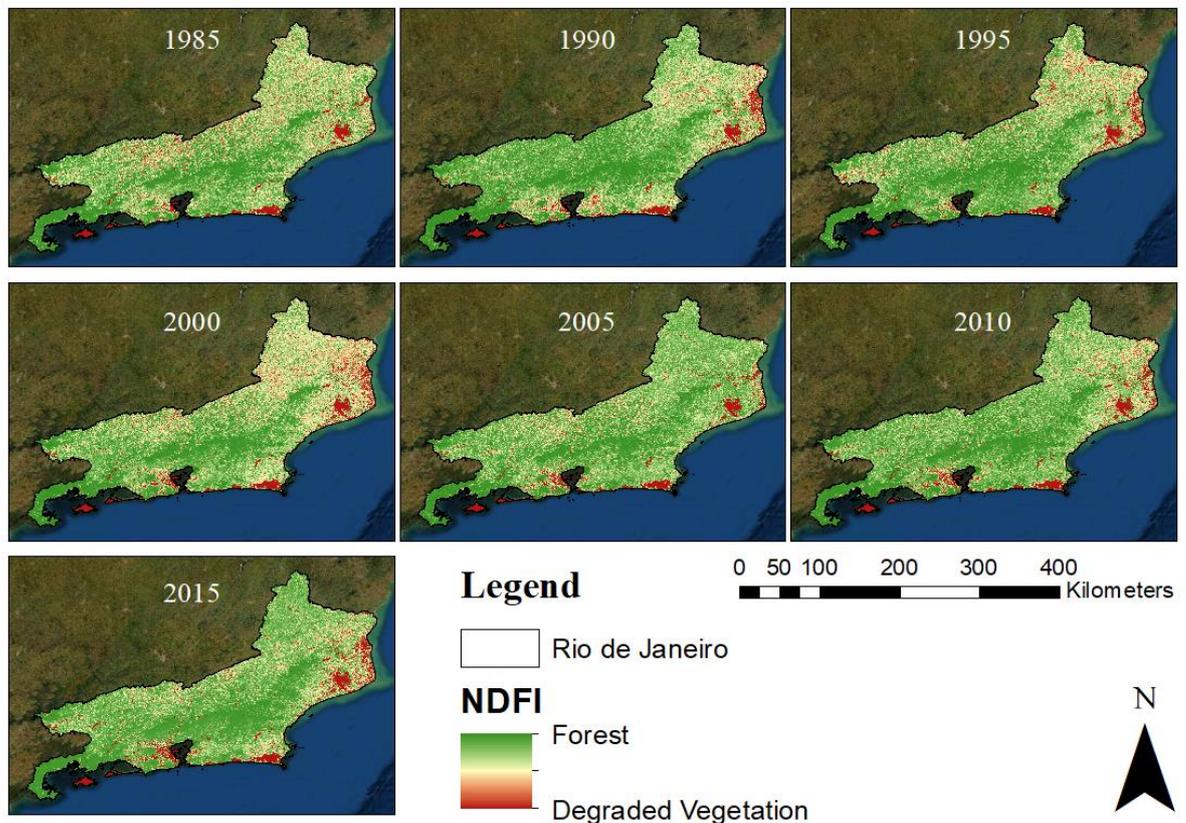


Figura 7. Variação do NFDI entre 1985 e 2015.

Analisando temporalmente, nos últimos anos foram observadas maiores áreas de tonalidade verde, que representa cobertura por floresta conservada, sendo que no ano de 2015 foram observadas as cores em tons mais esverdeados. Já os anos 1985, 1995 e 2000 foram identificadas áreas vermelhas e amareladas, indicando valores mais baixos de NFDI e representando floresta degradada. As regiões mais degradadas estão a nordeste e norte do ERJ e o ano de 2000 o ano com maior área de floresta degradada.

Nessas regiões, em que predomina a mineração, já ocorre processos de desertificação e tais processos são favoráveis à ocorrência de incêndio (IUFRO, 2018; IPCC, 2021; BARBOSA et al., 2021). Em seu trabalho, Oliveira Souza et al. (2018) afirmam que todo o bioma Mata Atlântica possui grande fragilidade quanto à desertificação ocasionada não só por desmatamento e mudanças no uso das terras, mas também por fatores climáticos e antropogênicos.

Relacionando porcentagem de área de floresta e de floresta degradada (Figura 8), foi possível verificar que a porcentagem de floresta degradada foi superior à de floresta em todos os anos, inclusive 2015, que apesar de ter sido o ano com maior área de tons esverdeados, a área de floresta não supera a de floresta degradada. O ano 2000 foi o de maior disparidade, com menor área de floresta e maior área degradada. Já nos anos seguintes essa disparidade diminui e os valores praticamente se equiparam.

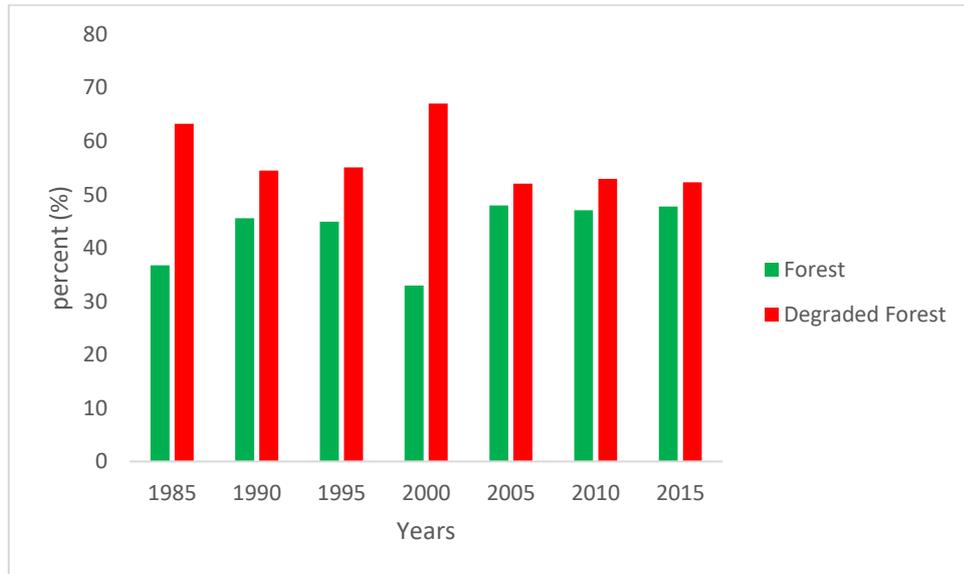


Figura 8. Porcentagem de floresta versus floresta degradada.

