

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

TESE

**Mapeamento digital do uso e cobertura da terra em Mata
Atlântica) da bacia hidrográfica no Rio Capivari no estado do
Rio de Janeiro**

Liliane Garcia da Silva

2018



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

**MAPEAMENTO DIGITAL DO USO E COBERTURA DA TERRA NA
MATA ATLÂNTICA DA BACIA HIDROGRÁFICA NO RIO
CAPIVARI NO ESTADO DO RIO DE JANEIRO**

LILIANE GARCIA DA SILVA

Sob a Orientação da Professora
Dra. Eliane Maria Ribeiro da Silva

Co-orientações dos Professores
Dr. Bruno Araujo Furtado de Mendonça e Dr. Márcio Rocha Francelino

Tese submetida como requisito parcial
para obtenção do grau de **Doutora em
Ciências**, no Programa de Pós-Graduação
em Ciências Ambientais e Florestais, na
Área de Concentração em Silvicultura e
Manejo Florestal.

Seropédica, RJ
27 de Fevereiro de 2018

SS586m Silva, Liliâne Garcia da , 1984-
Mapeamento digital do uso e cobertura da terra em
Mata Atlântica) da bacia hidrográfrica no Rio Capivari
no estado do Rio de Janeiro / Liliâne Garcia da
Silva. - 2018.
143 f.

Orientadora: Eliane Maria Ribeiro da Silva.
Coorientador: Bruno Araujo Furtado de Mendonça .
Tese(Doutorado). -- Universidade Federal Rural do
Rio de Janeiro, Ciências Ambientais e Florestais,
2018.

1. Sensoriamento Remoto. 2. Mata Atlântica. 3.
Biodiversidade. 4. Hotsopt. I. Maria Ribeiro da
Silva, Eliane , 1969-, orient. II. Araujo Furtado de
Mendonça , Bruno , 1978-, coorient. III Universidade
Federal Rural do Rio de Janeiro. Ciências Ambientais
e Florestais. IV. Título.

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

LILIANE GARCIA DA SILVA

Tese submetida como requisito parcial para obtenção do grau de Doutora em Ciências, no Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais e Florestais, Área de Concentração em Silvicultura e Manejo Florestal.

Tese aprovada em, 27 de Fevereiro de 2018.

Dra. Eliane Maria Ribeiro da Silva
Embrapa Agrobiologia
(Orientadora)

Dr. Elpidio Inácio Fernandes Filho
Universidade Federal de Viçosa

Dr. Emanuel José Gomes de Araújo
Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro

Dra. Mariella Camardelli Uzêda
Embrapa Agrobiologia

Dr. Valdemir Lúcio Durigon
Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro

*O satélite é uma
fantástica máquina que
vigia cada pedaço do
planeta Terra.*

William Tse Horng Liu

AGRADECIMENTOS

À Deus por sempre estar ao meu lado.

Aos meus estimados familiares, que sempre me abraçaram e oram para Deus encaminhar todos meus objetivos.

Aos professores Dra. Eliane Maria Ribeiro da Silva, Dr. Bruno Araujo Furtado de Mendonça e Dr. Márcio Rocha Francelino da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, pela excelente orientação.

Aos membros da banca de qualificação e de defesa, dos quais contribuíram significativamente para esse estudo.

À *United States Geological Survey* e ao Ministério do Meio Ambiente pela disponibilidade das cenas das imagens *Landsat* e *RapidEye*, sendo indispensáveis para realização deste trabalho.

Ao professor e diretor do Colégio Técnico da UFRRJ (CTUR), Ricardo Crivano Albieri pelo apoio indispensável e a colaboração institucional durante o curso de doutorado.

Aos meus queridos amigos do Tocantins e do Rio, que sempre maniferam incentivos positivos.

Aos meus fabulosos alunos e ex-alunos do CTUR/UFRRJ e do IFTO, dos quais são as fontes de motivação para a continuidade dos meus estudos e esforços.

Ao Instituto Federal de Educação, Ciências e Tecnologia do Tocantins (IFTO), pela oportunidade na participação do Programa Pró-Qualificar.

Ao colega Gabriel Corrêa Kruschewsky pelo auxílio nos dados da bacia hidrográfica do Rio Capivari e apoio nas coletas realizadas.

A todos os amigos, colegas e professores do curso da Pós-Graduação em Ciências Ambientais e Florestais da UFRRJ, os quais proporcionaram crescimento profissional.

E, por fim a todos aqueles que contribuíram nessa construção pessoal e profissional.

BIOGRAFIA

Liliane Garcia da Silva nasceu em 23 de dezembro de 1984, na cidade de Xinguara, estado do Pará, filha de Ednilson Ferreira da Silva e Leila Edna Garcia da Silva. Em 2002-2007, obteve graduação em **Engenharia Ambiental** (bacharelado), pela *Universidade Federal do Tocantins* (UFT). No período de 2008-2010, pela mesma instituição de ensino, cursou o *Programa de Pós-Graduação em Agroenergia* (Ciências Agrárias I), em nível de **Mestrado** (área de concentração em Aproveitamento de Resíduos Agroenergéticos). Em paralelo ao curso de **Mestrado**, durante o ano de 2009, ingressou no funcionalismo *Público Federal* pela carreira de **Professor do Ensino Básico, Técnico e Tecnológico** (EBTT), no *Instituto Federal de Educação, Ciências e Tecnologia do Tocantins* (IFTO)/Campus Paraíso, atuando nos cursos Técnicos em Meio Ambiente Integrado ao ensino Médio e Subsequente com a formação profissionalizante na área de concentração em Sistema de Controle e Proteção Ambiental. Em 2010-2011, especializou-se em **Engenharia de Segurança do Trabalho**, pela *Faculdade Integradas de Jacarepaguá* (FIJ). No ano de 2013-2017, atuou como docente nos cursos Técnicos em Meio Ambiente Integrado ao ensino Médio e Subsequente, e Agrimensura na formação profissionalizante, no *Colégio Técnico da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro* (CTUR/UFRRJ). E durante esse intervalo de tempo, no ano de 2014, ingressou no *Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais e Florestais* (Ciências Agrárias I), em nível de **Doutorado** na UFRRJ (área de concentração em Silvicultura e Manejo Florestal), retornou para suas atividades profissionais no IFTO em 2017, e concluiu em 2018 o curso de **Doutorado**.

RESUMO GERAL

SILVA, Liliane Garcia da. **Mapeamento digital do uso e cobertura na terra na Mata Atlântica da bacia hidrográfica do Rio Capivari do estado do Rio de Janeiro.** 2018. 143f. (Tese) Doutorado em Ciências Ambientais e Florestais. Instituto de Florestas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2018.

O sensoriamento remoto sinaliza e orienta o planejamento do uso e cobertura do solo, e pode responder questões sobre a efetivação da legislação ambiental. Nesse sentido, este trabalho de tese apresenta mudanças da paisagem na vegetação natural em bioma de Mata Atlântica, na bacia hidrográfica do Rio Capivari, localizada nos municípios de Rio Bonito e Silva Jardim, no estado do Rio de Janeiro, Brasil. Foram utilizadas técnicas de sensoriamento remoto como: índices de vegetação e métodos de classificação supervisionada em imagens dos satélites *Landsat 5-Thematic Mapper (TM)*, *Landsat 8-Operational Land Imager (OLS)* e *RapidEye-REIS*. Assim, a tese exhibe três capítulos, onde o *Capítulo I* é intitulado por: Índices de vegetação e dinâmica da regeneração na Mata Atlântica através de série temporal de imagens dos satélites *Landsat 5-TM (Thematic Mapper)* e *Landsat 8-OLI (Operational Land Imager)*, sendo calculados os índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index-NDVI* e *Soil-Adjusted Vegetation Index-SAVI* a partir de produtos do *Climate Data Record (CDR) Surface Reflectance* para indicar os efeitos da regeneração natural tanto nas áreas das sub-bacias, e na bacia; no *Capítulo II* exhibe o título “Áreas de preservação permanente sob panorama da legislação florestal para cenários sem e com usos consolidados, para as APPs no entorno de nascentes, áreas ripárias (rios), encostas e topos de morros em três cenários de planejamento, a Lei Federal n.º 4.771/1965 e a Resolução do Conselho Nacional de Meio Ambiente (CONAMA) n.º 303/2002, no Cenário I; o Novo Código Florestal pela Lei Federal n.º 12.651/2012, para o Cenário II; e as Leis Federais n.º 12.651/2012 e n.º 12.727/2012, no Cenário III. E por fim o *Capítulo III* foi denominado por: “Treinamento e o comportamento de algoritmos não-paramétricos no mapeamento do uso e cobertura da terra”. O conjunto dos dados geoespaciais do presente trabalho, possibilitou identificação da regeneração, degradação e precisão na identificação dos usos e cobertura do solo na bacia hidrográfica do Rio Capivari de forma eficaz, dos quais poderão ser utilizados como estratégias de conservação e preservação da área de estudo, bem como do bioma de Mata Atlântica.

Palavras-chaves: sensoriamento remoto; dinâmica; paisagem; biodiversidade, acurácia.

GENERAL ABSTRACT

SILVA, Liliane Garcia da. **Digital mapping of land use and land cover in Atlantic Forest in the catchment area of the Capivari River of the state of Rio de Janeiro.** 2018. 143f. (Thesis) Doctor Sciences in Environmental and Forest Sciences. Forestry of Institute, Federal Rural University of Rio de Janeiro, Seropédica, Rio de Janeiro, 2018.

Remote sensing signals and guides the planning of soil cover, and answers on effective environmental legislation. In this sense, the thesis presents landscape changes in natural vegetation biome of the Atlantic Forest in the basin of Rio Capivari, located in the municipalities of Rio Bonito and Silva Jardim, in the state of Rio de Janeiro, Brazil. Remote sensing techniques were used as vegetation indices and classification methods supervised images of satellites Landsat 5 Thematic Mapper-(TM), Landsat 8-Operational Land Imager (OLS) and RapidEye-REIS. Thus, the thesis presents three chapters, where *Chapter I* is entitled by: vegetation indices and regeneration dynamics in the Atlantic Forest through time series of satellite images Landsat 5-TM (Thematic Mapper) and Landsat 8-OLI (Operational Land Imager), calculated vegetation indices Normalized Difference Vegetation Index-NDVI and Soil-Adjusted Vegetation Index-SAVI from Surface Reflectance Climate Data Record (CDR) products to indicate the effects of natural regeneration in both sub-basin and basin areas; *Chapter II* presents the title "Permanent Preservation Areas under Forestry Legislation for Scenarios with and without Consolidated Uses, for PPAs around springs, riparian areas (rivers), slopes and hillsides in three planning scenarios, Federal Law n°. 4.771/1965 and the Resolution of the National Council of the Environment (CONAMA) n.º 303/2002, in Scenario I; The New Forest Code by Federal Law 12.651 / 2012, for Scenario II; And Federal Laws n°. 12.651/2012 and n°. 12.727/2012, in Scenario III. Finally; *Chapter III* was called "Training and the behavior of non-parametric algorithms in the mapping of land use and land cover". The set of geospatial data of the present work allowed the identification of the regeneration, degradation and precision in the identification of the land uses and cover in the catchment area of the Capivari River effectively, of which they can be used as strategies of conservation and preservation of the study area as well as the Atlantic Forest biome.

Keywords: remote sensing; dynamics; landscape; biodiversity, accuracy.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Índices de vegetação obtidos pelos padrões de resposta espectral das bandas do vermelho e infravermelho	19
Tabela 2. Índices de vegetação obtidos pelos padrões de resposta espectral da vegetação no vermelho acrescidas da reflectância dos pixels em solo descoberto	20
Tabela 3. Estudos com índices de vegetação	21
Tabela 4. Algoritmos de classificação automática supervisionada	24
Tabela 5. Estudos com algoritmos de classificação supervisionada nos biomas brasileiros	26
Tabela I-1. Principais características das cenas <i>Landsat</i> utilizadas no presente estudo	47
Tabela I-2. Características das bandas espectrais utilizadas	47
Tabela I-3. Precipitação média da região de Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	48
Tabela I-4. Áreas das sub-bacias presentes na área de estudo, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil	50
Tabela I-5. Desdobramento da comparação das médias entre <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI) e <i>Soil-Adjusted Vegetation Index</i> (SAVI).....	51
Tabela I-1A. Análise de variância dos índices de vegetação para comparações entre índices de vegetação na bacia do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	69
Tabela I-2A. Testes estatísticos para comparações entre índices de vegetação obtidos na bacia do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil	69
Tabela I-3A. Análise de variância para os índices de vegetação e períodos em anos para sub-bacias do Rio Capivari, para os dados normalizados	69
Tabela I-4A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para bacia hidrográfica (160,10 km ²) do Rio Capivari/RJ.....	70
Tabela I-5A. Média dos índices de vegetação <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI) e <i>Soil-Adjusted Vegetation Index</i> (SAVI) obtidos nas áreas das sub-bacias (I-XII) do Rio Capivari no período de 1985-2016.....	70
Tabela I-6A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica I (13,73 km ²) do Rio Capivari/RJ.....	71
Tabela I-7A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica II (11,13 km ²) do Rio Capivari/RJ.....	71
Tabela I-8A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica III (4,06 km ²) do Rio Capivari/RJ.....	72
Tabela I-9A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica IV (14,84 km ²) do Rio Capivari/RJ.	72
Tabela I-10A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica V (16,13 km ²) do Rio Capivari/RJ.	73
Tabela I-11A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica VI (6,53 km ²) do Rio Capivari/RJ.	73
Tabela I-12A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica VII (4,64 km ²) do Rio Capivari/RJ.	74
Tabela I-13A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica VIII (19,68 km ²) do Rio Capivari/RJ.	74
Tabela I-14A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica IX (10,82 km ²) do Rio Capivari/RJ.	75

Tabela I-15A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica X (5,92 km ²) do Rio Capivari/RJ.....	75
Tabela I-16A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica XI (7,84 km ²) do Rio Capivari/RJ.....	76
Tabela I-17A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica XII (44,73 km ²) do Rio Capivari/RJ.....	76
Tabela II-1. Valores de refletividade para as bandas <i>RapidEye</i> -REIS.....	82
Tabela II-2. Descrição, elementos de reconhecimento e ilustração das classes de uso e cobertura nas cenas do satélite <i>RapidEye</i> -REIS.....	83
Tabela II-3. Níveis de exatidão de uma classificação.....	84
Tabela II-4. Cenários propostos para delimitação das APPs na área de estudo.....	85
Tabela II-5. Matriz de confusão obtida pela classificação supervisionada para bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	86
Tabela II-6. Classes de uso e ocupação do solo para bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	88
Tabela II-7. Cenários propostos de Áreas de Preservação Permanentes na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	89
Tabela II-8. Áreas com usos conflitivos em função das classes temáticas de usos e ocupação do solo para os Cenários propostos de APPs na área de estudo, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	91
Tabela III-1. Valores de refletividade para as bandas <i>RapidEye</i> -REIS.....	113
Tabela III-2. Algoritmos utilizados nas cenas da imagem <i>RapidEye</i> -REIS.....	113
Tabela III-3. Amostragem adotada para treinamento dos classificadores supervisionados, nas cenas da imagem <i>RapidEye</i> -REIS.....	114
Tabela III-4. Descrição das amostras de treinamento realizada nas cenas da imagem <i>RapidEye</i> -REIS ..	115
Tabela III-5. Níveis de exatidão de uma classificação.....	116
Tabela III-6. Médias do índice Kappa obtidos pelos algoritmos de classificação.....	117
Tabela III-7. Médias das áreas obtidas pelos algoritmos de classificação (RN, KNN, GBM, C5.0 e LQV) por classe de uso e ocupação do solo na área de estudo.....	126
Tabela III-1A. Análise de variância dos valores do índice Kappa, obtidos pelos algoritmos de classificação supervisionados em comparações nas amostragens (<i>a</i> , <i>b</i> e <i>c</i>).....	137
Tabela III-2A. Testes estatísticos para comparações de médias dos valores de Kappa dos algoritmos de classificação supervisionados para comparações em distintas amostragens.....	137
Tabela III-3A. Valores do índice Kappa obtidos pelo método estatístico de validação cruzada (cinco repetições) para produzidos a partir dos dados espectrais da imagem <i>RapidEye</i> -REIS na área de estudo.....	138
Tabela III-4A. Índice Kappa obtidas pelos algoritmos de classificação nas diferentes amostragens de polígonos para as classes temáticas na área de estudo, Rio Bonito e Silva Jardim/RJ, Brasil.....	138
Tabela III-5A. Áreas obtidas pelos algoritmos de classificação nas diferentes amostragens de polígonos na área de estudo.....	139
Tabela III-6-A. Análise de variância entre médias de áreas (Km ²) das classes de uso e cobertura do solo para comparações entre distintas amostragens (<i>a</i> , <i>b</i> e <i>c</i>), obtidas pelas médias dos algoritmos de classificação.....	140
Tabela III-7A. Testes estatísticos para comparações de médias das áreas (Km ²) das classes de uso e cobertura do solo para comparações entre distintas amostragens (<i>a</i> , <i>b</i> e <i>c</i>) obtidas pelas médias dos algoritmos de classificação.....	140

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Ponte na área urbana sobre o Rio Capivari, município de Silva Jardim/RJ, Brasil.....	27
Figura 2. Localização da bacia do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	28
Figura 3. Curso d'água na área rural afluente no Rio Capivari, Silva Jardim/RJ, Brasil	31
Figura I-1. Área de estudo, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	49
Figura I-2. Interação dos índices de vegetação <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI) e <i>Soil-Adjusted Vegetation Index</i> (SAVI) na bacia do Rio Capivari em função do período de 1985-2016, onde Média seguidas de mesma letra minúscula na vertical e maiúscula na horizontal, não diferem entre si pelo teste de Tukey a 5% de probabilidade	51
Figura I-3. Correlação dos índices de vegetação <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI) e <i>Soil-Adjusted Vegetation Index</i> (SAVI), Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	52
Figura I-4. Média dos índices de vegetação <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI) e <i>Soil-Adjusted Vegetation Index</i> (SAVI) obtidos na área de estudo no período de 1985-2016.....	54
Figura I-5. Áreas mapeadas pelos intervalos (<i>a - e</i>) de índices de vegetação <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI) e <i>Soil-Adjusted Vegetation Index</i> (SAVI) para a bacia hidrográfica (160,10 Km ²) do Rio Capivari/RJ, Brasil	56
Figura I-6. Média das áreas apeadas pelos índices de vegetação <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI) e <i>Soil-Adjusted Vegetation Index</i> (SAVI) obtidos nas sub-bacias do Rio Capivari	58
Figura I-7. Mapas de intervalos de índices de vegetação <i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI) e <i>Soil-Adjusted Vegetation Index</i> (SAVI) na bacia do Rio Capivari no período de 1985-2016	60
Figura II-1. Uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil	87
Figura II-2. Comparação das áreas delimitadas por categorias de APPs nos Cenários I, II e III, onde <i>APPN</i> = Áreas de preservação permanentes no entorno das Nascestes; <i>APPC</i> = Áreas de preservação permanentes no entorno dos Cursos d'águas; <i>APPT</i> = Áreas de preservação permanentes nos Topos de morros; <i>APPE</i> = Áreas de preservação permanentes em Encostas, para a bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	90
Figura II-3. Comparação das áreas identificadas com usos conflitivos nos Cenários I, II e III por categorias de APPs, onde <i>APPN</i> = Áreas de preservação permanentes no entorno das Nascestes; <i>APPC</i> = Áreas de preservação permanentes no entorno dos Cursos d'águas; <i>APPT</i> = Áreas de preservação permanentes nos Topos de morros; <i>APPE</i> = Áreas de preservação permanentes em Encostas, para a bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	93
Figura II-1A. Área de Preservação Permanente no entorno dos cursos d'água na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim/RJ, Brasil	104
Figura II-2A. Área de Preservação Permanente no entorno da nascente na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim/RJ, Brasil.....	104
Figura II-3A. Área de Preservação Permanente em topo de morro na bacia hidrográfica na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim/RJ, Brasil.....	105
Figura II-4A. Área de Preservação Permanente de encostas com declividade superior a 45° na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim-RJ, Brasil	105
Figura II-5A. Comparação entre as Área de Preservação Permanente dos Cenários I, II e III para a bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim/RJ, Brasil.....	106
Figura II-6A. Comparação entre as áreas com usos conflitivos nas Área de Preservação Permanente dos	

Cenários I, II e III para a bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim/RJ, Brasil.....	107
Figura III-1. Boxplot das do índice Kappa obtidos pelos algoritmos de classificação, onde <i>RN= Random Forest; KNN= K-Nearest Neighbors; GBM= Generalized Boosted Models; C5.0= Machine Learning Algorithm-C5.0; LQV= Learning Vector Quantization</i> ; Amostragem <i>a= 3.792 pixels; Amostragem b= 7.584 pixels; Amostragem c=15.168 pixels</i>	118
Figura III-2. Comparação do índice Kappa dos algoritmos de classificação (<i>RN= Random Forest; KNN= K-Nearest Neighbors; GBM= Generalized Boosted Models; C5.0= Machine Learning Algorithm-C5.0; LQV= Learning Vector Quantization</i>) das amostragens <i>a= 3.792 pixels; b= 7.584 pixels; c= 15.168 pixels</i>).....	120
Figura III-3. Média de valores do índice Kappa dos algoritmos <i>RN= Random Forest; KNN= K-Nearest Neighbors; C5.0= Machine Learning Algorithm-C5.0; LQV= Learning Vector Quantization</i> nas classes e amostragens <i>1a= Vegetação Densa com 1.184 pixels; 2a= Pastagem Degradada com 720 pixels; 3a= Pastagem com 800 pixels; 4a= Corpos d'águas com 256 pixels; 5a= Pastagem Queimada com 832 pixels; 1b= Vegetação Densa com 2.368 pixels; 2b= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; 3b= Pastagem com 1.600 pixels; 4b= Corpos d'águas com 512 pixels; 5b= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; 1c= Vegetação Densa com 4.736 pixels; 2c= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; 3c= Pastagem com 3.200 pixels; 4c= Corpos d'águas com 1.024 pixels; 5c= Pastagem Queimada com 3.328 pixels</i>	122
Figura III-4. Índice Kappa das diferentes algoritmos de classificação (<i>RN= Random Forest; KNN= K-Nearest Neighbors; C5.0= Machine Learning Algorithm-C5.0; LQV= Learning Vector Quantization</i>) nas classes <i>1a= Vegetação Densa com 1.184 pixels; 2a= Pastagem Degradada com 720 pixels; 3a= Pastagem com 800 pixels; 4a= Corpos d'águas com 256 pixels; 5a= Pastagem Queimada com 832 pixels; 1b= Vegetação Densa com 2.368 pixels; 2b= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; 3b= Pastagem com 1.600 pixels; 4b= Corpos d'águas com 512 pixels; 5b= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; 1c= Vegetação Densa com 4.736 pixels; 2c= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; 3c= Pastagem com 3.200 pixels; 4c= Corpos d'águas com 1.024 pixels; 5c= Pastagem Queimada com 3.328 pixels</i>	124
Figura III-5. Áreas mapeadas obtidas pelos algoritmos de classificação (<i>RN= Random Forest; KNN= K-Nearest Neighbors; C5.0= Machine Learning Algorithm-C5.0; LQV= Learning Vector Quantization</i>); <i>1a= Vegetação Densa com 1.184 pixels; 2a= Pastagem Degradada com 720 pixels; 3a= Pastagem com 800 pixels; 4a= Corpos d'águas com 256 pixels; 5a= Pastagem Queimada com 832 pixels; 1b= Vegetação Densa com 2.368 pixels; 2b= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; 3b= Pastagem com 1.600 pixels; 4b= Corpos d'águas com 512 pixels; 5b= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; 1c= Vegetação Densa com 4.736 pixels; 2c= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; 3c= Pastagem com 3.200 pixels; 4c= Corpos d'águas com 1.024 pixels; 5c= Pastagem Queimada com 3.328 pixels</i>	127
Figura III-1A. Mapas de uso e ocupação do solo produzidos pelos algoritmos de classificação (<i>Random Forest-RN; K-Nearest Neighbors-KNN; Machine Learning Algorithm-C5.0; Learning Vector Quantization-LVQ</i>) nas diferentes amostragens (<i>a= 3.792 pixels; b= 7.584 pixels; c= 15.168 pixels</i>) na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	141
Figura III-2A. Mapas de uso e ocupação do solo produzidos nas diferentes amostragens (<i>a= 3.792 pixels; b= 7.584 pixels; c=15.168 pixels</i>) pelos algoritmos de classificação (<i>Random Forest-RN; K-Nearest Neighbors-KNN; Machine Learning Algorithm-C5.0; Learning Vector Quantization-LVQ</i>), , nos municípios de Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.....	142

LISTA DE ABREVIATURAS

APA - Área de Proteção Ambiental;
APPC - Áreas de Preservação Permanentes no Entorno dos Cursos d'águas;
APPE- Áreas de Preservação Permanentes em Encostas.
APPN - Áreas de Preservação Permanentes no Entorno das Nascentes;
APPs - Áreas de Preservação Permanentes;
APPT - Áreas de preservação permanentes nos Topos de Morros;
C5.0 - *Machine Learning Algorithm-C5.0*;
CDR - *Climate Data Record*;
CFLO - Código Florestal Brasileiro;
CONAMA - Conselho Nacional do Meio Ambiente;
FAO - Organização das Nações Unidas para Alimentação e Agricultura;
GBM - *Generalized Boosted Models*;
GEOFLORA - Laboratório de Geotecnologias Aplicadas ao Estudo dos Recursos Naturais;
INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais;
IVs - Índices de vegetação;
KNN - *K-Nearest Neighbors*;
LQV- *Learning Vector Quantization*;
MRA-4 - Macrorregião Ambiental da bacia da Região dos Lagos, do Rio São João e Zona Costeira Adjacente 4;
NASA - *National Aeronautics and Space Administration*;
NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*;
OLI - *Operational Land Imager*;
REBIO - Reserva Biológica;
RN- *Random Forest*;
SAVI - *Soil-Adjusted Vegetation Index*;
SIG – Sistema de Informação Geográfica;
SR - Sensoriamento remoto;
TM - Thematic Mapper;
USGS - *United States Geological Survey*.

SUMÁRIO

RESUMO GERAL	vii
GENERAL ABSTRACT.....	viii
LISTA DE TABELAS.....	ix
LISTA DE FIGURAS.....	xi
LISTA DE ABREVIATURAS.....	xiii
1 INTRODUÇÃO GERAL	16
2 REVISÃO DE LITERATURA	18
2.1 ÍNDICES DE VEGETAÇÃO	18
2.2 CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA EM IMAGENS ORBITAIS.....	23
2.3 ÁREA DE ESTUDO	27
2.3.1 Localização.....	27
2.3.2 Geologia e Geomorfologia	28
2.3.3 Pedologia	28
2.3.4 Climatologia	29
2.3.5 Hidrografia	29
2.3.6 Flora.....	30
2.3.7 Fauna	31
2.3.8 Aspectos Sociais, Culturais e Econômicos.....	31
REFERÊNCIAS	33
CAPÍTULO I - ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E DINÂMICA DA REGENERAÇÃO NA MATA ATLÂNTICA POR SÉRIE TEMPORAL DE IMAGENS DOS SATÉLITES LANDSAT 5 <i>THEMATIC MAPPER</i> (TM) E LANDSAT 8 <i>OPERATIONAL LAND IMAGER</i> (OLI).....	43
RESUMO	44
ABSTRACT	45
1 INTRODUÇÃO.....	46
2 MATERIAL E MÉTODOS.....	47
2.1 PROCESSAMENTO DOS DADOS	47
2.2 ÍNDICES DE VEGETAÇÃO	48
2.3 ANÁLISES ESTATÍSTICAS.....	49
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	51
4 CONCLUSÕES	62
REFERÊNCIAS	63

APÊNDICES I.....	68
CAPÍTULO II - CENÁRIOS EM MATA ATLÂNTICA SOB PANORAMAS DAS LEGISLAÇÕES FLORESTAIS	77
RESUMO	78
ABSTRACT	79
1 INTRODUÇÃO.....	80
2 MATERIAL E MÉTODOS.....	82
2.1 PROCESSAMENTO DOS DADOS	82
2.1.1 Classificação do uso e ocupação do solo.....	82
2.1.2 Delimitações das APPs.....	84
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	86
3.1 USO E OCUPAÇÃO DA BACIA RIO CAPIVARI	86
3.2 CENÁRIOS DAS APPS PARA BACIA DO RIO CAPIVARI	88
3.3 USOS CONFLITIVOS PARA OS CENÁRIOS DAS APPS.....	91
4 CONCLUSÕES	95
REFERÊNCIAS	96
APÊNDICES II	103
CAPÍTULO III - TREINAMENTO E O COMPORTAMENTO DE ALGORITMOS NÃO-PARAMÉTRICOS NO MAPEAMENTO DO USO E COBERTURA DA TERRA.....	108
RESUMO	109
ABSTRACT	110
1 INTRODUÇÃO.....	111
2 MATERIAL E MÉTODOS.....	113
2.1 PROCESSAMENTO DOS DADOS	113
2.1.1 Classificação supervisionada e treinamento	113
2.1.2 Validação e interpretação das classificações	116
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	117
3.1 AMOSTRAGENS	117
3.2 CLASSIFICADORES X AMOSTRAGENS.....	119
3.3 CLASSES X CLASSIFICADORES X AMOSTRAGEM	121
3.4 ÁREAS CLASSIFICADAS	126
4 CONCLUSÕES	129
REFERÊNCIAS	130
APÊNDICES III.....	136
3 CONCLUSÕES FINAIS	143

1 INTRODUÇÃO GERAL

As florestas desempenham um importante papel na proteção do ambiente como a conservação do solo e água, aumento da biodiversidade e a redução do aquecimento global pelo sequestro de carbono das emissões pelas poluições (Altieri & Nicholls, 2017; Kim et al., 2014). No entanto, os recursos florestais do mundo estão ameaçados por diferentes fatores humanos, o que fez com que cerca de 0,20% da floresta mundial cobertura fosse perdida entre 1990 e 2000 e aproximadamente 0,13% na década seguinte (2000 a 2010) (GHEBREZGABHER et al., 2015; CHASMER, 2014).

Estudos sobre desmatamento e remanescentes florestais da Mata Atlântica do Brasil, e especificamente no estado do Rio de Janeiro, demonstra que essa taxa ocorre em pequenas proporções (Fundação SOS Mata Atlântica & INPE, 2016). Para os órgãos de conservação da natureza a regeneração florestal é atualmente considerada como uma das maiores prioridades na manutenção desse ecossistema (RIBEIRO et al., 2015).

Situada nesse bioma e localizada nos municípios de Silva Jardim e Rio Bonito no estado do Rio de Janeiro, a bacia hidrográfica do Rio Capivari, apresenta cobertura florestal escassa, com maior ocorrência nas Áreas de Preservação Permanentes (APPs) (WWF-Brasil, 2012), e de acordo com a legislação vigente, a vegetação nativa dessas áreas teriam de ser mantidas, atribuídas ao valor biológico e os serviços ambientais oferecidos (BRASIL, 2006).

Ribeiro et al. (2016) ressalta que apesar dos impactos crescentes na região desta bacia, esta ainda apresenta um potencial para recuperação das áreas alteradas, a fim de possibilitar os usos dos recursos com sustentabilidade.

As tecnologias em Sensoriamento Remoto (SR) é vital para o mundo, particularmente para os cientistas ambientais (Jayanth et al., 2015; Brink et al., 2014). Pois essa investigação traz eficazes de levantamentos de campo em termos de custo, tempo, amplitude de área e informações com confiabilidade (EL-BAROUDY & MOGHANM, 2014).

Dentre várias abordagens do sensoriamento remoto (SR) existem trabalhos que usaram os dados oriundos dessa tecnologia para elaboração de mapas de uso e ocupação do solo (Abdikan et al., 2016), para classificação de solos (Dronova et al., 2015), monitoramento da degradação (Churches et al., 2014), quantificação e análise das alterações (Zhang et al., 2013), monitoramento dos ambientes naturais (Ullmann et al., 2014), planejamento ambiental (Liu & Wang, 2013), agricultura (Castelo, 2016), gestão florestal (Youssself et al., 2016), modelagem das queimadas (Jennings et al., 2016), poluição (Ulmer et al., 2016), mudanças climáticas (Meier et al., 2015) e balanço de carbono (CARTUS et al., 2012).

Além disso, existem novas abordagens científicas em SR, como as análises baseadas em séries temporais de satélite (Rawat & Kumar, 2015), onde desempenham papel importante no monitoramento mudanças de no solo, ao modo de auxiliar nas avaliações e manejo de bacias hidrográficas (SILVA et al., 2015; NAQVI et al., 2014).

Para tanto, modelos matemáticos (índices de vegetação e algoritmos supervisionados) são inseridos nos *softwares* de Sistemas de Informações Geográficas (SIGs) para realizar a extração das informações orbitais em dadas superfícies (PEREIRA et al., 2014).

Essa caracterização e o mapeamento da vegetação são consideradas instrumentos indispensáveis para orientar o planejamento da cobertura do solo e corroborar as expectativas traçadas quanto às mudanças das legislações ambientais. Pois, como as resoluções espaciais dos satélites podem interferir na análise da paisagem, também as composições das bandas selecionadas no processamento podem suscitar informações com maior/menor riqueza de informações pelas respostas espectrais.

Em direção ao objetivo final de investigar a paisagem da Mata Atlântica na bacia hidrográfica do Rio Capivari utilizando como base de estudo imagens orbitais, as variações temporais, mapeamentos e ferramentas dos *softwares* de geoprocessamento, foi elaborada a presente tese, onde exhibe três capítulos, com seguintes títulos:

- **Capítulo I:** Índices de vegetação e dinâmica da regeneração na Mata Atlântica através de série temporal de imagens dos satélites *Landsat 5-Thematic Mapper* (TM) e *Landsat 8-Operational Land Imager* (OLS) (submetido no periódico *Pesquisa Brasileira Agropecuária-PAB*, com Qualis Capes B1);
- **Capítulo II:** Áreas de preservação permanente sob panorama da legislação florestal para cenários sem e com usos consolidados (publicado no periódico *Ciência & Agrotecnologia*, com Qualis Capes A2 na área Ciências Agrárias I, pelo título “*Scenarios in Atlantic Forest under the parameters of forestry laws*”);
- **Capítulo III:** Treinamento e o comportamento de algoritmos não-paramétricos no mapeamento do uso e cobertura da terra (submetido no periódico *Land Degardation and Development-LDD*, com Qualis Capes A1 na área Ciências Agrárias I, com título por: “*Training samples and the behavior of nonparametric algorithms in soil use and cover mapping*”).

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Desenvolvidos na década de 1970 para monitorar paisagens terrestres, os índices de vegetação (IVs) são obtidos a partir do processamento de dados de sensores orbitais (Satir & Berberoglu, 2016; Kouadio et al., 2014), sendo possível estimar as condições das folhas, porcentagem de cobertura do solo, teor de clorofila, atividade fotossintética, evapotranspiração e produtividade primária, subsidiando às análises temporais, edáficas e fenológicas da vegetação (HUETE et al., 2011; WANG et al., 2008; SILLEOS et al., 2006).

Os IVs são produtos de dados de satélite que são calculados da mesma forma em todos os pixels no tempo e no espaço, independentemente das condições de superfície (Meneses & Almeida, 2012; Panda et al., 2010; Chen et al., 2008). Por isso, podem ser calibrados com sistemas de sensores, garantindo a continuidade dos conjuntos de dados para o monitoramento de longo prazo da superfície terrestre e dos processos relacionados com o clima (OZTURK & KILIC, 2014; MENESES, 2012; VICENTE et al., 2006).

O primeiro IV foi proposto por Rouse et al., (1974), o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), que contribuiu para monitoramento do clima, ecossistemas, e áreas agrícolas (Zhao et al., 2015). Neste estudo os autores utilizaram equação composta pelas respostas da reflectância ou radiância das bandas do vermelho e infravermelho dos satélites (Huete et al., 2011), aproveitando-se da grande diferença de reflectância da vegetação entre essas bandas, sendo mais absorvida na primeira e altamente refletida na segunda.

Ao longo do tempo foram propostos vários IVs, os quais são classificados em dois grupos: os que são obtidos pela combinação aritmética simples entre os padrões de resposta espectral da vegetação no vermelho e faixa do infravermelho, e aqueles que combinam essas informações acrescidas da reflectância dos pixels em solo exposto (Jiang et al., 2008; Silleos et al., 2006; Jackson & Huete 1991). Independentemente do IVs escolhido (Creutzburg et al., 2015; Lu, 2006) o conhecimento sobre o comportamento espectro-temporal distinto dessa variável frente às espécies vegetais com diferenças pronunciadas facilitam a discriminação do uso e cobertura do solo em imagens orbitais (FERRAZ, et al., 2014; LIU & ZHANG, 2011).

Nesse sentido, a Tabela 1 dispõe relação dos índices que são obtidos pelos cálculos da reflectância do vermelho e infravermelho e a Tabela 2 apresenta as características relevantes de alguns índices de vegetação que recebem ajuste das variáveis do solo.

Tabela 1. Índices de vegetação obtidos pelos padrões de resposta espectral das bandas do vermelho e infravermelho.

<i>Índices de Vegetação</i>	<i>Características</i>	<i>Autores</i>
<i>Ration Vegetation Index (RATIO)</i>	Deriva da divisão da reflectância entre as faixas das bandas do vermelho e infravermelho próximo	Birth & McVey (1968)
<i>Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)</i>	Realiza análises regulares da vegetação em nível global, incluindo a avaliação de aspectos fenológicos da vegetação e a detecção de mudanças de uso e cobertura do solo utilizando as informações das bandas do vermelho e infravermelho	Rouse et al. (1974)
<i>Transformed Vegetation Index (TVI)</i>	Utiliza os valores produzidos da equação do NDVI, da qual é extraída a raiz quadrada e adiciona-se constante de 0,5. Transformar os índices em valores positivos para introduzir uma distribuição normal aos valores	Rouse et al. (1974)
<i>Difference Vegetation Index (DVI)</i>	Similar ao TVI, porém os valores iguais a zero representam solo exposto, valores menores que zero, indicando água e valores maiores que zero indicando vegetação.	Richardson & Wiegand (1977)
<i>Corrected Transformed Vegetation Index (CTVI)</i>	Utiliza e corrige os valores obtidos do índice TVI adicionando a constante de 0,50, cujos os valores menores que -0,50 tornam-se valores negativos menores depois da operação de adição	Perry & Lautenschlager, (1984)
<i>Normalized Ratio Vegetation Index (NRVI)</i>	Utiliza constantes para normalizar ou reduzir os efeitos de iluminação topográfica e efeitos atmosféricos	Baret & Guyot (1991)
<i>Enhanced Vegetation Index (EVI)</i>	Desenvolvido para otimizar o sinal da vegetação em regiões de alta biomassa, além de apresentar melhor capacidade de monitoramento através de uma quebra do sinal do substrato do dossel vegetal e de redução das influências atmosféricas	Huete et al. (1999)
<i>Thiam's Trasnformed Vgetation Index (TTVI)</i>	Utiliza a equação CTVI, porém adiciona a raiz quadrada nos valores absolutos para o NDVI e TVI	Thiam & Eastman (2008)

Tabela 2. Índices de vegetação obtidos pelos padrões de resposta espectral da vegetação no vermelho acrescidas da reflectância dos pixels em solo descoberto.

<i>Índices de Vegetação</i>	<i>Características</i>	<i>Autores</i>
<i>Perpendicular Vegetation Index (PVI)</i>	Corrige a refletância do solo com a fração da radiação fotossinteticamente ativa interceptada, utiliza a distância perpendicular para cada coordenada de píxel para a linha de solo	Richardson & Wiegand (1977)
<i>Ashburn Vegetation Index (AVI)</i>	Apresentada como uma medida de crescimento vegetativo	Ashburn (1978)
<i>Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)</i>	Considera efeitos da cor do solo nos seus resultados, através de adição de constante L, que varia entre 0 a 1, de acordo com a densidade da vegetação	Huete (1988)
<i>Transformed Soil Adjusted Vegetation Index (TSAVI)</i>	Apresenta um pouco de resistência para umidade em terras altas não apresentando bom desempenho em áreas de vegetação densa, o TSAVI é um bom índice para utilização em regiões semiáridas	Baret & Guyot (1991)
<i>Atmospherically Corrected Indices (ARVI)</i>	Pondera os efeitos atmosféricos do espalhamento atmosférico por aerossóis, principalmente evidenciados no vermelho, podem ser corrigidos, píxel a píxel, por intermédio da diferença entre as refletâncias azul e vermelho	Pinty & Verstraete (1992)
<i>Global Environment Monitoring Index (GEMI)</i>	Considera os efeitos de perturbação do solo e da absorção e espalhamento atmosféricos com base na reflectância do vermelho e infravermelho.	Pinty & Verstraete (1992)
<i>Modified Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI)</i>	Adiciona duas modificações no SAVI, baseadas na modificação do fator L., cujo objetivos são para corrigir o brilho do solo de fundo em diferentes condições de cobertura vegetal	Qi et al. (1994)
<i>Normalized Difference Water Index (NDWI)</i>	Realçar corpos de água e eliminar a influência do solo na vegetação	Gao (1996)
<i>Green Vegetation Index (GVI)</i>	Considera efeitos sazonalidade da vegetação para estimar produtividade das culturas agropecuárias	Thiam & Eastmen (2008)
<i>Weighted Difference Vegetation Index (WDVI)</i>	Considera o efeito do peso na banda do vermelho, com a inclinação da linha do solo, é a maximização do sinal da vegetação no vermelho e no infravermelho próximo e a minimização do efeito do brilho do solo	Thiam & Eastman (2008)
<i>Simple Ratio (SR)</i>	Descreve quantidade de vegetação com redução dos efeitos da atmosfera e topografia.	Mather & Koch (2011)

A Tabela 3 apresenta parte de estudos que utilizaram os índices de vegetação para descrição do uso e cobertura da terra nos biomas brasileiros.

Tabela 3. Estudos com índices de vegetação

<i>Autores</i>	<i>Satélite</i>	<i>Índices de Vegetação*</i>	<i>Escala temporal (anos)</i>	<i>Biomas</i>
Brando et al. (2010)	Terra 1- MODIS	EVI	8	Amazônia
Demarchi et al. (2011)	Landsat 5-TM	NDVI e SAVI	0,25	Mata Atlântica
Ferrari et al. (2011)	Landsat 5-TM	NDVI	23	Mata Atlântica
Gomes et al. (2011)	Landsat 5-TM	NDVI	24	Caatinga
Quinto et al.(2013)	Landsat 5-TM	RATIO, NDVI, NRVI, CTVI e SAVI	24	Mata Atlântica
Ávila et al. (2014)	Landsat 5-TM	NDVI	2	Mata Atlântica
Carvalho et al. (2014) e Durigon et al. (2014)	Landsat 5-TM	NDVI	23	Mata Atlântica
Hilker et al. (2014)	Terra 1- MODIS	NDVI e EVI	2	Amazônia
Nerry et al. (2014)	Terra 1- MODIS	NDVI	1,5	Cerrado
Silva et al. (2014)	Landsat 5-TM	NDVI	10	Caatinga
Braz et al. (2015)	Landsat 5-TM e Landsat 8 - OLI	NDVI e SAVI	4	Cerrado
Figueiredo et al. (2015)	Landsat 5-TM	NDVI	1	Amazônia

Legenda: NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index*; SR= *Simple Ratio*; TVI= *Transformed Vegetation Index*; RATIO= *Ration Vegetation Index* NRVI= *Normalized Ratio Vegetation Index*; CTVI= *Corrected Transformed Vegetation Index*; SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; EVI= *Enhanced Vegetation Index*.

Figueiredo et al. (2015) identificaram a distribuição potencial e preferência de habitat de um grupo de espécies florestais utilizando *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI). Os resultados apresentaram acurácia de 86%, em média, na distribuição geográfica das espécies estudadas, porém houve limitações nas amostras coletadas nos locais com altitudes elevadas.

Hilker et al. (2014) analisaram e detectaram as mudanças em 25% da área foliar com precisão (95% intervalo de confiança). Brando et al. (2010), através dos índices de vegetação *Enhanced Vegetation Index* (EVI) investigaram se o aumento mortalidade de árvores durante estiagem das chuvas podem influenciar sobre os estoques de carbono em floresta tropical. O estudo demonstrou que produção de folhas novas aumentou os valores IAF e EVI nas áreas densamente florestadas.

Silva et al. (2014) mapearam a alteração da cobertura vegetal, cujos usos antropogênicos perfazem em 12,6% da área, sendo relacionados pelo solos expostos, agricultura e pastagens, masos resultados apresentaram regeneração da vegetação em 80% da área na avaliação multitemporal do período de 2000- 2010.

Gomes et al. (2011) classificaram os níveis de degradação de cobertura da terra em: vegetação conservada, parcialmente degradada, degradada, fortemente degradada e solo exposto, e verificaram que a área de estudo houve aumento do desmatamento em 167%.

