



**Mapeamento de Fragmentos  
Florestais para Elaboração de  
Planos Municipais da Mata  
Atlântica**

**Danrlei De Conto**

**UNIVERSIDADE DO EXTREMO SUL CATARINENSE – UNESC**  
**DIRETORIA DE ENSINO DE GRADUAÇÃO**  
**CURSO DE ENGENHARIA DE AGRIMENSURA**

**DANRLEI DE CONTO**

**MAPEAMENTO DE FRAGMENTOS FLORESTAIS PARA ELABORAÇÃO DE**  
**PLANOS MUNICIPAIS DA MATA ATLÂNTICA**

**CRICIÚMA**  
**2019**

**DANRLEI DE CONTO**

**MAPEAMENTO DE FRAGMENTOS FLORESTAIS PARA ELABORAÇÃO DE  
PLANOS MUNICIPAIS DA MATA ATLÂNTICA**

Trabalho de Conclusão de Curso, apresentado como requisito parcial para obtenção do grau de bacharel no curso de Engenharia de Agrimensura da Universidade do Extremo Sul Catarinense, UNESC.

Orientador: Prof. Dr. Nilzo Ivo Ladwig

**CRICIÚMA**

**2019**

**DANRLEI DE CONTO**

**MAPEAMENTO DE FRAGMENTOS FLORESTAIS PARA ELABORAÇÃO DE  
PLANOS MUNICIPAIS DA MATA ATLÂNTICA**

Trabalho de Conclusão de Curso aprovado pela Banca Examinadora para obtenção do Grau de bacharel, no Curso de Engenharia de Agrimensura da Universidade do Extremo Sul Catarinense, UNESC, com Linha de Pesquisa em Sensoriamento Remoto.

Criciúma, 05 de dezembro de 2019.

**BANCA EXAMINADORA**

Prof. Nilzo Ivo Ladwig - Doutor - (UNESC) - Orientador

Prof. Francisco Henrique de Oliveira - Doutor - (UDESC)

Prof. Jori Ramos Pereira - Mestre - (UNESC)

Dedico esse trabalho a todos e todas que contribuíram na construção desse trabalho, família, amigos, colegas e professores.

## AGRADECIMENTOS

Se existir de fato alguma entidade divina, tenha ela o nome que tiver, certamente estive ao meu lado durante esses cinco anos de minha vida. Ao sair da casa dos meus pais, no interior da pequena cidade de Palma Sola para morar aproximadamente 660 km distante, na cidade de Criciúma, local onde não conhecera ninguém, eu certamente não sabia das dificuldades que enfrentaria. Por muitas vezes a solidão foi minha maior companhia, e eu pensei que desistir certamente seria mais fácil. Mas hoje estou aqui, escrevendo os agradecimentos do meu trabalho final, o que demonstra que mesmo que desistir fosse mais fácil, certamente não seria tão prazeroso.

Nesse meio termo, entre sair da casa dos meus pais e escrever estes agradecimentos, muitas pessoas estiveram ou passaram pela minha vida, contribuindo de alguma forma para que isso tudo fosse possível.

Em primeiro lugar agradeço a aqueles que eu amo verdadeiramente e não tenho palavras para agradecer, sim, a “família buscapé”, minha mãe Ivanir, meu pai Necir, meus irmãos Diego, Diane e Daniel, meus cunhados Fernanda e Jean e minhas sobrinhas Ana e Antonella. Sem a educação, os conselhos, os puxões de orelha, e o incondicional apoio de vocês eu jamais chegaria aqui. Essa conquista não é só minha, é de todos nós.

As amizades que fiz durante esses cinco anos, que foram responsáveis por preencher um pouco o vazio da saudade casa, sem citar nomes pois foram muitas, fica aqui registrado meu muito obrigado.

Ao cara que me aceitou como seu bolsista me conhecendo apenas por uma conversa, quando eu ainda era calouro (ele nunca disse, mas acredito que eu era o único interessado), meu orientador durante esses cinco anos, professor Nilzo, muito obrigado por tudo.

A Juliana e Thaise, com quem formo uma pequena família do coração, muito obrigado por todo apoio, incentivos, ensinamentos e momentos compartilhados.

Aos colegas de graduação com quem tive maior proximidade, Augusto, Murilo e Edson, sem vocês não seria tão divertido.