Tal discrepância observada no ano de 2000 pode estar relacionada à ocorrência de La Niña moderada no período de 1999-2000 (CPTEC-INPE, 2021). Diversos autores relacionam incêndios florestais como resposta a eventos climáticos extremos de El Niño e La Niña (OLIVEIRA SOUZA et al., 2018; TITO et al., 2020; BARBOSA et al., 2021;).

Os fragmentos de bioma Mata Atlântica no ERJ são bem responsivos a eventos de El Niño, apresentando grande correlação com variações de chuva, o que favorece a incidência de clima seco através do aumento de temperatura do ar, redução de chuva e de umidade relativa do ar (CLEMENTE et al., 2017; OLIVEIRA SOUZA et al., 2018).

Em seu estudo, Oliveira Souza et al. (2018) analisaram a tendência espectral de vegetação e chuva em oscilações de El Niño na Mata Atlântica entre os anos de 2001 e 2013 e concluíram que houve significativo decréscimo de vegetação no período estudado e que esse decréscimo pode estar associado à alta quantidade de focos de incêndio, principalmente na região nordeste do ERJ, localidade em que foi observado os menores valores de NDFI em todos os anos, indicando maior área de floresta degradada.

No estudo de Freitas et al. (2020), as regiões norte e metropolitana do ERJ foram as de maior ocorrência de focos de incêndios. No mesmo trabalho, foram encontrados na região da Costa Verde os menores valores de focos de incêndio, o que está de acordo com o resultado obtido neste estudo, em que nesta região foram observados os maiores valores de NDFI e, portanto, maior área de floresta (FREITAS et al., 2020).

A expansão agrícola e urbana, focos de incêndio e loteamentos clandestinos intensificam a mudança no uso e cobertura da terra e a aceleração da fragmentação devido às consequências antrópicas podem tornar a Mata Atlântica ainda mais vulnerável frente às mudanças climáticas (SILVA et al., 2020), assim como o uso do solo e a saúde da vegetação também seriam fatores contribuintes para o risco de incêndios e desastres, uma vez que afetam a temperatura do solo, influenciam a interceptação de chuva pela vegetação e a infiltração de água no solo (PEREIRA et al., 2021)

Silva Junior et al. (2020) associaram o aumento da ocorrência de incêndios à eventos de La Niña e afirmam que com o desmatamento aumenta o número de incêndios florestais, sendo estes um recurso muito utilizado para limpar áreas desmatadas ou degradadas, por ser barato e eficaz. Devido ao intenso processo de mudanças no uso e cobertura da terra na Mata Atlântica se torna de extrema importância que seja feito monitoramento ambiental por parte dos órgãos

competentes de forma a evitar o aumento da fragmentação do território e a ocorrência de incêndios (SANTOS, 2021).

4.2.Série histórica do índice F (1985-2015)

De forma geral, padrão do índice F na série histórica de dados (Figura 9) se mantém uniforme ao longo dos anos, com valores mais baixos no fim da estação seca (abril-setembro) e início da estação chuvosa (outubro-março). Os valores do índice começam a aumentar conforme se aproxima o fim da estação seca, por volta de julho e agosto, coincidindo com a época em que há mais material combustível seco no solo e, portanto, maior probabilidade de incêndios florestais.

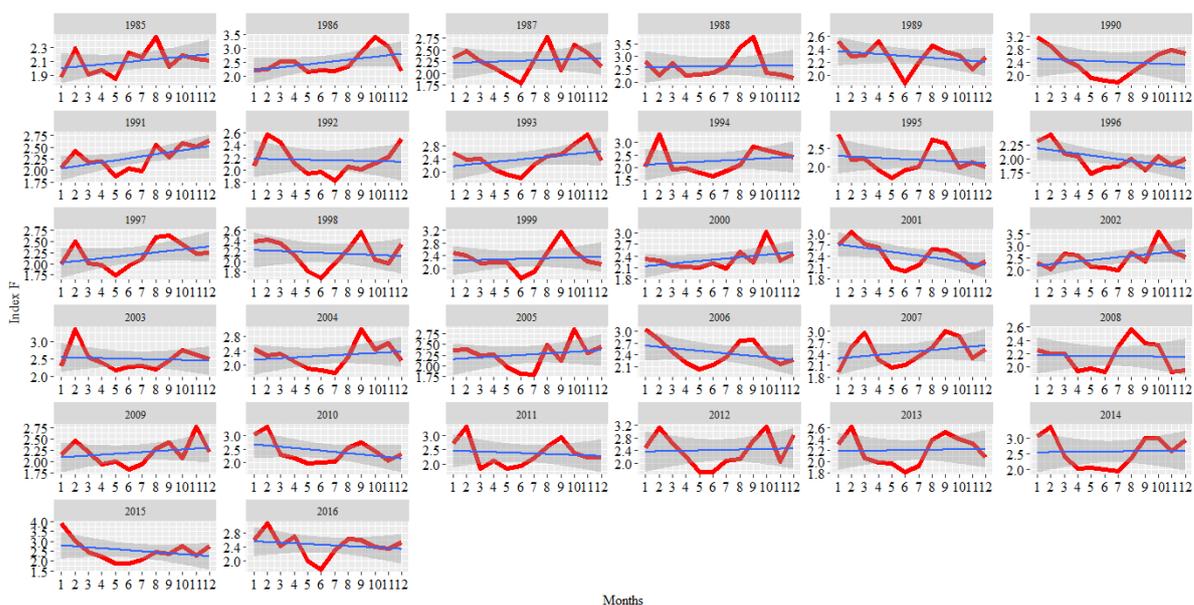


Figura 9. Distribuição do índice F (1985-2016) para o Estado do Rio de Janeiro.

Resultados semelhantes foram encontrados ao analisar o padrão do índice de acordo com o trimestre climático (Tabela 4). O maior valor foi observado durante os meses coincidentes com a primavera, seguido muito de perto pelos meses coincidentes com o verão. Não houve, em nenhum dos meses, valor de índice F classificado como muito alto, mas ainda assim todos receberam a classificação ‘alto’. Na estação chuvosa houve maior risco de incêndio, o que pode ser consequência da estação seca, uma vez que no fim da estação seca e início da chuvosa os materiais atingem o menor teor de umidade.

Tabela 4. Distribuição do índice F de acordo com trimestres climáticos (1985-2016).

