

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
LUIZ FELIPE DE ALMEIDA FURTADO

MAPEAMENTO DE ESPÉCIES PLANTADAS E TIPOS DE PRODUÇÃO DA
SILVICULTURA ATRAVÉS DE SÉRIES TEMPORAIS DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

RIO DE JANEIRO

2020

Luiz Felipe de Almeida Furtado

MAPEAMENTO DE ESPÉCIES PLANTADAS E TIPOS DE PRODUÇÃO DA
SILVICULTURA ATRAVÉS DE SÉRIES TEMPORAIS DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Tese apresentada ao Curso de Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Doutor em Geografia.

Orientadora: Prof. Dra. Carla Bernadete Madureira Cruz

RIO DE JANEIRO

2020

CIP - Catalogação na Publicação

FF992m Furtado, Luiz Felipe de Almeida
Mapeamento de espécies plantadas e tipos de produção da silvicultura através de séries temporais de índices de vegetação. / Luiz Felipe de Almeida Furtado. -- Rio de Janeiro, 2020.
106 f.

Orientador: Carla Bernadete Madureira Cruz.
Tese (doutorado) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em Geografia, 2020.

1. Sensoriamento Remoto. 2. Geoprocessamento. 3. Silvicultura. 4. Séries Temporais de NDVI. 5. MODIS. I. Cruz, Carla Bernadete Madureira, orient.
II. Título.

LUIZ FELIPE DE ALMEIDA FURTADO

MAPEAMENTO DE ESPÉCIES PLANTADAS E TIPOS DE PRODUÇÃO DA
SILVICULTURA ATRAVÉS DE SÉRIES TEMPORAIS DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Tese apresentada ao Curso de Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Geografia.

Aprovada em:



Orientadora: Dr^a Carla Bernadete Madureira Cruz – PPGG/UFRJ

Raúl Sánchez Vicens – PosGeo/UFRJ

Rafael Silva de Barros – PPGG/UFRJ

Lino Augusto Sander de Carvalho – PPMG/UFRJ

Luiz Eduardo Oliveira e Cruz Aragão – DSR/INPE

RESUMO

FURTADO, Luiz Felipe de Almeida. Mapeamento de espécies plantadas e tipos de produção da silvicultura através de séries temporais de índices de vegetação. Rio de Janeiro, 2020. Tese (Doutorado em Geografia) – Centro de Ciências Matemáticas e da Natureza, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2020.

A silvicultura é uma das atividades econômicas que mais cresceu no Brasil nos últimos anos. Tal atividade, além dos seus potenciais econômicos e de geração de lucro e renda, pode diminuir a pressão sobre os ecossistemas florestais, tanto com relação a produção de carvão vegetal e lenha, como também de madeira para serraria e celulose. Porém, como toda atividade em expansão, a silvicultura deve ser mapeada e monitorada, para que seja exercida sem ônus para os ambientes naturais, florestais ou não, e para a sociedade civil e povos tradicionais. O uso de séries temporais de índice de vegetação (STIV), nesse contexto, são importantes, pois podem ser utilizadas para o mapeamento das florestas plantadas em grandes áreas, e a aquisição quase diária de imagens permite a estimativa das suas dinâmicas, como fenologia e o manejo. Esses, por sua vez, podem ser utilizadas para estimar (a) a espécie plantada e (b) o tipo de produção da silvicultura. Através do uso do algoritmo de segmentação temporal DBEST foi possível calcular descritores temporais que foram utilizados para realizar o mapeamento das espécies plantadas e tipo de produção da silvicultura das florestas plantadas de três Estados brasileiros – Minas Gerais, São Paulo e Paraná. O mapeamento das espécies plantadas apresentou exatidões globais de 60% a 80%, e a estimativa da área plantada por espécie alcançou r^2 superiores a 0.8. Já a estimativa da tipo de produção da silvicultura obteve valores de r^2 médios de 0.5 – 0.7. A estimativa das espécies plantadas, por depender de características como fenologia e manejo, são mais facilmente detectadas com o uso de STIV. Já as tipos de produções silviculturais, por apresentarem características não-determinísticas ligadas a cenários econômicos e sociais, são mais difíceis de serem detectadas usando modelos mais simples.

Palavras-chave: silvicultura, setor florestal, séries temporais de índice de vegetação, MODIS, NDVI

ABSTRACT

FURTADO, Luiz Felipe de Almeida. Mapeamento de espécies plantadas e tipos de produção da silvicultura através de séries temporais de índices de vegetação. Rio de Janeiro, 2020. Tese (Doutorado em Geografia) – Centro de Ciências Matemáticas e da Natureza, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2020.

The silviculture sector is one of the fastest growing economic activities in Brazil in recent years. Such activity, in addition to its economic and profits potential, can reduce pressure on forest ecosystems, regarding charcoal and firewood production, as well the production of wood for sawmill purposes and cellulose. However, like any fast-expanding activity, silviculture activities must be mapped and monitored, so that it does not jeopardize natural environments, forested or not, as civil society and traditional populations. The use Vegetation Index Time Series (VITS), in this context, is important as they can be used for mapping planted forests in large areas, and the daily imagery acquisition allows for the estimation of their dynamics, such as phenology and management. Those, in its turn, can be used to estimate (a) the planted species and (b) the type of silvicultural production. Using DBEST temporal segmentation algorithm, it was possible to calculate temporal descriptors that were used to map the planted species and the silvicultural production of planted forests in three Brazilian states - Minas Gerais, São Paulo and Paraná. The planted species maps showed global accuracy from 60% to 80%, and the estimate of the planted area by species reached r^2 values greater than 0.8. The estimate of silvicultural production, on the other hand, obtained r^2 values of 0.5 - 0.7. The estimate of planted species, which depends on properties such as phenology and seasonal management, can be more easily detected with the use of STIV. On the other hand, silvicultural productions, as they are connected to non-deterministic characteristics such as economic and social scenarios, are more difficult to be detected using simpler models.

Keywords: silviculture, forestry, vegetation index times series, MODIS, NDVI

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

- Figura 1 - Área plantada em hectares, por unidade da federação, (a) do gênero *Eucalyptus*; e (b) do gênero *Pinus*. Fonte: Produção da Extração Vegetal e Silvicultura (PEVS) (IBGE, 2019a). 22
- Figura 2 - Evolução da área plantada, em milhões de hectares, para *Eucalyptus* sp., *Pinus* sp. e outras espécies. Fonte: IBGE - Produção da Extração Vegetal e Silvicultura (PEVS; 2019a). 24
- Figura 3 - Evolução da área plantada, em milhões de hectares, para *Eucalyptus* sp., *Pinus* sp., e outras espécies. Fonte: Relatório Anual da Indústria Brasileira de Árvores – IBÁ (2017). 24
- Figura 4 - Tipos de mudança mais comuns em sensoriamento remoto, observada em uma série temporal EVI - MODIS. Em (a), mudanças do tipo sazonal; em (b), mudanças do tipo abruptas, e em (c), mudanças graduais. Fonte: LAF - INPE. Acesso em 2020-03-02. 27
- Figura 5 - Exemplo de segmentação temporal utilizando série temporal NDVI MODIS, produto MOD13Q1, e algoritmo Detecting Breakpoints and Estimating Segments in Trend - DBEST, para uma área de silvicultura comercial. 29
- Figura 6 - Exemplo da decomposição de uma série temporal de imagens simulada através do algoritmo Breaks for Additive Seasonal and Trend (BFAST). É possível notar, através da decomposição da série temporal simulada, os pontos de mudança da componente sazonal e também da tendência, indicando possíveis processos de mudança do alvo. Fonte: adaptado de Verbesselt et al. (2010). 31
- Figura 7 - Em (a), área de estudo de Minas Gerais, com dominância de florestas plantadas de *Eucalyptus* sp., e em (b), área de estudo do Paraná, com dominância de florestas plantadas de *Pinus* sp. 39
- Figura 8 - Materiais e métodos. 40
- Figura 9 - Resultado da filtragem para uma série temporal de NDVI, utilizando o algoritmo 4253H Twice, em um ponto de silvicultura comercial. Em (a), a série temporal sem filtragem, e em (b), a série temporal filtrada. 41
- Figura 10 - Número de breakpoints por valor de change magnitude para as séries temporais NDVI de silvicultura, para as áreas de estudo de Minas Gerais (Eucalipto) e para o Paraná (*Pinus*). 44
- Figura 11 - Detecção de breakpoints para o valor de change magnitude de 0.1, para três pontos de Silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram breakpoints; os laranjas, breakpoints graduais, e em vermelho, breakpoints abruptos. Em (a), 8 breakpoints detectados; em (b), 5 breakpoints detectados. Em (c), 3 breakpoints detectados. 45
- Figura 12 - Detecção de breakpoints para o valor de change magnitude de 0.15, para três pontos de Silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram breakpoints; os laranjas, breakpoints graduais, e em vermelho, breakpoints abruptos. Em (a), 2 breakpoints detectados; em (b), 1 breakpoint detectado. Em (c), 2 breakpoints detectados. 46

Figura 13 - Detecção de breakpoints para o valor de change magnitude de 0.2 e 0.25, para três pontos de silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram breakpoints; os laranjas, breakpoints graduais, e em vermelho, breakpoints abruptos. Em (a), 1 breakpoints detectados; em (b) e (c), zero breakpoints detectados.	47
Figura 14 - Detecção de breakpoints para o valor de change magnitude de 0.1, em pontos silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram breakpoints e os laranjas, breakpoints graduais. Em (a), 6 breakpoints detectados; em (b), 4 breakpoints detectados. Em (c), 3 breakpoints detectados.	49
Figura 15 - Detecção de breakpoints para o valor de change magnitude de 0.15, em pontos de silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram breakpoints e os laranjas, breakpoints graduais. Em (a), 5 breakpoints detectados; em (b), 2 breakpoints detectados. Em (c), 0 breakpoints detectados.	50
Figura 16 - Detecção de breakpoints para o valor de change magnitude de 0.2, em pontos de silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram breakpoints e os laranjas, breakpoints graduais. Em (a), 3 breakpoints detectados; em (b) e (c), 0 breakpoints detectados.	51
Figura 17 - Detecção de breakpoints para o valor de change magnitude de 0.25, em pontos de silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram breakpoints e os laranjas, breakpoints graduais. Em (a), 1 breakpoint detectado; em (b) e (c), 0 breakpoints detectados.	52
Figura 18 – Número de breakpoints detectados para as séries temporais NDVI e EVI de pontos de Silvicultura, para as espécies de Eucalipto e Pinus.	54
Figura 19 - Trajetórias temporais de NDVI e EVI para um ponto de silvicultura de Eucalipto, em Minas Gerais, com linhas de tendência (azuis) e breakpoint (laranja) detectado pelo DBEST, com parâmetro magnitude de mudança = 0.1.	55
Figura 20 – Área plantada por município, em hectares, de (a) Eucalyptus sp. e (b) Pinus sp. para os Estados de Minas Gerais, São Paulo e Paraná. Fonte: Produção da Extração Vegetal e Silvicultura (PEVS) – IBGE (2019b, a).	58
Figura 21 – Produção, por município, de carvão vegetal (toneladas) e de madeira para celulose e serraria (m ³), para os Estados de Minas Gerais, São Paulo e Paraná. Fonte: Produção da Extração Vegetal e Silvicultura (PEVS) – IBGE (2019b, a).	59
Figura 22 - Materiais e métodos.	61
Figura 23 - Primeiro e segundo níveis da árvore de decisão da classificação dos descritores temporais. Os polígonos em cinza representam classes finais.	63
Figura 24 - Fluxograma da etapa metodológica de estatística espacial e criação dos mapas temáticos de produção e espécies plantadas.	66
Figura 25 – Histograma do número de breakpoints para os Estados de Minas Gerais, São Paulo e Paraná.	69

- Figura 26 – Histograma da diferença das datas, em meses, do primeiro, segundo e terceiro pares de breakpoints, para os Estado de Minas Gerais, São Paulo e Paraná. O eixo Y dos gráficos possuem diferentes escalas para não prejudicar a análise dos histogramas das datas com baixa frequência de pixels. 70
- Figura 27 - Mapas de espécies plantadas criados a partir dos descritores temporais de (a) número de breakpoints e (b) duração das rotações. 73
- Figura 28 - Mapas de tipos de produções silviculturais criados a partir dos descritores temporais de (a) número de breakpoints e (b) duração das rotações. 74
- Figura 29 - Modelos de regressão linear entre (1) área plantada por espécie, do IBGE - PEVS, e (2) área por espécie estimada, do mapa temático de espécie plantada, para os três Estados. Em (a), Eucalyptus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (b), Eucalyptus sp. e descritor temporal duração das rotações; em (c), Pinus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (d), Pinus sp. e descritor temporal duração das rotações. 77
- Figura 30 - Modelos de regressão linear entre (1) área plantada por espécie, do IBGE - PEVS, e (2) área por espécie estimada, do mapa temático de espécie plantada, para o Estado de Minas Gerais. Em (a), Eucalyptus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (b), Eucalyptus sp. e descritor temporal duração das rotações; em (c), Pinus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (d), Pinus sp. e descritor temporal duração das rotações. 78
- Figura 31 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados do IEF (IEF, 2009), e (2) área por espécie estimada, do mapa temático de espécie plantada, para o Estado de Minas Gerais. Em (a), Eucalyptus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (b), Eucalyptus sp. e descritor temporal duração das rotações; em (c), Pinus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (d), Pinus sp. e descritor temporal duração das rotações. 79
- Figura 32 - Modelos de regressão linear entre (1) área plantada por espécie, do IBGE - PEVS, e (2) área por espécie estimada, do mapa temático de espécie plantada, para o Estado do Paraná. Em (a), Eucalyptus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (b), Eucalyptus sp. e descritor temporal duração das rotações; em (c), Pinus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (d), Pinus sp. e descritor temporal duração das rotações. 80
- Figura 33 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados do Instituto de Florestas do Paraná (EISFELD, NASCIMENTO, 2015) e (2) área por espécie estimada, do mapa temático de espécie plantada, para o Estado do Paraná. Em (a), Eucalyptus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (b), Eucalyptus sp. e descritor temporal duração das rotações; em (c), Pinus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (d), Pinus sp. e descritor temporal duração das rotações. 81
- Figura 34 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados do IBGE - PEVS e (2) área por espécie estimada, do mapa temático de espécie plantada, para

o Estado de São Paulo. Em (a), Eucalyptus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (b), Eucalyptus sp. e descritor temporal duração das rotações; em (c), Pinus sp. e descritor temporal número de breakpoints; em (d), Pinus sp. e descritor temporal duração das rotações.

82

Figura 35 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados de tipo de produção da silvicultura do IBGE - PEVS e (2) o número de pixels para cada classe dos mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura, para os três Estados. Em (a) e (b), Produção de Carvão Vegetal e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações; em (c) e (d), Produção de Madeira para Celulose e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações; em (e) e (f), Produção de Madeira para Serraria e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações.

83

Figura 36 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados de tipo de produção da silvicultura do IBGE - PEVS e (2) o número de pixels para cada classe dos mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura, para o Estado de Minas Gerais. Em (a) e (b), Produção de Carvão Vegetal e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações; em (c) e (d), Produção de Madeira para Celulose e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações; em (e) e (f), Produção de Madeira para Serraria e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações.

84

Figura 37 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados de tipo de produção da silvicultura do IBGE - PEVS e (2) o número de pixels para cada classe dos mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura, para o Estado do Paraná. Em (a) e (b), Produção de Carvão Vegetal e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações; em (c) e (d), Produção de Madeira para Celulose e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações; em (e) e (f), Produção de Madeira para Serraria e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações.

85

Figura 38 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados de tipo de produção da silvicultura do IBGE - PEVS e (2) o número de pixels para cada classe dos mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura, para o Estado de São Paulo. Em (a) e (b), Produção de Carvão Vegetal e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações; em (c) e (d), Produção de Madeira para Celulose e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações; em (e) e (f), Produção de Madeira para Serraria e descritores temporais número de breakpoints e duração das rotações.

86

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Classificação dos descritores temporais.	64
Tabela 2 - Valores do índice de Moran Global para cada par classe de descritores temporais e espécies plantada/tipo de produção da silvicultura, com destaque (em cinza) para os pares com os maiores valores, utilizados na criação da lookup-table.	71
Tabela 3 - Exatidão Global, Quantity e Allocation Disagreements dos mapas temáticos de espécie plantada em função do descritor temporal.	75

SUMÁRIO

LISTA DE ILUSTRAÇÕES	8
LISTA DE TABELAS	12
1. INTRODUÇÃO	15
1.1. Temática e área de estudo	17
1.2. Importância, relevância, hipóteses e objetivos	17
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1. Silvicultura - Conceitos	19
2.2. A Expansão da Silvicultura no Brasil	20
2.2.1. A fase pré-incentivos fiscais (período pré-1965)	20
2.2.2. A fase dos incentivos fiscais (1965 – 1988)	21
2.2.3. Período pós-incentivos fiscais (pós 1988)	23
2.3. Índices de vegetação	25
2.4. Séries temporais e vegetação	26
2.5. Segmentação Temporal	29
3. TESTES DE SENSIBILIDADE DO DBEST E DOS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NDVI E EVI NA DETECÇÃO DE <i>BREAKPOINTS</i>	34
3.1. Algoritmos de segmentação temporal	34
3.3. Área de Estudo	37
3.3.1. Objetivos	38
3.4. Materiais e Métodos	40
3.4.1. Dados de sensoriamento remoto	40
3.4.2. Recorte e criação da máscara de floresta e silvicultura	40
3.4.3. Filtragem da série temporal	41
3.4.4. Redução da frequência temporal das séries temporais	42
3.4.5. Sorteio dos pontos amostrais e cálculo do número de breakpoints para os testes de sensibilidade	42
3.5. Primeiro teste de sensibilidade: valores de <i>change-magnitude</i>	43
3.5.1. Áreas de Eucalipto	43
3.5.2. Áreas de Pinus	48
3.5.4. Conclusões do primeiro teste de sensibilidade	53
3.6. Segundo teste de sensibilidade: índices de vegetação NDVI e EVI	54
3.7. Conclusões do segundo teste de sensibilidade	56

4.	DBEST APLICADO AO MAPEAMENTO DA SILVICULTURA	57
4.1.	Introdução	57
4.1.1.	Área de Estudo	57
4.1.2.	Objetivos	60
4.2.	Materiais e Métodos	61
4.2.1.	Download e pré-processamento	61
4.2.2.	Cálculo dos descritores temporais	62
4.2.3.	Classificação digital e pós-processamento	62
4.2.4.	Estatística espacial e criação dos mapas temáticos de produção e espécies plantadas	65
4.2.5.	Validação	66
4.3.	Resultados	68
4.3.1.	Cálculo dos descritores temporais	68
4.3.2.	Estatística espacial e criação dos mapas temáticos de produção e espécies plantadas	71
4.3.3.	Validação	75
4.3.3.1.	Validação dos mapas temáticos de espécie plantada	75
4.3.3.2.	Validação por ajuste de modelos de regressão lineares	76
4.4.	Discussão	86
4.4.1.	Descritores temporais	86
4.4.2.	Estatística espacial e criação dos mapas temáticos de produção e espécies plantadas	89
4.4.3.	Validação	90
4.5.	Conclusões	91
5.	CONCLUSÕES GERAIS	93
6.	INCERTEZAS E PERSPECTIVAS FUTURAS	94
6.1.	Incertezas	94
6.2.	Perspectivas futuras	95
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	96

1. Introdução

O setor florestal é de grande relevância na economia brasileira. De 2017 para 2018 o setor, como um todo, cresceu cerca de 13%; em comparação, no mesmo período os setores agrícola e de serviços cresceram 0,1% e 1,3% respectivamente (IBÁ, 2019). O Brasil ocupa o posto de maior produtor de carvão vegetal e o segundo maior produtor de celulose e derivados do mundo, e possui as plantações de Pinus e Eucalyptus mais produtivas – 30m³/ha e 36m³/ha respectivamente, 10m³/ha e 5m³/ha à mais que a China, o segundo colocado (IBÁ, 2019).

O Brasil tem aproximadamente 8 milhões de hectares de florestas plantadas em seu território (TRINDADE, CLEMENTE, et al., 2019). Com relação as espécies cultivadas, as plantações de Eucalyptus totalizavam cerca de 6 milhões de hectares, Pinus cerca de 1,5 milhão de hectares e 500 mil hectares são outras espécies, como Teca, Acácia, Paricá e Seringueira (IBÁ, 2019). A maior parte dessas plantações se localizam nos Estados das regiões Sul e Sudeste, e há potencial de expansão das plantações para outras regiões do Brasil. Isso se dá tanto pelo melhoramento genético das espécies cultivadas, permitindo a adaptabilidade dos gêneros plantados para diferentes climas e solos, como também a disponibilidade de áreas improdutivas adequada ao plantio de florestas (IBÁ, 2019; MAPBIOMAS, 2020; SILVA, 2018).

Mesmo sendo um setor importante, há reconhecida lacuna de informações espaciais sobre as florestas plantadas brasileiras (BACHA; BARROS, 2004). O Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), produz desde 2013 uma série de informações estatísticas sobre a *Produção da Extração Vegetal e Silvicultura* – PEVS para cada município brasileiro, e desde 1986 para as unidades da federação (IBGE, 2019a). Apesar de importante, o PEVS está disponível na escala espacial de município, sendo difícil extrapolar essas informações para a escala das plantações.

Outras iniciativas foram capazes de mapear a localização dos plantios e sua expansão ao longo dos anos, como o MapBiomias (MAPBIOMAS, 2020), o IBGE (IBGE, 2018) e o *Global Forest Watch* – GFW (GLOBAL FOREST WATCH, 2020). Apesar das iniciativas mapearem a localização dos plantios no espaço e no tempo, na escala espacial das próprias plantações, não geram informações qualitativas ou quantitativas sobre quais são as espécies plantadas e o tipo de produção da silvicultura: carvão, celulose, madeira para serraria, etc. Tais informações são importantes para tomadores de decisão públicos ou privados, frente a um setor de grande importância para a economia brasileira. Além da

importância econômica, as florestas plantadas são importantes para a manutenção do clima e da biodiversidade, pois podem aliviar a exploração das florestas naturais para a obtenção de recursos florestais. Possui potencial para estimular a agricultura familiar, sistemas agroflorestais e a manutenção do emprego e renda no campo, atuando em uma lógica de desenvolvimento sustentável (FAO, 2009, 2010).

Para fins de comparação, o setor de agricultura dispõe de vasta literatura sobre mapeamento das espécies plantadas, sua dinâmica e monitoramento, impactos de tipos de manejo e prognósticos de produção, tanto com sensores ópticos de média e alta resolução, quanto radares imageadores (BROWN et al., 2007; LIAGHAT; BALASUNDRAM, 2010; ZHANG; KOVACS, 2012; NAGRAJ; KAREGOWDA, 2016; WERNER; OLIVEIRA; ESQUERDO, 2020). A silvicultura brasileira possui grande potencial de expansão e deve ser monitorada e planejada a fim de se minimizar impactos negativos como a degradação dos ecossistemas (COSTA; OLIVEIRA, 2019; VALVERDE et al., 2012; VITAL, 2007) e conflitos socioambientais (BARBOSA et al., 2019; SILVA, 2018).

Dessa forma, há demanda por uma metodologia capaz de preencher a lacuna de informações sobre as florestas plantadas brasileiras, i.e., capaz de identificar a dinâmica dos plantios, o tipo de produção e as espécies plantadas. O uso de séries temporais de imagens de sensores remotos de baixa e média resoluções espaciais mostram-se adequados, (a) visto que são capazes de cobrir grandes extensões territoriais, (b) são capazes de minimizar problemas típicos de sensores remotos ópticos, como a cobertura de nuvens, e (c) pela existência de bancos de dados de imagens, alguns com mais de duas décadas de extensão, que permitem a observação e análise da dinâmica das florestas plantadas.

Nesse contexto, os sensores MODIS, a bordo dos satélites *Terra* e *Acqua*, são capazes de imagear todo o globo terrestre a cada dois dias, com resolução espacial que varia de 250m a 1 km e 36 bandas espectrais. Ativo desde 1999, no *Terra*, e desde 2002, no *Aqua*, o sensor possui catálogo de imagens com 18 anos de extensão e frequência de imageamento quase diária (ANDERSON, LATORRE, et al., 2003; DIDAN et al., 2015). Contidas no produto MODIS MOD13Q1 estão as *séries temporais de índices de vegetação* (STIV), mais notadamente o *Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI e *Enhanced Vegetation Index* – EVI (DIDAN et al., 2015) que são dados importantes para monitoramento da vegetação. Esses índices possuem correlação com parâmetros biofísicos de florestas, sejam plantadas (MARSDEN et al., 2010) ou naturais (VICENTE-SERRANO et al., 2016).

Algoritmos desenvolvidos para a análise de STIV através de técnicas de segmentação temporal, como o *Breaks For Additive Season and Trend* – BFAST (VERBESSELT et al., 2010) e o *Detecting Breakpoints and Estimating Segments in Trend* – DBEST (JAMALI et al., 2015), são capazes de calcular uma série de métricas temporais quantitativas e qualitativas derivadas das STIV. Essas métricas, como os pontos de quebra - *breakpoints* e as características de sazonalidade – duração das rotações, ajudam a identificar a dinâmica temporal dos talhões de silvicultura. A utilização conjunta desses dados MODIS, aliado ao uso de segmentação temporal possui potencial para minimizar a lacuna de informações espaciais sobre florestas plantadas no Brasil.

1.1. Temática e área de estudo

O presente trabalho propõe-se a desenvolver metodologia para o mapeamento, em florestas plantadas, (a) da espécie plantada (*Eucalyptus* sp. e *Pinus* sp.); e (b) o tipo de produção da silvicultura (carvão vegetal, celulose ou madeira para serraria), utilizando séries temporais de índices de vegetação e algoritmos de segmentação temporal.

A área de estudo compreende os Estados de Minas Gerais e São Paulo, na região Sudeste, e Paraná, na região Sul do Brasil. Esses Estados foram escolhidos (1) por sua produção florestal particular, onde Paraná destaca-se na produção de madeira para serraria e celulose, São Paulo na produção de celulose e Minas Gerais na produção de carvão vegetal (IBÁ, 2019, IBGE, 2019a); (2) pela contiguidade de seus territórios, o que permite perceber gradientes espaciais das florestas plantadas dos Estados; e (3) pela concentração de aproximadamente 46% de toda área plantada do Brasil, sendo assim importantes à nível nacional (IBÁ, 2019, IBGE, 2019a).

1.2. Importância, relevância, hipóteses e objetivos

Assim, a importância da temática da tese se dá (a) pela crescente participação do setor florestal na economia brasileira e pelo potencial de expansão para todo território nacional (IBÁ, 2019) e (b) por conta do potencial do setor de silvicultura em reduzir a pressão da exploração de florestas nativas e para o desenvolvimento sustentável (FAO, 2009, 2010).

A relevância dessa tese se justifica pela necessidade do desenvolvimento de novas metodologias capazes de minimizar a lacuna de informações espaciais sobre as florestas plantadas, no Brasil e como um todo.

A presente tese possui duas hipóteses:

- 1) Há diferenças significativas na dinâmica das STIV observadas em áreas florestas plantadas (a) dos gêneros *Eucalyptus sp.* e *Pinus sp.*; e (b) com tipos de produção da silvicultura voltadas para carvão vegetal, madeira para celulose e madeira para serraria.
- 2) Essas diferenças observadas nas STIV para os tipos supracitados permitem a sua individualização e posterior criação de mapas temáticos de espécie plantada e de tipo de produção da silvicultura.

Para tal, os objetivos dessa tese são:

- 1) Realização de testes de sensibilidade (a) entre diferentes configurações do algoritmo de segmentação temporal, e (b) entre os produtos NDVI e EVI MODIS;
- 2) Investigação das correlações espaciais entre os produtos de sensoriamento remoto e os dados estatísticos sobre as florestas plantadas analisadas;
- 3) Criação dos mapas temáticos de espécie plantada e tipo de produção da silvicultura.

2. Fundamentação Teórica

2.1. Silvicultura - Conceitos

Com o objetivo de definir o conceito de silvicultura, apresenta-se alguns conceitos-chaves relacionados com a atividade. Entende-se como *floresta* toda área que possua mais de 0,5 hectare coberto por árvores que (a) sejam maiores que 5m de altura e (b) possuam mais de 10% de cobertura de dossel. Inclui-se nessa definição áreas onde as florestas *sejam capazes* de alcançar esses parâmetros no futuro, e exclui-se dessa definição áreas de pomares ou semelhantes (FAO, 2012).

O *reflorestamento* é a ação deliberada de estabelecer florestas através do plantio de árvores. Os autores estabelecem uma diferença entre *afforestation*, que é o reflorestamento em áreas onde não havia florestas, e *reforestation*, que é o reestabelecimento de florestas em áreas onde já existam (FAO, 2012). No escopo do presente trabalho, essa distinção não é importante, e *reflorestamento* será utilizado com o primeiro significado supracitado.

As *florestas plantadas* diferenciam-se de *florestas naturais* por serem áreas onde a maior parte das árvores foram plantadas através da ação humana. Tais florestas podem ser compostas por espécies introduzidas ou nativas (FAO, 2012). Nessa categoria, podem ser consideradas as florestas monoculturais, como as plantações de *Eucalyptus sp.*, *Pinus sp.* e de outras espécies praticadas no Brasil.

Finalmente, a *silvicultura* é o conjunto de conhecimentos e métodos científicos que tem como objetivo o estabelecimento, manejo e regeneração de florestas, sejam naturais ou plantadas. A silvicultura pode apresentar objetivos econômicos, como a produção de produtos florestais madeireiros (PFM) e produtos florestais não-madeireiros (PFNM), ou ainda socioambientais, como a recuperação de áreas degradadas (IBGE, 2019b, VALVERDE et al., 2012).

O presente trabalho dará foco para as florestas plantadas dos gêneros *Eucalyptus sp.* e *Pinus sp.*, doravante florestas plantadas de eucalipto e pinus. Esse foco justifica-se por esses dois gêneros compreenderem mais de 95% de toda área de florestas plantadas no Brasil (IBÁ, 2019; IBGE, 2019a).

Diferentes autores, obras e bancos de dados podem ter suas próprias definições. Esse trabalho usou como base de dados espaciais aqueles disponibilizados pela iniciativa MapBiomas (MAPBIOMAS, 2020). Essa iniciativa, por sua vez, utilizou os dados do projeto *Global Forest Watch* como base (MAPBIOMAS, 2019a), que inclui pomares, plantações de palmeiras e outras culturas que não são consideradas *florestas* pela FAO

(HARRIS et al., 2020). As estatísticas apresentadas por diferentes instituições também apresentam divergência nos valores (ABRAF, 2013; IBÁ, 2019; IBGE, 2019a). Dessa maneira, pode haver discordância em algumas áreas classificadas como silvicultura e/ou em números nesse trabalho.

2.2.A Expansão da Silvicultura no Brasil

A silvicultura brasileira pode ser dividida em três momentos históricos: (1) a fase pré-incentivos fiscais, (2) a fase dos incentivos fiscais e (3) a fase pós-incentivos fiscais (BACHA, 1991, 1998, 2008; BACHA; BARROS, 2004).

2.2.1. A fase pré-incentivos fiscais (período pré-1965)

A primeira fase compreende o período desde o descobrimento do Brasil, 1500, até 1965. Essencialmente, foi marcado pela exploração das florestas naturais brasileiras, principalmente aquelas próximas aos grandes centros urbanos. Essa atividade era marcadamente nômade e extrativista, e antecedia os grandes ciclos econômicos como o café, a cana-de-açúcar e a pecuária (BACHA, 1998). Reflorestamentos eram incomuns, e em geral tinham outros objetivos àqueles de exploração de produtos florestais – pode-se citar como exemplo o reflorestamento do maciço da Tijuca para combater a crise hídrica no Rio de Janeiro no século XIX, ou então diversos reflorestamentos para fins estéticos, criação de parques etc. (CARVALHO, 2019; MEIRA; CARELLI, 2015; SILVA, 2018).

Durante muitos séculos essa maneira de usufruir dos recursos florestais foi suficiente para atender às demandas de PFM e PFNM. Porém, no final do século XIX e início do século XX dois fatores contribuíram para o aumento da demanda de PFM e PFNM: o aumento da população e a crescente industrialização no Brasil (BACHA, 1998). Considera-se que nesse período houve o nascimento da silvicultura brasileira, ou pelo menos uma silvicultura industrial, com cultivos ordenados e racionais, monoespecíficos, visando atender as crescentes demandas de PFM e PFNM (BACHA, 1998, SILVA, 2018).

Destaca-se, nesse período, o trabalho de Edmundo Navarro de Andrade, voltado inicialmente às plantações de diversos gêneros, e posteriormente, *Eucalyptus sp.* e *Pinus sp.* (ANDRADE, 1961). Na época, as florestas plantadas tinham como objetivo atender a demanda por dormentes para expansão de linhas férreas, além de carvão vegetal e lenha, importante matriz energética (ANDRADE, 1961; BACHA, 1998, SILVA, 2018). Navarro foi importante silvicultor, e incentivado principalmente pela Companhia Paulista

de Estradas de Ferro, disseminou o conceito de plantações de florestas monoespecíficas, submetidas a uma lógica de produção capitalista, que perdura até hoje (SILVA, 2018).

2.2.2. A fase dos incentivos fiscais (1965 – 1988)

A segunda fase é marcada pelas políticas públicas ligadas às atividades florestais no Brasil (BACHA, 1998). Em termos de incentivos fiscais, destaca-se o *Programa de Incentivos Fiscais ao Florestamento e Reflorestamento* (PIFFR) (BACHA, 1998, BACHA, 2008). Esse programa se dava através de leis, decretos-leis e portarias, como a Lei Federal nº 5106/1966, os Decretos-Lei nº 1134/1970 e nº 1376/1974, a Lei 7714/1988 (BACHA, 1991, VALVERDE et al., 2012). Outros marcos importantes da época foram a criação do Código Florestal de 1965 e o Instituto Brasileiro de Desenvolvimento Florestal – IBDF, além do Segundo Plano Nacional de Desenvolvimento, de 1974 (II PND) e o Primeiro Programa Nacional de Papel e Celulose (IPNPC). Esses marcos foram responsáveis, em grande parte, pela distribuição dos incentivos fiscais e pelo fortalecimento dos setores industriais ligados à produção siderúrgica e de celulose durante o período (SILVA, 2018).

Resumidamente, pessoas físicas ou jurídicas (contribuinte-investidor) podiam alocar parte do seu Imposto de Renda em projetos ligados ao setor florestal elaborados por uma outra pessoa física ou jurídica (empresa-beneficiária). O PIFFR foi bem sucedido em aumentar a área reflorestada durante o período de vigência: houve acréscimo de 4.3 milhões de hectares (BACHA, 1998, BACHA, 2008).

Porém, o custo-benefício do PIFFR foi alto, e o programa foi marcado por muitas fraudes e plantios mal sucedidos (BACHA, 1998, BACHA, 2008). Além disso, a distribuição dos incentivos fiscais foi marcadamente verticalizada, concentrando-se em pessoas jurídicas com valores de Impostos de Renda elevados, menos numerosas, em detrimento de muitos pequenos produtores, com valores de Impostos de Renda reduzidos. Como resultado, a expansão dos reflorestamentos concentrou-se (1) em grandes indústrias de celulose, serrarias, empresas de painéis de madeira e siderúrgicas, e (2) em Estados da região Sul e Sudeste, principalmente São Paulo, Minas Gerais, Santa Catarina, Rio Grande do Sul, Paraná e partes de Mato Grosso do Sul (Figura 1), onde as empresas tinham sede ou polos produtivos (BARBOSA et al., 2019, SILVA, 2018). Essa concentração perdura até os dias atuais, onde cerca de 68% da área plantada pertence a empresas dos ramos supracitados ou a fundos de investidores estrangeiros (IBÁ, 2019).