A todos os colegas que tive no LabPGT, com quem dividi grande parte dos meus dias durante esse tempo, que tanto contribuíram na minha formação e crescimento pessoal, muito obrigado.

“ Somos o que fazemos, mas somos, principalmente,  
o que fazemos para mudar o que somos. ”

Eduardo Galeano

## RESUMO

Os dados de sensoriamento remoto ganharam nas últimas décadas espaço de destaque no monitoramento de recursos naturais, sendo um dos principais produtos utilizados para atender à crescente demanda por mapas temáticos. Uma importante aplicação é o uso de imagens orbitais e técnicas de processamento digital para o mapeamento e o monitoramento da vegetação, principalmente quando sofre com as ações antrópicas. Para tentar reduzir essa pressão no bioma Mata Atlântica, foi criada legislação específica para sua proteção, possibilitando que os municípios atuem ativamente na sua conservação, tendo como ferramenta o Plano Municipal de Conservação e Recuperação da Mata Atlântica (PMMA). Neste contexto, o trabalho teve como principal objetivo desenvolver uma metodologia para mapeamento de fragmentos florestais diferenciando vegetação secundária e cultivos silvícolas a fim de auxiliar na elaboração de Planos Municipais da Mata Atlântica. Foram utilizadas imagens do sistema sensor Sentinel-2 para o município de Orleans, além de técnicas de análise de imagens baseada em objetos geográficos, em que foram testados os índices espectrais NDVI e *CO<sub>2</sub>Flux*. A análise da acurácia dos produtos gerados pelos dois índices apontou que o *CO<sub>2</sub>Flux* foi mais eficiente no mapeamento da vegetação, apresentando menos conflitos, melhor definição dos objetos além de coeficientes de concordância mais elevados. O teste de hipótese apontou que a diferença entre os índices é extremamente significativa. O mapeamento da vegetação apontou que Orleans possui 58,78% do seu território coberto por vegetação, e que embora fragmentada, mais de 91% da vegetação se encontra em manchas com área superior a 100 ha. Dentre as formações fitoecológicas encontradas no município, a Alto-Montana apresenta maior cobertura de vegetação, enquanto a Submontana tem a maior redução da cobertura original e a maior fragmentação. Verificou-se também que as áreas protegidas desempenham importante papel na conservação da cobertura florestal, tendo estas mais de 72% da área coberta por vegetação, representando mais de 55% da vegetação do município de Orleans. Foi avaliada a escala dos produtos cartográficos gerados, sendo observado que estes são compatíveis com a escala 1:25.000, atendendo o exigido para o PMMA.

**Palavras-chave:** Sensoriamento Remoto. Sentinel-2. NDVI. *CO<sub>2</sub>Flux*. Áreas Protegidas.



## ABSTRACT

Remote sensing data get prominence in the monitoring of natural resources in recent decades, being one of the main products used to attend the growing demand for thematic maps. An important application is the use of orbital images and digital processing techniques for vegetation mapping and monitoring, mainly when undergo to the anthropic actions. To try to reduce this pressure in the Atlantic Forest biome, specific law was been created for your protection, making possible that municipalities to actively act in their conservation, using the Municipal Plan for Conservation and Recovery of the Atlantic Forest (MPAF) as tool. In this context, this work had as main objective to develop a methodology for mapping forest fragments differentiating secondary vegetation to forest crops in order to aid in the elaboration of Atlantic Forest Municipal Plans. Sentinel-2 sensor images were used for the municipality of Orleans, besides geographic-object-based image analysis techniques, wherein the spectral indices NDVI and CO<sub>2</sub>Flux were tested. The accuracy analysis of generated products by either indices indicate that CO<sub>2</sub>Flux was more efficient in vegetation mapping, presenting fewer conflicts, better definition of objects besides plus higher coefficients of agreement. The hypothesis test showed that the difference between the indexes is extremely significant. The vegetation mapping showed that Orleans has 58.78% of your territory covered by vegetation, and although fragmented, more than 91% of vegetation is found in spots with upper area 100 ha. Among the phytoecological formations found in the municipality, Alto-Montana presents the largest vegetation cover, while Submontana has the largest reduction of the original cover and the largest fragmentation. It was also verified that protected areas make an important role in conserving forest cover, with over 72% of area covered by vegetation, representing more than 55% of the municipality of Orleans. The scale of the generated cartographic products was evaluated, noting that these are compatible with the 1: 25,000 scale, meeting the requirements for MPAF.