Mês	F	Trimestre climático	F	Período	F
Jan	2.49	DJF	2.49	CHUVOSO	2.46
Feb	2.64				
Mar	2.33				
Apr	2.19	MAM	2.17	SECO	2.20
May	1.97				
Jun	1.95	JJA	2.16		
Jul	2.08				
Aug	2.46				
Sep	2.57	SON	2.50		
Oct	2.56				
Nov	2.36				
Dec	2.35				

No mês de setembro foi observado aumento do risco de incêndio em relação aos meses anteriores, concordando com os resultados de Santos et al. (2021) que observaram clima mais seco e propício a incêndios em setembro, e Andrade et al. (2019), que em seus estudos encontraram maior concentração de focos de incêndio entre os meses de julho e outubro no Estado do Rio de Janeiro

É possível observar também um pico entre setembro e fevereiro na maioria dos anos, sendo esses os meses em que há menos combustível, mas maior temperatura do ar. Nos períodos em que o índice alcançou menor valor foi classificado como alto e nos picos pôde ser classificado como muito alto. Não foi observado perigo extremo em nenhum dos anos.

Além de maior área de floresta degradada na análise anterior, também foi possível notar no ano de 2000 uma mudança no padrão do índice. Com a elevação dos valores mínimos e máximos a partir de outubro de 2000 (3,01) se tornando menos frequente encontrar valores de F mais baixos que 2 depois dessa data. Outros picos significativos foram observados entre os anos de 2000-2005. Em fevereiro de 2001 o índice chegou a 3,04 e em outubro do ano seguinte a 3,57.

No ano de 2015 foi observado o maior valor de índice F de todo o estudo, alcançando 3.75 em janeiro e representando maior perigo de incêndio. É possível relacionar a esse alto valor a ocorrência de fenômeno El Niño classificado como forte nesse ano, que se estendeu até 2016 (INPE, 2021).

O El Niño ocorrido entre 2015-2016 foi o mais forte já registrado desde 1998 e foi responsável por eventos climáticos incomuns, como por exemplo o aumento recorde da temperatura mundial, havendo também relação direta entre a ocorrência de El Niño e o aumento da temperatura do ar na capital do ERJ (WANDERLEY et al., 2019).

O ano de 2015 foi o ano onde ocorreu o maior número de incêndios no ERJ em um período de 15 anos, com o aumento do número de focos associado também aos fatores climáticos extremos provocados pelo El Niño daquele ano (FREITAS et al., 2020).

4.3. Desempenho estatístico do modelo

Para avaliar o desempenho do modelo foi feito o cálculo das estatísticas (Tabela 5). Os resultados foram medianos, com coeficientes de correlação e de Willmot próximos a 0,5,

indicando que não há correlação perfeita entre o valor estimado e observado, mas que também não chega a ter correlação fraca.

Tabela 5. Desempenho estatístico da modelagem ARIMA.

r	0.409916
r ²	0.168031
EPE	0.343406
d	0.42249

O coeficiente de determinação foi baixo, apontando que o modelo explica pouco (16,8%) da variável estimada. No entanto, apenas o coeficiente de determinação baixo não configura um ajuste ruim do modelo ou que ele seja inadequado, uma vez que é necessário analisar outros parâmetros estatísticos e não apenas um resultado isolado. Apesar do baixo coeficiente de determinação, o EPE apresentou um resultado satisfatório, evidenciando que o modelo erra pouco ao estimar o índice F.

Observando os gráficos de resíduos e coeficientes de determinação anuais (Figura 10) é possível identificar que de forma geral os valores de r² foram baixos também nas análises anuais, com alguns anos de resultados satisfatórios e alguns com valores pequenos. O menor valor encontrado foi no ano de 1985 (0,01).

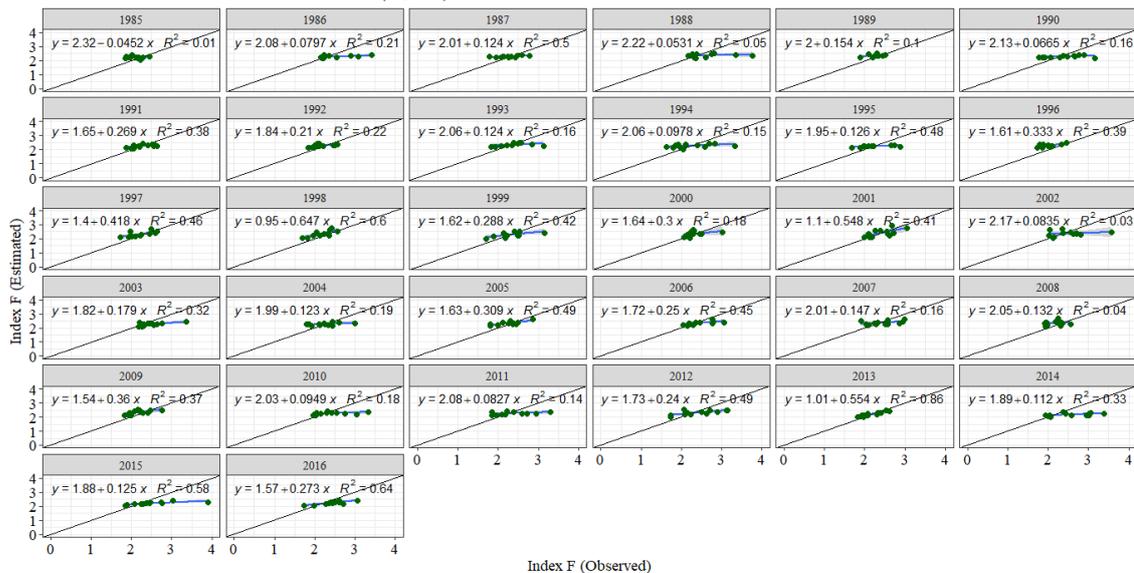


Figura 10. Coeficiente de correlação para os anos de 1985-2016 no Estado do Rio de Janeiro

Os resíduos de forma geral não se afastaram muito da linha da regressão, com exceção de alguns anos, não sendo esses necessariamente os de melhores valores de r². Na análise de tendência pelo teste estatístico não-paramétrico de Mann-Kendall, somente o ano de 2001 apresentou tendência significativa decrescente com valor de Z = -1.84, o ano considerado de maior ponto de inflexão pelo teste estatístico de Pettitt também foi o ano de 2001, sendo este ano escolhido para a representação espacial do índice F (Figura 11). As regiões esverdeadas do mapa representam os valores mais baixos do índice F para o ano de 2001.