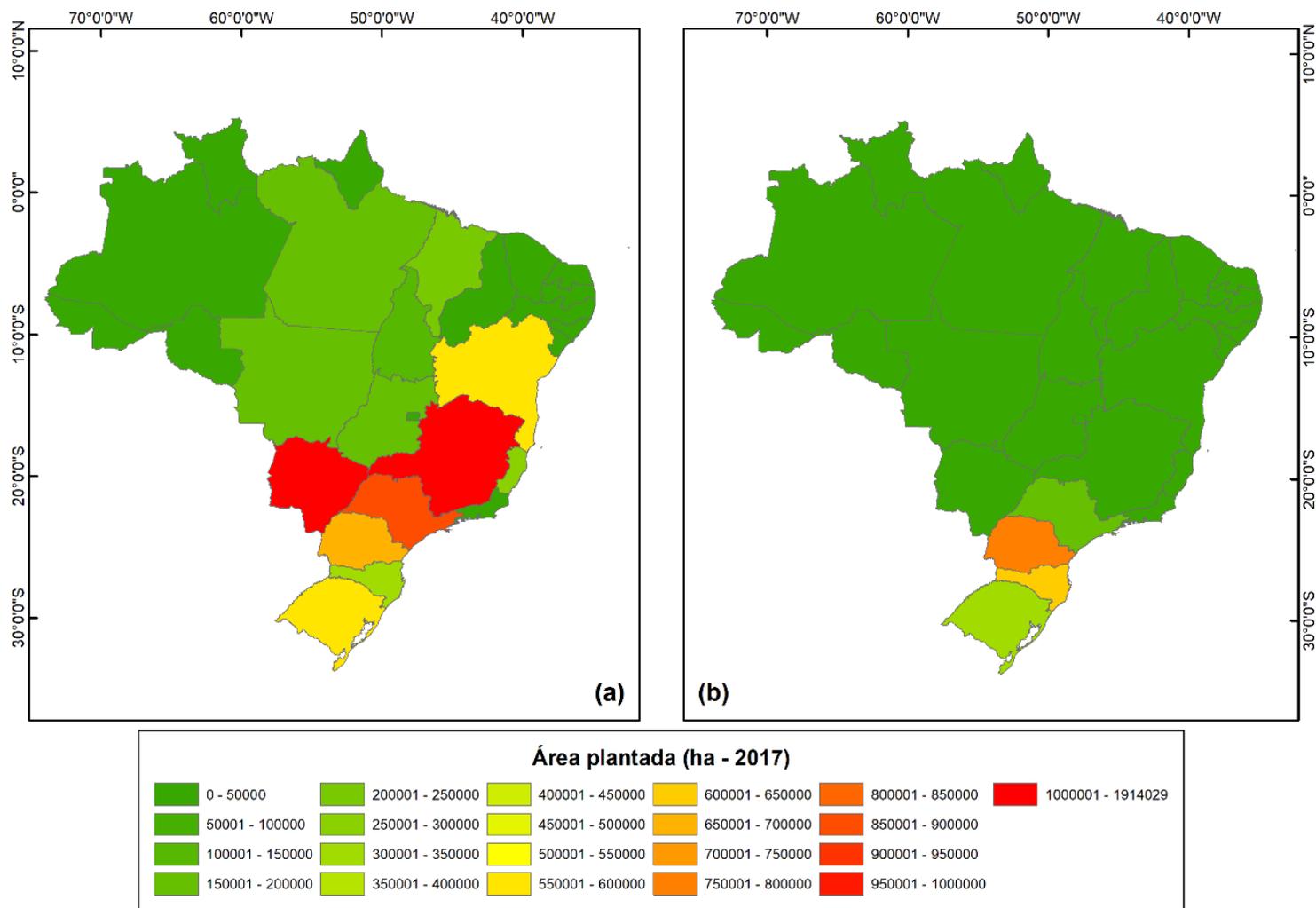


Figura 1 - Área plantada em hectares, por unidade da federação, (a) do gênero *Eucalyptus*; e (b) do gênero *Pinus*. Fonte: Produção da Extração Vegetal e Silvicultura (PEVS) (IBGE, 2019a).

2.2.3. Período pós-incentivos fiscais (pós 1988)

O período pós-incentivos fiscais é marcado principalmente (a) pela estagnação da área de florestas plantadas, (b) pela estagnação da produtividade das plantações, mesmo com o aumento dos investimentos em melhoramento genético das espécies plantadas, e (c) criação de novos programas por parte da iniciativa pública, buscando o aquecimento do setor florestal. Com relação à área plantada, houve crescimento constante de seus valores até aproximadamente o ano de 2015, quando o valor de área plantada parou de crescer, ou mesmo decresceu (Figura 2 e Figura 3). Apesar das divergências dos valores de diferentes fontes, há relato de diminuição de área plantada de pelo menos 0,1% (IBÁ, 2019).

Com relação a produtividade das plantações, houve crescimento do início dos anos 2000 até meados de 2005/2006. A partir desse período, os valores de incremento médio anuais (IMA, em m³/ha) estacionaram, para florestas de eucalipto, e diminuíram, para florestas de pinus – crescimento médio de 0,5% ao ano para as primeiras e decréscimo de 0,8% para as segundas (ABRAF, 2012, 2013; IBÁ, 2019). O incremento em produtividade teve participação direta da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa), principalmente a Embrapa Florestas (EMBRAPA FLORESTAS, 2014; RIBASKI, 2017; SHIMIZU, 2008, entre outras), além das próprias indústrias dos setores de papel e celulose, siderúrgica e de madeira serrada (IBÁ, 2019).

A criação do Plano Nacional de Desenvolvimento de Florestas Plantadas (PNDF), vinculado ao Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA) busca incentivar o aumento da área plantada de florestas e de investimentos em tecnologia florestal (MAPA, 2018). O PNDP está previsto no decreto n° 8375/2014, e se insere em um contexto de escassez de produtos florestais estudado, pelo menos, desde 2008. Essa escassez se deve, principalmente, a dois fatores: (1) a propriedade de maior parte das plantações de florestas por parte das indústrias de celulose e siderúrgicas, e (2) o aumento do consumo da fatia restante de produtos florestais por parte dessas indústrias (BACHA, 2008).

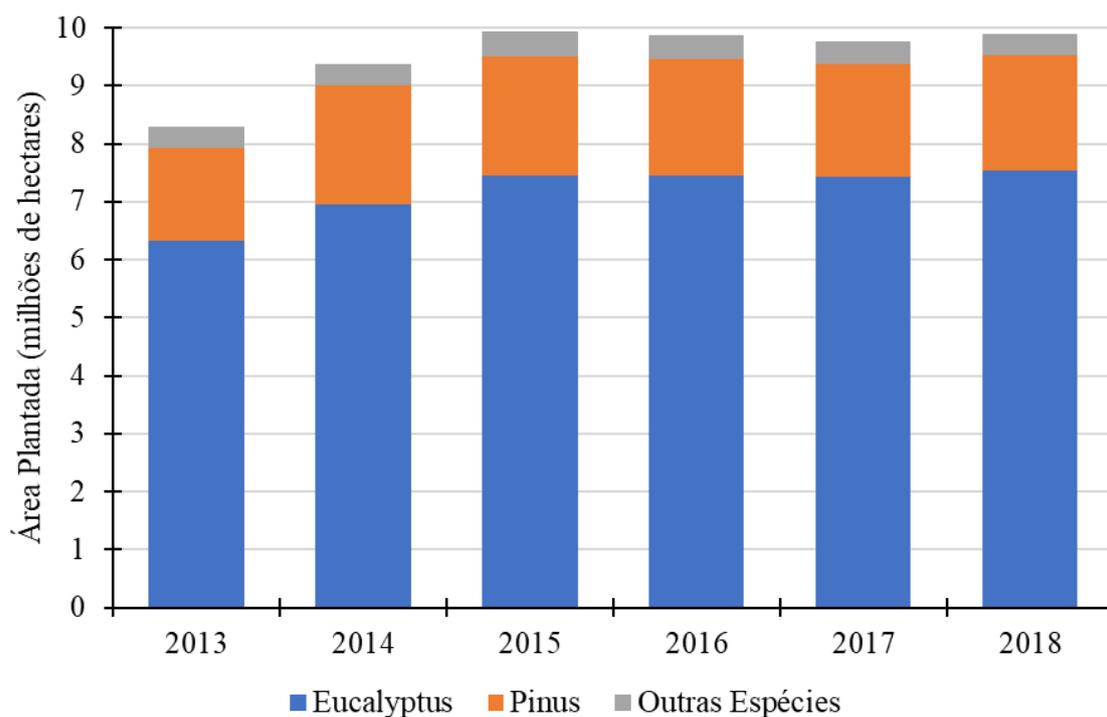


Figura 2 - Evolução da área plantada, em milhões de hectares, para Eucalyptus sp., Pinus sp. e outras espécies. Fonte: IBGE - Produção da Extração Vegetal e Silvicultura (PEVS; 2019a).

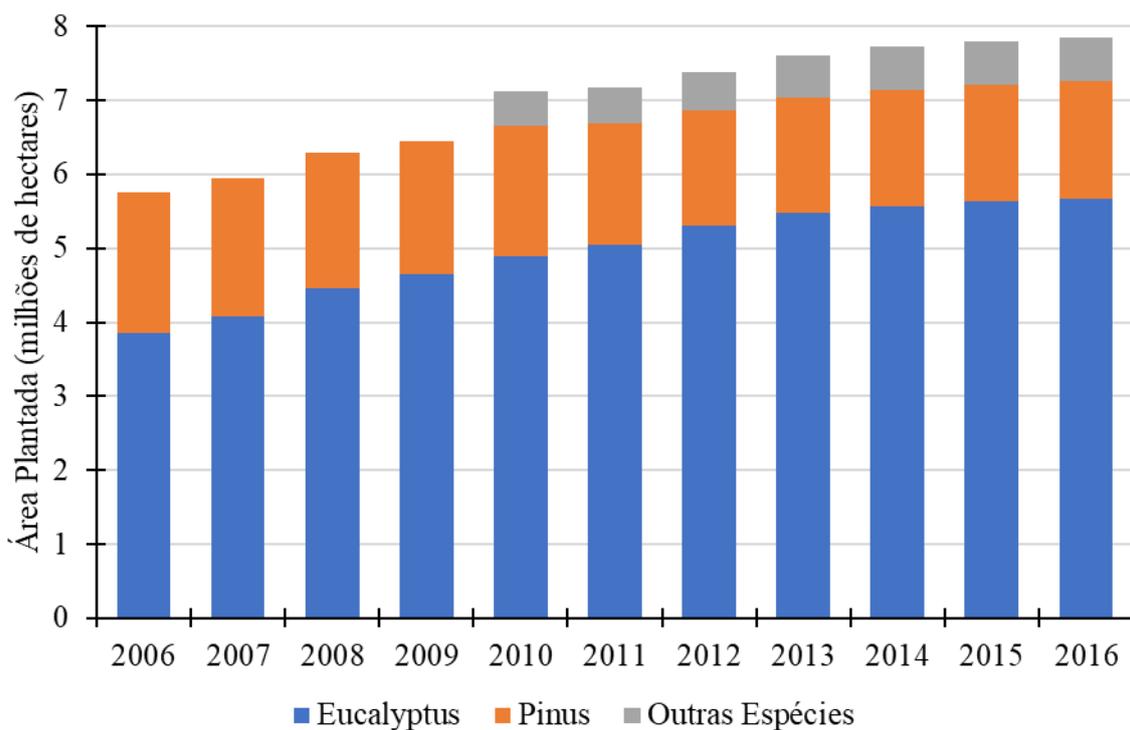


Figura 3 - Evolução da área plantada, em milhões de hectares, para Eucalyptus sp., Pinus sp., e outras espécies. Fonte: Relatório Anual da Indústria Brasileira de Árvores – IBÁ (2017).

2.3. Índices de vegetação

Índices de Vegetação (IV) são combinações (razões, diferenças etc.) entre bandas espectrais do espectro do visível, mais frequentemente vermelho (aproximadamente 640-660nm) e do infravermelho próximo (850 – 880nm) (BANNARI et al., 1995). Os IV têm como objetivo (a) reduzir a dimensionalidade dos dados, e (b) criar uma imagem que apresente correlação com parâmetros biofísicos da vegetação, como Índice de Área Foliar (IAF), biomassa, porcentagem de cobertura, entre outros (BANNARI et al., 1995, MYNENI et al., 1995).

Desde a década de 1970 foram propostos dezenas de IV, muitos deles fortemente correlacionados entre si (PERRY, LAUTENSCHLAGER, 1984). Dentre todos os índices, pode-se afirmar que dois deles destacaram-se e são utilizados largamente até hoje: o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e o *Enhanced Vegetation Index* (EVI) (HUETE et al., 2002). Ambos os índices são padrão para os produtos MODIS MOD13Q1, e usados largamente por sua comunidade de usuários (DIDAN et al., 2015, HUETE et al., 1999).

Esses índices são utilizados em uma sorte de aplicações, desde (1) mapeamentos, seja da vegetação em si, de tipos funcionais ou espécies de plantas (ADAM et al., 2010, FASSNACHT et al., 2016, JARCHOW et al., 2018, KUPLICH et al., 2013, POLYKRETIS et al., 2020, ROSENQVIST et al., 2003, XIE et al., 2008), (2) modelagem de parâmetros biofísicos e da dinâmica da vegetação, como biomassa, IAF, produtividade, evapotranspiração etc. (BARBOSA et al., 2015, BARET, 1991, GLENN et al., 2010, LAMBERT et al., 2013, LE MAIRE et al., 2011, PONZONI; SHIMABUKURO, 1998, QU et al., 2020, SJÖSTRÖM et al., 2011, VERRELST et al., 2015, VICENTE-SERRANO et al., 2016, XIE; WILSON, 2020), e (3) para dar suporte a tomadores de decisão em questões envolvendo políticas ambientais, programas de conservação da vegetação, entre outros (HOLMGREN; THURESSON, 1998, QU et al., 2020, ROSENQVIST et al., 2003, WANG et al., 2010, WHITE et al., 2016).

Nesse contexto, os índices de vegetação têm potencial para estudos envolvendo florestas plantadas. As florestas plantadas se diferenciam das florestas naturais (a) pela composição específica e dossel homogêneos, e (b) pela sua dinâmica temporal, apresentando rotações quase regulares, marcadas por cortes rasos (LE MAIRE et al., 2011, MARSDEN et al., 2010, TRENTIN et al., 2018). Essas propriedades fazem com que as florestas plantadas apresentem dinâmicas temporais de VI mais regulares do que as florestas naturais, marcada por três momentos principais: (1) um valor mínimo de VI,

no momento da colheita/plantio, quando o solo está exposto ou coberto por resíduos das árvores plantadas previamente; (2) um rápido aumento do VI durante um ou dois anos após o plantio, quando o plantio apresenta crescimento de suas propriedades biofísicas, como altura, biomassa e IAF; e (3) estabilização do valor do VI, apresentando apenas pequenas flutuações sazonais, devido ao manejo ou dinâmica da própria vegetação (MARSDEN et al., 2010, TRENTIN et al., 2018).

2.4.Séries temporais e vegetação

Detectar mudanças consiste em identificar alterações na reflectância de um alvo provocada por mudanças em seu estado e/ou composição, por meio da sua observação em diferentes momentos do tempo (COPPIN et al., 2004, SINGH, 1989). As mudanças podem ser mensuradas quando (a) são detectáveis, considerando as resoluções espectrais, radiométricas e espaciais do sensor; e (b) possuem magnitude maior do que as alterações na reflectância provocadas por elementos alheios e/ou estados temporários do alvo, como diferentes níveis de umidade, interferências atmosféricas, condições de iluminação, entre outros (HUSSAIN et al., 2013).

A análise de séries temporais é um tipo de detecção de mudanças, que tem como principal característica a utilização de um número maior de imagens, formando séries longas e detalhadas (ZHU, 2017) quando comparadas com outros métodos de detecção de mudanças, como os baseados em pares de imagens (COPPIN et al., 2004). Uma série temporal pode ser definida como um número de observações organizadas ao longo do tempo de maneira ordenada (MORETTIN; TOLOI, 2006). A análise das séries temporais, no âmbito da vegetação, tem como objetivos (a) observar padrões periódicos/sazonais, como a fenologia; (b) descrever tendências positivas ou negativas (como processos de *greening* e *browning*, respectivamente); (c) detectar pontos de quebra (*breakpoints*); e (d) entender agentes e/ou processos que possam explicar os eventos detectados na série temporal (BANSKOTA et al., 2014, MORETTIN; TOLOI, 2006).

Uma das maneiras de conceitualizar mudanças da vegetação em uma série temporal é de entendê-las como sazonais, abruptas e/ou graduais (Figura 4a, 6b e 6c respectivamente) (JAMALI et al., 2015, VERBESSELT et al., 2010, ZHAO et al., 2019). As mudanças sazonais ocorrem quando um alvo altera seu estado segundo algum ciclo ou padrão temporal, retornando às condições iniciais no final do ciclo, como por exemplo a fenologia da vegetação. Em função de fatores ambientais, tipos de manejo ou influência humana direta ou indireta, os ciclos podem alterar-se (a) deslocando-se no tempo, mas

mantendo a mesma duração, ou (b) aumentando ou diminuindo sua duração (BADR et al., 2015, DE JONG et al., 2013, SAKAMOTO et al., 2005, VERBESSELT et al., 2010).

Mudanças *abruptas* ocorrem quando a vegetação altera seu estado rapidamente no tempo, *i.e.*, de maneira intensa. Mudanças *graduais*, por sua vez, ocorrem quando um alvo altera seu estado lentamente no tempo, de maneira discreta ou suave.

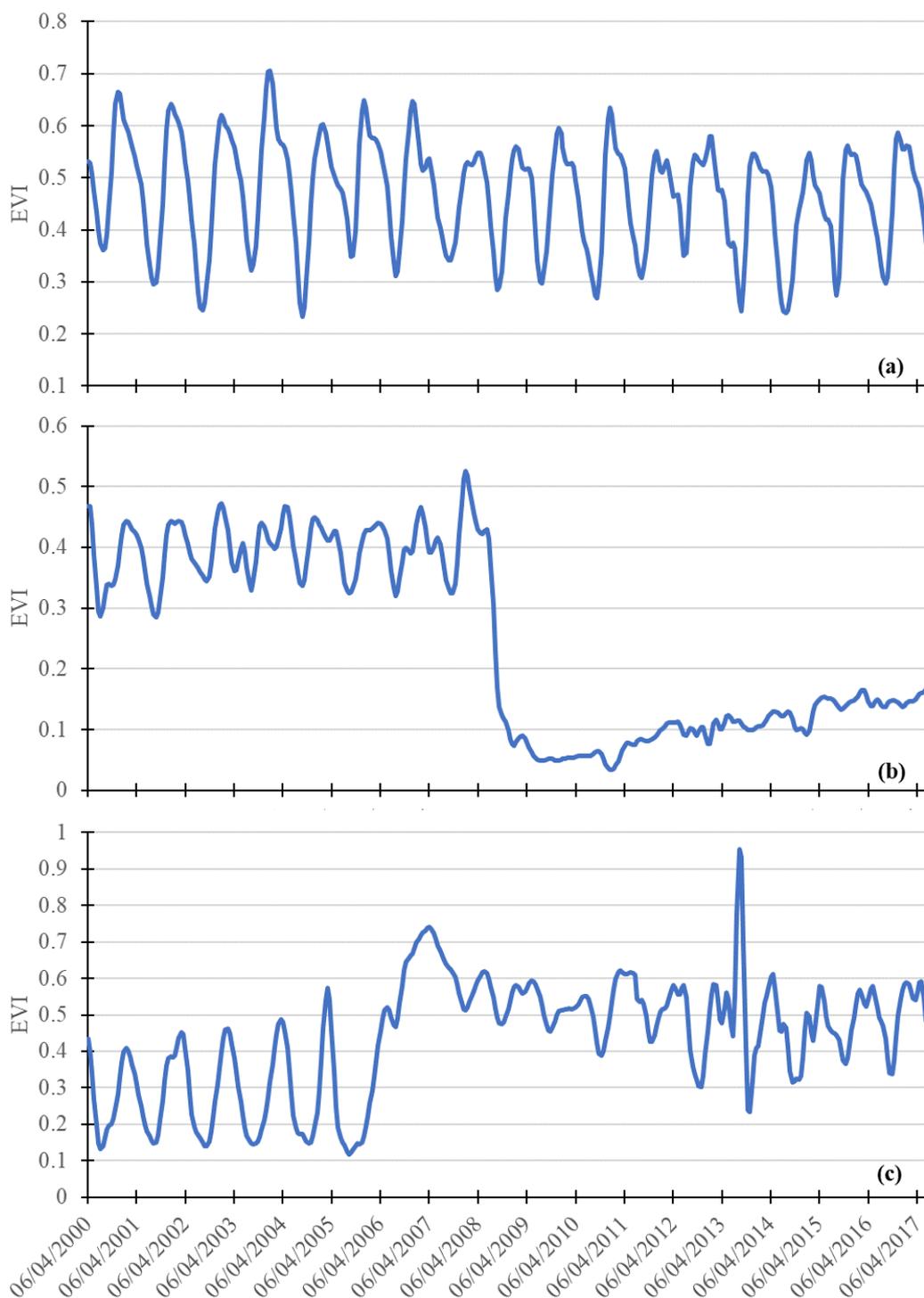


Figura 4 - Tipos de mudança mais comuns em sensoriamento remoto, observada em uma série temporal EVI - MODIS. Em (a), mudanças do tipo sazonal; em (b), mudanças do tipo abruptas, e em (c), mudanças graduais. Fonte: LAF - INPE. Acesso em 2020-03-02.

Os estudos de detecção de mudanças e séries temporais aplicados à vegetação são muito importantes não apenas para a comunidade científica, mas para tomadores de decisão da esfera pública e privada (COPPIN et al., 2004; COPPIN; BAUER, 1996; HOLMGREN; THURESSON, 1998; HUSSAIN et al., 2013). Nesse âmbito, pode-se citar como destaque das séries temporais (1) a observação, mensuração e detecção da fenologia em florestas, principalmente na detecção das datas de início e fim dos ciclos fenológicos e a detecção de mudanças nesses ciclos, seja pelo aumento de sua duração e/ou deslocamento das datas de início e fim no tempo (BADR et al., 2015; FANG et al., 2018; HUFKENS et al., 2012; LI et al., 2020; VERBESSELT et al., 2010; ZHAO et al., 2019) e na agricultura (BÉGUÉ et al., 2018; CASTRO et al., 2018; MOSLEH et al., 2015; QIU et al., 2018; WERNER et al., 2020); (2) a detecção de perturbações nas florestas, incluindo tanto mudanças abruptas, como queimadas, desmatamento e substituição da vegetação por outras coberturas do solo, quanto mudanças mais graduais, como *browning* e *greening*, *dieback* etc. (BURRELL et al., 2017; DE JONG et al., 2012; DEVRIES et al., 2015; FANG et al., 2018; FORKEL et al., 2013; GAO et al., 2018; GENG et al., 2019; HAYES; SADER, 2001; JIN; SADER, 2005; LAMBERT et al., 2015; LAMBERT et al., 2013; LIU et al., 2016; LU et al., 2016; MURILLO-SANDOVAL et al., 2018; WANG; ZHANG, 2020; YU et al., 2017); e (3) no monitoramento de ecossistemas como um todo, considerando seus serviços, e como suporte para políticas de conservação (BROWN et al., 2007; COPPIN et al., 2004; COPPIN; BAUER, 1996; GUERRA et al., 2019; HOLMGREN; THURESSON, 1998; HORION et al., 2019; QU et al., 2020; ROSENQVIST et al., 2003; SJÖSTRÖM et al., 2011; SUN et al., 2020; WANG et al., 2010; WHITE et al., 2016).

Dentro do escopo temático das florestas plantadas os trabalhos são focados principalmente em dois eixos temáticos principais: (1) o mapeamento das florestas plantadas (ALBA et al., 2015; BORGES et al., 2018; CABRAL et al., 2019; FERRAZ; VICENS, 2019; LE MAIRE et al., 2014); e (2) o estudo da dinâmica temporal das plantações e a correlação dos valores de IV com a evolução dos parâmetros biofísicos da vegetação (ALVARES et al., 2013; FERREIRA et al., 2011; LE MAIRE et al., 2011; MARSDEN et al., 2010; PONZONI; SHIMABUKURO, 1998; SILVA; TRENTIN, 2018; ZHOU et al., 2013).

2.5.Segmentação Temporal

A *segmentação* consiste no processo de agrupamento de feições segundo algum critério de homogeneidade. Como exemplo, pode-se citar a segmentação digital de imagens, que combina pixels semelhantes na forma de polígonos ou linhas. A segmentação permite o cálculo de outras métricas além do valor da própria feição. No exemplo citado, além do valor espectral dos pixels segmentados, há a possibilidade do uso de relações topológicas entre polígonos criados (BAATZ; SCHÄPE, 2000; CAMARA et al., 1996).

De forma similar, a segmentação temporal consiste em um algoritmo que segmenta séries temporais de imagens, agrupando os valores da série na forma de sucessivos modelos de regressão linear *piecewise* (Figura 5) (ZHU, 2017). Dessa forma, uma série temporal normalmente irregular, complexa e não linear, torna-se mais simples, ao mesmo tempo em que se destacam suas principais feições, tornando seu processamento mais eficiente e possibilitando o cálculo de métricas temporais diversas (JAMALI et al., 2015, VERBESSELT et al., 2010).

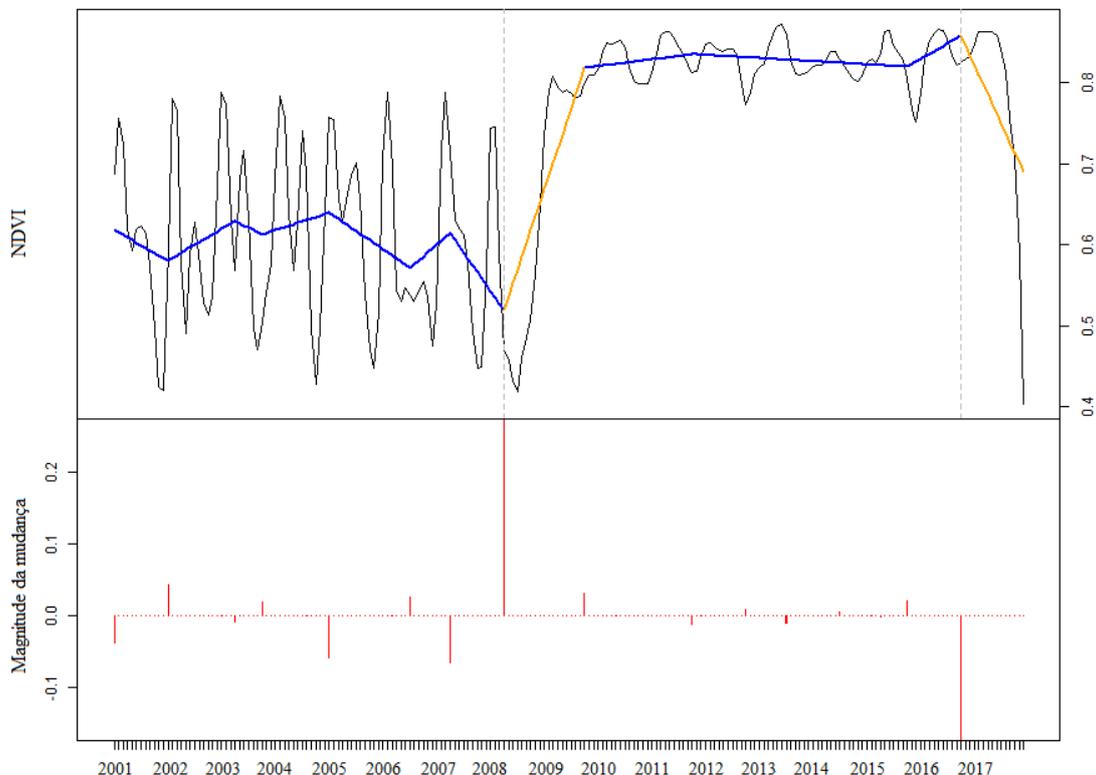


Figura 5 - Exemplo de segmentação temporal utilizando série temporal NDVI MODIS, produto MOD13Q1, e algoritmo *Detecting Breakpoints and Estimating Segments in Trend* - DBEST, para uma área de silvicultura comercial.

Os métodos de segmentação temporal são pelo menos em dois tipos: (1) aqueles baseados em classificação de trajetórias pré-definidas, e (2) aqueles baseados decomposição das séries temporais (ZHU, 2017). No primeiro caso, as mudanças são detectadas em função de trajetórias de STIV pré-definidas ou ajustadas previamente pelo usuário (KENNEDY et al., 2010; ZHU, 2017). Um dos principais algoritmos de segmentação temporal dessa categoria é o *Landsat-based detection of Trends in Disturbance and Recovery* – LandTrendr (COHEN et al., 2010; KENNEDY et al., 2010). Porém, o LandTrendr sofre críticas (a) pelo seu foco em imagens *Landsat*, sendo uma implementação para imagens de outros sensores desconhecida; (b) pelos parâmetros do algoritmo, que o torna complexo de ser configurado; (c) as trajetórias temporais que o algoritmo detecta são arbitrárias e pré-definidas, e (d) a própria variação espectral entre os instrumentos à bordo dos diferentes satélites *Landsat* pode demandar ajustes nessas trajetórias (JAMALI et al., 2015; VERBESSELT et al., 2010).

Ainda com relação aos algoritmos baseados em trajetórias pré-definidas, alguns algoritmos podem utilizar amostras de treinamento de áreas que sofreram algum tipo de mudança ou que apresentam algum tipo de fenologia para definir as trajetórias e classificar a série temporal como um todo (ABADE et al., 2015; CARVALHO JÚNIOR et al., 2006; CARVALHO JÚNIOR et al., 2008; CARVALHO JÚNIOR et al., 2011). Porém, esse método ainda exige do usuário conhecimento prévio sobre o comportamento temporal dos alvos e/ou os tipos de processos que ocorrem na área de estudo, pois necessitam da coleção de amostras de treinamento (JAMALI et al., 2015; TEWKESBURY et al., 2015; VERBESSELT et al., 2010; ZHU, 2017). Além disso, a dimensionalidade dos dados de entrada pode tornar as análises demasiadamente complexas (CARVALHO JÚNIOR et al., 2011).

Os métodos baseados em decomposição da série temporal, ou limites estatísticos, diferenciam-se dos outros dois métodos por serem genéricos. Isso significa que podem ser usados (1) em séries temporais formadas por diferentes sensores, (2) com diferentes durações, (3) em diferentes paisagens, (4) não exigem do usuário conhecimento prévio sobre mudanças nas áreas de estudo, e seus resultados ainda seriam comparáveis entre si (JAMALI et al., 2015, VERBESSELT et al., 2010). Os algoritmos dessa categoria são capazes de decompor as séries temporais em três componentes: sazonal, tendência e ruído (*Figura 6*), além de detectar (a) pontos de quebra (*breakpoints*); (b) tipos de mudança (bruscas ou graduais); (c) a data das mudanças; e (d) a magnitude e o sentido das mudanças (JAMALI et al., 2015, VERBESSELT et al., 2010).

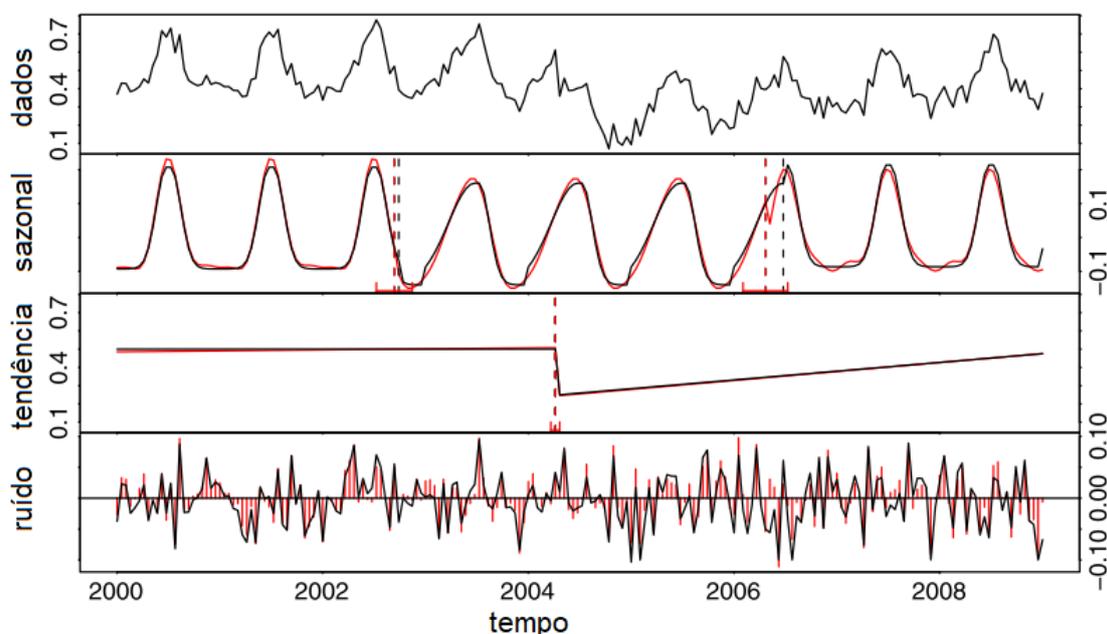


Figura 6 - Exemplo da decomposição de uma série temporal de imagens simulada através do algoritmo Breaks for Additive Seasonal and Trend (BFAST). É possível notar, através da decomposição da série temporal simulada, os pontos de mudança da componente sazonal e também da tendência, indicando possíveis processos de mudança do alvo. Fonte: adaptado de Verbesselt et al. (2010).

Os principais algoritmos dessa categoria são o *Detecting Breakpoints and Estimating Segments in Trend* – DBEST (JAMALI et al., 2015) e *Breaks for Additive Seasonal and Trend* – BFAST (VERBESSELT et al., 2010). A diferença entre esses algoritmos se dá principalmente (1) pelo grau de controle da segmentação das séries temporais; e (2) o grau de controle do usuário na parametrização do algoritmo, principalmente com relação a generalização da segmentação temporal e a detecção de *breakpoints* ou pontos de quebra. (JAMALI et al., 2015). O BFAST caracteriza-se principalmente pelo seu caráter local na estimativa das métricas temporais, ou seja, calculadas passo a passo ao longo de toda série temporal. O DBEST, por sua vez, possui parâmetros globais, que são aplicados à série temporal um todo (JAMALI et al., 2015, VERBESSELT et al., 2010).

De maneira similar aos primeiros métodos, esses algoritmos também segmentam a série temporal em sucessivos modelos de regressão linear do tipo *piecewise*, de onde derivam as suas componentes. Com relação à componente de *tendência*, o intercepto e o coeficiente angular dos sucessivos modelos lineares são usados para calcular (a) a magnitude da mudança e (b) a direção da tendência (positiva ou negativa). Para cada par de modelos *piecewise*, realiza-se algum tipo de teste para detecção de um *breakpoint* ou

um ponto de quebra. Esse teste pode ser feito de duas formas. No caso do BFAST, esse teste é feito localmente, usando testes estatísticos, como o *Ordinary Least Squares residuals-based Moving Sum* (OLS-MOSUM) (ZEILEIS, 2005). No DBEST, é definido um parâmetro único válido para toda série temporal, chamado de magnitude de mudança (*change magnitude*). A *amplitude dos pontos de quebra, ou breakpoints* permite detectar se as mudanças são abruptas (maior amplitude) ou graduais (menores amplitudes), e a direção do coeficiente angular dos modelos indica se a mudança é positiva ou negativa. É possível extrair informações sobre os *breakpoints*, seja a data da mudança, o sentido e a quantidade de *breakpoints* ao longo da série temporal (JAMALI et al., 2015; KENNEDY et al., 2010; VERBESSELT et al., 2010; VERBESSELT et al., 2010).

A componente *cíclica ou sazonal* é definida pelo número de observações por ano do dado de entrada (a sazonalidade das imagens), e essa componente é calculada de maneira independente da componente de tendência. Essa componente tem como origem a segmentação temporal e os modelos *piecewise*, e é decomposta de tal maneira que, dentro do intervalo de um ciclo, a soma de seus valores seja igual a zero. Assim, pode-se calcular métricas relacionadas ao ciclo, como os mínimos, máximos, início e fim do ciclo, detectar discontinuidades entre os ciclos, além de minimizar os efeitos de tendências à longo prazo, como a influência de variáveis climáticas ou outras variáveis ambientais. (JAMALI et al., 2015; VERBESSELT et al., 2010; VERBESSELT et al., 2010).

Independentemente de suas diferenças, todos os algoritmos são utilizados em estudos de florestas com variados níveis de eficiência. Destaca-se a aplicação dos algoritmos de segmentação temporal (1) para a detecção de padrões na componente de tendência, seja de recuperação ou degradação (DE JONG et al., 2012; GHOLAMNIA et al., 2019; LAMBERT et al., 2011; LAMBERT et al., 2013, SCHMIDT et al., 2015); (2) para a detecção de breakpoints ou mudanças abruptas, incluindo a quantidade e/ou a data das mudanças (DEVRIES et al., 2015; JAMALI et al., 2015; LAMBERT et al., 2015; MURILLO-SANDOVAL et al., 2018; SCHULTZ et al., 2016; TSUTSUMIDA et al., 2013; VERBESSELT et al., 2010). Com exceção de Verbesselt et al. (2010), não se soube de nenhum trabalho na literatura que tratasse diretamente da observação de florestas plantadas com algoritmos de segmentação temporal.

Também não é incomum que autores com conhecimento em computação realizem ajustes e modificações em algoritmos já existentes, ou ainda, proponham novos algoritmos (BULLOCK et al., 2020, HORION et al., 2019, QIU et al., 2018, WANG et al., 2019, XUE et al., 2019, YAN et al., 2019). Porém, como grande parte são estudos de

caso ou são algoritmos pouco intuitivos para usuários sem a formação da área da computação, torna-se difícil analisar sua eficiência em outros estudos.