**Keywords:** Remote Sensing. Sentinel-2. NDVI. CO<sub>2</sub>Flux. Protected Areas.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Características espectrais da vegetação verde sadia .....	19
Figura 2 – Localização do município de Orleans - SC .....	24
Figura 3 – Tipos climáticos, temperatura média anual e pluviosidade total anual de Orleans.....	26
Figura 4 – Classificação da vegetação e altimetria de Orleans.....	27
Figura 5 – Ortoimagem do município de Orleans.....	29
Figura 6 – Fluxograma de trabalho .....	30
Figura 7 – Sistematização das áreas de processamento de Orleans - SC .....	32
Figura 8 – Rede semântica estabelecida .....	33
Figura 9 – Parâmetros do operador TA_Arithmetic.....	34
Figura 10 – Regras de decisão <i>top-down</i> para os blocos O-1 e O-2.....	35
Figura 11 – Classificações geradas pelos índices NDVI e CO <sub>2</sub> Flux.....	41
Figura 12 – Diferenças na geometria dos objetos entre os índices NDVI e CO <sub>2</sub> Flux.....	42
Figura 13 – Diferenças de mapeamento entre os índices NDVI e CO <sub>2</sub> Flux.....	42
Figura 14 – Coeficientes de concordância total.....	44
Figura 15 – Manchas florestais distribuídas por formação fitoecológica .....	46
Figura 16 – Áreas protegidas no município de Orleans .....	48
Figura 17 – Vegetação em áreas protegidas.....	49

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Especificações técnicas das bandas do sensor MSI utilizadas .....	31
Tabela 2 – Áreas pelos índices NDVI e <i>CO<sub>2</sub>Flux</i> .....	40
Tabela 3 – Matrizes de confusão das classificações geradas com os índices NDVI e <i>CO<sub>2</sub>Flux</i> .....	43
Tabela 4 – Acurácia por classe temática.....	44
Tabela 5 – Kappa condicional por classe temática .....	45
Tabela 6 – Cobertura de vegetação por formação fitoecológica .....	47
Tabela 7 – Extensão territorial das áreas protegidas .....	47

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

APP	Área de Preservação Permanente
BU	<i>Bottom-Up</i>
CAR	Cadastro Ambiental Rural
CO <sub>2</sub> Flux	Índice de Fluxo de CO <sub>2</sub>
DETER	Sistema de Detecção do Desmatamento em Tempo Real
DMM	Dimensão Mínima Mapeável
DVUL	Densidade de Vértices por Unidade Linear
ESA	Agência Espacial Europeia
GEOBIA	Análise de Imagem Baseada em Objetos Geográficos
IAF	Índice de Área Foliar
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
LabPGT	Laboratório de Planejamento e Gestão Territorial
MAXVER	Máxima Verossimilhança
MSI	<i>MultiSpectral Instrument</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
PMMA	Plano Municipal da Mata Atlântica
PRI	<i>Photochemical Reflectance Index</i>
PRODES	Programa de Cálculo do Desflorestamento da Amazônia
SIG	Sistemas Geográficos de Informação
sPRI	Scaled Photochemical Reflectance Index
TD	<i>Top-Down</i>
TOA	<i>Top Of Atmosphere</i>
VHR	<i>Very High Resolution</i>