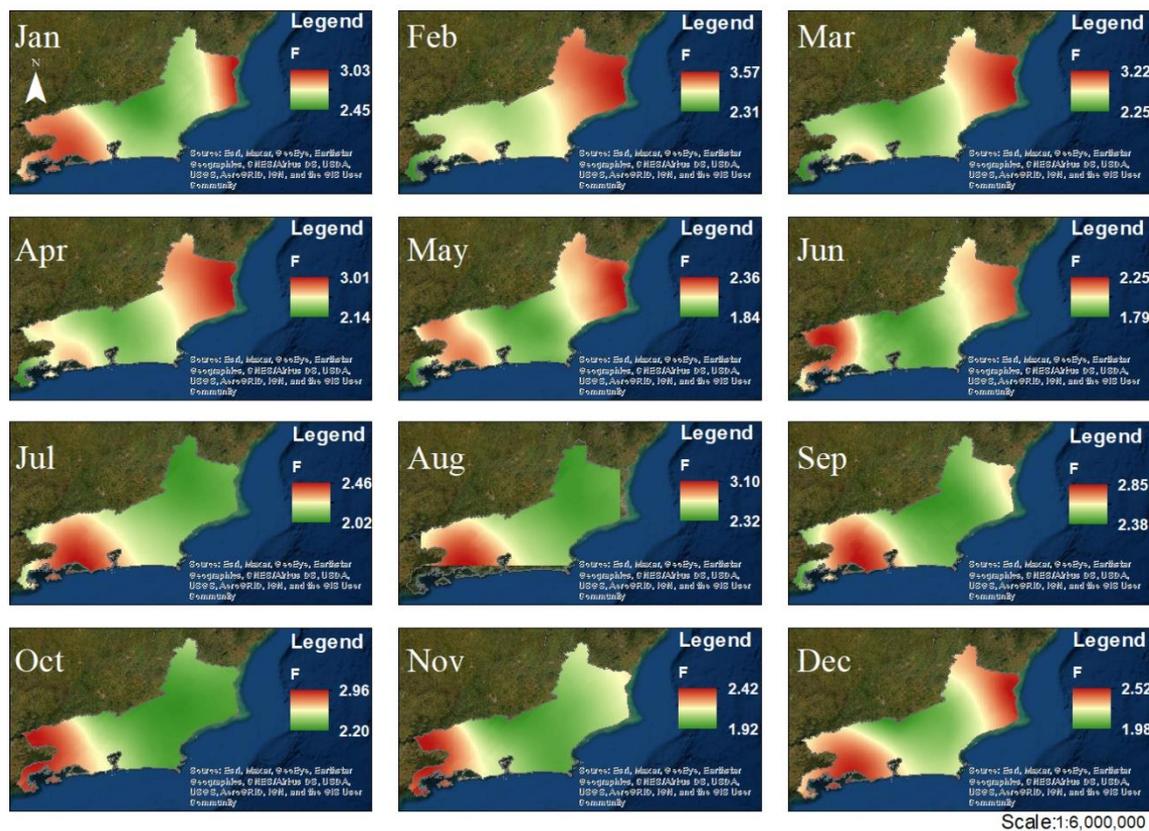


Figura 11. Interpolação por Krigagem Ordinária do Índice F para o ano de 2001 no Estado do Rio de Janeiro.

Os mapas no período entre julho e novembro apresentaram maiores áreas esverdeadas, indicando menor perigo de incêndio, enquanto fevereiro foi o mês com maior cobertura amarela e avermelhada indicando perigo de incêndio maior.

Os maiores valores do índice estão representados pela tonalidade avermelhada e se encontram principalmente ao noroeste e sul do ERJ. Na primeira metade do ano há valores mais altos de índice F nas extremidades do estado e menores na região central e costa verde.

Nos quatro primeiros meses de 2001 foram encontrados valores de índice F classificados como muito alto. Fevereiro foi o pior mês do ano, apresentando após a interpolação 2,31 na região de menor perigo de incêndio e 3,57 na região de maior risco. É muito provável que os altos valores de F nesse ano estejam relacionados aos eventos de El Niño forte em 1997-1998 e La Niña moderado em 1999-2000 citados anteriormente (CPTEC-INPE, 2021)

A ocorrência de focos de incêndio no ERJ está em sua predominância relacionada a ações antrópicas (ANDRADE et al., 2019). No entanto, apesar de ser humana a causa da origem do fogo, eventos como El Niño e La Niña intensificam as ocorrências de incêndios por consequência das condições climáticas extremas provocadas por tais fenômenos (SYPHARD et al., 2017; SANTANA et al., 2020).

Na Amazônia os anos que observou-se a ocorrência de La Niña foram os que apresentaram o maior número de focos de incêndio, área queimada e emissões de carbono (BARBOSA et al., 2021). Já no sul do Brasil, a área queimada em todos os tipos de florestas naturais somadas foi 70% maior em anos de La Niña quando comparada a anos de El Niño (ANDRADE et al., 2020).

Tito et al. (2020) ao pesquisarem evapotranspiração de referência e sua relação com ENSO no ERJ apontaram que os períodos com maior ocorrência de focos de incêndio foram os

coincidentes com eventos de La Niña, seguido por anos de El Niño e, por fim, de neutralidade, indicando que a ocorrência de ENSO acarreta maior ocorrência de incêndios.

Andrade et al. (2020) identificaram que a soma da área queimada em solo coberto por florestas naturais no sul do país foi 70% maior na ocorrência de La Niña em comparação com a ocorrência de El Niño, assim como a emissão de carbono foi maior em períodos de La Niña em comparação com El Niño e neutralidade.

As mudanças climáticas associadas a fenômenos ENSO podem alterar o número de incêndios florestais e as condições climáticas de La Niña podem provocar impactos sociais, econômicos e ambientais (ANDRADE et al., 2020).

4.4. Modelagem ARIMA para predição do índice F (2017-2030)

O período predito (Figura 12) se inicia com valores mínimos de F por volta de 2,5 nos primeiros anos, sendo classificado como alto, mas nos anos finais os menores valores alcançados passam a estar por volta de 2,8, o suficiente para que mude de classe para risco muito alto e não sejam encontrados valores abaixo dessa classificação em todo o período. Em 2030 o valor mínimo atingiu 2,98 em maio e junho.