3. Testes de sensibilidade do DBEST e dos índices de vegetação NDVI e EVI na detecção de *breakpoints*

Breakpoints são pontos nos quais a trajetória temporal de um índice de vegetação (IV) apresenta mudança abrupta (JAMALI et al., 2015, VERBESSELT et al., 2010). Em *ecossistemas florestais naturais*, a ocorrência de *breakpoints* pode indicar processos da própria floresta ou respostas à processos antropogênicos. Como exemplo, pode-se citar o desmatamento ou outras mudanças do uso e cobertura do solo (GENG et al., 2019; GROGAN et al., 2016, LAMBERT et al., 2015; LU et al., 2016), ou respostas da vegetação a outros processos, como *dieback* ou *greening*, e eventos climáticos extremos (FANG et al., 2018; HORION et al., 2019; LAMBERT et al., 2013; SUN et al., 2020). Já em *florestas plantadas*, *breakpoints* estão associados aos primeiros anos do plantio, onde há um rápido crescimento dos indivíduos; à respostas ao manejo, como desbastes de indivíduos e remoção de galhos, e ao corte, no final da rotação (LE MAIRE et al., 2014; LE MAIRE et al., 2011; MARSDEN et al., 2010).

O uso de *breakpoints* de séries temporais de IV para diversos fins é método estabelecido na literatura. Porém, pouco se discute sobre o impacto do uso de diferentes IV e de diferentes parametrizações dos algoritmos de segmentação temporal na detecção dos pontos de quebra.

A análise da sensibilidade na detecção de *breakpoints* é importante porque tanto os IV quanto os algoritmos podem super ou subestimar a quantidade de *breakpoints* em uma série, prejudicando a percepção de processos na vegetação. Em *florestas plantadas*, em particular, tais incongruências podem causar prejuízos ambientais e econômicos, afetando o planejamento econômico de pequenos proprietários e de grandes empresas.

O presente capítulo tem como objetivos realizar testes de sensibilidade considerando (a) diferentes parametrizações do algoritmo DBEST, e (b) os índices de vegetação NDVI e EVI do MODIS. Serão considerados os parâmetros ótimos aqueles que (1) detectarem o maior número de *breakpoints* e (2) aqueles que tiverem o menor número de omissões na detecção dos *breakpoints*.

3.1. Algoritmos de segmentação temporal

Segmentadores temporais são algoritmos que decompõem séries temporais em um conjunto de modelos lineares *piecewise*. A transformação tem como objetivo simplificar a complexa série temporal, destacando-se suas feições básicas e eliminando-se o ruído (JAMALI et al., 2015, ZHU, 2017). Considerando as séries temporais de IV e a dinâmica

da vegetação, complexas e não-lineares, os segmentadores temporais são importantes ferramentas para a detecção de mudanças nesses alvos (BANSKOTA et al., 2014, VERBESSELT et al., 2010).

A segmentação temporal pode ter diferentes níveis de generalização. Pode-se partir da generalização máxima, onde ajusta-se apenas um modelo linear para toda série, até o uso da série inteira, onde não há nenhuma generalização (JAMALI et al., 2015). A generalização máxima assume que a vegetação muda de forma gradual e constante ao longo do período de análise. Apesar de útil para processos à longo prazo, a generalização máxima não permite a detecção de mudanças de curto-prazo.

Há pelo menos dois algoritmos que permitem a segmentação temporal em um nível de detalhe intermediário entre a generalização máxima e o uso da série temporal inteira: (1) *Breaks For Additive Seasonal and Trend* (BFAST) (VERBESSELT et al., 2010, VERBESSELT et al., 2010); e (2) *Detecting Breakpoints and Estimating Segments in Trend* (DBEST) (JAMALI et al., 2015).

O BFAST decompõe a série temporal em três partes: (1) a componente sazonal; (2) a componente de tendência e (3) o ruído. Os *breakpoints*, ou pontos de quebra, são detectados na componente de tendência, entre pares de segmentos temporais, de forma local, através de testes estatísticos (método OLS-MOSUM) (VERBESSELT et al., 2010; ZEILEIS, 2005).

Na sua implementação no pacote R (R CORE TEAM, 2018; VERBESSELT et al., 2010; VERBESSELT et al., 2010), o BFAST possui três parâmetros configuráveis. O primeiro é o *intervalo de tempo mínimo entre dois breakpoints*. Quando mais de um *breakpoint* é detectado dentro do mesmo intervalo de tempo, apenas aquele de maior magnitude é preservado (VERBESSELT et al., 2010). O segundo é o *número máximo de breakpoints* que serão detectados. E o terceiro é o *valor-p do teste OLS-MOSUM*: o usuário pode tornar o teste mais ou menos rigoroso, detectando assim menos ou mais *breakpoints*, respectivamente.

O DBEST, por sua vez, possui mais parâmetros que o BFAST, e todos eles são globais, ou seja, valem para toda série. O DBEST, de forma similar ao BFAST, também decompõe a série temporal em componentes sazonais, de tendência e ruído (JAMALI et al., 2015), porém há diferenças significativas na estimativa dessas componentes. No BFAST, elas são calculadas localmente (VERBESSELT et al., 2010). Já no DBEST, primeiro determina-se a existência de descontinuidades na série temporal de IV, com o uso de limiares determinados pelo usuário; caso haja, a STIV é subdividida entre essas descontinuidades e cada parte é segmentada separadamente, evitando assim que grandes

mudanças no IV influenciem na decomposição da série temporal (JAMALI et al., 2015). Após a decomposição da série temporal, os pontos de quebra são detectados através do uso do parâmetro de magnitude de mudança (*change magnitude*), que é determinado pelo usuário, e consiste no valor de magnitude de mudança do valor de IV entre dois segmentos temporais consecutivos (JAMALI et al., 2015).

O DBEST permite que o usuário ajuste o algoritmo de forma fina, otimizando a detecção de *breakpoints* para seus alvos e área de estudo. Porém, para alcançar o limiar de *change magnitude* mais adequado e representativo, deve-se testar o impacto que a variação desse parâmetro tem no número de *breakpoints* detectados.

3.2. Índices de vegetação

O uso de séries temporais de Índices de Vegetação (IV) é importante para o mapeamento e monitoramento de florestas naturais e plantadas. Isso se deve pela correlação entre os valores de IV e os parâmetros biofísicos e a dinâmica da vegetação. Alguns desses elementos são: (a) o crescimento das florestas, naturais ou plantadas, tanto em altura como em volume dos indivíduos (MARSDEN et al., 2010, VICENTE-SERRANO et al., 2016), (b) os ciclos sazonais, inclusive mudanças na fenologia (TRENTIN et al., 2018, XIE; WILSON, 2020), (c) os tipos funcionais de plantas e/ou as espécies (ALBA et al., 2015; HOMOLOVÁ et al., 2013), (d) produtividade e biomassa (LE MAIRE et al., 2011; MARSDEN et al., 2010; SJÖSTRÖM et al., 2011), (e) evapotranspiração (GLENN et al., 2010), e (f) índice de área foliar (IAF) (BARET, 1991, PONZONI; SHIMABUKURO, 1998).

IV são tema de pesquisas em sensoriamento remoto desde, pelo menos, a década de 1970 (PERRY; LAUTENSCHLAGER, 1984). Dentre os mais de 100 IV citados na literatura (XUE, 2017), pode-se destacar o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e o *Enhanced Vegetation Index* (EVI), que podem ser calculados em grande parte dos sensores remotos multiespectrais atuais. Inclusive, esses índices são produtos sistemáticos do *MODerate-Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), chamados de MOD13 (ANDERSON, LATORRE, et al., 2003, DIDAN et al., 2015, HUETE et al., 1999).

O NDVI surgiu como uma melhoria ao IV tradicional, que consistia da razão simples entre as imagens correspondentes ao infravermelho próximo e ao vermelho (Equação 1). A normalização teve como intenção limitar o IV aos valores de -1 a 1, visto que na razão original, o índice não tinha limites numéricos estabelecidos. (DIDAN et al., 2015; HUETE et al., 1999).

$$NDVI = \frac{(\rho_{IVP} - \rho_{VER})}{(\rho_{IVP} + \rho_{VER})} \quad (1)$$

Onde: ρ_{IVP} = reflectância do infravermelho próximo e ρ_{VER} = reflectância do vermelho.

O NDVI é um IV versátil e apresenta forte correlação com parâmetros biofísicos da vegetação. Porém, os valores de NDVI são sensíveis (a) ao substrato e ao sub-bosque da vegetação, e (b) a influência da atmosfera, como aerossóis, além de (c) saturarem quando a vegetação é muito densa e fechada, devido às bandas espectrais utilizadas e pela sua normalização, que comprime os valores altos (DIDAN et al., 2015, HUETE et al., 1999).

O EVI, por sua vez, incorpora correções do efeito do substrato e da atmosfera, além de ser mais sensível à vegetação mais densa. Na sua formulação (Equação 2), além das bandas espectrais do vermelho e do infravermelho, o EVI possui: (1) as constantes L, C₁ e C₂, utilizadas para corrigir os efeitos do substrato e dos aerossóis atmosféricos nas bandas vermelha e azul, respectivamente; (2) a banda espectral do azul, para corrigir os efeitos da atmosfera; e (3) o índice não é uma normalização, o que resulta na melhor distribuição principalmente dos valores positivos extremos (DIDAN et al., 2015, HUETE et al., 1999, LIU, 1995).

$$EVI = 2.5 \frac{(\rho_{IVP} - \rho_{VER})}{(L + \rho_{IVP} + C_1 \rho_{VER} - C_2 \rho_{AZUL})} \quad (2)$$

Onde: ρ_{IVP} = reflectância do infravermelho próximo; ρ_{VER} = reflectância do vermelho; L = constante de correção do substrato; C₁ e C₂ = constantes de correção atmosférica e ρ_{AZUL} = reflectância do azul.

Apesar do EVI amenizar muitos ruídos associados ao uso do NDVI, esse índice também possui suas próprias sequelas. A principal delas é a sensibilidade aos ruídos provocados pela topografia – visto que há elementos em sua equação que não são razões (principalmente a banda do azul), há introdução de ruídos topográficos. Esses ruídos são minimizados no NDVI porque todas as bandas utilizadas passam por uma operação de razão (MATSUSHITA et al., 2007).

3.3. Área de Estudo

O capítulo possui duas áreas de estudo (*Figura 7*). A primeira área localiza-se entre os municípios de João Pinheiro e Buritizeiro, no Estado de Minas Gerais. A segunda

área compreende quase a totalidade dos municípios de Pirai do Sul e Jaguariaíva, além de pequenos trechos de Arapotí e Sengés, no Paraná. Ambas as áreas de estudo possuem a mesma extensão espacial. Esses municípios foram escolhidos por apresentarem florestas plantadas majoritariamente de apenas uma espécie – *Pinus sp.* no Paraná, e *Eucalyptus sp.* em Minas Gerais (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**) (IBGE, 2019a).

3.3.1. Objetivos

O objetivo do presente capítulo é comparar o desempenho de (1) diferentes parametrizações do algoritmo DBEST e (2) séries temporais de NDVI e EVI em estimar *breakpoints* em florestas plantadas. Para tal, os objetivos específicos do presente capítulo são:

1. Realizar a parametrização do algoritmo DBEST, considerando os valores de *change magnitude* de 0.1, 0.15, 0.2 e 0.25;
2. Investigar o impacto no número e detecção de *breakpoints* dos índices de vegetação NDVI e EVI;

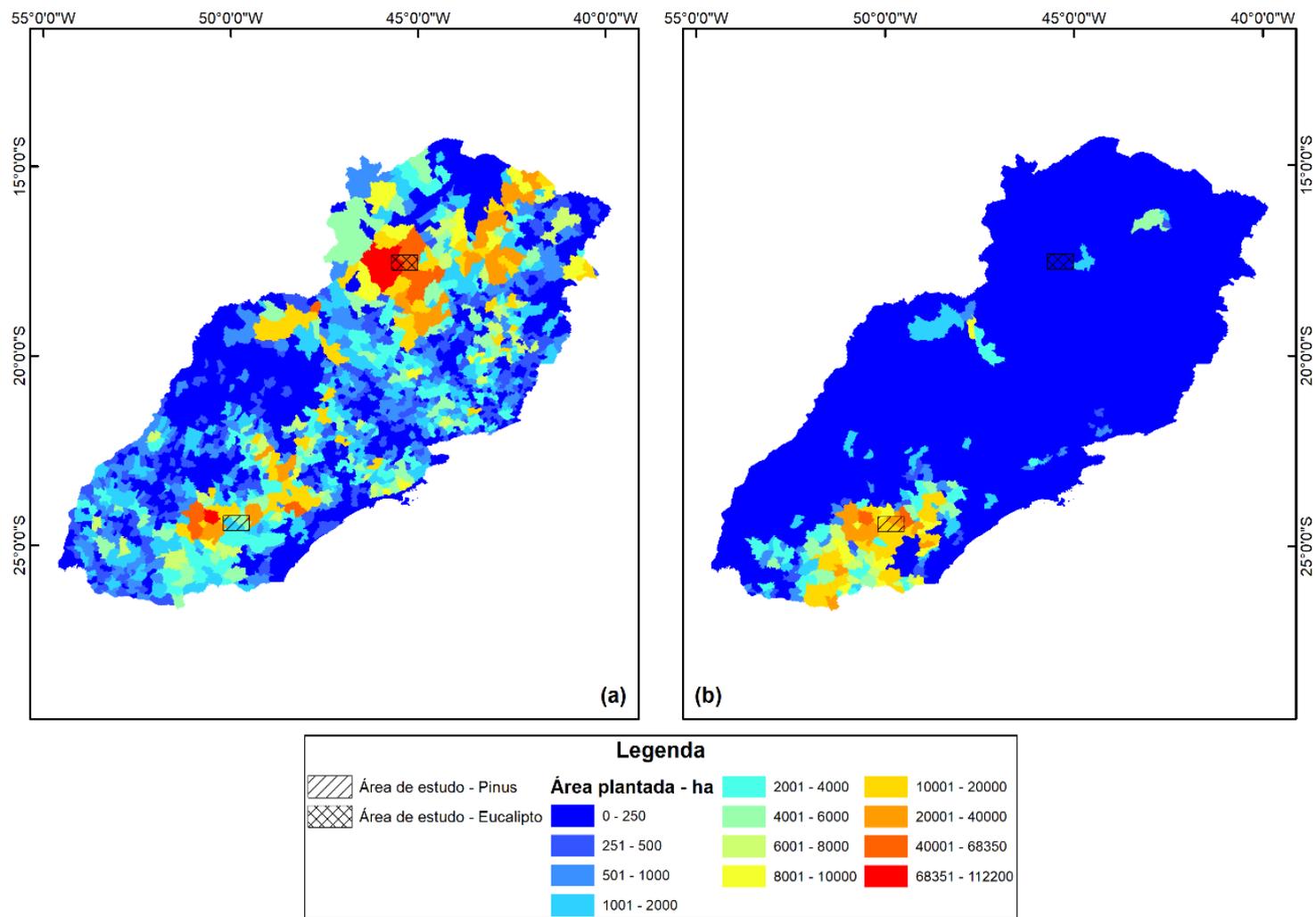


Figura 7 - Em (a), área de estudo de Minas Gerais, com dominância de florestas plantadas de *Eucalyptus* sp., e em (b), área de estudo do Paraná, com dominância de florestas plantadas de *Pinus* sp.

3.4. Materiais e Métodos

Os materiais e métodos se dividem em: (1) recorte das imagens pelos limites das áreas de estudo; (2) criação das máscaras de floresta e silvicultura; (3) filtragem das séries temporais de IV; (4) redução da frequência anual de imagens; (5) sorteio dos pontos de amostragem; e (6) cálculo das estatísticas descritivas e do número de *breakpoints* (Figura 8).

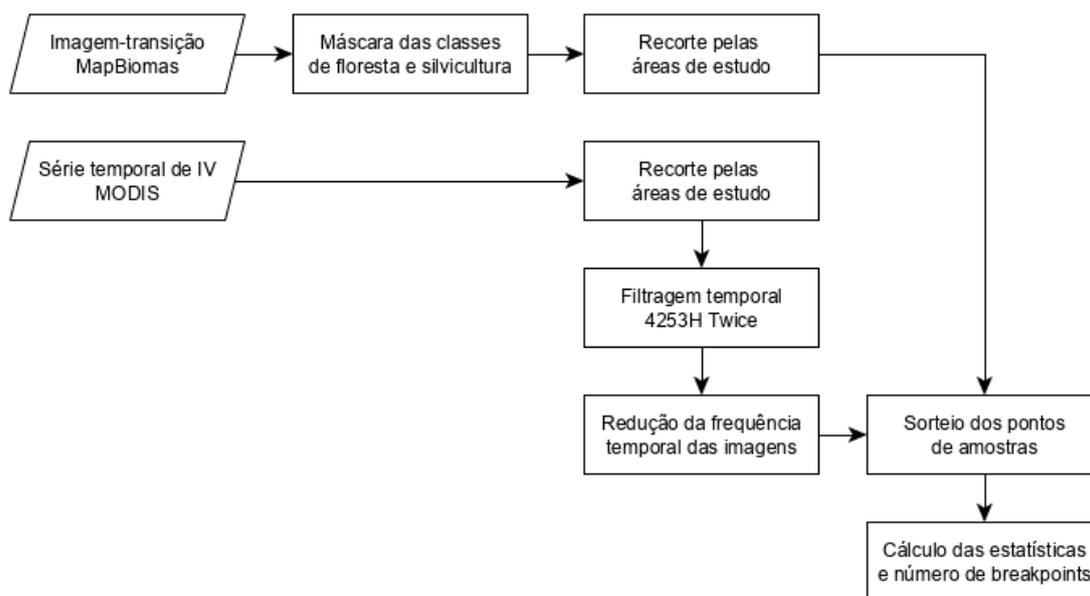


Figura 8 - Materiais e métodos.

3.4.1. Dados de sensoriamento remoto

As séries temporais utilizadas possuem 391 imagens para cada índice, NDVI e EVI, do sensor MODIS, correspondentes ao produto MOD13q1, versão 6. A série temporal compreende o período de 2001-01-01 até 2017-12-31, e possui 23 imagens por ano. As imagens possuem 12 bits de resolução radiométrica, 250 metros de resolução espacial, frequência de imageamento quase diária e os valores de pixel de ambos os índices NDVI e EVI são escalados para valores entre 0 e 10000. As imagens são compostas a cada 16 dias, selecionando-se os melhores pixels imageados nesse período. Os critérios de qualidade são: (a) a menor cobertura de nuvens, (b) o menor ângulo de visada, e (c) o maior valor de EVI/NDVI (DIDAN et al., 2015).

3.4.2. Recorte e criação da máscara de floresta e silvicultura

Ambas séries temporais e imagens MapBiomias foram recortadas segundo os limites das duas áreas de estudo. Em seguida, utilizou-se as imagens MapBiomias para

criar uma máscara correspondendo as áreas de silvicultura estável, ou seja, que não apresentou nenhuma mudança de uso e cobertura do solo durante todo período das imagens.

3.4.3. Filtragem da série temporal

A série temporal foi submetida ao processo de filtragem, que tem como objetivo suavizar as séries temporais, minimizando valores extremos provocadas por cobertura de nuvens, pixels com ruídos e outras alterações nos valores dos IV causadas por interferência externa e não pela dinâmica do alvo. As séries de ambos os índices NDVI e EVI foram filtradas. O filtro utilizado foi o *4253H twice*, que apresenta bons resultados em redução de valores extremos (Figura 9) sem apresentar grandes alterações da curva temporal, preservando a dinâmica do alvo (FERNANDES, VICENS, *et al.*, 2018).

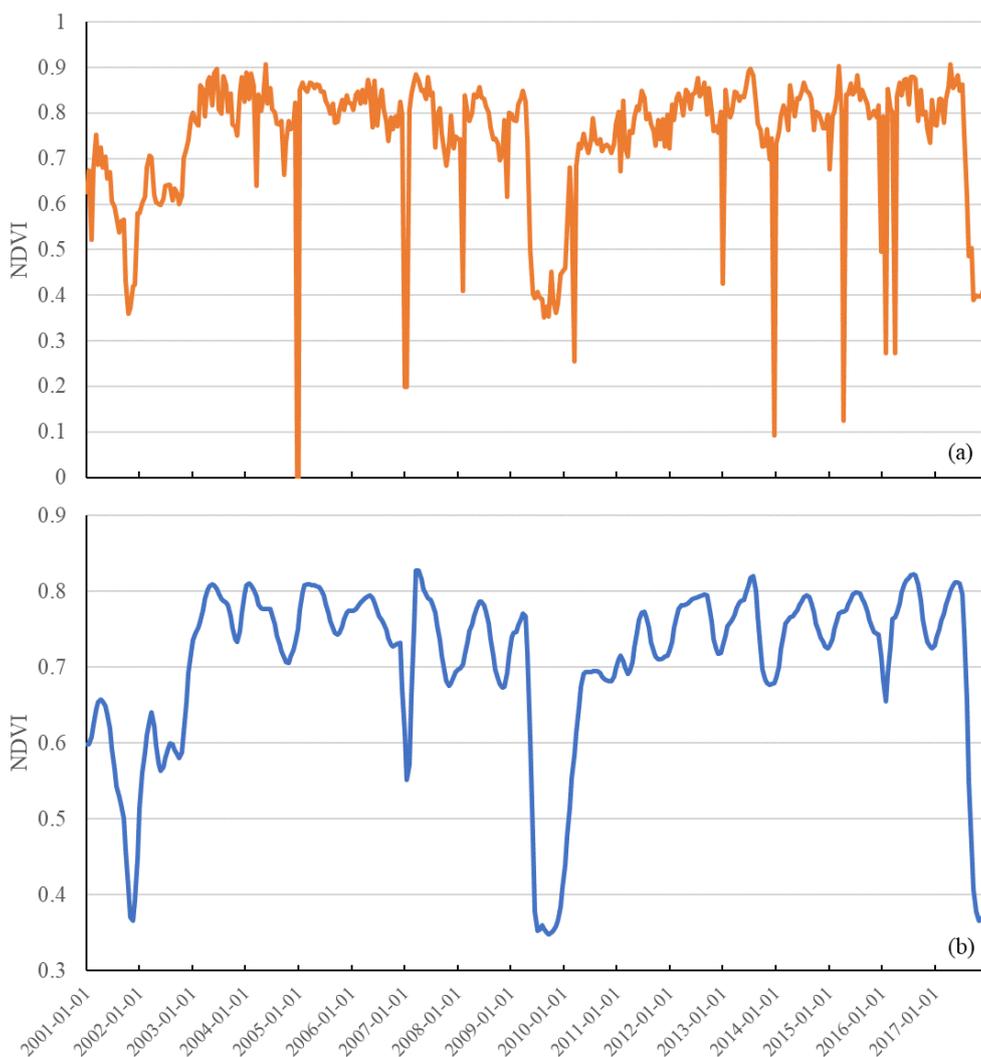


Figura 9 - Resultado da filtragem para uma série temporal de NDVI, utilizando o algoritmo *4253H Twice*, em um ponto de silvicultura comercial. Em (a), a série temporal sem filtragem, e em (b), a série temporal filtrada.

3.4.4. Redução da frequência temporal das séries temporais

Após a filtragem, optou-se por reduzir a frequência anual de imagens da série temporal, de 23 para 12 imagens, tornando-a regular, *i.e.*, com uma imagem por mês, em oposição a meses com duas ou uma imagem. A redução foi feita através do cálculo da média das imagens dos meses que possuíam mais de uma observação. Dessa forma, a configuração do DBEST torna-se mais inteligível e seus resultados são mais facilmente interpretáveis. Isso ocorre porque esses algoritmos associam seus parâmetros e seus resultados à frequência de imagens por ano (JAMALI et al., 2015, VERBESSELT et al., 2010). Assim, uma frequência de 12 imagens por ano, *i.e.*, imagens mensais, torna-se mais inteligível do que um ciclo de 23 imagens por ano.

3.4.5. Sorteio dos pontos amostrais e cálculo do número de breakpoints para os testes de sensibilidade

Após a filtragem da série temporal, sorteou-se os pontos amostrais em ambas as áreas de estudo. Para tal, foi utilizada a máscara de floresta e silvicultura criada com a imagem-transição do MapBiomas. Foram criados 15 pontos aleatórios para cada uma das classes de silvicultura do Mapbiomas presentes nas áreas de estudo – tanto as áreas de silvicultura estável, como as classes de trajetória de silvicultura (ganho ou perda), com o objetivo de amostrar silviculturas sob diferentes trajetórias evolutivas.

3.4.6. Testes de sensibilidade – Valores de *change magnitude* e de índices de vegetação

Após a etapa da amostragem, iniciou-se o cálculo dos breakpoints para o primeiro teste de sensibilidade – o teste dos valores de *change-magnitude*. Nesse primeiro teste de sensibilidade, o índice de vegetação utilizado foi o NDVI.

A implementação do DBEST no pacote R (JAMALI et al., 2015, R CORE TEAM, 2018) possui 5 parâmetros principais, quando o algoritmo é configurado para o modo de detecção de mudanças. Três desses parâmetros (*first level shift*, *second level shift* e *duration*) são relacionados à pré-segmentação que o DBEST realiza na série temporal de IV, antes de decompô-la nas suas componentes de tendência, sazonal e ruído. Os outros dois parâmetros são: (1) *seasonality* (a frequência de imagens ou observações por ano) e (2) *change magnitude* (o menor valor de magnitude de mudança a partir do qual define-se um *breakpoint*). Os parâmetros relacionados à pré-segmentação foram configurados conforme Jamali et al. (JAMALI et al., 2015), com os valores de *first level shift*, *second*

level shift e *duration* iguais a 0.1, 0.2 e 24, respectivamente, e o parâmetro *seasonality* foi configurado com o valor 12, visto que a série temporal utilizada possui imagens mensais, totalizando 12 observações por ano. O parâmetro *change magnitude*, foco do presente teste, foi configurado utilizando os valores de 0.1, 0.15, 0.2 e 0.25.

Em seguida, prosseguiu-se com o segundo teste de sensibilidade, considerando o número de breakpoints detectados pelos índices NDVI e EVI. A configuração do DBEST foi idêntica ao teste de sensibilidade anterior, e o valor de *change magnitude* foi escolhido em função do resultado do primeiro teste de sensibilidade.

Os resultados de ambos os testes de sensibilidade foram organizados em forma de histogramas.

3.5. Primeiro teste de sensibilidade: valores de *change-magnitude*

3.5.1. Áreas de Eucalipto

Para as classes de silvicultura de Eucalipto, em Minas Gerais (*Figura 10*), o valor de *change magnitude* de 0.1 apresentou 2 a 3 como a maior frequência de *breakpoints* detectados, chegando ao máximo de 8. O valor de 0.15 detectou de 1 a 2 *breakpoints*, com o máximo de 5 *breakpoints*. Os valores de *change magnitude* de 0.2 e 0.25 apresentaram as maiores frequências de *breakpoints* entre 0 e 1, com o valor máximo de 3 para os dois valores.

De forma geral, para os valores de *change magnitude* de 0.1 e 0.15 (*Figura 11* e *Figura 12*), a detecção de *breakpoints* coincidiu com a dinâmica temporal das florestas plantadas, i.e., com as fases de corte e crescimento, para a maior parte dos pontos de quebra detectados, mas o valor de 0.1 superestimou o número de pontos de quebra detectados, enquanto 0.15 subestimou. Por exemplo: enquanto o valor de *change magnitude* de 0.1 detectou dois *breakpoints* na mesma fase - o rápido aumento do valor de NDVI que segue o momento da plantação das árvores, em meados de 2007 – 2009 (*Figura 11b*) (MARS DEN et al., 2010), o valor de 0.15 não detectou nenhum *breakpoint* para o mesmo período (*Figura 12b*). Com relação aos valores de *change magnitude* de 0.2 e 0.25, ambos apresentaram o mesmo número de *breakpoints* detectados (*Figura 13*): detectou-se apenas *breakpoints* para o primeiro ponto (*Figura 13a*), sendo insensíveis à dinâmica temporal das florestas plantadas.

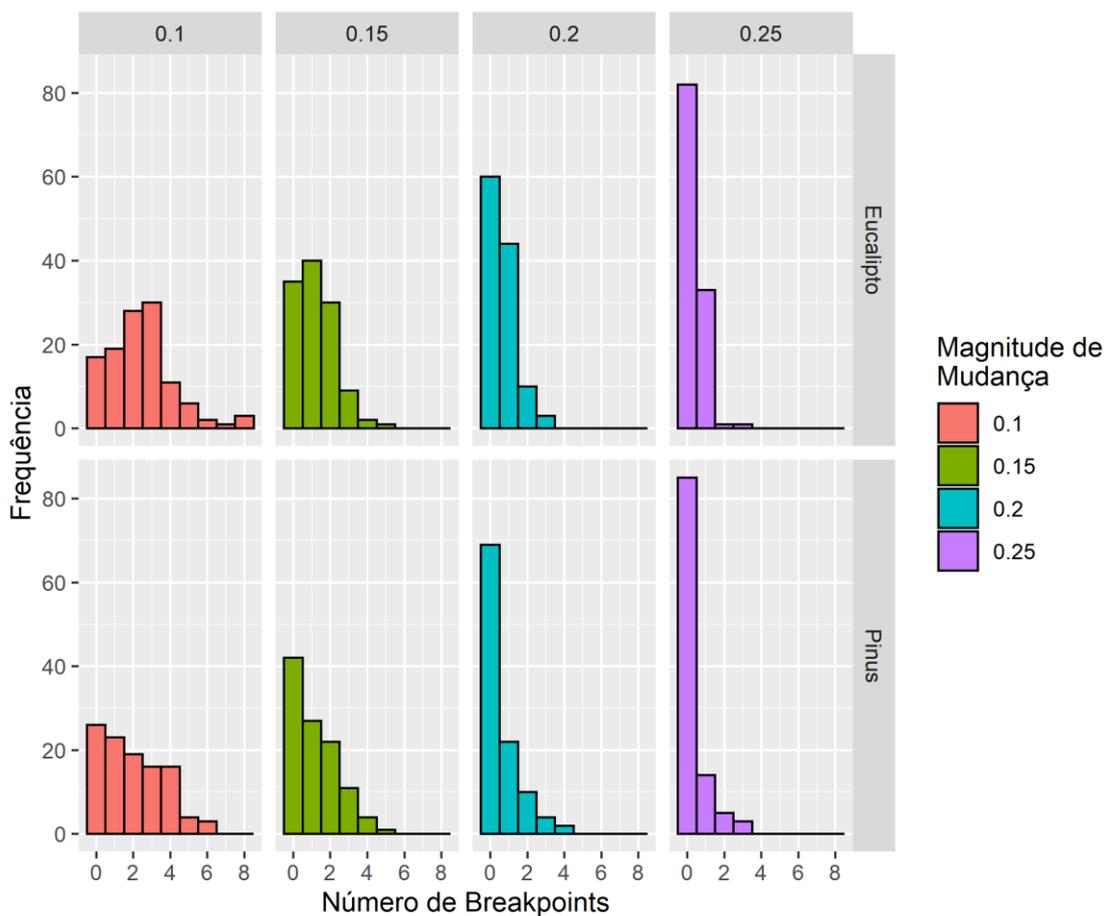


Figura 10 - Número de *breakpoints* por valor de *change magnitude* para as séries temporais NDVI de silvicultura, para as áreas de estudo de Minas Gerais (Eucalipto) e para o Paraná (Pinus).

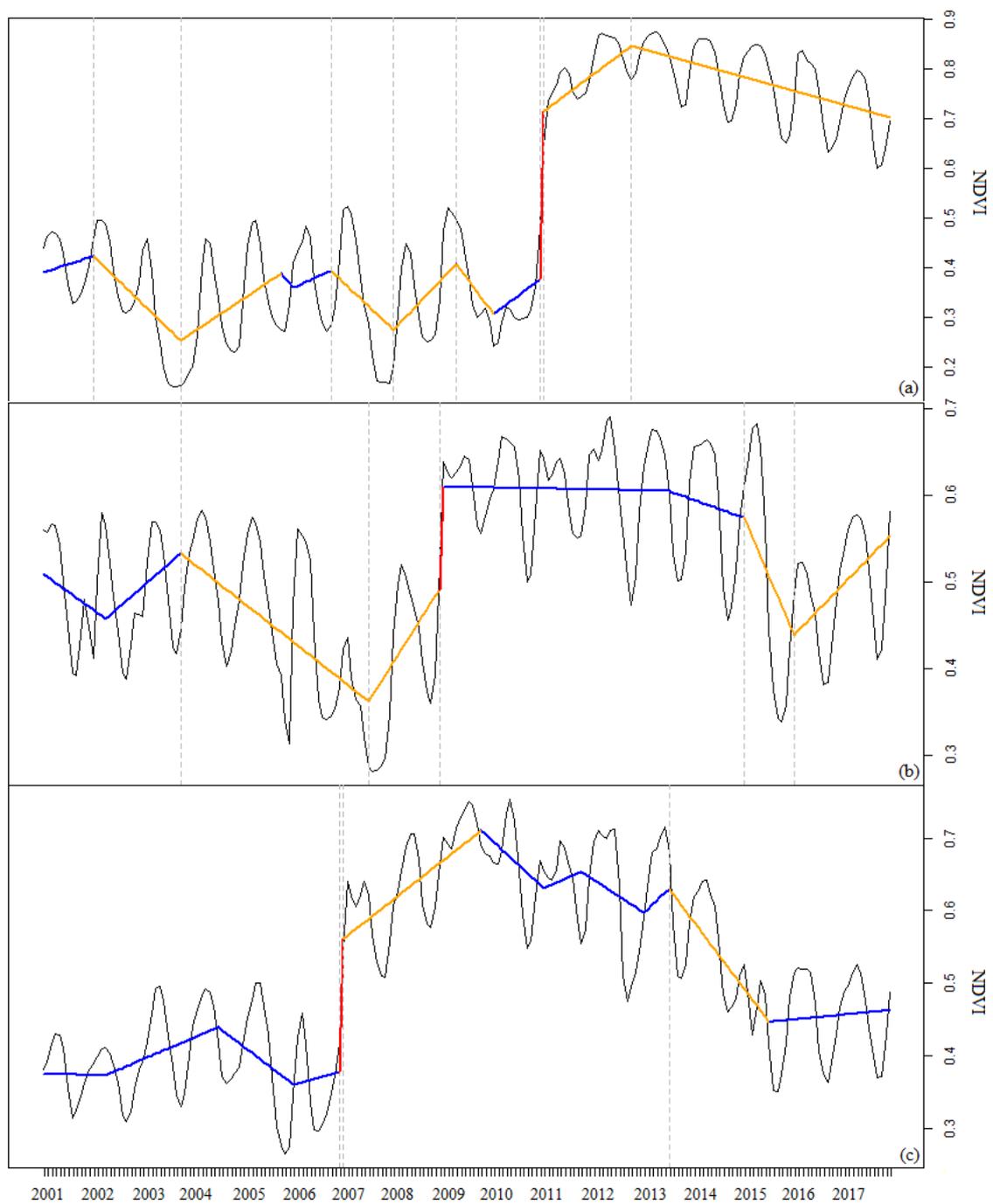


Figura 11 - Detecção de *breakpoints* para o valor de *change magnitude* de 0.1, para três pontos de Silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram *breakpoints*; os laranjas, *breakpoints* graduais, e em vermelho, *breakpoints* abruptos. Em (a), 8 *breakpoints* detectados; em (b), 5 *breakpoints* detectados. Em (c), 3 *breakpoints* detectados.