Braz et al. (2015), analisaram a espacialização e as mudanças ocorridas na cobertura vegetal em Cerrado. O estudo comparou os índices de NDVI e *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI). Os dados NDVI e o SAVI apresentaram resultados satisfatórios quanto à representação da dinâmica da vegetação na área de estudo. Nery et al. (2014), realizaram estudos do comportamento espectral de uma área no bioma do Cerrado. Os resultados demonstraram a ocorrência de desmatamento na área. Os autores sugeriram a necessidade de complementar a este estudo, a comparação com outros índices na área desmatada e com outra localidade que não sofreu intervenção antrópica, a fim de verificar a influência da sazonalidade climática sobre os mesmos.

Ávila et al. (2014) em seus estudos, investigaram remanescente de Mata Atlântica. Os mesmos concluíram que a evolução sazonal dos ecossistemas sinalizou regeneração da vegetação natural, identificada pela comparação valores dos IV em períodos climáticos distintos.

Investigação conduzidas por Carvalho et al. (2014) e Durigon et al (2014), associaram parâmetros climáticos em séries temporais para determinar a cobertura do solo e as atividades antrópicas. Esses estudos estimaram as perdas de solo em diferentes épocas do ano, e ainda destacaram que a técnica de sensoriamento remoto empregada são fundamentais para determinar o monitoramento das mudanças no uso da terra, bem como os riscos ambientais, como erosão dos solos.

Quinto et al. (2013) testaram o desempenho dos índices de vegetação em projeto de reflorestamento, cujo resultados do *Corrected Transformed Vegetation Index* (CTVI) não foi indicado para a análise temporal de projetos de reflorestamento, mas o *Normalized Ratio Vegetation Index* (NRVI) e o SAVI podem ser utilizados, apresentando resultados idênticos ao NDVI. Demarchi et al. (2011) compararam a classificação da paisagem realizada com os índices de vegetação NDVI e SAVI em diferentes fatores de ajuste para o substrato do dossel ($L = 0,25; 0,50; 1,0$), onde os valores de ajuste do solo $L = 0,5$ e $1,0$ uniu diferentes coberturas vegetais e assinaturas espectrais em intervalos menores. Os resultados foram satisfatórios para detectar padrões de mudanças da cobertura vegetal.

Ferrari et al. (2011) classificaram a ocupação da terra com NDVI por avaliação multitemporal e indicaram a conservação de 70,18% da vegetação. No entanto ocorreram mudanças nas áreas de nascentes em 49,32%, cujos autores ressaltaram preocupação preservação da qualidade dos recursos hídricos.

Silva et al. (2011), mapearam as áreas com vegetação nativa, solo exposto, água superficial e parte da área urbana com IV. Os mesmos concluíram que a metodologia empregada pode ser utilizada com sucesso para classificar e quantificar as classes de cobertura de solo, bem como os valores obtidos do NDVI foram eficientes.

No estudo de comparação entre distintos IV, Galvanin et al. (2014) discriminaram as fitofisionomias de três ambientes em bioma de pantanal, onde diferentes dados demonstraram que os índices *Simple Ratio* (SR) e *Transformed Vegetation Index* (TVI), apresentou melhor discriminação das fitofisionomias, bem como reforçam a importância da utilização da metodologia na distinção de alvos e, conseqüentemente, na avaliação do comportamento da vegetação de mesmo ambiente.

2.2 CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA EM IMAGENS ORBITAIS

A classificação automática em imagens orbitais é o processo de separação de pixels, por intermédio de modelos estatísticos ou algoritmos que reconhecem os valores digitais dos pixels em classes semelhantes pelas propriedades espectrais em comum (Aggarwl & Minz, 2013; Meneses & Sano, 2012). Neste processo, o analista identifica na imagem as classes de informação de seu interesse e separa regiões que melhor representem estas classes. Dentro destas regiões, este separa áreas de treinamento que contêm os pixels que serão usados como representantes da classe, ao final esses pixels extrairá as características das classes, que serão usadas para a classificação dos demais pixels (LIU, 2015; ALWASSAI & KALYANKAR, 2013).

Para tanto, essas técnicas automáticas se dividem em: não-supervisionada, onde o usuário faz opções pelo número de classes e interações; e a supervisionada, quando o usuário define as amostras de treinamento (*training sites*) para algoritmos, que representa o comportamento médio das classes sendo extrapoladas no mapeamento automático feito pelo computador (FLORENZANO, 2011; NOVO, 2010).

Dentre os pontos positivos da classificação não-supervisionada, destacam-se: controle do analista o processo de escolha da amostra (número e o tipo de classes), e tem condições de identificar possíveis imprecisões das áreas de treinamento. Quanto às desvantagens, as classes podem não corresponder às classes reais existentes na cena mapeada, devido a imposição da estrutura de classificação por parte do analista, e as amostras de treinamento não podem representar (área com grandes dimensões, complexas ou inacessível) as características das classes na imagem (BARRET et al; 2014; TSO & MATHER, 2009).

No processo de classificação supervisionada, o algoritmo pode fazer com associação da informação espectral por píxel a píxel ou por análise de região. A classificação píxel a píxel utiliza atributos espectrais isolados de cada píxel componente da imagem de forma a atribuir cada um destes à classe mais provável segundo as verdades de campo, enquanto para análise de regiões o algoritmo agrupa segmentos de pixels contíguos, obedecendo a semelhança do valor digital (MOREIRA, 2011; JENSEN & EPIPHANIO, 2009).

A Tabela 4 apresenta principais algoritmos que são utilizados na classificação supervisionada, bem como sua descrição.

Tabela 4. Algoritmos de classificação automática supervisionada.

<i>Nome</i>	<i>Técnica espectrais</i>	<i>Descrição</i>	<i>Autores</i>
<i>Minimum Distance (DM)</i>	píxel a píxel	Utiliza a média das amostras de treinamento para assinalar um píxel desconhecido a uma dada classe, atribuindo-o à classe cuja média é a mais próxima	Wacker & Landgreb (1975)
<i>Euclidean Distance (ED)</i>	píxel a píxel	Mede a distância para associar um píxel a uma determinada classe, as amostras coletadas, definem-se os agrupamentos que representam as classes, onde cada píxel será incorporado a um agrupamento, através da análise da medida de similaridade	Parikh (1977)
<i>Maximum Likelihood (MAXVER)</i>	píxel a píxel	Considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes, utilizando parâmetros estatísticos a partir dos conjuntos de treinamento pode ser gerado o diagrama de dispersão das classes e estimadas nas distribuições de probabilidade, considerando a distribuição Gaussiana (distribuição normal) na classe do treinamento.	Swain & Davis (1978)
<i>Classification and Regression Trees (CART)</i>	regiões	Baseia-se na composição de informações das distribuições isoladas de cada variável; observando os valores dessa variável, divide-se a região de valores em duas sub-regiões, através de uma pergunta que é respondida em termos de “sim” e “não”; no segundo passo, uma outra variável será analisada, em cada uma das sub-regiões, e dividida em mais duas partes através do mesmo critério de resposta “sim” e “não”, classificador só termina a árvore quando os nós (terminais) possuem apenas uma classe	Breiman et al. (1984)
<i>Decision Tree (DT)</i>	regiões	Composta por simples regras de decisão, onde são divididas sucessivamente uma coleção de registros em conjuntos menores. Para cada divisão, os dados são separados de acordo com características em comum até chegar a pontos indivisíveis, que representam as classes.	Safavian & Landgrebe (1991)
<i>Spectral Angle Mapper (SAM)</i>	píxel a píxel	Determina a similaridade entre dois espectros por meio do cálculo do ângulo formado entre eles, tratando-os como vetores em um espaço de dimensionalidade igual ao número de bandas	Kruse et al. (1993)

Continua.

Continuação.

<i>Artificial Neural Networks (ANN)</i>	regiões	Extraem as características, ainda são capazes de reconhecer diferentes classes e resolver o problema de superposição de regiões, possuem a estrutura multicamadas pode ser definida como uma rede de alimentação progressiva, com uma ou mais camadas escondidas entre os neurônios de entrada e de saída	Atkinson & Tatnall (1997)
<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	píxel a píxel	Busca minimizar o erro com relação ao conjunto de treinamento (risco empírico), assim como o erro com relação ao conjunto de teste, conjunto de amostras não empregadas no treinamento do classificador (risco na generalização)	Vapnik (1999)
<i>Bhattacharyya</i>	regiões	Utiliza a distância para medir a separabilidade estatística entre cada par de classes espectrais, cujo cálculo é realizado pela distância média entre as distribuições de probabilidades de classes espectrais	Mather (2004)
<i>Single-cell</i>	píxel a píxel	Utiliza um algoritmo que determina um intervalo de valores de níveis de cinza para cada classe e para cada banda, através da utilização da área de treinamento	Richards & Jia, (2006)
<i>Random Forest (RF)</i>	regiões	Reúne um conjunto de métodos, que usa várias “árvores de decisão”, independentes e distribuídas de forma semelhante por vetores aleatórios segundo um padrão de entrada	Cutler et al. (2007)
<i>Mahalanobis Distance (MAHAL)</i>	píxel a píxel	Usa estatísticas para cada classe, porém, ele supõe que a covariância das amostras que são iguais	Tso & Mather, (2009)
<i>ClaTex</i>	regiões	Utiliza atributos texturais das regiões de uma imagem segmentada para efetuar a classificação, realizada pelo agrupamento de regiões a partir de uma medida de similaridade entre elas	Brasil (2012)

A Tabela 5 apresenta parte de estudos que classificaram os usos e coberturas da terra nos biomas brasileiros por intermédio de algoritmos de classificação supervisionada.

Tabela 5. Estudos com algoritmos de classificação supervisionada nos biomas brasileiros.

<i>Autores</i>	<i>Satélite</i>	<i>Algoritmos</i>	<i>Biomias</i>
Almeida & Vieira (2014)	RapidEye -REIS	MAXVER	Amazônia
Lu et al. (2012)	Landsat 5-TM	ANN, DT e SVM	Amazônia
Batista & Santos (2013)	Landsat 5-TM	MAXVER	Caatinga
Barros et al. (2013)	Landsat 5-TM	MAXVER	Caatinga e Cerrado
Pereira et al.(2014)	Landsat 5-TM e Alos -AVNIR0/2	DM e MAXVER.	Cerrado
Garofalo et al. (2015)	Landsat 8-OLI	SVM	Cerrado
Mendes et al. (2015)	Geoeye-1	MAXVER	Mata Atlântica
Moreira et al. (2014)	ResourceSat-1	MAXVER	Mata Atlântica
Oliveira et al. (2013)	RapidEye -REIS	MAXVER e ANN	Mata Atlântica
Francisco & Almeida (2012)	Alos -AVNIR0/2	DT	Mata Atlântica
Menezes & Scctoti (2014)	Landsat 8-OLI	MAXVER e MAHAL	Pampas

Legenda: MAXVWER= *Maximum Likelihood*; DM= *Distance Minimum*; SVM= *Support Vector Machine*; DT= *Decision Tree*; ANN= *Artificial Neural Networks*; MAHAL= *Mahalanobis Distance*.

No bioma amazônico, Almeida & Vieira (2014) avaliaram os conflitos de uso da terra ao longo dos cursos d'água e de nascentes. De acordo com o Código Florestal Brasileiro de 2012 por meio de classificador automático, 5,2% da área de estudo possuem o enquadramento legal APP, sendo 29,3% das áreas se encontram em uso conflituoso.

Lu et al. (2012), classificaram o uso e cobertura em regiões tropicais úmidas da Amazônia Brasileira e verificaram que os desempenhos dos classificadores nas imagens de média resolução espacial não foram satisfatórios, aliado a isso houve dificuldade na amostragem na imagem, porém os autores manifestaram que a melhoria do trabalho pode ser alcançada com a utilização eficaz dos recursos espaciais e texturais, especialmente com imagens de resolução espacial mais altas (*Spot* ou *QuickBird*).

Batista & Santos (2013) identificaram na área urbana, água, pastagem, solo exposto e Caatinga, e destacaram a influência da sazonalidade sobre as classes.

Barros et al. (2013), identificaram as classes de usos com índice de qualidade Kappa excelente em área ecotonal de Cerrado e Caatinga. Observaram tendência de aumento das classes de área urbana, solo exposto e áreas agrícola/pastagem, os quais indicaram forte tendência de degradação da bacia hidrográfica.

Garofalo et al. (2015), mapearam o de uso e cobertura do solo na região de Cerrado utilizando algoritmos supervisionados. Os mesmos viabilizam a diferenciação de quinze classes temáticas que caracterização de uso e cobertura do solo dessa área de estudo.

Pereira et al. (2014), caracterizaram os fatores uso e cobertura da terra entre os anos de 1989 e 2007. Os autores identificaram cinco classes de uso e ocupação com resultados satisfatórios, bem como às alterações na bacia indicou a ocorrência de um processo gradativo de expansão das fronteiras agrícolas em Cerrado.

Mendes et al. (2015), avaliaram a acurácia temática do classificador supervisionado

em Mata Atlântica. Os valores da estatística conferida pelo classificador apresentaram satisfatórios para índice *Kappa*.

Moreira et al. (2014), avaliaram as mudanças do uso e ocupação do solo no período entre 2009 e 2012, e obtiveram oito classes temáticas com alto grau de acurácia, ainda no mesmo bioma, os estudos de Oliveira et al. (2013), mapearam monodominância da *Myracrodruon urundeuva* (aroeira), a classificação apresentou a monodominância da aroeira está presente em 22% do município de estudo.

Francisco & Vieira (2012), classificaram uso da terra considerando descritores estatísticos e texturais. Os resultados apresentaram elevada qualidade quanto à acurácia da classificação, os testes estatísticos mostraram que não houve diferenças significantes.

Menezes & Scoti (2014), compararam métodos de classificação supervisionada *Maximum Likelihood* (MAXVER) e *Mahalanobis Distance* (MAHAL) na região dos Pampas gaúchos, o classificador MAXVER apresentou melhores resultados matemáticos e visuais em relação ao método de MAHAL.

2.3 ÁREA DE ESTUDO

2.3.1 Localização

A bacia hidrográfica do Rio Capivari possui a área total de 160,38 km² (Figura 1), e inserida nas coordenadas geográficas 22°35' a 22°40' sul, e 42°35' a 42°20' oeste (Figura 2), nos municípios de Silva Jardim e Rio Bonito, no estado do Rio de Janeiro, Brasil.



Figura 1. Ponte na área urbana sobre o Rio Capivari, município de Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

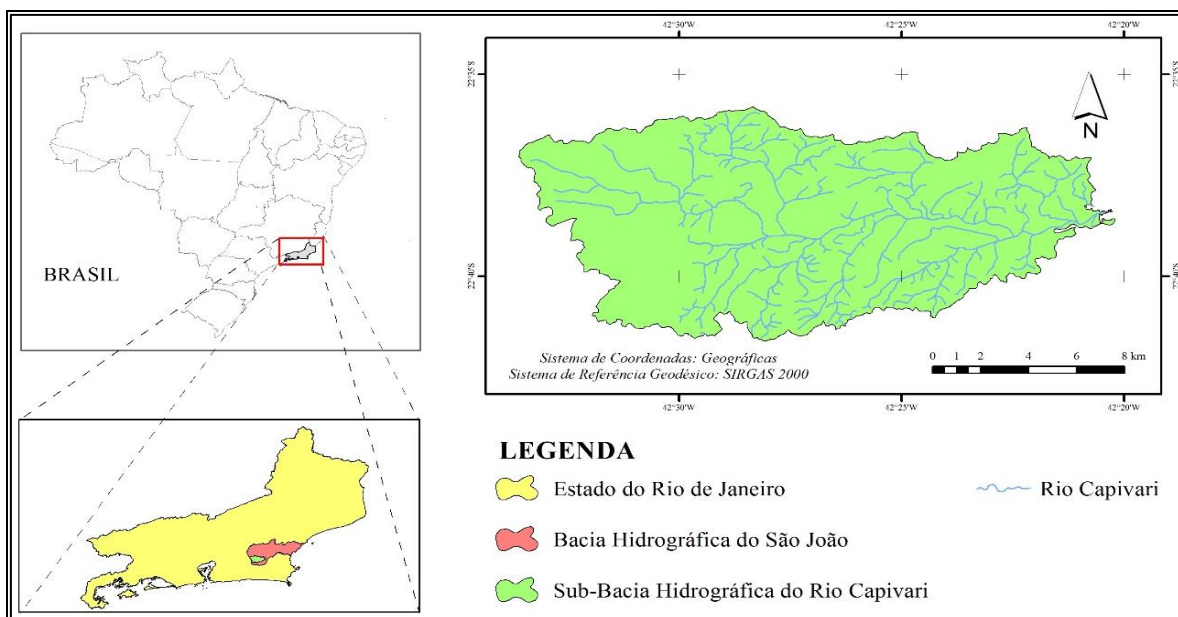


Figura 2. Localização da bacia hidrográfica do Rio Capivari, nos municípios de Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

2.3.2 Geologia e Geomorfologia

A região de estudo possui rochas ortoderivadas e paraderivadas, dentre as quais estão distribuídas nas unidades geológicas: Região dos Lagos (pCllrl), São Fidelis (pCllsf), Unidade Glicério (pCIVgl), Unidade Glicério-Calossilicatadas (pCIVgl), Sedimentos Fluviais (Qa), Granito Sana (pCgrs) e Rochas Alcalinas (ALC) (CASIMIRO DE ABREU, 2012; RIO DE JANEIRO, 2011; BRASIL, 2008).

Na região de Silva Jardim e Rio Bonito há predomínio de planícies fluviais, colinas na área central, presença de serras escarpadas isoladas (acima de 400 metros), e locais de transição entre amplitudes topográficas diferentes (200-400 metros) (CASIMIRO DE ABREU, 2012; RIO DE JANEIRO, 2011).

2.3.3 Pedologia

A região de estudo apresenta diferentes condições pedogenéticas, sendo dois grupos principais: Latossolos e Cambissolos localizadas nos morros e os que são Gleissolos, Neossolos Flúvicos e Organossolos na área de várzea (RIO DE JANEIRO, 2011; BRASIL, 2008).

2.3.4 Climatologia

De acordo com dados da estação meteorológica em Silva Jardim, a bacia hidrográfica do Rio Capivari integra a classificação climática segundo Köppen em Zona Intertropical, onde as chuvas estão concentradas entre dezembro e março e o período seco entre julho e agosto. A temperatura média anual da região é de 24°C e a precipitação média anual aproximadamente é de 1.600 mm (CASIMIRO DE ABREU, 2012).

2.3.5 Hidrografia

O Rio Capivari é um dos afluentes do Rio São João, junto com Rio Bacaxá formam a represa de Juturnaíba, o qual desemboca na bacia rio São João, que está inserida nos municípios de Cachoeiras de Macacu, Rio Bonito, Casimiro de Abreu, Araruama, São Pedro da Aldeia, Cabo Frio e Rio das Ostras, com exceção do município de Silva Jardim está integralmente nela inserido, os demais encontram-se parcialmente (CASIMIRO DE ABREU, 2012; BIDEgain & PEREIRA, 2005).

Segundo Bidegain & Pereira (2005), os municípios de Silva Jardim e Rio Bonito, possuem áreas de 940,7 Km² e 463,3 Km² e sua participação territorial no Comitê da bacia hidrográfica dos Lagos São João está em 25% e 6,7%, respectivamente.

Pela classificação do Decreto Estadual nº 26.058, de 14 de março de 2000, proposto por Rio de Janeiro (2000), essa bacia do Rio Capivari está inserida na Macrorregião Ambiental da Bacia da Região dos Lagos, do Rio São João e Zona Costeira Adjacente 4 (MRA-4).

Compreendendo 2.160 km² de área e 266 km perímetro, e localizada nas latitudes 22°20' e 22°50' sul e 42°00' e 42° 40' de longitude oeste, a bacia hidrográfica do Rio São João, faz divisa a oeste com a bacia hidrográfica da Baía da Guanabara, ao norte e nordeste com as bacias hidrográficas dos Rios Macaé e das Ostras e ao sul com as bacias do Rio Una e das Lagoas de Araruama, Jacarepiá e Saquarema (BIDEgain & PEREIRA, 2005).

De acordo com o autor supracitado, essa bacia hidrográfica localiza-se a cerca de 70 km da cidade do Rio de Janeiro, o acesso a partir da capital, inicia-se pela ponte Rio - Niterói, tomando-se em seguida a estrada BR-101, no sentido para os municípios de São Gonçalo, Itaboraí, Tanguá e Rio Bonito, sendo que na cidade de Rio Bonito a bacia do Rio São João tem início e deságua no Oceano Atlântico entre as localidades de Barra de São João, na margem esquerda, e Santo Antônio na margem direita, no município de Cabo Frio, totalizando o comprimento da bacia é de 100 km.

Contudo, no represamento dos rios dessa bacia para criação da represa de Juturnaíba, foram perdidos 13 km de leito (BIDEgain & VOLCKER, 2002).

Segundo os estudos do Plano das Bacias Hidrográficas da Região dos Lagos e do Rio São João/RJ, elaborado por Bidegain & Pereira (2005), a bacia hidrográfica pode ser

dividida em:

- **Alto São João:** das nascentes até ingressar na planície, com 5 km;
- **Médio São João:** do ingresso na planície até a represa de Juturnaíba, com 50 km; represa de Juturnaíba (13 km de leito estão submersos);
- **Baixo São João:** da barragem até a foz, com 65 km.

Os afluentes que integram a bacia hidrográfica do São João são: os Rios Panelas, São Lourenço, Águas Claras, dos Pirineus ou Crubixais, Riachão e Bananeira, o córrego do Espinho, os Rios Maratuã, Aldeia Velha, Indaiçu, Lontra e Dourado e as valas da Ponte Grande, dos Meros e do Medeiros, pela margem esquerda. Já na parte da margem direita, desaguam os Rios Gaviões, do Ouro, os córregos Salto d'Água, Cambucás e Ramiro, os Rios Morto e Camarupi, as valas do Consórcio, Jacaré e Pedras e por fim o Rio Gargóá (BIDEGAIN & PEREIRA, 2005).

2.3.6 Flora

A flora da região é a da floresta do bioma da Mata Atlântica, onde apresenta manchas de variados tamanhos com alturas, estratificação e floras diferenciadas, como Floresta Estacional Semidecidual de Terras Baixas, Floresta Estacional Semidecidual, Submontana, Floresta Ombrófila Densa Submontana, Floresta Ombrófila Densa de Terras Baixas e Floresta Ombrófila Densa Montana (RIO DE JANEIRO, 2011).

Contudo, a vegetação sob influência do Rio Capivari, principalmente a mata ciliar, foi afetada pelas obras de retificação, alargamento e aprofundamento dos cursos d'águas da represa de Juturnaíba, onde reduziu o lençol freático, provocou drenagem e até secagem dos solos que constituíam trechos da planície de inundação ou parte das áreas foram alagadas (BIDEGAIN & PEREIRA, 2005).

Além disso, a vegetação no entorno das áreas ripárias (Figura 3) da bacia hidrográfica do Rio Capivari apresenta cobertura florestal com déficit nas APPs no entorno dos cursos d'águas superficiais (rios e nascentes) (WWF-BRASIL, 2012).



Figura 3. Curso d'água na área rural afluyente no Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

2.3.7 Fauna

Sobre a fauna da região há o destaque de exemplares da fauna silvestre ameaçados de extinção como: a Jaguatirica (*Leopardus pardalis*), Onça-parda (*Puma concolor capricornensis*), Gato-maracajá (*Leopardus wiedi*), Gavião-pomba (*Leucopternis lacernulatus*), Preguiça de coleira (*Bradypus torquatus*), Lobo-guará (*Chrysocyon brachyurus*), Pararu (*Claravis godefrida*), Bagrinho (*Microcambeva barbata*), Borboleta (*Mimoides lysithous harrisianus*), Choquinha-pequena (*Myrmotherula minor*), Borboleta-da-praia (*Parides ascanius*) e o Jacaré-de-papo-amarelo (*Caiman latirostris*) e o endêmico Mico-leão-dourado (*Leontopithecus rosalia*), além das espécies encontradas no estado com um todo (RIO DE JANEIRO, 2011; BRASIL, 2008; BRASIL, 2005).

2.3.8 Aspectos Sociais, Culturais e Econômicos

Segundo Brasil (1995), o município de Silva Jardim foi fundado em 1841, antigamente era conhecido por Capivari ou Nossa Senhora da Lapa do Capivari, já o município de Rio Bonito teve sua fundação em 1846 e a denominação antiga por Nossa Senhora da Conceição do Rio Bonito.

As populações desses municípios para Brasil (2015) apresentam 21.336 habitantes em Silva Jardim, com densidade demográfica de 22,77 hab./km² e para Rio Bonito, 57.284 habitantes, com densidade demográfica de 121,70 hab./km².

A base econômica está centrada no setor primário, com ênfase para a atividade pecuária, o setor terciário (comércio e serviços) é pouco expressivo, embora o turismo venha se mostrando uma atividade promissora (BRASIL, 2015).

REFERÊNCIAS

- ABDIKAN, S.; SANLI, F.B., USTUNER, M.; CALÒ, F. Land cover mapping using SENTINEL-1 SAR Data. **Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 2, n. 1, p. 757-761, 2016.
- ALMEIDA, A.S.; VIEIRA, I.C.G. Conflitos no uso da terra em áreas de preservação permanente em um polo de produção de biodiesel no estado do Pará. **Ambiente & Água**, v. 9, n. 3, p. 476-487, 2014.
- ALTIERI, M.A.; NICHOLLS, C.I. The adaptation and mitigation potential of traditional agriculture in a changing climate. **Climatic Change**, v. 140, n. 1, p. 33-45, 2017.
- ALWASSAI, F.; KALYANKAR, N.V. Influences combination of multi-sensor images on classification accuracy. **International Journal of Advanced Research in Computer Science**, v. 4, n. 9, p.1-10, 2013.
- ASHBURN, P. The vegetative index number and crop identification. In: THE LACIE SYMPOSIUM PROCEEDINGS OF THE TECHNICAL SESSION, 11th., 1978, Washington, D.C. **Annals...** Washington, D.C.: Department of Agriculture, Foreign Agricultural Service, 1978. p. 843-850.
- ATKINSON, P.M.; TATNALL, A.R.L. Neural networks in remote sensing. **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, n. 4, p. 699-709, 1997.
- ÁVILA, L.F.; MELLO, C.R.; PINTO, L.C.; SILVA, A.M. Partição da precipitação pluvial em uma microbacia hidrográfica ocupada por Mata Atlântica na Serra da Mantiqueira/MG. **Ciência Florestal**, v. 24, n. 3, p. 583-595, 2014.
- BARET, F.; GUYOT, G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, n. 2, p.161-173, 1991.
- BATISTA, J.L.O.; SANTOS, R.L. A caracterização do uso e ocupação do solo de uma zona semiárida entre 1993-2008 através da classificação supervisionada MAXVER: caso do município de Teofilândia/BA, Brasil. **Geográfica Venezolana**, v. 54, n. 1, p. 99-111, 2013.
- BIDEGAIN, P. P.S.; VOLCKER, C. M. **Bacias hidrográficas dos Rios São João e das Ostras: águas, terras e conservação ambiental**. Araruama: Consórcio Intermunicipal para Gestão das Bacias Hidrográficas da Região dos Lagos: Rio São João e Zona Costeira, 2002. 170p.
- BIDEGAIN, P.; PEREIRA, L.F.M. **Plano das bacias hidrográficas da região dos Lagos e do Rio São João**. Araruama-RJ: Consórcio Intermunicipal para Gestão das Bacias Hidrográficas da Região dos Lagos, Rio São João e Zona Costeira – CILSJ, 2005. 153p.

BIRTH, G.S.; MCVEY, G. Measuring the color of growing turf with a reflectance spectro radiometer. **Agronomy Journal**, v. 60, n. 6, p. 640-643, 1968.

BRANDO, P.M.; GOETZ, S.J.; BACCINI, A.; NEPSTAD, D.C.; BECK, P.S.; CHRISTMAN, M.C. Seasonal and interannual variability of climate and vegetation indices across the Amazon. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 107, n. 33, p. 14685-14690, 2010.

BRASIL, República Federativa. **Dados gerais das unidades de conservação federais**. Brasília: Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade (ICMBio)/Ministério do Meio Ambiente (MMA), 2016. 19p. Disponível em: http://www.icmbio.gov.br/portal/images/stories/servicos/geoprocessamento/DCOL/dados_tabulares/DadosGerais_UC_maio_2016.pdf. Acessado em: 25 de Jul. de 2016.

_____. **Rio de Janeiro: Rio Bonito e Silva Jardim**. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), 2015. Disponível em: <http://www.cidades.ibge.gov.br/xtras/perfil.php?lang=>. Acessado em: 02 de Ago. de 2016.

_____. **Plano de manejo da Área de Proteção Ambiental da Bacia do Rio São João/Mico-Leão-Dourado**. Brasília: MMA/ICMBio, 2008. 349p.

_____. **Lei Federal n.º 11.428, de 22 de dezembro de 2006**. Dispõe sobre a utilização e proteção da vegetação nativa do Bioma Mata Atlântica, e dá outras providências. Brasília: Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. 26 de Dez. de 2006.

_____. **Plano de manejo da reserva biológica Poço das Antas: encarte 2**. Brasília: MMA / Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA), 2005. 210p.

_____. **SPRING: sistema de processamento de informações georreferenciadas: manual de ajuda**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2002. 21p.

_____. **Decreto Estadual n.º 26.058, de 14 de março de 2000**. Define as Macrorregiões Ambientais do estado do Rio de Janeiro e dá outras providências. Disponível em: <dhttp://alerjln1.alerj.rj.gov.br/decest.nsf/532ff819a4c3>. Acessado em: 19 Mar. 2015.

_____. **Lei Federal n.º 9.433, de 8 de janeiro de 1997**. Institui a Política Nacional de Recursos Hídricos, cria o Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos, regulamenta o inciso XIX do art. 21 da Constituição Federal, e altera o art. 1º da Lei nº 8.001, de 13 de março de 1990, que modificou a Lei nº 7.990, de 28 de dezembro de 1989. Brasília: Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. 9 de Jan. de 1997.

_____. **Síntese da documentação histórica: administrativa e geográfica dos estados do Brasil- Rio de Janeiro**. Rio de Janeiro: IBGE, 1995.

BRAZ, A.M.; ANDRADE, Á.T.; GARCIA, P.H.M. Análise de índices de vegetação NDVI, SAVI e IAF para a comparação da cobertura vegetal na bacia hidrográfica do Córrego Ribeirãozinho, Selvíria/MS. **Percursos**, v. 7, n. 2, p. 5-22, 2015.

BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J.H.; OLSHEN, R.A.; STONE, C.J. **Classification and Regression Trees**. Belmont, California: Wadsworth, 1984. 107p.

BRINK, A.B.; BODART, C.; BRODSKY, L.; DEFOURNEY, P.; ERNST, C.; DONNEY, F.; LUPI, A.; TUCKOVA, K. Anthropogenic pressure in East Africa-Monitoring 20 years of land cover changes by means of medium resolution satellite data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 28, n. 5, p. 60-69, 2014.

CARTUS, O.; SANTORO, M.; KELLNDORFER, J. Mapping forest aboveground biomass in the Northeastern United States with ALOS PALSAR dual-polarization L-band. **Remote Sensing of Environment**, v. 124, n. 3, p. 466-478, 2012.

CARVALHO, D.F.; DURIGON, V.L.; ANTUNES, M.A.H.; ALMEIDA, W.S.; OLIVEIRA, P.T.S. Predição da erosão do solo com uso da RUSLE e séries temporais de NDVI do Landsat-5 TM. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 49, n. 3, p. 215-224, 2014.

CASIMIRO DE ABREU, Município. **Plano de manejo parque natural municipal Córrego da Luz**. Casimiro de Abreu: Secretaria Municipal de Meio Ambiente e Desenvolvimento Sustentável, 2012. 143p.

CASTELO, T.B. Brazilian forestry legislation and to combat deforestation government policies in the Amazon (Brazilian Amazon). **Ambiente & Sociedade**, v. 18, n. 4, p. 221-242, 2016.

CHASMER, L.; HOPKINSON, C.; VENESS, T.; QUINTON, W.; BALTZER, J. A decision-tree classification for low-lying complex land cover types within the zone of discontinuous permafrost. **Remote Sensing of Environment**, v. 143, v.3, p. 73-84, 2014.

CHEN, Z.; LI, S.; REN, J.; GONGI, P.; ZHANG, M.; WANG, L.;XIAO, S.; JIANG, D. Monitoring and management of agriculture with remote sensing. In: LIANG, S. (Ed.), **Advances in Remote Sensing**. New York: Springer Science & Business Media. p. 397-421, 2008.

CHURCHES, C.E.; WAMPLER, P.J.; SUN, W.; SMITH, A.J. Evaluation of forest cover estimates for Haiti using supervised classification of Landsat data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 30, n. 13, p. 203-216, 2014.

CREUTZBURG, M.K.; SCHELLER, R.M.; LUCAS, H.M.S.; EVERS, L.B.; LEDUC, S.D.; JOHNSON, M.G. Bioenergy harvest, climate change, and forest carbon in the Oregon Coast Range. **GCB Bioenergy**, v. 8, n. 2, p. 357-370, 2015.

CUTLER, R.; EDWARDS, T.C.; BEARD, K.H.; CUTLER, A.; HESS, K.T.; GIBSON, J.; LAWLER, J.J. Random forests for classification in ecology. **Ecology**, v. 88, n. 11, p.

2783-2792, 2007.

DEMARCHI, J.C.; PIROLI, E.L.; ZIMBACK, C.R.L. Temporal analysis of the land use and comparison between NDVI and SAVI indexes in the city of Santa Cruz do Rio Pardo/SP using Landsat-5 images. **Espaço Geográfico em Análise (RA'EGA-O)**, v. 21, n. 1, p. 234-271, 2011.

DIAS, R. **Gestão Ambiental: responsabilidade social e sustentabilidade**. 2. ed. - São Paulo: Atlas, 2011.

DRONOVA, I.; GONG, P.; WANG, L.; ZHONG, L. Mapping dynamic cover types in a large seasonally flooded wetland using extended principal component analysis and object-based classification. **Remote Sensing of Environment**, v. 158, n. 3, p. 193-206, 2015.

DURIGON, V.L.; CARVALHO, D.F., ANTUNES, M.A.H., OLIVEIRA, P.T.S.; FERNANDES, M.M. NDVI time series for monitoring RUSLE cover management factor in a tropical watershed. **International Journal of Remote Sensing**, v. 35, n. 2, p. 441-453, 2014.

EL-BAROUDY, A.A.; MOGHANM, F.S. Combined use of remote sensing and GIS for degradation risk assessment in some soils of the Northern Nile Delta, Egypt. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 17, n. 1, p. 77-85, 2014.

FERRARI, J.L.; SANTOS, A.D.; GARCIA, R.F. Análise da vegetação por meio da subtração de imagem NDVI na sub-bacia hidrográfica do Córrego do Horizonte, Alegre/ES. **Engenharia Ambiental**, v. 8, n. 3, p.3-18, 2011.

FERRAZ, A.S.; SOARES, V.P.; SOARES, C.P.B.; RIBEIRO, C.; BINOTI, D.H.B.; LEITE, H.G. Estimativa do estoque de biomassa em um fragmento florestal usando imagens orbitais. **Floresta & Ambiente**, v. 21, n. 3, p. 286-296, 2014.

FERREIRA, L.G.; YOSHIOKA, H.; HUETE, A.; SANO, E.E. Optical characterization of the Brazilian Savanna physiognomies for improved land cover monitoring of the Cerrado biome: preliminary assessments from an airborne campaign over an LBA core site. **Journal of Arid Environments**, v. 56, n. 3, p. 425-447, 2004.

FIGUEIREDO, S.M.M.; VENTICINQUE, E.M.; FIGUEIREDO, E.O.; FERREIRA, E.J.L. Predicting the distribution of forest tree species using topographic variables and vegetation index in eastern Acre, Brazil. **Acta Amazonica**, v. 45, n. 2, p.167-174, 2015.

FLORENZANO, T.G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. 3. ed. - São Paulo- SP: Oficina de Textos, 2011. 128p.

FRANCISCO, C.N.; ALMEIDA, C.M. Avaliação de desempenho de atributos estatísticos e texturais em uma classificação de cobertura da terra baseada em objeto. **Ciências Geodésicas**, v. 18, n. 2, p. 302-326, 2012.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA; INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS

ESPACIAIS (INPE). **Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica período 2014-2015**: relatório técnico. São Paulo: Fundação SOS Mata Atlântica & Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2016. Disponível em: <https://www.sosma.org.br/105066/mg-volta-liderar-ranking-de-desmatamento-da-mata-atlantica/>. Acessado em: 27 de Jul. de 2016.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA & INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Atlas dos remanescentes florestais da mata atlântica período 2012-2013**: relatório técnico. São Paulo: Fundação SOS Mata Atlântica & INPE, 2014. 61p. Disponível em: http://www.sosma.org.br/wp-/2014/05/atlas_relatorio_20141.pdf. Acessado em: 11 de Nov. de 2014.

GALVANIN, E.A.S.; SILVA, N.S.M.A.; CRUZ, C.B.M.; NEVES, R.J.; JESUS, P.H.H.; KREITLOW, J.P. Avaliação dos índices de vegetação NDVI, SR e TVI na discriminação de fitofisionomias dos ambientes do pantanal de Cáceres/MT. **Ciência Florestal**, v. 24, n. 3, p. 707-715, 2014.

GAO, B.C. NDWI: A Normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**, v. 58, n. 3, p. 257-266, 1996.

GAROFALO, D.F.T.; MESSIAS, C.G.; LIESENBERG, V.; BOLFE, É.L.; FERREIRA, M.C. Análise comparativa de classificadores digitais em imagens do Landsat-8 aplicados ao mapeamento temático. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 50, n. 7, p. 593-604, 2015.

GHEBREZGABHER, M.G.; YANG, T.; YANG, X.; WANG, X.; KHAN, M. Extracting and analyzing forest and woodland cover change in Eritrea based on Landsat data using supervised classification. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 19, n. 3, p. 11-21, 2016.

GOMES, D.D.M.; MENDES, L.M.S.; MEDEIROS, C.N.; VERISSIMO, C.U.V. Multitemporal analysis of the process of degradation of vegetation River basin Jaibas in the state of Ceará. **Geografia, Ensino & Pesquisa**, v. 15, n. 2, p. 41-62, 2011.

HILKER, T.; LYAPUSTIN, A.I.; TUCKER, C.J.; HALL, F.G.; MYNENI, R.B.; WANG, Y.; BI, J.; MOURA, Y.M.; SELLERS, P.J. Vegetation dynamics and rainfall sensitivity of the Amazon. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 111, n. 45, p. 16041-16046, 2014.

HUETE, A.; DIDAN, K., VAN LEEUWEN, W., MIURA, T.; GLENN, E. MODIS vegetation indices. In: RAMACHANDRAN, B.; JUSTICE, C. O.; ABRAMS, M.J. (Eds.). **Land remote sensing and global environmental change: NASA's earth observing system and the science of ASTER and MODIS**. New York: Springer Science & Business Media, p. 579-582, 2011.

HUETE, A.R.; JUSTICE, C.; VAN LEEUWEN, W. **MODIS vegetation index (MOD13)**: Algorithm Theoretical Basis Document. Houston: NASA, 1999.

- HUETE, A.R.A. Soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 2, n. 3, p. 295-309, 1988.
- JACKSON, R.D.; HUETE, A.R. Interpreting vegetation indices. **Preventive Veterinary Medicine**, v. 11, n. 3, p. 185-200, 1991.
- JAYANTH, J.; KOLIWAD, S.; KUMAR, T.A. Classification of remote sensed data using Artificial Bee Colony algorithm. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 18, n. 1, p. 119-126, 2015.
- JENNINGS, M.K.; LEWISON, R.L.; VICKERS, T.W.; BOYCE, W.M. Puma response to the effects of fire and urbanization. **The Journal of Wildlife Management**, v. 80, n. 2, p. 221-234, 2016.
- JENSEN, J.R.; EPIPHANIO, J.C.N. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 3. ed. - São José dos Campos: Parêntese, 2009, 604p.
- JIANG, Z.; HUETE, A.R.; DIDAN, K.; MIURA T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 10, p. 3833-3845, 2008.
- KIM, D.; SEXTON, J.O.; NOOJIPADY, P.; HUANG, C.; ANAND, A.; CHANNAN, S.; FENG, M.; TOWNSHEND, J.R. Global, Landsat based forest-cover change from 1990-2000. **Remote Sensing of Environment**, v. 155, n. 8, p. 178-193, 2014.
- KOUADIO, L.; NEWLANDS, N.K.; DAVIDSON, A.; ZHANG, Y.; CHIPANSHI, A. Assessing the performance of MODIS NDVI and EVI for seasonal crop yield forecasting at the ecodistrict scale. **Remote Sensing**, v. 6, n. 10, p. 10193-10214, 2014.
- LASAPONARA, R. Estimating interannual variations in vegetated areas of Sardinia island using SPOT/VEGETATION NDVI temporal series. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 3, n. 4, p. 481-483, 2006.
- LIU, W.T.H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. 2. ed. - Campo Grande: Oficina dos Textos, 2015.908p.
- LIU, H.; WENG, Q. Landscape metrics for analysing urbanization-induced land use and land cover changes. **Geocarto International**, v. 28, n. 7, p. 582-593, 2013.
- LIU, L.; ZHANG, Y. Urban heat island analysis using the Landsat tm data and aster data: a case study in Hong Kong. **Remote Sensing**, v. 3, n. 7, p. 1535-1552, 2011.
- LU, D. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 7, p. 1297-1328, 2006.
- LU, D.; BATISTELLA, M.; LI, G.; MORAN, E.; HETRICK, S.; FREITAS, C.D.C.; DUTRA, L.V.; SANT'ANNA, S. J. S. Land use/cover classification in the Brazilian Amazon using satellite images. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 47, n. 9, p. 1185-

1208, 2012.

MATHER, P.M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. 3 ed. - Chichester: John Wiley & Sons, 2004. 324p.

MATHER, P.M.; KOCH, M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. New York: John Wiley & Sons, 2011. 434p.

MEIER, G.A.; BROWN, J.F.; EVELSIZER, R.J.; VOGELMANN, J.E. Phenology and climate relationships in aspen (*Populus tremuloides* Michx.) forest and woodland communities of southwestern Colorado. **Ecological Indicators**, v. 48, n. 3, p. 189-197, 2015.

MENDES, D.F.; SILVA, S.F.; FERRARI, J.L.; SANTOS, A.R.; GARCIA, R.F. Acurácia temática do classificador por máxima verossimilhança em imagem de alta resolução espacial do satélite Geoeye-1. **Nucleus**, v. 12, n. 6, p. 107-118, 2015.

MENESES, P.R. Princípios do Sensoriamento Remoto. In.: MENESES, P.R.; ALMEIDA, T. (org.) **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: Universidade de Brasília, 2012. p. 1-33.

MENESES, P.R.; ALMEIDA, T. Aritmética de bandas. In.: MENESES, P.R.; ALMEIDA, T. (org.) **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: Universidade de Brasília, 2012. p. 148-153.

MENESES, P.R.; SANO, E.E. Classificação píxel a píxel de imagens. In: MENESES, P.R.; ALMEIDA, T. (org.) **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: Universidade de Brasília, 2012. p. 191-208.

MOREIRA, A.A.; FERNANDES, F.H.S.; DE ALMEIDA, R.P.; NERY, C.V.M. Análise do comportamento espectral de fitofisionomias no Parque Estadual Lapa Grande por meio de dados MODIS. **Geografia Física**, v. 6, n. 6, p. 1705-1718, 2014.

NAQVI, H.R.; SIDDIQUI, L.; DEVI, L.M.; SIDDIQUI, M.A. Landscape transformation analysis employing compound interest formula in the Nun Nadi Watershed, India. **Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 17, n. 2, p. 149-157, 2014.

NERY, C.V.M.; BRAGA, F.L.; MOREIRA, A.A.; FERNANDES, F.H.S. Aplicação do Novo Código Florestal na Avaliação das Áreas de Preservação Permanente em Topo de Morro na Sub-Bacia do Rio Canoas, Montes Claros/MG. **Geografia Física**, v. 6, n. 6, p. 1673-1688, 2014.

OLIVEIRA, F.P.D.; FERNANDES FILHO, E.I.; SOARES, V.P.; SOUZA, A.L.D. Mapeamento de fragmentos florestais com monodominância de aroeira a partir da classificação supervisionada de imagens RapidEye-REIS. **Árvore**, v. 37, n. 4, p. 151-161, 2013.

OZTURK, D.; KILIC, F. Determination of spatio-temporal changes in vegetation cover by using different vegetation indices based on remote sensing data. **Journal of Selcuk University Natural and Applied Science**, v. 2, n. 5, p. 733-741, 2014.
rápida, Distrito Federal, Brasil. **Ambiente & Água**, v. 5, n. 1, p. 43-56, 2010.

PANDA, S.S.; AMES, D.P.; PANIGRAHI, S. Application of vegetation indices for agricultural crop yield prediction using neural network techniques. **Remote Sensor**, v. 2, n. 3, p. 673-696, 2010.

PEREIRA, L.S.; GONÇALVES, B.B.; SILVA NETO, C.D.M.; SANTOS, A.L.F. Evolução espaço-temporal do uso e cobertura da terra do Ribeirão Piancó, Anápolis/GO. **Mirante**, v. 7, n. 1, p. 1-15, 2014.

PERRY, C. JR.; LAUTENSCHLAGER, L.F. Functional equivalence of spectral vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 14, n. 3, p. 169-182, 1984.