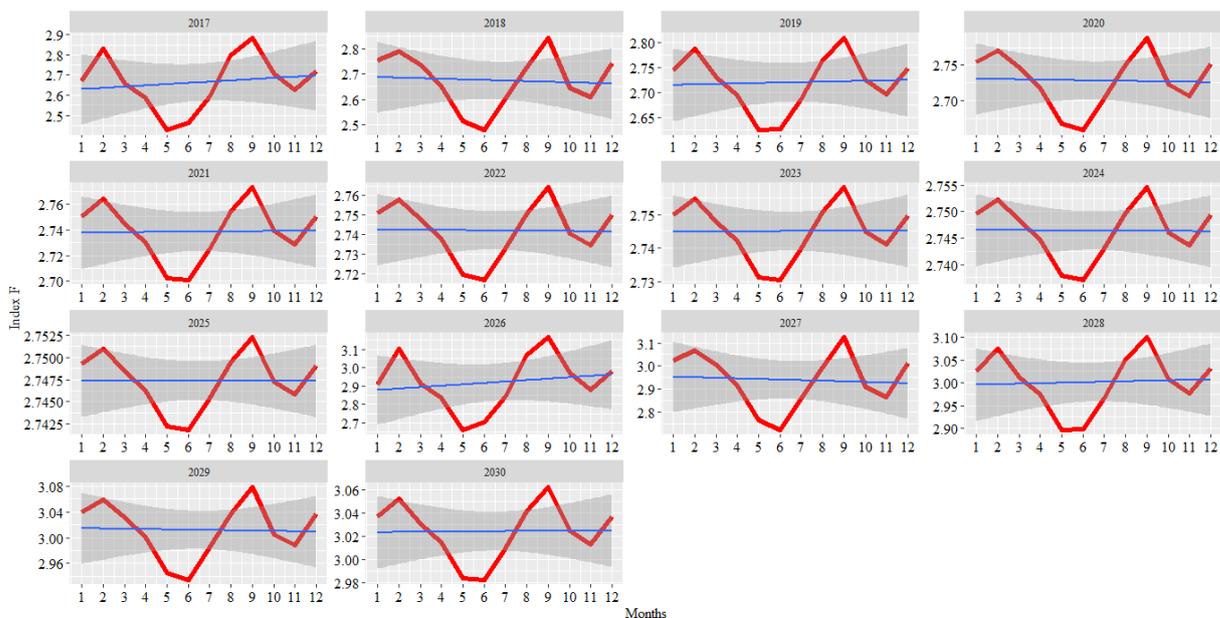


Figura 12. Modelagem futura do índice F para o Estado do Rio de Janeiro.

Se no período histórico alguns anos atingiram máximos de 2,9, ao fim do período predito esse valor passou a ser encontrado entre os mínimos. O índice F alcançou o valor de 2,9 em 2017 e manteve máximo em torno de 2,8 até meados do período estudado, quando esse valor passou a estar entre os mínimos anuais, com valores máximos ultrapassando 3,1 a partir de 2026.

Em todo o período não houve nenhum mês classificado com risco de incêndio diferente de muito alto. Não houve ocorrência de risco extremo em nenhum dos anos estudados, assim como não houve risco moderado.

Apesar de máximos e mínimos mais altos no período predito, no período observado foi possível perceber picos mais altos no valor do índice coincidindo com a ocorrência de eventos climáticos extremos. Na série de dados históricos esses picos chegaram a quase 4,0 enquanto nos dados preditos os valores chegaram ao máximo de 3,16 em setembro de 2016.

Uma das possíveis causas para essa diferença pode ser o fato de que a modelagem ARIMA leva em consideração toda a flutuação da variável estudada e cria um padrão dos dados históricos, de forma a gerar um modelo do padrão para o futuro. Na criação da base de dados para modelagem do índice F foram considerados os eventos extremos já ocorridos e que provocaram picos reais nos valores de F historicamente. Caso não sejam tomadas medidas de desaceleração das mudanças climáticas novos picos podem ser adicionados à predição, já que mudanças climáticas provocam maior ocorrência de eventos extremos, que por sua vez causam mais incêndios (IPCC, 2021).

De acordo com Silva Junior et al. (2020) caso as secas continuem ocorrendo com uma frequência de cinco anos como apontam os estudos e os ENSO sejam mais frequentes e extremos, os biomas brasileiros podem ser modificados a ponto de terem sua capacidade de sequestro de carbono afetada, e por consequência aumentar fortemente as emissões de carbono.

Investigando a distribuição do índice F ao longo do ano (Tabela 6), foi possível constatar que houve mudança de classificação em todos os trimestres climáticos, se comparado com a mesma análise feita para o período observado. Se antes não havia nenhum trimestre com perigo classificado como muito alto, no período predito não é possível encontrar nenhum valor fora dessa classificação. Até mesmo no outono, trimestre climático com menor risco de incêndio, esse risco é classificado como muito alto.

Tabela 6 . Distribuição do índice F de acordo com trimestres climáticos (2017-2030).

Mês	F	Trimestre climático	F	Período	F
Jan	2.84	DJF	2.85	CHUVOSO	2.83
Feb	2.88				
Mar	2.83				
Apr	2.79	MAM	2.78	SECO	2.80
May	2.72				
Jun	2.72	JJA	2.79		
Jul	2.78				
Aug	2.86				
Sep	2.9	SON	2.84		
Oct	2.82				
Nov	2.79				
Dec	2.84				

A média do índice foi ligeiramente menor nos meses de outono e inverno e maior nos meses de primavera e verão. Analisando a média do período do ano, o risco de incêndios é maior durante o período de chuvas. O que está de acordo com o encontrado por Pereira et al. (2021) que ao analisarem EVI de diferentes localidades da Cidade do Rio de Janeiro observaram que a vegetação se comporta diferente no Rio de Janeiro durante a estação seca e chuvosa, com menor crescimento da vegetação e maior frequência de incêndios florestais durante a estação de chuvas.

Os maiores valores de perigo de incêndio foram notados entre os meses de agosto e setembro, que foi o mês com o maior valor do índice F Pereira et al. (2021) também observaram que os meses de agosto e setembro apresentam menor umidade relativa e chuva. Além disso,

Andrade et al. (2019) ao estudarem incêndios em anos de clima extremo no ERJ identificaram que os meses de agosto e setembro são mais propícios a fogo.

Assim como em outros trabalhos, a modelagem ARIMA se mostrou eficiente para uso em modelagem climática. No trabalho de Vilanova et al. (2020) a modelagem ARIMA foi utilizada para prever secas na Amazônia através do Vegetation Health Index (VHI) para o período de 2019-2030, sendo a modelagem capaz de fornecer resultados confiáveis que representam a região e a sazonalidade dos dados.

Já no trabalho de Santos et al. (2021) a modelagem ARIMA também foi eficiente para prever secas no ERJ, através da projeção do Normalized Multiband Drought Index (NMDI), sendo capaz de representar a sazonalidade do índice. Os meses com maior área da classe muito seca do NMDI foram julho, agosto e setembro, o que está de acordo com os meses em que o perigo de incêndio foi maior neste estudo.

As classes com menor NMDI foram pastagem e savana. Não houve tendência de diminuição de seca para o estado, a classificação mudou de úmido para seco em regiões cobertas por floresta mista e área cultivada; os autores acrescentam a esse resultado a preocupação com a conversão de florestas em novas áreas de pastagem, uma vez que o bioma Mata Atlântica perde 29 hectares por dia para o desflorestamento (Santos et al. 2021).