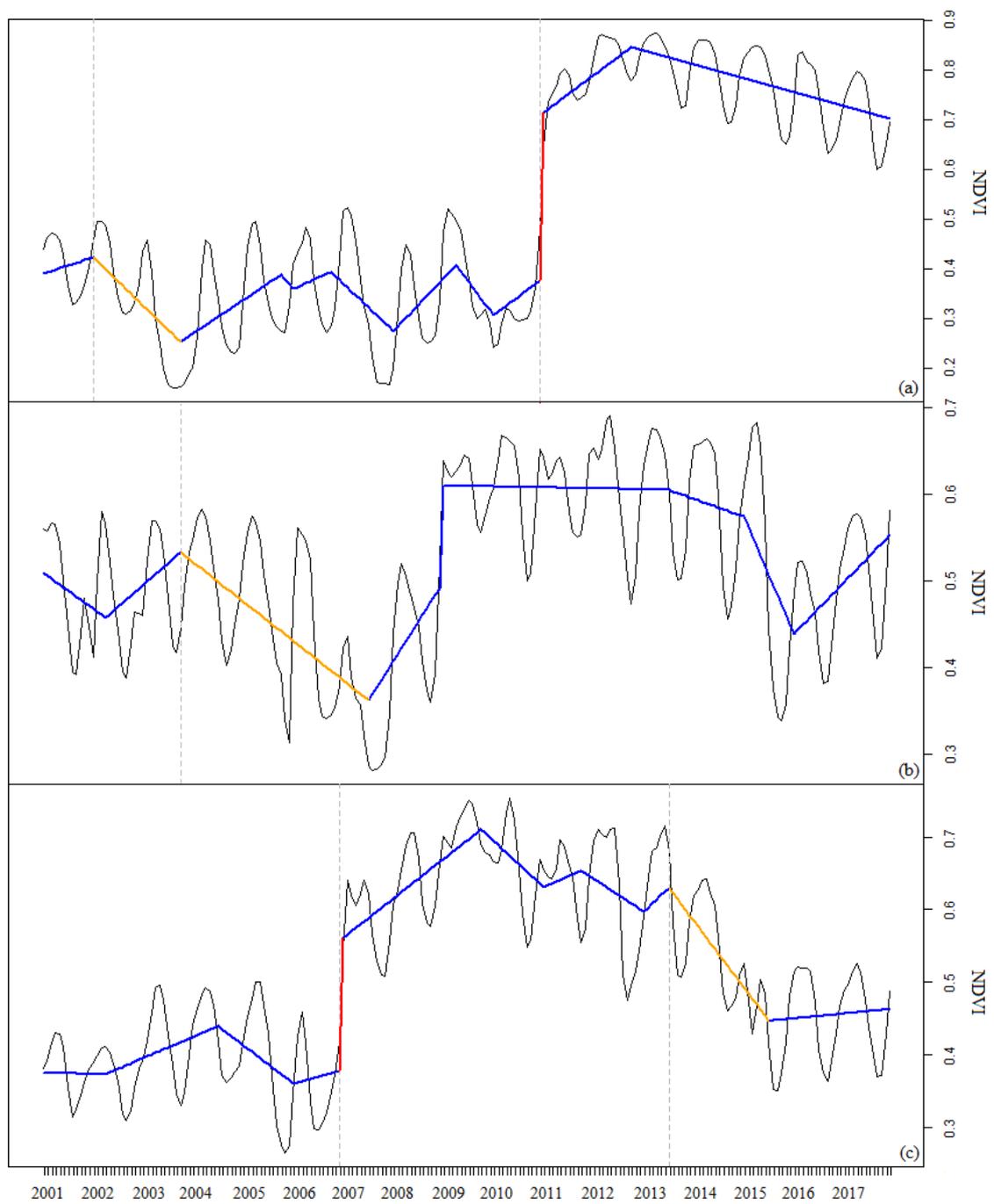


Figura 12 - Detecção de *breakpoints* para o valor de *change magnitude* de 0.15, para três pontos de Silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram *breakpoints*; os laranjas, *breakpoints* graduais, e em vermelho, *breakpoints* abruptos. Em (a), 2 *breakpoints* detectados; em (b), 1 *breakpoint* detectado. Em (c), 2 *breakpoints* detectados.

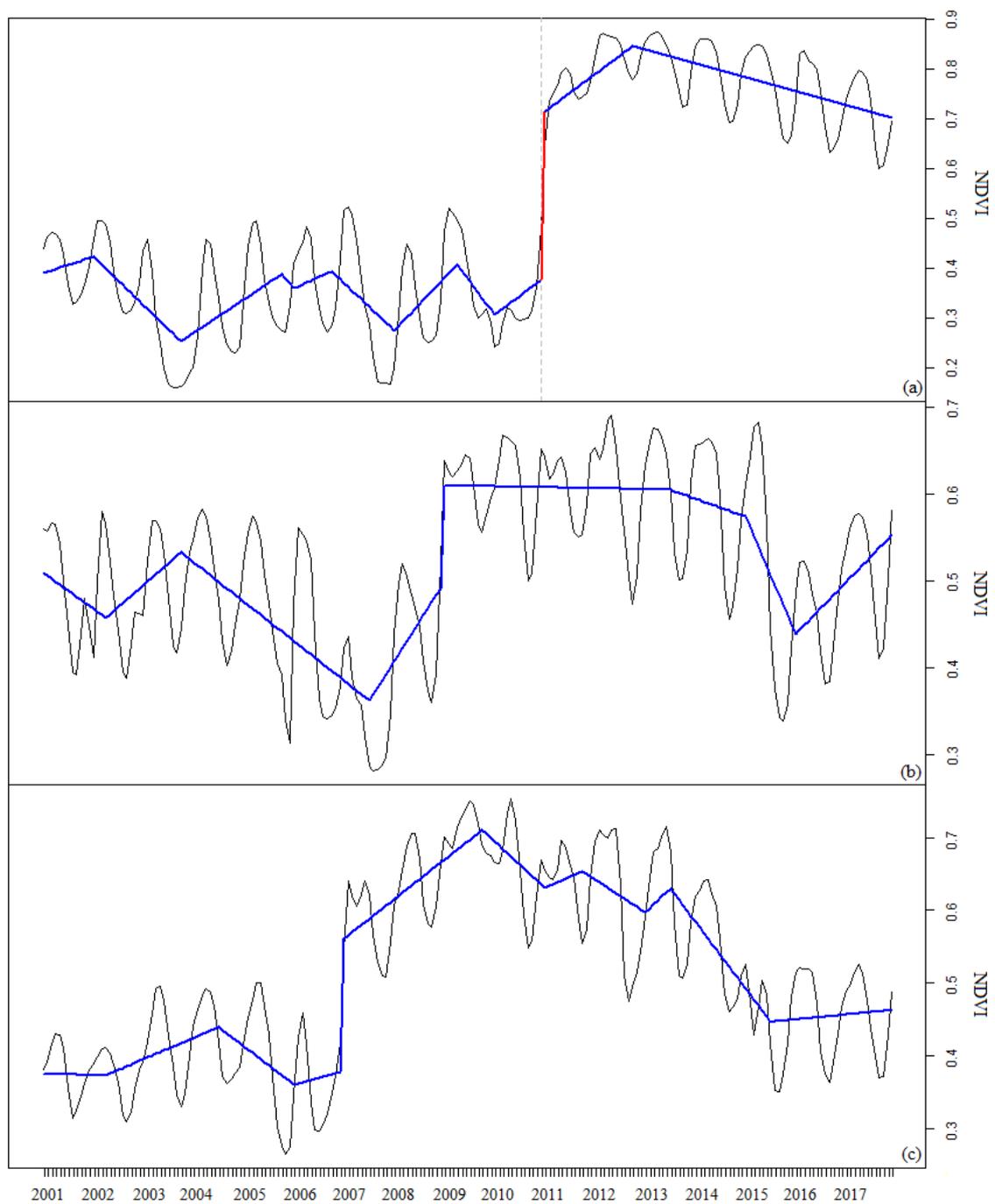


Figura 13 - Detecção de *breakpoints* para o valor de *change magnitude* de 0.2 e 0.25, para três pontos de silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram *breakpoints*; os laranjas, *breakpoints* graduais, e em vermelho, *breakpoints* abruptos. Em (a), 1 *breakpoints* detectados; em (b) e (c), zero *breakpoints* detectados.

3.5.2. Áreas de Pinus

As classes de silvicultura de Pinus, no Paraná apresentaram números de *breakpoints* detectados com um padrão semelhante ao de Minas Gerais (Figura 10). O valor de *change magnitude* de 0.1 apresentou os valores 1 e 2 como mais frequentes, mas bem próximos de 3 a 4, e o valor máximo foi igual a 6. O valor de 0.15 detectou de 0 a 2 *breakpoints*, com o máximo de 5 *breakpoints*. Os valores de *change magnitude* de 0.2, assim como o valor de 0.25 apresentaram as maiores frequências de *breakpoints* de 0 a 1, com o valor máximo de 3 para os dois valores. Destaca-se que para esses últimos dois valores, o zero foi muito mais frequente que todos os outros valores juntos.

De maneira similar ao observado para Minas Gerais, no Paraná houve correspondência entre os *breakpoints* detectados e a dinâmica temporal das florestas plantadas para os valores de *change magnitude* de 0.1 (Figura 14) e, parcialmente, 0.15 (Figura 15) ainda que o primeiro valor tenha superestimado o número de *breakpoints*, e o segundo, subestimado. Os valores de *change magnitude* de 0.2 e 0.25 (Figura 16 e Figura 17, respectivamente) apenas subestimaram o número de *breakpoints* detectados, apresentando assim pouca concordância com a dinâmica das florestas.

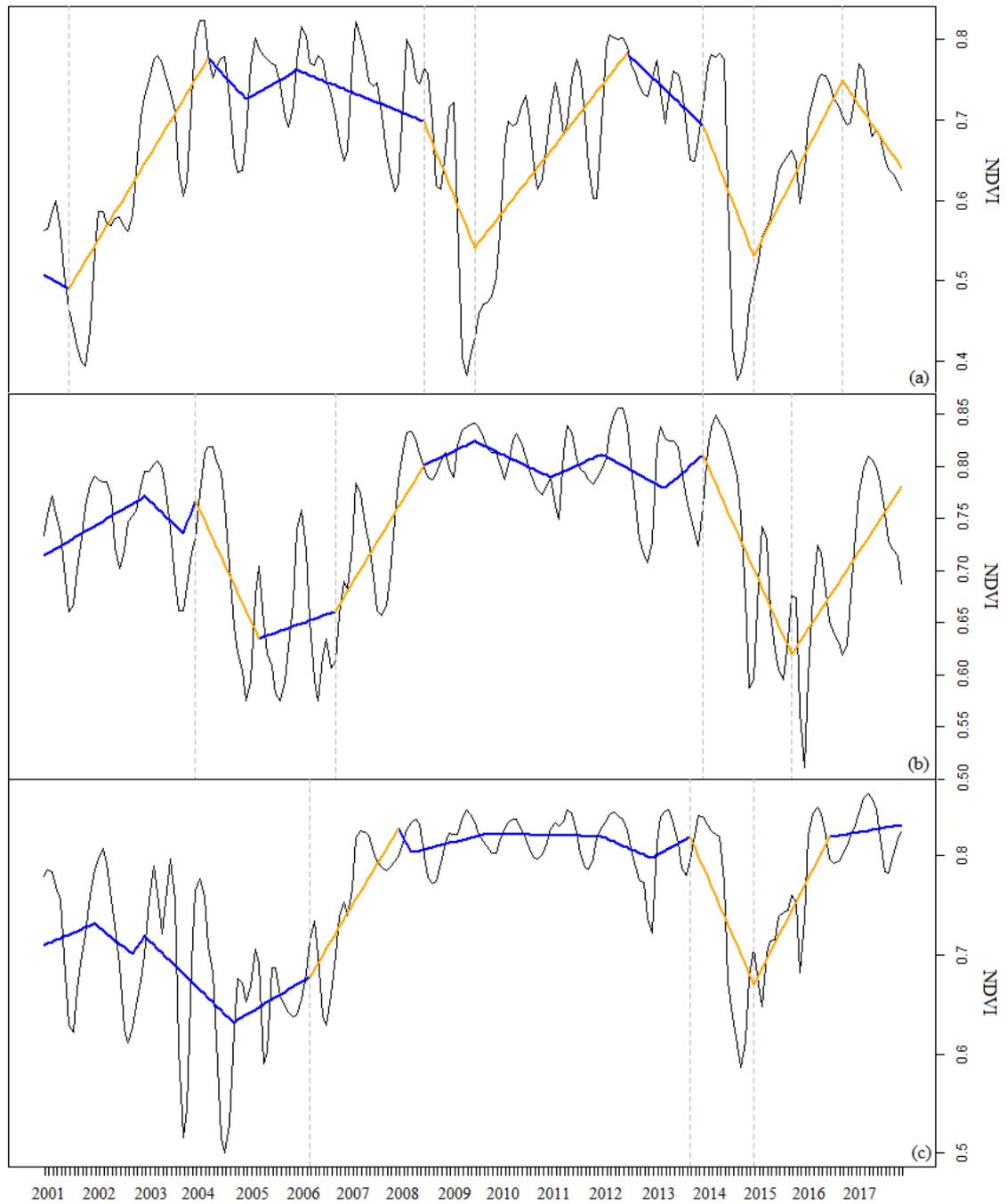


Figura 14 - Detecção de *breakpoints* para o valor de *change magnitude* de 0.1, em pontos silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram *breakpoints* e os laranjas, *breakpoints* graduais. Em (a), 6 *breakpoints* detectados; em (b), 4 *breakpoints* detectados. Em (c), 3 *breakpoints* detectados.

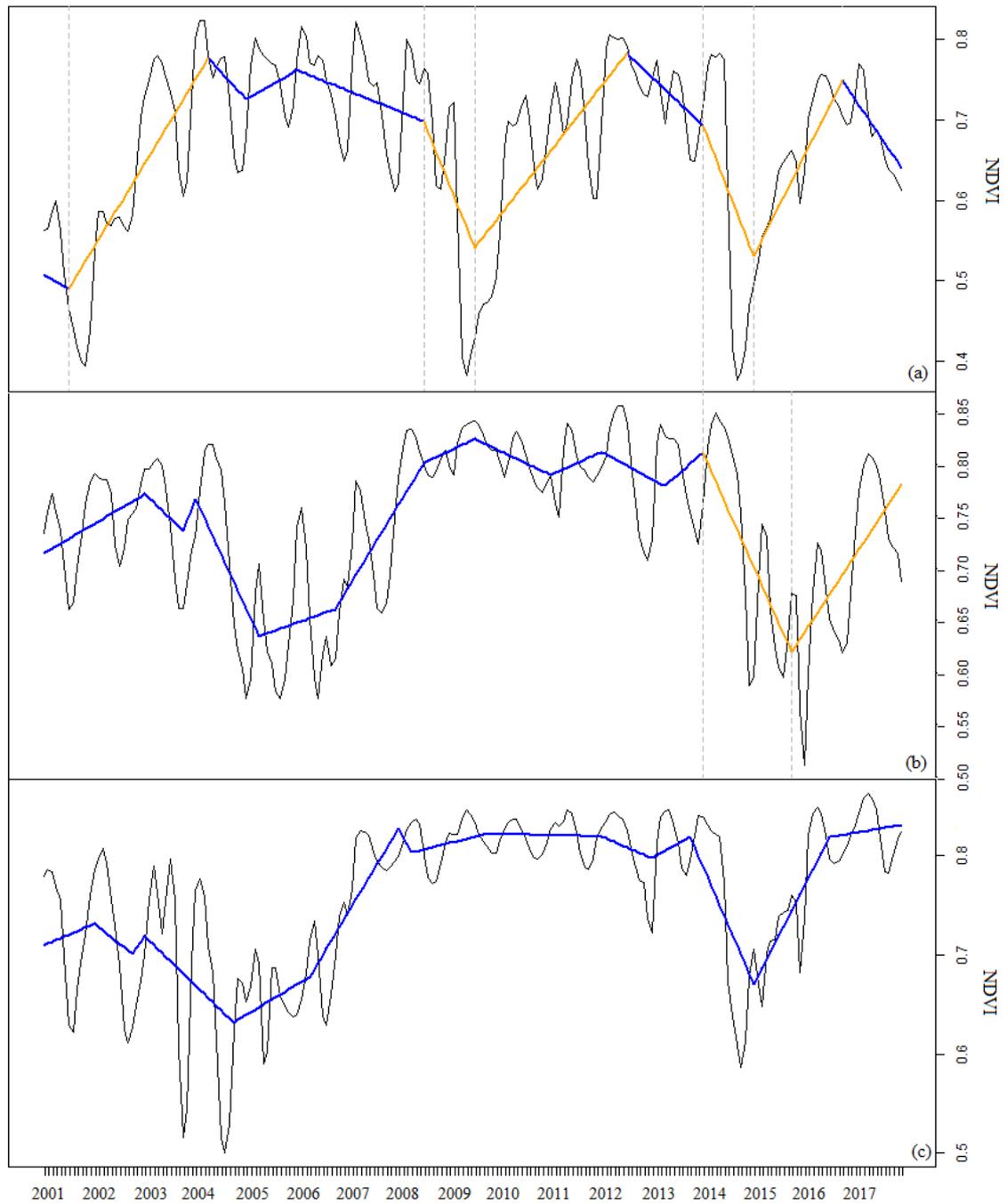


Figura 15 - Detecção de *breakpoints* para o valor de *change magnitude* de 0.15, em pontos de silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram *breakpoints* e os laranjas, *breakpoints* graduais. Em (a), 5 *breakpoints* detectados; em (b), 2 *breakpoints* detectados. Em (c), 0 *breakpoints* detectados.

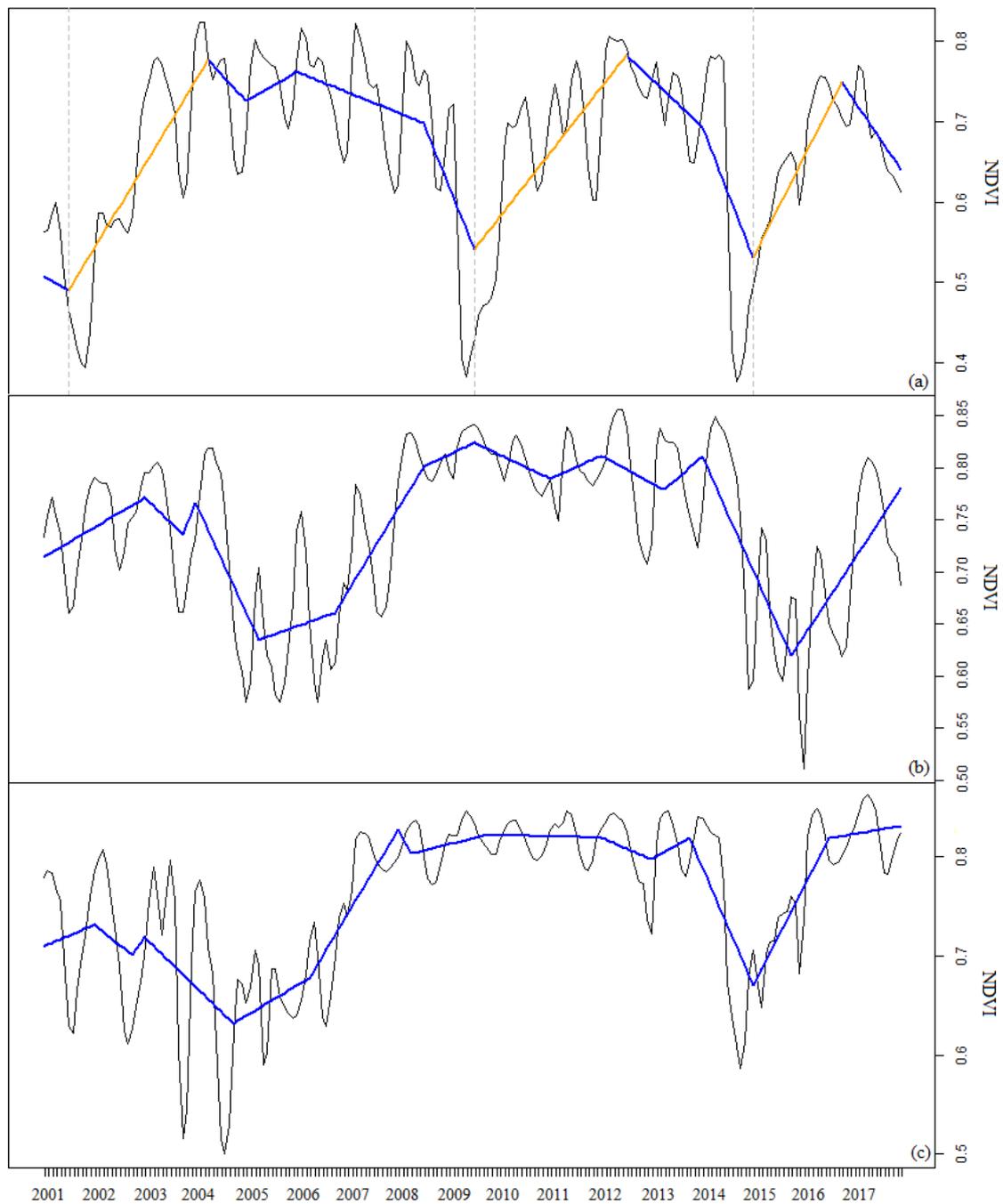


Figura 16 - Detecção de *breakpoints* para o valor de *change magnitude* de 0.2, em pontos de silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram *breakpoints* e os laranjas, *breakpoints* graduais. Em (a), 3 *breakpoints* detectados; em (b) e (c), 0 *breakpoints* detectados.

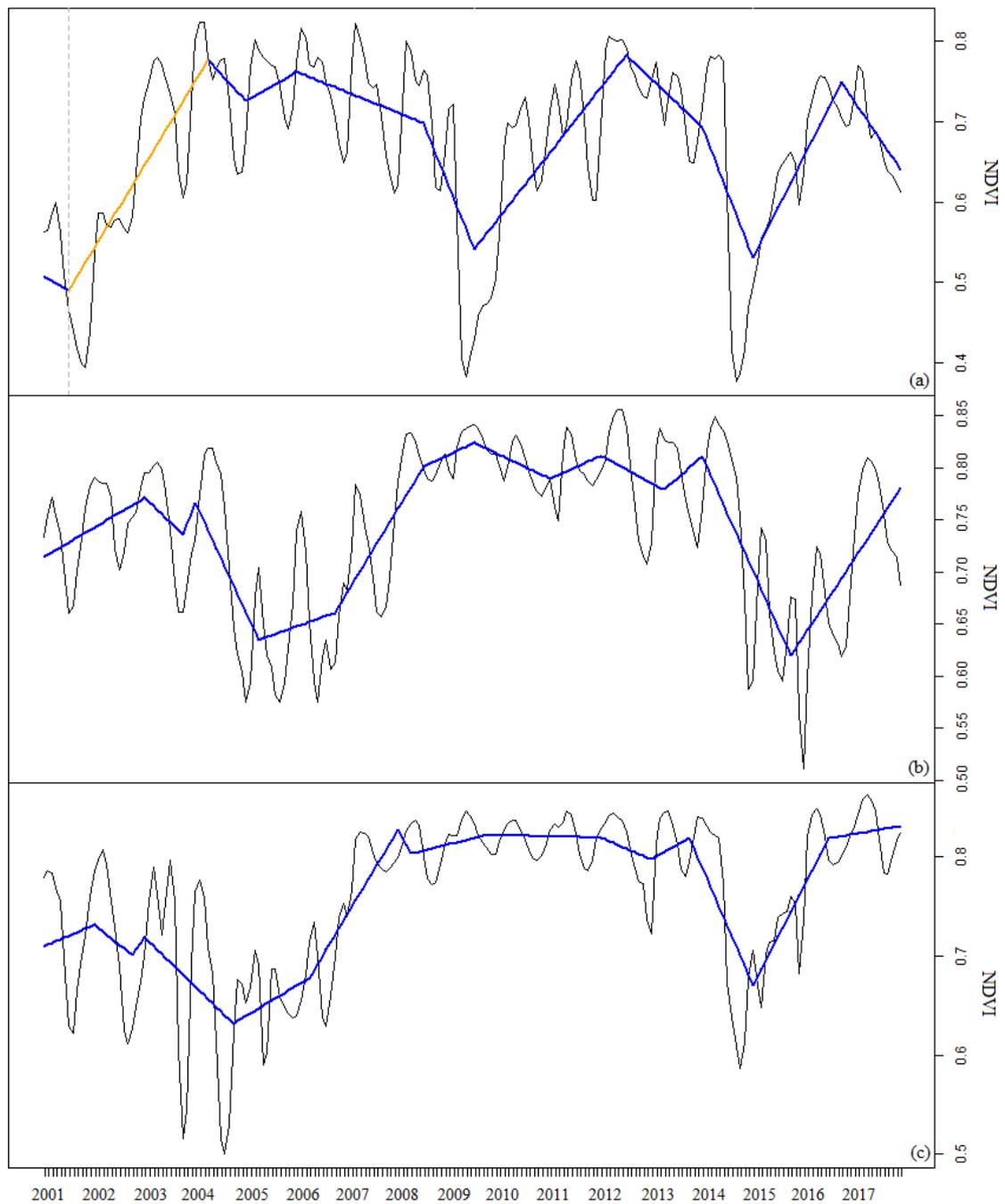


Figura 17 - Detecção de *breakpoints* para o valor de *change magnitude* de 0.25, em pontos de silvicultura. Os segmentos azuis não apresentaram *breakpoints* e os laranjas, *breakpoints* graduais. Em (a), 1 *breakpoint* detectado; em (b) e (c), 0 *breakpoints* detectados.

3.5.3. Discussão do primeiro teste de sensibilidade – valores de *change magnitude*

Como esperado, o número de *breakpoints* detectados foi inversamente proporcional ao valor do parâmetro de *change magnitude*. Assim, o valor de 0.1 apresentou o maior número de *breakpoints*, e o valor de 0.25, o menor número. Em geral, os *breakpoints* detectados para o valor de *change magnitude* 0.1 apresentaram concordância com as dinâmicas temporais das florestas plantadas (MARSDEN et al., 2010), principalmente com relação aos momentos de plantio e de corte. Os outros valores (0.15, 0.20 e 0.25) não foram capazes de detectar ou a época do plantio, ou a época do corte, ou ambos.

O decréscimo de NDVI observado depois de alguns anos após o plantio (MARSDEN et al., 2010) foi detectado principalmente em Minas Gerais, para o valor de *change magnitude* de 0.1. Porém, como esse decréscimo não é consistentemente detectado (LE MAIRE et al., 2011), ele não foi considerado como parâmetro para determinar o melhor valor de *change magnitude*. De forma similar, não houve consistência na detecção de mais ou menos *breakpoints* abruptos ou graduais em função do valor de *change magnitude*, e esse atributo também não foi considerado na análise.

3.5.4. Conclusões do primeiro teste de sensibilidade

O valor de *change magnitude* de 0.1 foi escolhido como o valor mais sensível à detecção de *breakpoints*. Esse valor não só detectou a maior quantidade de pontos de quebra, mas foi o mais sensível à detecção desses pontos nas épocas de corte e de plantio das florestas plantadas. Quando comparado aos outros valores de *change magnitude*, o valor de 0.1 superestimou o número de *breakpoints*, de maneira geral, porém não deixou de detectar as etapas da dinâmica temporal das florestas. Os valores de 0.15, 0.2 e 0.25 omitiram a detecção de *breakpoints* tanto nas épocas de plantio quanto de colheita. Assim, optou-se por superestimar, mas ainda ser capaz de detectar as fases de corte e plantio, em detrimento de perder essas informações ao utilizar outros valores de *change magnitude*.

3.6. Segundo teste de sensibilidade: índices de vegetação NDVI e EVI

Nas áreas de silvicultura de Eucalipto, em Minas Gerais, as séries temporais de NDVI detectaram um número maior de *breakpoints* quando comparados com as séries EVI (Figura 18). O NDVI apresentou valores mais frequentes de 2 a 3 *breakpoints*, com o máximo de 8 *breakpoints*, enquanto o EVI apresentou zero como valor mais frequente, e o valor máximo de 4. Nas áreas de Pinus, no Paraná, o NDVI foi capaz de detectar até 6 *breakpoints*, e os valores mais frequentes foram de zero a 4. O EVI, por sua vez, apresentou novamente um pico de frequência em zero *breakpoints*, e a frequência do número de *breakpoints* diminuiu rapidamente para os valores mais altos.

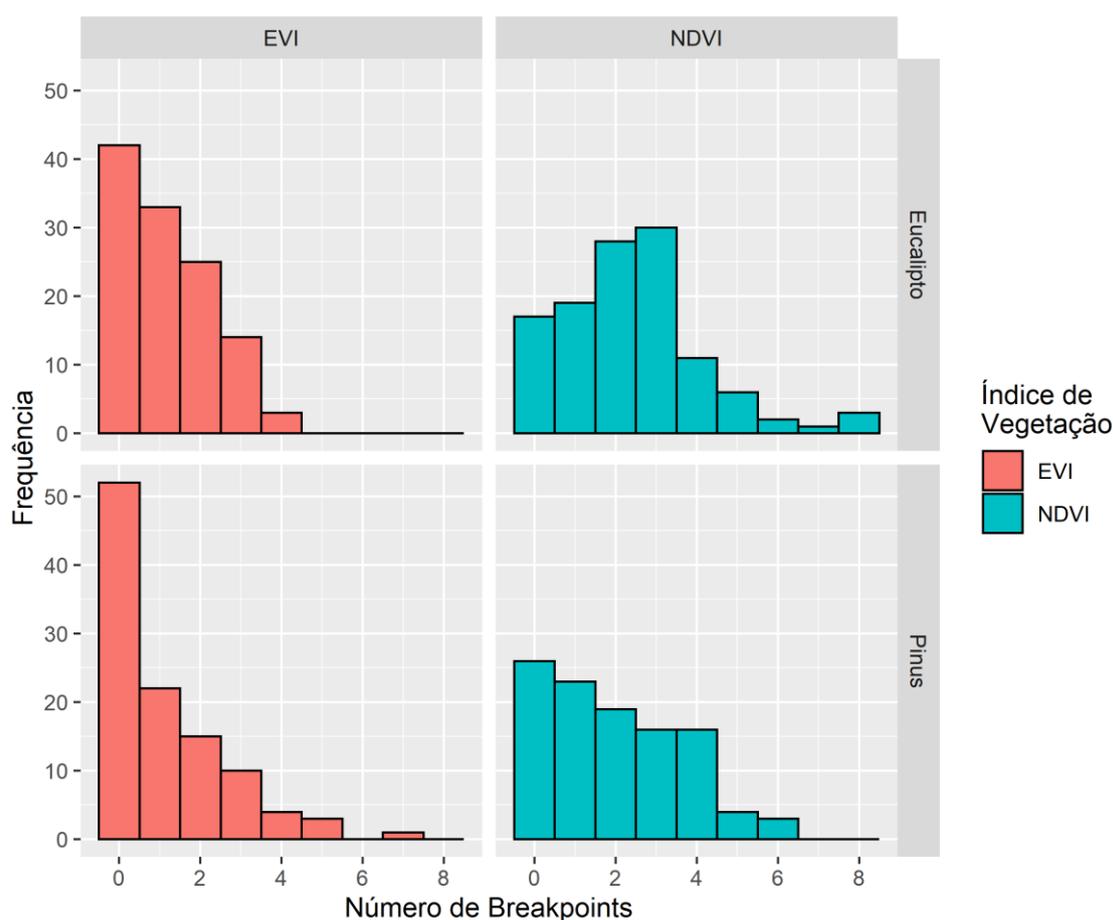


Figura 18 – Número de *breakpoints* detectados para as séries temporais NDVI e EVI de pontos de Silvicultura, para as espécies de Eucalipto e Pinus.

3.6.1. Discussão do segundo teste de sensibilidade – índices de vegetação NDVI e EVI

O NDVI, no geral, detectou mais breakpoints em comparação com o EVI, que teve picos próximos das frequências igual a zero e 1. Esse padrão é corroborado pela literatura, que mostra que o NDVI tende a saturar nos valores mais elevados (DIDAN et

al., 2015, HUETE et al., 1999), e ser mais sensível às interferências espectrais da atmosfera e do substrato (BANNARI et al., 1995, HUETE, A. R., LIU, *et al.*, 1997, LIU, 1995). Por conta dessa sensibilidade tanto a valores mais elevados, como a valores mais baixos (do substrato), o NDVI apresenta uma amplitude de valores maior, que aumenta a chance de detecção de breakpoints. Já o EVI apresenta menor saturação e maior resiliência a esses ruídos (HUETE et al., 2002, LIU, 1995, SJÖSTRÖM et al., 2011, XUE, 2017), o que torna a amplitude dos valores menor.

O maior número de breakpoints detectados pelo NDVI também pode ser explicadas por suas trajetórias temporais mais erráticas, quando comparados com o EVI (Figura 19). De maneira geral, as trajetórias temporais do NDVI apresentam picos e vales mais numerosos e com maiores amplitudes. O EVI, na contramão, apresentou trajetórias mais regulares e uma linha de tendência com menos movimento. Essa tendência mais caótica por parte do NDVI já foi observada em estudos da literatura em coberturas florestais (HUETE et al., 2002).

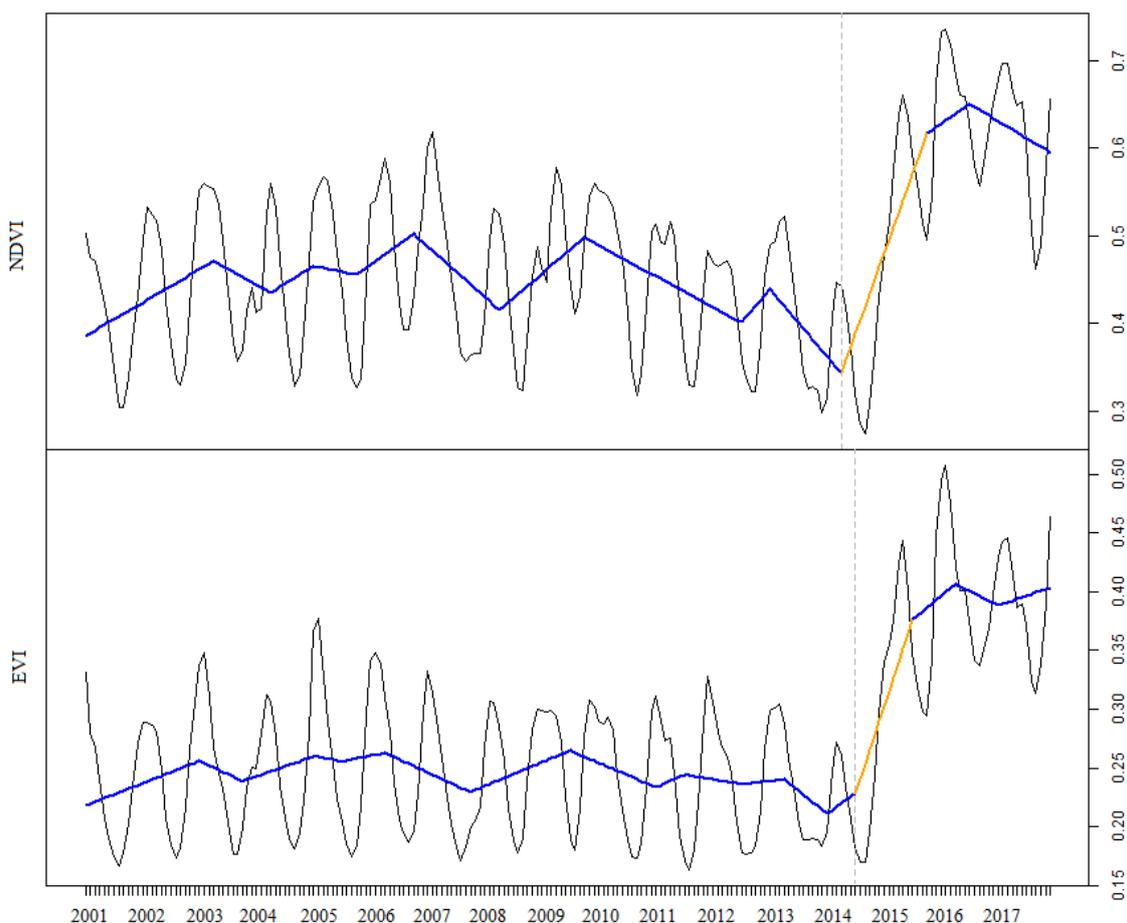


Figura 19 - Trajetórias temporais de NDVI e EVI para um ponto de silvicultura de Eucalipto, em Minas Gerais, com linhas de tendência (azuis) e *breakpoint* (laranja) detectado pelo DBEST, com parâmetro magnitude de mudança = 0.1.

3.7. Conclusões do segundo teste de sensibilidade

De forma geral, o NDVI detectou consistentemente mais breakpoints, quando comparado com o EVI. Em ambas as áreas de estudo, o EVI apresentou forte diminuição da frequência de detecção para os valores de breakpoints mais elevados, e o maior pico de frequência foi para o valor de breakpoints igual a zero – ou seja, omissões.

Dessa forma, conclui-se que, para fins de detecção de *breakpoints* em áreas de florestas plantadas, o NDVI mostrou-se mais eficiente, sendo assim o índice de vegetação escolhido para ser utilizado no próximo capítulo.

4. DBEST aplicado ao mapeamento da silvicultura

4.1.Introdução

Com base no experimento de sensibilidade do capítulo anterior, pôde-se perceber diferenças no número e na distribuição dos valores de breakpoints detectados entre florestas plantadas de *Pinus* sp. e *Eucalyptus* sp. Dessa forma, pode-se inferir que a dinâmica temporal das plantações com diferentes espécies é consistentemente diferente, com potencial para a diferenciação e individualização das mesmas. Assim, vai-se de encontro às hipóteses propostas nesse estudo.