PINTY, B.; VERSTRAETE, M.M. GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. **Vegetation**, v. 101, n. 10, p. 15-20, 1992.

QI, J.; CHEHBOUNI, A.; HUETE, A. R.; KERR, Y.; SOROOSHIAN, S. A modified soil adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 48, n. 2, p. 169-182, 1994.

QUINTO, V.M.; LOPES, M.I.A.; SAVEDRA, O. M.; ROCHA, P.F.E.; LEIKO, C.M.; ROSA, D.S.A. Análise temporal da dinâmica florestal em área de reflorestamento por meio de índices de vegetação. **Geográfica Venezuelana**, v. 54, n. 2, p. 225-239, 2013.

RAWAT, J.S.; KUMAR, M. Monitoring land use/cover change using remote sensing and GIS techniques: a case study of Hawalbagh block, district Almora, Uttarakhand, India. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 18, n. 4, p. 77-84, 2015.

RIBEIRO, N.B.; MARTINS, M.S.; JOHNSON, R.M.F.; VIANA, V.J. Construção de banco de dados geográficos para avaliação da vulnerabilidade ecológica em bacias hidrográficas: a experiência da Bacia Lagos São João, RJ. **Interface**, v. 11, n. 5, p. 18-33, 2016.

RIBEIRO, M.; RODRIGUES, R.R.; PAESE, A.; COSTA, S.; HENRIQUE, P.; BRANCALION, S.; SANTIAMI, E.; PEREIRA, G.; GUIMARÃES, J.; KOCK, R. A restauração da Mata Atlântica apoiada em sistemas de informações geográficas. In.: PAESE, A., UEZU, A., LORINI, M.L.; CUNHA, A. (orgs.). **Conservação da biodiversidade com SIG**. São Paulo: Oficina de Textos, 2015. p. 32-54.

RICHARDS, J.A.; JIA, X. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. 4. ed. - New York: Springer, 2006. 476p.

RICHARDSON, A.J.; WIEGAND, C.L. Distinguishing vegetation from soil background information. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 43, n. 2, p. 1541-1552, 1977.

RIO DE JANEIRO. Estado do. **O estado do ambiente**: Indicadores ambientais do Rio de Janeiro 2010. Rio de Janeiro/RJ: Secretaria de Estadual do Ambiente (SEA), 2111. 160p.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A., DEERING, D.W. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation**. Texas: Texas A&M University, 1974. 390p.

SAFAVIAN, S. R.; LANDGREBE, D. A Survey of decision tree methodology. **IEEE Trans. Systems**, v. 21, n. 3, p. 660-674, 1991.

SANTOS, A.L.F.; FONSECA, L.D.M.; RIBEIRO, C.A.A.S.; GONÇALVES, L.P. Comparação dos classificados no mapeamento do uso da terra, Estuário do Rio Sergipe/SE. **Mirante**, v. 7, n. 2, p. 78-88, 2014.

SATIR, O.; BERBEROGLU, S. Crop yield prediction under soil salinity using satellite derived vegetation indices. **Field Crops Research**, v. 192, n. 6, p. 134-143, 2016.

SATIR, O.; BERBEROGLU, S. Land use/cover classification techniques using optical remotely sensed data in landscape planning. In.: ÖZYAVUZ, M. (ed.). **Landscape Planning**. Intech: Crota, 2012. p. 21-54.

SCCOTI, A.A.V.; MENEZES, D.J. **Uso e ocupação d o solo**. Bagé/RS: Universidade da Região da Campanha, 2014, v. 1, p. 54-64. (Série Atlas Municipais: Atlas Geoambiental de Manoel Viana/RS)

SILLEOS, N.G.; ALEXANDRIDIS, T. K.; GITAS, I. Z.; PERAKIS, K. Vegetation indices: advances made in biomass estimation and vegetation monitoring in the last 30 years. **Geocarto International**, v. 21, n. 4, p. 21-28, 2006.

SILVA, C.R.P.; DEMARQUI, E.N.; ALMEIDA, F.T.; MINGOTI, R.; SOUZA, A.P. Diferentes modelos digitais de elevação na caracterização física da Bacia hidrográfica do Rio Nandico/MT, Brasil. **Scientia Plena**, v. 11, n. 5, p. 1-11, 2015.

SILVA, R.M.P.; LIMA, J.R.; MENDONÇA, I.FC. Alteração da cobertura vegetal na Sub-bacia do Rio Espinharas de 2000-2010. **Engenharia Agrícola & Ambiental**, v. 18, n. 2, p. 202-209, 2014.

SILVA, M.T.; COSTA, S.C.D.E.; SANTOS, A.D.S.; SANTOS, A.F. Análise da cobertura do solo na região do Rio Pardo/RS, com base em imagens espectrais do mapeador temático do Landsat-5. **Geografia**, v. 28, n. 3, p. 109-126, 2011.

SWAIN, P.H.; DAVIS, S.M. **Remote sensing**: the quantitative approach. New York: McGraw-Hill, 1978. 396p.

THIAM, A.; EASTMAN, R.J. Chapter on vegetation indices. In.: EASTMAN, R.J. (ed.). **Manuel of the Idrisi selva edition**. Worcester/MA, USA: Clarke University, 2008. p. 119-208.

TSO B.; MATHER P.M. **Classification methods for remotely sensed data**. 2. ed – New York: Taylor & Francis Group, LLC, 2009. 376p.

ULLMANN, T.; SCHMITT, A.; ROTH, A.; DUFFE, J.; DECH, S.; HUBBERTEN, H.W.; BAUMHAUER, R.. Land cover characterization and classification of arctic tundra environments by means of polarized synthetic aperture X-and C-Band Radar (PolSAR) and Landsat 8 multispectral imagery- Richards Island, Canada. **Remote Sensing**, v. 6, n. 9, p. 8565-8593, 2014.

ULMER, J.M.; WOLF, K.L.; BACKMAN, D.R.; TRETHERWAY, R.L.; BLAIN, C.J.; O'NEIL-DUNNE, J.P.; FRANK, L.D. Multiple health benefits of urban tree canopy: The mounting evidence for a green prescription. **Health & Place**, v. 42, n. 4, p. 54-62, 2016.

VAPNIK, V. **The nature of statistical learning theory**. New York: Springer, 1995. 314p.

VICENTE, M.S.; PRATS, J.M.C.; ROMO, A. Early prediction of crop production using drought indices at different time-scales and remote sensing data: application in the Ebro Valley (North-east Spain). **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 3, p. 511-518, 2006.

WACKER, A.G.; LANDGREBE, D.A. **Minimum distance classification in remote sensing**. Indiana: University; Lafayette, 1972. 25p.

WANG, X.; GASSMAN, P.W.; WILLIAMS, J.R.; POTTER, S.; KEMANIAN, A.R., Modelling the impacts of soil management practices on runoff sediment yield, maize productivity and soil organic carbon using APEX. **Soil and Tillage Research**, v. 101, n. 12, p. 78-88, 2008.

WWF-BRASIL. **Projeto HSBC Seguros: bacia hidrográfica do Rio Capivari/RJ. Araruama/RJ: Consórcio Intermunicipal Lagos São João, 2012. 36p.**

YOUSSEF, A. M.; POURGHASEMI, H.R.; POURTAGHI, Z.S.; Landslide susceptibility mapping using random forest, boosted regression tree, classification and regression tree, and general linear models and comparison of their performance at Wadi Tayyah Basin, Saudi Arabia. **Landslides**, v. 13, n. 5, p. 839-856, 2016.

ZHANG, X.; DELU, P.; CHEN, J.; ZHAN, Y.; MAO, Z. Using long time series of Landsat data to monitor impervious surface dynamics a case study in the Zhoushan Islands. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 7, n. 5, p. 73515-73523, 2013.

ZHAO, Y.; CHEN, X.P.; CUI, Z.L.; LOBELL, D.B. Using satellite remote sensing to understand maize yield gaps in the North China Plain. **Field Crops Research**, v. 183, n. 11, p. 31-42, 2015.

CAPÍTULO I

ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E DINÂMICA DA REGENERAÇÃO NA MATA ATLÂNTICA POR SÉRIE TEMPORAL DE IMAGENS DOS SATÉLITES LANDSAT 5 *THEMATIC MAPPER* (TM) E LANDSAT 8 *OPERATIONAL LAND IMAGER* (OLI)

RESUMO

Os fragmentos de Mata Atlântica situada na bacia do Rio Capivari (RJ) sofre alteração, apesar de que os dados sobre a taxa de desmatamento no estado do Rio de Janeiro apresentaram redução. Assim, o monitoramento da dinâmica da mudança da paisagem, pode ser obtida pelo sensoriamento remoto com inserção dos dados dos índices de vegetação. O objetivo deste trabalho foi comparar o uso de dois índices de vegetação para determinar a dinâmica da regeneração da Mata Atlântica pelo período de 31 anos (1985 à 2016) através da série de imagens (a cada 5 anos) de satélite Landsat 5 TM e Landsat 8 OLI na bacia do Rio Capivari. Foram calculados os índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index*-NDVI e *Soil-Adjusted Vegetation Index*-SAVI a partir de produtos do *Climate Data Record (CDR) Surface Reflectance*, as áreas que esses índices ocupam na área de estudo e elaborados mapas. A multitemporalidade demonstrou que tanto os índices NDVI e SAVI apresentaram aumentos significativos ($p < 0,05$), e o índice NDVI apresentou correlação linear positiva (1,24 unidades no valor SAVI), mas a comparação visual entre os mapas produzidos por esses IVs aparentemente não foram significativas. A bacia apresentou um aumento no intervalo h na região de Mata Atlântica na bacia em 2016. As áreas das sub-bacias apresentam maior (VII) e menor (III) potencial de conservação ambiental e sub-bacias II, III, V, V, VI e VIII que apresentaram dinâmica na paisagem por usos antropogênicos (rural e urbano) na temporalidade.

Palavras-chaves: Rio Capivari, análise temporal, sensoriamento remoto.

ABSTRACT

The Atlantic Forest located on the Capivari River basin undergoes changes, though the data on the rate of deforestation in the State of Rio de Janeiro presents reduction. Thus, the dynamic monitoring of landscape change can be obtained by remote sensing with data insert of vegetation indices. The present study aimed to compare the use of two vegetation indices to determine the regeneration dynamics of the Atlantic Forest for a 31-year period (1985 to 2016), using time series (every 5 years) of Landsat 5 TM and Landsat 8 OLI imagery in the Capivari River basin, located in Rio de Janeiro, Brazil. Normalized Difference Vegetation Index-NDVI and Soil-Adjusted Vegetation Index-SAVI vegetation indexes were calculated from Surface Reflectance Climate Data Record (CDR) products, the areas that these indices occupy in the study area and elaborated maps. Multitemporality showed that both the NDVI and SAVI indices presented significant increases ($p < 0.05$), and the NDVI index presented a positive linear correlation (1.24 units in the SAVI value), but the visual comparison between the maps produced by these IVs Apparently were not significant. The basin presented an increase in the range and / or dense vegetation / regeneration of the Atlantic Forest in the basin in 2016. The areas of the sub-basins in both NDVI and SAVI did not suffer significant oscillations, and the sub-basins II, IV and V present potential for preservation Environmental, unlike sub-basins I, III, VI, VII, VIII, IX, X and XI that presented dynamics in the landscape by anthropogenic uses (rural and urban) in temporality.

Index terms: Capivari River, time series assessment, remote sensing.

1 INTRODUÇÃO

A Mata Atlântica é um ecossistema extremamente rico em biodiversidade e altamente devastado, o que classifica este bioma brasileiro como um *hotspot* (Meyers et al., 2000). Segundo Ribeiro et al. (2009), sua formação original está reduzida a fragmentos, que em sua maioria são pequenos e de elevado grau de isolamento. Nesse contexto, está situada no estado do Rio de Janeiro-Brasil, a bacia do Rio Capivari, a qual grande parte de sua vegetação original foi substituída por atividades agropecuárias (WWF-BRAZIL, 2012).

Desde 1985 diversos estudos sobre o desmatamento da Mata Atlântica vêm sendo realizados nesta região e recentemente, no período 2012-2013, o estado do Rio de Janeiro apresentou uma redução na taxa de desmatamento em 72% (Lima et al., 2015; Fundação SOS Mata Atlântica & INPE, 2014; FAO 2014). Tais números foram fundamentalmente obtidos a partir de estudos envolvendo técnicas de sensoriamento remoto, a partir da aquisição e interpretação de imagens orbitais.

A detecção da vegetação é uma das importantes aplicações dos dados de sensoriamento remoto, pois a utilização de séries temporais de imagens orbitais e suas respectivas assinaturas espectrais são aliadas aos modelos matemáticos, os quais resultam em ferramentas para avaliar a cobertura vegetal e monitorar as mudanças na vegetação em diferentes escalas, especialmente através dos índices de vegetação (FREITAS et al., 2011; MARCUSSI et al., 2010; MARTINEZ & GILABERT, 2009; GLENN, 2008; BARBOSA, 2008; KERR et al., 2015; PETTORELLI et al., 2005).

Os principais índices de vegetação (IVs) são: *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI), propostos respectivamente por Rouse et al. (1974) e Huete (1988) (Silva et al. 2014a), que permitem o estudo da discriminação do uso e cobertura do solo.

Diversos estudos sobre o uso dos índices de vegetação nos biomas brasileiros são realizados, como no Cerrado (Moreira et al., 2014), Caatinga (Gomes et al., 2011), Mata Atlântica (Ávila et al., 2014, Carvalho et al., 2014; Durigon et al., 2014; Nery et al., 2014; Silva et al., 2014b; Demarch et al., 2011; Dalla-Nora & Santos, 2010), Campos Sulinos (Kuplich et al., 2013; Silva et al., 2011) e Pantanal (Galvanin et al., 2014). Estes estudos apontam mapeamentos e classificações temáticas, diagnóstico das mudanças da paisagem em cenários temporais, análises e estudos sobre o processo de erodibilidade dos solos em função das variáveis climáticas e edáficas, determinação dos níveis de degradação sobre as remanescentes florestais, estudos botânicos em florística e outras aplicações.

O objetivo deste trabalho foi comparar dois índices de vegetação (NDVI e SAVI) para determinar a dinâmica da regeneração da Mata Atlântica no período de 1985 a 2016, por intermédio de série de imagens de satélite Landsat 5 TM e Landsat 8 OLS, com intervalos aproximados de 5 em 5 anos, na bacia e sub-bacias do Rio Capivari, Rio de Janeiro, Brasil.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 PROCESSAMENTO DOS DADOS

O processamento dos dados foi realizado no Laboratório de Geotecnologias Aplicadas ao Estudo dos Recursos Naturais (GEOFLOA), do Departamento de Silvicultura, do Instituto de Florestas na UFRRJ.

Foram utilizados 7 produtos (Tabela I-1) do *Climate Data Record (CDR) Surface Reflectance*, do catálogo do *United States Geological Survey (USGS)*, pertencente as imagens do *Landsat 5* sensor TM, compostas por 7 bandas espectrais e *Landsat 8* sensor OLI, composto por 9 bandas espectrais (Tabela I-2), conforme recomendações Vuolo et al. (2015) e o filtro Savitzky-Golay para correção da contaminação das nuvens e variabilidade atmosférica (mudança ambiental), sendo indicados por Chen et al. (2004).

Tabela I-1. Principais características das cenas *Landsat* utilizadas no presente estudo.

<i>Produto</i>	<i>Satélite</i>	<i>Sensor</i>	<i>Data aquisição</i>
1	Landsat 5	TM	27/06/1985
2	Landsat 5	TM	12/06/1991
3	Landsat 5	TM	07/06/1995
4	Landsat 5	TM	07/06/2001
5	Landsat 5	TM	21/06/2006
6	Landsat 5	TM	19/06/2011
7	Landsat 8	OLI	16/06/2016

Fonte: *National Aeronautics and Space Administration-NASA & United States Geological Survey-USGS* (2017).

A escolha das imagens nas datas correspondentes a uma mesma estação do ano (inverno), onde visa minimizar os efeitos de sazonalidade, ao modo em que fatores determinantes às respostas espectrais da vegetação não sofressem interferências advindas de questões naturais, logo estando com parâmetros de resposta espectral equivalentes, de modo a não interferir nas análises.

Tabela I-2. Características das bandas espectrais utilizadas.

<i>Landsat 5 sensor TM</i>		<i>Landsat 8 sensor OLI</i>	
<i>Bandas</i>	<i>Comprimento de Onda (µm)</i>	<i>Bandas</i>	<i>Comprimento de Onda (µm)</i>
1	0,45 - 0,52	1	0,43 - 0,45
2	0,52 - 0,60	2	0,45 - 0,51
3	0,63 - 0,69	3	0,53 - 0,59
4	0,76 - 0,90	4	0,64 - 0,67
5	1,55 - 1,75	5	0,85 - 0,88
6	10,4 - 12,5	6	1,57 - 1,65
7	2,08 - 2,35	7	2,11 - 2,29
-	-	8	0,50 - 0,68
-	-	9	1,36 - 1,38

Fonte: NASA & USGS (2015).

Devido às questões climáticas, como a presença de nuvens e a baixa visibilidade, não foram possíveis adquirir as imagens dos anos de 1990, 2000, 2005, 2010 e 2015, sendo substituídas pelas imagens datadas em 1991, 2001, 2006, 2011 e 2016, respectivamente.

A Tabela I-3 apresenta os dados da precipitação na região da área de estudo.

Tabela I-3. Precipitação média (mm) da região de Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

Anos	Mês											
	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
1985*	586	252	241	43	51	5	0	22	49	141	214	292
1991*	423	195	128	61	14	14	11	6	75	68	112	208
1995*	130	170	82	45	14	3	20	19	53	170	158	330
2001**	596	291	399	54	31	5	53	48	52	200	41	101
2006**	383	592	372	22	32	4	13	65	100	82	54	120
2011**	451	388	313	29	19	2	14	37	143	61	79	115
2016**	652	361	253	19	10	5	13	10	51	25	85	113

Fontes: *Brasil (2018a), Estação Anta (BHE P1-305 - PLU.02046), com coordenadas 22°03' sul e 42°90' oeste; Brasil (2018b), Estação Silva Jardim (TRMM.1058), com coordenadas 22°64' sul e 42°41' oeste.

Além disso, foram utilizados os limites da bacia e sub-bacias do Rio Capivari, propostos por Bidegain & Pereira (2005).

2.2 ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Os cálculos dos índices de vegetação foram determinados pelas equações [1] e [2] para NDVI e SAVI (Rouse et al., 1974; Huete, 1988). Todos os processamentos foram realizados no *software ArcGis 10.2*, na área total da bacia e nas doze sub-bacias do Rio Capivari.

$$\text{NDVI} = (\text{floatNIR} - \text{floatR}) / (\text{floatNIR} + \text{floatR}) \quad [1]$$

$$\text{SAVI} = [(\text{floatNIR} - \text{floatR}) / (\text{floatNIR} + \text{floatR} + L) \text{ float}(1+L)] \quad [2]$$

em que, *floatR* é a refletividade do vermelho, e *floatNIR* refletividade infravermelho próximo, *L*= constante (0,25), conforme recomendações de Quinto et al. (2013) para bioma de Mata Atlântica.

Para realizar a classificação com intervalos dos índices de vegetação NDVI e SAVI foram determinados oito intervalos em ordem crescente tendo os seguintes valores: -1,0 a 0,0 para intervalo *a*; 0,0 a 0,4 para intervalo *b*; 0,4 a 0,5 para intervalo *c*; 0,5 a 0,6 para intervalo *d*; 0,6 a 0,7 para intervalo *e*; 0,7 a 0,8 para intervalo *f*; 0,8 a 0,9 para intervalo *g*; e 0,9 a 1,0 para intervalo *h*.

E sobre esses dados, foram elaborados mapas com esses intervalos, e posteriormente esses valores do *raster* de IVs foram transformados em áreas (km²), utilizando o *software ArcGis 10.2*.

2.3 ANÁLISES ESTATÍSTICAS

Os resultados obtidos dos índices de vegetação (NDVI e SAVI) foram submetidos ao teste de normalidade (Shapiro-Wilk-W) antes da realização das análises de variância e comparação de médias na bacia e sub-bacias nos diferentes anos.

Nos valores médios dos índices de vegetação (NDVI e SAVI) na bacia do Rio Capivari, foi realizado o ajustamento das curvas de regressão em função dos anos, sendo utilizado o suplemento Xlstat (Versão 7.5.2) no software Excel 2010. Foram adotados 5% como nível de significância nos procedimentos estatísticos (significância dos coeficientes de regressão e comparação entre médias pelo teste Tukey).

Para cada sub-bacia do Rio Capivari (Figura I-1 e Tabela I-4) foram calculadas as médias dos índices de vegetação NDVI e SAVI para as sete datas das imagens (1985, 1991, 1995, 2001, 2006, 2011 e 2016). Em cada sub-bacia foi inserido um delineamento experimental inteiramente casualizado, com quatorze tratamentos e doze repetições (balanceado) em esquema fatorial 2x7, sendo dois índices de vegetação (NDVI e SAVI) e as sete datas das imagens (1985, 1990, 1995, 2001, 2005, 2010 e 2014), com doze repetições correspondentes aos polígonos das sub-bacias do Rio Capivari (I, II, III, IV, V, VI, VII, VIII, IX, X, XI e XII).

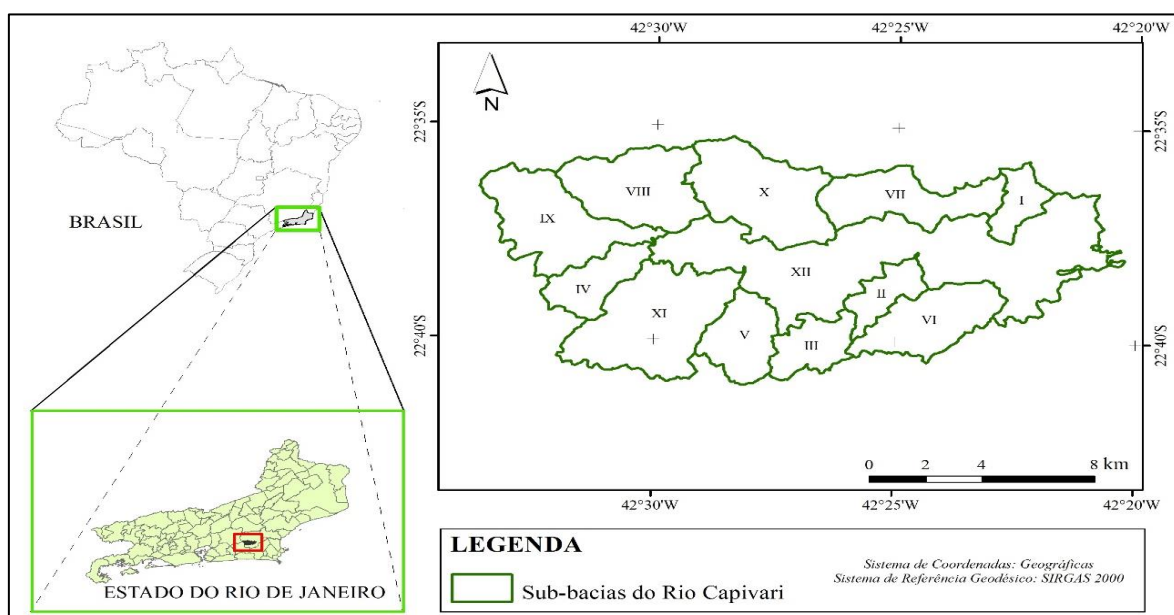


Figura I-1. Área de estudo, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

Tabela I-4. Áreas das sub-bacias presentes na bacia do Rio Capivari.

<i>Sbb-bacia</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>% Área em relação à sub-bacia</i>
<i>I</i>	13,73	8,58
<i>II</i>	11,13	6,98
<i>III</i>	4,06	2,56
<i>IV</i>	14,84	9,27
<i>V</i>	16,13	10,09
<i>VI</i>	6,53	4,08
<i>VII</i>	4,64	2,89
<i>VIII</i>	19,68	12,28
<i>IX</i>	10,82	6,75
<i>X</i>	5,92	3,69
<i>XI</i>	7,84	4,88
<i>XII</i>	44,73	27,95
Área total da bacia	160,10	100%

Os dados foram submetidos à análise de variância e as médias comparadas pelo teste Tukey a 5% de probabilidade, através dos procedimentos estatísticos no *software* ASSISTAT (Versão 7.7 Beta).

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

As médias da análise de variância dos índices de vegetação (Tabela I-5 e Figura I-2) que foram obtidas na bacia do Rio Capivari ilustram os efeitos da interação dos índices de vegetação (NDVI e SAVI), com as mudanças de uso e cobertura do solo ao longo do período estudado (1985-2016) na bacia, além de possíveis variações sazonais e dos sensores utilizados. As médias obtidas pelo SAVI foram estatisticamente superior quando comparadas às médias do NDVI, pelo teste Tukey ($p < 0,05$) nos intervalos de anos.

Tabela I-5. Desdobramento da comparação das médias entre *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI).

Anos	Índice Vegetação			
	NDVI		SAVI	
1985	0,65 bB	±0,12	0,82 aB	±0,14
1991	0,71 bB	±0,11	0,89 aB	±0,14
1995	0,70 bA	±0,12	0,87 aA	±0,15
2001	0,71 bC	±0,12	0,88 aC	±0,15
2006	0,68 bA	±0,13	0,85 aA	±0,16
2011	0,70 bB	±0,12	0,87 aB	±0,15
2016	0,75 bA	±0,14	0,93 aA	±0,17

Legenda: Média seguidas de mesma letra minúscula na vertical e maiúscula na horizontal, não diferem entre si pelo teste de Tukey a 5% de probabilidade e \pm = desvio padrão dos tratamentos.

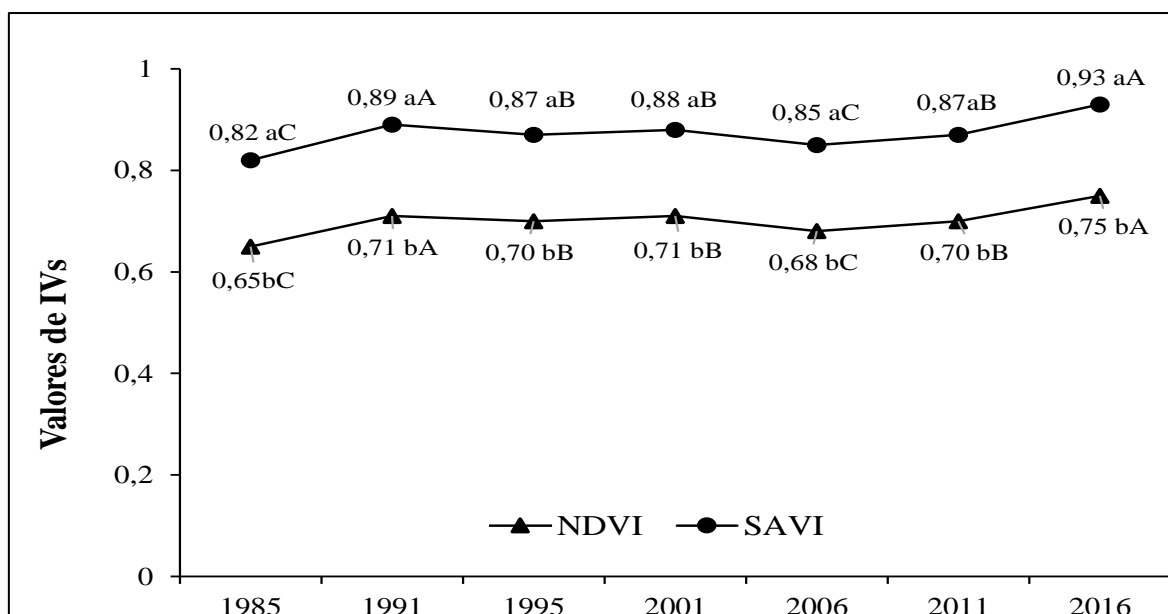


Figura I-2. Interação dos índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI) na bacia do Rio Capivari em função do período de 1985-2016, onde Média seguidas de mesma letra minúscula na vertical e maiúscula na horizontal, não diferem entre si pelo teste de Tukey a 5% de probabilidade.

Na avaliação multitemporal dos índices NDVI e SAVI (Figura III-2), observaram-se maiores índices de vegetação ($p < 0,05$) na bacia para o ano 2016 (0,75 e 0,93), enquanto o

ano 1985 (0,65 e 0,82) registraram-se menores valores. Esses valores representam a densidade da vegetação, e quanto mais próximos de 1,0, mais densa é a vegetação avaliada (Rêgo et al., 2012), o que indica em média um aumento de cerca de 10% no índice de vegetação para o período avaliado.

Os índices de vegetação NDVI e SAVI (Figura I-3) durante os anos 1985-2016, apresentaram correlação linear positiva ($p < 0,05$) com $R^2 = 0,988$. Os coeficientes de regressão calculados foram $\beta_0 = 0,097$ e $\beta_1 = 1,107$, os quais indicam que, por cada alteração unitária no valor NDVI existirá uma alteração em 1,24 unidades no valor SAVI.

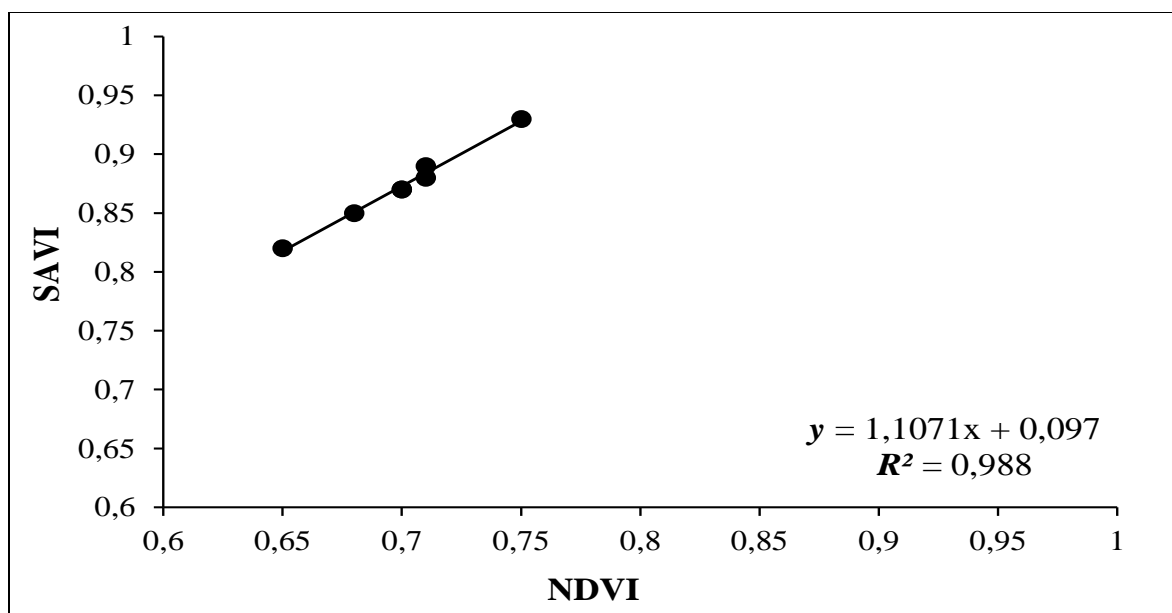


Figura I-3. Correlação dos índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI) para a bacia do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

Os resultados para os índices do SAVI apresentaram maiores valores nos índices da vegetação, pois a constante $L = 0,25$ diminui a influência da resposta espectral do solo no cálculo do SAVI, conforme investigações realizadas por Braz et al. (2015), e caso o valor $L = 0$, o índice SAVI equivale ao índice NDVI, desse modo essa análise corrobora a correlação linear (Figura III-3) da fórmula do índice SAVI proposto por Huete (1988).

Os valores dos índices do ano de 2016 podem ter sofrido influência da resolução radiométrica e espectral da imagem de 2016 (Landsat 8-OLI – banda 4 para vermelho e banda 5 para infravermelho próximo) em relação as demais imagens (Landsat 5- TM – banda 3 para vermelho e banda 4 para infravermelho próximo), tendo a imagem de 2016 bandas com faixas o comprimento de ondas (Tabela I-2) que detectam os valores de reflectância da vegetação com eficácia (Ponzoni et al., 2013) em intervalos espectrais mais curtos, além da redução dos efeitos de aerossóis da atmosfera pela banda 1 nas imagens corrigidas (USGS, 2015). Além disso, a maior sensibilidade radiométrica do sensor OLI sugere um maior potencial no monitoramento do uso e cobertura do solo (Vermote et al., 2016; Ke et al., 2015). Assim, tendo em vista que a refletividade das bandas do infravermelho e vermelho são essenciais para os cálculos dos IVs (Garofalo et al., 2015), e

estas bandas sofrem influência das condições e efeitos atmosféricos, necessitando de filtros para melhorar as análises (Chen et al., 2004), e as características intrínsecas que as tipologias podem apresentar dinâmica diferenciada (SILVA et al., 2015).

A comparação dos dados nas Figuras I-2 e I-4 demonstraram que não houve grandes diferenças significativas entre os IVs da bacia em relação as sub-bacias, visto que observa-se paralelismo entre valores, mesmo que as recomendações de Machado et al, (2017), relatam que os estudos com IVs devem ter nível de detalhamento mesmo que numericamente indicam perda e/ou ganho relativamente equivalentes.

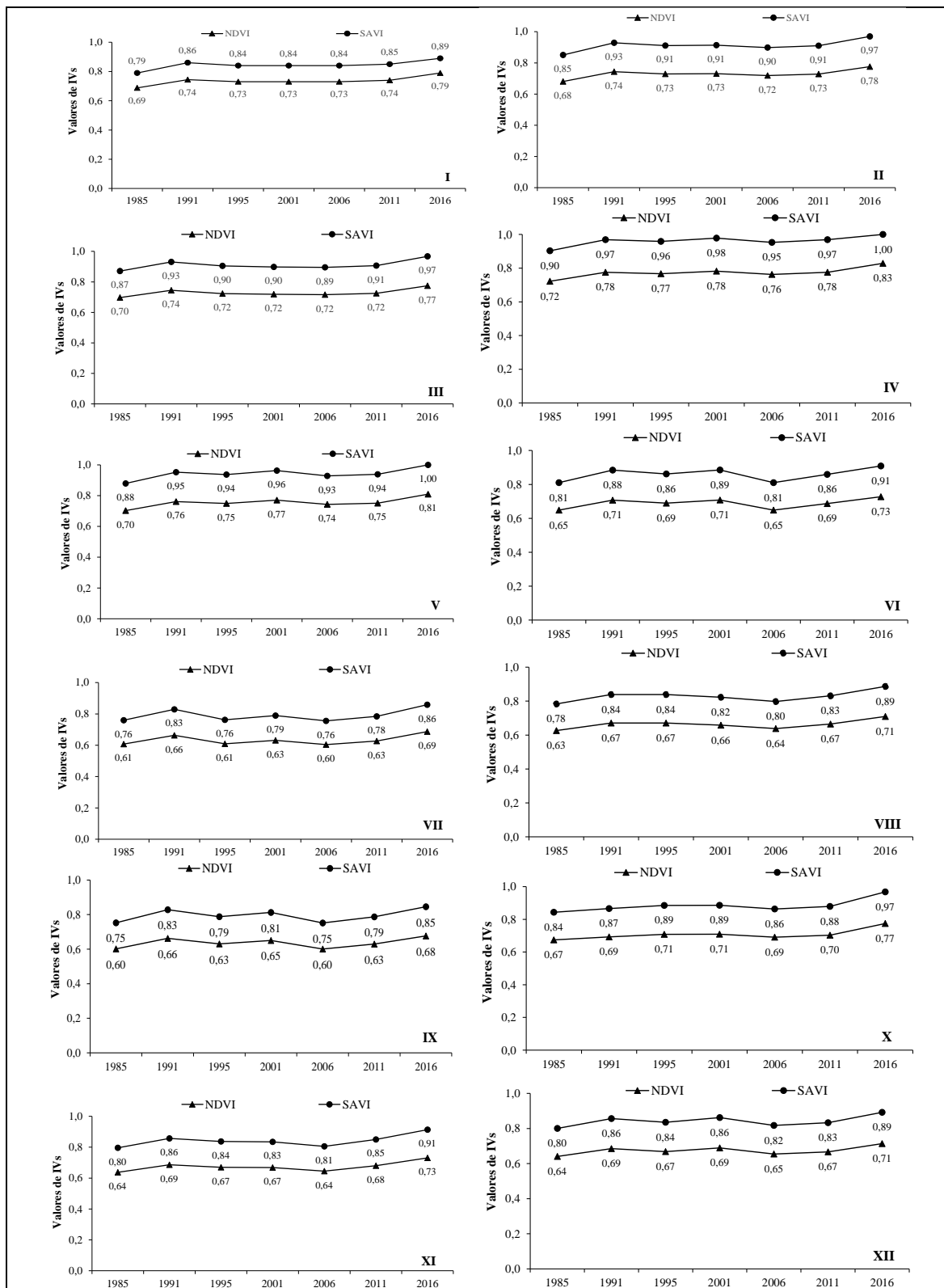


Figura I-4. Média dos índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI) obtidos nas sub-bacias do Rio Capivari no período de 1985-2016.

Os máximos valores (Figura I-5 e Tabela I-5) dos IVs foram encontrados nas sub-bacias IX (0,85) de NDVI, e IV e V (1,00) em SAVI ambas no ano de 2016, enquanto esteve presente na sub-bacia IX 0,60 (NDVI) e 0,75 (SAVI) no ano de 1985 os menores valores. Rouse (1974), Ponzoni et al. (2013) e Rêgo et al. (2012), observam que os valores mais próximos de 1,0 expressam a vegetação fotossinteticamente ativa, enquanto valores mais próximos de 0 indicam o contrário ou ausência de vegetação, ou seja, entre os anos de 1985 a 2011 houve a redução dos índices de vegetação para o intervalos $a - h$, e o aumento para o intervalo h , deduzindo ao mesmo tempo, o potencial para o aumento de biomassa vegetal mais próximo de 1,0 na imagem de 2016. Pois as imagens da série do satélite Landsat 5 podem apresentar valores dos IVs altos (ROBINSON et al., 2017).

A Figura III-5 expressa os intervalos de IVs ($a - h$) em termos de áreas ocupadas na bacia, cujos valores demonstraram que houve o aumento das áreas do intervalo h de 0% (NDVI) e 45,60% (SAVI) em 1985 para 12,00% (NDVI) e 75,9% (SAVI), e sinalizam as expectativas de que houve regeneração da Mata Atlântica na bacia do Rio Capivari em 2016, pois os IVs respondem de forma diferente a sazonalidade nas variadas tipologias de cobertura no solo (She et al., 2015), e ressaltam-se que as imagens utilizadas nesse estudo são datadas da estação climática de inverno, onde fenologia da vegetação sofre decréscimo de massa foliar (Kuplich et al, 2013). Além disso, destaca-se o crescimento das atividades agropecuárias e urbanização em 2006.

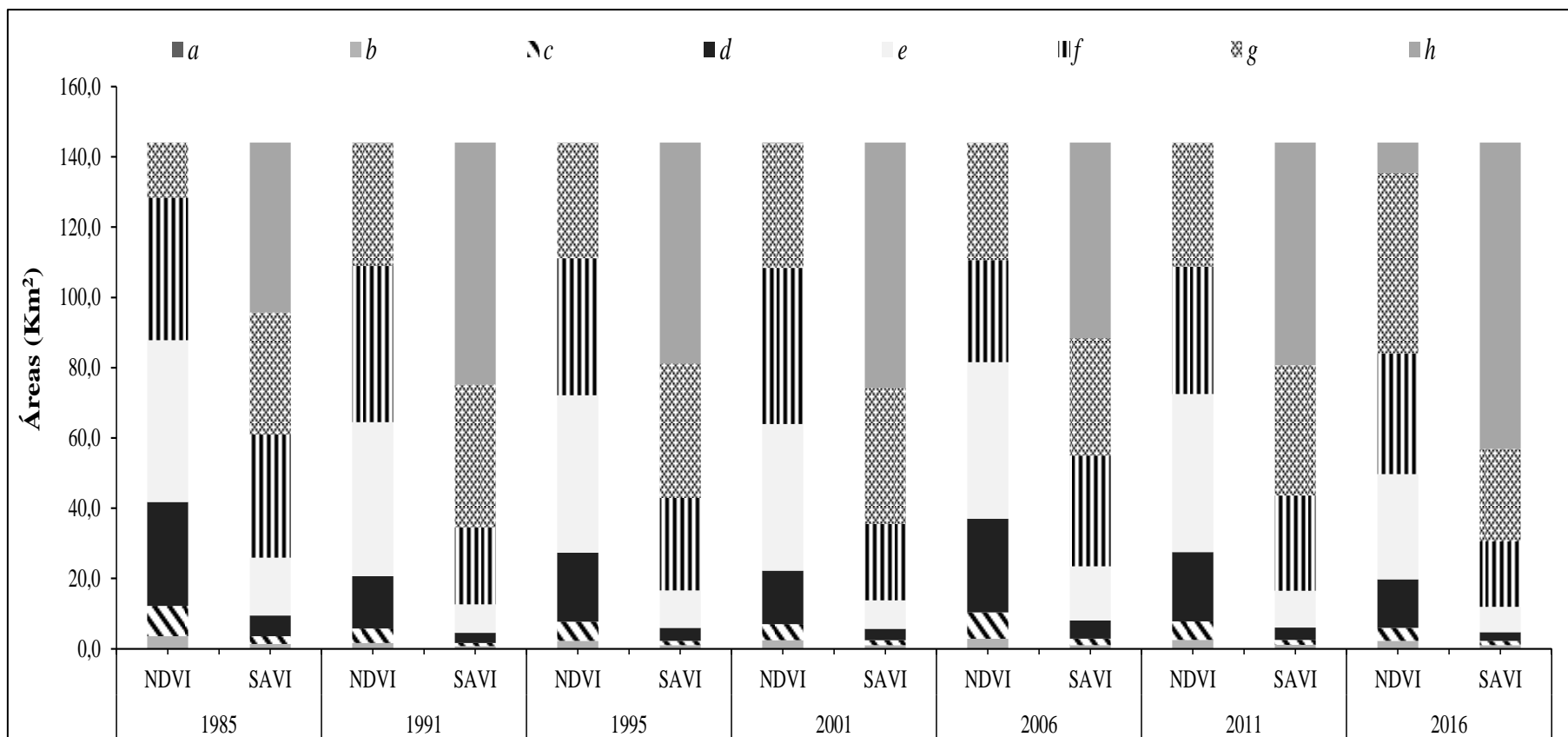


Figura I-5. Áreas mapeadas pelos intervalos ($a = -1,0-0,0$; $b = 0,0-0,4$; $c = 0,4-0,5$; $d = 0,5-0,6$; $e = 0,6-0,7$; $f = 0,7-0,8$; $g = 0,8-0,9$; $h = 0,9-1,0$) de índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI) para a bacia hidrográfica do Rio Capivari/RJ, Brasil.

Sobre a multitemporalidade (Figuras I-6 e I-7) na área de estudo, houve o aumento com quantitativos dos valores máximos do intervalo h (próximos de 1,0) para as sub-bacias hidrográficas I, VII, IX, X, XI e XII de 1985 para 2016, especialmente a sub-bacia III apresentou menor crescimento do intervalo h , indicando que esta área apresentou menor taxa de preservação em 2016. As observações deste estudo corroboram as tendências apontadas pelo monitoramento realizado pela Fundação SOS Mata Atlântica & Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (2014), o qual indica uma redução do desmatamento do bioma Mata Atlântica em 72% no estado do Rio de Janeiro, pois aumento em termos de área da classe do intervalo e , infere a possibilidade que houve aumento da tipologia fotossinteticamente ativa, indicando a possibilidade da regeneração da vegetação com extrato arbóreo denso na bacia do Rio Capivari nesses 31 anos (1985-2016).