Silva Junior et al. (2020) utilizaram a modelagem ARIMA para prever focos de incêndios e emissões de carbono nos cinco biomas brasileiros para os anos entre 2019 e 2030. O bioma Mata Atlântica foi o terceiro colocado nas avaliações feitas pelos pesquisadores, sendo responsável por 9,98% dos focos de incêndio registrados e foi identificado um aumento significativo na tendência de ocorrência de incêndios na Mata Atlântica. Os autores relacionaram a alta ocorrência de incêndios a eventos climáticos extremos, principalmente La Niña.

De acordo com Silva Junior et al. (2020), a modelagem realizada pelos autores não prevê desaceleração das emissões de carbono ao longo da década, pondo em risco o compromisso de redução de emissões firmado pelo Brasil no acordo de Paris. Os autores alertam que é possível reduzir as emissões de gases do efeito estufa, mas as políticas ambientais atuais, o retorno do desmatamento e eventos climáticos extremos que podem ocorrer apresentam ameaças a esses objetivos.

5. CONCLUSÃO

Quanto ao uso e ocupação do solo, foi observada predominância de Mata Atlântica ao sul e sudoeste do ERJ, indicando menor ação antrópica. Enquanto as regiões com maior área de floresta degradada estão a norte e nordeste do ERJ. Em todos os anos a porcentagem de floresta degradada foi superior à de floresta em todos os anos.

Analisando a série histórica do índice F, os dados mantiveram certa estabilidade ao longo dos anos, com valores mais baixos ao fim da estação seca e início da estação chuvosa. O índice começa a atingir valores maiores ao fim da estação seca, quando os materiais combustíveis atingem menor teor de umidade. Na classificação do índice, não houve nenhum mês classificado como 'muito alto', todos foram classificados como 'alto'.

No período predito o índice F é classificado como 'alto' nos primeiros anos, mas nos anos finais atingem a classe 'muito alto' e não é identificada nenhuma classificação diferente desta em todos os anos restantes. Na média mensal, todos os meses foram classificados como risco 'muito alto'.

Foram identificados picos menores nos valores do índice F comparando à série histórica. No entanto, os eventos climáticos extremos já ocorridos no período observado foram considerados e provocaram picos reais, enquanto no período predito não foi considerado o provável aumento desses eventos. As mudanças climáticas provocam maior ocorrência de eventos extremos que criam condições propícias a ocorrência de fogo. Logo, novos picos podem ser adicionados ao padrão do índice caso não haja desaceleração das mudanças climáticas.

O modelo ARIMA se mostrou muito promissor na identificação do perigo de incêndios florestais no ERJ e o índice F evidenciou o período seco, por volta de julho e agosto, como os meses de maior probabilidade de incêndios florestais. Os resultados deste trabalho podem colaborar na formulação de políticas públicas estaduais no combate aos incêndios e, assim, contribuir na mitigação dos efeitos das mudanças climáticas em todo o território brasileiro.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALKHAZALEH, M. M. H. e AL-ZEAUD, A. H. Forecasting Insurance Sector Volatility In Amman Stock Exchange Using ARIMA Model. **Arab Journal of Administration**, v. 35, n. 1, p. 467–481, 2018.

ALVARES, C. A., STAPE, J. L., SENTELHAS, P. C., DE MORAES GONÇALVES, J. L., e SPAROVEK, G. (2013). Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, 22(6), 711–728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>

ANDERSON, L. O. et al. Conceptual model of disaster risk management and warning system associated with wildfires and public policy challenges in Brazil. **Territorium: Revista Portuguesa de Riscos, Prevenção e Segurança**, 26(26 (I)), 43–61, 2019. https://doi.org/10.14195/1647-7723_26-1_4

ANDRADE, C. F. de, DUARTE, J. B., BARBOSA, M. L. F., ANDRADE, M. D. de, OLIVEIRA, R. O. DE, DELGADO, R. C., PEREIRA, M. G., BATISTA, T. S., & TEODORO, P. E. Fire outbreaks in extreme climate years in the State of Rio de Janeiro, Brazil. **Land Degradation & Development**, 30(11), 1379–1389, 2019. <https://doi.org/10.1002/LDR.3327>

ANDRADE, C. F., DELGADO, R. C., BARBOSA, M. L. F., TEODORO, P. E., JUNIOR, C. A. da S., WANDERLEY, H. S., e CAPRISTO-SILVA, G. F. Fire regime in Southern Brazil driven by atmospheric variation and vegetation cover. **Agricultural and Forest Meteorology**, 295, 108194, 2020. <https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET2020.108194>

BARBOSA, M. L. F., DELGADO, R. C., FORSAD DE ANDRADE, C., TEODORO, P. E., SILVA JUNIOR, C. A., WANDERLEY, H. S., & CAPRISTO-SILVA, G. F. Recent trends in the fire dynamics in Brazilian Legal Amazon: Interaction between the ENSO phenomenon, climate and land use. **Environmental Development**. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.envdev.2021.100648>

BETTS, R. A. et al. ENSO and the Carbon Cycle. **El Niño Southern Oscillation in a Changing Climate**. 453–470. 2020. <https://doi.org/10.1002/9781119548164.CH20>

BRANCALION, P. H. S., NIAMIR, A., BROADBENT, E., CROUZEILLES, R., BARROS, F. S. M., ALMEYDA ZAMBRANO, A. M., BACCINI, A., ARONSON, J., GOETZ, S., REID, J. L., STRASSBURG, B. B. N., WILSON, S., e CHAZDON, R. L. Global restoration opportunities in tropical rainforest landscapes. **Science Advances**, 5(7), 2019, eaav3223. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aav3223>

BROCKWELL, P. J., & DAVIS, R. A. Introduction to Time Series and Forecasting. **Springer Texts in Statistics**. 3ª edição. Suíça. 2016. doi:10.1007/978-3-319-29854-2

CAI, W., et al. Changing El Niño–Southern Oscillation in a warming climate. **Nature Reviews Earth & Environment** :9, 2(9), 628–644. 2021. <https://doi.org/10.1038/s43017-021-00199-z>

CAMBARDELLA, C. A., MOORMAN, T. B., NOVACK, J. M., PARKIN, T. B., KARLEN, D. L., R.F., T., & KNOPKA, A. E. Field scale variability of soil properties in central Iowa soil. **Soil Science Society America Journal**, 58, 1240–1248, 1994.