Porém, ainda há perguntas sem respostas e hipóteses não testadas. Há diferenças significativas na dinâmica das séries temporais de florestas plantadas dedicadas à produção de carvão vegetal, celulose ou madeira? Essas diferenças são mensuráveis por séries temporais de IV e por segmentadores temporais?

No presente capítulo, ampliam-se os experimentos dos capítulos anteriores. Primeiramente, a área de estudo. Analisam-se os Estados de Minas Gerais, Paraná e São Paulo em sua totalidade. Tais Estados são importantes produtores de PFM e PFNM, concentrando não apenas grande parte da área de florestas plantadas à nível nacional, mas também configurando-se como polos industriais dos setores de carvão vegetal, madeira para serraria e celulose (BARBOSA et al., 2019, SILVA, 2018). Além disso, são Estados contíguos, permitindo observar transições de padrões espaciais da dinâmica das florestas plantadas.

Em segundo lugar, no lugar de uma análise baseada em amostras de treinamento, no presente experimento todos os pixels das áreas de florestas plantadas dos três Estados serão analisados através de segmentação temporal. Com o maior volume de dados, a análise das dinâmicas temporais das séries temporais de IV torna-se mais robusta.

4.1.1. Área de Estudo

A área de estudo compreende os Estados de Minas Gerais, São Paulo e Paraná. Os Estados foram escolhidos por apresentarem (a) dominância de espécies de florestas plantadas (Figura 20); e (b) tipos de produções da silvicultura (Figura 21).

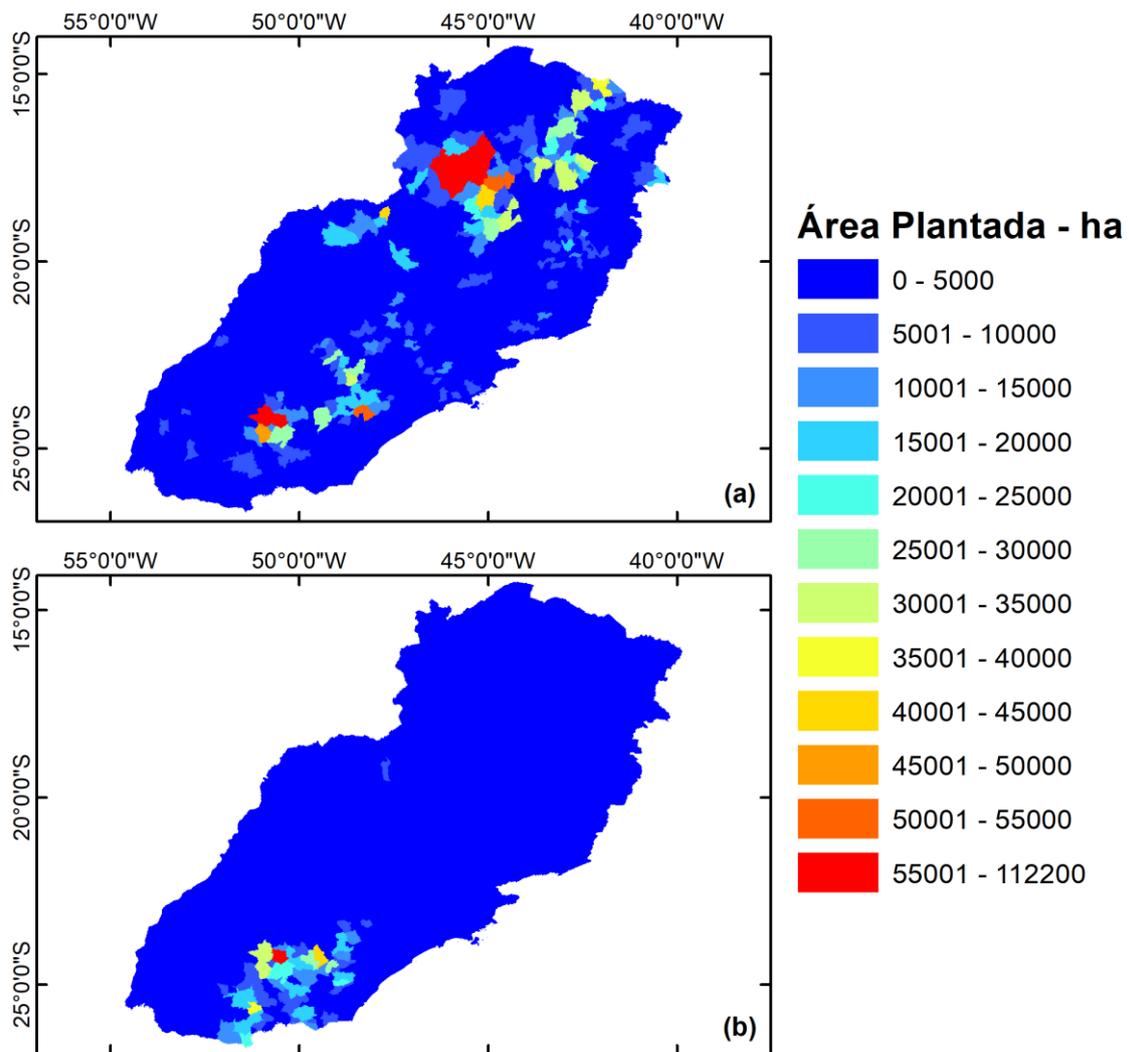


Figura 20 – Área plantada por município, em hectares, de (a) *Eucalyptus* sp. e (b) *Pinus* sp. para os Estados de Minas Gerais, São Paulo e Paraná. Fonte: Produção da Extração Vegetal e Silvicultura (PEVS) – IBGE (2019b, a).

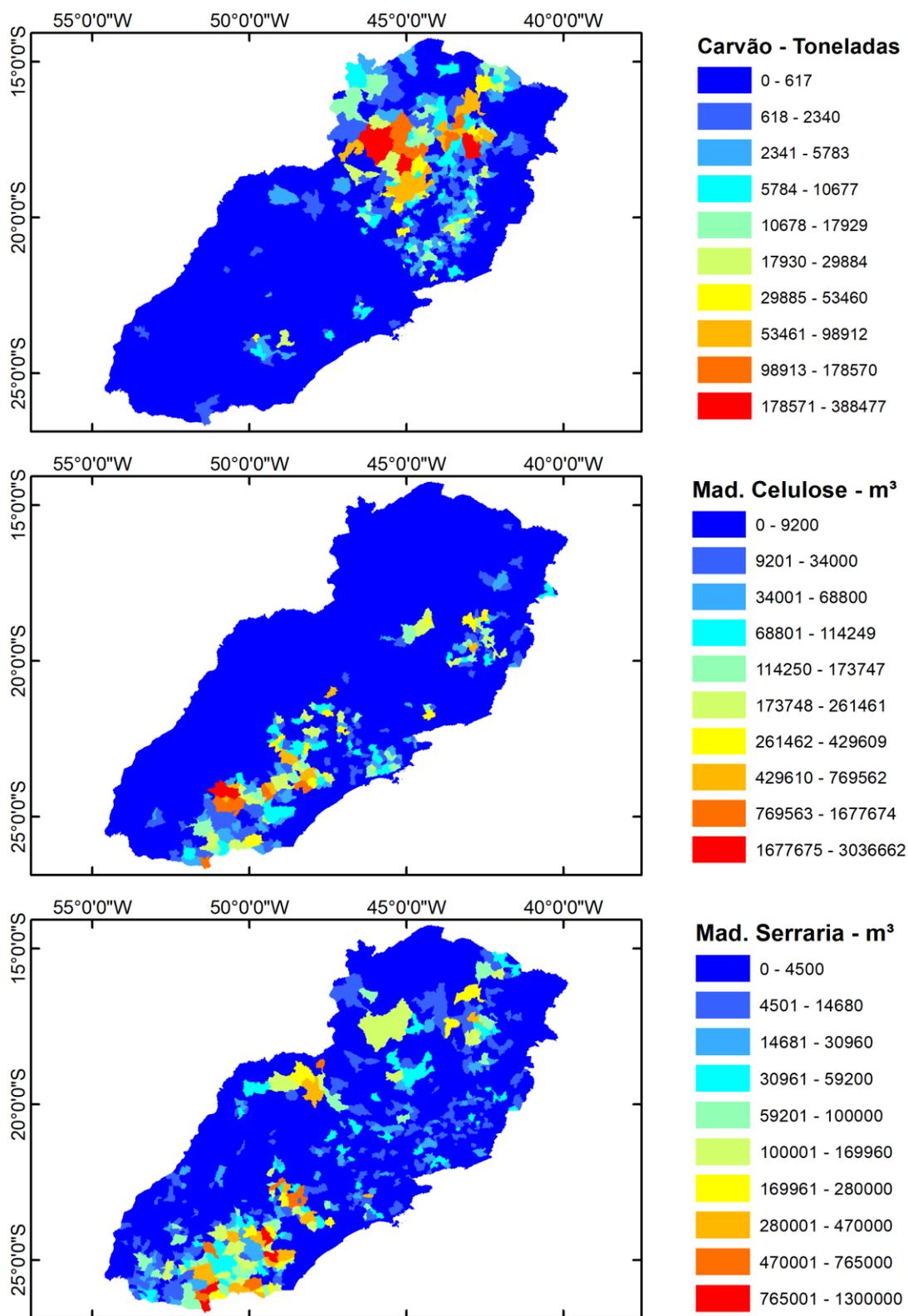


Figura 21 – Produção, por município, de carvão vegetal (toneladas) e de madeira para celulose e serraria (m³), para os Estados de Minas Gerais, São Paulo e Paraná. Fonte: Produção da Extração Vegetal e Silvicultura (PEVS) – IBGE (2019b, a).

4.1.2. Objetivos

Os objetivos do presente capítulo são:

- 1) Calcular e classificar as métricas temporais derivadas das STIV;
- 2) Identificar as correlações espaciais entre as classificações das métricas temporais e os dados de tipo de produção e espécie plantada do PEVS, criando um modelo do tipo *look-up table*;
- 3) Mapear e validar as classes estimadas de (a) tipo de produção, e (b) espécies plantadas.

4.2. Materiais e Métodos

As etapas metodológicas do presente capítulo são: (a) download e pré-processamento; (b) cálculo dos descritores temporais; (c) classificação digital; e (d) estatística espacial e criação dos mapas (Figura 22).

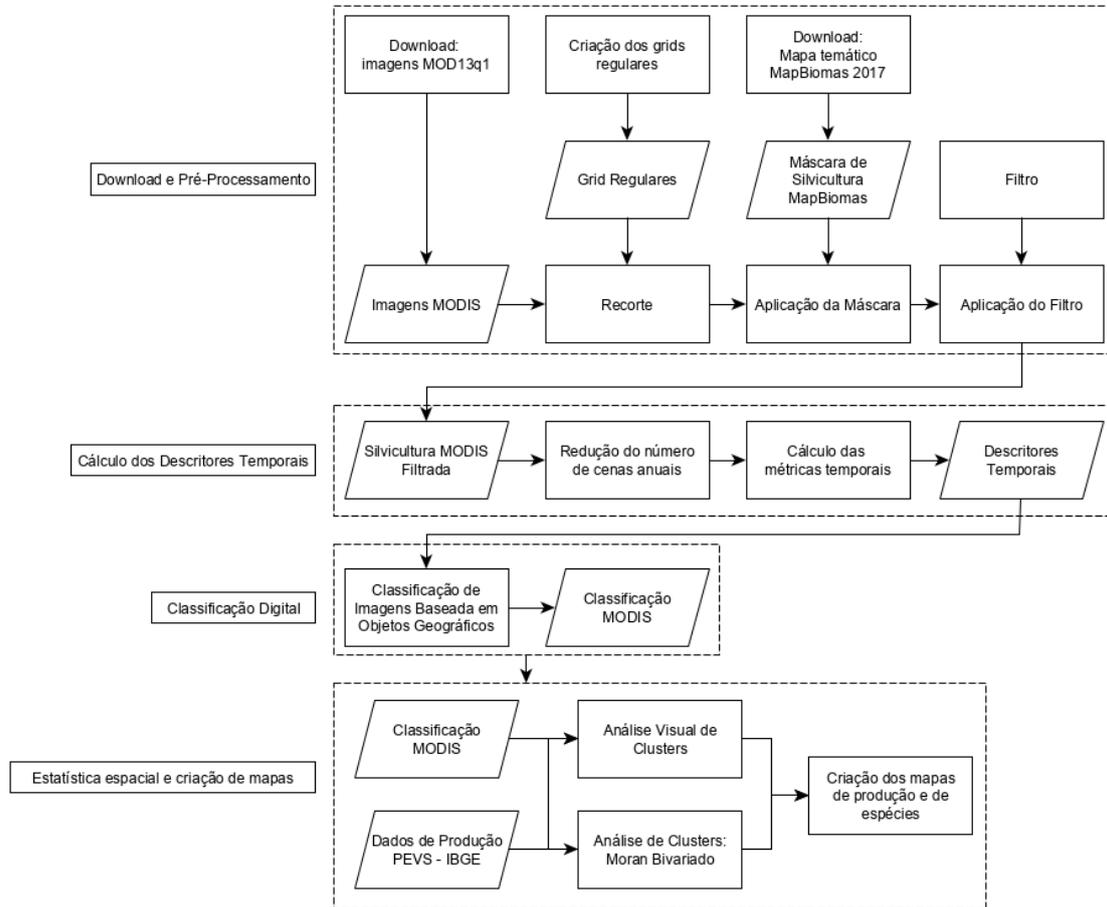


Figura 22 - Materiais e métodos.

4.2.1. Download e pré-processamento

Foi utilizada uma série temporal NDVI MODIS com 391 imagens, produto MOD13q1, versão 6, do período de 2001-01-01 até 2017-12-31. A série temporal possui 23 imagens por ano, 12 bits de resolução radiométricas e 250 metros de resolução espacial. As imagens MOD13q1 são compostas a cada 16 dias, selecionando-se os pixels com (a) a menor cobertura de nuvens, (b) o menor ângulo de visada, e (c) o maior valor de NDVI (DIDAN et al., 2015). Os valores de NDVI do MOD13q1, originalmente entre 0 e 10000, foram escalados entre 0 e 1, para facilitar (a) o uso dos dados e (b) a comparação dos resultados com a literatura.

A série temporal foi recortada em quadrantes para diminuir o custo computacional do processamento. Para o Estado de Minas Gerais, foram utilizados 31 quadrantes; para São Paulo, 14; e para o Paraná, 10.

Após o recorte dos quadrantes, a máscara de silvicultura e o filtro temporal foram aplicados. A máscara foi criada a partir dos dados MapBiomass (MAPBIOMAS, 2020), do ano de 2017. Dessa forma, buscou-se garantir que apenas polígonos de florestas plantadas ativos fossem incluídos na análise, excluindo-se aqueles que foram convertidos para outros usos do solo.

O filtro utilizado foi o *4253H twice*, que apresenta o melhor custo benefício entre suavização da série temporal e conservação da forma de suas feições (FERNANDES, VICENS, *et al.*, 2018).

4.2.2. Cálculo dos descritores temporais

Para o cálculo dos descritores temporais, houve a necessidade da redução da frequência anual de imagens, de 23 – uma a cada 16 dias, para 12 – uma imagem por mês, aproximadamente, de forma similar a Jamali et al. (2015). As imagens mensais foram calculadas usando a média das imagens.

Os descritores temporais foram calculados no DBEST implementado no pacote homônimo em ambiente R (JAMALI et al., 2015, R CORE TEAM, 2018). Essa implementação possui 5 parâmetros no modo de detecção de mudanças. Três desses parâmetros (*first level shift*, *second level shift* e *duration*) são relacionados à pré-segmentação que o algoritmo realiza na série temporal de IV, e foram configurados conforme Jamali et al. (2015). Os outros dois parâmetros são: (1) *seasonality* (a frequência de imagens por ano) e (2) *change magnitude* (o valor de magnitude de mudança de NDVI a partir do qual define-se um *breakpoint*) e seus valores foram de 12 e 0.1, respectivamente. Os descritores temporais utilizados nesse capítulo foram: (1) *número de breakpoints*; e (2) *data de ocorrência dos breakpoints*. O descritor *tipo de breakpoint* foi utilizado apenas para rotular os pixels onde houve erro de classificação, não sendo usado na análise *per se*.

4.2.3. Classificação digital e pós-processamento

A classificação dos descritores temporais foi realizada no eCognition, versão 9, na forma de uma árvore de decisão dividida em três partes (Figura 23). A primeira

corresponde ao pré-processamento da classificação; a segunda, à classificação da dinâmica; e a terceira parte à classificação dos descritores temporais.

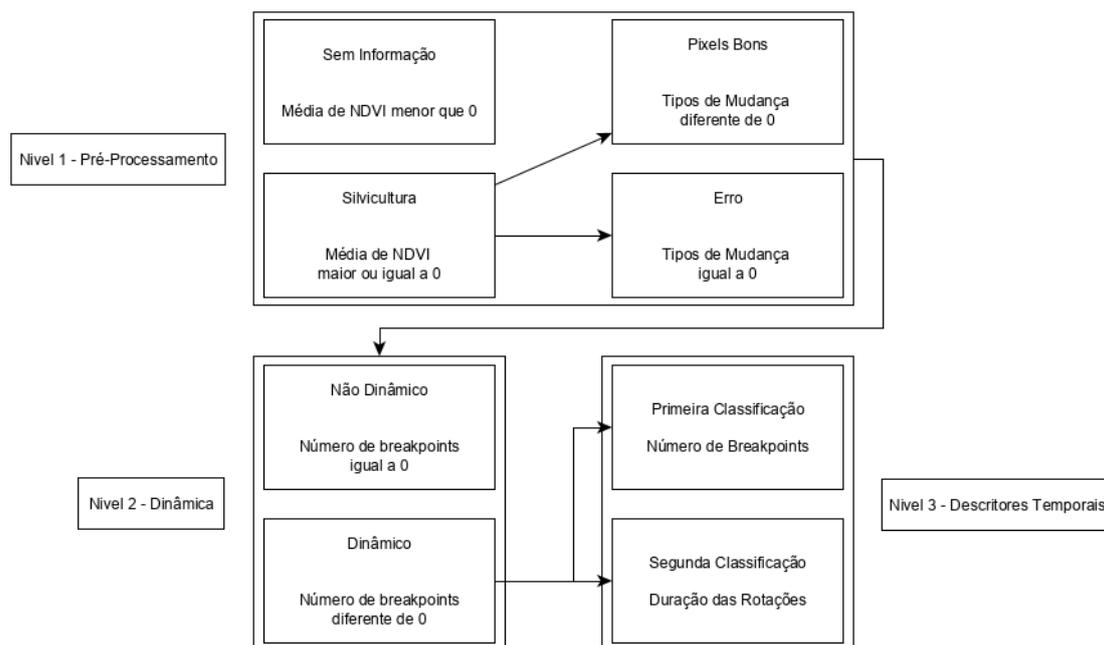


Figura 23 - Primeiro e segundo níveis da árvore de decisão da classificação dos descritores temporais. Os polígonos em cinza representam classes finais.

A primeira etapa, de pré-processamento, removeu os pixels sem informação (usados como *NA*) e os pixels que apresentaram erro no processamento. A segunda etapa, de classificação da dinâmica, separou os pixels não dinâmicos (que não apresentaram nenhum breakpoint ao longo da série temporal de IV) dos dinâmicos (apresentaram pelo menos um breakpoint na série temporal de IV).

A terceira etapa, de classificação dos descritores temporais, criou duas classificações distintas (Tabela 1): (1) baseada no número de breakpoints, e (2) baseada na duração das rotações das plantações de floresta. A criação de duas classificações tem como objetivo analisar qual descritor temporal é mais eficiente em estimar as espécies e o tipo de produção das florestas plantadas.

Tabela 1 – Classificação dos descritores temporais.

Reclassificação	Nome da classe	Valor do pixel
Número de breakpoints	Breakpoints = 1	1
	Breakpoints = 2	2
	Breakpoints = 3	3
	Breakpoints = 4	4
	Breakpoints = 5	5
	Breakpoints = 6	6
	Breakpoints = 7	7
	Breakpoints maiores ou iguais a 8	8
	Pixels não-dinâmicos	9
Duração das Rotações	Muito Longo (10 anos ou mais)	1
	Longo (7 a 10 anos)	2
	Médio (5 a 7 anos)	3
	Curto (4 a 5 anos)	4
	Muito Curto (4 anos ou menos)	5
	Breakpoints = 1	6
	Pixels não-dinâmicos	7

Na primeira classificação (número de breakpoints), foram criadas 9 classes, uma para cada frequência de breakpoints detectados. Valores maiores ou iguais a 8 foram agrupados, pois são pouco numerosos (Figura 10). Em adição às 8 classes, há uma classe representando os pixels não dinâmicos, onde o valor de número de breakpoints é igual a zero.

Na segunda classificação (duração das rotações), foram criadas 7 classes, com os seguintes intervalos de tempo: (1) *Muito Longos* (intervalos maiores ou iguais a 120 meses ou 10 anos); (2) *Longos* (intervalos entre 84 a 120 meses, ou 7 a 10 anos); (3) *Médios* (intervalos entre 60 a 84 meses, ou 5 a 7 anos); (4) *Curtos* (intervalos de 48 a 60 meses, ou 4 a 5 anos); e (5) *Muito Curtos* (intervalos menores que 48 meses, ou 4 anos). Além das cinco classes anteriores, há duas classes onde não é possível calcular intervalos temporais: (a) número de breakpoints igual a 1; e (b) pixels não dinâmicos ou número de breakpoints igual a zero. Os intervalos temporais foram escolhidos com base no intervalo médio das rotações de *Eucalyptus sp.* observadas para o Estado de São Paulo (MORA, GARCIA, 2000) e no Brasil (IBÁ, 2019).

Para o cálculo do valor da duração das rotações, (a) os breakpoints foram organizados em ordem decrescente em função do seu valor de *change magnitude*; (b) o valor da data (em meses) de cada um dos breakpoints foi estimada; e (c) calculou-se o módulo da diferença das datas do primeiro e do segundo breakpoints, do segundo e do terceiro, e do terceiro e do quarto breakpoints.

Optou-se por classificar os breakpoints em função dos valores de *change magnitude* por conta das elevadas amplitudes do valor de NDVI observadas em florestas plantadas, principalmente entre (1) a época de plantio e os primeiros dois anos, e (2) ao

corte. Em plantações de *Eucalyptus* sp., no Estado de São Paulo, observou-se amplitudes de NDVI superiores a 0.6 entre o plantio e os primeiros dois anos, e superiores a 0.5 no período de corte (LE MAIRE et al., 2011, MARSDEN et al., 2010). Esses valores são superiores àqueles observados em regiões de vegetação de savana/cerrado (CARVALHO JÚNIOR et al., 2008) e de florestas estacionárias decíduais do tipo Mata Seca (CARVALHO JÚNIOR et al., 2006). Dessa forma, em pixels onde há plantações florestais, é coerente supor que os breakpoints com os maiores valores de amplitude de NDVI estejam associados às dinâmicas das florestas plantadas.

4.2.4. Estatística espacial e criação dos mapas temáticos de produção e espécies plantadas

Em seguida, calculou-se a correlação espacial entre os dados da *Produção da Extração Vegetal e Silvicultura* – PEVS (IBGE, 2019b), *i.e.*, (a) espécies plantadas, em hectares (*Eucalyptus* sp. ou *Pinus* sp.), e (b) produção (madeira e celulose, em m³, e carvão vegetal, em toneladas), com as classificações dos descritores temporais (Figura 24). Foram utilizados os dados PEVS de 2017. As classificações dos descritores temporais, no formato matricial, foram agregadas para a escala espacial de municípios através do cálculo de seus histogramas zonais, com o objetivo de compatibilizá-las com os dados do PEVS.

Então, o índice de Moran bivariado (ANSELIN, 1995) foi calculado para cada par de (1) *classe de descritor temporal x produção* (carvão vegetal; madeira para celulose; madeira para serraria) e (2) *classe de descritor temporal x espécie plantada* (*Eucalyptus* sp. ou *Pinus* sp.). O índice de Moran foi utilizado com o objetivo de identificar clusters entre as classes de descritores temporais e os dados do PEVS.

De posse dos pares mais correlacionados, foram construídas *look-up tables* (LUTs) para cada uma das classificações dos descritores temporais. Nessas tabelas, as classes são diretamente associadas aos seus pares de produção/espécie com maior valor de Moran Global. Dessa forma, foi possível criar os *mapas temáticos de produção/espécie*.

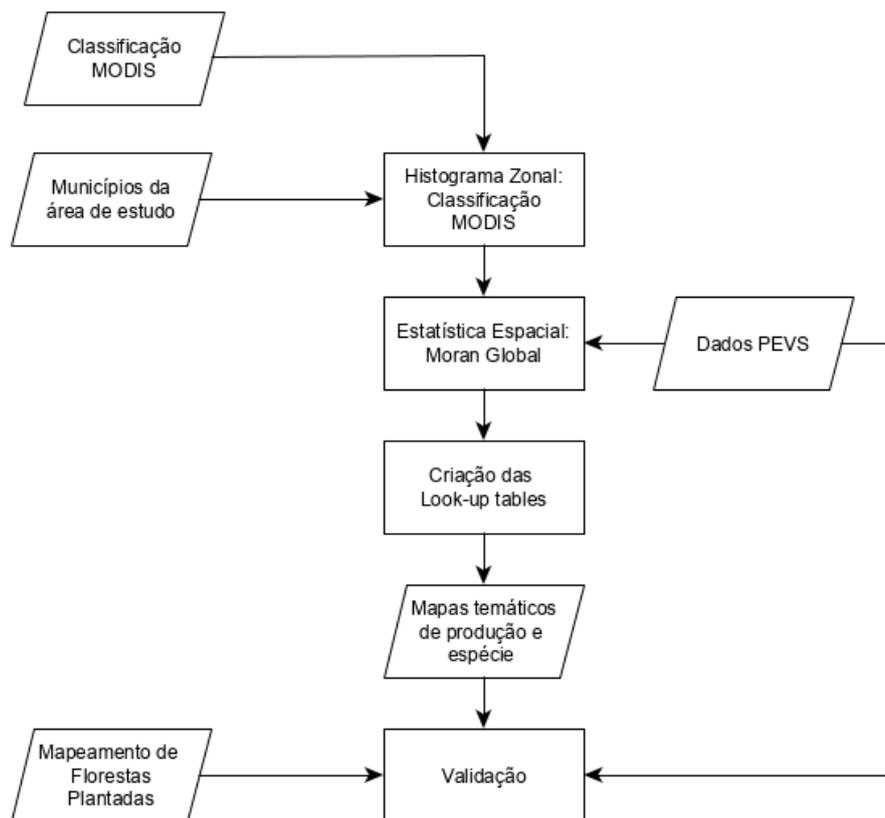


Figura 24 - Fluxograma da etapa metodológica de estatística espacial e criação dos mapas temáticos de produção e espécies plantadas.

4.2.5. Validação

A validação dos *mapas temáticos de produção/espécie* foi feita de maneira direta e indireta. A maneira *direta* utilizou-se das bases espaciais do *Mapeamento dos plantios florestais do Estado do Paraná* de 2015 (EISFELD, NASCIMENTO, 2015) e os *Mapas da cobertura vegetal e uso do solo* de 2009 (IEF, 2009) do Estado de Minas Gerais, visto que ambas as bases contêm o mapeamento das espécies plantadas (*Eucalyptus* sp. e *Pinus* sp.). Até a data de submissão da presente tese, não foram encontrados mapeamentos das espécies plantadas para o Estado de São Paulo, e nem mapeamentos do tipo de produção (carvão vegetal, celulose e madeira) para os três Estados.

Visto que os mapeamentos usados como validação e os *mapas temáticos de produção/espécie* estão em escalas diferentes, houve a necessidade de compatibilizá-los. Para tal, (a) os mapeamentos do Paraná e de Minas Gerais foram convertidos para formato matricial, e (b) suas resoluções espaciais foram reamostradas para 250 metros.

Em seguida à compatibilização, criou-se um ponto no centroide de cada um dos polígonos de silvicultura dos *mapas temáticos de produção/espécie* de Minas Gerais e Paraná. Assim, a coleta de pontos de validação aproximou-se de um censo. Optou-se por

utilizar o centroide dos polígonos para minimizar a diferença dos contornos dos polígonos dos *mapas de validação* e dos *mapas temáticos de produção/espécie*.

Posteriormente, os centroides foram utilizados para extrair a informação de classe dos *mapas temáticos de produção/espécie* e dos *mapas de validação*. Alguns centroides apresentaram incompatibilidade com os mapas de validação devido a diferenças (a) nos contornos dos polígonos dos dois mapas, e (b) por conta da diferença das datas dos mapeamentos. Assim, os centroides que não possuem a informação de classe de validação serão descartados da análise.

Após a extração da informação de classe, foi calculada a matriz de confusão e os índices *allocation* e *quantity disagreement* (PONTIUS, MILLONES, 2011, PONTIUS, SANTACRUZ, 2014). Esses índices foram analisados em vias gerais, visto que os mapas temáticos e os mapas de validação possuem (a) metodologias diferentes; (b) anos de mapeamento diferentes e (c) escalas diferentes.

O índice *allocation disagreement* mede a discordância, em termos de posicionamento das classes, entre o mapa de referência e o mapa validado, i.e., quando as classes estão posicionadas nos lugares errados, o valor de *allocation disagreement* é elevado. Já o *quantity disagreement* avalia a super ou sub estimativa da área das classes, entre os mapas de referência e validado – quando as classes são super estimadas ou sub estimadas, há o aumento do valor do índice.

A validação *indireta*, por sua vez, consistiu na comparação e análise dos padrões espaciais dos *mapas temáticos de produção/espécie* e dos mapas do PEVS. Para tal, estes foram agregados para o nível dos municípios através do cálculo de seus histogramas zonais. Em seguida, ambos os mapas foram comparados visualmente. Os *mapas temáticos de produção/espécie* considerados mais exatos foram os que apresentaram padrões espaciais similares àqueles do PEVS.

Além da análise visual, foram calculados modelos de regressão lineares (1) entre a área das espécies plantadas do PEVS e a área estimadas pelos *mapas temáticos de produção/espécie*, e (2) entre as tipos de produções silviculturais do PEVS e a área estimada das produções pelos *mapas temáticos de produção/espécie*. Os mapas temáticos foram considerados mais ou menos exatos em função do melhor ou pior ajuste do modelo de regressão linear.

4.3.Resultados

4.3.1. Cálculo dos descritores temporais

Com relação ao *número de breakpoints*, o Estado de Minas Gerais apresentou, proporcionalmente, poucos pixels não dinâmicos (zero breakpoints) e com 2 ou menos breakpoints (Figura 25). Os valores mais frequentes foram 3 e 6 breakpoints, com o valor máximo de 13 breakpoints. O Estado de São Paulo apresentou, proporcionalmente, maior quantidade de pixels com número de breakpoints entre 0 e 2, e os valores mais frequentes observados foram de 4 a 5. O valor máximo observado foi de 12 breakpoints. Já o Estado do Paraná foi o único dos três Estados que apresentou os valores de número de breakpoints entre 0 e 2 como os mais frequentes. Os valores maiores ou iguais a 4 foram pouco numerosos.

Com relação a diferença das datas, todos os histogramas, em todos os Estados, apresentaram altas frequências de valores de diferença das datas menores que 50 meses. Em Minas Gerais os histogramas apresentaram padrões bimodais, e para os outros Estados, trimodais (Figura 26): além do pico de frequência dos valores menores que 50, houve pico significativo para os valores entre 50 a 120 meses, com queda contínua de frequência para os valores superiores a 120 meses. Os Estados de São Paulo e Paraná, por sua vez, apresentaram (1) o primeiro pico para os valores de diferença de datas menores que 50 meses; (2) o segundo pico nos valores entre 50 até próximo de 120 meses; e (3) o terceiro pico para valores próximos de 150/160 meses.

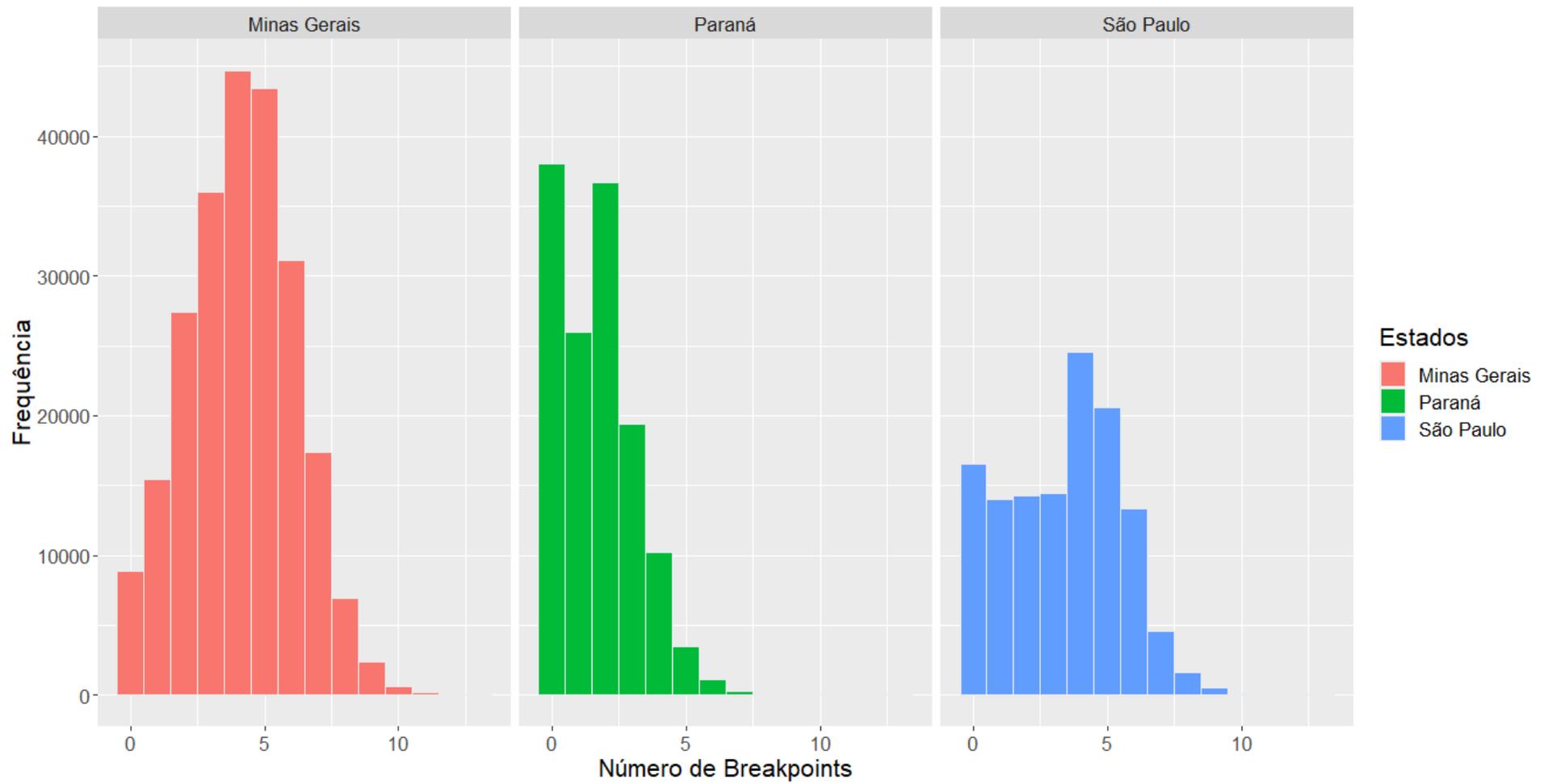


Figura 25 – Histograma do número de breakpoints para os Estados de Minas Gerais, São Paulo e Paraná.