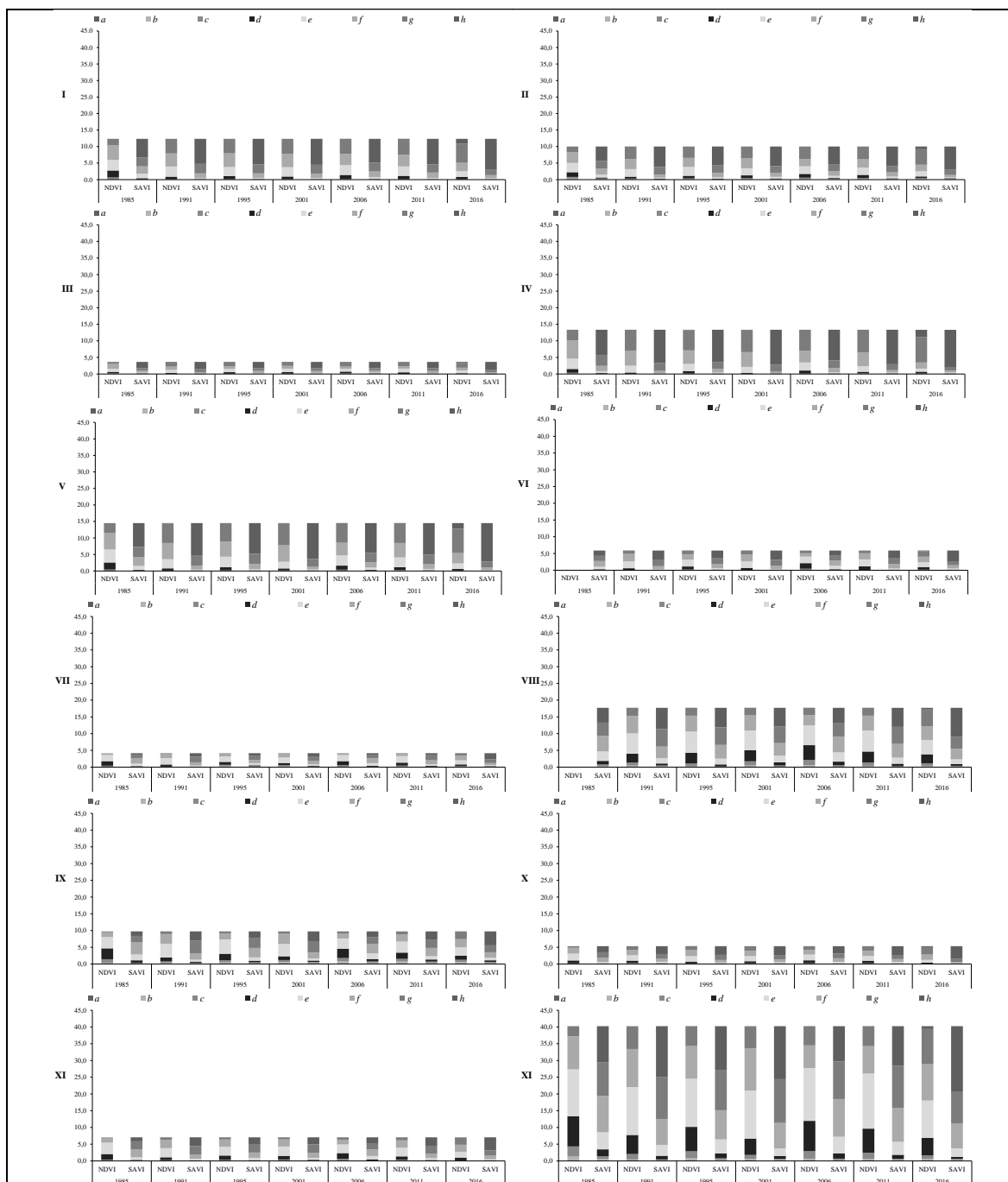


Figura I-6. Média das áreas apeadas pelos índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI) obtidos nas sub-bacias (I - XII) do Rio Capivari pelos intervalos ($a = -1,0-0,0$; $b = 0,0-0,4$; $c = 0,4-0,5$; $d = 0,5-0,6$; $e = 0,6-0,7$; $f = 0,7-0,8$; $g = 0,8-0,9$; $h = 0,9-1,0$).

As áreas II, III, IV, V, VI e VIII, dos índices de vegetação ofereceram oscilações, tanto para aumento ou redução desses índices, e são relacionados com as atividades de agropecuária (dominante nestas sub-bacias), sugerindo que essa dinâmica está associada ao manejo (queimada), tipos de culturas e seus ciclos de produção (curto, médio ou anuais) ou o abandono dessas áreas e sua respectiva possibilidade da regeneração através da sucessão ecológica.

Tendo em vista os valores observados nas análises da densidade da vegetação na sub-bacias II, III, IV, V, VI e VIII, a investigação demonstra o potencial de erosão que a bacia hidrográfica do Rio Capivari pode apresentar, principalmente associada a ausência de vegetação em locais estratégicos para preservação ambiental (WWF-Brasil, 2012), como as áreas de preservação permanentes (nascentes, cursos d'água, encostas e topos de morros), e os usos desses espaços (Ribeiro et al., 2016) acabam trazendo problemas para o desenvolvimento e manutenção dos serviços ecossistêmicos do Rio Capivari, com potencial riscos aos recursos hídricos da bacia (Salamene et al., 2011) e a população assistida pela represa Juturnaíba.

A análise da vegetação é uma importante ferramenta para definir diversos fatores que influenciaram na dinâmica da bacia hidrográfica, e a investigação da localização de sua densidade (sub-bacias), facilita a formulação de planejamentos (Bertolo et al., 2015), visto que a visualização do potencial econômico das sub-bacias II, III, IV, V, VI e VIII norteiam a elaboração e execução de planos que atendam com qualidade o perímetro da bacia hidrográfica em questão, e resultam consequentemente uma resposta social (sub-bacias II, IV e V) e econômica com melhor eficácia.

Os mapas dos índices de vegetação NDVI e SAVI (Figura I-7) apesar da adição da constante $L= 0,25$ do índice SAVI que modificou a escala dos valores que acompanha o resultado do índice NDVI, que pode estar associada à escala apresentada.

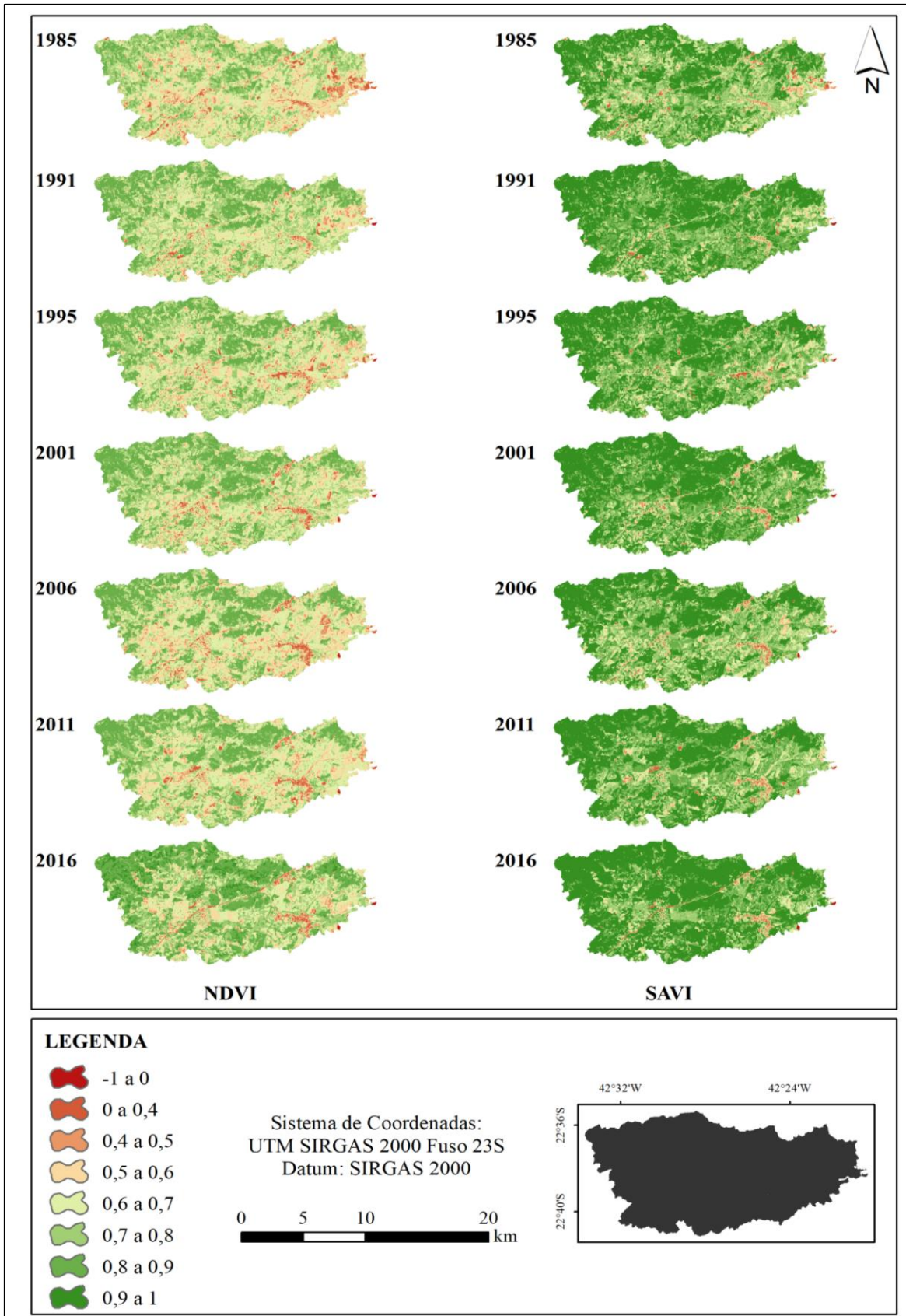


Figura I-7. Mapas de intervalos (a - h) de índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI) na bacia do Rio Capivari no período de 1985-2016.

Contudo, Ramos (2016), aponta que os índices representados em forma de mapas (Figura I-7), subsidia análises espaciais que viabilizam o monitoramento a médio e longo prazo, conforme o estudo multitemporaliade empregados na bacia do Rio Capivari, sendo empregados em diagnóstico aplicados ao planejamento ambiental.

Entretanto, Machado et al. (2017), suscitaram que os índices de vegetação não devem ser o único parâmetro utilizado em estudos sobre as alterações ocorridas na dinâmica da cobertura vegetal, mas podem ser utilizados como um importante indicador dessas alterações.

4 CONCLUSÕES

Os índices de vegetação NDVI e SAVI apresentaram aumentos significativos ($p < 0,05$) na análise multitemporalidade da cobertura do solo na bacia do Rio Capivari.

Em termos de áreas, a bacia apresentou aumento da vegetação com extrato próximo do intervalo 1 ou intervalo h de IVs em 2016 quando comparados com valores de NDVI e SAVI de 1985.

A divisão da área de estudo nas sub-bacias permitiu identificar as localidades onde ocorreram o aumento do intervalo próximo de 1 ou h (I, VII, IX, X, XI e XII), bem como aumento do intervalo próximo -1 ou a (II, III, IV, V, VI e VIII), sendo apresentadas na comparação da temporalidade no mapa dos intervalos dos IVs na bacia do Rio Capivari.

REFERÊNCIAS

- ARCGIS: Versão 10.2. Redlands-California, USA: Environmental Systems Resource Institute (ESRI). 2016.
- ASSISTAT: Versão 7.7 beta (pt). Campina Grande: Universidade Federal de Campina Grande, 2014.
- ÁVILA, L.F.; MELLO, C.R.; PINTO, L.C.; SILVA, A.M. Partição da precipitação pluvial em uma microbacia hidrográfica ocupada por Mata Atlântica na Serra da Mantiqueira/MG. **Ciência Florestal**, v. 24, n. 3, p. 583-595, 2014.
- BARBOSA, K. M. N.; PIEDADE, M. T. F.; KIRCHNER, F. F. Estudo Temporal da Vegetação Herbácea da Várzea da Amazônia Central. **Floresta**, n. 38, v. 1, p. 89-96, 2008.
- BIDEGAIN, P.; PEREIRA, L.F.M. **Plano das Bacias Hidrográficas da Região dos Lagos e do Rio São João-RJ**. Araruama/RJ: Consórcio Intermunicipal para Gestão das Bacias Hidrográficas da Região dos Lagos, Rio São João e Zona Costeira – CILSJ, 2005. 153p.
- BERTOLO, L.S.; SANTOS, R.F.; AGAR, P.M.; PABLO, C.T.L. Land-use changes assessed by overlay or mosaic methods: Which method is best for management planning? **Ecological Indicators**, v. 55, n. 3, p. 32-43, 2015.
- BRASIL, República Federativa. **Dados da precipitação da região de Silva Jardim-RJ e Rio Bonito-RJ da Estação Anta (BHE P1-305 - PLU.02046) dos anos de 1985, 1991 e 1995**. 2018a. Disponível em: <https://www.macroprograma1.cnptia.embrapa.br/scaf/download-de-documentos/dados-de-precipitacao/dados.zip/view>. Acessado em: 04 mar. 2018.
- _____. **Dados da precipitação da região de Silva Jardim-RJ e Rio Bonito-RJ da Estação Silva Jardim (TRMM.1058) dos anos 2001, 2006, 2011 e 2016**. 2018b. Disponível em: <https://www.agritempo.gov.br/agritempo/jsp/Estatisticas/index.jsp?siglaUF=RJ>. Acessado em: 04 mar. 2018.
- _____. **Bases cartográficas: malhas municipais**. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), 2010. Disponível em: http://mapas.ibge.gov.br/basesreferenciais/bases_cartograficas/mapas_municipais. Acessado em: 28 fev. 2015.
- BRAZ, A.M.; ANDRADE, Á.T.; GARCIA, P.H.M. Análise de índices de vegetação NDVI e SAVI e Índice de Área Foliar (IAF) para a comparação da cobertura vegetal na bacia hidrográfica do córrego ribeirãozinho, município de Selvíria-MS. **Percursos**, v. 7, n. 2, p. 5-22, 2015.
- CARVALHO, D.F.; DURIGON, V.L.; ANTUNES, M.A.H.; ALMEIDA, W.S.; OLIVEIRA, P.T.S. Predição da erosão do solo com uso da RUSLE e séries temporais de NDVI do Landsat-5 TM. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 49, n. 3, p. 215-224, 2014.

CHEN, J.; JÖNSSON, P.; TAMURA, M.; GU, Z.; MATSUSHITA, B.; EKLUNDH, L. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter. **Remote sensing of Environment**, v. 91, n. 3, p. 332-344, 2004.

DEMARCHI, J.C.; PIROLI, E.L.; ZIMBACK, C.R.L. Análise temporal do uso do solo e comparação entre os índices de vegetação NDVI e SAVI no município de Santa Cruz do Rio Pardo/SP usando imagens Landsat-5. **Espaço Geográfico em Análise (RA'EGA-O)**, v. 21, n. 1, p. 234-271, 2011.

DALLA-NORA, E.L.; SANTOS, J.E. Análise da dinâmica sazonal de duas formações florestais do bioma Mata Atlântica com base em índices de vegetação. **Perspectiva**, v. 34, n. 125, p. 41-51, 2010.

DURIGON, V.L.; CARVALHO, D.F., ANTUNES, M.A.H., OLIVEIRA, P.T.S.; FERNANDES, M.M. NDVI time series for monitoring RUSLE cover management factor in a tropical watershed. **International Journal of Remote Sensing**, v. 35, n. 2, p. 441-453, 2014.

FREITAS, R.M.; ARAI, E.; ADAMI, M.; FERREIRA, A.S.; SATO, F.Y.; SHIMABUKURO, Y.E.; ROSA, R.R.; ANDERSON, L.O.; RUDORFF, B.F.T. Virtual laboratory of remote sensing time series: Visualization of MODIS EVI2 data set over South America. **Journal of Computational Interdisciplinary Sciences**, v. 2, n. 1, p. 57-68, 2011.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA; INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica período 2012-2013**: relatório técnico. São Paulo: Fundação SOS Mata Atlântica & INPE, 2014. 61p. Disponível em: http://www.sosma.org.br/wp-content/uploads/2014/05/_relatorio_20141.pdf. Acessado em: 11 abr. 2015.

GAROFALO, D.F.T.; MESSIAS, C.G.; LIESENBERG, V.; BOLFE, É.L.; FERREIRA, M.C. Análise comparativa de classificadores digitais em imagens do Landsat-8 aplicados ao mapeamento temático. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 50, n. 7, p. 593-604, 2015.

GALVANIN, E.A.S.; SILVA, N.S.M.A.; CRUZ, C.B.M.; NEVES, R.J.; JESUS, P.H.H.; KREITLOW, J.P. Avaliação dos índices de vegetação NDVI, SR e TVI na discriminação de fitofisionomias dos ambientes do pantanal de Cáceres/MT. **Ciência Florestal**, v. 24, n. 3, p. 707-715, 2014.

GLENN, E.P.; HUETE, A.R.; NAGLER, P.; NELSON, S.G. Relationship between remotely-sensed vegetation indices, canopy attributes and plant physiological processes: what vegetation indices can and cannot tell us about the landscape. **Sensors**, v. 8, n. 4, p. 2136-2160, 2008.

GOMES, D.D.M.; MENDES, L.M.S.; MEDEIROS, C.N.; VERISSIMO, C.U.V. Análise multitemporal do processo de degradação da vegetação da bacia hidrográfica do Rio Jaibas no estado do Ceará. **Geografia Ensino & Pesquisa**, v. 15, n. 2, p. 41-62, 2011.

HUETE, A.R.A. Soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 2, n. 3, p. 295-309, 1988.

KE, Y.; IM, J.; LEE, J.; GONG, H.; RYU, Y. Characteristics of Landsat 8 OLI-derived NDVI by comparison with multiple satellite sensors and in-situ observations. **Remote Sensing of Environment**, v. 164, n. 3, p. 298-313, 2015.

KERR, J.T.; PINDAR, A.; GALPERN, P.; PACKER, L.; POTTS, S.G.; ROBERTS, S.M.; PANTOJA, A. Climate change impacts on bumblebees converge across continents. **Science**, v. 349, n. 6244, p. 177-180, 2015.

KUPLICH, T.M.; MOREIRA, A.; FONTANA, D.C. Time series of vegetation index for different vegetation types in Rio Grande do Sul. **Engenharia Agrícola & Ambiental**, v. 17, n. 10, p. 1116-1123, 2013.

LIMA, R. A.; MORI, D. P.; PITTA, G.; MELITO, M.O.; BELLO, C.; MAGNAGO, L. F.; ZWIENER, V.P.; SARAIVA, D.D.; MARQUES, M.C.M.; OLIVEIRA, A.A.; PRADO P.I. How much do we know about the endangered Atlantic Forest? Reviewing nearly 70 years of information on tree community surveys. **Biodiversity and Conservation**, v. 24, n. 9, p. 2135-2148, 2015.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA); UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). **Imagens Landsat-5 sensor TM dos anos de 1985, 1991, 1995, 2001, 2006 e 2011 e Imagem Landsat-8 sensor OLI do ano 2016: Climate Data Record (CDR) Surface Reflectance**. 2017. Disponível em: <http://earthexplorer.usgs.gov/>. Acesso em: 14 abr. 2017.

_____. **Características das bandas dos satélites Landsat-5 sensor TM e Landsat-8 sensor OLI**. 2015. Disponível em: <http://landsat.gsfc.nasa.gov/?p=3180>. Acesso em: 14 abr. 2015.

MACHADO, I.E.S.; SANTOS, M.M.; GIONGO, M.; CARVALHO, E.V.; NETO, E.G. Modelos para estimativa de variáveis florestais com a utilização de imagens multiespectrais. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 37, n. 90, p. 171-181, 2017.

MARCUSSI, A.B.; BUENO, C.R.P., MIQUELONI, D.P.; ARRAES, C.L. Utilização de índices de vegetação para os sistemas de informação geográfica. **Caminhos de Geografia**, v. 11, n. 35, p. 41-53, 2010.

MARTINEZ, B.; GILABERT, M.A. Vegetation dynamics from time series using the wavelet transform. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 1, p. 1829-1842, 2009.

MARTINS, M.S.; JOHNSON, R.M.F.; VIANA, V.J. Construção de banco de dados geográficos para avaliação da vulnerabilidade ecológica em bacias hidrográficas: a experiência da Bacia Lagos São João, RJ. **Interface**, v. 11, n. 5, p. 18-33, 2016.

MYERS, N.; MITTERMEIER, R.A.; MITTERMEIER, C.G.; FONSECA, G.A.B.; KENT,

J. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, v. 403, n. 333, p. 853-858, 2000.

MOREIRA, A.A.; FERNANDES, F.H.S.; DE ALMEIDA, R.P.; NERY, C.V.M. Análise do comportamento espectral de fitofisionomias no Parque Estadual Lapa Grande por meio de dados MODIS. **Geografia Física**, v. 6, n. 6, p. 1705-1718, 2014.

NERY, C.V.M.; MOREIRA, A.A.; FERNANDES, F.H.S.; ALMEIDA, L.S.; ALMEIDA, R.P. Utilização do modelo linear de mistura espectral e NDVI para avaliação do comportamento de área desmatada no município de Rio Pardo de Minas/MG. **Caminhos de Geografia**, v. 15, n. 49, p. 104-112, 2014.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS PARA ALIMENTAÇÃO E AGRICULTURA. **Avaliação dos recursos florestais globais 2015**: Relatório do país Brasil. 2014. Disponível em: <http://www.fao.org/3/a-az172e.pdf>. Acessado em: 11 abr. 2015.

PETTORELLI, N.V.; VIK, J.O.; MYSTERUD, A.; GAILLARD, J.M.; TUCKER, C.J.; STENSETH, N.C. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. **Trends in Ecology and Evolution**, v. 20, n. 1, p. 503-510, 2005.

PONZONI, F.J.; SHIMABUKURO, Y.E.; KUMPLICH, T.M. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. 2. ed. - São José dos Campos: Oficina dos textos, 2013. 176p.

RAMOS, R.P.S. Mapeamento e caracterização da densidade da vegetação bacia hidrográfica do Rio Paraíba do Meio. **Geociências do Nordeste**, v. 2, n. 1, p. 1110-1119, 2016.

RÊGO, S.C.; LIMA, P.P.S.; LIMA, M.N.S.; MONTEIRO, T.R.R. Análise comparativa dos índices de vegetação NDVI e SAVI no município de São Domingos do Cariri/PB. **Geonorte**, v. 2, n. 4, p. 1217-1229, 2012.

RIBEIRO, M.C.; METZGER, J.P.; MARTENSEN, A.C.; PONZONI, F.J.; HIROTA, M.M. The Brazilian Atlantic Forest: how much is left, and how is the remaining forest distributed? Implications for conservation. **Biological Conservation**, v. 142, n. 6, p. 1141-1153, 2009.

ROBINSON, N.P.; ALLRED, B.W.; JONES, M. O.; MORENO, A.; KIMBALL, J.S.; NAUGLE, D.E. A Dynamic Landsat Derived Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) Product for the Conterminous United States. **Remote Sensing**, v. 9, n. 8, p. 863, 2017.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation**. Texas: Texas A&M University, 1974. 390p.

SALAMENE, S.; FRANCELINO, M.R.; VALCARCEL, R.; LANI, J.L.; SÁ, M.M.F. Estratificação e caracterização ambiental da área de preservação permanente do Rio Guandu/RJ. **Árvore**, v. 35, n. 2, p. 221-231, 2011.

SHE, X.; ZHANG, L.; CEN, Y.; WU, T.; HUANG, C.; BAIG, M.H.A. Comparison of the continuity of vegetation indices derived from Landsat 8 OLI and Landsat 7 ETM+ data among different vegetation types. **Remote Sensing**, v. 7, n. 10, p. 13485-13506, 2015.

SILVA, S.C.P.; BAPTISTA, G.M.M. Análises espectrais da vegetação com dados Hyperion e sua relação com a concentração e o fluxo de CO₂ em diferentes ambientes na Amazônia brasileira. **Ciências Geodésicas**, v. 21, n. 2, p. 354-370, 2015.

SILVA, R.M.P.; LIMA, J.R.; MENDONÇA, I.F.C. Alteração da cobertura vegetal na sub-bacia do Rio Espinharas de 2000-2010. **Engenharia Agrícola & Ambiental**, v. 18, n. 2, p. 202-209, 2014a.

SILVA, R.D.B.; DELGADO, R.C.; LYRA, G.B.; OLIVEIRA JÚNIOR, J.F.; RODRIGUES, R.A.; CARDOZO, A.C.; BRASILEIRO, F.G. Dinâmica espacial e temporal do uso da terra no município de Seropédica/RJ, Brasil. **Geografia Acadêmica**, v. 8, n. 3, p. 8-49, 2014b.

SILVA, M.T.; COSTA, S.C.D.E.; SANTOS, A.D.S.; SANTOS, A.F. Análise da cobertura do solo na região do Rio pardo/RS, com base em imagens espectrais do mapeador temático do Landsat-5. **Geografia**, v. 28, n. 3, p. 109-126, 2011.

VERMOTE, E.; JUSTICE, C.; CLAVERIE, M.; FRANCH, B. Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. **Remote Sensing of Environment**, v. 185, p. 46-56, 2016.

VUOLO, F.; MATTIUZZI, M.; ATZBERGER, C. Comparison of the Landsat Surface Reflectance Climate Data Record (CDR) and manually atmospherically corrected data in a semi-arid European study area. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 42, n. 1, p. 1-10, 2015.

XLSTAT SUPPLEMENT. Versão 7.5.2 para Excel 2010. Reino Unido: Addinsoft 2015. Disponível em: <http://xlstat-pro.software.informer.com/7.5/> Acessado em: 11 abr. 2015.

WWF-BRASIL. **Projeto HSBC Seguros**: Bacia hidrográfica do Rio Capivari/RJ. Araruama/RJ: Consórcio Intermunicipal Lagos São João, 2012. 36p.

APÊNDICES I

Tabela I-1A. Análise de variância dos índices de vegetação para comparações entre índices de vegetação na bacia do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

<i>FV</i>	<i>GL</i>	<i>SQ</i>	<i>QM</i>	<i>F</i>	<i>Valor-p</i>
<i>IVs</i>	1	0,007	0,007	436,818	0,000
<i>A</i>	5	0,000	0,000	---	---
Total	6	0,007	---	---	---

Legenda: *IVs*= Índices de vegetação; *A*= Anos; *FV* = Fonte de variação; *GL* = Graus de liberdade; *SQ* = Soma de quadrado; *QM* = Quadrado médio; *F* = Estatística do teste F.

Tabela I-2A. Testes estatísticos para comparações entre índices de vegetação obtidos na bacia do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

<i>Parâmetro</i>	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>F</i>	<i>Valor-p</i>	<i>Limite < 95%</i>	<i>Limite >95%</i>
β_0	0,098	0,037	2,637	0,046	0,002	0,193
β_1	1,107	0,053	20,900	0,000	0,971	1,243

Legenda: β_0 = Normalized Difference Vegetation Index-NDVI; β_1 = Soil-Adjusted Vegetation Index-SAVI; *F* = Estatística do teste F.

Tabela I-3A. Análise de variância para os índices de vegetação e períodos em anos para sub-bacias do Rio Capivari, para os dados normalizados.

<i>FV</i>	<i>GL</i>	<i>SQ</i>	<i>QM</i>	<i>F</i>
<i>IVs</i>	1	0,77	0,77	237,75 **
<i>A</i>	6	2,05	0,34	105,41 **
<i>IVs x A</i>	6	0,06	0,01	3,38 **
<i>Tratamentos</i>	13	2,89	0,22	68,50 **
<i>Resíduo</i>	154	0,50	0,00	---
<i>Total</i>	167	3.40131	---	---
<i>CV (%)</i>	8,76	---	---	---
<i>MG</i>	0,65	---	---	---

Legenda: *IVs*= Índices de vegetação; *A*= Anos; *FV*= Fonte de variação; *GL*= Grau de liberdade; *SQ*= Soma de quadrado; *QM*= Quadrado médio; *F*= Estatística do teste F; *CV*%= Coeficiente de variação em %; *MG*= Média geral; ** significativo ao nível de 1% de probabilidade ($p < 0,01$).

Tabela I-4A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para bacia hidrográfica (160,10 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016															
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI													
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%												
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0	0,1	0,0	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	
b	3,6	1,0	1,4	1,0	1,6	1,1	0,7	0,5	2,2	1,5	1,0	0,7	2,4	1,6	0,9	0,7	2,8	1,9	1,0	0,7	2,5	1,7	1,0	0,7	2,1	1,4	0,9	0,6
c	8,6	1,5	2,2	1,5	4,1	2,9	0,9	0,6	5,5	3,8	1,3	0,9	4,5	3,1	1,4	1,0	7,5	5,2	1,8	1,3	5,2	3,6	1,5	1,0	3,8	2,6	1,2	0,8
d	29,6	4,1	5,9	4,1	14,8	10,3	2,8	2,0	19,6	13,6	3,7	2,6	15,3	10,6	3,2	2,2	26,7	18,5	5,2	3,6	19,7	13,7	3,5	2,4	13,8	9,5	2,5	1,8
e	46,1	11,4	16,5	11,4	43,9	30,5	8,1	5,6	44,8	31,1	10,7	7,4	41,7	29,0	8,1	5,6	44,5	30,9	15,4	10,7	45,0	31,2	10,4	7,2	30,0	20,8	7,2	5,0
f	40,5	24,3	35,1	24,3	44,4	30,8	21,9	15,2	39,0	27,1	26,3	18,3	44,4	30,8	21,7	15,1	29,1	20,2	31,5	21,9	36,3	25,2	27,1	18,8	34,4	23,9	18,7	13,0
g	15,7	24,1	34,7	24,1	34,9	24,2	40,7	28,3	32,8	22,7	38,2	26,5	35,5	24,6	38,7	26,9	33,4	23,2	33,5	23,2	35,2	24,4	37,0	25,7	51,4	35,7	26,3	18,3
h	0,0	33,6	48,4	33,6	0,3	0,2	68,8	47,8	0,2	0,1	62,9	43,7	0,2	0,2	69,8	48,5	0,1	0,0	55,6	38,6	0,1	0,0	63,4	44,0	8,6	6,0	87,1	60,5

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área da bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-5A. Média dos índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil-Adjusted Vegetation Index* (SAVI) obtidos nas áreas das sub-bacias (I-XII) do Rio Capivari no período de 1985-2016.

Anos	Índice de vegetação	Polígonos											
		I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X	XI	XII
1985	NDVI	0,69	0,68	0,70	0,72	0,70	0,65	0,61	0,63	0,75	0,67	0,64	0,64
	SAVI	0,71	0,85	0,87	0,90	0,88	0,81	0,76	0,78	0,60	0,84	0,80	0,80
1991	NDVI	0,74	0,74	0,74	0,78	0,76	0,71	0,66	0,67	0,83	0,69	0,69	0,69
	SAVI	0,76	0,93	0,93	0,97	0,95	0,88	0,83	0,84	0,66	0,87	0,86	0,86
1995	NDVI	0,74	0,73	0,72	0,77	0,75	0,69	0,61	0,67	0,79	0,71	0,67	0,67
	SAVI	0,76	0,91	0,90	0,96	0,94	0,86	0,76	0,84	0,63	0,89	0,84	0,84
2001	NDVI	0,75	0,73	0,72	0,78	0,77	0,71	0,63	0,66	0,81	0,71	0,67	0,69
	SAVI	0,76	0,91	0,90	0,98	0,96	0,89	0,79	0,82	0,65	0,89	0,83	0,86
2006	NDVI	0,74	0,72	0,72	0,76	0,74	0,65	0,60	0,64	0,75	0,69	0,64	0,65
	SAVI	0,76	0,90	0,89	0,95	0,93	0,81	0,76	0,80	0,60	0,86	0,81	0,82
2011	NDVI	0,75	0,73	0,72	0,78	0,75	0,69	0,63	0,67	0,79	0,70	0,68	0,67
	SAVI	0,76	0,91	0,91	0,97	0,94	0,86	0,78	0,83	0,63	0,88	0,85	0,83
2016	NDVI	0,80	0,78	0,77	0,83	0,81	0,73	0,69	0,71	0,85	0,77	0,73	0,71
	SAVI	0,82	0,97	0,97	1,00	1,00	0,91	0,86	0,89	0,68	0,97	0,91	0,89

Tabela I-6A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica I (13,73 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016			
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI	
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
b	0,1	0,7	0,0	0,1	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	0,1	0,0	0,1	0,0	0,0
c	0,6	4,8	0,1	0,5	0,1	0,9	0,0	0,1	0,2	1,4	0,0	0,2	0,1	1,0	0,0	0,1
d	2,1	17,0	0,4	3,0	0,8	6,1	0,1	0,6	0,9	7,0	0,1	0,9	0,8	6,5	0,1	0,6
e	3,2	25,8	1,3	10,7	3,1	25,0	0,3	2,5	2,8	22,4	0,4	3,2	2,8	22,9	0,4	3,1
f	4,5	36,5	2,2	18,2	4,0	32,1	1,5	12,2	4,1	33,2	1,4	11,0	4,1	32,8	1,3	10,5
g	1,9	15,2	2,7	21,9	4,4	35,6	2,9	23,2	4,4	35,4	2,7	21,8	4,5	36,4	2,7	21,8
h	0,0	0,0	5,6	45,6	0,0	0,2	7,6	61,4	0,0	0,3	7,8	62,9	0,0	0,2	7,9	63,7

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área a sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-7A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica II (11,13 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016			
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI	
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
b	0,4	3,5	0,1	1,3	0,1	1,2	0,1	0,5	0,1	1,3	0,1	0,5	0,2	1,8	0,1	0,7
c	0,5	4,6	0,2	2,2	0,2	2,0	0,1	0,7	0,2	2,4	0,1	0,7	0,3	2,6	0,1	1,1
d	1,4	14,3	0,3	3,3	0,6	5,7	0,1	1,4	0,8	8,0	0,2	1,7	0,9	8,6	0,2	2,0
e	2,8	28,1	0,8	8,1	2,3	22,9	0,3	3,0	2,7	26,7	0,4	3,8	2,1	21,3	0,5	4,7
f	3,3	32,6	1,9	18,9	3,0	29,9	0,9	9,2	2,7	27,4	1,4	13,7	3,0	29,9	1,1	11,5
g	1,7	16,8	2,2	22,2	3,8	37,8	2,3	23,2	3,4	34,1	2,4	23,7	3,6	35,6	2,1	20,9
h	0,0	0,0	4,4	44,0	0,1	0,5	6,2	61,9	0,0	0,3	5,6	55,9	0,0	0,1	5,9	59,2

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-8A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica III (4,06 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016			
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI	
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
b	0,0	1,3	0,0	0,4	0,0	0,3	0,0	0,2	0,0	0,6	0,0	0,4	0,0	0,2	0,0	0,0
c	0,2	5,2	0,0	0,8	0,1	1,6	0,0	0,2	0,1	2,1	0,0	0,3	0,1	3,2	0,0	0,2
d	0,4	11,6	0,1	3,8	0,2	6,4	0,0	1,2	0,5	12,5	0,1	1,5	0,5	12,3	0,1	2,1
e	0,9	24,8	0,2	6,6	0,9	25,2	0,1	3,3	1,0	26,7	0,2	6,1	1,0	28,1	0,3	6,8
f	1,5	40,4	0,6	15,2	1,0	27,7	0,4	10,9	0,8	23,0	0,6	17,0	0,8	23,2	0,6	15,8
g	0,6	16,9	0,8	22,4	1,4	38,4	0,9	23,6	1,3	34,7	0,8	22,4	1,2	33,0	0,9	24,8
h	0,0	0,0	1,9	50,8	0,0	0,3	2,2	60,6	0,0	0,3	1,9	52,4	0,0	0,0	1,8	50,3

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-9A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica IV (14,84 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016			
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI	
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
b	0,1	0,6	0,0	0,2	0,0	0,2	0,0	0,1	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
c	0,3	2,3	0,0	0,3	0,1	0,4	0,0	0,1	0,2	1,2	0,0	0,1	0,0	0,1	0,0	0,2
d	1,1	8,6	0,2	1,6	0,4	2,8	0,0	0,2	0,7	5,5	0,1	0,7	0,3	2,0	0,0	0,1
e	3,1	23,4	0,6	4,3	2,1	15,4	0,2	1,3	2,1	16,1	0,4	2,7	1,9	13,9	0,1	0,7
f	5,5	41,4	1,6	11,9	4,5	33,4	0,7	5,6	4,1	30,4	1,1	8,6	4,5	33,4	0,6	4,5
g	3,2	23,7	3,2	23,7	6,4	47,6	2,3	17,3	6,2	46,1	2,1	15,4	6,7	50,1	2,2	16,2
h	0,0	0,0	7,7	57,9	0,0	0,3	10,1	75,5	0,1	0,5	9,7	72,5	0,1	0,4	10,5	78,6

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-10A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica V (16,13 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016															
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI													
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%												
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
b	0,1	0,4	0,0	0,1	0,0	0,2	0,0	0,0	0,1	0,3	0,0	0,1	0,1	0,4	0,0	0,1	0,1	0,4	0,0	0,2	0,1	0,9	0,1	0,6	0,1	0,4	0,0	0,2
c	0,4	2,8	0,0	0,3	0,1	0,8	0,0	0,1	0,2	1,1	0,0	0,2	0,2	1,1	0,0	0,3	0,3	2,4	0,0	0,3	0,2	1,2	0,0	0,3	0,1	0,7	0,0	0,2
d	2,1	14,7	0,3	1,7	0,7	4,7	0,1	0,4	0,9	6,3	0,1	0,6	0,6	3,9	0,1	0,7	1,2	8,5	0,2	1,6	0,8	5,9	0,1	0,7	0,5	3,2	0,1	0,5
e	3,9	27,1	1,2	8,5	2,8	19,0	0,3	2,3	3,2	22,2	0,4	2,7	2,0	14,0	0,3	2,2	3,1	21,4	0,7	5,0	3,0	20,5	0,4	2,8	1,7	11,5	0,2	1,5
f	4,9	33,9	2,6	18,0	4,9	33,7	1,1	7,8	4,6	31,9	1,6	10,8	5,0	34,4	0,8	5,5	3,8	26,2	1,6	11,1	4,4	30,0	1,4	9,8	3,1	21,7	0,8	5,2
g	3,1	21,1	3,2	21,9	6,0	41,1	3,0	20,9	5,5	38,0	3,1	21,5	6,6	45,7	2,3	16,2	6,0	41,0	2,9	19,6	6,0	41,4	2,9	19,7	7,3	50,6	1,7	11,9
h	0,0	0,0	7,2	49,5	0,1	0,6	9,9	68,3	0,0	0,2	9,3	64,0	0,1	0,6	10,9	75,0	0,0	0,1	9,0	62,1	0,0	0,1	9,6	66,1	1,7	11,9	11,7	80,4

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-11A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica VI (6,53 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016															
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI													
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%												
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
b	0,1	1,7	0,0	0,1	0,0	0,2	0,0	0,0	0,1	0,3	0,0	0,1	0,0	0,4	0,0	0,1	0,0	0,4	0,0	0,2	0,0	0,9	0,0	0,6	0,0	0,4	0,0	0,2
c	0,3	5,3	0,1	0,3	0,1	0,8	0,0	0,1	0,2	1,1	0,0	0,2	0,1	1,1	0,0	0,3	0,4	2,4	0,0	0,3	0,1	1,2	0,0	0,3	0,2	0,7	0,0	0,2
d	1,4	24,2	0,2	1,7	0,5	4,7	0,0	0,4	0,9	6,3	0,1	0,6	0,6	3,9	0,1	0,7	1,7	8,5	0,3	1,6	1,1	5,9	0,0	0,7	0,7	3,2	0,1	0,5
e	2,2	36,9	0,7	8,5	2,1	19,0	0,2	2,3	2,0	22,2	0,4	2,7	2,0	14,0	0,3	2,2	1,9	21,4	1,0	5,0	2,1	20,5	0,5	2,8	1,4	11,5	0,4	1,5
f	1,5	26,3	1,7	18,0	2,2	33,7	0,9	7,8	1,6	31,9	1,3	10,8	2,1	34,4	1,0	5,5	1,0	26,2	1,6	11,1	1,8	30,0	1,4	9,8	1,6	21,7	1,0	5,2
g	0,3	5,6	1,5	21,9	1,0	41,1	2,0	20,9	1,1	38,0	1,6	21,5	1,1	45,7	1,8	16,2	0,8	41,0	1,4	19,6	0,8	41,4	1,8	19,7	1,7	50,6	1,2	11,9
h	0,0	0,0	1,6	49,5	0,0	0,6	2,7	68,3	0,0	0,2	2,4	64,0	0,0	0,6	2,8	75,0	0,0	0,1	1,6	62,1	0,0	0,1	2,2	66,1	0,2	11,9	3,2	80,4

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-12A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica VII (4,64 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016															
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI													
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%												
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0											
b	0,1	2,2	0,0	0,4	0,0	1,1	0,0	0,5	0,3	7,9	0,2	4,8	0,2	6,0	0,1	3,3	0,2	3,9	0,1	1,6	0,2	4,0	0,1	1,5	0,1	3,3	0,0	1,1
c	0,3	7,8	0,1	1,8	0,1	3,0	0,0	0,6	0,4	8,9	0,1	3,1	0,3	7,2	0,1	2,7	0,4	9,2	0,1	2,3	0,3	6,9	0,1	2,5	0,2	5,1	0,1	2,1
d	1,4	33,2	0,2	5,1	0,6	14,8	0,1	2,1	0,9	20,9	0,3	6,0	0,7	16,7	0,2	5,1	1,2	29,6	0,3	6,4	0,9	21,2	0,2	4,7	0,5	11,4	0,1	3,6
e	1,8	43,4	0,7	17,9	1,9	46,2	0,3	7,2	1,6	38,8	0,6	14,7	1,7	39,8	0,4	10,4	1,8	43,2	0,8	18,3	1,9	46,8	0,5	12,1	1,2	29,2	0,3	7,6
f	0,5	12,5	1,7	40,2	1,3	30,9	1,0	24,5	0,8	20,4	0,9	22,7	1,1	26,5	0,9	22,1	0,5	11,2	1,4	34,4	0,7	17,9	1,2	28,3	1,4	33,6	0,6	14,7
g	0,0	0,8	1,0	25,1	0,2	3,9	1,7	39,8	0,1	3,1	1,3	31,5	0,2	3,8	1,4	33,9	0,1	2,7	1,1	26,8	0,1	3,3	1,5	36,0	0,7	17,3	1,1	26,6
h	0,0	0,0	0,4	9,5	0,0	0,0	1,1	25,3	0,0	0,0	0,7	17,2	0,0	0,0	0,9	22,5	0,0	0,0	0,4	10,1	0,0	0,0	0,6	15,0	0,0	0,2	1,8	44,3

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-13A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica VIII (19,68 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016															
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI													
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%												
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0												
b	0,8	4,5	0,4	2,1	0,5	2,6	0,2	1,3	0,5	2,6	0,2	1,3	0,2	1,3	0,1	0,4	0,5	3,1	0,2	0,9	0,4	2,0	0,1	0,5	0,4	2,3	0,2	1,1
c	1,5	8,7	0,4	2,5	0,9	4,9	0,2	1,3	0,9	4,9	0,2	1,3	0,9	4,9	0,2	0,9	1,6	9,0	0,4	2,2	1,0	5,8	0,3	1,4	0,8	4,3	0,2	1,2
d	4,8	26,9	1,1	6,0	2,7	15,2	0,6	3,5	2,7	15,2	0,6	3,5	3,2	18,0	0,6	3,3	4,4	24,9	1,1	6,1	3,3	18,5	0,7	3,7	2,7	15,0	0,5	3,0
e	5,3	30,1	2,8	16,0	6,0	34,1	1,6	9,1	6,0	34,1	1,6	9,1	6,3	35,7	1,7	9,8	5,9	33,4	2,8	15,7	6,3	35,6	1,8	10,4	4,3	24,3	1,4	8,0
f	4,2	23,7	4,7	26,4	5,2	29,5	3,4	19,3	5,2	29,5	3,4	19,3	4,7	26,7	4,1	23,1	3,0	17,2	4,7	26,3	4,4	24,8	4,1	23,1	4,0	22,8	3,2	17,9
g	1,1	6,0	3,9	22,1	2,4	13,6	5,2	29,6	2,4	13,6	5,2	29,6	2,4	13,3	5,2	29,6	2,2	12,4	4,2	23,7	2,4	13,3	5,1	28,8	5,0	28,4	3,5	19,8
h	0,0	0,0	4,4	25,0	0,0	0,0	6,4	35,9	0,0	0,0	6,4	35,9	0,0	0,0	5,8	33,0	0,0	0,0	4,4	25,0	0,0	0,0	5,7	32,1	0,5	2,9	8,7	49,1

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-14A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica IX (10,82 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016															
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI													
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%												
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0											
b	0,4	3,9	0,1	1,3	0,3	3,4	0,2	1,7	0,5	5,0	0,2	2,3	0,6	6,2	0,3	2,8	0,8	8,2	0,3	3,5	0,8	7,7	0,3	2,8	0,6	6,5	0,2	2,4
c	1,1	10,9	0,3	2,6	0,5	4,6	0,2	1,8	0,7	6,9	0,3	2,7	0,6	5,9	0,3	3,4	1,0	10,1	0,5	4,8	0,8	8,2	0,5	4,9	0,6	6,5	0,4	4,1
d	3,2	33,3	0,7	7,5	1,2	11,9	0,3	3,5	1,9	19,5	0,5	5,1	1,1	11,7	0,4	4,5	2,8	28,7	0,7	7,1	1,9	19,2	0,6	6,3	1,2	12,8	0,5	5,1
e	3,4	34,6	1,8	18,0	4,1	42,1	0,6	6,3	4,3	44,1	1,0	10,2	3,7	37,6	0,7	6,7	3,0	31,2	1,7	17,6	3,3	33,7	1,0	10,0	2,5	25,7	0,8	7,8
f	1,5	15,0	3,6	36,7	2,9	30,0	1,9	19,1	1,7	17,8	2,8	29,2	3,0	31,2	1,7	17,7	1,4	14,8	2,8	29,2	2,1	21,4	2,5	25,5	2,4	24,7	1,6	16,6
g	0,2	2,3	2,0	20,2	0,8	8,0	3,9	40,1	0,7	6,7	3,0	31,1	0,7	7,4	3,4	35,3	0,7	7,0	1,9	19,8	0,9	9,7	2,4	24,4	2,3	23,1	2,1	21,5
h	0,0	0,0	1,3	13,6	0,0	0,0	2,7	27,6	0,0	0,0	1,9	19,4	0,0	0,0	2,9	29,6	0,0	0,0	1,8	18,1	0,0	0,1	2,6	26,2	0,1	0,6	4,1	42,6

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-15A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica X (5,92 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016															
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI													
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%												
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0												
b	0,1	1,1	0,0	0,4	0,1	1,3	0,0	0,2	0,1	1,3	0,1	1,0	0,1	1,2	0,0	0,5	0,0	0,7	0,0	0,2	0,1	1,5	0,0	0,8	0,0	0,5	0,0	0,1
c	0,1	2,8	0,0	0,7	0,3	5,0	0,1	1,1	0,1	2,3	0,0	0,3	0,1	2,8	0,0	0,7	0,2	3,8	0,0	0,5	0,2	3,0	0,0	0,6	0,1	1,5	0,0	0,4
d	0,8	15,9	0,1	1,9	0,7	13,0	0,2	3,3	0,5	9,7	0,1	1,5	0,6	12,0	0,1	1,7	0,9	16,3	0,1	2,6	0,7	14,0	0,1	1,7	0,3	5,5	0,1	1,0
e	2,1	38,7	0,4	7,1	1,6	30,1	0,5	8,6	1,7	31,1	0,3	5,1	1,5	28,4	0,3	6,3	1,7	32,4	0,5	9,3	1,4	27,1	0,4	8,0	0,8	15,8	0,1	2,6
f	1,7	32,5	1,3	24,1	1,6	30,7	0,9	16,1	1,8	33,0	0,8	15,0	1,6	29,6	0,9	16,3	1,4	25,4	1,0	19,7	1,6	29,1	0,9	16,9	1,6	29,7	0,4	8,1
g	0,5	8,9	1,7	31,6	1,1	19,9	1,4	27,0	1,2	22,5	1,5	28,5	1,4	25,8	1,4	25,3	1,1	21,4	1,4	26,2	1,3	25,3	1,2	23,1	2,3	42,2	0,9	16,2
h	0,0	0,0	1,8	34,2	0,0	0,0	2,3	43,7	0,0	0,0	2,6	48,6	0,0	0,2	2,6	49,2	0,0	0,0	2,2	41,5	0,0	0,0	2,6	48,8	0,3	4,8	3,8	71,6

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-16A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica XI (7,84 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016															
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI													
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%												
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0											
b	0,1	1,5	0,1	0,7	0,0	0,7	0,0	0,1	0,0	0,6	0,0	0,1	0,1	1,4	0,0	0,3	0,1	2,0	0,0	0,3	0,0	0,7	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0
c	0,3	4,6	0,1	0,8	0,2	2,7	0,0	0,6	0,3	4,3	0,0	0,6	0,3	4,7	0,1	1,2	0,5	6,8	0,1	1,8	0,4	5,1	0,0	0,6	0,2	2,2	0,0	0,2
d	1,6	23,3	0,2	3,0	0,9	12,3	0,1	1,8	1,3	17,9	0,2	3,0	1,1	15,2	0,2	3,3	1,7	24,4	0,3	4,6	1,0	13,5	0,2	3,5	0,8	11,6	0,1	1,1
e	3,4	47,8	0,8	11,0	2,7	38,5	0,4	6,2	2,7	38,0	0,7	9,8	2,8	39,7	0,6	8,6	2,6	36,6	1,0	14,4	2,6	36,9	0,5	7,6	1,7	24,4	0,4	5,6
f	1,5	21,2	2,4	33,7	2,5	35,0	1,4	19,3	2,1	30,1	1,6	22,4	2,1	30,3	1,4	20,3	1,4	20,5	1,9	27,6	2,2	31,1	1,4	19,6	2,1	30,3	1,1	15,7
g	0,1	1,6	2,4	33,8	0,8	10,9	2,5	35,4	0,6	9,1	2,3	33,1	0,6	8,6	2,6	36,2	0,7	9,7	1,9	26,6	0,9	12,7	2,3	32,8	2,1	29,9	1,6	22,3
h	0,0	0,0	1,2	17,0	0,0	0,0	2,6	36,6	0,0	0,0	2,2	31,2	0,0	0,0	2,1	30,2	0,0	0,0	1,7	24,7	0,0	0,0	2,5	35,8	0,1	1,4	3,9	55,0

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

Tabela I-17A. Áreas mapeadas dos índices de vegetação para sub-bacia hidrográfica XII (44,73 km²) do Rio Capivari/RJ.