CARVALHO, A. S., MARQUES, S., & ROSÁRIO, F. E Tudo o Fogo Queimou: Vivências dos Médicos de Família Após o Grande Incêndio de 15 de Outubro de 2017. **Acta Médica Portuguesa**, 31(1), 7, 2018. <https://doi.org/10.20344/amp.10178>

CEPERJ. (2019). O Estado do Rio de Janeiro e seu Ambiente. <http://www.ceperj.rj.gov.br/Conteudo.asp?ident=85>

CLEMENTE, S. S., OLIVEIRA, J. F. DE, & PASSOS LOUZADA, M. A. Focos de Calor na Mata Atlântica do Estado do Rio de Janeiro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 32(4), 669–677, 2017. <https://doi.org/10.1590/0102-7786324014>

COLLINS, B. M. Fire weather and large fire potential in the northern Sierra Nevada. **Agricultural and Forest Meteorology**, 189–190, 30–35, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet2014.01.005>

DANTAS, V. DE L., HIROTA, M., OLIVEIRA, R. S., & PAUSAS, J. G. Disturbance maintains alternative biome states. **Ecology Letters**, 19(1), 2016. <https://doi.org/10.1111/ele.12537>

DOS SANTOS, J. F. C., GLERIANI, J. M., VELLOSO, S. G. S., DE SOUZA, G. S. A., DO AMARAL, C. H., TORRES, F. T. P., MEDEIROS, N. D. G., & DOS REIS, M. Wildfires as a major challenge for natural regeneration in Atlantic Forest. **Science of The Total Environment**, 650, 809–821, 2019. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2018.09.016>

DWIVEDI, D. K.; KELAIYA, J. H.; SHARMA, G. R. Forecasting monthly rainfall using autoregressive integrated moving average model (ARIMA) and artificial neural network (ANN) model: A case study of Junagadh, Gujarat, India. **Journal of Applied and Natural Science**, v. 11, n. 1, p. 35–41, 19 fev. 2019.

FAO - Food and Agriculture Organization, 1998. FAO Irrigation and Drainage Paper: No. 56. FAO

FAO - Food and Agriculture Organization, 2007. Fire management and global assesment.

FERREIRA, L. N., VEGA-OLIVEROS, D. A., ZHAO, L., CARDOSO, M. F., & MACAU, E. E. N. Global fire season severity analysis and forecasting. **Computers & Geosciences**, 134, 104339 (2019). [doi:10.1016/j.cageo.2019.104339](https://doi.org/10.1016/j.cageo.2019.104339)

FREITAS, W. K., GOIS, G., PEREIRA, E. R., OLIVEIRA JUNIOR, J. F., MAGALHÃES, L. M. S., BRASIL, F. C., & SOBRAL, B. S. Influence of fire foci on forest cover in the Atlantic Forest in Rio de Janeiro, Brazil. **Ecological Indicators**, 115, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106340>

IBGE .2021. Panorama Brasil - Rio de Janeiro. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/rj/panorama>

IPCC. Climate Change: AR6 Synthesis Report. In Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (Issues 1–151), 2021. https://archive.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar5/syr/SYR_AR5_FINAL_full_wcover.pdf

IUFRO. 2018. Annual Reports. International Union of Forest Research Organizations. <https://www.iufro.org/publications/annual-report/article/2019/06/06/annual-report-2018/>

JESUS, C. S. L. DE, DELGADO, R. C., PEREIRA, M. G., SOUZA, L. P. DE, JUNIOR, C. A. DA S., RIBEIRO, L. P., BATISTA, T. S., & TEODORO, P. E. Changes in past global solar radiation based on climate models and remote sensing in the state of Rio de Janeiro, Brazil. **Bioscience Journal**, 1357–1364, 2018. <https://doi.org/10.14393/BJ-v34n5a2018-39485>

JIMÉNEZ-RUANO, A., DE LA RIVA FERNÁNDEZ, J., & RODRIGUES, M. Fire regime dynamics in mainland Spain. Part 2: A near-future prospective of fire activity. **Science of The Total Environment**, 705, 135842, 2020. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2019.135842>

JÚNIOR, C. M. S.; SIQUEIRA, J. V.; SALES, M. H.; FONSECA, A. V.; RIBEIRO, J. G.; NUMATA, I.; COCHRANE, M. A.; BARBER, C. P.; ROBERTS, D. A.; BARLOW, J. Ten-Year Landsat Classification of Deforestation and Forest Degradation in the Brazilian Amazon. **Remote Sens.** 5, 5493-5513, 2013. doi:10.3390/rs5115493

KENDALL, M. G. (1975). Rank Correlation Methods (C. Griffin, Ed.; 4th Editio).

MACHADO-SILVA, F., LIBONATI, R., LIMA, T. F. M., PEIXOTO, R. B., FRANÇA, J. R. A., MAGALHÃES, M. A. F.M., SANTOS, F. L. M., RODRIGUES, J. A., & DACAMARA, C. C. Drought and fires influence the respiratory diseases hospitalizations in the Amazon. **Ecological Indicators**, 109, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105817>

MANN, H. B. Nonparametric Tests Against Trend. **Econometrica**, 13(3), 245, 1945. <https://doi.org/10.2307/1907187>

MENEZES, G. S. C., CAZETTA, E., & DODONOV, P. Vegetation structure across fire edges in a Neotropical rain forest. **Forest Ecology and Management**, 453, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117587>

MORELLO, T., MARCHETTI RAMOS, R., O. ANDERSON, L., OWEN, N., ROSAN, T. M., & STEIL, L. Predicting fires for policy making: Improving accuracy of fire brigade allocation in the Brazilian Amazon. **Ecological Economics**, 169, 106501. 2020. doi:10.1016/j.ecolecon.2019.106501

NATH, B., DHAKRE, D., & BHATTACHARYA, D. Forecasting wheat production in India: An ARIMA modelling approach. **Journal of Pharmacognosy and Phytochemistry**, 8(1), 2158–2165, 2019. https://www.researchgate.net/publication/331471229_Forecasting_wheat_production_in_India_An_ARIMA_modelling_approach

NOAA. El Niño and La Niña: Frequently asked questions. NOAA Climate Gov, 2021. Disponível em: <https://www.climate.gov/news-features/understanding-climate/el-ni%C3%B1o-and-la-ni%C3%B1a-frequently-asked-questions>

OLIVEIRA SOUZA, T. C., DELGADO, R. C., MAGISTRALI, I. C., DOS SANTOS, G. L., DE CARVALHO, D. C., TEODORO, P. E., da Silva Júnior, C. A., & Caúla, R. H. Spectral trend of vegetation with rainfall in events of El Niño-Southern Oscillation for Atlantic Forest biome, Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, 190(11), 2018. <https://doi.org/10.1007/s10661-018-7060-1>

OZTURK, S., & OZTURK, F. Forecasting Energy Consumption of Turkey by Arima Model. **Journal of Asian Scientific Research**, 8(2), 52–60, 2018. <https://doi.org/10.18488/journal.2.2018.82.52.60>