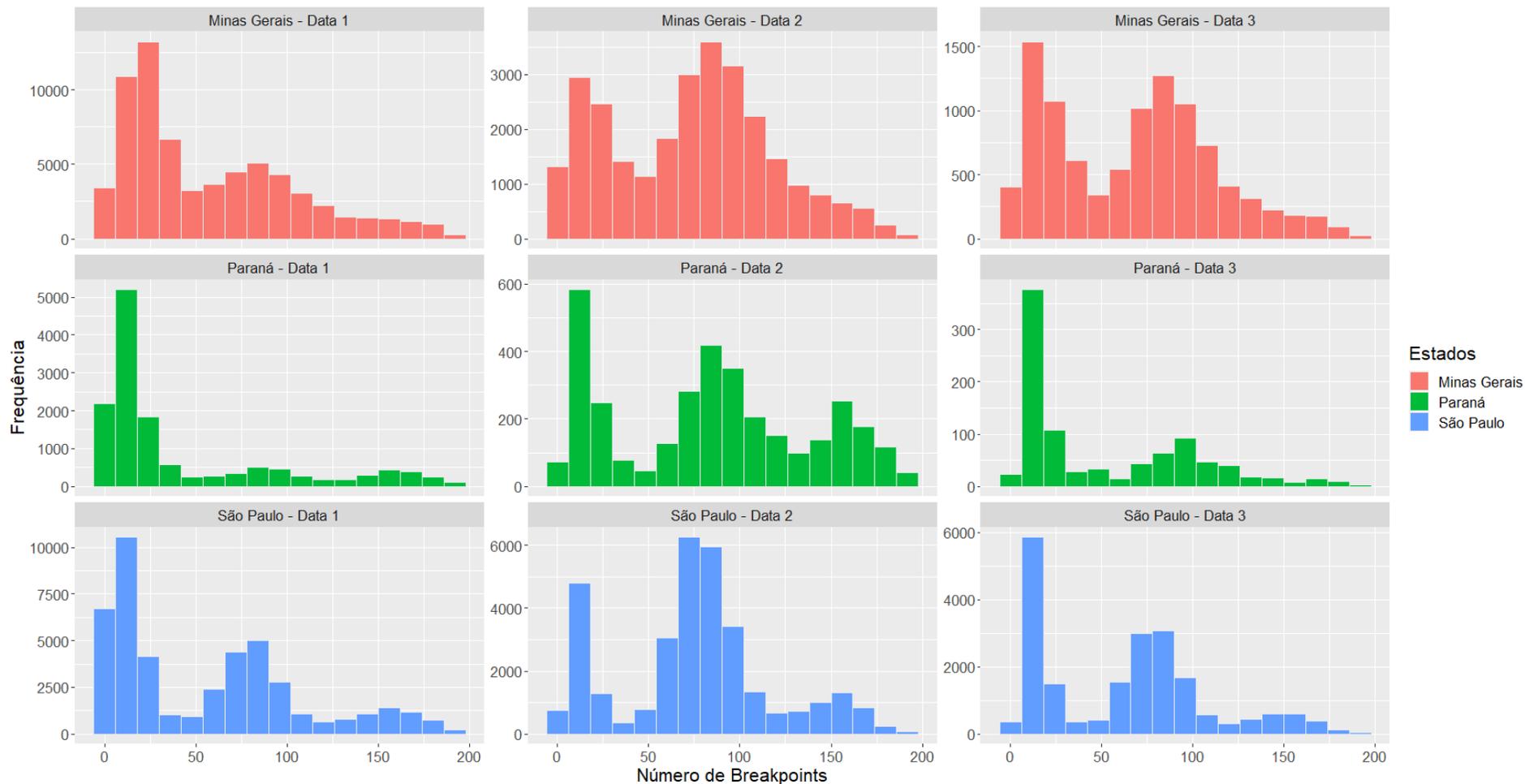


Figura 26 – Histograma da diferença das datas, em meses, do primeiro, segundo e terceiro pares de breakpoints, para os Estado de Minas Gerais, São Paulo e Paraná. O eixo Y dos gráficos possuem diferentes escalas para não prejudicar a análise dos histogramas das datas com baixa frequência de pixels.

4.3.2. Estatística espacial e criação dos mapas temáticos de produção e espécies plantadas

No presente estudo, o uso do índice de Moran (IM) teve como objetivo identificar a ocorrência de clusters entre os descritores temporais (número de breakpoints e a duração das rotações) e as variáveis do PEVS (espécies plantadas e tipo de produção da silvicultura) com o intuito de gerar uma *lookup-table* (LUT) para a criação dos *mapas temáticos de produção/espécie*. Não houve nenhuma pretensão por parte do autor de identificar mecanismos de causa e efeito ou relacionamentos similares entre as variáveis analisadas.

De forma geral, os valores significativos de IM variaram desde -0.02 até 0.55 (Tabela 2). Os maiores valores ocorreram nos pares (a) *Pinus sp.* e Madeira para Serraria e (b) as classes Breakpoints = 1 e Não Dinâmico. Já os menores valores foram observados para os pares formados entre (1) *Pinus sp.* e Madeira para Celulose e Madeira para Serraria e (2) classes com elevados números de breakpoints.

Tabela 2 - Valores do índice de Moran Global para cada par classe de descritores temporais e espécie plantada/tipo de produção da silvicultura, com destaque (em cinza) para os pares com os maiores valores, utilizados na criação da *lookup-table*.

Descritores Temporais	Área Plantada (ha) - 2017		Tipo de produção da silvicultura - 2017			
	<i>Eucalyptus sp.</i> (ha)	<i>Pinus sp.</i> (ha)	Carvão vegetal (t)	Madeira para celulose (m ³)	Madeira para serraria (m ³)	
Número de Breakpoints	1	0.278	0.514	0.082	0.322	0.325
	2	0.291	0.438	0.128	0.281	0.246
	3	0.332	0.254	0.221	0.196	0.159
	4	0.333	0.122	0.247	0.152	0.112
	5	0.314	0.042	0.278	0.085	0.082
	6	0.306	0.010	0.287	0.060	0.064
	7	0.296	-0.013	0.311	0.023	0.042
	8 ou mais	0.260	-0.022	0.264	0.009	0.031
Não Dinâmicos	0.178	0.556	0.004	0.290	0.389	
Duração das Rotações	Muito Longo	0.231	0.085	0.166	0.103	0.113
	Longo	0.282	0.067	0.204	0.126	0.112
	Médio	0.275	0.056	0.177	0.127	0.100
	Curto	0.300	0.025	0.264	0.052	0.054
	Muito Curto	0.316	0.174	0.226	0.150	0.121
	Breakpoints = 1	0.278	0.514	0.082	0.322	0.325
Não Dinâmicos	0.178	0.556	0.004	0.290	0.389	

A LUT foi criada utilizando os pares com o maior valor de IM. Com relação às *espécies plantadas* e *número de breakpoints* (Figura 27a), os maiores valores de IM ocorreram entre *Eucalyptus sp.* e as classes mais dinâmicas (3 ou mais breakpoints), e entre *Pinus sp.* e classes menos dinâmicas (2 ou menos breakpoints, e Não Dinâmico). Já

com relação às *durações das rotações* (Figura 27b), os maiores valores do IM para *Pinus* sp. ocorreram nas classes Breakpoints = 1 e Não Dinâmico; os maiores valores de IM de *Eucalyptus* sp. ocorreram em todas as outras classes.

Os valores de IM mais elevados dos pares de *Pinus* sp. foram de 0.43 a 0.55, enquanto nas áreas de *Eucalyptus* sp. foram de 0.23 a 0.33, considerando ambos os descritores temporais (número de breakpoints e diferença das datas). Ambas as espécies apresentam valores de IM decrescentes em função do aumento do número de breakpoints – de 0.33 até 0.26, para *Eucalyptus* sp., e 0.25 até -0.02, para *Pinus* sp. Não há padrão para essas espécies com relação às classes de durações das rotações.

Com relação a *tipo de produção da silvicultura* (Figura 28), a distribuição dos maiores valores de IM entre as classes apresentou padrões semelhantes entre (a) Carvão Vegetal e *Eucalyptus* sp., e (b) Madeira para Celulose e Madeira para Serraria, e *Pinus* sp. Com relação ao *número de breakpoints* (Figura 28a), a classe Carvão Vegetal apresentou os maiores valores de IM nas classes de número de breakpoints mais dinâmicas (3 ou mais breakpoints). Já as classes de Madeira para Serraria e Madeira para Celulose apresentaram os maiores valores de IM com as classes de número de breakpoints menos dinâmicas (2 ou menos breakpoints, e Não Dinâmico). Para a *duração das rotações* (Figura 28b), Madeira para Celulose e Madeira para Serraria apresentaram maiores valores de IM para as classes sem período de rotação (Breakpoints = 1 e Não Dinâmico); já Carvão Vegetal apresentou valores elevados de IM para todas as outras classes.

Considerando o *número de breakpoints*, os pares de Carvão Vegetal apresentaram valores de IM de 0.22 até 0.31; o par de Madeira para Celulose apresentou valor de 0.28, e os pares de Madeira para Serraria, 0.32 e 0.38. Já para os descritores de *duração das rotações*, os pares de Carvão Vegetal apresentaram valores de 0.16 até 0.26, o par de Madeira para Celulose, 0.32, e o par de Madeira para Serraria, 0.38.

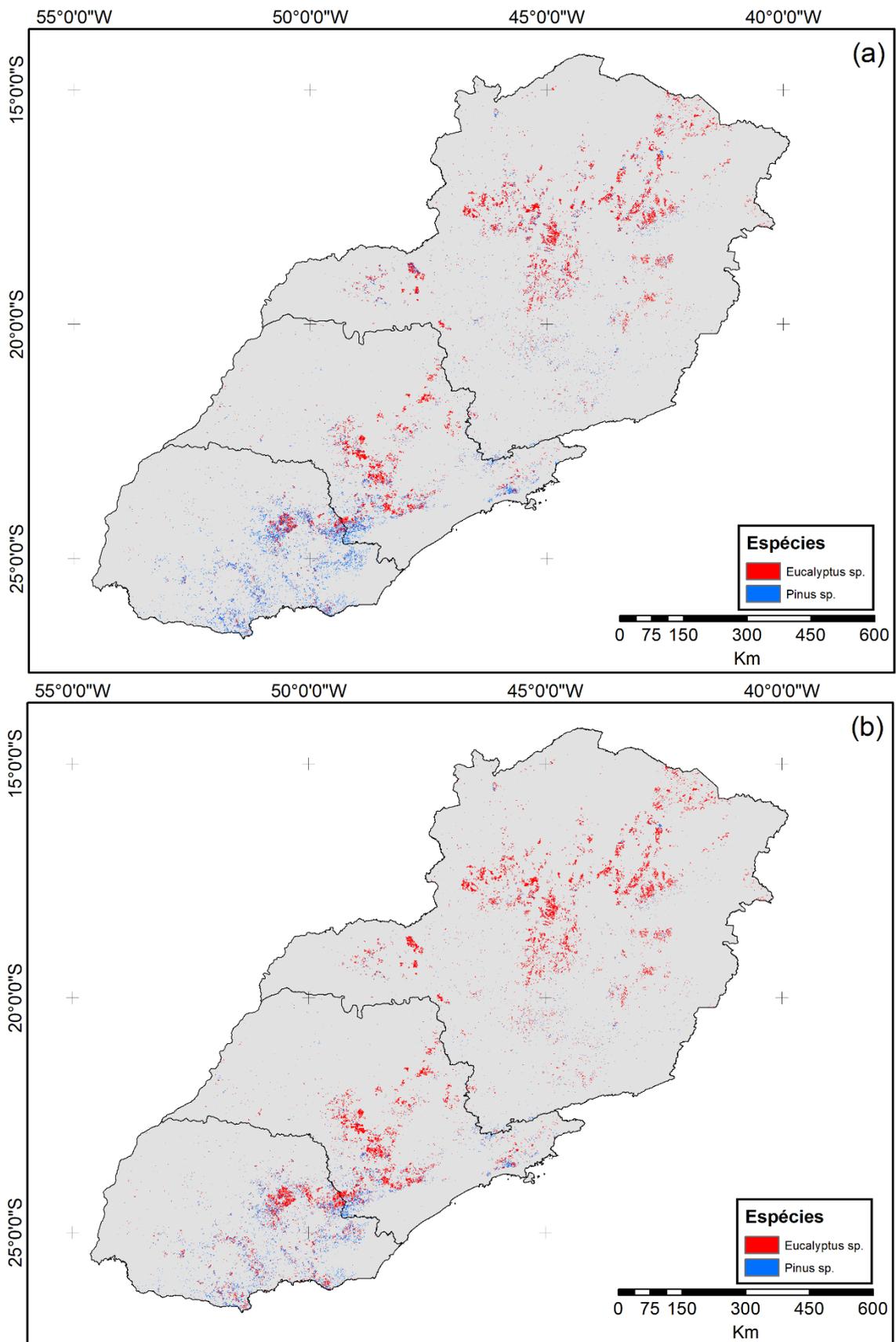


Figura 27 - Mapas de espécies plantadas criados a partir dos descritores temporais de (a) número de breakpoints e (b) duração das rotações.

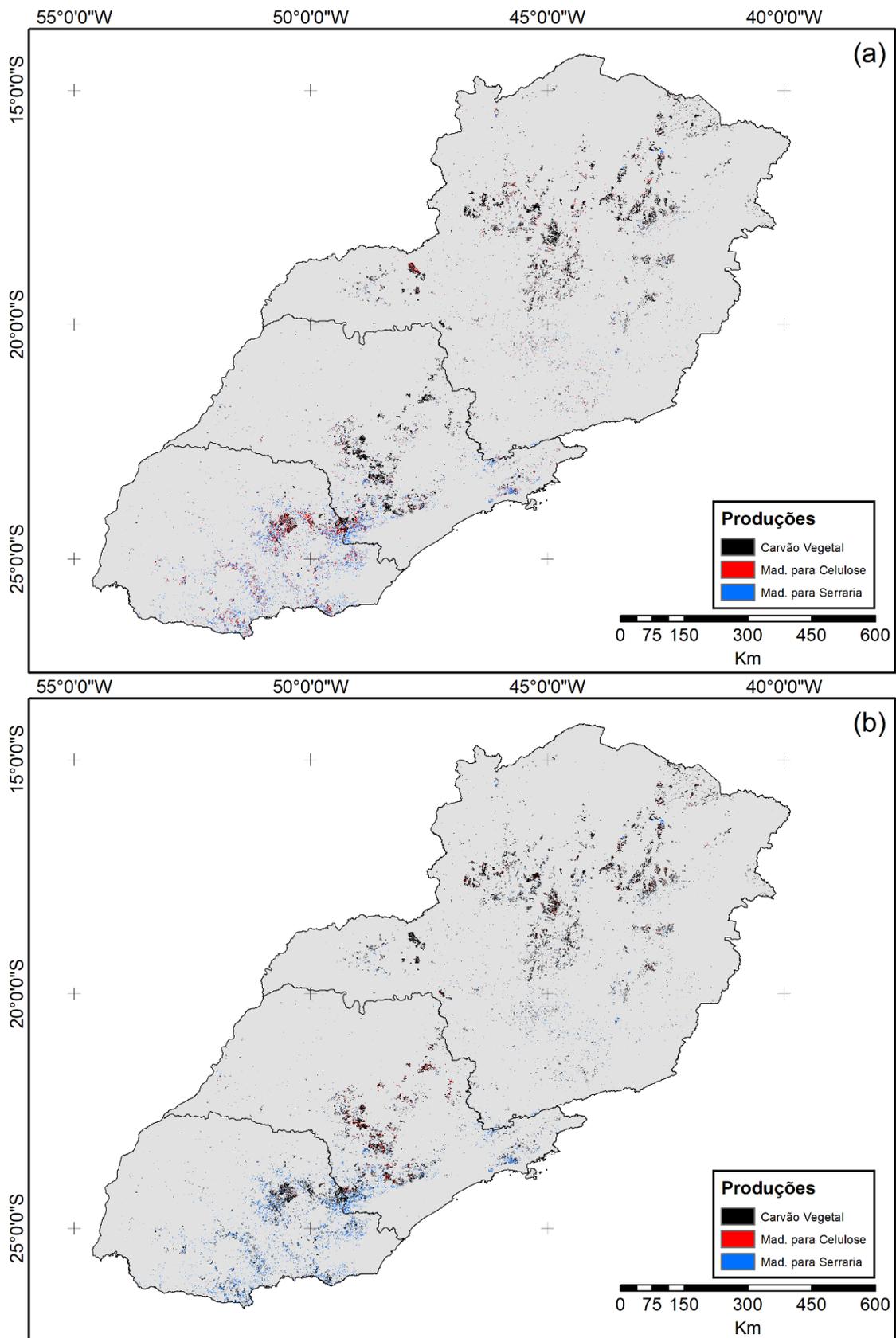


Figura 28 - Mapas de tipos de produções silviculturais criados a partir dos descritores temporais de (a) número de breakpoints e (b) duração das rotações.

4.3.3. Validação

4.3.3.1. Validação dos mapas temáticos de espécie plantada

Os mapas temáticos de espécie plantada do Estado de Minas Gerais apresentaram exatidão global de 83%, *quantity disagreement* (QD) de 3.6% e *allocation disagreement* (AD) de 13.2% para o descritor *número de breakpoints*. Para os descritores de *duração das rotações*, os mapas apresentaram 87%, 3.5% e 8.5%, para os mesmos índices, respectivamente (Tabela 3).

Tabela 3 - Exatidão Global, Quantity e Allocation Disagreements dos mapas temáticos de espécie plantada em função do descritor temporal.

<i>Minas Gerais: número de breakpoints</i>		
<i>Matriz de Confusão</i>	Eucalyptus sp.	Pinus sp.
Eucalyptus sp.	42615	3456
Pinus sp.	5362	1089
<i>Exatidão Global (%)</i>	<i>Quantity (%)</i>	<i>Allocation (%)</i>
83	3.6	13.2
<i>Minas Gerais: duração das rotações</i>		
<i>Matriz de Confusão</i>	Eucalyptus sp.	Pinus sp.
Eucalyptus sp.	45727	4102
Pinus sp.	2250	443
<i>Exatidão Global (%)</i>	<i>Quantity (%)</i>	<i>Allocation (%)</i>
87	3.5	8.5
<i>Paraná: número de breakpoints</i>		
<i>Matriz de Confusão</i>	Eucalyptus sp.	Pinus sp.
Eucalyptus sp.	5022	7857
Pinus sp.	6957	19039
<i>Exatidão Global (%)</i>	<i>Quantity (%)</i>	<i>Allocation (%)</i>
61	2.3	35.8
<i>Paraná: duração das rotações</i>		
<i>Matriz de Confusão</i>	Eucalyptus sp.	Pinus sp.
Eucalyptus sp.	7474	14541
Pinus sp.	4505	12355
<i>Exatidão Global (%)</i>	<i>Quantity (%)</i>	<i>Allocation (%)</i>
51	25.8	23.1

Os mapas temáticos de espécie plantada do Estado do Paraná, por sua vez, apresentaram exatidão global de 61% e 51%, para os descritores de *número de breakpoints* e *duração das rotações*, respectivamente. Os valores de QD e AD,

respectivamente, foram de 2.3% e 35.8%, para o descritor *número de breakpoints*, e 25.8% e 23.2% para o *descritor duração das rotações*.

4.3.3.2. Validação por ajuste de modelos de regressão lineares

O ajuste de modelos de regressão lineares é um método indireto de validação, visto a impossibilidade de realiza-los através dos métodos tradicionais de sensoriamento remoto, i.e., com índices de concordância como o *kappa* ou a exatidão global, por exemplo. O objetivo dessa análise é verificar a correlação entre os mapas temáticos de espécies plantadas e tipo de produção da silvicultura com os dados do IBGE – PEVS e os mapas de validação de florestas plantadas estaduais (EISFELD, NASCIMENTO, 2015, IEF, 2009).

De forma geral, todos os modelos apresentaram muitos valores pequenos e/ou iguais a zero. Isso se deve a alguns fatores. O primeiro deles é a natureza dos dados de validação: há muitas ocorrências desse tipo nos levantamentos do IBGE-PEVS, visto que nem todo município produz PFM ou PFMN, ou produz em pequenas quantidades. Também há grande assimetria na distribuição do tamanho dos talhões de silvicultura – há muitos talhões pequenos e poucos talhões grandes. No presente estudo, os dados foram utilizados em sua integridade, mesmo com essas características supracitadas, o que pode ter elevado a incerteza da análise e o cálculo das estatísticas dos modelos de regressão. Porém, como a validação é indireta e foi utilizada de forma a mostrar tendências gerais dos resultados, pode-se assumir que essas incertezas não prejudicarão a análise dos resultados.

Os modelos lineares ajustados entre os dados IBGE – PEVS e os mapas temáticos de espécie plantada, para os três Estados, apresentaram valores de R^2 e RMSE de 0.8 e 1003ha, respectivamente, para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Eucalyptus* sp. (Figura 29a); 0.82 e 934ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Eucalyptus* sp. (Figura 29b); 0.67 e 476ha para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Pinus* sp. (Figura 29c); e 0.61 e 445ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Pinus* sp. (Figura 29d).

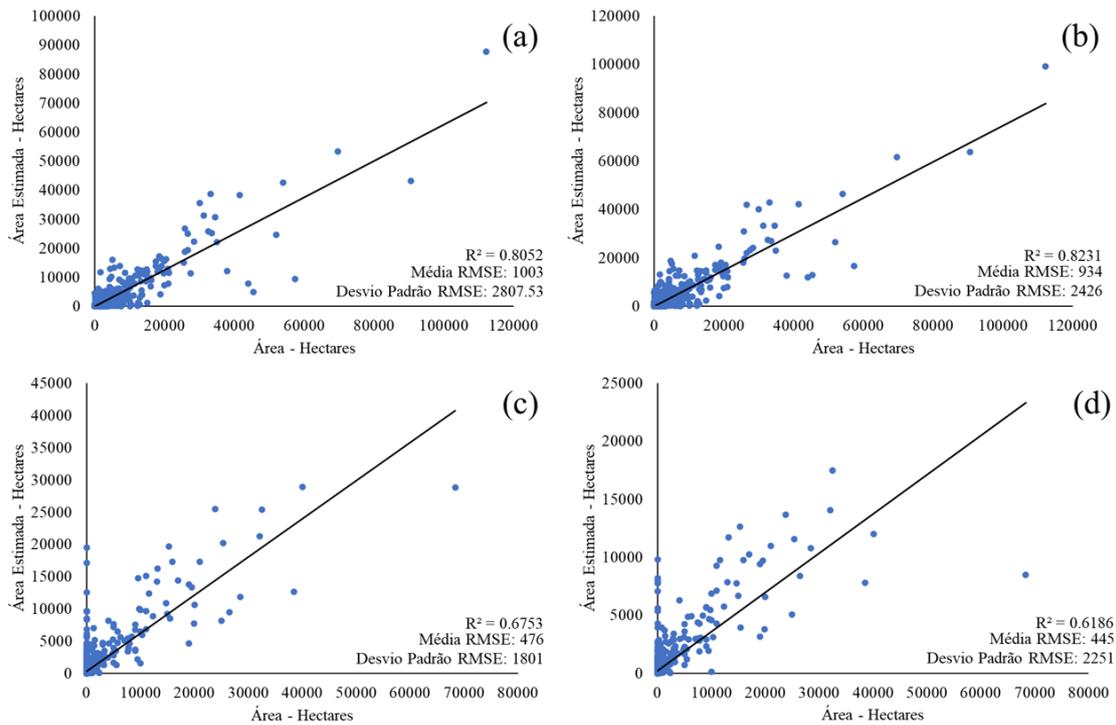


Figura 29 - Modelos de regressão linear entre (1) *área plantada por espécie*, do IBGE - PEVS, e (2) *área por espécie estimada*, do mapa temático de espécie plantada, para os três Estados. Em (a), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (b), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*; em (c), *Pinus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (d), *Pinus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*.

Considerando apenas o Estado de Minas Gerais e dados do IBGE - PEVS, os mapas temáticos de *espécie plantada* apresentaram valores de R^2 e RMSE de 0.86 e 1139ha, respectivamente, para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 30a); 0.87 e 1028ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 30b); 0.04 e 367ha para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Pinus sp.* (Figura 30c); e 0.04 e 184ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Pinus sp.* (Figura 30d).

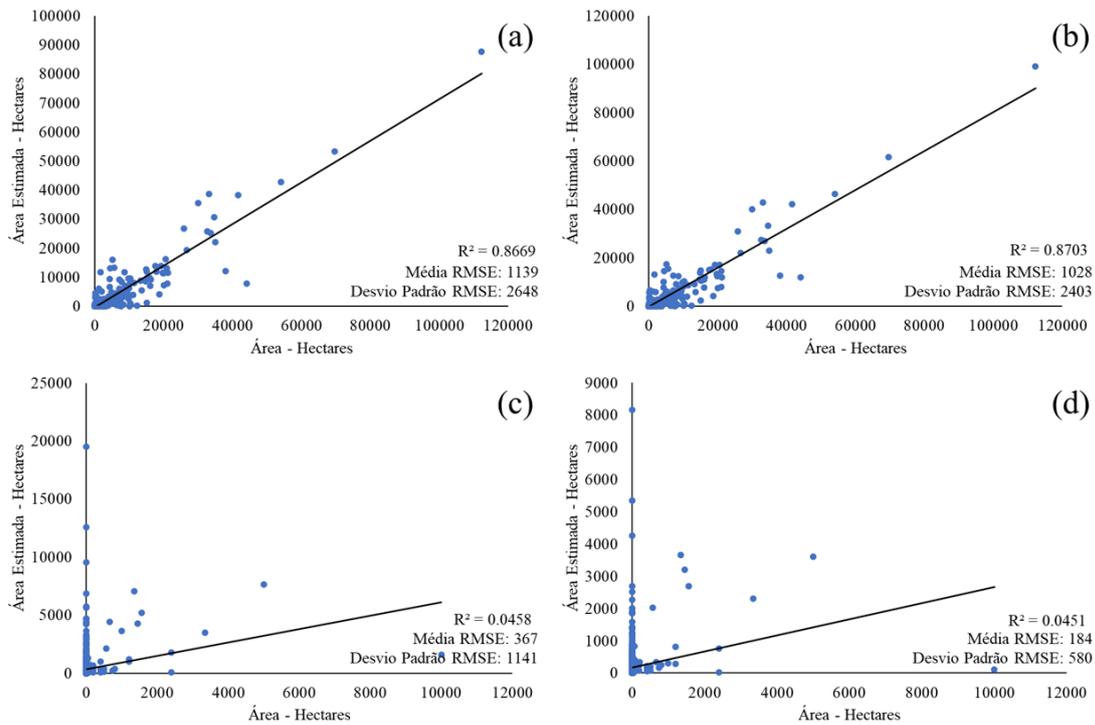


Figura 30 - Modelos de regressão linear entre (1) *área plantada por espécie*, do IBGE - PEVS, e (2) *área por espécie estimada*, do mapa temático de espécie plantada, para o Estado de Minas Gerais. Em (a), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (b), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*; em (c), *Pinus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (d), *Pinus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*.

Ainda para o Estado de Minas Gerais, os dados do IEF (IEF, 2009) e os mapas temáticos de *espécie plantada* apresentaram valores de R^2 e RMSE de 0.86 e 693ha, respectivamente, para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 31/Figura 30a); 0.84 e 768ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 31b); 0.26 e 378ha para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Pinus sp.* (Figura 31c); e 0.16 e 264ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Pinus sp.* (Figura 31d).

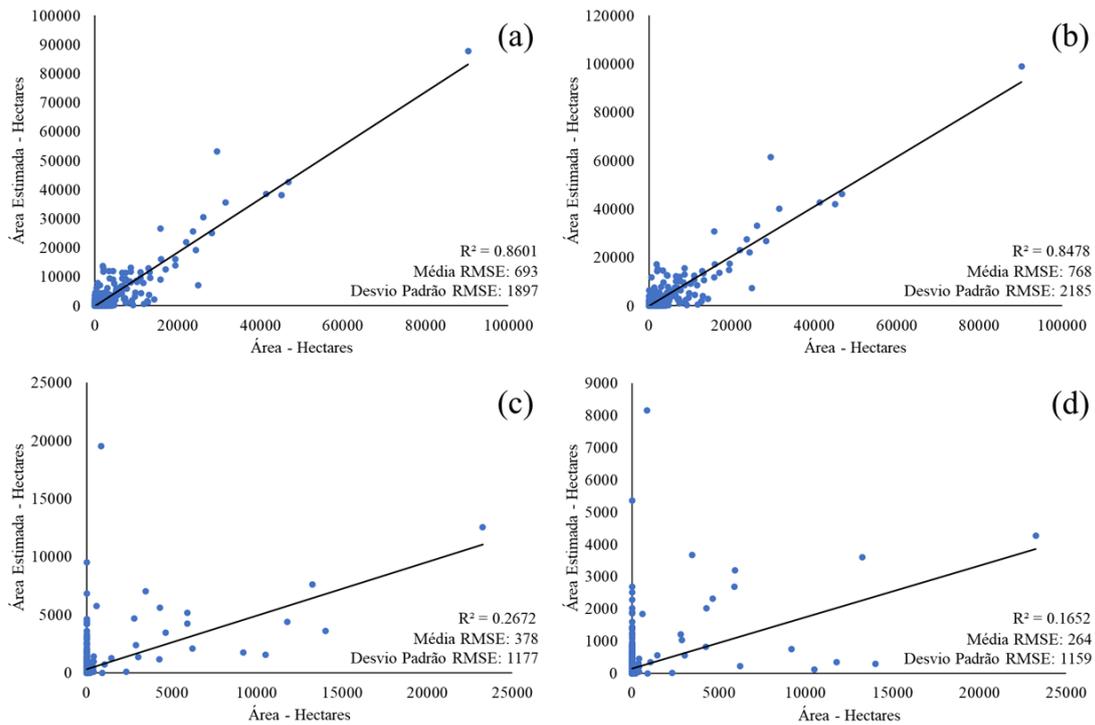


Figura 31 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados do IEF (IEF, 2009), e (2) área por espécie estimada, do mapa temático de espécie plantada, para o Estado de Minas Gerais. Em (a), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (b), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*; em (c), *Pinus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (d), *Pinus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*.

Para o Estado do Paraná e dados do IBGE - PEVS, os mapas temáticos de espécie plantada apresentaram valores de R^2 e RMSE de 0.71 e 1228ha, respectivamente, para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 32a); 0.69 e 1209ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 32b); 0.77 e 925ha para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Pinus sp.* (Figura 32c); e 0.64 e 1253ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Pinus sp.* (Figura 32d).

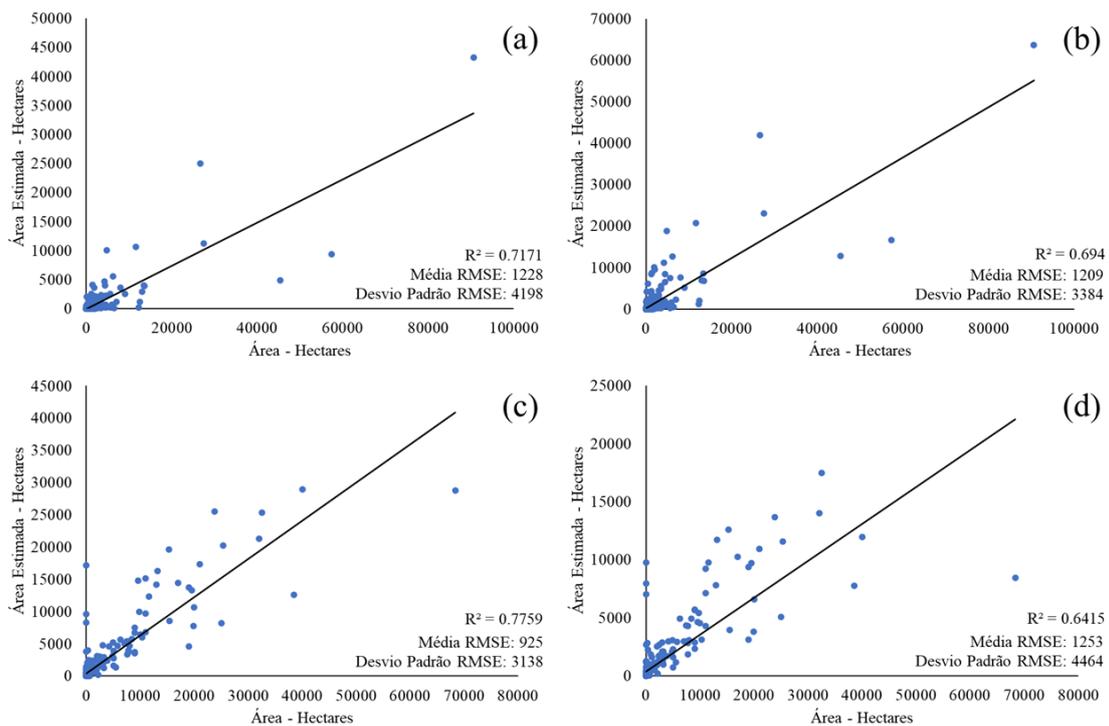


Figura 32 - Modelos de regressão linear entre (1) *área plantada por espécie*, do IBGE - PEVS, e (2) *área por espécie estimada*, do mapa temático de espécie plantada, para o Estado do Paraná. Em (a), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (b), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*; em (c), *Pinus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (d), *Pinus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*.

Ainda para o Estado do Paraná, mas considerando os dados do Instituto de Florestas do Paraná (EISFELD, NASCIMENTO, 2015), os mapas temáticos de *espécie plantada* apresentaram valores de R^2 e RMSE de 0.79 e 532ha, respectivamente, para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 33a); 0.75 e 1332ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 33b); 0.89 e 435ha para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Pinus sp.* (Figura 33c); e 0.80 e 1149ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Pinus sp.* (Figura 33d).

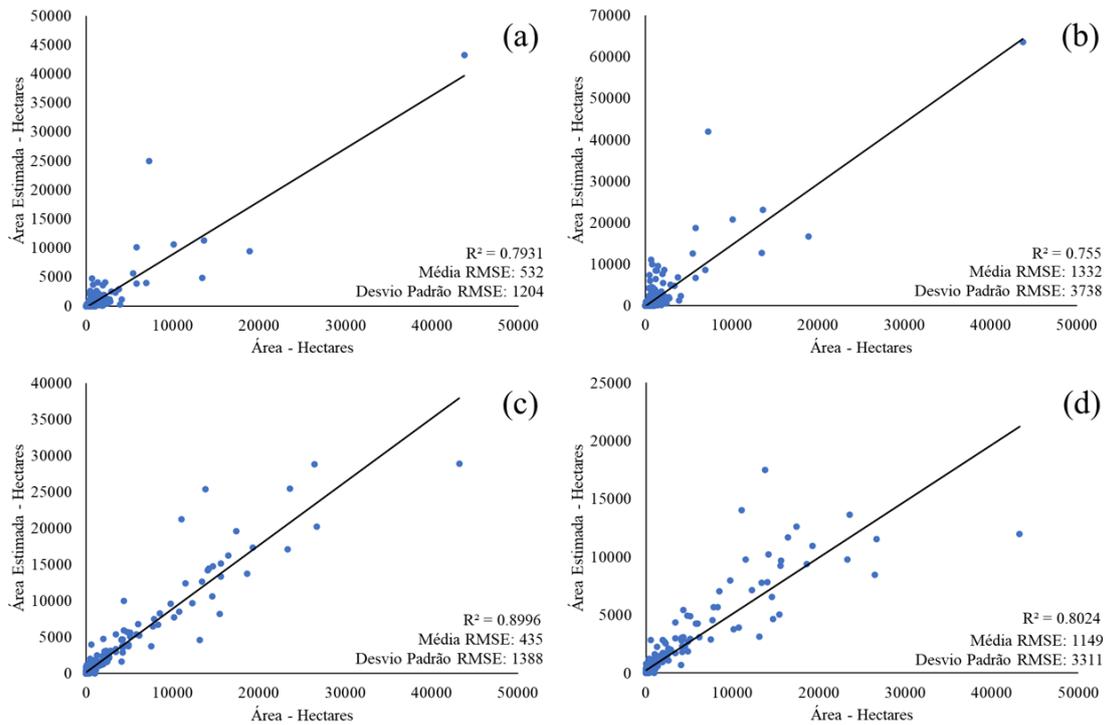


Figura 33 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados do Instituto de Florestas do Paraná (EISFELD, NASCIMENTO, 2015) e (2) *área por espécie estimada*, do mapa temático de espécie plantada, para o Estado do Paraná. Em (a), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (b), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*; em (c), *Pinus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (d), *Pinus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*.

Para o Estado de São Paulo e os dados do IBGE - PEVS, os mapas temáticos de *espécie plantada* apresentaram valores de R^2 e RMSE de 0.84 e 682ha, respectivamente, para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 34a); 0.83 e 638ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Eucalyptus sp.* (Figura 34b); 0.59 e 341ha para o descritor temporal número de breakpoints e espécie *Pinus sp.* (Figura 34c); e 0.66 e 290ha para o descritor temporal duração das rotações e espécie *Pinus sp.* (Figura 34d).