Intervalo	1985		1991		1995		2001		2006		2011		2016																
	NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI		NDVI		SAVI														
	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%	IV	%													
a	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,2	0,1	0,2	0,0	0,1	0,0	0,1	0,1	0,2	0,1	0,2	0,1	0,2	0,1	0,2	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,3	0,1	0,3
b	1,4	3,6	0,6	1,4	0,4	0,9	0,2	0,4	0,8	1,9	0,3	0,7	0,5	1,3	0,2	0,5	0,6	1,5	0,2	0,5	0,6	1,6	0,3	0,8	0,5	1,2	0,2	0,6	
c	2,9	7,2	0,9	2,1	1,6	4,0	0,2	0,5	2,1	5,2	0,5	1,1	1,2	2,9	0,3	0,8	2,2	5,5	0,4	1,1	1,8	4,4	0,3	0,7	1,1	2,6	0,2	0,6	
d	9,0	22,4	2,0	5,1	5,7	14,2	1,1	2,7	7,3	18,1	1,4	3,5	4,9	12,2	0,8	2,0	9,0	22,5	1,6	3,9	7,2	17,9	1,2	2,9	5,2	13,0	0,6	1,6	
e	14,0	34,7	5,1	12,6	14,3	35,6	3,3	8,1	14,4	35,7	4,2	10,5	14,4	35,7	2,3	5,7	15,8	39,2	5,0	12,4	16,5	40,9	3,9	9,6	11,2	27,7	2,5	6,3	
f	9,9	24,5	10,9	27,0	11,4	28,2	7,8	19,3	9,8	24,2	8,7	21,7	12,5	31,2	7,6	18,9	6,8	16,8	11,2	27,9	8,2	20,3	10,1	25,0	10,9	27,0	7,5	18,6	
g	3,0	7,5	10,1	25,0	6,8	16,8	12,6	31,2	5,9	14,8	12,1	30,0	6,6	16,5	13,1	32,4	5,7	14,2	11,2	27,9	6,0	14,8	12,6	31,4	10,5	26,1	9,3	23,2	
h	0,0	0,0	10,8	26,8	0,0	0,1	15,1	37,6	0,0	0,0	13,0	32,4	0,0	0,1	15,8	39,3	0,0	0,0	10,5	26,2	0,0	0,0	11,9	29,4	0,9	2,1	19,7	48,9	

Legenda: IV= Índices de Vegetação; NDVI= *Normalized Difference Vegetation Index* SAVI= *Soil-Adjusted Vegetation Index*; %= Ocupação do intervalo em relação a área na sub-bacia nos intervalos a= -1,0-0,0; b= 0,0-0,4; c= 0,4-0,5; d= 0,5-0,6; e= 0,6-0,7; f= 0,7-0,8; g= 0,8-0,9; h= 0,9-1,0.

CAPÍTULO II

CENÁRIOS EM MATA ATLÂNTICA SOB PANORAMAS DAS LEGISLAÇÕES FLORESTAIS

RESUMO

O sensoriamento remoto permite a identificação das regularidades e irregularidades do uso e cobertura do solo em relação à legislação ambiental e pode ser decisivo em tomadas de decisões para intervenção. O objetivo do trabalho foi delimitar cenários em áreas de preservação permanentes com e sem usos consolidados na bacia hidrográfica do Rio Capivari, estado do Rio de Janeiro-Brasil, no bioma da Mata Atlântica. Foram realizados no mapeamento e a análise do uso e ocupação das áreas de preservação permanente, através dos seguintes dados: cenas do satélite *RapidEye*-REIS de 2012, classificador *Bhattacharya Distance* e hidrografia da bacia e modelo digital de elevação (1:25.000), e os softwares *Spring 5.2.7* e *ArcGIS 10.2*. Os cenários adotados foram: I) Lei Federal n.º 4.771/1965 e Resolução do Conselho Nacional de Meio Ambiente (CONAMA) n.º 303/2002; II) Lei Federal n.º 12.651/2012; e III) Leis Federais n.º 12.651/2012 e n.º 12.727/2012. A classificação apresentou excelente acurácia de 91,15% para exatidão global e o índice *Kappa* de 0,86 em relação as amostras de treinamento das seis classes de usos múltiplos, tendo os usos antrópicos de Agropecuária, Queimadas, Solo Exposto e Urbanização, os quais estiveram presentes com usos conflitivos para Cenários I, II e III. A nova legislação florestal para as APPs dos Cenários II e III impactou na redução em 39,25% e 68,30% em relação ao Cenário I, onde corrobora a preocupação na conservação dos recursos hídricos e edáficos, e o cumprimento da legislação.

Palavras-chaves: APPs; sensoriamento remoto; usos conflitivos; *hotspot*; Código Florestal.

ABSTRACT

The remote sensing allows the identification of regularities and irregularities in the utilization and covering of land in relation to the environmental legislation, and it is decisive in decision making for intervention. The aim of this study was to delimit scenarios in areas of permanent preservation with or without consolidated utilization in the basin of Capivari River, State of Rio de Janeiro, in the Atlantic Forest biome. There were carried out in the mapping and analysis of the use and occupation of areas of permanent preservation, through the following data: RapidEye satellite-REIS scenes, 2012, Bhattacharyya distance classifier and hydrography of the basin and digital elevation model (1: 25.000), and Spring 5.2.7 and 10.2 *ArcGIS* software. The scenarios adopted were: I) Federal Law No. 4.771 / 1965 and the National Council for the Environment (CONAMA) No 303/2002; II) Federal Law No. 12,651 / 20,120; and III) Federal Law No. 12,651 / 2012 and No. 12,727 / 2012. The classification presented excellent accuracy of 91,15% for overall accuracy and *Kappa* Index of 0,86 in relation with the training samples of the six multipurpose classes, having the anthropic uses of Agriculture, Fires, Bare Soil and Urbanization, which were present with conflicting uses for Scenarios I, II and III. The new forest legislation for the PPAs of Scenarios II and III impacted the reduction of 39.25% and 68.30% compared to Scenario I, which corroborates with the concern in the conservation of water and soil resources, and compliance with legislation.

Keywords: PPAs; remote sensing; conflicting uses; *hotspot*; forestry laws.

1 INTRODUÇÃO

As áreas de vegetação nativa no Brasil prevalecem sob domínio de propriedades particulares (cerca de 53%), cujos usos e gestão da terra são regidos em parte pelo Novo Código Florestal (Lei Federal n.º 12.651/2012) (Soares-Filho et al., 2014; Brasil, 2012a), que elenca áreas prioritárias para preservação e constitui um ponto crítico para a mitigação de impactos nas mudanças climáticas globais (ALTIERIAND & NICHOLLS, 2017; CASTELO, 2016).

Inseridas para proteção dos ambientes urbanos e rurais (Brasil, 2012b), no Novo Código Florestal estão as Áreas de Preservação Permanente (APPs) e constituem-se em espaços cobertos ou não por vegetação e estão situadas ao longo de cursos d'água, ao redor das nascentes, encostas íngremes, topos de morros, dentre outras, as quais oferecem serviços ambientais (RENDON et al. 2016; PAVEZZII-NETTO & SILVA, 2014; BRASIL, 2012b).

Dentre os principais serviços ecossistêmicos das APPs, o Novo Código Florestal Brasil (2012a) destaca: a preservação dos recursos hídricos, edáficos e da paisagem, estabilidade geológica, fluxos de biodiversidade e o bem-estar da sociedade (Rosa et al., 2016; Godecke et al., 2014). Porém, informações geoespaciais obtidas por imagens de satélites demonstram que cerca de 90% das APPs possuem usos antrópicos nesses espaços (Soares-Filho et al., 2014), especialmente nos locais considerados *hotspots*, como na Mata Atlântica (FACCO et al., 2016; OLIVEIRA & FERNANDES-FILHO, 2016; ALARCON et al., 2015; FRANCELINO & SILVA, 2014).

Aliado a essa questão, Brasil (2012a) e Brasil (2012b) reformularam a legislação florestal em relação à Lei Federal n.º 4.771/1965, onde destacam-se as mudanças sobre os parâmetros/critérios para delimitação das áreas de preservação permanente em topos de morros, a permissão de atividades com baixo potencial de impactos ambientais em parte das áreas de preservação permanente ripárias (nascentes e cursos d'água), e anistia aos atores sociais que desmataram as APPs antes de 28 de julho de 2008 (edição do Decreto Federal n.º 6.514/2008 que regulamentou a Lei Federal n.º 9.605/1998, a Lei de Crimes Ambientais) (ANTUNES, 2016).

Parte dessas mudanças, foram sinalizadas como preocupação por parte da comunidade científica durante as discussões dessas legislações (Silva et al., 2012), principalmente no que tangem na redução das áreas de preservação e usos dessas, os impactos ambientais para biodiversidade, nos recursos hídricos e edáficos, além das emissões de carbono para painel climático mundial (DI-GREGORIO et al., 2017; SPAROVECK et al., 2012; AB'SÁBER, 2011; MARTINS et al., 2010).

Além disso, o Novo Código Florestal criou o Cadastro Ambiental Rural (CAR), a fim de integrar informações ambientais das propriedades e posses rurais (Brasil, 2012a), o qual utiliza imagens do satélite *RapidEye*-REIS como base para a delimitação das APPs e limites das propriedades.

Nesse sentido, o objetivo desse trabalho foi realizar o mapeamento e análise do uso e cobertura do solo em APPs (nascentes, entorno dos cursos d'água, topos de morros e

encostas), utilizando informações geoespaciais do satélite *RapidEye*-REIS para a bacia hidrográfica do Rio Capivari/RJ-Brasil, sob as perspectivas da legislações ambientais, em que foram adotados os seguintes cenários de planejamento: a Lei Federal n.º 4.771/1965 e a Resolução do Conselho Nacional de Meio Ambiente (CONAMA) n.º 303/2002, no Cenário I; o Novo Código Florestal pela Lei Federal n.º 12.651/2012, para o Cenário II; e as Leis Federais n.º 12.651/2012 e n.º 12.727/2012, no Cenário III.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 PROCESSAMENTO DOS DADOS

2.1.1 Classificação do uso e ocupação do solo

Os softwares *ArcGIS* versão 10.2 e *Spring* versão 5.2.7 foram utilizados para processamento nas imagens de satélite *RapidEye* sensor REIS (resolução espacial de 6,5 metros), do catálogo de imagens do Ministério do Meio Ambiente, sendo utilizada duas cenas datadas de 17 de setembro e 05 de dezembro do ano de 2012, na projeção UTM zona 23 Sul, datum SIRGAS 2000, com características da Tabela II-1.

Tabela II-1. Valores de refletividade para as bandas *RapidEye*-REIS.

<i>Bandas</i>	<i>Comprimento de Onda (μm)</i>
1 (azul)	440 – 510
2 (verde)	520 – 590
3 (vermelho)	630 – 685
4 (vermelho edge)	690 – 730
5 (infravermelho próximo)	760 – 850

Fonte: *Surrey Satellite Technology Ltd* (2014).

Foram utilizados os limites da bacia hidrográfica, sub-bacias do Rio Capivari da base de dados elaborados por Bidegain e Pereira (2005), para construção do modelo digital de elevação (MDE) e áreas de escoamento superficial (AESF), foi utilizada a base cartográfica de 1:25.000 com pixels cotados de 10 em 10 metros, do portal WebGeo, desenvolvidos por Rio de Janeiro (2016).

Além disso, foram realizados trabalhos de campo para reconhecimento da área de estudo e registro fotográfico.

No *Spring* versão 5.2.7, foi realizada classificação supervisionada, pelo algoritmo *Bhattacharyya Distance*, conforme Das et al. (2015) e Xun & Wang (2015), com a chave de treinamento na Tabela IV-2, com valor de similaridade 20 e com área mínima de 100 pixels a ser analisada pelo classificador, totalizando 1.315 pixels como amostras de treinamento, com 80% validação das amostras.

Tabela II-2. Descrição, elementos de reconhecimento e ilustração das classes de uso e cobertura nas cenas do satélite *RapidEye-REIS*.

<i>Tipo de cobertura</i>	<i>Descrição da classe</i>	<i>Elementos de reconhecimento</i>	<i>Visualização nas imagens (1: 12.500)</i>
<i>Agropecuária</i>	Áreas de uso agrícola, em geral de culturas anuais	Brilho alto, padrão de forma retangular ou circular e textura lisa	
	Áreas desmatadas para pecuária ou outras formas de usos	Brilho alto e textura lisa	
<i>Corpos d'águas</i>	Corpos d'água continentais ou costeiros	Textura lisa, brilho baixo e baixa resposta na imagem Red-Edge	
<i>Nuvens</i>	Áreas que não puderam ser imageadas pelo sensor	Baixa resposta na imagem Red-edge, com forma particular e apresentam sombra	
<i>Queimadas</i>	Áreas que foram submetidas a ação do fogo	Textura lisa, forma irregular e baixo brilho	
<i>Solo exposto</i>	Áreas cuja cobertura vegetal foi totalmente removida	Brilho alto, textura lisa e alta resposta nas bandas do visível	
<i>Urbanização</i>	Lotes definidos ou urbanos com presença de pequenas edificações e estradas	Textura lisa, e brilho muito alto	
	Áreas consolidadas com ocupação urbana com telhados, áreas concretadas e asfaltadas	Textura rugosa, brilho alto, forma retangular	
<i>Vegetação Densa</i>	Vegetação estrato arbustivo-arbórea aberta, compostas por espécies arbóreas nativas	Textura rugosa, alta resposta no vermelho borda, brilho baixo	

Para avaliar a qualidade da classificação, foi elaborada a matriz de confusão, conforme Congalton & Green (2009), com os erros de comissão e de omissão da classificação, e calculado o índice *Kappa* (K) para as classes de usos e cobertura do solo, onde os valores foram interpretados conforme Tabela II-3.

Tabela II-3. Níveis de exatidão de uma classificação.

<i>Valor obtido</i>	<i>Qualidade</i>
0,00	Péssima
0,01 - 0,20	Ruim
0,21 - 0,40	Razoável
0,41 - 0,60	Boa
0,61 - 0,80	Muito Boa
0,81 - 1,00	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis & Kock (1977).

2.1.2 Delimitações das APPs

Foram elencadas as seguintes categorias de APPs: as APPs que estão no entorno das áreas de nascentes (APPN), as APPs que margeiam o entorno dos cursos d'água (APPC) que possuem largura em até 10 metros; as APPs de topos de morros (APPT), e; as APPs que estão nas encostas com declividade superior a 45° (APPE).

Sobre estas categorias de APPs, foram elaborados três cenários (Tabela II-4), onde:

- **Cenário I:** considera os limites definidos pelo Antigo Código Florestal (Lei Federal n.º 4.771/1965, acrescidos dos parâmetros para delimitação das APPT pela Resolução do CONAMA n.º 303/2002);
- **Cenário II:** adota os limites e critérios do Novo Código Florestal (Lei Federal n.º 12.651/2012), e;
- **Cenário III:** seguem os limites dos parágrafos 3º e 5º do artigo 61-A na Lei Federal n.º 12.727/2012 para as APPN e APPC com as hipóteses que houve usos consolidados nas propriedades antes de 28 de julho de 2008 e que as propriedades rurais dos municípios do Rio Bonito-RJ e Silva Jardim-RJ possuem tamanho médio de 2-4 módulos fiscais (Brasil, 2013), e para as APPT e APPE são as demarcações da Lei Federal n.º 12.651/2012.

Tabela II-4. Cenários propostos para delimitação das APPs na área de estudo.

	<i>Categoria APPs</i>	<i>Metodologia</i>
<i>Cenário I</i>	APPN	Elaborou-se <i>buffer</i> com raio de 50 metros no ponto inicial da hidrografia pela base de dados elaborados por Bidegain e Pereira (2005)
	APPC	Delimitou-se <i>buffer</i> de 30 metros no entorno pela base de dados elaborados por Bidegain e Pereira (2005)
	APPT	Adotou-se parâmetros desenvolvidos por Ribeiro et al. (2005)
	APPE	Utilizaram-se as ferramentas Slope e Reclassify sobre as células (grid) no MDE que possuem declividade superior 45°
	<i>Categoria APPs</i>	<i>Metodologia</i>
<i>Cenário II</i>	APPN	Elaborou-se <i>buffer</i> com raio de 50 metros no ponto inicial pela base de dados elaborados por Bidegain e Pereira (2005)
	APPC	Delimitou-se <i>buffer</i> de 30 metros no entorno pela base de dados elaborados por Bidegain e Pereira (2005)
	APPT	Adotou-se parâmetros desenvolvidos por Oliveira & Fernandes-Filho (2016)
	APPE	Utilizaram-se as ferramentas Slope e Reclassify sobre as células (grid) no MDE que possuem declividade superior 45°
	<i>Categoria APPs</i>	<i>Metodologia</i>
<i>Cenário III</i>	APPN	Elaborou-se <i>buffer</i> com raio de 15 metros no ponto inicial pela base de dados elaborados por Bidegain e Pereira (2005)
	APPC	Delimitou-se <i>buffer</i> de 15 metros no entorno pela base de dados elaborados por Bidegain e Pereira (2005)
	APPT	Adotou-se parâmetros desenvolvidos por Oliveira & Fernandes-Filho (2016)
	APPE	Utilizaram-se as ferramentas Slope e Reclassify sobre as células (grid) no MDE que possuem declividade superior 45°

Legenda: *Cenário I*= Lei Federal n.º 4.771/1965 e Resolução do CONAMA n.º.303/2002; *Cenário II*= Lei Federal n.º 12.651/2012; *Cenário III*= Leis Federais n.º 12.651/2012 e n.º 12.727/2012; APPN= Áreas de preservação permanentes no entorno das Nascestes; APPC= Áreas de preservação permanentes no entorno dos Cursos d'águas; APPT= Áreas de preservação permanentes nos Topos de morros; APPE= Áreas de preservação permanentes em Encostas.

Para determinar as áreas com uso conflitante, foram utilizados os dados da classificação de uso e cobertura da terra com o cruzamento dos limites das áreas de APPs nos cenários propostos no ArcGIS 10.2.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 USO E OCUPAÇÃO DA BACIA RIO CAPIVARI

A Tabela II-5 demonstra os resultados da classificação das 1.315 amostras de treinamento, onde o algoritmo *Bhattacharyya Distance* classificou corretamente 1.198 amostras na área de estudo, com valores de 91,15% de exatidão global e o índice *Kappa* (K) em 0,86 (excelente).

Tabela II-5. Matriz de confusão obtida pela classificação supervisionada para bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

<i>Classes</i>	<i>A</i>	<i>C</i>	<i>N</i>	<i>Q</i>	<i>S</i>	<i>U</i>	<i>V</i>	<i>AU</i>	<i>EC</i>	<i>K</i>	<i>Qualidade</i>
<i>A</i>	280	2	0	1	0	1	10	294	0,05	0,94	Excelente
<i>C</i>	2	21	0	0	0	0	0	23	0,09	0,91	Excelente
<i>N</i>	0	0	10	0	0	1	0	11	0,09	0,91	Excelente
<i>Q</i>	0	0	0	48	0	5	0	53	0,09	0,90	Excelente
<i>S</i>	1	1	0	2	90	15	0	109	0,17	0,81	Excelente
<i>U</i>	14	2	2	13	17	43	10	101	0,57	0,39	Razoável
<i>V</i>	0	0	0	1	1	5	600	607	0,01	0,98	Excelente
<i>AP</i>	297	26	12	65	108	70	620	1198	--	--	--
<i>EO</i>	0,06	0,19	0,17	0,26	0,17	0,39	0,03	--	--	--	--

Legenda: *A*= Agropecuária; *C*= Corpos d'águas; *N*= Nuvens; *Q*= Queimadas; *S*= Solo Exposto; *U*= Urbanização; *V*= Vegetação Densa; *AU*= Acerto do Usuário; *EC*= Erro de Comissão; *K*= Índice *Kappa*; *AP*= Acerto do Produtor; *EO*= Erro de Omissão.

Os valores *K* das classes temáticas (Tabela II-5) em média alcançaram valores excelentes com exceção da classe Urbanização, que resultou uma classificação com qualidade razoável (0,39). Os maiores erros ocorreram nas classes referentes à Urbanização com erro de comissão de 0,57; o que indica que 57% dos pixels dessa classe não foram classificados corretamente, e Solo Exposto (0,17), indicando que 17% dos *pixels* dessa classe não foram classificados corretamente.

Nunes & Roing (2015) e Amaral et al. (2009), ressaltam que os valores de amostras espectrais semelhantes utilizadas na classificação automática diminuem sua acurácia, conforme verificado para classes de Urbanização e Solo Exposto na Tabela II-5. A classe Urbanização possui mistura dos padrões espectrais de Agropecuária, Solo Exposto e Vegetação, isso porque, em uma escala mais detalhada estas classes de uso e cobertura do solo também podem ocorrer nestas áreas urbanizadas, como quintais, vias não asfaltadas, terrenos abandonados, praças etc.

A classe Urbanização também apresentou o maior erro de omissão (0,39), o que indica que os pixels foram alocados inadequadamente ao gerar o mapa classificado, o que reforça a dificuldade de mapeamento dessa classe. Na classe Queimada, também apresentou alto erro de omissão (0,26), com cerca de 26% das amostras confundindo com a classe Urbanização.

A Figura II-1 apresenta o resultado da classificação supervisionada obtida pelo algoritmo *Bhattacharyya Distance*.

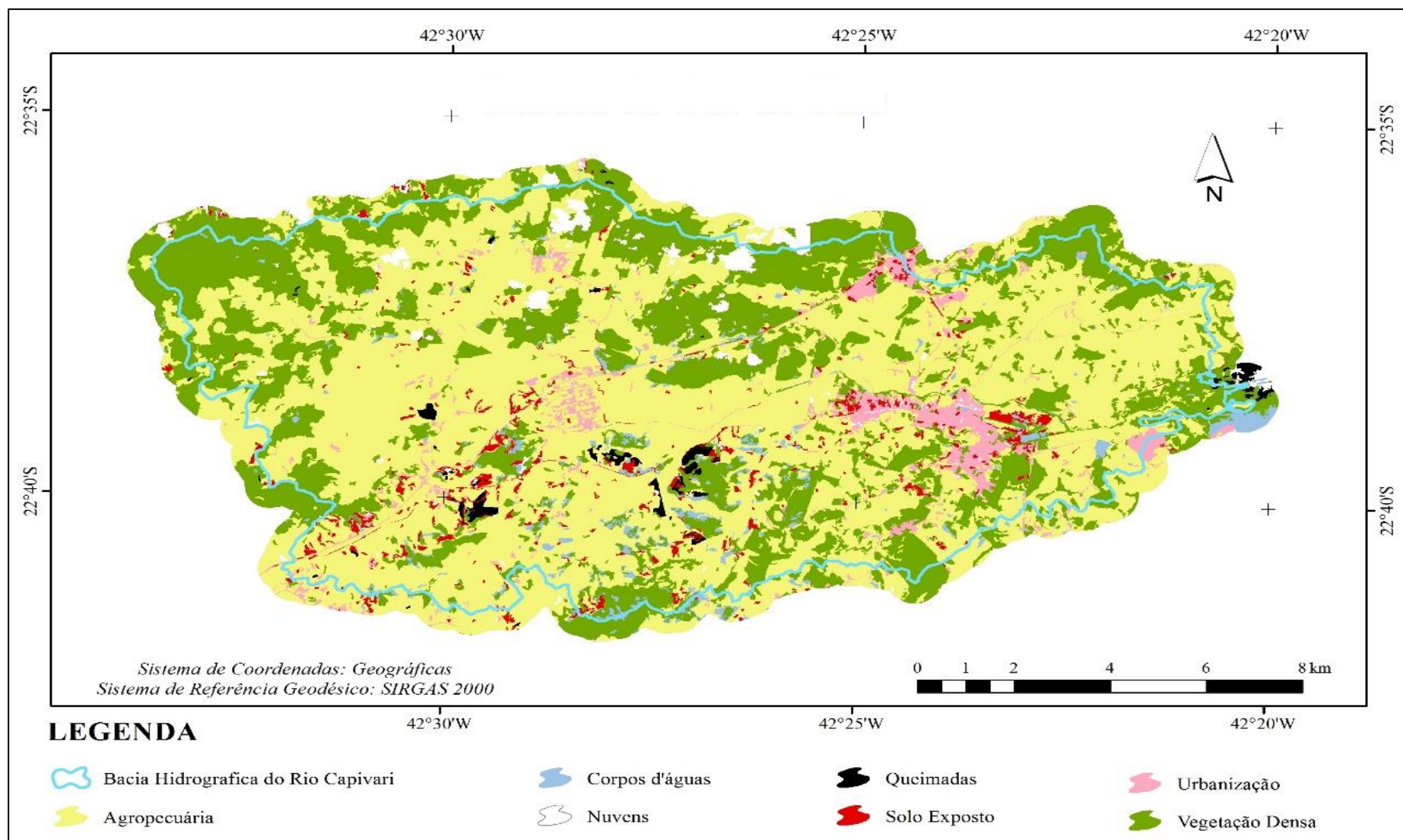


Figura II-1. Uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

Com relação à distribuição das áreas e porcentagem relativa ao uso e ocupação do solo (Tabela II-6) a classe predominante foi a de Agropecuária, seguido por Vegetação Densa, depois as áreas de Urbanização; Solo Exposto, os Corpos d'águas; as Nuvens; e por fim as áreas de Queimadas. A área de estudo apresentou predomínio em usos antropogênicos em 107.910,03 km² ou 67,27%, pela Agropecuária, Urbanização, Solo Exposto e Queimadas.

Tabela II-6. Classes de uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

<i>Classes</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>Área ocupada na bacia (%)</i>
<i>Agropecuária</i>	96.650,79	60,25
<i>Corpos d'águas</i>	3.164,45	1,97
<i>Nuvens</i>	2.343,20	1,46
<i>Queimadas</i>	1.102,07	0,69
<i>Solo Exposto</i>	3.771,27	2,35
<i>Urbanização</i>	6.385,90	3,98
<i>Vegetação Densa</i>	47.004,32	29,30
Total	160.403,19	100%

Lima et al. (2015) e FAO (2014) afirmaram que os usos antropogênicos como apresentados na área de estudo são responsáveis pela perda do território de Mata Atlântica no Brasil. Por isso, que Silva & Ranieri (2014) e Ferreira et al. (2012) apontam a necessidade de reduzir os efeitos negativos sobre a conservação da biodiversidade que está associada com perdas de habitat, dentre as medidas sugerem as mudanças e limitações nos usos antropogênicos nesses espaços. Nesse sentido, as adequações das exigências legais determinadas pelo Novo Código Florestal, além das legislações de esfera estadual, são fundamentais para a manutenção da biodiversidade em todas as escalas de planejamento (SOARES-FILHO et al., 2014).

3.2 CENÁRIOS DAS APPS PARA BACIA DO RIO CAPIVARI

A Tabela II-7 apresenta as informações obtidas nos cenários propostos das APPs para a bacia hidrográfica do Rio Capivari, sendo considerados os valores da área de 160.403,20 km², sendo encontradas a redução de 39,25% nas APPs do Cenário II e de 68,30% das APPs do Cenário III quando comparados ao Cenário I, ou seja, as Leis Federais n.º 12.651/2012 e n.º 12.727/2012 potencialmente deixaram de proteger respectivamente; 39,25% e 68,30%.

Tabela II-7. Cenários propostos de Áreas de Preservação Permanentes na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

APPs	Cenário I		Cenário II		Cenário III	
	Área (km ²)	% Bacia	Área (km ²)	% Bacia	Área (km ²)	% Bacia
APPN	1.269,00	0,79	1.269,00	0,79	380,70	0,24
APPC	13.916,72	8,68	13.916,72	8,68	6.958,36	2,88
APPT	10.923,03	6,81	319,95	0,20	319,95	0,20
APPE	904,09	0,56	904,09	0,56	904,09	0,56
Total	27.012,84	16,84	16.409,76	10,23	8.563,10	3,88

Legenda: *Cenário I*= Lei Federal n.º 4.771/1965 e Resolução do CONAMA n.º 303/2002; *Cenário II*= Lei Federal n.º 12.651/2012; *Cenário III*= Leis Federais n.º 12.651/2012 e n.º 12.727/2012; APPN= Áreas de preservação permanentes no entorno das Nascestes; APPC= Áreas de preservação permanentes no entorno dos Cursos d'águas; APPT= Áreas de preservação permanentes nos Topos de morros; APPE= Áreas de preservação permanentes em Encostas.

Fraga et al. (2014) comparando a delimitação das APPs utilizando a legislação de 2012 (Lei Federal n.º 12.651/2012) e de 1965 (Lei Federal n.º 4.771/1965) em áreas sem usos consolidados encontraram uma redução de 27% nas APPs, enquanto Santos et al., (2015) identificaram a mudança de 31,26% (Lei Federal n.º 4.771/1965) para 24,82% (Lei Federal n.º 12.651/2012) em áreas sem usos consolidados.

Os valores das áreas de APPT do Cenário II e III (Tabela IV-7) foram reduzidas em 97,07% em relação às APPT do Cenário I, esse resultado está associado as mudanças dos critérios/parâmetros para a delimitação das APPT feitas por Brasil (2012a), onde Francelino & Silva (2014), explicam que as alturas mínimas e inclinação do terreno para delimitar as APPT que passaram de 100 m para 50 m, enquanto a declividade (medida da inclinação) superior a 30% (aproximadamente 17°) na linha de maior declividade, passa a ser a média da feição (todo o morro) com valor igual ou superior a 25°, resultando na perda de considerável áreas que eram antes protegidas (Santos et al., 2016), exercendo impacto negativo na preservação da cobertura florestal em paisagens com relevo movimentado, como é o caso da região denominada de Mares de Morros (NERY et al., 2013).

Em relação aos valores das APPC e APPN do Cenário III (Figura II-2), houve redução de 50,0% e 70,0% quando comparadas as mesmas categorias de APPs dos Cenários I e II.

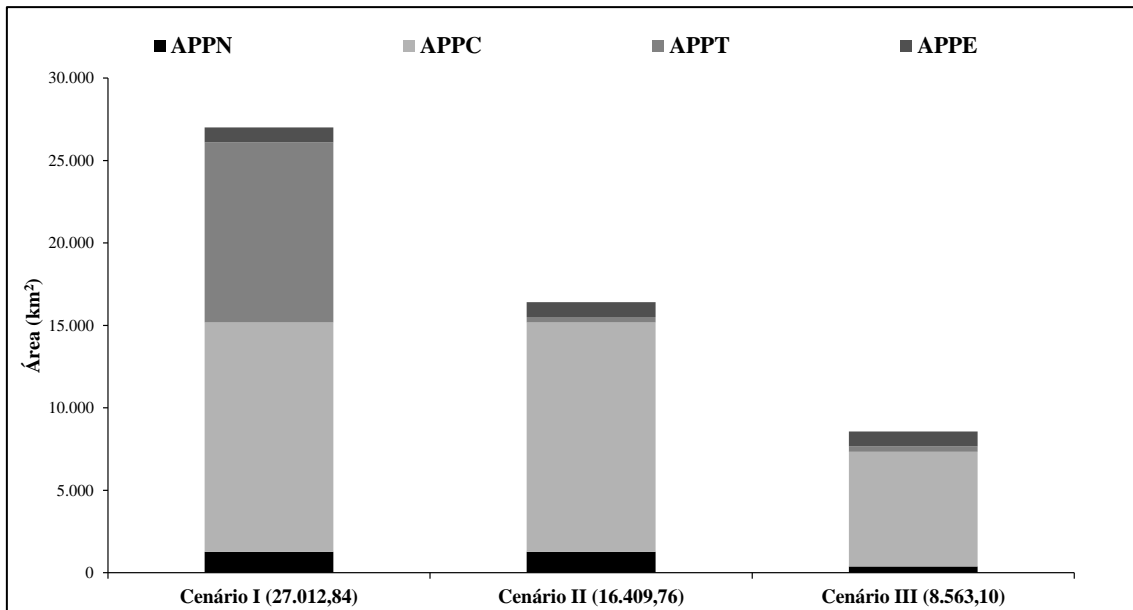


Figura II-2. Comparação das áreas delimitadas por categorias de APPs nos Cenários I, II e III, onde APPN= Áreas de preservação permanentes no entorno das Nascestes; APPC= Áreas de preservação permanentes no entorno dos Cursos d'águas; APPT= Áreas de preservação permanentes nos Topos de morros; APPE= Áreas de preservação permanentes em Encostas na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

Os dados da Tabela II-7 demonstraram que as mudanças dos limites e permissão de usos sobre as APPC e APPN nos parágrafos 3 e 5 do artigo 61-A da Lei Federal n.º 12.727/2012 corroboram a polêmica gerada pela aprovação da legislação florestal em 2012, onde houve descontentamento por parte dos estudiosos em relação aos legisladores (PLATIAU et al., 2014; SILVA et al. 2012; MARTINS et al., 2010).

Coutinho et al. (2014) e Nassar & Antoniazzi (2012) destacam que as decisões que nortearam parte das mudanças da Lei n.º 12.727/2012 derivaram de articulações e negociações políticas para atender interesses pontuais (empresários e produtores rurais), e os apontamentos da comunidade científica nas discussões para a resolução dos problemas ambientais não foram explorados com abrangência.

Noutro aspecto, Antunes (2016), Gouvêa (2013), e Tundisi & Matsmura-Tundisi (2010) destacam que as APPs no entorno das áreas ripárias e nos topos de morros possuem papel fundamental na proteção dos recursos hídricos, a sua remoção traz efeitos negativos para qualidade e quantidade das águas superficiais e subterrâneas, acelerando a sedimentação de lagoas, represas e rios, e diminuindo o estoque de água nas nascentes e aquíferos, e se estas APPs não forem efetivadas, há degradação ambiental.

Nesse sentido, Fraga et al. (2014) e Sparovek et al. (2012) apontam que a Lei Federal n.º 12.651/2012 flexibilizou a possibilidade de usos antropogênicos diferente do Cenário I e II nas APPs em nascentes e no entorno dos cursos d'águas, mas estas continuam sendo os principais instrumentos para a proteção ambiental no Brasil.

3.3 USOS CONFLITIVOS PARA OS CENÁRIOS DAS APPS

A Tabela II-8 apresenta os usos conflitivos dentro das APPs em 4.721,79 km² ou 17,48% no Cenário I; 1.933,97 km² ou 11,78% para o Cenário II; e 978,79 km² ou 11,43% no Cenário III, onde foram consideradas as totalidades das APPs (Tabela II-7), respectivamente.

Tabela II-8. Áreas com usos conflitivos em função das classes temáticas de usos e ocupação do solo para os Cenários propostos de APPs na área de estudo.

<i>Cenário I</i>										
<i>APPs</i>	Agropecuária		Queimadas		Solo Exposto		Urbanização		Total APPs usos	
	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>
<i>APPN</i>	64,35	1,5	1,25	8,9	1,2	0,85	0,73	0,6	67,53	1,4
<i>APPC</i>	1.610,42	36,4	12,25	87,3	42,6	30,2	99	78,9	1.764,27	37,4
<i>APPT</i>	2.682,76	60,7	20,48	1,6	91,7	64,7	25,5	20,3	2.820,44	59,7
<i>APPE</i>	63,27	1,4	0,32	2,3	5,7	4,25	0,26	0,2	69,55	1,5
Total classes	4.420,80	100	34,30	100	141,20	100	125,49	100	4.721,80	100
<i>Cenário II</i>										
<i>APPs</i>	Agropecuária		Queimadas		Solo Exposto		Urbanização		Total APPs usos	
	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>
<i>APPN</i>	64,35	3,63	1,25	8,90	1,2	2,42	0,73	0,73	67,53	3,49
<i>APPC</i>	1.610,42	90,9	12,25	87,25	42,6	86,0	99	99,0	1764,27	91,23
<i>APPT</i>	32,40	1,83	0,22	1,57	0	0,0	0	0	32,62	1,69
<i>APPE</i>	63,27	3,57	0,32	2,28	5,7	11,5	0,26	0,26	69,55	3,60
Total classes	1.770,44	100	14,04	100	49,5	100	99,99	100	1.933,97	100
<i>Cenário III</i>										
<i>APPs</i>	Agropecuária		Queimadas		Solo Exposto		Urbanização		Total APPs usos	
	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>	<i>Área (km²)</i>	<i>%</i>
<i>APPN</i>	0,96	0,11	0,01	0,15	0,02	0,1	0	0,00	0,99	0,10
<i>APPC</i>	805,21	89,2	6,12	91,75	21,3	78,8	43,0	99,40	875,63	89,46
<i>APPT</i>	32,4	3,59	0,22	3,30	0	0,0	0	0,00	32,62	3,33
<i>APPE</i>	63,27	7,02	0,32	4,80	5,7	21,1	0,26	0,60	69,55	7,11
Total classes	901,84	100	6,67	100	27,02	100	43,26	100	978,79	100

Legenda: *Cenário I*= Lei Federal n.º 4.771/1965 e Resolução do CONAMA n.º 303/2002; *Cenário II*= Lei Federal n.º 12.651/2012; *Cenário III*= Leis Federais n.º 12.651/2012 e n.º 12.727/2012; *APPN*= Áreas de preservação permanentes no entorno das Nascestes; *APPC*= Áreas de preservação permanentes no entorno dos Cursos d'águas; *APPT*= Áreas de preservação permanentes nos Topos de morros; *APPE*= Áreas de preservação permanentes em Encostas.

A existência dos usos conflituosos na bacia hidrográfica do Rio Capivari nos Cenários I (17,48%), II (11,78%) e III (11,43%) não é fato exclusivo, pois Soares-Filho et al. (2014) e Silva & Ranieri (2014) salientam o que a maioria das propriedades rurais brasileiras acumulam os passivos ambientais em relação às florestas nativas nas APPs.

Os trabalhos que consideraram limites das APPs dos Cenários I e II, como de Fraga et al. (2014), demonstraram a existência de usos (Agropecuária) nas APPs tanto nos Cenários I (53,16%) e II (38,46%). Enquanto, os estudos que utilizaram a metodologia do Cenário II, como de Nardini et al (2015) encontraram valores para usos conflitantes (Agropecuária) nas APPs em 38,55%, Ribeiro et al. (2014) delimitou 39,27% (Agropecuária), Gasparini et al. (2013) depararam com o quantitativo de 28,73% (Agropecuária) e Gomes et al. (2014) identificaram 28% (Agropecuária).

O cruzamento dos dados observados nas Tabelas IV-7 e IV-8 indicam que houve alterações nas APPT em 25,82%; seguindo de 12,67% para APPC; 7,69% referem-se às APPE; e 5,32% nas APPN das APPs para o Cenário I. Enquanto, as APPs do Cenário II apresentaram reduções em: 12,67% para APPC; 7,69% em APPE; 10,19% nas APPT; e 5,32% para APPN. Para o Cenário III, as áreas com usos inseridas nas APPs impactaram na redução em 10,19% nas APPT; 7,69% para APPE; 10,22% das APPC; e 0,26% nas APPN.

Diante da existência de usos antropogênicos em todos os cenários estudados (Tabela IV-8), Fraga et al. (2014) apontaram que as mudanças propostas pela reformulação da legislação florestal, que embora reduziu as áreas de APPs do Cenário I, não houve repercussão no cumprimento das leis que regem os Cenários II e III.

A alteração dos limites das APPs nos Cenários II e III fragiliza a proteção da Mata Atlântica (Alarcon et al., 2015; Lima et al., 2015), além disso, a permissão concedida pela legislação, a qual está em desacordo com a Lei Federal n.º 11.428/2006 onde: *“o corte e a supressão de vegetação primária ou nos estágios avançado e médio de regeneração na área de Mata Atlântica ficam vedados quando essas exercem a função de proteger os mananciais ou prevenir e controlar a erosão”* (BRASIL, 2006).

A situação com usos conflitantes nas APPs encontrados nos cenários propostos, segundo Ferreira et al. (2012) e Tundisi (2008), acelera o processo de erosão hídrica e pode comprometer a sustentabilidade da agropecuária em curto prazo, sendo presente em 60,25% (Tabela IV-6) na área de estudo.

Além disso, o Rio Capivari é um tributário que converge na represa Juturnaíba, nesse caminho, Paiva et al. (2015) e Rodrigues Filho et al. (2015), sinalizaram que usos por atividades antrópicas implicam na redução da qualidade de água superficial.

Em relação aos tipos de usos antropogênicos (Figura IV-3), a Agropecuária esteve presente em 93,64% no Cenário I, e de forma significativa nas áreas de APPT (60,70%) e nas APPC (36,40%). As ações antropogênicas pelas atividades de Agropecuária apresentaram em 91,54% nas APPs do Cenário II, principalmente nas áreas ripárias das APPC (90,90%). No Cenário III, as classes de Agropecuária impactaram as APPs em 92,20% nas APPC (89,20%).