PEREIRA, R. M. S., WANDERLEY, H. S., & DELGADO, R. C. Homogeneous regions for rainfall distribution in the city of Rio de Janeiro associated with the risk of natural disasters. **Natural Hazards**, 2021. <https://doi.org/10.1007/s11069-021-05056-2>

PÉREZ, J., MALDONADO, S., & LÓPEZ-OSPINA, H. (2016). A fleet management model for the Santiago Fire Department. **Fire Safety Journal**, 82, 1–11, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2016.02.008>

PETTITT, A. N. A non-parametric approach to the change-point problem. **Applied Statistic**, 28, 2, 126-135, 1979. <https://doi.org/10.2307/2346729>

SANTANA, R. O., DELGADO, R. C., & SCHIAVETTI, A. The past, present and future of vegetation in the Central Atlantic Forest Corridor, Brazil. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, 20, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100357>

SANTOS, J. F., SOARES, R. V., & BATISTA, A. C. Perfil dos incêndios florestais no Brasil em áreas protegidas no período de 1998 a 2002. **Floresta**, 36, 93–100, 2006. <https://revistas.ufpr.br/index.php/floresta/article/viewFile/5510/4040>

SANTOS, R. O.; DELGADO, R. C.; VILANOVA, R. S.; SANTANA, R. O.; ANDRADE, C.F.; TEODORO, P. E.; SILVA JÚNIOR, C. A.; CAPRISTO-SILVA, G. F.; LIMA, M. NMDI application for monitoring different vegetation covers in the Atlantic Forest biome, Brazil. **Weather and Climate Extremes**, 33, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2021.100329>

SHARPLES, J. J., MCRAE, R. H. D., WEBER, R. O., & GILL, A. M. A simple index for assessing fire danger rating. **Environmental Modelling & Software**, 24(6), 764–774, 2009. <http://dx.doi.org/10.5380/ef.v36i1.5510>

SILVA JUNIOR, C. A., TEODORO, P. E., DELGADO, R. C., PEREIRA, L., TEODORO, R., LIMA, M., DE ANDRÉA PANTALEÃO, A., ROJO BAIO, F. H., BRITO DE AZEVEDO, G., TAÍS DE OLIVEIRA, G., AZEVEDO, S., FERNANDO CAPRISTO-SILVA, G., ARVOR, D., CASSIELE, &, & FACCO, U. (123 C.E.). Persistent fire foci in all biomes undermine the Paris Agreement in Brazil. **Scientific RepoRts** |, 10, 16246, 2020. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-72571-w>

SILVA, C. O., DELGADO, R. C., TEODORO, P. E., SILVA JUNIOR, C. A., & RODRIGUES, R. A. Spatially explicit modeling of land use and land cover in the State of Rio de Janeiro-Brazil. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, 18, 100303, 2020. <https://doi.org/10.1016/J.RSASE.2020.100303>

SILVA, R., PEREIRA, J., & BORGES, L. Paisagem como retrato do desenvolvimento social, econômico e ambiental de uma sociedade: o caso de Ouro Preto, MG. **Advances in Forestry Science**, Barros 2015, 167–174, 2017. <https://doi.org/2357-8181>

SOS Mata Atlântica. Restam apenas 12,4% da floresta que existia originalmente. SOS Mata Atlântica. 2021. Disponível em: <https://www.sosma.org.br/causas/mata-atlantica/>

SLAVIA, A. P., SUTOYO, E., & WITARSYAH, D. Hotspots Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) for Detecting Forest Fires. **IEEE International Conference on Internet of Things and Intelligence System**. 2019. doi:10.1109/iotais47347.2019.898

STAVER, A. C., ARCHIBALD, S., & LEVIN, S. A. The Global Extent and Determinants of Savanna and Forest as Alternative Biome States. **Science**, 334(6053), 2011. <https://doi.org/10.1126/science.1210465>

SYPHARD, A. D. et Al. Human presence diminishes the importance of climate in driving fire activity across the United States. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, 114(52). 2017. <https://doi.org/10.1073/pnas.1713885114>

TEODORO, P. E. et Al. Twenty-year impact of fire foci and its relationship with climate variables in Brazilian regions. **Environmental Monitoring and Assessment**, 194(2), 90, 2022. <https://doi.org/10.1007/s10661-021-09702-x>

TITO, T. M., DELGADO, R. C., DE CARVALHO, D. C., TEODORO, P. E., DE ALMEIDA, C. T., DA SILVA JUNIOR, C. A., DOS SANTOS, E. B., & DA SILVA JÚNIOR, L. A. S. Assessment of evapotranspiration estimates based on surface and satellite data and its relationship with El Niño–Southern Oscillation in the Rio de Janeiro State. **Environmental Monitoring and Assessment** 192:7, 192(7), 1–15, 2020. <https://doi.org/10.1007/S10661-020-08421-Z>

VIEIRA, B. C., GRAMANI, M. F. Serra do Mar: The most “Tormented” relief in Brazil. *Landscapes and Landforms of Brazil*, 285-297, 2015. https://doi.org/10.1007/978-94-017-8023-0_26

VILANOVA, R. S., DELGADO, R. C., DA SILVA ABEL, E. L., TEODORO, P. E., SILVA JUNIOR, C. A., WANDERLEY, H. S., & CAPRISTO-SILVA, G. F. Past and future assessment of vegetation activity for the state of Amazonas-Brazil. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, 17, 100278, 2020. <https://doi.org/10.1016/J.RSASE.2019.100278>

WANDERLEY, H. S., FERNANDES, R. C., & LUIZ DE CARVALHO, A. Mudança térmica na cidade do Rio de Janeiro e o desvio ocasionado durante um evento de El Niño intenso. **Revista Brasileira de Geografia Física** v, 12, 1291–1301, 2019.

XAVIER, A. C., KING, C. W., & SCANLON, B. R. Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980–2013). **International Journal of Climatology**, 36(6), 2644–2659, 2016. <https://doi.org/10.1002/JOC.4518>

YANG, W., GARDELIN, M., OLSSON, J., & BOSSHARD, T. Multi-variable bias correction: Application of forest fire risk in present and future climate in Sweden. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, 15(9), 2037–2057, 2015. <https://doi.org/10.5194/nhess-15-2037-2015>

ZHANG, X., ZHOU, Q., WENG, S., & ZHANG, H. (2021). ARIMA Model-Based Fire Rescue Prediction. **Scientific Programming**, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/3212138>

ZOU, L., & YANG, L. Time series study of the impact of serious fires on fire occurrence statistics in cities of Jiangsu. **Fire Safety Journal**, 44(7), 925–932, 2009 <https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2009.05.002>