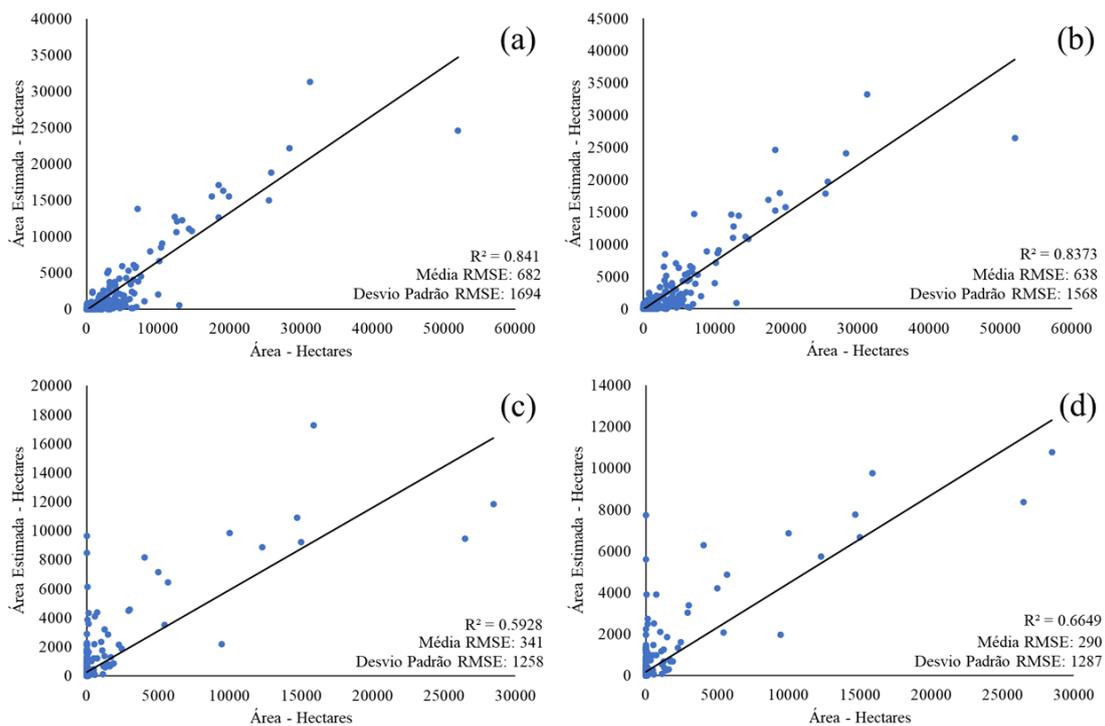


Figura 34 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados do IBGE - PEVS e (2) *área por espécie estimada*, do mapa temático de espécie plantada, para o Estado de São Paulo. Em (a), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (b), *Eucalyptus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*; em (c), *Pinus sp.* e descritor temporal *número de breakpoints*; em (d), *Pinus sp.* e descritor temporal *duração das rotações*.

Com relação aos modelos lineares ajustados para os mapas temáticos de *tipo de produção da silvicultura*, considerando os três Estados, a produção de Carvão Vegetal apresentou valores de R^2 de 0.55 e 0.50, respectivamente, para os descritores temporais de número de breakpoints (Figura 35a) e duração das rotações (Figura 35b). Por sua vez, a produção de Madeira para Celulose apresentou R^2 de 0.4 e 0.16, respectivamente, para os descritores temporais de número de breakpoints (Figura 35c) e duração das rotações (Figura 35d). Os valores de R^2 para a produção de Madeira para Serraria foram de 0.33 e 0.33, respectivamente, para os descritores temporais de número de breakpoints (Figura 35e) e duração das rotações (Figura 35f).

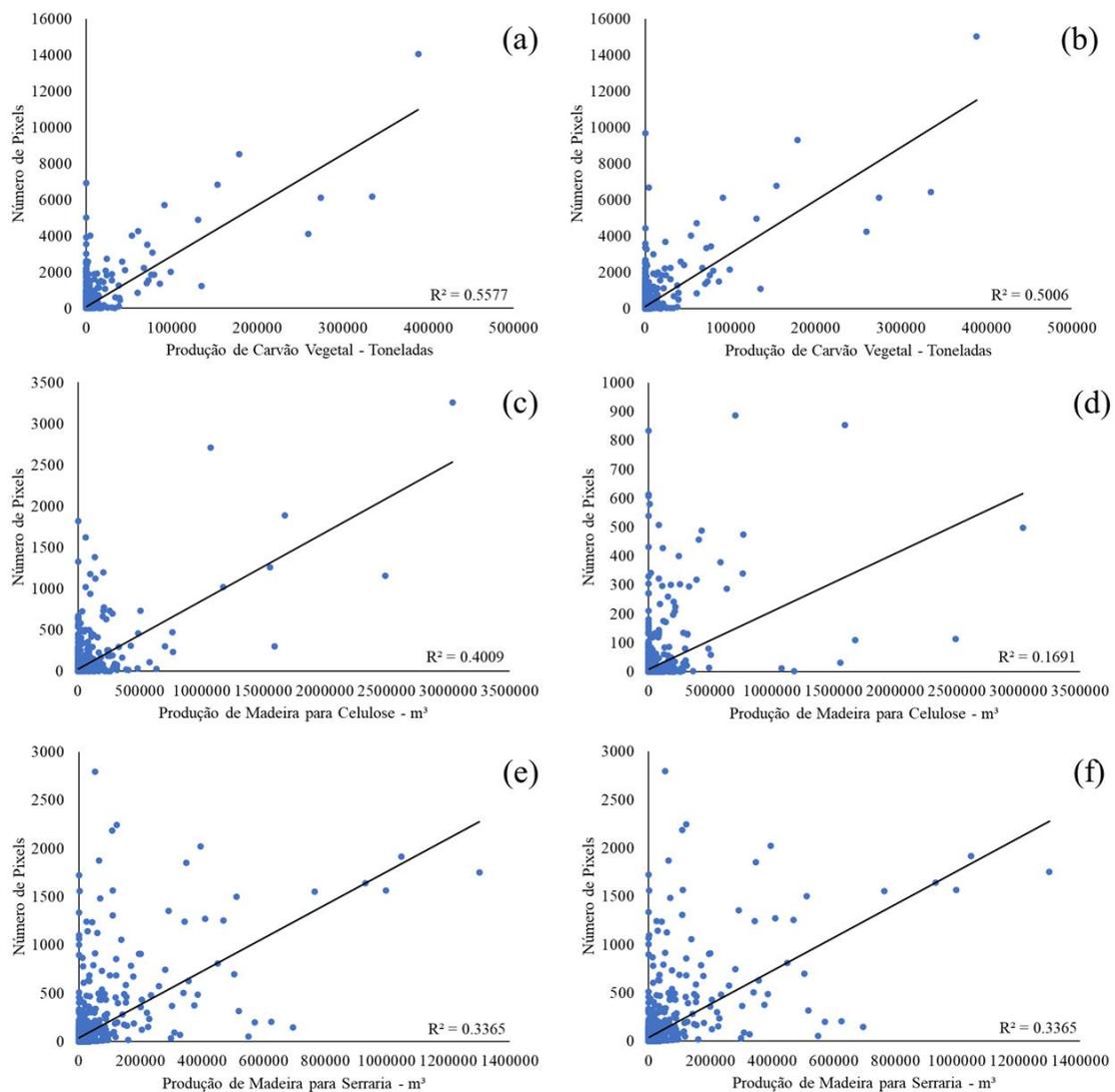


Figura 35 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados de tipo de produção da silvicultura do IBGE - PEVS e (2) o número de pixels para cada classe dos mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura, para os três Estados. Em (a) e (b), *Produção de Carvão Vegetal* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*; em (c) e (d), *Produção de Madeira para Celulose* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*; em (e) e (f), *Produção de Madeira para Serraria* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*.

Considerando o Estado de Minas Gerais, apenas a produção de Carvão Vegetal apresentou correlação forte com os mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura. Tal variável apresentou valores de R^2 de 0.74 e 0.73, respectivamente, para os descritores temporais de número de breakpoints (Figura 36a) e duração das rotações (Figura 36b). As variáveis Produção de Madeira para Celulose e Produção de Madeira para Serraria apresentaram valores de R^2 de 0.01 e 0.15 para ambos os descritores número de breakpoints e duração das rotações (Figura 36c até Figura 36f).

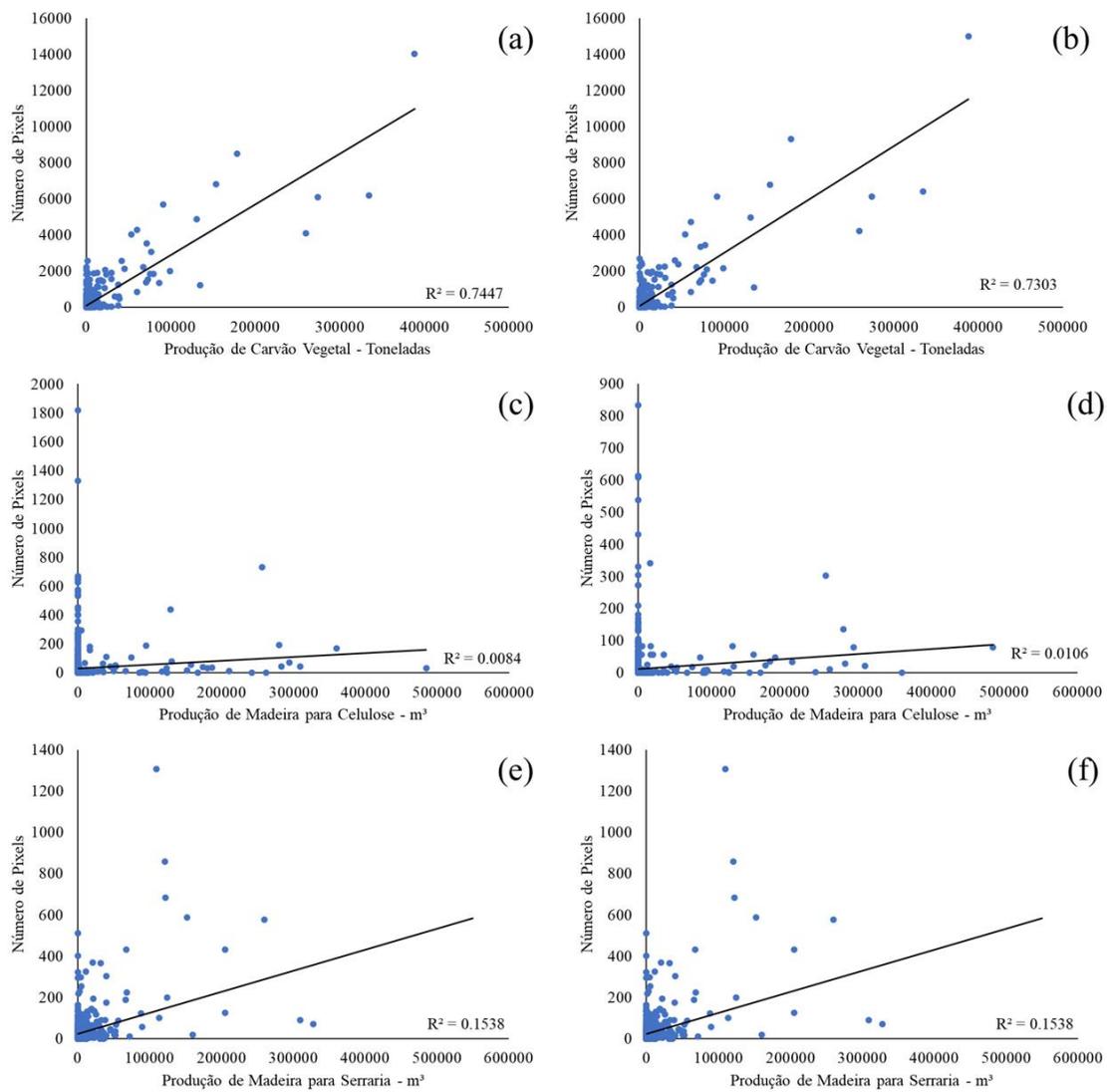


Figura 36 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados de tipo de produção da silvicultura do IBGE - PEVS e (2) o número de pixels para cada classe dos mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura, para os Estado de Minas Gerais. Em (a) e (b), *Produção de Carvão Vegetal* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*; em (c) e (d), *Produção de Madeira para Celulose* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*; em (e) e (f), *Produção de Madeira para Serraria* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*.

O Estado do Paraná, ao contrário de Minas Gerais, não apresentou correlação forte entre a produção de Carvão Vegetal e o mapa temático de tipo de produção da silvicultura, para ambos os descritores temporais. Essa variável apresentou R^2 de 0.1 e 0, respectivamente, para os descritores temporais de número de breakpoints (Figura 37a) e duração das rotações (Figura 37b). A Produção de Madeira para Celulose apresentou as correlações mais fortes, e em seguida a Produção de Madeira para Serraria. Seus R^2 foram

de 0.59 e 0.46, respectivamente, para o descritor temporal de número de breakpoints (Figura 37c e Figura 37e), e 0.63 e 0.46, respectivamente, para o descritor de duração das rotações (Figura 37d e Figura 37f).

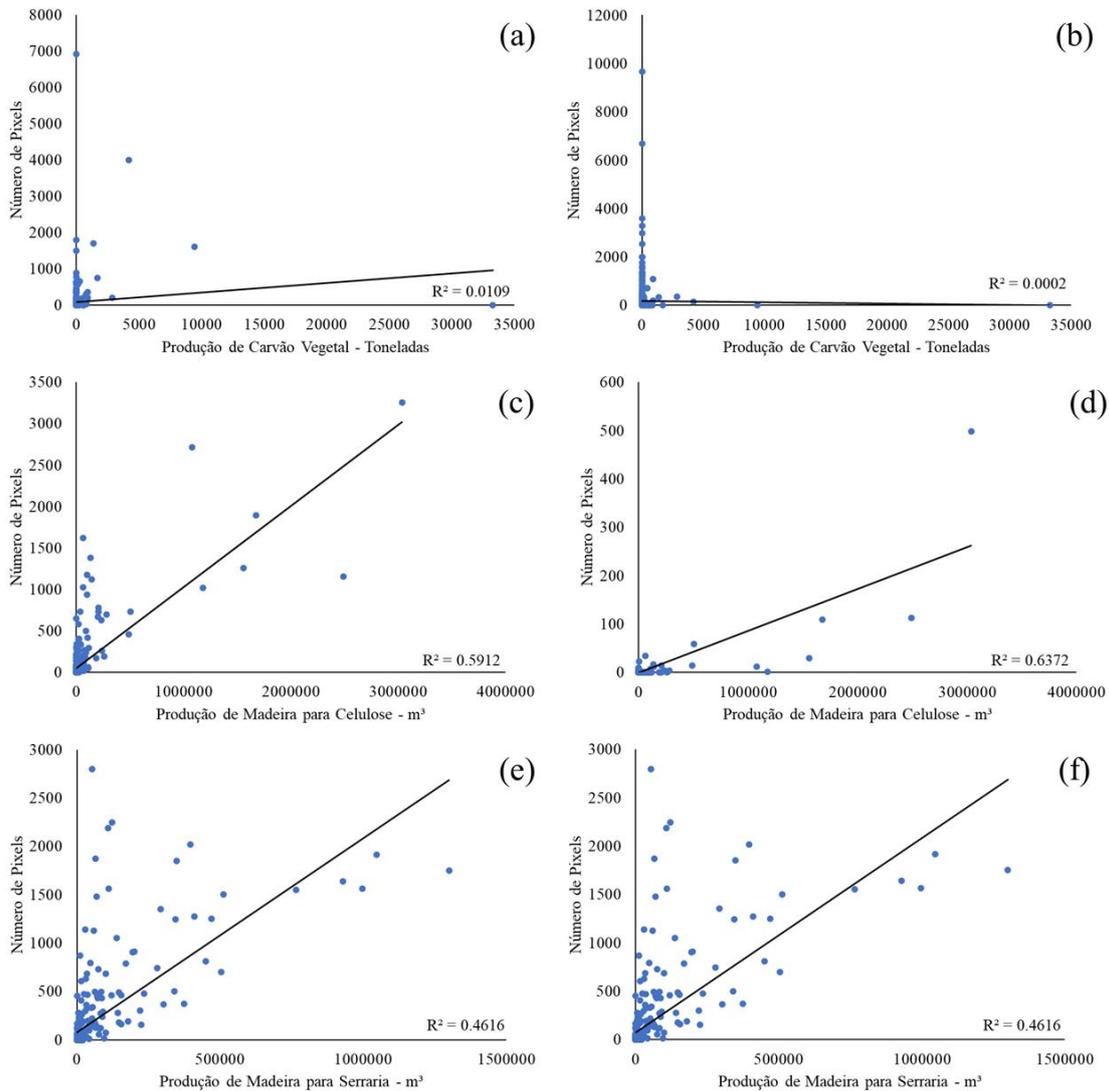


Figura 37 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados de tipo de produção da silvicultura do IBGE - PEVS e (2) o número de pixels para cada classe dos mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura, para os Estado do Paraná. Em (a) e (b), *Produção de Carvão Vegetal* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*; em (c) e (d), *Produção de Madeira para Celulose* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*; em (e) e (f), *Produção de Madeira para Serraria* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*.

São Paulo foi o Estado que apresentou as correlações mais fracas entre o mapa temático de tipo de produção da silvicultura e as diferentes tipos de produções silviculturais do IBGE - PEVS. Com exceção da Produção de Madeira para Celulose e o descritor temporal duração das rotações ($R^2 = 0.62$; Figura 38d), todas as outras

combinações de tipo de produção da silvicultura e descritor temporal apresentaram valores de R^2 iguais ou menores que 0.2 (Figura 38a, 38b, 38c, 38e e 38f).

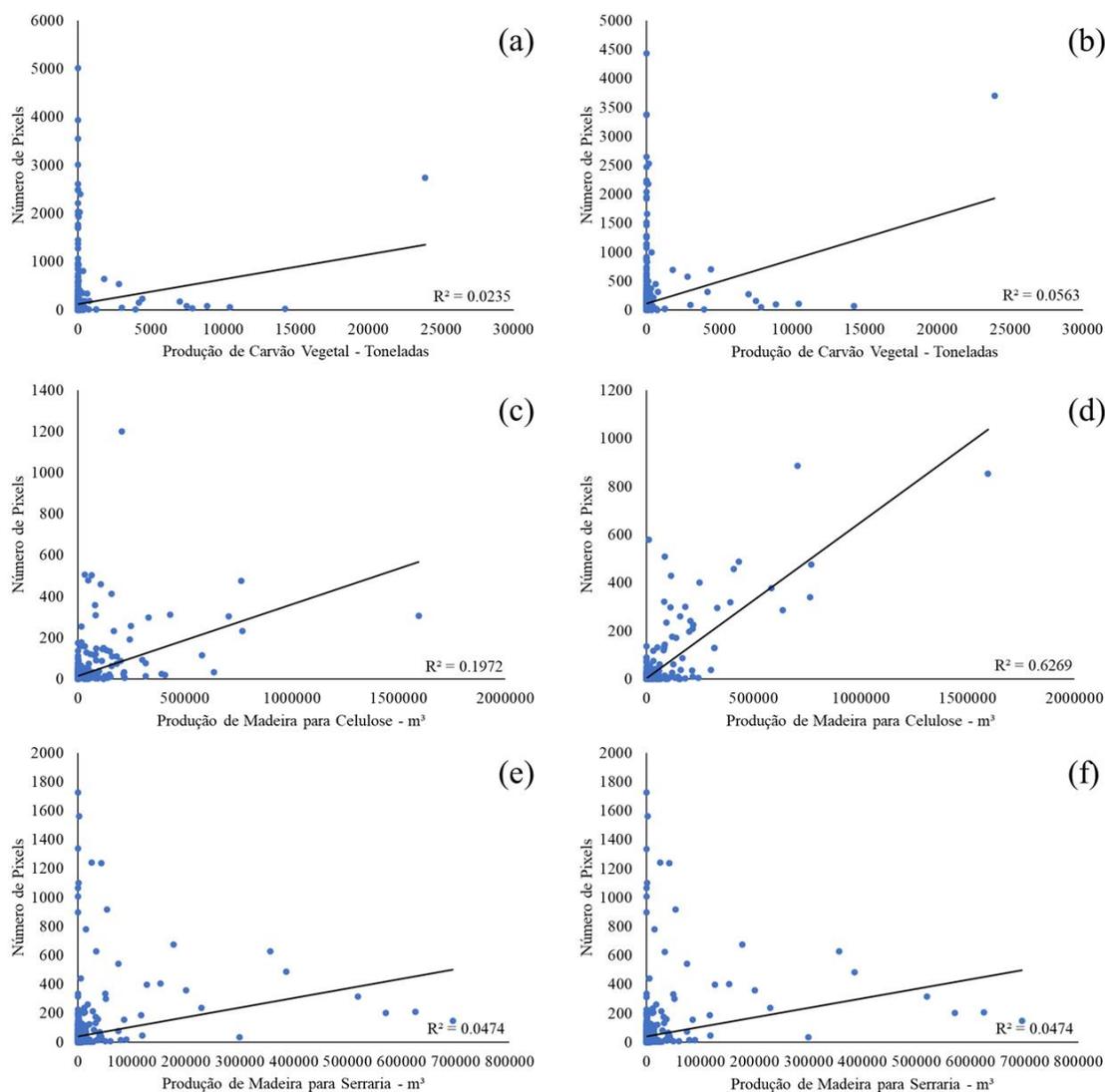


Figura 38 - Modelos de regressão linear entre (1) os dados de tipo de produção da silvicultura do IBGE - PEVS e (2) o número de pixels para cada classe dos mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura, para o Estado de São Paulo. Em (a) e (b), *Produção de Carvão Vegetal* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*; em (c) e (d), *Produção de Madeira para Celulose* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*; em (e) e (f), *Produção de Madeira para Serraria* e descritores temporais *número de breakpoints* e *duração das rotações*.

4.4. Discussão

4.4.1. Descritores temporais

Há um padrão espacial claro entre a distribuição dos valores de *número de breakpoints* entre os três Estados. Na medida em que se desloca do Estado de Minas

Gerais em direção ao Estado do Paraná (Figura 25) (1) há diminuição da frequência de pixels com valores de número de breakpoints maiores ou iguais a 5 e (2) um aumento da frequência de pixels com valores de número de breakpoints entre 0 e 2 breakpoints. O Estado de São Paulo apresentou um padrão intermediário, com um histograma apresentando frequências elevadas os valores de número de breakpoints entre 0 e 6.

Os Estados de Minas Gerais e Paraná apresentam diferenças significativas entre si: (a) suas florestas plantadas apresentam dominância de espécies diferentes – enquanto em Minas Gerais dominam florestas de *Eucalyptus* sp., no Paraná dominam florestas de *Pinus* sp. (EISFELD, NASCIMENTO, 2015, IBÁ, 2019, IEF, 2009); (b) suas florestas plantadas apresentam tipos de produções diferentes – enquanto em Minas Gerais há predomínio da produção de carvão vegetal, no Paraná destacam-se os setores produtivos de celulose e de produção de madeira para serraria (IBÁ, 2019, IBGE, 2019a); e (c) em Minas Gerais há presença do bioma Cerrado em grande parte do Estado, com ocorrência de vegetação decidual com amplitudes sazonais de NDVI acentuadas (CARVALHO JÚNIOR et al., 2006, CARVALHO JÚNIOR et al., 2008), e no Paraná há o domínio do bioma de Mata Atlântica, onde a vegetação apresenta padrões de perenefolia, e assim, amplitudes de NDVI menores.

Além disso, deve-se considerar as diferenças espectro-temporais entre as espécies de *Eucalyptus* sp. e *Pinus* sp. Em geral as plantações de *Eucalyptus* sp. apresentam um aumento rápido de NDVI no início do plantio, que alcança seu valor máximo entre 1 a 3 anos. A partir desse momento, o NDVI apresenta queda suave constante do seu valor com o aumento da idade do plantio; finalmente, há queda abrupta de NDVI na colheita (MARSDEN et al., 2010), em uma rotação média de 5 a 10 anos (IBÁ, 2019, MORA, GARCIA, 2000). Além disso, a amplitude sazonal de NDVI das plantações de *Eucalyptus* sp. intensificam-se em função do tempo: com o aumento da idade dos plantios, a distância entre os valores mínimos e máximos de NDVI aumentam, com amplitudes superiores a 0.15 (LE MAIRE et al., 2014, MARSDEN et al., 2010).

As plantações de *Pinus* sp., por sua vez, apresenta um crescimento mais lento, e o seu valor máximo de NDVI é registrado no quinto ou sexto ano de plantação, e a redução do NDVI com o aumento da idade é perceptível a partir do décimo-segundo ano de plantio (ALVARES et al., 2013). Além disso, a amplitude sazonal de NDVI com o aumento da idade do plantio, nas plantações de *Pinus* sp., é menor que as plantações de *Eucalyptus* sp.: os valores observados orbitam em torno de 0.1 (ALVARES et al., 2013, KÄFER, REX, et al., 2018, VERBESSELT et al., 2010).

Com relação aos diferentes biomas presentes nos Estados de Minas Gerais e Paraná, o NDVI é sensível à sazonalidade da vegetação, principalmente em áreas onde a vegetação apresenta decidualidade (HUETE *et al.*, 1997, HUETE *et al.*, 2002, VICENTE-SERRANO *et al.*, 2016). Assim, os biomas dos Estados podem influenciar o número de breakpoints, principalmente: (1) pelo tamanho do pixel MODIS, de 250m, que é grande o suficiente para misturar espectralmente os talhões de silvicultura com outros tipos de uso e cobertura do solo adjacentes; (2) pela série temporal de NDVI, que possui 17 anos e estende-se temporalmente à épocas onde os pixels apresentavam outros tipos de cobertura além da silvicultura, sejam agrícolas ou naturais.

Com relação ao descritor da *diferença das datas*, todos os Estados apresentaram um pico de valores entre 0 e 50 meses (*Figura 26*). De forma semelhante aos valores de *número de breakpoints*, esses picos podem estar associados (1) à mistura espectral entre pixels adjacentes, principalmente pixels com usos do solo agrícola, (2) a diferenças de datas de usos do solo pretéritos à silvicultura. Além disso, houve superestimativa do número de breakpoints, por conta da calibração do algoritmo DBEST com valores de change magnitude de 0.1, o que pode ter causado os erros na estimativa dos valores corretos de duração das rotações.

Apesar dessa característica de ruído, os outros picos de frequência dos valores das diferenças das datas foram coerentes com a espécie dominante de cada Estado. Minas Gerais apresentou um pico na frequência de valores entre 50 e 120 meses, o que condiz com as rotações médias de 5 a 10 anos relatadas na literatura para plantações de *Eucalyptus sp.* (IBÁ, 2019, MORA, GARCIA, 2000). Já os Estados do Paraná e São Paulo apresentaram picos não só coerentes com *Eucalyptus sp.*, entre 50 e 120 meses, mas também picos entre 120 e 200 meses, condizentes, por sua vez, com os valores médios superiores a 10 anos para plantações de *Pinus sp.* (ALVARES *et al.*, 2013, IBÁ, 2019).

Dessa forma, percebe-se que a calibragem do algoritmo DBEST foi suficientemente bem sucedida em detectar o número de breakpoints de forma a diferenciar a silvicultura de *Pinus sp.* e *Eucalyptus sp.* A estimativa de duração das rotações, por sua vez, foi coerente com as rotações observadas na literatura para as plantações das espécies analisadas, mas superestimou rotações curtas e muito curtas em todos os Estados.

4.4.2. Estatística espacial e criação dos mapas temáticos de produção e espécies plantadas

O Índice de Moran (IM) gerou LUTs capazes de mapear a espécie plantada e o tipo de produção da silvicultura dos Estados analisados com exatidões satisfatórias, mas apresentou problemas com relação a modelagem dos três Estados de uma só vez. As classes que apresentaram (a) maior abrangência espacial e/ou (b) maior concentração provocaram tendência na criação da LUT.

Considerando a distribuição espacial das *espécies*, plantações de *Eucalyptus* sp. espalham-se pela maior parte da área de estudo (IBGE, 2019a) (*Figura 20*), principalmente no Estado de Minas Gerais (IEF, 2009) e em grande parte de São Paulo. Por sua vez, as plantações de *Pinus* sp. concentram-se principalmente no Estado do Paraná (EISFELD, NASCIMENTO, 2015), nos municípios da porção central e sul (IBGE, 2019a) (*Figura 20*).

Padrão semelhante observa-se para os tipos de produções silviculturais (*Figura 21*): as áreas de produção de carvão vegetal são praticamente exclusivas do Estado de Minas Gerais, associadas principalmente ao gênero *Eucalyptus* e a demanda de energia por parte de grandes polos siderúrgicos (BACHA, 1998, BACHA, 1991, BACHA, 2008, SIMIONI, MOREIRA, *et al.*, 2017). Já os Estados do Paraná e de São Paulo apresentam maiores produções de madeira para celulose e para serraria. Em São Paulo essas atividades estão associadas principalmente ao gênero *Eucalyptus*, originalmente cultivado para fins de abastecimento energético das ferrovias do Estado, e que hoje atendem as indústrias de papel e celulose (BACHA, 2008). No Paraná, além do gênero *Eucalyptus*, as tipos de produções silviculturais citadas estão associadas ao gênero *Pinus*, que apresenta potencial para a produção de celulose e madeira para serraria e melhor adaptabilidade dos plantios ao clima e solos da região sul (SHIMIZU, 2008).

Por conta dessa discrepância espacial de concentração de algumas classes e difusão de outras, houve tendência na geração das LUTs. Com relação aos *mapas temáticos de espécies plantadas*, como a maior parte dos plantios de *Eucalyptus* sp. estão localizadas em Minas Gerais, em primeiro lugar, e em São Paulo, em segundo lugar, e como esses dois Estados ocupam a maior parte da área de estudo, a classe *Eucalyptus* sp. foi marcada pela dinâmica espaço-temporal dos plantios desses Estados: os maiores valores de IM foram para as classes de descritores de *número de breakpoints* com valores elevados e durações das rotações *curtas e médias* (Tabela 2). Já a classe *Pinus* sp., por conta de sua concentração no Estado do Paraná, foi definida pela dinâmica temporal

observada no Estado: menor número de breakpoints e durações das rotações mais longas, ou mesmo rotações com durações mais longas que a série temporal (Tabela 2).

Tendência similar pode ser observada para os mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura (Tabela 2): como Minas Gerais ocupa a maior parte da área de estudo e possui a maior produção de Carvão Vegetal, essa classe dominou os valores de IM elevados para grande parte dos descritores temporais de número de breakpoints e duração das rotações. As classes de produção de madeira para celulose e serraria, por sua vez, concentradas espacialmente em partes dos Estados de São Paulo e Paraná, foram eclipsadas apresentando valores de IM elevados para poucos descritores temporais.

4.4.3. Validação

Os *mapas temáticos de espécie plantadas* de Minas Gerais e Paraná apresentaram valores de Exatidão Global (EG), *Quantity Disagreement* (QD) e *Allocation Disagreement* (AD) satisfatórios (Tabela 3), principalmente considerando as discrepâncias dos mapas temáticos e os mapas de validação.

Para ambos os Estados, os erros de classificação foram principalmente de alocação, em detrimento de erros de estimativa de área, *i.e.*, a maior parte dos erros foram de classes mal posicionadas (PONTIUS, MILLONES, 2011, PONTIUS, SANTACRUZ, 2014). Esse erro está diretamente associado a tendência das classes observada na criação da LUT. A espécie classificada de forma menos exata, para cada Estado, é aquela menos dominante: *Pinus sp.* para Minas Gerais, e *Eucalyptus sp.*, para o Estado do Paraná.

O Estado de Minas Gerais apresentou índices de validação com a maior exatidão quando comparado ao Paraná. Em parte, esse padrão deve-se pela maior homogeneidade dos plantios de Minas Gerais. Em 2018, mais de 95% dos plantios do Estado de Minas eram do gênero *Eucalyptus*; para o mesmo ano, o Estado do Paraná, possuía aproximadamente 60% da área dos plantios compostos por *Pinus sp.*, e 40% de *Eucalyptus sp.* e outros gêneros (IBGE, 2019a).

Os modelos lineares, por sua vez, apresentaram resultados variados. Em geral, os modelos ajustados com os *mapas temáticos de espécie plantada* apresentaram correlações mais fortes e modelos mais consistentes entre si, quando comparados aos modelos ajustados com os *mapas temáticos do tipo de produção da silvicultura*. Essa observação faz sentido na ótica de sensoriamento remoto, visto a dificuldade (ou mesmo a impossibilidade) de estimar variáveis econômicas/humanas diretamente através da dinâmica temporal da reflectância.

Com relação às florestas plantadas, espécies diferentes apresentam níveis de reflectância e dinâmicas temporais diferentes, principalmente em florestas plantadas (ALVARES et al., 2013, LE MAIRE et al., 2011, MARSDEN et al., 2010). O comportamento espectral das florestas plantadas, como todos os comportamentos espectrais de alvos, pode ser extrapolado, observando alguns cuidados, para florestas plantadas em toda superfície da Terra.

Variáveis relacionadas a produção econômica, por sua vez, estão sujeitas a ação de muitas forças que não são espectrais. Quando municípios apresentam maior ou menor valores de tipos de produção da silvicultura, em parte isso pode ser estimado através de séries temporais de índices de vegetação – florestas plantadas com elevado número de breakpoints, por exemplo, podem ser associadas a talhões manejados e manipulados de tal forma a aumentar sua produtividade (EMBRAPA FLORESTAS, 2014, RAMOS, SERPA, *et al.*, 2006, SHIMIZU, 2008). Mesmo nesses casos, a relação é, na melhor das hipóteses, indireta.

Porém, há muitos fatores não espectrais ligados à tipo de produção da silvicultura. A expansão da silvicultura no Brasil, mesmo nos dias atuais, é ligada diretamente à procura e oferta por certas commodities como polpa para produção de papel e celulose, ou carvão vegetal (BACHA, 1998, BACHA, 1991, VALVERDE et al., 2012). Ao mesmo tempo, a maior parte das florestas plantadas no Brasil pertencem a grupos ligados a indústria de papel e celulose, produção de painéis de madeira e serraria, e siderúrgicas (BACHA, 2008, IBÁ, 2019). Assim, esses produtores podem estocar produção a fim de especular preços e controlar a procura e a demanda de produtos silviculturais. Essas ações refletem nos índices de produção, e não possuem relação com a reflectância espectral dos alvos nem com séries temporais de índices de vegetação.

4.5. Conclusões

O DBEST foi capaz de estimar descritores temporais de número de breakpoints e duração das rotações de maneira representativa das florestas plantadas dos Estados analisados. Tais descritores mostraram-se capazes de identificar florestas plantadas (a) com espécies diferentes, e com (b) tipos de produções da silvicultura diferentes, apresentando níveis de exatidões variados. A configuração utilizada no DBEST resultou em superestimativa do número de breakpoints, o que prejudicou o cálculo da duração das rotações.

A utilização do Índice de Moran bivariado para a criação de look-up tables resultou em mapas temáticos com exatidões satisfatórias para os mapas de espécie plantada, mas insuficientes para os mapas de tipo de produção da silvicultura. Porém, a metodologia mostrou-se sensível à presença de classes com disparidades em suas distribuições espaciais. Os *mapas temáticos de espécie plantada* apresentaram 60% a 80% de exatidão global e as áreas estimadas nesses mapas apresentaram correlações fortes com as áreas das classes dos mapas de validação analisados. Já os mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura, validados de maneira indireta utilizando apenas os modelos de regressão linear, apresentaram resultados com exatidões mistas e não consistentes entre si, ou entre os descritores temporais analisados.

5. Conclusões gerais

De forma geral, as hipóteses da presente tese se confirmam.

- 1) Há diferenças significativas na dinâmica das STIV observadas em áreas florestas plantadas (a) dos gêneros *Eucalyptus sp.* e *Pinus sp.*; e (b) com tipos de produção da silvicultura voltadas para carvão vegetal, madeira para celulose e madeira para serraria.
- 2) Essas diferenças observadas nas STIV para os tipos supracitados permitem a sua individualização e posterior criação de mapas temáticos de espécie plantada e de tipo de produção da silvicultura.

Há diferenças significativas na dinâmica temporal de florestas plantadas de diferentes espécies, porém essa diferença torna-se menos significativa e menos consistente quanto à identificação dos tipos de produções silviculturais. Isso se deve principalmente a fatores econômicos não-determinísticos, que não podem ser estimados a partir de séries temporais de índice de vegetação.

Os descritores temporais (número de breakpoints e duração das rotações), gerados a partir do algoritmo DBEST, foram capazes de identificar diferenças na dinâmica das espécies plantadas analisadas. Quando utilizados para a criação de mapas temáticos de espécie plantada, apresentaram exatidões globais iguais ou superiores a 60% e os modelos de regressão lineares ajustados entre os mapas temáticos e os dados do PEVS e mapas de floresta plantadas estaduais apresentaram resultados consistentes.

Já para as variáveis relacionadas aos tipos de produção da silvicultura, os resultados não foram consistentes. Apesar da falta de mapas temáticos de referência para a validação direta, os modelos ajustados apresentaram correlações fracas a médias com as variáveis do PEVS, porém os resultados não apresentaram consistência entre si.

6. Incertezas e perspectivas futuras

A metodologia dessa tese teve caráter exploratório, e foi executada de forma simples, buscando resultados objetivos que respondessem as hipóteses levantadas. Isso se deve ao fato de que o tema da presente tese foi pouco explorado pela comunidade científica em geral. Assim, há poucas referências científicas diretas para consulta, resultando em muitas incertezas na análise. Algumas dessas incertezas o autor conhecia de antemão, ou se deparou durante a elaboração da tese, optando assim por um caminho ou outro durante o percurso. Muitas outras, porém, só se apresentaram após o processo de defesa da tese, e serão respondidas em trabalhos futuros.