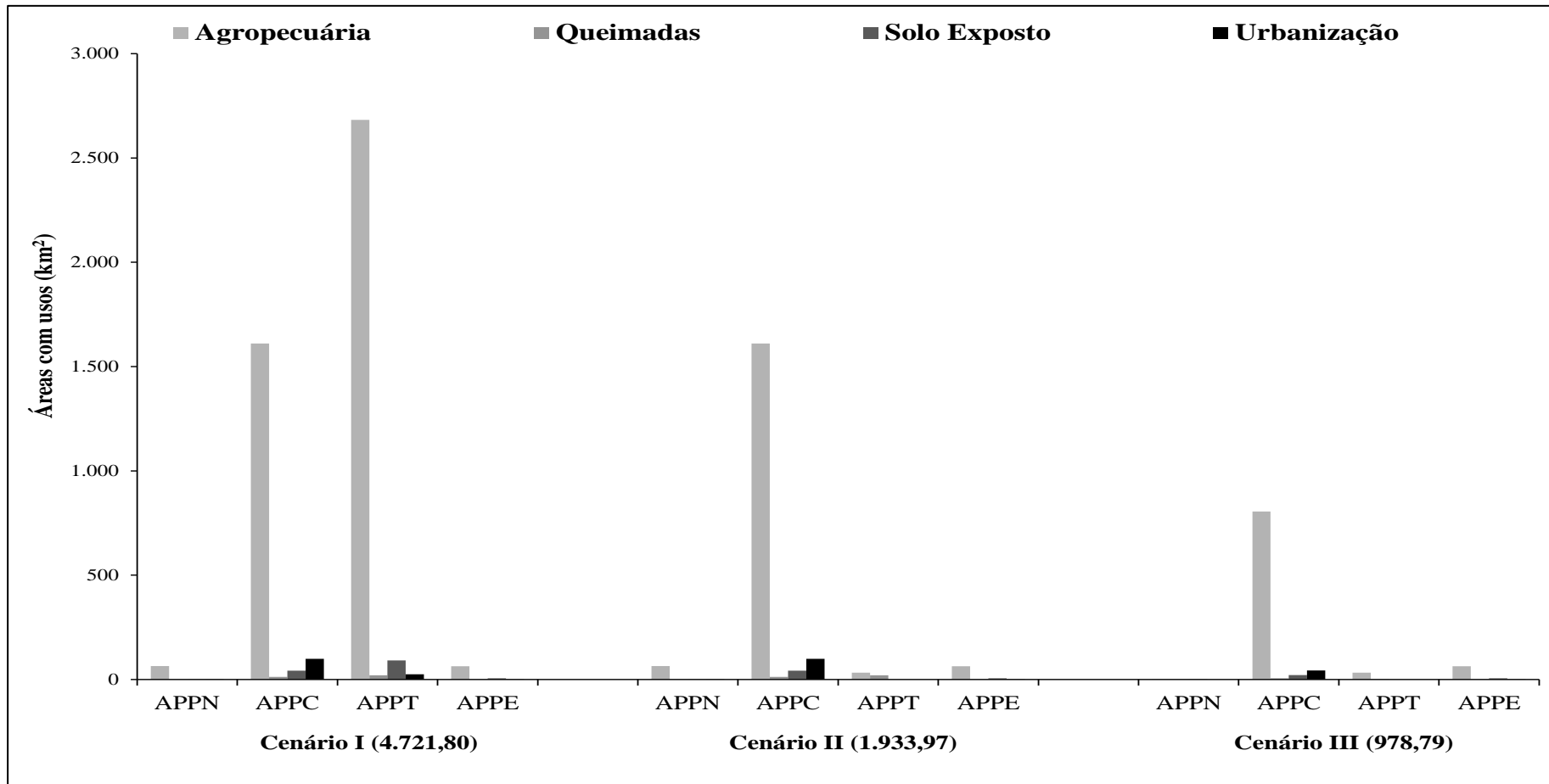


Figura IV-3. Comparação das áreas identificadas com usos conflitivos nos Cenários I, II e III por categorias de APPs, onde *APPN*= Áreas de preservação permanentes no entorno das Nascestes; *APPC*= Áreas de preservação permanentes no entorno dos Cursos d'águas; *APPT*= Áreas de preservação permanentes nos Topos de morros; *APPE*= Áreas de preservação permanentes em Encostas, para a bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

Os valores dos usos conflitantes presentes na área de estudo pela classe Agropecuária nos Cenários I (93,64%) e II (90,90%) foram divergentes quando comparados aos dados encontrados para mesma classe nos estudos de Ribeiro et al. (2014) e Moreira et al. (2015), onde apresentaram 53,73% e 37,37% dentro das APPs, respectivamente. Ferrari et al. (2015), também identificaram a ocorrência de conflitos por Agropecuária (88,04%) em APPC, conforme verificado para Cenários II e III.

Contudo, Brasil (2012a) traz alternativas positivas para regularização de paisagens naturais (Cenários II e III) para os atores sociais envolvidos, mediante a elaboração do Cadastro Ambiental Rural (CAR) e a adesão ao Programa de Regularização Ambiental (PRA), e ainda por ações de recomposição das áreas desmatadas com espécies nativas ou compensação em outra área de mesmo bioma ou possibilita a regeneração natural do ambiente, sendo ainda permitido o manejo nessas áreas com atividades de baixo impacto ambiental como um sistema agroflorestal.

Nesse sentido, Silva-Filho et al. (2014) destacam que ao mesmo tempo que o novo Código Florestal do Brasil altera os parâmetros para delimitar as APPs (Cenários II e III), concede anistia aos desmatadores ilegais (até 22 de julho de 2008), mas cria novos mecanismos para a conservação florestal como: CAR, PRA e o usos conservacionista nas APPs por atividades de baixo impacto ambiental.

Os dados do Sistema Nacional de Cadastro Ambiental Rural (SICAR) de Brasil (2018) apresenta que no estado do Rio de Janeiro 42.533 propriedades fizeram adesão ao CAR, sendo 634 (1,64%) propriedades nos municípios de Rio Bonito e 537 (1,41%) em Silva Jardim.

Apesar dos usos antropogênicos poderem atuar de forma negativa sob o prisma preservacionista das APPs dos Cenário II e III, Rendon et al. 2016 e Bertini et al. (2015) consideraram que é crescente o interesse da comunidade conservacionista em elaborar estratégias para garantir a produção com a conservação da biodiversidade e a geração de serviços ambientais em APPs (FERRARO, 2010).

A inserção dos sistemas agroflorestais junto as APPs, são ressaltados por Di-Gregorio et al. (2017), Steenbock et al. (2014) e Souza & Piña-Rodrigues (2013), como positivos, pois este manejo pode gerar benefícios ambientais e socioeconômicos promissores nas áreas que possuem usos conflitantes, conforme os Cenários II e III, pois a possibilidade de obtenção de benefícios econômicos estimula o interesse pela promoção da recuperação dessas áreas (Eloy et al., 2014; Ferraro, 2011), permitindo a respectiva proteção da biodiversidade (RENDON et al., 2016; MARTINS & RANIERI, 2014).

4 CONCLUSÕES

A adoção dos limites estabelecidos pela nova legislação florestal para as APPs no Cenário II e III impactou na redução em 39,25% e 68,30% em relação ao Cenário I na área de estudo.

As mudanças na legislação em 2012 impactou na redução das APPs no Cenário II na categoria das APPT e no Cenário III (usos consolidados) nas categorias das APPN e APPC, ambas em relação ao Cenário I, e não foram condições para o cumprimento das leis, pois houve a supressão de parte das APPs dos Cenários II e III.

As atividades de Agropecuária e Urbanização estão presente de forma significativa em parte das APPs do entorno dos cursos d'águas nos Cenários I, II e III; e corroboram a hipótese de que essa bacia hidrográfica sofre pressões ambientais, embora a nova legislação contraponha os aspectos para a proteção da Mata Atlântica (Lei Federal n.º 11.428/2006).

Com a utilização de técnicas geoespaciais com o cruzamento das informações da legislação florestal detectou potencialmente as áreas com conflitos de uso para as APPs com e sem usos antropogênicos consolidados, onde essas informações (cenários) podem contribuir para reflexão, planejamento, fiscalização e gestão ambiental.

REFERÊNCIAS

- AB'SÁBER, A.N. Do código florestal para o código da biodiversidade. **Terra & Didática**, v. 7, n. 2, p. 117-124, 2011.
- ALARCON, G.G.; AYANU, Y.; FANTINI, A.C.; FARLEY, J.; SCHMITT FILHO, A.; KOELLNER, T. Weakening the Brazilian legislation for forest conservation has severe impacts for ecosystem services in the Atlantic Southern Forest. **Land Use Policy**, v. 47, n. 4, p. 1-11, 2015.
- ALTIERI, M.A.; NICHOLLS, C.I. The adaptation and mitigation potential of traditional agriculture in a changing climate. **Climatic Change**, v. 140, n. 1, p. 33-45, 2017.
- AMARAL, M.V.F.; SOUZA, A. L.; SOARES, V. P.; SOARES, C. P; LEITE, H. G.; MARTINS, S.V.; FERNANDES FILHO, S.V.; LANA, E.I.J.M. Avaliação e comparação de métodos de classificação de imagens de satélites para o mapeamento de estádios de sucessão florestal. **Árvore**, v. 33, n. 3, p. 575-582, 2009.
- ANTUNES, P.B. The precautionary principle in the Brazilian environmental law. **Veredas do Direito**, v. 13, n. 27, p. 63-88, 2016.
- ARCGIS: Versão 10.2. Redlands-California, USA: Environmental Systems Resource Institute (ESRI). 2016.
- BIDEGAIN, P.; PEREIRA, L.F.M. **Plano das Bacias Hidrográficas da Região dos Lagos e do Rio São João- Rio de Janeiro**. Araruama/RJ: Consórcio Intermunicipal para Gestão das Bacias da Região dos Lagos, Rio São João e Zona Costeira – CILSJ, 2005. 153p.
- BERTINI, M.A; FUSHITA, A.T.; LIMA, M.I.S. Vegetation coverage in hydrographic basins in the central region of the State of São Paulo, Brazil. **Brazilian Journal of Biology**, v. 75, n. 3, p. 709-717, 2015.
- BRASIL, República Federativa. **Cadastro Ambiental Rural: Boletim Informativo Dados até 16 de fevereiro de 2018**. 2018. Disponível em: <http://www.florestal.gov.br/documentos/car/boletim-do-car/3294-boletim-informativo-janeiro-de-2018/file>. Acessado em: 11 de Mar. De 2018.
- _____. **Rio de Janeiro: Rio Bonito e Silva Jardim**. 2015a. Diretoria de Pesquisas/DPE - Coordenação de População e Indicadores Sociais/COPIS. Disponível em: <http://www.cidades.ibge.gov.br/xtras/perfil.php>. Acessado em: 18 de Nov. de 2015.
- _____. **Geocatólogo de imagens de satélite RapidEye-REIS do Ministério do Meio Ambiente: Cenas das imagens RapidEye-REIS dos municípios de Rio Bonito e Silva Jardim datadas de 17 de setembro e 05 de dezembro do ano de 2012**. 2015b. Disponível em: <http://geocatalogo.ibama.gov.br/>. Acessado em: 18 de Nov. de 2015.
- _____. **Índices Básicos de 2013**. Brasília: Instituto Nacional de Colonização e

Reforma Agrária, 2013. 149p.

_____. **Lei Federal n.º 12.651, de 25 de maio de 2012.** Dispõe sobre a proteção da vegetação nativa; altera as Leis ns.º 6.938/1981 e 9.393/1996; revoga as Leis ns.º 4.771/1965 e 7.754/1989. Brasília: Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. 28 de Mai. de 2012a.

_____. **Lei Federal n.º 12.727, de 17 outubro de 2012.** Altera a Lei no 12.651/2012, que dispõe sobre a proteção da vegetação nativa; altera as Leis n.º 6.938/1981, 9.393/1996, e 11.428/2006; e revoga as Leis n.º 4.771/1965, e 7.754/1989, a Medida Provisória n.º 2.166-67/2001, o item 22 do inciso II do art. 167 da Lei n.º 6.015/1973. Brasília: Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. 18 de Out. de 2012b.

_____. **Decreto Federal n.º 6.514, de 22 de julho de 2008.** Dispõe sobre as infrações e sanções administrativas ao meio ambiente, estabelece o processo administrativo federal para apuração destas infrações, e dá outras providências. Brasília: Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. 22 de Jul. 2008.

_____. **Lei Federal n.º 11.428, de 22 de dezembro de 2006.** Dispõe sobre a utilização e proteção da vegetação nativa do Bioma Mata Atlântica, e dá outras providências. Brasília: Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. 26 de Dez. 2006.

_____. **Resolução do Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA) nº 303, de 20 de março de 2002.** Dispõe sobre parâmetros, definições e limites de Áreas de Preservação Permanente. Brasília: Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. 30 de Mai. 2002.

_____. **Lei Federal n.º 9.605, de 12 fevereiro de 1998.** Dispõe sobre as sanções penais e administrativas derivadas de condutas e atividades lesivas ao meio ambiente, e dá outras providências. Brasília: Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. 13 de Fev. 1998.

_____. **Lei Federal n.º 4.771, de 15 de setembro de 1965.** Institui o novo Código Florestal. Rio de Janeiro: Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil. 16 de Set. de 1965.

CASTELO, T.B. Brazilian forestry legislation and to combat deforestation government policies in the Amazon (Brazilian Amazon). **Ambiente & Sociedade**, v. 18, n. 4, p. 221-242, 2016.

CONGALTON, R.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices.** Boca Raton: CRC/Taylor & Francis, 2009. 183p.

COUTINHO, S.M.V.; FREITAS, V.P.; PHILIPPI JÚNIOR; A. El papel de la academia en la elaboración del Código Forestal Brasileño. **Monfragüe**, v. 2, n. 2, p. 1-26, 2014.

DAS, K.; SARMA, P.D.; SENGUPTA, S. Discrimination and plot wise area estimation of seasonal crops from high resolution World View 2 Multispectral Image. **Asian Journal of Geoinformatics**, v. 15, n. 2, p.10-21, 2015.

DI-GREGORIO, M.; NURROCHMAT, D.R.; PAAVOLA, J.; SARI, I.M.; FATORELLI, L.; PRAMOVA, E.; KUSUMADEWI, S.D. Climate policy integration in the land use sector: Mitigation, adaptation and sustainable development linkages. **Environmental Science & Policy**, v. 67, n. 3, p. 35-43, 2017.

ELOY, L.; COUDEL, E.; TONI, F. Implementando pagamentos por serviços ambientais no Brasil: caminhos para uma reflexão crítica. **Sustentabilidade em Debate**, v. 4, n. 1, p. 21-41, 2013.

FACCO, D.S.; BENEDETTI, A.C.P.; PEREIRA FILHO, W.; KAISER, E.A.; DAL OSTO, J.V. Geotechnologies for forest monitoring in the city of Nova Palma-Rio Grande do Sul BR. **Journal of Management, Education and Environmental Technology**, v. 20, n. 1, p. 417-426, 2016.

FERRARI, J.L.; SANTOS, A.R.D.; GARCIA, R.F.; AMARAL, A.A.D.; PEREIRA, L.R. Análise de conflito de uso e cobertura da terra em áreas de preservação permanente do IFES/Campus de Alegre, município de Alegre/ES. **Floresta & Ambiente**, v. 22, n. 3, p. 307-321, 2015.

FERRARO, P.J. The future of payments for environmental services. **Conservation Biology**, v. 25, n. 6, p. 1134-1138, 2011.

FERREIRA, J.; PARDINI, R.; METZGER, J.P., FONSECA, C.R., POMPEU, P.S., SPAROVEK, G.; LOUZADA, J. Towards environmentally sustainable agriculture in Brazil: challenges and opportunities for applied ecological research. **Journal of Applied Ecology**, v. 49, n. 3, p. 535-541, 2012.

FRAGA, N.C.; FAVA, T.; HÖFIG, P.; SILVA, G.M.F. Impacto do novo código florestal: análise na bacia do Ribeirão Engenho de Ferro, Ibiporã/PR. **Geographia Opportuno Tempore**, v. 3, n. 1, p. 80-101, 2014.

FRANCELINO, M.R.; SILVA, J.A. Impacto da inclinação média na delimitação de área de preservação permanente. **Floresta & Ambiente**, v. 21, n. 4, p. 441-448, 2014.

GASPARINI, K.A.C.; LYRA, G.B.; FRANCELINO, M.R.; DELGADO, R.C., OLIVEIRA JÚNIOR, J.F.O.; FACCO, A.G. Técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto aplicadas na identificação de conflitos do uso da terra em Seropédica/RJ. **Floresta & Ambiente**, v. 20, n. 3, p. 296-306, 2013.

GODECKE, M.V.; HUPFFER, H.M.; CHAVES, I.R. The Future of Payments for Environmental Services in Brazil through the New Forest Code. **Desenvolvimento & Meio Ambiente**, v. 31, n. 1, p. 31-42, 2014.

GOMES, R.L.; VALADARES, J.O.; MORAES, M.E.B.; FRANCO, G.B.; MARQUES, E.A.G. Panorama do uso e ocupação do solo presente nas Áreas de Preservação Permanente da Bacia do Rio Almada/BA. **Geografia**, v. 30, n. 3, p. 98-115, 2014.

GOUVÊA, Y.M.G. Novo código florestal: comentários à Lei n.º 12.651, de 25 de maio de 2012, à Lei n.º 12.727, de 17 de outubro de 2012 e do Decreto n.º 7.830, de 17 de outubro de 2012. In.: MILARÉ, É.; MACHADO, P.A.L. (Coordenadores). **Direito**

Ambiental Brasileiro. 2. ed. São Paulo: Revista dos Tribunais, 2013. 1466p.

LANDIS, J.R.; KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 2, p. 159-174, 1977.

LIMA, R. A., MORI, D. P., PITTA, G., MELITO, M. O., BELLO, C., MAGNAGO, L. F., ZWIENER, V.P.; SARAIVA, D.D.; MARQUES, M.C.M.; OLIVEIRA, A.A.; PRADO P.I. How much do we know about the endangered Atlantic Forest? Reviewing nearly 70 years of information on tree community surveys. **Biodiversity and Conservation**, v. 24, n. 9, p. 2135-2148, 2015.

MARTINS, T.P.; RANIERI, V.E.L. Agroforestry as an alternative to legal reserves. **Ambiente & Sociedade**, v. 17, n. 3, p. 79-96, 2014.

MARTINS, S.; GUARANY, O.; FERRETTI, A.; SUASSUNA, K.R.; CARVALHO, F.; BRITO, B.; CARDOSO, D.; PRADO, P.G. **Relatório Técnico: Potenciais impactos das alterações do Código Florestal Brasileiro na meta nacional de redução de emissões de gases de efeito estufa**. 2010. Disponível em: <http://assets.wwfbr.panda.org/downloads/relatorio.pdf>. Acessado em: 06 Mai. 2016.

MOREIRA, T.R.; SANTOS, A.R.; DALFI, R.L.; CAMPOS, R.F.; SANTOS, G.M.A.D.A.; EUGENIO, F.C. Confronto do uso e ocupação da terra em APPs no município de Muqui/ES. **Floresta & Ambiente**, v. 22, n. 2, p. 141-152, 2015.

MYERS, N.; MITTERMEIER, R.A.; MITTERMEIER, C.G.; FONSECA, G.A.B.; KENT, J. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, v. 403, n. 333, p. 853-858, 2000.

NARDINI, R.C.; CAMPOS, S., RIBEIRO, F.L.; GOMES, L.N.; FELIPE, A.C.; CAMPOS, M. Avaliação das áreas de conflito de uso em APP da microbacia do Ribeirão Morro Grande. **Caminhos de Geografia**, v. 16, n. 55, p. 104-113, 2015.

NASSAR, A. M; ANTONIAZZI, L. B. Reforma do Código Florestal: uma visão equilibrada. **Visão Agrícola**, v. 4, n. 8, p. 4-7, 2012.

NERY, C.V.M.; BRAGA, F.L.; MOREIRA, A.A.; FERNANDES, F.H.S. Aplicação do novo código florestal na avaliação das áreas de preservação permanente em topo de Morro na Sub-Bacia do Rio Canoas no município de Montes Claros/MG. **Geografia Física**, v. 6, n. 6, p. 1673-1688, 2014.

NUNES, J.F.; ROIG, H.L. Análise e mapeamento do uso e ocupação do solo da bacia do alto Descoberto, DF/GO, por meio de classificação automática baseada em regras e lógica nebulosa. **Árvore**, v. 39, n. 1, p. 25-36, 2015.

OLIVEIRA, G.C.; FERNANDES-FILHO, E.I. Automated mapping of permanent preservation areas on hilltops. **Cerne**, v. 22, n. 1, p. 111-120, 2016.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS PARA ALIMENTAÇÃO E AGRICULTURA. **Avaliação dos recursos florestais globais 2015: Relatório do país Brasil**. 2014. Disponível em: <http://www.fao.org/3/a-ae.pdf>. Acessado em: 11 abr. 2015.

PAIVA, S.L.P.; SILVA, S.M.A.N.; NEVES, R.J.; SILVA MIRANDA, M.R. Ações antrópicas na área de preservação permanente do Córrego Sangradouro em Cáceres/MT, e suas implicações nos aspectos físico-químico da água. **Caminhos de Geografia**, v. 16, n. 56, p. 49-61, 2015.

PAVEZZII-NETTO, M.; SILVA, R.S. Método Expedito para a análise de qualidade ambiental em zonas ripárias urbanas. **Paranoá**, v. 1, n. 7, p. 61-67, 2014.

PLATIAU, A.F.B.; VIANA, F.C.; SILVA, C.H.R.T. Brazil's institutional dissonance and its challenges for the Rio+20 Conference. **Brazilian Journal of International Law**, v. 9, n. 3, p. 159, 2012.

RENDON, O; DALLIMER, M.; PAAVOLA, J. Flow and rent-based opportunity costs of water ecosystem service provision in a complex farming system. **Ecology and Society**, v. 21, n. 4, p. 1-16, 2016.

RIBEIRO, C.A.A.S., LEMOS, N.D.C.M., OLIVEIRA, B.K., SOARES, V.P.; SILVA, E. Áreas de preservação permanente em conflito com o uso e a ocupação do solo na bacia hidrográfica do Córrego Sertão, Cajuri/MG. **Agrogeoambiental**, v. 6, n. 2, p. 21-29, 2014.

RIBEIRO, C.A.A.S.; SOARES, V.P.; OLIVEIRA, A.M.S.; GLERIANI, J.M. The challenge of the delineation of natural preserves. **Árvore**, v. 29, n. 2, p. 203-212, 2005.

RICHARDS, R.C.; KENNEDY, C.J.; LOVEJOY, T.E.; BRANCALION, P.H. Considering farmer land use decisions in efforts to 'scale up' payments for watershed services. **Ecosystem Services**, v. 23, n. 1, p. 238-247, 2017.

RIO DE JANEIRO. Estado do. **Base de dados do estado do Rio de Janeiro**. Rio de Janeiro: Secretaria de Estadual de Desenvolvimento Regional, Abastecimento e Pesca do Rio de Janeiro (SEDRAP/RJ). 2016. Disponível em: <http://webgeo.desenvolvimentoregional.rj.gov.br>. Acessado em: 19 Mar. 2015.

_____. **Decreto Estadual n.º 26.058, de 14 de março de 2000**. Define as Macrorregiões ambientais do estado do Rio de Janeiro e dá outras providências. Rio de Janeiro, RJ: Diário Oficial [do] estado do Rio de Janeiro. 14 de Mar. de 2000.

RODRIGUES-FILHO, J.L.; ABE, D.S.; GATTI-JUNIOR, P.; MEDEIROS, G.R.; DEGANI, R.M.; BLANCO, F.P.; FARIA, C.R.L.; CAMPANELLA; SOARES, L.; SIDAGIS-GALLIA, F.S.; TEIXEIRA-SILVA; C.V.V.; TUNDISI, J.E.M.; MATSMURA-TUNDISI, T.; TUNDISI, J.G. Spatial patterns of water quality in Xingu River Basin (Amazonia) prior to the Belo Monte dam impoundment. **Brazilian Journal of Biology**; v. 75, n. 3, p. 34-46, 2015.

ROSA, F.; TONELLO, K.C.; LOURENÇO, R.W. Selection of priority areas for payment of environmental services: an analysis at the watershed level. **Ambiente & Água**, v. 11, n. 2, p. 448-461, 2016.

SANTOS, A.R.; CHIMALLI, T.; PELUZIO, J.B.E.; SILVA, A.G.; SANTOS, G.M.; AMARAL, D.A.; LORENZON, A.S.; TEIXEIRA, T.R.; CASTRO, N.L.M.; SOARES,

C.A.A.R. Influence of relief on permanent preservation areas. **Science of the Total Environment**, v. 541, n. 3, p. 1296-1302, 2016.

SANTOS, A.R.; CHIMALLI, T.; PELÚZIO, J.B.; SILVA, A.G.; SANTOS, G.M.A.D.A.; LORENZON, A.S.; TEIXEIRA, T.R.; CASTRO, N.L.M.; MARCATTI, G.E.; DOMINGUES, G.F.; RIBEIRO, C.A.A.S. Áreas de preservação permanente no entorno do Parque Nacional do Caparaó: análise comparativa de acordo com o Antigo e o Novo Código Florestal. In.: SANTOS, A.R.; RIBEIRO, C.A.A.; PELUZIO, J.B.E.; T.M.O.; SANTOS, G.M.A.D.A.; MOREIRA, G.L.; MAGALHÃES, I.A.L.M. (Org.). **Geotecnologias & análise ambiental: aplicações práticas**. Alegre, ES: CAUFES, 2015, p.68-83.

SILVA, J.A.A.; NOBRE, A.D.; MANZATTO, C.V.; JOLY, C.A.; RODRIGUES, R.R.; SKORUPA, L.A.; NOBRE, C.A.; AHRENS, S.; MAY, P.H.; RECH FILHO, E.L. **O Código Florestal e a ciência: contribuições para o diálogo**. 2. ed. rev. - São Paulo: Sociedade Brasileira para o Progresso da Ciência- SBPC; Academia Brasileira de Ciências- ABC, 2012. 294p.

SILVA, J.S.; RANIERI, V.E.L. The legal reserve areas compensation mechanism and its economic and environmental implications. **Ambiente & Sociedade**, v. 17, n. 7, p. 115-132, 2014.

SOARES-FILHO, B.; RAJÃO, R.; MACEDO, M.; CARNEIRO, A.; COSTA, W.; COE, M.; RODRIGUES, H.; ALENCAR, A. Cracking Brazil's forest code. **Science**, v. 344, n. 6182, p. 363-364, 2014.

SOUZA, M.C.S.; PIÑA-RODRIGUES, F.C.M. Desenvolvimento de espécies arbóreas em sistemas agroflorestais para recuperação de áreas degradadas na floresta ombrófila densa, Paraty/RJ. **Árvore**, v. 37, n. 5, p. 89-98, 2013.

SPAROVEK, G.; BERNDS, G.; BARRETO, A.G.; KLUG, I.L.F. The revision of the Brazilian Forest Act: increased deforestation or a historic step towards balancing agricultural development and nature conservation? **Environmental Science & Policy**, v. 16, n. 4, p. 6572, 2012.

SPRING: Versão 5.2.7. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2016.

STEENBOCK, W.; SILVA, R.O.; FROUFE, L.C.M.; SEOANE, C.E. Agroflorestas e Sistemas Agroflorestais no espaço e no tempo. In.: STEENBOCK, W.; SILVA, L.C.; SILVA, R.O.; RODRIGUES, A.S.; PEREZ-CASSARINO, J.; FONINI, R. (Coordenadores). **Agrofloresta, ecologia e sociedade**. Curitiba: Kairós, 2013. p.39-60.

SURREY SATELLITE TECHNOLOGY LTD., SSSL. **Satélite RapidEye-REIS**. 2014. Disponível em: <http://www.amskepler.com/RapidEye-REIS-info/>. Acesso em: 19 nov. 2015.

TUNDISI, J.G.; MATSMURA-TUNDISI, T. Potential impacts of changes in the forest law in relation to water resources. **Biota Neotropica**, v. 10, n. 4, p. 67-76. 2010.

TUNDISI, J.G. Water resources in the future: problems and solutions. **Estudos avançados**, v. 22, n. 63, p. 7-16, 2008.

XUN, L.; WANG, L. An object-based SVM method incorporating optimal segmentation scale estimation using Bhattacharyya Distance for mapping salt cedar with QuickBird imagery. **GIScience & Remote Sensing**, v. 52, n. 3, p. 257-273, 2015.

APÊNDICES II



Figura II-1A. Área de Preservação Permanente no entorno do curso d'água na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil. Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.



Figura II-2A. Área de Preservação Permanente no entorno da nascente na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.



Figura II-3A. Área de Preservação Permanente em topo de morro na bacia hidrográfica na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.



Figura II-4A. Área de Preservação Permanente de encostas com declividade superior a 45° na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

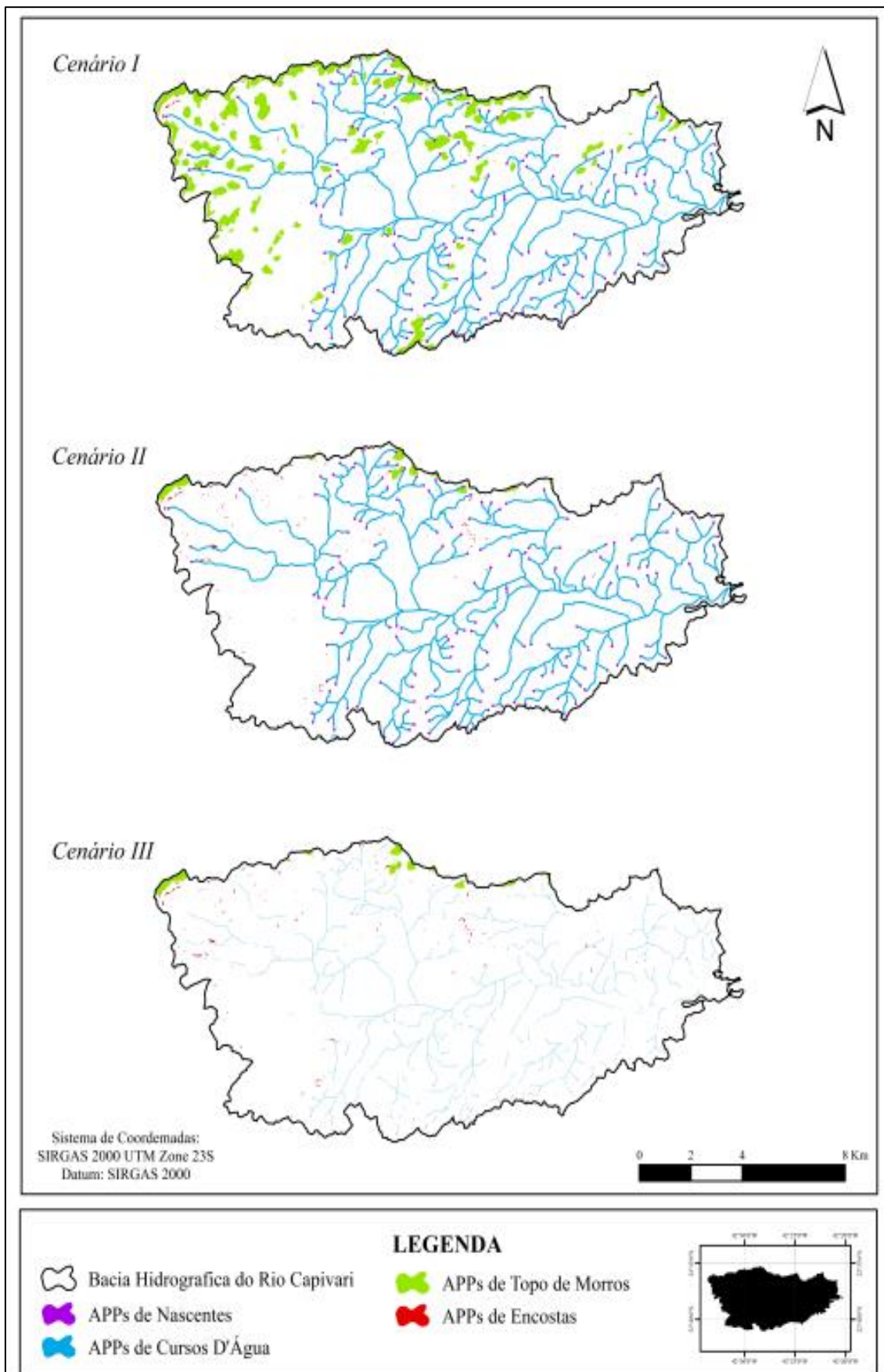


Figura II-5A. Comparação entre as Áreas de Preservação Permanente dos Cenários I, II e III da bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim/RJ, Brasil.

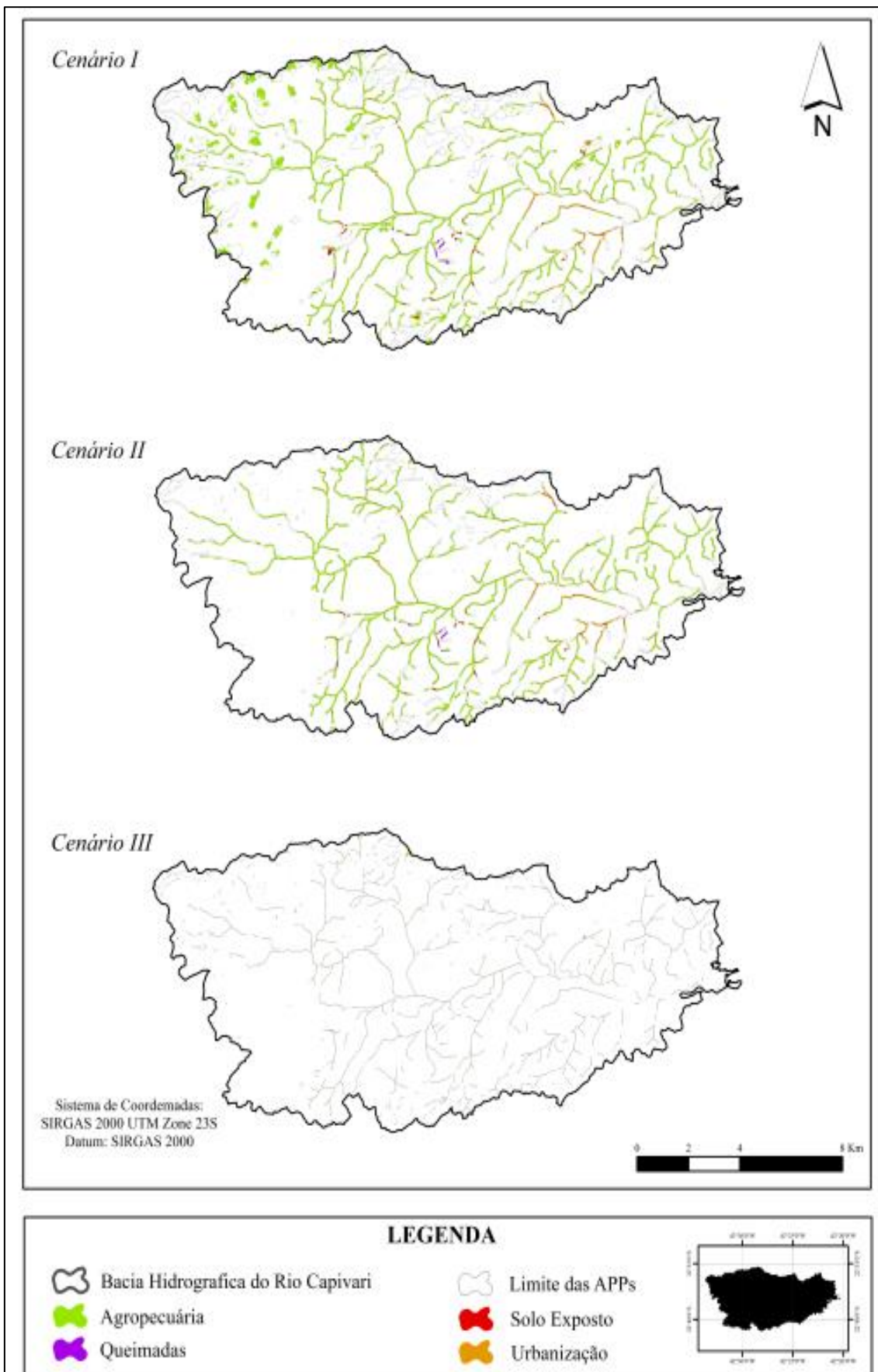


Figura II-6A. Comparação entre as áreas com usos conflitivos nas Áreas de Preservação Permanente dos Cenários I, II e III da bacia hidrográfica do Rio Capivari, Silva Jardim/RJ, Brasil.

CAPÍTULO III

TREINAMENTO E O COMPORTAMENTO DE ALGORITMOS NÃO PARAMÉTRICOS NO MAPEAMENTO DO USO E COBERTURA DA TERRA

RESUMO

O presente estudo teve como objetivos comparar métodos de classificação supervisionada de imagem *RapidEye*-REIS através da diferenciação de amostragens e algoritmos de classificação visando à otimização metodológica para mapeamento de uso e cobertura no bioma de Mata Atlântica na bacia do Rio Capivari, no estado do Rio de Janeiro, Brasil. Constituíram 5 algoritmos (*RN*= *Random Forest*; *KNN*= *K-Nearest Neighbors*; *GBM*= *Generalized Boosted Models*; *C5.0*= *Machine Learning Algorithm-C5.0*; *LQV*= *Learning Vector Quantization*) de classificação, 3 níveis de intensidade de amostragens ($a= 3.792 \text{ pixels}$; $b= 7.584 \text{ pixels}$; $c=15.168 \text{ pixels}$) de treinamento e 5 classes temáticas (Vegetação Florestal, Pastagem Degradada, Pastagem e Corpos d'água e Pastagem Queimada). A coleta das amostras foi realizada através do *software ArcGIS 10.2*. O índice *Kappa* para os diferentes classificadores foi processado no *software R* versão 3.3.1. As quantificações e elaboração dos mapas foi realizada no *software ArcGIS 10.2*. Os valores das médias do índice *Kappa* para as diferentes amostras de treinamento foram: $c= 0,928$; $b= 0,927$; e $a= 0,915$. Os algoritmos RF, GBM e C5.0 que apresentaram comportamentos lineares (positivo) quanto houve aumento das amostragens (a , b e c), a Amostragem b promoveu mais classes com valores superiores de *Kappa* (Vegetação Densa -KNN, Pastagem Degradada-RF e Pastagem Queimada- KNN), ao contrário da amostragem a , que exibiu três classes com valores inferiores de *Kappa* (Pastagem Degradada- C5.0, Corpos d'água- LQV e Pastagem Queimada- C5.0), mas o algoritmo RF produziu máximo valor ($0,952 - b$) e o C5.0 nas suscitou o menor valor ($0,859 - a$) do índice *Kappa*, ambas na Pastagem Degradada. Todas as áreas quantificadas apresentaram valores distintos, independentemente do método de amostragens (a , b e c). Em avaliação dos aspectos qualitativos e quantitativos da classificação supervisionada com algoritmos não paramétricos, a amostragem c correspondeu em melhores valores de *Kappa* no classificador GBM e menor variação nas áreas; a amostragem b suscitou mais classes com valores superiores de *Kappa* com o classificador KNN, enquanto a amostragem a expressou os menores valores de *Kappa* com o classificador C5.0 e maior variação nas áreas mapeadas.

Palavras-chaves: *pixels*, amostragens, *script*; supervisionada, metodologia, *Kappa*.

ABSTRACT

The purpose of this study was to compare supervised methods of classification of RapidEye–REIS images through differentiation of sampling and classification algorithms aiming at the methodological optimization in the mapping of soil use and cover in the biome of the Atlantic Forest, at the basin of Capivari River, in the state of Rio de Janeiro, Brazil. There were 5 classification algorithms RN= Random Forest; KNN= K-Nearest Neighbors, GBM= Generalized Boosted Models; C5.0= Machine Learning Algorithm-C5.0; LQV= Learning Vector Quantization), 3 levels of intensity of training ($a= 3,792$ pixel; $b= 7.584$ pixel; $c= 15,168$ pixels) samples and 5 thematic classes (Forest vegetation; Degraded Pasture, Pasture and Bodies of water and Burnt Pasture). The collection of samples was performed with ArcGIS 10.2 software. The Kappa index for the different classifiers was processed in the R software version 3.3.1. Quantifications and preparation of maps was made with the aid of ArcGIS 10.2 software. The average Kappa index values for the different training samples were $c = 0.928$; $b= 0.927$; and $a = 0.915$. Algorithms RF, GBM and C5.0 showed linear (positive) behavior when there was increase in the size (number of pixels) of the samples (a , b and c). Sample b promoted more classes with higher values of Kappa (Dense Vegetation -KNN, Degraded Pasture-RF and Burnt Pasture- KNN), compared to a sample that showed three classes with lower Kappa values (Degraded Pasture- C5.0, Bodies of Water -LQV and Burnt Pasture- C5.0). However, the RF algorithm obtained the maximum kappa value ($0.952 - b$) and C5.0 obtained the lowest kappa value ($0.859 - a$), both in Degraded Pasture. All the quantified areas showed different values, regardless of the sampling method (a , b and c). In an assessment of qualitative and quantitative aspects of supervised classification with nonparametric algorithms, c sample obtained better Kappa values in classifier GBM and less variation in the areas; sample b produced more classes with higher Kappa values, with KNN classifier, while sample a expressed the lowest Kappa values with C5.0 classifier and the greatest variation in the mapped areas.

Keywords: pixels, sampling, script; supervised, methodology, Kappa.

1 INTRODUÇÃO

A Mata Atlântica brasileira exibe grande biodiversidade com exemplares de espécies endêmicas (Myers et al., 2000), mas a pressão antrópica atribuída ao desmatamento para implantação de pastagens, o cultivo de espécies agrícolas e o crescimento urbano provoca a alteração nessas paisagem (Colombo & Joly, 2010), que proporcionam prejuízos ecossistêmicos, econômicos e socioculturais (ANDRADE et al., 2012).

As formas empregadas no levantamento de alteração numa paisagem são organizadas: pelo tipo de uso e cobertura do solo, espacialização e quantificação da área ocupada pelo tipo de uso (Santos, 2004). Tais informações são, na maioria das vezes, obtidas através do sensoriamento remoto (Lawrence & Moran, 2016). As tecnologias de Sensoriamento Remoto (SR) fornecem imagens de observação da Terra (Abdikan et al., 2016), as quais possibilitam investigar o monitoramento da dinâmica da superfície da Terra em escala temática local e global com análises do uso e cobertura do solo (Friedl et al., 2010), de forma contínua para identificar a distribuição espacial e mudanças de uso e cobertura do solo (Congalton et al. 2014), e consequentemente perspectivas para intervenções e proteção ambiental (YOUSSEF et al., 2016).

Assim, na extração das informações de uma dada cobertura, o método de classificação supervisionada de imagens orbitais pode ser utilizado (Novo, 2010), sendo amplamente empregado nos estudos de mapeamento e avaliação da dinâmica das alterações no uso e ocupação do solo (Oliveira et al., 2013), onde são inseridos diferentes algoritmos que podem realizar essas análises (PEREIRA et al., 2012).

Os algoritmos responsáveis pela classificação digital são denominados “classificadores”, que pode empregar informações espectrais de píxel à píxel ou pelo conjunto de pixels de regiões/objetos (Garofalo et al., 2015). Especialmente, na classificação por píxel à píxel, os algoritmos utilizam atributos espectrais isolados de cada píxel da imagem de forma a atribuir cada um destes à classe mais provável segundo a verdade de campo/ treinamento (JENSEN & EPIPHANIO, 2009).

Contudo, ao realizar essa coleta de treinamento, o analista deve observar e evitar amostrar feições que possuem padrão visual heterogêneo, pois ao fazer essa associação com essas informações de referência nesses moldes, aumenta a probabilidade de confusão desse algoritmos (Xu et al., 2014), bem como em mapeamento com acurácia inaptas (Lu et al., 2012), principalmente quando o tamanho desses polígonos das amostragens são ampliadas (RUIZ et al., 2014).

Os dados que mostram a situação do desmatamento da Mata Atlântica por municípios no estado do Rio de Janeiro, onde se insere a bacia do Rio Capivari, demonstram que Rio Bonito e Silva Jardim não ocupam a posição dos dez municípios que mais conservaram ou desmataram Mata Atlântica (SOS Mata Atlântica & INPE, 2015; Seabra & Cruz, 2013). Tal questão pode ser associada pela limitação da resolução espacial do satélite e a metodologia de extração das informações, que extrapolam detalhamentos dos dados temáticos sobre os inadequados usos da cobertura do solo, os

quais são imprescindíveis para caracterizar as feições terrestres, e, especialmente norteiam estratégias que possam rever esse quadro para as áreas de Mata Atlântica.

Considerando o uso e ocupação da Mata Atlântica e a necessidade de obtenção e processamento de informações atualizadas e detalhadas a respeito da bacia do Rio Capivari, a utilização de técnicas de classificação supervisionada de imagens, associadas aos produtos dos orbitais do SR, podem contribuir para o estudo da ocupação dessa área, desde a identificação, monitoramento e ações para conservação.

Nesse contexto, este estudo investigou o comportamento do treinamento e validação na classificação supervisionada em imagem *RapidEye-REIS* utilizando tamanho de amostragens (conjunto de pixels) e diferentes algoritmos, visando à otimização metodológica para mapeamento de uso e cobertura no bioma de Mata Atlântica na bacia hidrográfica do Rio Capivari, Rio de Janeiro, Brasil.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 PROCESSAMENTO DOS DADOS

Foram utilizadas duas cenas de imagem de satélite *RapidEye* sensor REIS, ortorretificadas, composto por cinco bandas espectrais (Tabela II-1) com resolução cinco metros (5 m), datadas de 17 de setembro e 05 de dezembro do ano de 2012, obtidas do catálogo de imagens disponibilizados por Brasil (2015). O pacote das ferramentas do *software ArcGIS 10.2* foi utilizado no processamento das imagens, confecção do mosaico e recorte da área de estudo.

Tabela II-1. Valores de refletividade para as bandas *RapidEye*-REIS.

<i>Bandas</i>	<i>Comprimento de Onda (µm)</i>
1 (azul):	440 – 510
2 (verde)	520 – 590
3 (vermelho)	630 – 685
4 (vermelho edge)	690 – 730
5 (infravermelho próximo)	760 – 850

Fonte: *Surrey Satellite Technology Ltd* (2014).

Utilizou-se o limite da bacia hidrográfica do Rio Capivari elaborados por Bidegain & Pereira (2005) para realizar o recorte da área de estudo nas cenas do satélite *RapidEye*-REIS. Foram utilizadas na classificação todas as bandas do satélite, além da seguinte razão de bandas: (banda 5 – banda 3) / (banda 5 + banda 3), ou seja, o NDVI como forma a aumentar o número de informações inseridas na classificação supervisionada.

2.1.1 Classificação supervisionada e treinamento


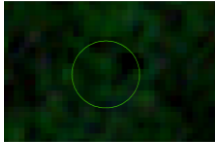

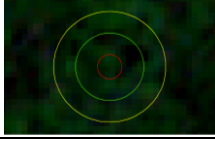
Foram elencados cinco (5) algoritmos não-paramétricos (Tabela II-2) para realizar a classificação supervisionada dos usos e cobertura do solo na bacia hidrográfica do Rio Capivari.

Tabela II-2. Algoritmos utilizados nas cenas da imagem *RapidEye*-REIS.

<i>Algoritmo de classificação</i>	<i>Autor</i>
<i>Random Forest (RF)</i>	Breiman, 2001
<i>K-Nearest Neighbors (KNN)</i>	MacQueen, 1967
<i>Generalized Boosted Models (GBM)</i>	Ridgeway, 2015
<i>Machine Learning Algorithm C5.0 (C5.0)</i>	Kuhn & Johnson, 2015
<i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i>	Kohonen, 2001

A forma de amostragem elaborada foi por criação de polígonos em formato circular com três (03) dimensões e quantidades de pixels distintos, conforme a Tabela II-3.







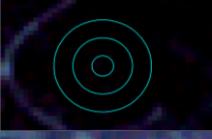



Tabela II-3. Amostragem adotada para treinamento dos classificadores supervisionados, nas cenas da imagem *RapidEye-REIS*.

<i>Amostra</i>	<i>Descrição</i>	<i>Visualização dos polígonos</i>	<i>Total de pixels</i>	<i>Total em área (Km²)</i>	<i>Área representada na Bacia (%)</i>
<i>a</i>	Amostragem com 16 pixels		3.792	18,96	11,84
<i>b</i>	Amostragem realizada no entorno do polígono <i>a</i> , acrescidos de <i>Buffer</i> de 20 m, totalizando 32 pixels		7.584	37,92	23,68
<i>c</i>	Amostragem realizada no entorno do polígono <i>a</i> , acrescidos de <i>Buffer</i> de 40 m, totalizando 64 pixels		15.168	75,84	47,37
<i>a+b+c</i>	Demonstração dos polígonos de <i>a</i> , <i>b</i> e <i>c</i> inseridos na feição para amostragem		---	---	---

Em seguida definiram-se cinco (5) classes de uso e cobertura do solo, a partir da análise visual das feições e trabalhos de campo: Vegetação Densa, Pastagem Degradada, Pastagem, Pastagem Queimada e Corpos d'águas. Posteriormente os polígonos foram distribuídos nas classes expostas na Tabela II-4, conforme recomendações de Tso & Mather (2009), McCoy (2005), Congalton & Green (1999) e Congalton (1991).

Por fim, o arquivo de treinamento foi convertido do formato *shape* para *raster* dentro do *ArcGis* 10.2, coincidindo a posição dos pixels (função *Snapping*), e em seguida, convertido para pontos e extraídas as assinaturas espectrais das 5 bandas e do índice multiespectral.

Tabela II-4. Descrição das amostras de treinamento realizada nas cenas da imagem *RapidEye*-REIS.

<i>Classe temática</i>	<i>Número de polígonos</i>	<i>Amostragem</i>	<i>Quantidade de pixels</i>	<i>Total de área</i>	<i>Área representada na Bacia (%)</i>	<i>Chave de interpretação (1:1000)</i>	<i>Visualização em campo</i>
<i>Vegetação Densa</i>	74	<i>a</i>	1.184	5,92	3,70		
		<i>b</i>	2.368	11,84	7,40		
		<i>c</i>	4.736	23,68	14,79		
<i>Pastagem Degradada</i>	45	<i>a</i>	720	3,6	2,25		
		<i>b</i>	1.440	7,2	4,50		
		<i>c</i>	2.880	14,4	8,99		
<i>Pastagem</i>	50	<i>a</i>	800	4,0	2,50		
		<i>b</i>	1.600	8,0	5,00		
		<i>c</i>	3.200	16,0	9,99		
<i>Corpos d'águas</i>	16	<i>a</i>	256	1,28	0,80		
		<i>b</i>	512	2,56	1,60		
		<i>c</i>	1.024	5,12	3,20		
<i>Pastagem Queimada</i>	52	<i>a</i>	832	4,16	2,60		
		<i>b</i>	1.664	8,32	5,20		
		<i>c</i>	3.328	16,64	10,39		

2.1.2 Validação e interpretação das classificações

O processamento final dos dados foi feito no *software* R (R Core Team, 2016) através da biblioteca *Caret* (Kuhn et al., 2010). Foi utilizado o método da validação cruzada com 5 *folds* de tal forma que o treinamento foi executado 5 vezes e em cada execução 80% dos dados foi utilizado para treinamento e 20% para validação. A classificação foi executada para cada uma das intensidades de amostragem (*a*, *b* e *c*) e para cada algoritmo de classificação (RF, KNN, GBM, C5.0 e LVQ)

O índice Kappa (Congalton & Green 2009; Rosenfield & Fitzpatrick-Lins 1986; Cohen, 1960) foi calculado para as cinco (5) classes de uso e cobertura do solo em função dos cinco (5) classificadores e três (3) amostragens, sendo determinados pela equação [1].

$$Kappa = \frac{[n * \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_i * x_j)]}{[n^2 - \sum_{i=1}^r (x_i * x_j)]} \quad [1]$$

em que, *r* é o número de linhas na matriz; x_{ii} = número de observações na linha [i] e coluna[i]; x_j é número totais marginais da linha[i] e coluna[i]; *n* é o número de pontos amostrais.

Os valores do índice Kappa foram interpretados de acordo com recomendações Antunes & Lingnau (2003) pela Tabela V-5.

Tabela II-5. Níveis de exatidão de uma classificação.

<i>Valor obtido</i>	<i>Qualidade</i>
0,00	Péssima
0,01 - 0,20	Ruim
0,21 - 0,40	Razoável
0,41 - 0,60	Boa
0,61 - 0,80	Muito Boa
0,81 - 1,00	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis e Kock (1977).

Por fim, no *software* ArcGIS 10.2, foi quantificada as áreas de cada feição e elaborou-se os mapas de uso e cobertura do solo produzido pelos cinco (5) algoritmos de classificação nas três (3) amostragens.

Para avaliar o comportamento dos algoritmos em relação as amostragens (*a*, *b* e *c*), foram realizados análise variância pelo teste Tukey das médias do índice Kappa e áreas quantificadas, ao nível de significância de 5%, no *software* Addinsoft XLSTAT versão 7.5.2.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 AMOSTRAGENS

A Tabela III-6 e Figura III-1 apresentam as médias do índice Kappa dos classificadores por amostragens (*a*, *b* e *c*). As médias gerais das amostragens *c* (0,928) e *b* (0,927) apresentaram acréscimos positivos no desempenho dos algoritmos sobre a amostragem *a* (0,915). Lu et al. (2012), demonstraram que o acréscimo na amostragem de pixels (3.500 para 3.800) produzem esse efeito sobre os valores do índice Kappa (0,42 - boa em 0,75 - muito boa) no processo de classificação. Pal & Mather (2003), corroboram a relação existente no aumento de assinaturas espectrais com melhoria na qualidade desses resultados na classificação que visam mapear o uso e cobertura do solo.

Tabela III-6. Médias do índice Kappa obtidos pelos algoritmos de classificação.

<i>Algoritmos</i>	<i>Amostragem</i>		
	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>
<i>RF</i>	0,920 ^a ±0,01	0,932 ^a ±0,01	0,933 ^a ±0,01
<i>KMN</i>	0,928 ^a ±0,01	0,935 ^a ±0,01	0,931 ^a ±0,02
<i>GBM</i>	0,917 ^a ±0,01	0,930 ^a ±0,02	0,938 ^a ±0,01
<i>C5.0</i>	0,894 ^a ±0,02	0,923 ^a ±0,02	0,929 ^a ±0,01
<i>LVQ</i>	0,918 ^a ±0,01	0,918 ^a ±0,01	0,912 ^a ±0,03
<i>Média dos algoritmos</i>	0,915 ^a ±0,01	0,927 ^a ±0,01	0,928 ^a ±0,01

Legenda: Letras iguais para os valores de um mesmo algoritmo não diferem entre si significativamente ($p > 0,05$) pelo teste de Tukey; \pm = Desvio padrão das médias; *RF*= *Random Forest*; *KNN*= *K-Nearest Neighbors*; *GBM*= *Generalized Boosted Models*; *C5.0*= *Machine Learning Algorithm-C5.0*; *LVQ*= *Learning Vector Quantization*; Amostragem *a*= 3.792 pixels; Amostragem *b*= 7.584 pixels; Amostragem *c*=15.168 pixels.

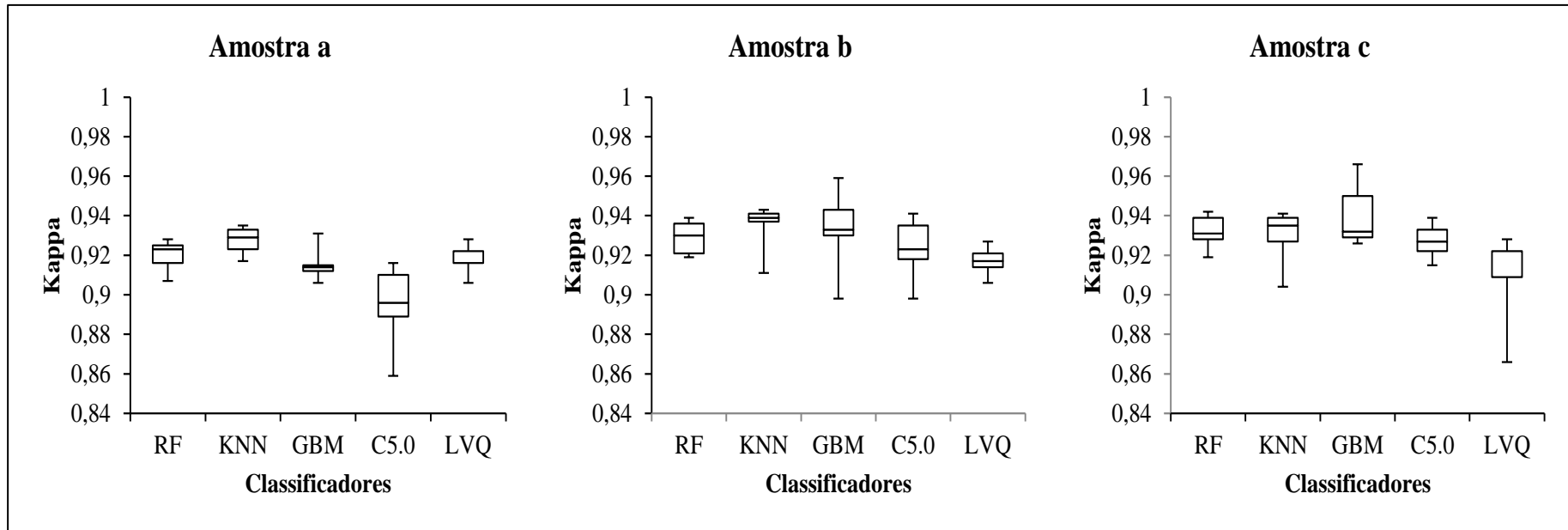


Figura III-1. Boxplot das do índice Kappa obtidos pelos algoritmos de classificação, onde *RF*= *Random Forest*; *KNN*= *K-Nearest Neighbors*; *GBM*= *Generalized Boosted Models*; *C5.0*= *Machine Learning Algorithm-C5.0*; *LVQ*= *Learning Vector Quantization*; Amostragem *a*= 3.792 pixels; Amostragem *b*= 7.584 pixels; Amostragem *c*=15.168 pixels.

Essas tendências reforçam a importância das classificações orientada por regiões/objetos (Garofalo et al., 2015; Oliveira et al., 2013), pois que compartilham atributos semelhantes, tais como: nível de cinza, características espectrais, textura, tamanho, forma, informação do contexto dos objetos adjacentes e dentre outros (Fernandez-Lozano et al., 2015), onde tendem demonstrar de forma mais representativa as classe de uso e cobertura do solo (Bourennane et al., 2014), sendo demonstrados nas comparações investigadas por Piazza & Vibrans (2014), que produziram valores do índice de Kappa de 0,62 (descritores estatísticos) para 0,84 (descritores texturais e estatísticos), e também por Francisco & Almeida (2012), que encontraram índices Kappa de 0,81 (descritores estatísticos) para 0,84 (descritores texturais e estatísticos).

A amostragem *c* apresentou valores de Kappa entre 0,938 (GBM) à 0,912 (LVQ). Ustuner et al. (2015), utilizando 11.585 *pixels* para 12 classes de uso e cobertura do solo na imagem do satélite *RapidEye-REIS*, encontraram valores de Kappa 0,820 à 0,841, nessa perspectiva de aumento de número de pixels amostrados, os algoritmos neste estudo, a partir de um total de 15.168 *pixels* divididos em 5 classes produziram valores superiores de Kappa na amostragem *c*.

3.2 CLASSIFICADORES X AMOSTRAGENS

A Figura III-2 expressa o desempenho dos algoritmos de classificação em relação as amostragens (*a*, *b* e *c*), o algoritmo GBM apresentou o melhor crescimento com o aumento do número de amostras, o qual apresentou o melhor índice Kappa (0,938) entre todos os tratamentos. Nesse segmento, Li et al., (2014), compararam 15 algoritmos de classificação supervisionada (*pixel* à *pixel*), onde o GBM também superou todos os outros algoritmos, produzindo o mais alto valor de Kappa.

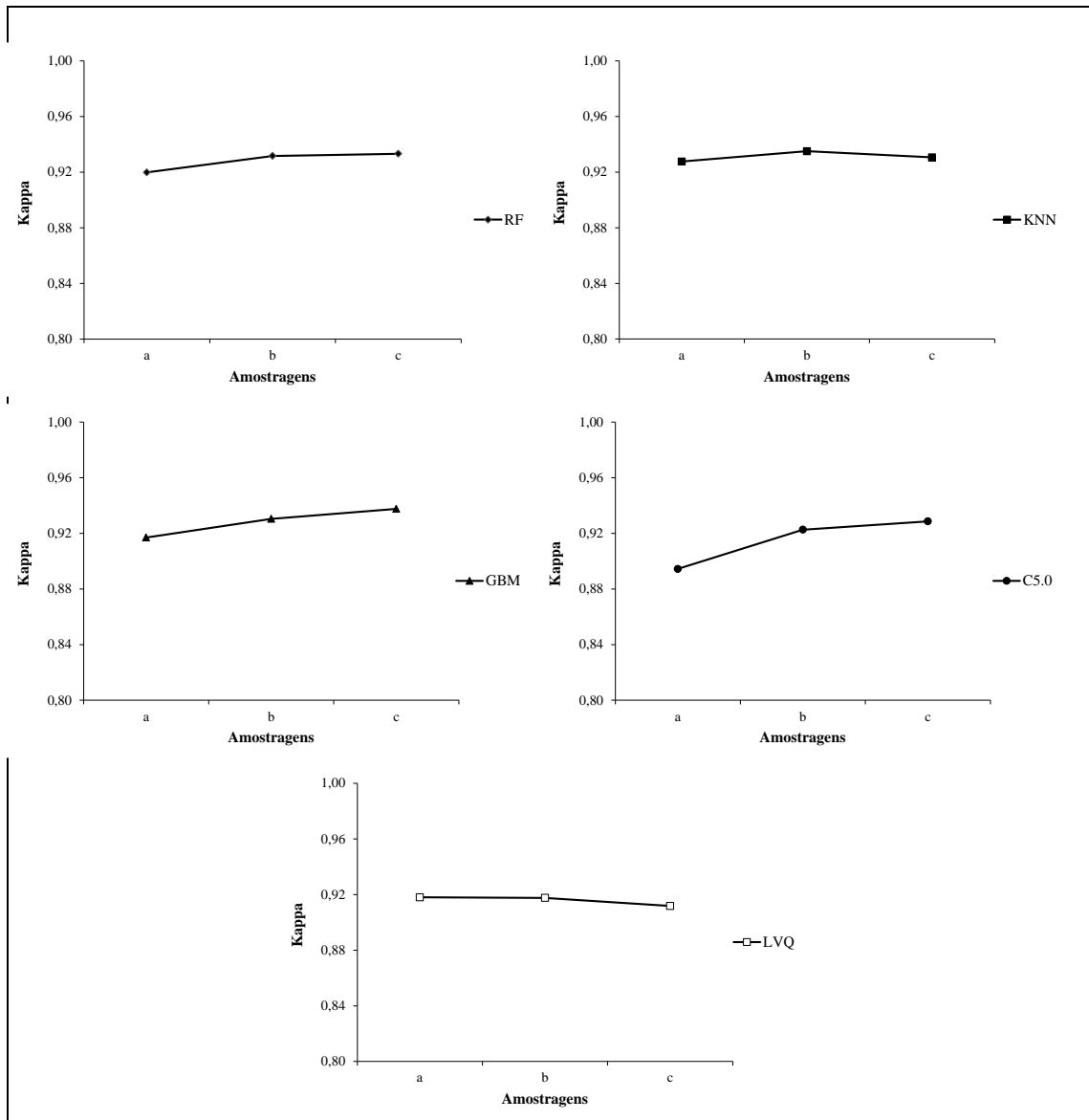


Figura III-2. Comparação do índice Kappa obtidos pelos algoritmos de classificação (*RF*= *Random Forest*; *KNN*= *K-Nearest Neighbors*; *GBM*= *Generalized Boosted Models*; *C5.0*= *Machine Learning Algorithm-C5.0*; *LQV*= *Learning Vector Quantization*) nas diferentes amostragens (*a*= 3.792 pixels; *b*= 7.584 pixels; *c*=15.168 pixels).

Embora, o algoritmo LQV (*c*) tenha obtido valor (0,912) inferior em relação ao algoritmo GBM (*c*), ambos apresentaram excelente qualidade na classificação, segundo Lu et al (2012), os algoritmos não-paramétricos investigados não exigem a distribuição normal do conjunto de dados (classes temáticas) como parâmetro, ou seja, os resultados dos algoritmos foram otimizados (0,81 à 1,00 - excelente), independentemente das amostragens adotadas.

Contudo, os dados da Figura V-1 demonstram que os valores do índice Kappa dos algoritmos RF, GBM e C5.0 apresentaram crescimento linear em função do aumento das amostragens, exceto os algoritmos KNN e LVQ.

Li (2016) e Wang et al. (2009), ressaltam que o algoritmo KNN classifica por similaridade do mais próximo ao centro ou centroide dos grupos de padrões, mas com aumento do afastamento do grupo de padrões no processo de classificação, este se torna mais sensível ao dimensionar a classificação, conforme verificado na amostragem *b* para *c*. Enquanto, o algoritmo LVQ utiliza as informações de regiões, onde cada região tem um vetor de referência, que na fase de classificação, esse vetor faz associação com as classes que mais se aproximam à esse rótulo, a alteração nos vetores de referência produziu declínio na qualidade de classificação da amostragem *c* em relação à qualidade da *a*.

Nesse sentido, os trabalhos de Abdikan et al. (2016), Balzter et al. (2015), Du et al. (2013) e Li et al. (2012) apontam a possibilidade de segmentação da imagem com inclusão das informações texturais de imagem multiespectrais ou radiométricas, e/ou modelo digital de elevação, a fim melhorar o padrão dos pixels, bem como a redução da probabilidade dos algoritmos em confundir as classes no processo de classificação do uso e cobertura do solo.

A oscilação de valores (Figura III-1) obtidas pela padronização das amostragens (*a*, *b* e *c*) demonstra relevância como metodologia de classificação supervisionada em sensoriamento remoto, sendo aplicadas e nos algoritmos não-paramétricos (Ustuner et al., 2015), quando são integrados nas imagens de alta resolução espacial (Andrade et al., 2014; Machado et al., 2014) e software de estatística (LAWRENCE & MORAN, 2015).

3.3 CLASSES X CLASSIFICADORES X AMOSTRAGEM

A Figura III-3 expressa as médias dos valores de Kappa obtidos pelos algoritmos de classificação supervisionada em relação as amostragens nas classes de uso e cobertura do solo, sendo estas: 0,917 (*a*), 0,923 (*b*) e 0,925 (*c*) na Vegetação Densa; 0,905 (*a*) e 0,943 (*b* e *c*) na Pastagem Degradada; 0,912 (*a*), 0,909 (*b*) e 0,907 (*c*) nas áreas de Pastagem; 0,925 (*a*), 0,934 (*b*) e 0,939 (*c*) para Corpos d'águas, e; 0,919 (*a*), 0,929 (*b*) e 0,928 (*c*) na Pastagem Queimada.

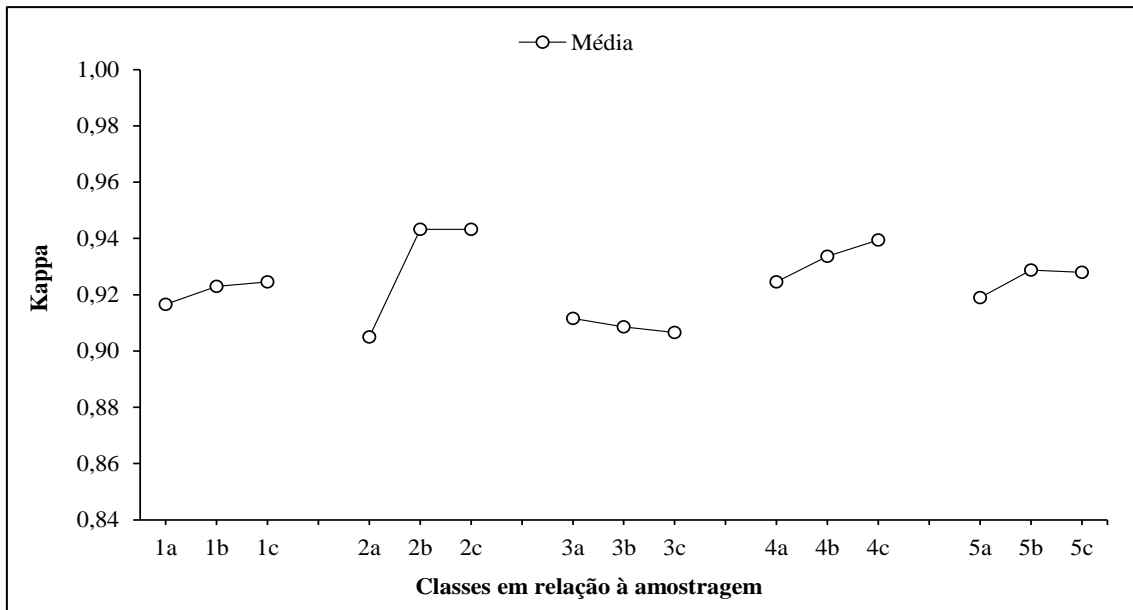


Figura III-3. Média dos valores do índice Kappa produzidos pelos algoritmos de classificação (*RN*= *Random Forest*; *KNN*= *K-Nearest Neighbors*; *C5.0*= *Machine Learning Algorithm-C5.0*; *LQV*= *Learning Vector Quantization*) nas classes temáticas e amostragens (1a= Vegetação Densa com 1.184 pixels; 2a= Pastagem Degradada com 720 pixels; 3a= Pastagem com 800 pixels; 4a= Corpos d'águas com 256 pixels; 5a= Pastagem Queimada com 832 pixels; 1b= Vegetação Densa com 2.368 pixels; 2b= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; 3b= Pastagem com 1.600 pixels; 4b= Corpos d'águas com 512 pixels; 5b= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; 1c= Vegetação Densa com 4.736 pixels; 2c= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; 3c= Pastagem com 3.200 pixels; 4c= Corpos d'águas com 1.024 pixels; 5c= Pastagem Queimada com 3.328 pixels).

O efeito no desempenho dos valores Kappa em relação ao aumento da amostragens apresentou relação linear positiva para as classes de Vegetação Densa (1) e Corpos d'águas (4). Para as feições Pastagem Queimada (5), e Pastagem Degradada (2) foi encontrado um aumento mais expressivo entre as amostragens *a* para *b* e, quase constante de *b* para *c*. Apenas a classe Pastagem (3) apresentou declínio do Kappa com o aumento do tamanho das amostras.

As médias de valores dos classificadores para as classes Vegetação Densa (1) e Corpos d'águas (4) ofereceram esse desempenho, pois as assinaturas espectrais e respectivas texturas inseridas dentro das amostragens não foram tão heterogêneas em relação às demais classes consideradas (Andrade et al., 2014), o que reduziu consideravelmente a confusão, especialmente potencializadas pelas resoluções espaciais e radiométricas do satélite *RapidEye-REIS* (USTUNER et al., 2015; POUTEAU et al., 2011; CHITROUB, 2010).

Apesar de todas as classes apresentarem diversificação espectral entre si, as classes de Pastagem (3) e Pastagem Queimada (5) podem apresentar heterogeneidade do padrão textural e nas respostas dos *pixels* na imagem (Lu et al, 2013; Zhu, 2010), principalmente quando houveram aumento da amostragem, sendo associadas a influência do solo e idades das queimadas sobre as respostas espectrais (Francisco & Almeida, 2012), assim perfazendo o declínio e confusão dos classificadores.

A comparação das médias da Tabela III-5 e Figura III-3, demonstra que os fatores como os números de classes, quantidade de dados para treinamento (*pixels*) das classes de uso e cobertura do solo e as bordas das amostras, os quais podem ser considerados

como elementos críticos para precisão para os algoritmos de classificação supervisionada (MELLO et al., 2012; PAL & MATHER, 2003).

Na Figura III-4 são apresentados os valores máximos e mínimos do índice Kappa condicionais obtidos pelos algoritmos das classes de usos e cobertura do solo nas distintas amostragens. Estes dados demonstram que as classes Vegetação Densa (1), Pastagem Degradada (2), Pastagem (3), Corpos d'águas (4) e Pastagem Queimada (5) apresentaram máximo valor de Kappa nas seguintes amostragens: *b* (KNN); *b* (RF); *c* (GBM); *c* (GBM); e *b* (KNN). Em contrapartida, os menores valores do índice Kappa para essas classes foram observados nas amostragens: *b* (LVQ); *a* (C5.0); *c* (LVQ); *a* (LVQ) e *a* (C5.0).

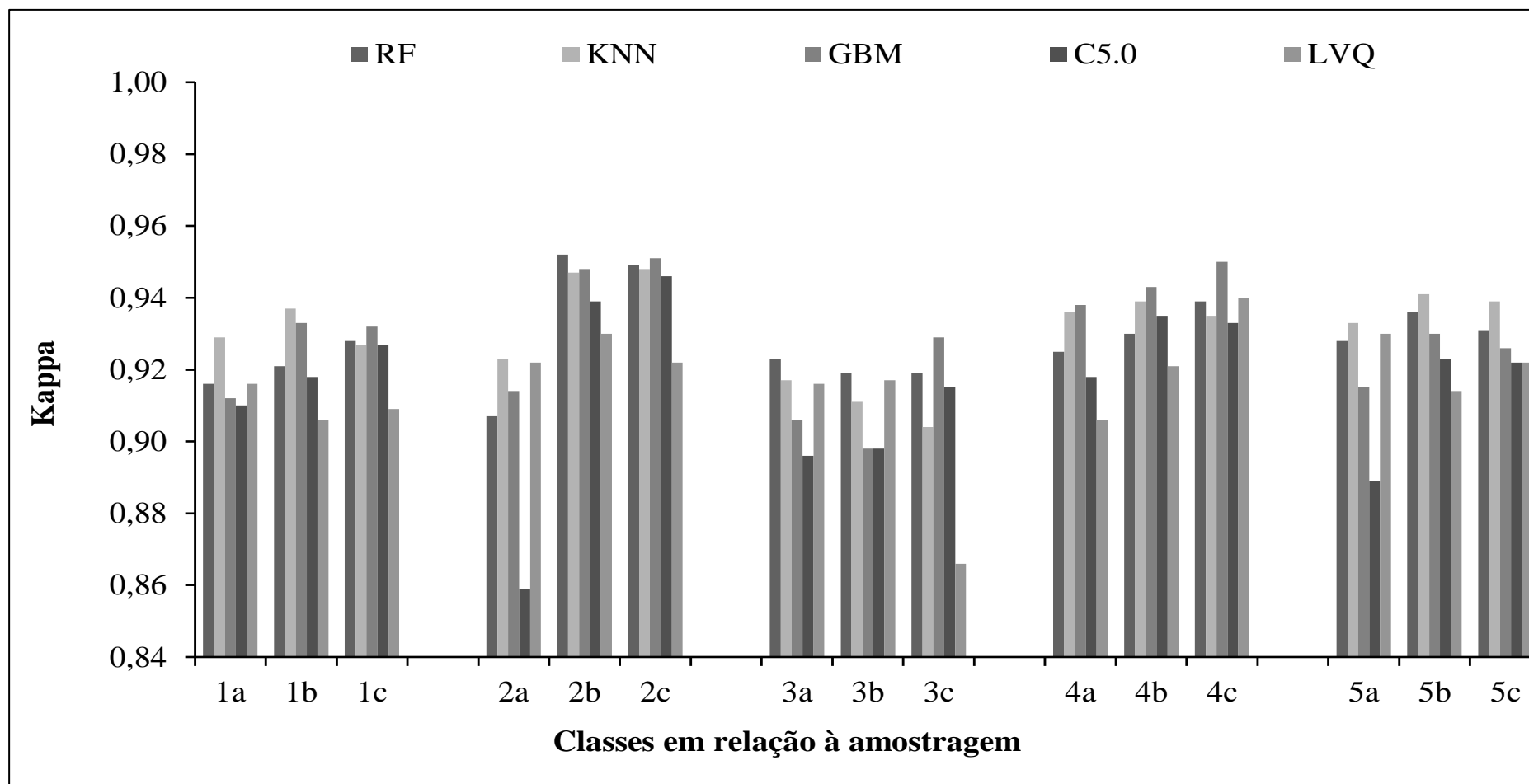


Figura III-4. Índice Kappa das diferentes algoritmos de classificação (*RN= Random Forest; KNN= K-Nearest Neighbors; C5.0= Machine Learning Algorithm-C5.0; LQV= Learning Vector Quantization*) nas classes temáticas e amostragens (*1a= Vegetação Densa com 1.184 pixels; 2a= Pastagem Degradada com 720 pixels; 3a= Pastagem com 800 pixels; 4a= Corpos d'águas com 256 pixels; 5a= Pastagem Queimada com 832 pixels; 1b= Vegetação Densa com 2.368 pixels; 2b= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; 3b= Pastagem com 1.600 pixels; 4b= Corpos d'águas com 512 pixels; 5b= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; 1c= Vegetação Densa com 4.736 pixels; 2c= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; 3c= Pastagem com 3.200 pixels; 4c= Corpos d'águas com 1.024 pixels; 5c= Pastagem Queimada com 3.328 pixels*).

Assim, as classes Vegetação Densa (1) e Pastagem (3) produziram os máximos e mínimos valores de Kappa utilizando o mesma quantidade ($b= 2.368$ e $c= 3.200$) de pixels. Contudo, as classes Pastagem Degradada (2), Corpos d'águas (4) e Pastagem Queimada (5) produziram os máximos ($b= 1.440$; $c=1.024$ e $b= 1.664$) e mínimos ($a= 800$; $a= 256$ e $a= 832$) valores de Kappa com densidade amostral distintas.

Investigações de Ruiz et al. (2014), determinaram a mínima amostragem (*pixels*) de treinamento para uma classe de uso e ocupação no solo com confiabilidade satisfatória (0,90 - excelente) são 3.000 *pixels*, sendo realizados testes com as amostragens de 250 à 5.000 (alternando intervalos de 250 até 5.000 *pixels*). Todavia, os resultados dos valores máximos (Figura III-3) do índice Kappa apresentaram esses patamares, mas com quantidade inferior de pixels apontado por esses autores, exceto para a classe de Pastagem ($c= 3.200$ *pixels*), pois o acréscimo do tamanho nessa amostragem pode representar a dificuldade do algoritmo em encontrar o padrão dessa feição, pois o máximo e mínimo foram encontrados na amostragem c .

Em contrapartida ao apontamento de Ruiz et al. (2014) sobre o número ideal de pixels para amostrar as feições que antecede a classificação supervisionada com confiabilidade excelente, o procedimento de amostragem ($a= 256$ à $c= 1.024$ pixels) para a feição de Corpos d'águas (4) apresentou limitação pela configuração da área de estudo, mas os valores de Kappa foram: 0,90 (a - LVQ) à 0,95 (c - GBM).

Os valores encontrados de Kappa para as áreas classificadas como nos Corpos d'águas (4), e apresenta perspectiva positiva, visto que ao diminuir as amostragens por classe, especialmente aquelas que são menos representativas na imagem, pode existir otimização de tempo/custo na aquisição das amostras (RUIZ et al., 2014).

Os algoritmos que apresentaram maiores valores de Kappa foram: RF (Pastagem Degradada - 0,95), KNN (Pastagem Queimada - 0,94 e Vegetação Densa - 0,937) e GBM (Corpos d'águas - 0,95 e Pastagem - 0,929), enquanto C5.0 (Pastagem Queimada - 0,889 e Pastagem Degradada - 0,85) e LQV (Vegetação Densa - 0,90, Corpos d'águas - 0,90 e Pastagem - 0,86) exibiram menores valores de Kappa, nesse modo, a classe de Pastagem Degradada produziu o índice Kappa com máximo valor (0,95 - b - RF) e menor valor (0,85 - a - C5.0).

As classes estudadas apresentaram oscilação em relação aos classificadores independentemente das amostragens, mas com qualidade excelente, tanto nos intervalos máximos e mínimos do índice Kappa, segundo Landis & Kock (1977). Diante da relação e variação existentes nas amostragens, algoritmos de classificação e as classes temáticas, os trabalhos de Khodadadzadeh et al. (2014), Lu et al. (2013) e Ceamanos et al. (2010), sugerem a necessidade da combinação e desenvolvimento de metodologias, que possam ser inseridas nas particularidades dos diferentes algoritmos, a fim de produzir resultados com alta precisão de classificação para cada tipo de feição.

Nesse perspectiva, a Figura III-4 apresentam capacidade de discriminação dos algoritmos (5) em relação aos dados de referência (Tabela III-5) das classes temáticas (5), com valores Kappa maior (RF - 0,952 - $b= 1.440$ pixels) e menor (C5.0 - 0,859 - $a= 720$ pixels) ambos em Pastagem Degradada, enquanto a Tabela V-6 apresenta a tradicional avaliação da classificação que adota a estatística global das amostragens ($a= 3.792$ pixels; $b= 7.584$ pixels; $c= 15.168$ pixels), resultando índices Kappa maior (GBM

- 0,938 - c) e menor (LQV - 0,912 - a). Assim, essas comparações suscita a reflexão e discussão sobre os resultados da classificação reais (correta ou incorreta) a partir do número de pixels de referência (PARK et al., 2016).

3.4 ÁREAS CLASSIFICADAS

A Tabela III-7 apresenta a comparação de médias nas áreas mapeadas para as classes de uso e cobertura do solo obtidas pelos algoritmos de classificação, os resultados mostraram que independentemente das amostragens todas as classes não expressaram significância ($p > 0,05$), mas a feição de Vegetação Densa (1) constituiu em menor variação em áreas por amostragem, enquanto nas áreas de Corpos d'águas (4) houveram maior oscilação das médias dos classificadores, e respectivos mapeamentos.

Tabela III-7. Médias das áreas obtidas pelos algoritmos de classificação (RN, KNN, GBM, C5.0 e LQV) por classe de uso e ocupação do solo na área de estudo.

Classes	Áreas por amostragem (Km ²)			Média das amostragens
	a	b	c	
<i>Vegetação Densa (1)</i>	55,17 ^a ±3,15	54,75 ^a ±1,80	53,74 ^a ±4,53	54,55 ^a ±0,74
<i>Pastagem Degradada (2)</i>	19,53 ^a ±1,64	18,75 ^a ±2,31	21,52 ^a ±0,88	19,93 ^a ±1,43
<i>Pastagem (3)</i>	65,58 ^a ±5,14	67,57 ^a ±3,65	66,20 ^a ±7,45	66,45 ^a ±1,02
<i>Corpos d'águas (4)</i>	0,69 ^a ±0,41	0,36 ^a ±0,23	0,41 ^a ±0,12	0,49 ^a ±0,18
<i>Pastagem Queimada (5)</i>	19,63 ^a ±1,13	19,17 ^a ±2,57	18,73 ^a ±2,95	19,18 ^a ±0,45
Total	160,60±11,47	160,60±10,66	160,60±15,93	160,60±3,82

Legenda: Letras iguais para os valores de um mesmo algoritmo não diferem entre si significativamente ($p > 0,05$) pelo teste de Tukey; \pm = Desvio padrão das médias; *1a*= Vegetação Densa com 1.184 pixels; *2a*= Pastagem Degradada com 720 pixels; *3a*= Pastagem com 800 pixels; *4a*= Corpos d'águas com 256 pixels; *5a*= Pastagem Queimada com 832 pixels; *1b*= Vegetação Densa com 2.368 pixels; *2b*= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; *3b*= Pastagem com 1.600 pixels; *4b*= Corpos d'águas com 512 pixels; *5b*= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; *1c*= Vegetação Densa com 4.736 pixels; *2c*= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; *3c*= Pastagem com 3.200 pixels; *4c*= Corpos d'águas com 1.024 pixels; *5c*= Pastagem Queimada com 3.328 pixels.

Sobre essas informações (Tabela III-7), inferem-se à diversidade de respostas espectrais das próprias feições (Corpos d'águas - 4 e Vegetação Densa - 1) e número do conjunto de pixels (*4a*= 256; *4b*= 512 e *4c*= 1.024 - *1a* - = 1.184; *1b*= 2.368 e *1c*= 4.736) adotados como referência no treinamento dos classificadores e associações.

Contudo, a abordagem do presente estudo atende as necessidades apontadas por Arruda et al. (2013) e Mello et al. (2012), em relação a inspiração de trabalhos que fazem sistemática de avaliação prévia da especificidade dessas variáveis sob de cada objeto de estudo, antes de se iniciar a produção final de um mapa de cobertura e uso da terra, onde a cautela por parte do fotointérprete na análise dos dados prévios (classes adequadas e respectiva definição de amostragem) para posterior à execução de algoritmos e ajustes estatísticos, afim de obter mapeamentos com eficácia.

A Figura III-5 exhibe os valores do desempenho algoritmos de classificação (RF, KNN, GBM, C5.0 e LQV) das áreas por classes e amostragens, dos quais mapearam diferentes valores de áreas, tanto na comparação de um mesma amostragem (respostas dos algoritmos independentemente da amostragens) e na comparação das distintas amostragens (respostas entre as Amostragens *a*, *b* e *c*).

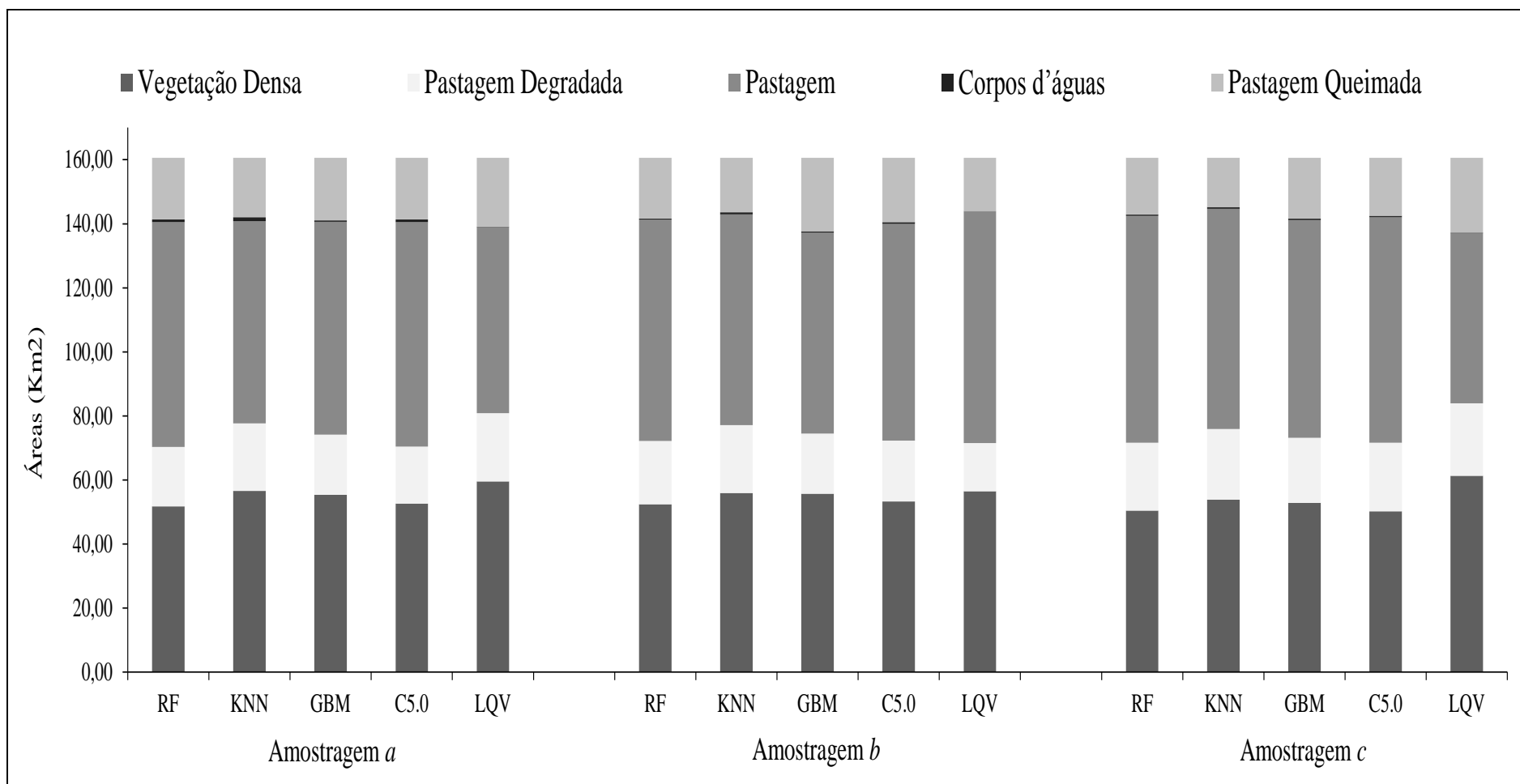


Figura III-5. Áreas mapeadas pelos algoritmos de classificação (RN= *Random Forest*; KNN= *K-Nearest Neighbors*; C5.0= *Machine Learning Algorithm-C5.0*; LQV= *Learning Vector Quantization*) nas classes temáticas e amostragens (1a= Vegetação Densa com 1.184 pixels; 2a= Pastagem Degradada com 720 pixels; 3a= Pastagem com 800 pixels; 4a= Corpos d'águas com 256 pixels; 5a= Pastagem Queimada com 832 pixels; 1b= Vegetação Densa com 2.368 pixels; 2b= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; 3b= Pastagem com 1.600 pixels; 4b= Corpos d'águas com 512 pixels; 5b= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; 1c= Vegetação Densa com 4.736 pixels; 2c= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; 3c= Pastagem com 3.200 pixels; 4c= Corpos d'águas com 1.024 pixels; 5c= Pastagem Queimada com 3.328 pixels).

Apesar dessas disparidades (Amostragens x Algoritmos), os resultados da Figura III-4 demonstrou a complexidade e dificuldade da realização de mapeamentos que empregam somente a quantificação do uso e cobertura no solo, conforme Santos (2010). Para tanto é preciso considerar os requisitos de qualitativos (índice Kappa), conforme a Figura V-2, no mapa a ser produzido (Youssef et al., 2016; Ustuner et al., 2015; Congalton et al., 2014; Lu et al., 2013; e Li et al., 2012), especialmente quando esses mapeamentos que avaliam a dinâmica das alterações no uso e ocupação do solo de ecossistemas ameaçados (Saito et al., 2016; Garofalo et al., 2015; Ruiz et al., 2014; Seabra & Cruz, 2013) como o bioma de Mata Atlântica no Brasil.