6.1. Incertezas

Uma das incertezas mais basais refere-se ao dado de sensoriamento remoto utilizado. O autor optou pelo produto MODIS MOD13q1 (DIDAN *et al.*, 2015; HUETE *et al.*, 1999), largamente utilizado pela comunidade científica. Porém, tal produto sofre interferências do ângulo de iluminação e de visada do sensor, o que pode causar flutuações nos valores de índice de vegetação observados (DE MOURA *et al.*, 2015; LYAPUSTIN; WANG, 2008). Os produtos MODIS da série MCD19, chamados de *Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction* (MAIAC) podem ter impactos diretos nos resultados observados, principalmente na criação dos mapas temáticos de espécie plantada.

Ainda com relação aos dados MODIS, o autor não realizou testes de sensibilidade dos produtos MOD13q1 ao tamanho do talhão de silvicultura. A partir desse teste pode-se descobrir qual é a área mínima a partir da qual as imagens MODIS detectam a silvicultura de fato. Muito dos erros de classificação observados nesse trabalho podem ser associados a talhões com áreas muito pequenas, e a delimitação correta das áreas pode aumentar a exatidão e a significância da análise.

Referenciando outro dado de sensoriamento remoto, os erros associados ao Mapbiomas devem ser investigados, visto que são gerados a partir de classificações automáticas (MAPBIOMAS, 2019b, a). Deve-se investigar a exatidão global associada à classe de uso do solo de silvicultura, e também a exatidão por área do talhão. Assim, pode-se estimar o quanto de erro dos mapas temáticos criados nessa tese são oriundos dos dados do Mapbiomas, e quanto de fato são erros associados à criação dos mapas em si.

Os testes de sensibilidade apresentados no presente trabalho (NDVI e EVI, e testes de *change magnitude* do algoritmo DBEST) precisam ser refeitos, de maneira mais rebuscada, em um trabalho próprio. Deve-se testar as diferenças entre os resultados observados estatisticamente, buscando assim delimitar o que realmente é significativo e o que não o é. Isso tornará a análise mais definitiva, ao invés de um teste exploratório.

De forma similar, a validação dos mapas apresentados deve ser realizada de forma mais rebuscada, com mapas de referência mais compatíveis entre si e/ou com pontos de controle obtidos diretamente pelo autor. Testes de significância estatística devem ser realizados entre os mapas temáticos da mesma categoria (mapas de espécie plantadas criados a partir do número de breakpoints e pela diferença das datas, por exemplo). Os resíduos da validação também podem fornecer insumos para a discussão dos resultados.

6.2. Perspectivas futuras

Há muitas frentes de pesquisa pelas quais esse trabalho pode ser continuado. A primeira frente é a utilização de mais descritores temporais na modelagem das classes, de forma conjunta e complementar. Apesar de terem sido utilizados tanto o número de breakpoints quanto a duração das rotações, ambos foram utilizados de forma independente. A utilização de outros descritores temporais pode ajudar a solucionar parte da confusão vista nos mapas temáticos de espécies plantadas. De forma similar, a utilização de descritores socioeconômicos pode aumentar a exatidão e o ajuste dos modelos de regressão linear estimados com os mapas temáticos de tipo de produção da silvicultura.

A segunda frente é a utilização de outras técnicas para a criação dos mapas temáticos. A utilização de uma look-up table, nesse trabalho, deveu-se pelo seu caráter simples e objetivo, porém essa metodologia mostrou-se sensível à uma série de variáveis que podem provocar tendências na modelagem. A utilização de métodos mais robustos, como modelos de regressão geográfica ponderada, pode aumentar a exatidão dos mapas temáticos.

A terceira frente é o pré-processamento mais robusto das séries temporais de índices de vegetação. Muitos pixels apresentaram breakpoints oriundos de classes de uso e cobertura do solo pretéritas às florestas plantadas, e isso pode ter ocasionado ruído na análise das séries e no cálculo dos descritores temporais. O pré-processamento das séries temporais de NDVI, com o intuito de eliminar as observações pré-silvicultura pode reduzir o ruído e melhorar todo o processamento dos dados como um todo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABADE, N., JÚNIOR, O., GUIMARÃES, R., *et al.* "Comparative Analysis of MODIS Time-Series Classification Using Support Vector Machines and Methods Based upon Distance and Similarity Measures in the Brazilian Cerrado-Caatinga Boundary", **Remote Sensing**, v. 7, n. 9, p. 12160–12191, 18 set. 2015.
- ABRAF. **Anuário Estatístico ABRAF 2013 - Ano Base 2012**. . Brasília, DF, [s.n.], 2013.
- ABRAF. **Anuário Estatístico da ABRAF 2012 - Ano Base 2011**. . Brasília, DF, [s.n.], 2012.
- ADAM, E., MUTANGA, O., RUGEGE, D. "Multispectral and hyperspectral remote sensing for identification and mapping of wetland vegetation: A review", **Wetlands Ecology and Management**, v. 18, n. 3, p. 281–296, 2010.
- ALBA, E., PEREIRA, R. S., DIEHL, G. F., *et al.* "Uso da resposta espectral na identificação e monitoramento de espécies florestais a partir de imagens de média resolução espacial". 2015. **Anais XVII Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, João Pessoa, PB, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, INPE**, p. 2900–2906, 2015.
- ALVARES, C. A., MUNHOZ, J. S. B., STAPE, J. L., *et al.* "Caracterização da dinâmica dos índices de vegetação NDVI e EVI em plantações de Pinus do Brasil", **Anais XVI Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 13 a 18 de abril de 2013, INPE**, p. 2866–2873, 2013.
- ANDERSON, L. O., LATORRE, M. L., SHIMABUKURO, Y. E., *et al.* **Sensor MODIS: uma abordagem geral**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, São José dos Campos, SP, 2003.
- ANDRADE, E. N. de. **O Eucalipto**. 2ª edição. São Paulo - SP., Cia. Paulista de Estradas de Ferro, 1961.
- ANSELIN, L. "Local indicators of spatial organization - LISA", **Geographical Analysis**, v. 27, n. 2, p. 1–25, 1995.
- ANTONANGELO, A., BACHA, C. J. C. "As Fases da Silvicultura no Brasil", **Revista Brasileira de Economia**, v. 52, n. 1, p. 207–238, 1998.
- BAATZ, M., SCHÄPE, A. **Multiresolution Segmentation: An Optimization Approach for High Quality Multi-Scale Image Segmentation**. 2000. Disponível em: http://www.ecognition.com/sites/default/files/405_baatz_fp_12.pdf. Acesso em: 9 mar. 2020.
- BACHA, C. J. C. "A expansão da silvicultura no Brasil", **Revista Brasileira de Economia**, v. 45, n. 1, p. 145–168, 1991.
- BACHA, C. J. C., DE BARROS, A. L. M. "Reflorestamento no Brasil: Evolução recente e perspectivas para o futuro", **Scientia Forestalis**, n. 66, p. 191–203, 2004.
- BACHA, J. C. C. "Análise da evolução do reflorestamento no Brasil", **Revista de Economia Agrícola**, v. 55, n. 2, p. 5–24, 2008.
- BADR, G., HOOGENBOOM, G., DAVENPORT, J., *et al.* "Estimating growing season length using vegetation indices based on remote sensing: A case study for vineyards in

- Washington State", **Transactions of the ASABE**, v. 58, n. 3, p. 551–564, 2015. DOI: 10.13031/trans.58.10845. .
- BANNARI, A., MORIN, D., BONN, F., *et al.* "A review of vegetation indices", **Remote Sensing Reviews**, v. 13, n. 1–2, p. 95–120, 1995.
- BANSKOTA, A., KAYASTHA, N., FALKOWSKI, M. J., *et al.* "Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review", **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 40, n. 5, p. 362–384, 2014.
- BARBOSA, C. C. de A., ATKINSON, P. M., DEARING, J. A. "Remote sensing of ecosystem services: A systematic review", **Ecological Indicators**, v. 52, p. 430–443, maio 2015.
- BARBOSA, R. A., OLIVEIRA, M. L. R., VILELA, K. F., *et al.* "EXPANSÃO DA MONOCULTURA DE EUCALIPTO DAS INDÚSTRIAS DE PAPEL E CELULOSE: UMA ARENA DE CONFLITOS AMBIENTAIS", **POLÊM!CA**, v. 19, n. 1, p. 069–090, 28 nov. 2019.
- BARET, F., GUYOT, G. "Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment", **Remote Sensing of Environment**, v. 35, n. 2–3, p. 161–173, fev. 1991.
- BÉGUÉ, A., ARVOR, D., BELLON, B., *et al.* "Remote Sensing and Cropping Practices: A Review", **Remote Sensing**, v. 10, n. 2, p. 99, 12 jan. 2018.
- BORGES, M. G., LEITE, M. E., LEITE, M. R. "Mapeamento do Eucalipto no Estado de Minas Gerais Utilizando o Sensor Modis / Using Modis Sensing to Map Eucalyptus Production in the State of Minas Gerais", **Espaço Aberto**, v. 8, n. 1, p. 53–70, 12 set. 2018.
- BROWN, J. C., JEPSON, W. E., KASTENS, J. H., *et al.* "Multitemporal, moderate-spatial-resolution remote sensing of modern agricultural production and land modification in the Brazilian Amazon", **GIScience and Remote Sensing**, v. 44, n. 2, p. 117–148, 2007.
- BULLOCK, E. L., WOODCOCK, C. E., HOLDEN, C. E. "Improved change monitoring using an ensemble of time series algorithms", **Remote Sensing of Environment**, v. 238, n. March 2018, p. 111165, 2020.
- BURRELL, A. L., EVANS, J. P., LIU, Y. "Detecting dryland degradation using Time Series Segmentation and Residual Trend analysis (TSS-RESTREND)", **Remote Sensing of Environment**, v. 197, p. 43–57, 2017.
- CABRAL, E. G., BARREIRA, S., FERREIRA, M. E., *et al.* "A silvicultura do eucalipto no estado de Goiás: um registro histórico via sensoriamento remoto", **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 39, n. 1, 31 dez. 2019.
- CAMARA, G., SOUZA, R. C. M., FREITAS, U. M., *et al.* "SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling", **Computers & Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395–403, 1996.
- CARVALHO, J. P. F. "As Bases e o Desenvolvimento da Silvicultura – Ao Encontro da Sustentabilidade", **História da Ciência e Ensino: construindo interfaces**, v. 20, p. 222–237, 29 dez. 2019.
- CARVALHO JÚNIOR, Osmar Abílio de, HERMUCHE, P. M., GUIMARÃES, R. F. "Identificação regional da Floresta Estacional Decidual na bacia do Rio Paranã a partir da análise multitemporal de imagens MODIS", **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 24,

n. 3, p. 319–332, set. 2006.

CARVALHO JÚNIOR, Osmar Abílio de, SAMPAIO, C. da S., SILVA, N. C. da, *et al.* "Classificação de padrões de savana usando assinaturas temporais NDVI do sensor MODIS no Parque Nacional Chapada dos Veadeiros", **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 26, n. 4, p. 505–517, dez. 2008.

CARVALHO JÚNIOR, Osmar A., GUIMARÃES, R. F., GILLESPIE, A. R., *et al.* "A New Approach to Change Vector Analysis Using Distance and Similarity Measures", **Remote Sensing**, v. 3, n. 11, p. 2473–2493, 18 nov. 2011.

COHEN, W. B., YANG, Z., KENNEDY, R. "Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 2. TimeSync - Tools for calibration and validation", **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 12, p. 2911–2924, 2010.

CONGALTON, R. G. "A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data", **Remote Sensing of Environment**, v. 37, n. 1, p. 35–46, 1991.

COPPIN, P., JONCKHEERE, I., NACKAERTS, K., *et al.* "Digital change detection methods in ecosystem monitoring: A review", **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, n. 9, p. 1565–1596, 2004.

COPPIN, P. R., BAUER, M. E. "Digital Change Detection in Forest Ecosystems with Remote Sensing Imagery", **Remote Sensing Reviews**, v. 13, n. 3–4, p. 207–234, 1996.

COSTA, B. S., OLIVEIRA, M. L. "FLORESTAS PLANTADAS DE EUCALIPTO NO BRASIL: UMA CULTURA NOCIVA AOS RECURSOS HÍDRICOS?", **Veredas do Direito: Direito Ambiental e Desenvolvimento Sustentável**, v. 16, n. 36, p. 123, 4 dez. 2019.

DE CASTRO, A., SIX, J., PLANT, R., *et al.* "Mapping Crop Calendar Events and Phenology-Related Metrics at the Parcel Level by Object-Based Image Analysis (OBIA) of MODIS-NDVI Time-Series: A Case Study in Central California", **Remote Sensing**, v. 10, n. 11, p. 1745, 6 nov. 2018.

DE JONG, R., VERBESSELT, J., SCHAEPMAN, M. E., *et al.* "Trend changes in global greening and browning: Contribution of short-term trends to longer-term change", **Global Change Biology**, v. 18, n. 2, p. 642–655, 2012.

DE JONG, R., VERBESSELT, J., ZEILEIS, A., *et al.* "Shifts in global vegetation activity trends", **Remote Sensing**, v. 5, n. 3, p. 1117–1133, 2013.

DEVRIES, B., VERBESSELT, J., KOOISTRA, L., *et al.* "Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series", **Remote Sensing of Environment**, v. 161, p. 107–121, 2015.

DIDAN, K., MUNOZ, A. B., SOLANO, R., *et al.* **MODIS Vegetation Index User's Guide (Collection 6)**. Tucson, Arizona, 2015.

EISFELD, R. D. L., NASCIMENTO, F. A. F. **Mapemaneto dos plantios florestais do estado do Paraná - Pinus e Eucalyptus**. Curitiba, PR, Instituto de Florestas do Paraná, 2015.

EMBRAPA FLORESTAS. "Cultivo de eucalipto em propriedades rurais: Diversificação da produção e renda", **Transferência de Tecnologia Florestal**, p. 138, 2014. Disponível em: <https://www.embrapa.br>.

FANG, X., ZHU, Q., REN, L., *et al.* "Large-scale detection of vegetation dynamics and

their potential drivers using MODIS images and BFAST: A case study in Quebec, Canada", **Remote Sensing of Environment**, v. 206, n. November 2017, p. 391–402, 2018.

FAO. **Forest Resources Assessment Working Paper 180**. Rome, Italy, 2012.

FASSNACHT, F. E., LATIFI, H., STERENĆZAK, K., *et al.* "Review of studies on tree species classification from remotely sensed data", **Remote Sensing of Environment**, v. 186, p. 64–87, 2016.

FERNANDES, P. J., VICENS, R., FURTADO, L. F. "Comparação de algoritmos de filtragem em séries temporais de NDVI/MODIS", **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 70, n. 3, p. 867–905, 30 set. 2018.

FERRAZ, D. da P. G. B., VICENS, R. S. "Desempenho do Descritor Máxima Diferença na Classificação de Plantações de Eucalipto no Estado do Rio de Janeiro", **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 71, n. 1, p. 99–121, 29 mar. 2019.

FERREIRA, J. H. D., OLIVEIRA, M. A. de, VIERO, G. P., *et al.* "DIFERENCIAÇÃO DA SILVICULTURA DE EUCALIPTO E PINUS, NA REGIÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA DO TIBAGI", **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 63, n. 2, p. 203–210, 2011. .

FORKEL, M., CARVALHAIS, N., VERBESSELT, J., *et al.* "Trend Change detection in NDVI time series: Effects of inter-annual variability and methodology", **Remote Sensing**, v. 5, n. 5, p. 2113–2144, 2013.

GAO, Y., GHILARDI, A., MAS, J. F., *et al.* "Assessing forest cover change in Mexico from annual MODIS VCF data (2000–2010)", **International Journal of Remote Sensing**, v. 39, n. 22, p. 7901–7918, 2018.

GENG, L., CHE, T., WANG, X., *et al.* "Detecting spatiotemporal changes in vegetation with the BFAST model in the Qilian Mountain region during 2000-2017", **Remote Sensing**, v. 11, n. 2, 2019.

GHOLAMNIA, M., KHANDAN, R., BONAFONI, S., *et al.* "Spatiotemporal analysis of MODIS NDVI in the semi-arid region of Kurdistan (Iran)", **Remote Sensing**, v. 11, n. 14, p. 8–12, 2019.

GLENN, E. P., NAGLER, P. L., HUETE, A. R. "Vegetation Index Methods for Estimating Evapotranspiration by Remote Sensing", **Surveys in Geophysics**, v. 31, n. 6, p. 531–555, 2010.

GLOBAL FOREST WATCH. **Global Forest Watch Open Data Portal**. 2020. Disponível em: <http://data.globalforestwatch.org>. Acesso em: 24 fev. 2020.

GROGAN, K., PFLUGMACHER, D., HOSTERT, P., *et al.* "Mapping clearances in tropical dry forests using breakpoints, trend, and seasonal components from modis time series: Does forest type matter?", **Remote Sensing**, v. 8, n. 8, 2016.

GUERRA, C. A., ROSA, I. M. D., PEREIRA, H. M. "Change versus stability: are protected areas particularly pressured by global land cover change?", **Landscape Ecology**, v. 34, n. 12, p. 2779–2790, 2019.

HARRIS, N., GOLDMAN, E., GIBBES, S. **Spatial Database of Planted Trees (SDPT) Version 1.0**. 2020. Disponível em: <http://www.globalforestwatch.org>. Acesso em: 25 fev. 2020.

- HAYES, D. J., SADER, S. A. "Comparison of change-detection techniques for monitoring tropical forest clearing and vegetation regrowth in a time series", **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 67, n. 9, p. 1067–1075, 2001.
- HOLMGREN, P., THURESSON, T. "Satellite remote sensing for forestry planning—A review", **Scandinavian Journal of Forest Research**, v. 13, n. 1–4, p. 90–110, 1998.
- HOMOLOVÁ, L., MALENOVSKÝ, Z., CLEVERS, J. G. P. W., *et al.* "Review of optical-based remote sensing for plant trait mapping", **Ecological Complexity**, v. 15, p. 1–16, set. 2013.
- HORION, S., IVITS, E., DE KEERSMAECKER, W., *et al.* "Mapping European ecosystem change types in response to land-use change, extreme climate events, and land degradation", **Land Degradation and Development**, v. 30, n. 8, p. 951–963, 2019.
- HUETE, A. R., LIU, H. Q., BATCHILY, K., *et al.* "A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS", **Remote Sensing of Environment**, v. 59, n. 3, p. 440–451, 1997.
- HUETE, A., DIDAN, K., MIURA, T., *et al.* "Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices", **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1–2, p. 195–213, 30 nov. 2002.
- HUETE, Alfredo, JUSTICE, C., LEEUWEN, W. van. **MODIS Vegetation Index (MOD 13). Algorithm Theoretical Basis Document**. Charlottesville, VA, 1999.
- HUFKENS, K., FRIEDL, M., SONNENTAG, O., *et al.* "Linking near-surface and satellite remote sensing measurements of deciduous broadleaf forest phenology", **Remote Sensing of Environment**, v. 117, p. 307–321, 2012.
- HUSSAIN, M., CHEN, D., CHENG, A., *et al.* "Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches", **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 80, p. 91–106, 2013.
- IBÁ. **Relatório Anual 2016**. São Paulo, SP, Indústria Brasileira de Árvores, 2016.
- IBÁ. **Relatório Anual 2017**. São Paulo, SP, Indústria Brasileira de Árvores, 2017.
- IBÁ. **Relatório Anual 2019**. São Paulo, SP, Indústria Brasileira de Árvores, 2019.
- IBGE. **Monitoramento da Cobertura e Uso da Terra do Brasil 2014-2016**. . Rio de Janeiro, RJ, 2018.
- IBGE. **Produção da Extração Vegetal e da Silvicultura - Informativo**. Rio de Janeiro, RJ, 2019a.
- IBGE. **Produção da Extração Vegetal e da Silvicultura - Notas Técnicas**, 2019b.
- IEF. **Mapas da cobertura vegetal e uso do solo**. 2009. Disponível em: <http://idesisema.meioambiente.mg.gov.br/>. Acesso em: 3 ago. 2020.
- JAMALI, S., JÖNSSON, P., EKLUNDH, L., *et al.* "Detecting changes in vegetation trends using time series segmentation", **Remote Sensing of Environment**, v. 156, p. 182–195, 2015.
- JARCHOW, C., DIDAN, K., BARRETO-MUÑOZ, A., *et al.* "Application and Comparison of the MODIS-Derived Enhanced Vegetation Index to VIIRS, Landsat 5 TM and Landsat 8 OLI Platforms: A Case Study in the Arid Colorado River Delta,

- Mexico", **Sensors**, v. 18, n. 5, p. 1546, 13 maio 2018.
- JIN, S., SADER, S. A. "MODIS time-series imagery for forest disturbance detection and quantification of patch size effects", **Remote Sensing of Environment**, v. 99, n. 4, p. 462–470, 2005.
- KÄFER, P. S., REX, F. E., BREUNIG, F. M., *et al.* "MODELING PINUS ELLIOTTII GROWTH WITH MULTITEMPORAL LANDSAT DATA: A STUDY CASE IN SOUTHERN BRAZIL", **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 24, n. 3, p. 286–299, ago. 2018.
- KENNEDY, R. E., COHEN, W. B., SCHROEDER, T. A. "Trajectory-based change detection for automated characterization of forest disturbance dynamics", **Remote Sensing of Environment**, v. 110, n. 3, p. 370–386, 2007.
- KENNEDY, R. E., YANG, Z., COHEN, W. B. "Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr - Temporal segmentation algorithms", **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 12, p. 2897–2910, 2010.
- KUPLICH, T. M., MOREIRA, A., FONTANA, D. C. "Série temporal de índice de vegetação sobre diferentes tipologias vegetais no Rio Grande do Sul", **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 17, n. 10, p. 1116–1123, 2013.
- LAMBERT, J., JACQUIN, A., DENUX, J. P., *et al.* "Comparison of two remote sensing time series analysis methods for monitoring forest decline", **2011 6th International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images, Multi-Temp 2011 - Proceedings**, p. 93–96, 2011.
- LAMBERT, Jonas, DENUX, J. P., VERBESSELT, J., *et al.* "Detecting clear-cuts and decreases in forest vitality using MODIS NDVI time series", **Remote Sensing**, v. 7, n. 4, p. 3588–3612, 2015.
- LAMBERT, Jonas, DRENOU, C., DENUX, J. P., *et al.* "Monitoring forest decline through remote sensing time series analysis", **GIScience and Remote Sensing**, v. 50, n. 4, p. 437–457, 2013.
- LE MAIRE, G., DUPUY, S., NOUVELLON, Y., *et al.* "Mapping short-rotation plantations at regional scale using MODIS time series: Case of eucalypt plantations in Brazil", **Remote Sensing of Environment**, v. 152, p. 136–149, 2014.
- LE MAIRE, G., MARSDEN, C., NOUVELLON, Y., *et al.* "MODIS NDVI time-series allow the monitoring of Eucalyptus plantation biomass", **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 10, p. 2613–2625, out. 2011.
- LE MAIRE, G., MARSDEN, C., VERHOEF, W., *et al.* "Leaf area index estimation with MODIS reflectance time series and model inversion during full rotations of Eucalyptus plantations", **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 2, p. 586–599, 2011.
- LI, X., TIAN, Y., ZHENG, X., *et al.* "Characterizing 40 years of natural Pinus sylvestris var. mongolica carbon stocks in Northeast China using stand age from remote sensing time series", **International Journal of Remote Sensing**, v. 41, n. 6, p. 2391–2409, 2020.
- LIAGHAT, S., BALASUNDRAM, S. K. "A Review: The Role of Remote Sensing in Precision Agriculture", **American Journal of Agricultural and Biological Sciences**, v. 5, n. 1, p. 50–55, 2010.

- LIU, H. Q., HUETE, A. "A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise", **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 33, n. 2, p. 457–465, mar. 1995.
- LIU, Z., YANG, J., DWOMOH, F. "Mapping recent burned patches in Siberian larch forest using landsat and MODIS data", **European Journal of Remote Sensing**, v. 49, p. 861–887, 2016.
- LU, M., PEBESMA, E., SANCHEZ, A., *et al.* "Spatio-temporal change detection from multidimensional arrays: Detecting deforestation from MODIS time series", **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 117, p. 227–236, 2016.
- MAPA. **Plano nacional de desenvolvimento de florestas plantadas.** . Brasília, DF, 2018.
- MAPBIOMAS. **Agriculture and Forest Plantation - Appendix.** 2019. Disponível em: <https://mapbiomas.org/atbd-3>. Acesso em: 25 fev. 2020.
- MAPBIOMAS. **Projeto MapBiomas - Coleção 4 da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso de Solo do Brasil.** 2020. Disponível em: <http://mapbiomas.org/>. Acesso em: 21 fev. 2020.
- MARSDEN, C., LE MAIRE, G., STAPE, J.-L., *et al.* "Relating MODIS vegetation index time-series with structure, light absorption and stem production of fast-growing Eucalyptus plantations", **Forest Ecology and Management**, v. 259, n. 9, p. 1741–1753, abr. 2010.
- MEIRA, R. B., CARELLI, M. N. "Notas Sobre Florestas no Brasil da Primeira República: Silvicultura, Preservação da Natureza e Agricultura", **Fronteiras: Journal of Social, Technological and Environmental Science**, v. 4, n. 1, p. 301–312, 2015.
- MORA, A. L., GARCIA, C. H. **A Cultura do Eucalipto No Brasil.** São Paulo, SP., SBS - Sociedade Brasileira de Silvicultura, 2000.
- MORETTIN, P. A., TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais.** 2ª edição ed. São Paulo, SP, Editora Edgard Blucher, 2006.
- MOSLEH, M. K., HASSAN, Q. K., CHOWDHURY, E. H. "Application of remote sensors in mapping rice area and forecasting its production: A review", **Sensors (Switzerland)**, v. 15, n. 1, p. 769–791, 2015.
- MURILLO-SANDOVAL, P. J., HILKER, T., KRAWCHUK, M. A., *et al.* "Detecting and attributing drivers of forest disturbance in the Colombian andes using landsat time-series", **Forests**, v. 9, n. 5, p. 1–16, 2018.
- MYNENI, R. B., HALL, F. G., SELLERS, P. J., *et al.* "The Interpretation of Spectral Vegetation Indexes", **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 33, n. 2, p. 481–486, 1995.
- NAGRAJ, G. M., KAREGOWDA, A. G. "Crop Mapping using SAR Imagery: An Review", **International Journal of Advanced Research in Computer Science**, v. 7, n. 7, p. 47–52, 2016.
- PAYN, T., CARNUS, J.-M., FREER-SMITH, P., *et al.* "Changes in planted forests and future global implications", **Forest Ecology and Management**, v. 352, p. 57–67, set. 2015.
- PERRY, C. R., LAUTENSCHLAGER, L. F. "Functional equivalence of spectral

- vegetation indices", **Remote Sensing of Environment**, v. 14, n. 1–3, p. 169–182, jan. 1984.
- POLYKRETIS, C., GRILLAKIS, M. G., ALEXAKIS, D. D. "Exploring the Impact of Various Spectral Indices on Land Cover Change Detection Using Change Vector Analysis: A Case Study of Crete Island, Greece", **Remote Sensing**, v. 12, n. 2, p. 319, 18 jan. 2020.
- PONTIUS, R. G., MILLONES, M. "Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment", **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 15, p. 4407–4429, 10 ago. 2011.
- PONTIUS, R. G., SANTACRUZ, A. "Quantity, exchange, and shift components of difference in a square contingency table", **International Journal of Remote Sensing**, v. 35, n. 21, p. 7543–7554, 2 nov. 2014.
- PONZONI, F. J., SHIMABUKURO, Y. E. "Relação entre índices de vegetação (NDVI e SAVI) e parâmetros biométricos de plantios de *Eucalyptus urophylla* e *Eucalyptus camaldulensis* em Cachoeira do Manteiga (MG)", **Revista Árvore**, v. 22, n. 3, p. 357–366, 1998.
- QIU, B., ZOU, F., CHEN, C., *et al.* "Automatic mapping afforestation, cropland reclamation and variations in cropping intensity in central east China during 2001–2016", **Ecological Indicators**, v. 91, n. March, p. 490–502, 2018.
- QU, L., HUANG, Y., YANG, L., *et al.* "Vegetation Restoration in Response to Climatic and Anthropogenic Changes in the Loess Plateau, China", **Chinese Geographical Science**, v. 30, n. 1, p. 89–100, 2020.
- R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Viena, Austria, 2018.
- RAMOS, M. G., SERPA, P. N., SANTOS, C. B. dos, *et al.* **Manual de silvicultura I – Cultivo e manejo de florestas plantadas**. Florianópolis - SC, Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão S.A. - Epagri, 2006.
- RIBASKI, J. **Tecnologias Silviculturais para a Produção de Florestas Energéticas. Documentos**. Colombo, PR, 2017.
- ROSENQVIST, Å., MILNE, A., LUCAS, R., *et al.* "A review of remote sensing technology in support of the Kyoto Protocol", **Environmental Science and Policy**, v. 6, n. 5, p. 441–455, 2003.
- SAKAMOTO, T., YOKOZAWA, M., TORITANI, H., *et al.* "A crop phenology detection method using time-series MODIS data", **Remote Sensing of Environment**, v. 96, n. 3–4, p. 366–374, 30 jun. 2005.
- SCHMIDT, M., LUCAS, R., BUNTING, P., *et al.* "Multi-resolution time series imagery for forest disturbance and regrowth monitoring in Queensland, Australia", **Remote Sensing of Environment**, v. 158, p. 156–168, 2015.
- SCHNUR, M. T., XIE, H., WANG, X. "Estimating root zone soil moisture at distant sites using MODIS NDVI and EVI in a semi-arid region of southwestern USA", **Ecological Informatics**, v. 5, n. 5, p. 400–409, set. 2010.
- SCHULTZ, M., CLEVERS, J. G. P. W., CARTER, S., *et al.* "Performance of vegetation indices from Landsat time series in deforestation monitoring", **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 52, n. May 2012, p.

318–327, 2016.

SHIMIZU, J. Y. **Pínus na Silvicultura Brasileira**. Colombo, PR, Embrapa Florestas, 2008. Disponível em:
<http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/179582/1/Pinus-na-silvicultura-brasileira.pdf>.

SILVA, C. Y. de O. da, TRENTIN, A. B. "Análise temporal do NDVI em áreas de silvicultura pela ferramenta SATVEG". 2018. **Anais [...]** Santana do Livramento, RS, Universidade Federal do Pampa, 2018. p. 1689–1699.

SILVA, T. L. A. da. "A apropriação capitalista da silvicultura no Brasil e sua lógica de produção do espaço", **Terra Livre**, v. 50, n. 1, p. 159–199, 2018. .

SIMIONI, F. J., MOREIRA, J. M. M. Á. P., FACHINELLO, A. L., *et al.* "Evolução e concentraçõa da produção de lenha e carvão vegetal da silvicultura no Brasil", **Ciência Florestal**, v. 27, n. 2, p. 731–742, 2017.

SINGH, A. "Digital change detection techniques using remotely-sensed data", **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, n. 6, p. 989–1003, 8 jun. 1989.

SJÖSTRÖM, M., ARDÖ, J., ARNETH, A., *et al.* "Exploring the potential of MODIS EVI for modeling gross primary production across African ecosystems", **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 4, p. 1081–1089, 2011.

SUN, Y.-L., SHAN, M., PEI, X.-R., *et al.* "Assessment of the impacts of climate change and human activities on vegetation cover change in the Haihe River basin, China", **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, n. January, p. 102834, jan. 2020.

TEWKESBURY, A. P., COMBER, A. J., TATE, N. J., *et al.* "A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques", **Remote Sensing of Environment**, v. 160, p. 1–14, 2015.

TRENTIN, A. B., TRENTIN, C. B., SALDANHA, D. L., *et al.* "MODIS TIME SERIES ANALYSIS AND TRMM IN EUCALYPTUS PLANTATIONS", **Mercator**, v. 17, n. 10, p. 1–11, 15 out. 2018.

TRINDADE, A. L. C., CLEMENTE, C. C., PASSO, D. P., *et al.* **Boletim SNIF 2019**. . Brasília, DF, [s.n.], 2019.

TSUTSUMIDA, N., SAIZEN, I., MATSUOKA, M., *et al.* "Land cover change detection in Ulaanbaatar using the breaks for additive seasonal and trend method", **Land**, v. 2, n. 4, p. 534–549, 2013.

VALVERDE, S. R., MAFRA, J. W. A., MIRANDA, M. A. da, *et al.* **Silvicultura Brasileira - Oportunidades e desafios da economia verde. Coleção de estudos sobre diretrizes para uma economia verde no Brasil**. Rio de Janeiro, RJ, [s.n.], 2012. Disponível em: www.fbds.org.br.

VERBESSELT, J., HYNDMAN, R., NEWNHAM, G., *et al.* "Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series", **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 1, p. 106–115, 2010.

VERBESSELT, J., HYNDMAN, R., ZEILEIS, A., *et al.* "Phenological change detection while accounting for abrupt and gradual trends in satellite image time series", **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 12, p. 2970–2980, 2010.

VERRELST, J., CAMPS-VALLS, G., MUÑOZ-MARÍ, J., *et al.* "Optical remote

- sensing and the retrieval of terrestrial vegetation bio-geophysical properties - A review", **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 108, p. 273–290, 2015.
- VICENTE-SERRANO, S. M., CAMARERO, J. J., OLANO, J. M., *et al.* "Diverse relationships between forest growth and the Normalized Difference Vegetation Index at a global scale", **Remote Sensing of Environment**, v. 187, p. 14–29, dez. 2016.
- VITAL, M. H. F. "Impacto Ambiental de Florestas de Eucalipto", **Revista do BNDES**, v. 14, n. 28, p. 235–276, 2007.
- WANG, Jianmin, ZHANG, X. "Investigation of wildfire impacts on land surface phenology from MODIS time series in the western US forests", **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 159, n. April 2019, p. 281–295, 2020.
- WANG, Ju, XIE, Y., WANG, X., *et al.* "Detecting patterns of vegetation gradual changes (2001-2017) in Shiyang River Basin, based on a Novel Framework", **Remote Sensing**, v. 11, n. 21, p. 1–24, 2019.
- WANG, K., FRANKLIN, S. E., GUO, X., *et al.* "Remote sensing of ecology, biodiversity and conservation: A review from the perspective of remote sensing specialists", **Sensors**, v. 10, n. 11, p. 9647–9667, 2010.
- WERNER, J. P. S., OLIVEIRA, S. R. D. M., ESQUERDO, J. C. D. M. "Mapping cotton fields using data mining and MODIS time-series", **International Journal of Remote Sensing**, v. 41, n. 7, p. 2457–2476, 2020.
- WHITE, J. C., COOPS, N. C., WULDER, M. A., *et al.* "Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review", **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 42, n. 5, p. 619–641, 2 set. 2016.
- XIE, Y., SHA, Z., YU, M. "Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review", **Journal of Plant Ecology**, v. 1, n. 1, p. 9–23, 2008.
- XIE, Yingying, WILSON, A. M. "Change point estimation of deciduous forest land surface phenology", **Remote Sensing of Environment**, v. 240, n. October 2019, p. 111698, 2020.
- XUE, J., SU, B. "Significant Remote Sensing Vegetation Indices: A Review of Developments and Applications", **Journal of Sensors**, v. 2017, p. 1–17, 2017.
- XUE, Y., ZHANG, B., HE, C., *et al.* "Detecting vegetation variations and main drivers over the agropastoral ecotone of northern China through the ensemble empirical mode decomposition method", **Remote Sensing**, v. 11, n. 16, 2019.
- YAN, J., WANG, L., SONG, W., *et al.* "A time-series classification approach based on change detection for rapid land cover mapping", **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 158, n. October, p. 249–262, 2019.
- YU, L., LIU, T., BU, K., *et al.* "Monitoring Forest Disturbance in Lesser Khingan Mountains Using MODIS and Landsat TM Time Series from 2000 to 2011", **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, v. 45, n. 5, p. 837–845, 2017.
- ZEILEIS, A. "A unified approach to structural change tests based on ML scores, F statistics, and OLS residuals", **Econometric Reviews**, v. 24, n. 4, p. 445–466, 2005.
- ZHANG, C., KOVACS, J. M. "The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review", **Precision Agriculture**, v. 13, n. 6, p. 693–712, 31 dez. 2012.

ZHAO, K., WULDER, M. A., HU, T., *et al.* "Detecting change-point, trend, and seasonality in satellite time series data to track abrupt changes and nonlinear dynamics: A Bayesian ensemble algorithm", **Remote Sensing of Environment**, v. 232, n. April, p. 111181, 2019.

ZHOU, J., PROISY, C., DESCOMBES, X., *et al.* "Mapping local density of young Eucalyptus plantations by individual tree detection in high spatial resolution satellite images", **Forest Ecology and Management**, v. 301, p. 129–141, 2013.

ZHU, Z. "Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications", **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 130, p. 370–384, 2017.