4 CONCLUSÕES

Os valores das médias do índice Kappa oscilaram nas três formas de amostragem, e o aumento no tamanho da amostragem (pixels) melhorou o desempenho dos resultados da classificação supervisionada ($c= 0,928$; $b= 0,927$; e $a= 0,915$).

Os algoritmos RF, GBM e C5.0, apresentaram comportamento linear nos valores de Kappa para o procedimento metodológico de aumento das amostragens (a , b e c), exceto os algoritmos KNN (b , c e a) e LQV (a , b e c) apresentaram comportamento.

Especialmente, nessa observação, o algoritmo GBM produziu maior (0,938) índice Kappa, enquanto LQV expressou menor (0,912) valor de Kappa na amostragem c .

A amostragem b promoveu maiores números de classes com valores superiores de Kappa (Vegetação Densa -KNN, Pastagem Degradada-RF e Pastagem Queimada-KNN), e a amostragem a ofereceu maiores números de classes com valores inferiores de Kappa (Pastagem Degradada- C5.0, Corpos d'águas- LQV e Pastagem Queimada-C5.0).

Todas as áreas quantificadas (métodos de amostragens, algoritmos e classes temáticas) apresentaram valores distintos, e independentemente de amostragens, as médias em áreas dos algoritmos não foram significativas ($p>0,05$) para nenhuma das classes.

No entanto, as classes da amostragem c expressaram menor oscilação das médias em áreas em relação a e b , nesse sentido a classe de Vegetação Densa (1) apresentou menor variação, enquanto a classe Corpos d'águas (4) exibiu maior oscilação.

Em linhas gerais, as investigações demonstraram que a amostragem c correspondeu em melhores valores de Kappa (GBM) e menor variação nas áreas; a amostragem b suscitou mais classes com valores superiores de Kappa (KNN), enquanto a amostragem a expressou os menores valores de Kappa (C5.0) e maior variação nas áreas mapeadas.

Assim, ao otimizar os produtos da classificação (mapeamento e cálculos de áreas) independentemente da amostragem, a ponderação dos resultados qualitativos sobre esses dados temáticos são cruciais para descrição de *hotspot* de biodiversidade (bacia hidrográfica do Rio Capivari), norteando a gestão dos recursos ambientais.

REFERÊNCIAS

- ABDIKAN, S.; SANLI, F.B.; USTUNER, M.; CALÒ, F. Land cover mapping using SENTINEL-1 SAR Data. **Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 2, n. 1, p. 757-761, 2016.
- ADDINSOFT: Xlstat supplement. Versão 7.5.2 para Excel 2010. Reino Unido: Addinsoft 2015.
- ANDRADE, A.C.; FRANCISCO, C.N.; ALMEIDA, M.C. Desempenho de classificadores paramétrico e não paramétrico na classificação da fisionomia vegetal. **Cartografia**, v. 66, n. 2, p. 349-363, 2014.
- ANDRADE, D.C.; ROMEIRO, A.R.; SIMÕES, M.S. From an Empty to a Full World: a nova natureza da escassez e suas implicações. **Economia & Sociedade**, v. 21, n. 3, p. 695-722, 2012.
- ANTUNES, A.B.F.; LINGNAU, J.C.S. Object oriented analysis and semantic network for high resolution image classification. **Ciências Geodésicas**, v. 9, n. 2, p. 233-242, 2003.
- ARCGIS: Versão 10.2. Redlands-California, USA: Environmental Systems Resource Institute (ESRI). 2014.
- ARRUDA, G.P.; DEMATTÊ, J.A.; SILVA, C.C. Mapeamento digital de solos por redes neurais artificiais com base na relação solo-paisagem. **Ciência do Solo**, v. 37, n. 2, p. 327-338, 2013.
- BALZTER, H.; COLE, B.; THIEL, C.; SCHMULLIUS, C. Mapping CORINE land cover from Sentinel-1A SAR and SRTM digital elevation model data using Random Forests. **Remote Sensing**, v. 7, n. 11, p. 14876-14898, 2015.
- BOURENNANE, H.; COUTURIER, A.; PASQUIER, C.; CHARTIN, C.; HINSCHBERGER, F.; MACAIRE, J.J.; SALVADOR-BLANES, S. Comparative performance of classification algorithms for the development of models of spatial distribution of landscape structures. **Geoderma**, v. 219, n. 8, p. 136-144, 2014.
- BIDEGAIN, P.; PEREIRA, L.F.M. **Plano das Bacias Hidrográficas da Região dos Lagos e do Rio São João- Rio de Janeiro**. Araruama/RJ: Consórcio Intermunicipal para Gestão das Bacias Hidrográficas da Região dos Lagos, Rio São João e Zona Costeira – CILSJ, 2005. 153 p.
- BRASIL, República Federativa. MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). **Geocatálogo de imagens de satélite RapidEye-REIS do MMA: Cenas dos municípios de Rio Bonito e Silva Jardim datadas de 17 de setembro e 05 de dezembro do ano de 2012**. Disponível em: <http://geocatalogo.ibama.gov.br/>. Acessado em: 18 de Nov. de 2015.
- BREIMAN, L. Random forests. **Machine learning**, v. 45, n. 3, p. 5-32, 2001.

CEAMANOS, X; WASKE, B; BENEDIKTSSON, J.A; CHANUSSOT, J; FAUVEL, M; SVEINSSON, J.R. A classifier ensemble based on fusion of support vector machines for classifying hyperspectral data. **International Journal of Image and Data Fusion**, v. 1, n. 4, p. 293-307, 2010.

CHITROUB, S. Classifier combination and score level fusion: concepts and practical aspects. **International Journal of Image and Data Fusion**, v. 3, n. 2, p. 113-135, 2010.

COHEN, J. A coefficient of agreement of nominal scales. **Educational and Psychological Measurement**, v. 20, n. 3, p. 37-46. 1960.

COLOMBO, A.F.; JOLY, C.A. Brazilian Atlantic Forest lato sensu: the most ancient Brazilian forest, and a biodiversity hotspot, is highly threatened by climate change. **Brazilian Journal of Biology**, v. 70, n. 3, p. 697-708, 2010.

CONGALTON, R.G.; GU, J.; YADAV, K.; THENKABAIL, P.; OZDOGAN M. Global land cover mapping: a review and uncertainty analysis. **Remote Sensing**, v. 6, n. 12, p. 12070-12093, 2014.

CONGALTON, R.G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. Boca Raton: CRC Press, 209. 1999p.

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

DU, P.; XIA, J.; ZHANG, W.; TAN, K.; LIU, Y.; LIU, S. Multiple classifier system for remote sensing image classification: a review. **Sensors**, v. 12, n. 4, p. 4764-4792, 2012.

FERNANDEZ-LOZANO, C.; SEOANE, J.A.; GESTAL, M.; GAUNT, T.R.; DORADO, J.; CAMPBELL, C. Texture classification using feature selection and kernel-based techniques. **Soft Computing**, v. 19, n. 9, p. 2469-2480, 2015.

FRANCISCO, C.N.; ALMEIDA, C. M. Avaliação de desempenho de atributos estatísticos e texturais em uma classificação de cobertura da terra baseada em objeto. **Ciências Geodésicas**, v. 18, n. 2, p. 302-326, 2012.

FRIEDL, M.A.; SULLA-MENASHE, D.; TAN, B.; SCHNEIDER, A.; RAMANKUTTY, N.; SIBLEY, A.; HUANG, X. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 1, p. 168-182, 2010.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA & INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Atlas da Mata Atlântica mostra situação do desmatamento no Rio de Janeiro**. 2015. São Paulo: Fundação SOS Mata Atlântica & INPE. Disponível <https://www.sosma.org.br/wp-content/uploads/2015/11/Atlas-munic%C3%ADpios-SOS-Rio-de-Janeiro-OK.pdf>. Acessado em: 19 de Nov. de 2015.

GAROFALO, D.F.T.; MESSIAS, C.G.; LIESENBERG, V.; BOLFE, É.L.; FERREIRA, M.C. Análise comparativa de classificadores digitais em imagens do Landsat-8 aplicados ao mapeamento temático. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 50, n. 7, p. 593-604, 2015.

JENSEN, J.R.; EIPHANIO, J.C.N. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 3. ed. - São José dos Campos: Parêntese, 2009. 604p.

KOHONEN, T. Learning vector quantization. In: **Self-organizing maps**. Berlin: Springer, 2001. p. 245-261.

KUHN, M.; JOHNSON, K. **Applied predictive modeling**. New York: Springer, 2013. 600p.

KUHN, M.; WING, J.; WESTON, S.; WILLIAMS, A.; KEEFER, C.; ENGELHARDT, A. **Caret: Classification and Regression Training**. R package version 4.58, 2010. Disponível em: <http://CRAN.R-project.org/package=caret>. Acessado em: 10 ago. 2016.

LANDIS, J.R.; KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

LAWRENCE, R.L.; MORAN, C.J. The AmericaView classification methods accuracy comparison project: A rigorous approach for model selection. **Remote Sensing of Environment**, v. 170, n. 3, p. 115-120, 2015.

LI, G.; LU, D.; MORAN, E.; DUTRA, L.; BATISTELLA, M. A comparative analysis of ALOS PALSAR L-band and RADARSAT-2 C-band data for land-cover classification in a tropical moist region. **Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 70, n. 1, p. 26-38, 2012.

LI, J. **Learning Vector Quantization and K-Nearest Neighbor**. Penn State: Pennsylvania State University, 2016. 30p.

LI, C.; WANG, J.; WANG, L.; HU, L.; GONG, P. Comparison of classification algorithms and training sample sizes in urban land classification with Landsat thematic mapper imagery. **Remote Sensing**, v. 6, n. 2, p. 964-983, 2014.

LU, D.; LI, G.; MORAN, E.; HETRICK, S. Spatiotemporal analysis of land-use and land-cover change in the Brazilian Amazon. **International journal of remote sensing**, v. 34, n. 16, p. 5953-5978, 2013.

LU, D.; BATISTELLA, M.; LI, G.; MORAN, E.; HETRICK, S.; FREITAS, C.D.C.; DUTRA, L.V.; SANT'ANNA, S.J.S. Land use/cover classification in the Brazilian Amazon using satellite images. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 47, n. 9, p. 1185-1208, 2012.

LU, D.; WENG, Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 5, p. 823-870, 2007.

MACHADO, C.A.S.; BELTRAME, A.M.K.; SHINOHARA, E.J.; GIANNOTTI, M.A.; DURIEUX, L.; NÓBREGA, T.M.Q.; QUINTANILHA, J.A. Identifying concentrated areas of trip generators from high spatial resolution satellite images using object-based classification techniques. **Applied Geography**, v. 53, n. 5, p. 271-283, 2014.

MACQUEEN, J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations: proceedings of the fifth berkeley. **Mathematical Statistics and Probability**, v. 2, n. 4, p. 281-297, 1967.

MCCOY, R.M. **Field methods in remote sensing**. New York: The Guilford Press, 2005. 177p.

MELLO, A.Y.I., ALVES, D.S., LINHARES, C. A., LIMA, F.B. Avaliação de técnicas de classificação digital de imagens Landsat em diferentes padrões de cobertura da terra em Rondônia. **Árvore**, v. 36, n. 3, p. 537-547, 2012.

MYERS, N.; MITTERMEIER, R.A.; MITTERMEIER, C.G.; FONSECA, G.A.B.; KENT, J. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, v.403, p.853-858, 2000.

NOVO, E.M.L.M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 4 ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2010. 388p.

OLIVEIRA, F.P.D.; FERNANDES FILHO, E.I.; SOARES, V.P.; SOUZA, A.L.D. Mapeamento de fragmentos florestais com monodominância de aroeira a partir da classificação supervisionada de imagens RapidEye-REIS. **Árvore**, v. 37, n. 1, p. 151-161, 2013.

PAL, M.; MATHER, P.M. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. **Remote Sensing of Environment**, v. 86, n. 3, p.554-565, 2003.

PARK, N.W.; KYRIAKIDIS, P.C.; HONG, S.Y. Spatial estimation of classification accuracy using indicator kriging with an image-derived ambiguity index. **Remote Sensing**, v. 8, n. 4, p. 320-340, 2016.

PEREIRA, L.S.; GONÇALVES, B.B.; SILVA, N.C.D.M.; FERREIRA, S.A.L. Evolução espaço-temporal do uso e cobertura da terra do Ribeirão Piancó em Anápolis/GO. **Mirante**, v. 7, n. 1, p. 1-15, 2014.

PIAZZA, G.A.; VIBRANS, A.C. Classificação orientada a objetos para mapear florestas secundárias em Santa Catarina, Sul do Brasil. **Cartografia**, v. 5, n. 66, p. 993-1005, 2014.

POUTEAUA, R.; COLLINB, A.; STOLLA, B. A Comparison of Machine Learning Algorithms for Classification of Tropical Ecosystems Observed by Multiple Sensors at Multiple Scales. **WorldView**, v. 2, n. 50, p. 1-10, 2011.

RIDGEWAY, G. **GBM: Generalized Boosted Regression Models**, R package version 2.1.1. Wien, Austria: CRAN, 2015.

- ROSENFELD, G. H.; FITZPATRICK-LINS, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 52, n. 5, p.223-227, 1986.
- RUIZ, L.F.C.; TEM-CATEN, A.; DALMOLIN, R.S.D. Árvore de decisão e a densidade mínima de amostras no mapeamento da cobertura da terra. **Ciência Rural**, v. 44, n. 6, p. 1001-1007, 2014.
- SAITO, N.S.; ARGUELLO, F.V.P.; MOREIRA, M.A.; SANTOS, A.R.D.; EUGENIO, F.C.; FIGUEIREDO, A.C. Geotechnology for forest cover temporal analysis. **Cerne**, v. 22, n. 1, p. 11-18, 2016.
- SANTOS, A. R. S.; PELUZIO, T. M. O.; SAITO, N. S. **Spring 5.1.2 passo a passo: aplicações práticas**. Alegre, ES: CAUFES, 2010. 153p.
- SANTOS, R. F. **Planejamento ambiental: teoria e prática**. São Paulo: Oficina de textos, 2004. 184p.
- SCHOWENGERDT, R.A. **Remote sensing, models and methods for image processing**. 2 ed. - San Diego, USA: Academic Press, 1997. 522p.
- SEABRA, V.S.; CRUZ, C.M. Mapping the dynamics of land cover and land use in the watershed of São João River/RJ. **Sociedade & Natureza**, v. 25, n. 2, p. 411-426, 2013.
- SURREY SATELLITE TECHNOLOGY LTD., SSTL. **Satélite RapidEye-REIS**. 2014. Disponível em: <http://www.amskepler.com/RapidEye-REIS-info/>. Acessado em: 19 de Nov. de 2015.
- TEAM, R. **Core. R: A language and environment for statistical computing**. Vienna, Austria R Foundation for Statistical Computing. 2016.
- TSO, B.; MATHER, P. **Classification methods for remotely sensed data**. Danvers: Taylor & Francis Group, 2009. 317 p.
- USTUNER, M.; BALIK-SANLI, F.; DIXON, B. Application of support vector machines for land use classification using high-resolution Rapideye images: a sensitivity analysis. **European Journal of Remote Sensing**, v. 48, n. 3, p. 403-422, 2015.
- WANG, B.; WONG, C.M.; WAN, F.; MAK, P.U.; MAK, P.I.; VAI, M.I. Comparison of different classification methods for EEG-based brain computer interfaces: a case study. **Information and Automation**, v. 9, n. 1, p. 1416-1421, 2009.
- ZHU, D. A hybrid approach for efficient ensembles. **Decision Support Systems**, v. 48, n. 3, p. 480-487, 2010.
- YOUSSEF, A.M., POURGHASEMI, H.R., POURTAGHI, Z.S.; AL-KATHEERI, M.M. Landslide susceptibility mapping using random forest, boosted regression tree, classification and regression tree, and general linear models and comparison of their

performance at Wadi Tayyah basin, Asir Region, Saudi Arabia. **Landslides**, v. 13, n. 5, p. 839–856, 2016.

XU, L.; LI, J.; BRENNING, A. A comparative study of different classification techniques for marine oil spill identification using RADARSAT-1 imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 141, n. 2, p. 14-23, 2014.

APÊNDICES III

Tabela III-1-A. Análise de variância dos valores do índice Kappa, obtidos pelos algoritmos de classificação supervisionados em comparações nas amostragens (*a*, *b* e *c*).

<i>Random Forest (RF)</i>					
FV	GL	SQ	QM	F	Valor-p
<i>Amostragens</i>	2	0,001	0,000	2,130	0,162
<i>Resíduos</i>	12	0,002	0,000	---	---
Total	14	0,002	---	---	---
<i>K-Nearest Neighbors (KNN)</i>					
FV	GL	SQ	QM	F	Valor-p
<i>Amostragens</i>	2	0,000	0,000	0,391	0,685
<i>Resíduos</i>	12	0,002	0,000	---	---
Total	14	0,002	---	---	---
<i>Generalized Boosted Models (GBM)</i>					
FV	GL	SQ	QM	F	Valor-p
<i>Amostragem</i>	2	0,001	0,001	2,430	0,130
<i>Resíduos</i>	12	0,003	0,000	---	---
Total	14	0,004	---	---	---
<i>C5.0 Machine Learning Algorithm (C5.0)</i>					
FV	GL	SQ	QM	F	Valor-p
<i>Amostragens</i>	2	0,003	0,002	5,426	0,021
<i>Resíduos</i>	12	0,004	0,000	---	---
Total	14	0,007	---	---	---
<i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i>					
FV	GL	SQ	QM	F	Valor-p
<i>Amostragens</i>	2	0,000	0,000	0,193	0,827
<i>Resíduos</i>	12	0,004	0,000	---	---
Total	14	0,004	---	---	---

Legenda: Amostragens (*a*= 3.792 pixels; *b*= 7.584 pixels; *c*=15.168 pixels); FV = Fonte de variação; GL = Graus de liberdade; SQ = Soma de quadrado; QM = Quadrado médio; F = Estatística do teste F.

Tabela III-2A. Testes estatísticos para comparações de médias dos valores de Kappa dos algoritmos de classificação supervisionados para comparações em distintas amostragens.

<i>Random Forest (RF)</i>						
Parâmetros	Coefficiente	Erro padrão	F	Valor-p	Limite < 95%	Limite > 95%
<i>Amostragem a</i>	0,000	---	---	---	---	---
<i>Amostragem b</i>	0,012	0,007	1,664	0,122	-0,004	0,027
<i>Amostragem c</i>	0,013	0,007	1,890	0,083	-0,002	0,029
<i>K-Nearest Neighbors (KNN)</i>						
Parâmetros	Coefficiente	Erro padrão	F	Valor-p	Limite < 95%	Limite > 95%
<i>Amostragem a</i>	0,000	---	---	---	---	---
<i>Amostragem b</i>	0,007	0,008	0,879	0,396	-0,011	0,026
<i>Amostragem c</i>	0,003	0,008	0,357	0,728	-0,015	0,021
<i>Generalized Boosted Models (GBM)</i>						
Parâmetros	Coefficiente	Erro padrão	F	Valor-p	Limite < 95%	Limite > 95%
<i>Amostragem a</i>	0,000	---	---	---	---	---
<i>Amostragem b</i>	0,013	0,009	1,413	0,183	-0,007	0,034
<i>Amostragem c</i>	0,021	0,009	2,172	0,051	0,000	0,041
<i>Machine Learning Algorithm C5.0 (C5.0)</i>						
Parâmetros	Coefficiente	Erro padrão	F	Valor-p	Limite < 95%	Limite > 95%
<i>Amostragem a</i>	0,000	---	---	---	---	---
<i>Amostragem b</i>	0,028	0,011	2,544	0,026	0,004	0,052
<i>Amostragem c</i>	0,034	0,011	3,085	0,009	0,010	0,058
<i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i>						
Parâmetros	Coefficiente	Erro padrão	F	Valor-p	Limite < 95%	Limite > 95%
<i>Amostragem a</i>	0,000	---	---	---	---	---
<i>Amostragem b</i>	0,000	0,011	-0,036	0,972	-0,025	0,024
<i>Amostragem c</i>	-0,006	0,011	-0,556	0,589	-0,031	0,018

Legenda: Amostragem *a*= 3.792 pixels; Amostragem *b*= 7.584 pixels; Amostragem *c*=15.168 pixels; F = Estatística do teste F.

Tabela III-3A. Valores do índice Kappa obtidos pelo método estatístico de validação cruzada (cinco repetições) para produzidos a partir dos dados espectrais da imagem *RapidEye*-REIS.

<i>Algoritmos</i>	<i>Amostragem a (3.792 pixels)</i>						
	<i>Mínimo</i>	<i>X1st.Qu.</i>	<i>Mediana</i>	<i>Média</i>	<i>X3rd.Qu.</i>	<i>Máximo</i>	<i>NA.s</i>
<i>RF</i>	0.907	0.916	0.923	0.920	0.925	0.928	0
<i>KNN</i>	0.917	0.923	0.928	0.928	0.933	0.936	0
<i>GBM</i>	0.906	0.912	0.914	0.917	0.915	0.938	0
<i>C5.0</i>	0.859	0.889	0.896	0.895	0.910	0.918	0
<i>LVQ</i>	0.906	0.916	0.916	0.918	0.922	0.930	0
<i>Algoritmos</i>	<i>Amostragem b (7.584 pixels)</i>						
	<i>Mínimo</i>	<i>X1st.Qu.</i>	<i>Mediana</i>	<i>Média</i>	<i>X3rd.Qu.</i>	<i>Máximo</i>	<i>NA.s</i>
<i>RF</i>	0.919	0.921	0.930	0.932	0.936	0.952	0
<i>KNN</i>	0.911	0.937	0.939	0.935	0.941	0.947	0
<i>GBM</i>	0.898	0.930	0.933	0.931	0.943	0.948	0
<i>C5.0</i>	0.898	0.918	0.923	0.923	0.935	0.938	0
<i>LVQ</i>	0.906	0.914	0.917	0.918	0.921	0.930	0
<i>Algoritmos</i>	<i>Amostragem c (15.168 pixels)</i>						
	<i>Mínimo</i>	<i>X1st.Qu.</i>	<i>Mediana</i>	<i>Média</i>	<i>X3rd.Qu.</i>	<i>Máximo</i>	<i>NA.s</i>
<i>RF</i>	0.919	0.928	0.931	0.933	0.939	0.949	0
<i>KNN</i>	0.904	0.927	0.935	0.931	0.939	0.948	0
<i>GBM</i>	0.926	0.929	0.932	0.938	0.950	0.951	0
<i>C5.0</i>	0.915	0.922	0.927	0.929	0.933	0.946	0
<i>LVQ</i>	0.866	0.909	0.922	0.912	0.922	0.940	0

Legenda: *RF*= Random Forest; *KNN*= K-Nearest Neighbors; *C5.0*= Machine Learning Algorithm; *LVQ*= Learning Vector Quantizations.

Tabela III-4A. Índice Kappa obtidas pelos algoritmos de classificação nas diferentes amostragens de polígonos para as classes temáticas na área de estudo.

<i>Classe temática</i>	<i>Kappa na Amostragem a (3.792 pixels)</i>				
	<i>RF</i>	<i>KNN</i>	<i>GBM</i>	<i>C5.0</i>	<i>LVQ</i>
<i>Vegetação Densa (1a)</i>	0.916	0.929	0.912	0.910	0.916
<i>Pastagem Degradada (2a)</i>	0.907	0.923	0.914	0.859	0.922
<i>Pastagem (3a)</i>	0.923	0.917	0.906	0.896	0.916
<i>Corpos d'águas (4a)</i>	0.925	0.936	0.938	0.918	0.906
<i>Pastagem Queimada (5a)</i>	0.928	0.933	0.915	0.889	0.930
<i>Classe temática</i>	<i>Kappa na Amostragem b (7.584 pixels)</i>				
	<i>RF</i>	<i>KNN</i>	<i>GBM</i>	<i>C5.0</i>	<i>LVQ</i>
<i>Vegetação Densa (1b)</i>	0.921	0.937	0.933	0.918	0.906
<i>Pastagem Degradada (2b)</i>	0.952	0.947	0.948	0.939	0.930
<i>Pastagem (3b)</i>	0.919	0.911	0.898	0.898	0.917
<i>Corpos d'águas (4b)</i>	0.930	0.939	0.943	0.935	0.921
<i>Pastagem Queimada (5b)</i>	0.936	0.941	0.930	0.923	0.914
<i>Classe temática</i>	<i>Kappa na Amostragem c (15.168 pixels)</i>				
	<i>RF</i>	<i>KNN</i>	<i>GBM</i>	<i>C5.0</i>	<i>LVQ</i>
<i>Vegetação Densa (1c)</i>	0.928	0.927	0.932	0.927	0.909
<i>Pastagem Degradada (2c)</i>	0.949	0.948	0.951	0.946	0.922
<i>Pastagem (3c)</i>	0.919	0.904	0.929	0.915	0.866
<i>Corpos d'águas (4c)</i>	0.939	0.935	0.950	0.933	0.940
<i>Pastagem Queimada (5c)</i>	0.931	0.939	0.926	0.922	0.922

Legenda: *RF*= Random Forest; *KNN*= K-Nearest Neighbors; *C5.0*= Machine Learning Algorithm; *LVQ*= Learning Vector Quantization; *Amostragem 1a*= Vegetação Densa com 1.184 pixels; *2a*= Pastagem Degradada com 720 pixels; *3a*= Pastagem com 800 pixels; *4a*= Corpos d'águas com 256 pixels; *5a*= Pastagem Queimada com 832 pixels; *1b*= Vegetação Densa com 2.368 pixels; *2b*= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; *3b*= Pastagem com 1.600 pixels; *4b*= Corpos d'águas com 512 pixels; *5b*= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; *1c*= Vegetação Densa com 4.736 pixels; *2c*= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; *3c*= Pastagem com 3.200 pixels; *4c*= Corpos d'águas com 1.024 pixels; *5c*= Pastagem Queimada com 3.328 pixels.

Tabela III-5A. Áreas obtidas pelos algoritmos de classificação nas diferentes amostragens de polígonos na área de estudo.

Classe Temática	Amostragem a (3.792 pixels)									
	RF		KNN		GBM		C5.0		LVQ	
	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%
<i>Vegetação Densa (1a)</i>	0,86699	0,54	1,20569	0,75	0,44747	0,28	0,80888	0,50	0,13324	0,08
<i>Pastagem Degradada (2a)</i>	51,70737	32,20	56,5519	35,21	55,3596	34,47	52,6527	32,78	59,5644	37,09
<i>Pastagem (3a)</i>	70,19119	43,71	63,1304	39,31	66,3709	41,33	70,1422	43,67	58,0421	36,14
<i>Corpos d'águas (4a)</i>	18,56842	11,56	21,1653	13,18	18,8511	11,74	17,7436	11,05	21,33	13,28
<i>Pastagem Queimada (5a)</i>	19,26732	12,00	18,5473	11,55	19,5717	12,19	19,2542	11,99	21,5313	13,41
Total	160,6013	100	160,6006	100	160,6008	100	160,6017	100	160,6010	100
Classe Temática	Amostragem b (7.584 pixels)									
	RF		KNN		GBM		C5.0		LVQ	
	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%
<i>Vegetação Densa (1b)</i>	0,32159	0,20	0,61674	0,38	0,38422	0,24	0,47986	0,30	0,000	0,00
<i>Pastagem Degradada (2b)</i>	52,38003	32,62	55,8952	34,80	55,7419	34,71	53,2852	33,18	56,4715	35,16
<i>Pastagem (3b)</i>	69,14746	43,06	65,7522	40,94	62,7549	39,08	67,6802	42,14	72,494	45,14
<i>Corpos d'águas (4b)</i>	19,75015	12,30	21,2567	13,24	18,7164	11,65	19,0248	11,85	15,0131	9,35
<i>Pastagem Queimada (5b)</i>	19,00174	11,83	17,0803	10,64	23,0034	14,32	20,1300	12,53	16,6231	10,35
Total	160,6010	100	160,6010	100	160,6008	100	160,6000	100	160,6017	100
Classe Temática	Amostragem c (15.168 pixels)									
	RF		KNN		GBM		C5.0		LVQ	
	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%	Área (Km ²)	%
<i>Vegetação Densa (1c)</i>	0,42839	0,27	0,54104	0,34	0,46223	0,29	0,42804	0,27	0,20888	0,13
<i>Pastagem Degradada (2c)</i>	50,4576	31,42	53,82	33,51	52,871	32,92	50,1875	31,25	61,3458	38,20
<i>Pastagem (3c)</i>	70,83053	44,10	68,7236	42,79	68,0242	42,36	70,4109	43,84	53,0334	33,02
<i>Corpos d'águas (4c)</i>	21,22562	13,22	22,1279	13,78	20,2913	12,63	21,3946	13,32	22,5655	14,05
<i>Pastagem Queimada (5c)</i>	17,65836	11,00	15,3884	9,58	18,9524	11,80	18,1796	11,32	23,4474	14,60
Total	160,6005	100	160,6010	100	160,6011	100	160,6006	100	160,6010	100

Legenda: RF= Random Forest; KNN= K-Nearest Neighbors; C5.0= Machine Learning Algorithm; LVQ= Learning Vector Quantization; 1a= Vegetação Densa com 1.184 pixels; 2a= Pastagem Degradada com 720 pixels; 3a= Pastagem com 800 pixels; 4a= Corpos d'águas com 256 pixels; 5a= Pastagem Queimada com 832 pixels; 1b= Vegetação Densa com 2.368 pixels; 2b= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; 3b= Pastagem com 1.600 pixels; 4b= Corpos d'águas com 512 pixels; 5b= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; 1c= Vegetação Densa com 4.736 pixels; 2c= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; 3c= Pastagem com 3.200 pixels; 4c= Corpos d'águas com 1.024 pixels; 5c= Pastagem Queimada com 3.328 pixels.

Tabela III-6-A. Análise de variância entre médias de áreas (Km²) das classes de uso e cobertura do solo para comparações entre distintas amostragens (*a*, *b* e *c*), obtidas pelas médias dos algoritmos de classificação.

<i>Amostragem a (3.792 pixels)</i>					
FV	GL	SQ	QM	F	Valor-p
<i>Classes</i>	3	2773,865	924,622	5,155	0,311
<i>Resíduos</i>	1	179,362	179,362	---	---
Total	4	2953,227	---	---	---
<i>Amostragem b (7.584 pixels)</i>					
FV	GL	SQ	QM	F	Valor-p
<i>Classes</i>	3	2947,068	982,356	5,553	0,300
<i>Resíduos</i>	1	176,908	176,908	---	---
Total	4	3123,976	---	---	---
<i>Amostragem c (15.168 pixels)</i>					
FV	GL	SQ	QM	F	Valor-p
<i>Classes</i>	3	2758,236	919,412	5,479	0,302
<i>Resíduos</i>	1	167,811	167,811	---	---
Total	4	2926,047	---	---	---

Legenda: Amostragem *a*= 3.792 pixels; Amostragem *b*= 7.584 pixels; Amostragem *c*=15.168 pixels; FV = Fonte de variação; GL = Graus de liberdade; SQ = Soma de quadrado; QM = Quadrado médio; F = Estatística do teste F; Classes= Vegetação Densa, Pastagem Degradada, Pastagem, Corpos d'águas e Pastagem Queimada.

Tabela V-III A. Testes estatísticos para comparações de médias das áreas (Km²) das classes de uso e cobertura do solo para comparações entre distintas amostragens (*a*, *b* e *c*) obtidas pelas médias dos algoritmos de classificação.

<i>Amostragem a (3.792 pixels)</i>						
Parâmetros	Coefficiente	Erro padrão	F	Valor-p	Limite < 95%	Limite > 95%
<i>Vegetação Densa (1a)</i>	0,00	---	---	---	---	---
<i>Pastagem Degradada (2a)</i>	45,01	16,40	2,74	0,22	-163,40	253,42
<i>Pastagem (3a)</i>	55,42	16,40	3,37	0,18	-152,99	263,83
<i>Corpos d'águas (4a)</i>	9,37	16,40	0,57	0,67	-199,04	217,78
<i>Pastagem Queimada (5a)</i>	0,00	---	---	---	---	---
<i>Amostragem b (7.584 pixels)</i>						
Parâmetros	Coefficiente	Erro padrão	F	Valor-p	Limite < 95%	Limite > 95%
<i>Vegetação Densa (1b)</i>	0,00	---	---	---	---	---
<i>Pastagem Degradada (2b)</i>	44,98	16,29	2,76	0,22	-161,99	251,96
<i>Pastagem (3b)</i>	57,80	16,29	3,54	0,17	-149,17	264,78
<i>Corpos d'águas (4b)</i>	8,98	16,29	0,55	0,67	-197,99	215,96
<i>Pastagem Queimada (5b)</i>	0,00	---	---	---	---	---
<i>Amostragem c (15.168 pixels)</i>						
Parâmetros	Coefficiente	Erro padrão	F	Valor-p	Limite < 95%	Limite > 95%
<i>Vegetação Densa (1c)</i>	0,00	---	---	---	---	---
<i>Pastagem Degradada (2c)</i>	44,17	15,86	2,78	0,22	-157,42	245,76
<i>Pastagem (3c)</i>	56,63	15,86	3,56	0,17	-144,96	258,22
<i>Corpos d'águas (4c)</i>	11,95	15,86	0,75	0,58	-189,64	213,54
<i>Pastagem Queimada (5c)</i>	0,00	---	---	---	---	---

Legenda: *1a*= Vegetação Densa com 1.184 pixels; *2a*= Pastagem Degradada com 720 pixels; *3a*= Pastagem com 800 pixels; *4a*= Corpos d'águas com 256 pixels; *5a*= Pastagem Queimada com 832 pixels; *1b*= Vegetação Densa com 2.368 pixels; *2b*= Pastagem Degradada com 1.440 pixels; *3b*= Pastagem com 1.600 pixels; *4b*= Corpos d'águas com 512 pixels; *5b*= Pastagem Queimada com 1.664 pixels; *1c*= Vegetação Densa com 4.736 pixels; *2c*= Pastagem Degradada com 2.880 pixels; *3c*= Pastagem com 3.200 pixels; *4c*= Corpos d'águas com 1.024 pixels; *5c*= Pastagem Queimada com 3.328 pixels; F = Estatística do teste F.

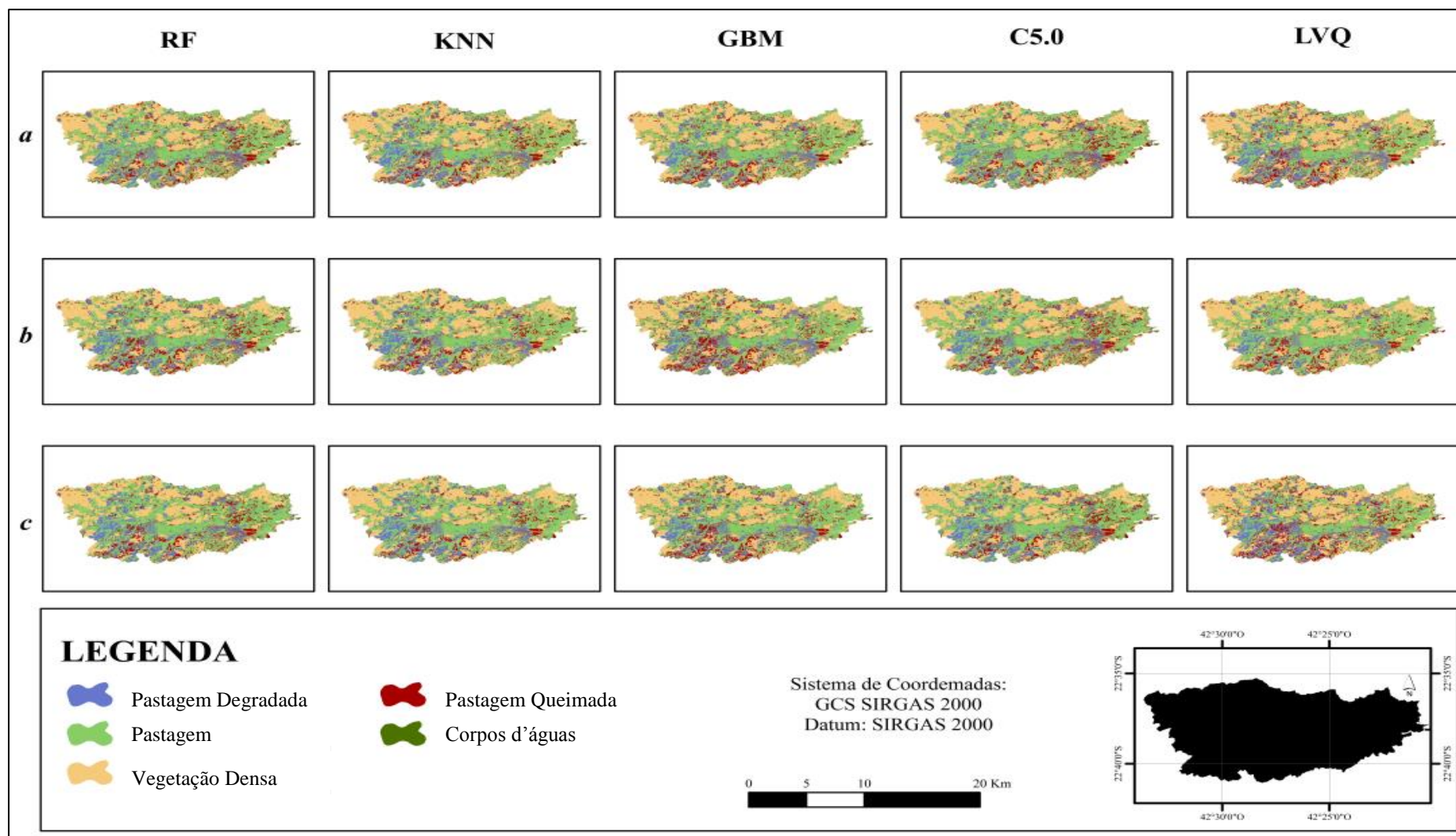


Figura III-1A. Mapas de uso e ocupação do solo produzidos pelos algoritmos de classificação (*Random Forest-RN*; *K-Nearest Neighbors-KNN*; *Machine Learning Algorithm-C5.0*; *Learning Vector Quantization-LVQ*) nas diferentes amostragens ($a= 3.792$ pixels; $b= 7.584$ pixels; $c=15.168$ pixels), da bacia hidrográfica do Rio Capivari, nos municípios de Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

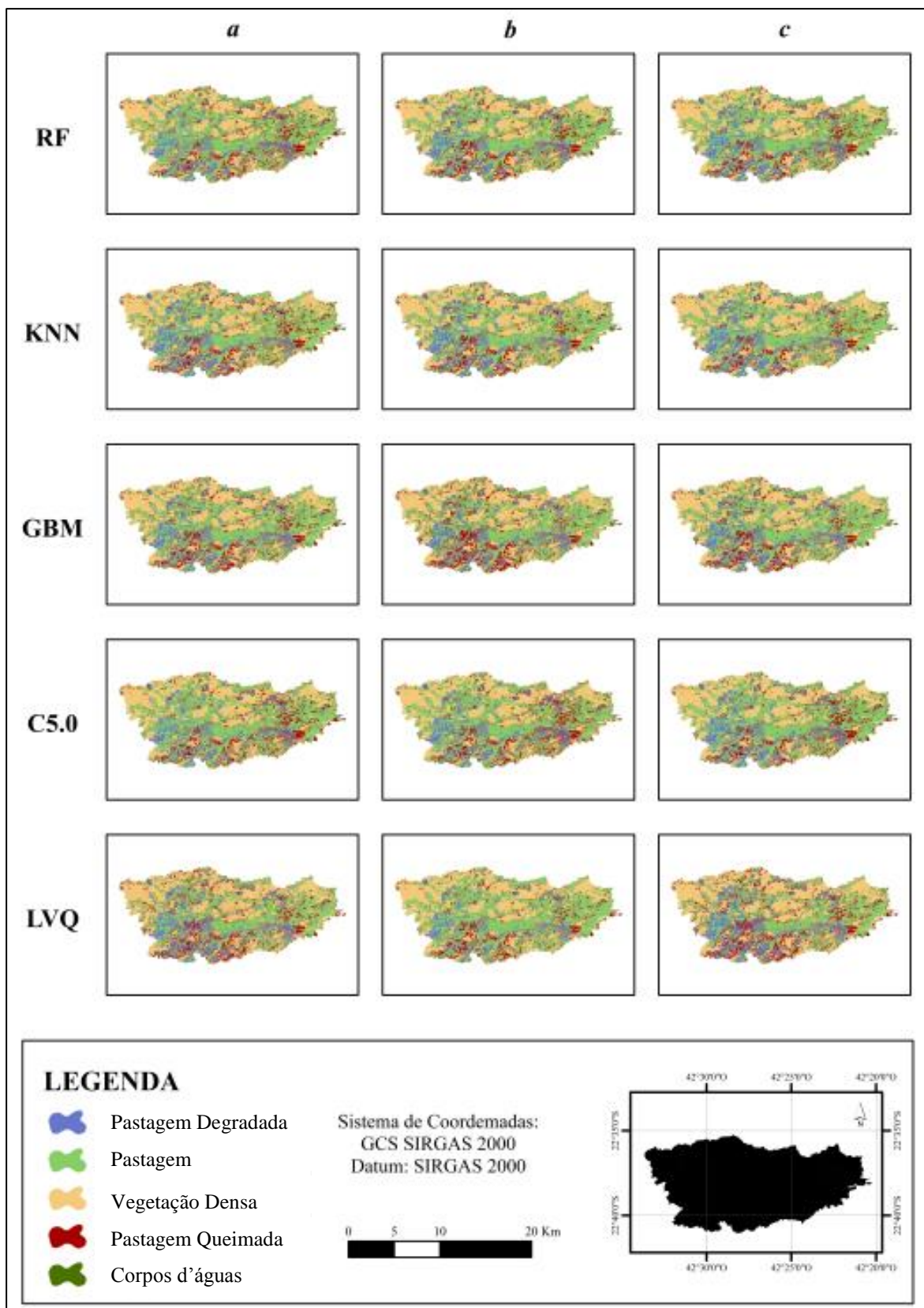


Figura III-2A. Mapas de uso e ocupação do solo produzidos nas diferentes amostragens ($a= 3.792$ pixels; $b= 7.584$ pixels; $c=15.168$ pixels) pelos algoritmos de classificação (*Random Forest-RN*; *K-Nearest Neighbors-KNN*; *Machine Learning Algorithm-C5.0*; *Learning Vector Quantization-LVQ*), da bacia hidrográfica do Rio Capivari, nos municípios de Silva Jardim e Rio Bonito/RJ, Brasil.

3 CONCLUSÕES FINAIS

Em relação ao *Capítulo I*, por meio dos produtos *Climate Data Record (CDR) Surface Reflectance*, do catálogo do *United States Geological Survey (USGS)* pertencente as imagens do *Landsat 5* sensor TM e *Landsat 8* sensor OLI e os índices de vegetação *Normalized Difference Vegetation Index-NDVI* e *Soil-Adjusted Vegetation Index-SAVI* a partir de produtos do *Climate Data Record (CDR) Surface Reflectance*, foram determinados o uso e cobertura da terra na escala temporal de 31 anos na área de estudo (bacia), bem como o aumento da vegetação fotossinteticamente ativa.

O *Capítulo II*, demonstrou que nova legislação não apresentou condição para o cumprimento dos limites de APPs. Acredita-se que o sucesso para cumprimento da legislação ambiental deve estar ligado ao engajamento e empenho prioritário dos atores sociais (produtores rurais e população urbana) que exercem pressão sobre as APPs, especialmente para sustentabilidade das atividades agropecuária e saneamento ambiental (abastecimento público das águas). A exploração de parte das APPs, prevista na atual da legislação florestal (Cenário III), remete reflexão sobre comprometimento e continuidade para a proteção e restauração de processos ecológicos essenciais, especialmente para a população que é atendida pelo abastecimento da represa Juturnaíba.

No *Capítulo III*, a investigação sobre as diferentes amostragens, algoritmos não-paramétricos de classificação supervisionado e as comparações desses resultados na qualidade do mapeamento sobre uso e cobertura da terra, demonstrou que estes podem oferecer diferentes desempenhos, principalmente quando considerados pelo fotointérprete nas classes a serem mapeadas (padrão espectral) e a quantidade do conjunto pixels da amostragem de referência.

Em linhas gerais, a disponibilidade de dados geoespaciais (imagens de satélite, Sensoriamento Remoto e softwares de Geoprocessamento), possibilitaram a integração das informações da evolução da regeneração, estado de degradação e precisão na identificação dos usos e cobertura do solo na bacia hidrográfica do Rio Capivari de forma eficaz.

Por fim, ressalta-se que o presente trabalho poderá contribuir como base científica no aperfeiçoamento do mapeamento terrestre (metodologia eficiente) e o desenvolvimento de estratégias de conservação (subsídio para análise da legislação ambiental vigente) e preservação (especialmente das APPs) da área de estudo, especialmente no *hotspot* do bioma de Mata Atlântica.