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>11</b>
1.1 OBJETIVOS .....	12
1.1.1 Objetivo Geral .....	12
1.1.2 Objetivos Específicos .....	13
<b>2 MARCO TEÓRICO</b> .....	<b>14</b>
2.1 SENSORIAMENTO REMOTO .....	14
2.2.1 Análise de Imagens de Sensoriamento Remoto .....	15
2.2.2 Análise de Imagem Baseada em Objetos Geográficos - GEOBIA .....	16
2.2.3 Sensoriamento Remoto da Vegetação .....	18
2.2 PLANOS MUNICIPAIS DA MATA ATLÂNTICA .....	21
<b>3 METODOLOGIA</b> .....	<b>24</b>
3.1 LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO .....	24
3.2 MATERIAIS E MÉTODOS .....	29
3.2.1 Materiais .....	30
3.2.2 Processamento das Imagens .....	31
3.2.3 Análise da Acurácia .....	35
3.2.4 Análise da Presença de Fragmentos .....	38
3.2.5 Determinação da Escala de Mapeamento .....	39
<b>4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS</b> .....	<b>40</b>
4.1 ÍNDICES NDVI E CO <sub>2</sub> FLUX .....	40
4.2 MAPEAMENTO DA VEGETAÇÃO .....	45
4.3 ESCALA DE MAPEAMENTO .....	49
<b>5 CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> .....	<b>51</b>
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>53</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Com o desenvolvimento de sistemas orbitais de imageamento nas últimas quatro décadas, o planeta Terra passou a ser observado de forma regular e constante, sendo possível saber tudo que se encontra em sua superfície e como ela está se modificando. O sensoriamento remoto permite o monitoramento do meio ambiente em escala global, bem como a obtenção de informações sobre os recursos naturais renováveis e não renováveis. Com o empenho de pesquisadores, inicialmente do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e posteriormente das universidades brasileiras no desenvolvimento de pesquisas acerca do uso e aplicações dos produtos de sensoriamento remoto desde o início dos anos de 1970. Atualmente o Brasil é um dos maiores usuários desses produtos no mundo, o que se deve muito a sua característica multidisciplinar, sendo estudado e incorporado por várias áreas do conhecimento (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Dentre as inúmeras aplicações do sensoriamento remoto, uma das principais é o monitoramento da cobertura vegetal, principalmente em regiões onde o desmatamento exerce grande pressão sobre a floresta, como é o caso da floresta amazônica, ou onde a cobertura vegetal encontra-se em níveis muito baixos, como é o caso do bioma Mata Atlântica. Para Xiao et al. (2004), o mapeamento da vegetação é importante para o gerenciamento de recursos naturais, uma vez que a vegetação desempenha papel importante nas mudanças climáticas globais.

No Brasil, o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) é a instituição responsável por mapear sistematicamente a cobertura vegetal em pequenas escalas. Realizando o mapeamento de forma visual em meio digital, o IBGE alcança altos índices de acurácia dos mapas realizados, entretanto, isso aumenta o tempo necessário para execução dos trabalhos (SANTIAGO et al., 2014).

Além do IBGE, desde a década de 1970 o INPE, em razão do intenso desmatamento da floresta amazônica, principalmente entre 1960 e 1980, realiza seu monitoramento por meio de imagens de satélite. Atualmente o INPE conta com dois programas de monitoramento, o Sistema de Detecção do Desmatamento em Tempo Real (DETER) e o Programa de Cálculo do Desflorestamento da Amazônia (PRODES) (INPE, 2008; INPE, 2013).

Recentemente, dados de acesso público do INPE sobre o desmatamento na região amazônica ganharam atenção na mídia e causaram constrangimento ao governo federal, que reagiu colocando em dúvida estes dados e a seriedade do trabalho realizado pelo instituto. Vale lembrar que as metodologias adotadas pelo INPE são fruto de anos de pesquisa desenvolvida

no Brasil, o que o tornou uma instituição respeitada e reconhecida mundialmente pelo monitoramento de florestas tropicais. Tais fatos aumentaram a motivação pela realização deste trabalho, que tem como foco o mapeamento da cobertura vegetal.

Assim como a floresta amazônica sofre com intenso desflorestamento nas últimas décadas, a Mata Atlântica sofre historicamente com a ação antrópica, sendo a primeira afetada pela chegada dos imigrantes europeus. Apesar de fragmentada e ameaçada, a Mata Atlântica ainda concentra uma grande riqueza de biodiversidade, embora muitas espécies estejam ameaçadas de extinção. Assim, o mapeamento da vegetação remanescente é uma importante ferramenta para nortear ações de preservação, recuperação e combate ao desmatamento ilegal, sendo um dos instrumentos do PMMA.

Na literatura, encontram-se diversas técnicas de análise de imagens de sensoriamento remoto para o mapeamento de vegetação, análise visual, Modelo Linear de Mistura Espectral e Índices de Vegetação são alguns exemplos (SANTIAGO et al., 2014). Inúmeros estudos relacionam índices de vegetação com seus aspectos, como índice de área foliar, radiação fotossinteticamente ativa e porcentagem de cobertura do solo, além de aplicações em modelos para estudos de sequestro de carbono e fotossíntese (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Diante deste quadro, o presente trabalho buscou analisar a eficiência de diferentes índices de vegetação para apoiar o mapeamento de vegetação remanescente a fim de colaborar metodologicamente com a elaboração de PMMAs.

## 1.1 OBJETIVOS

De acordo com o exposto, o desenvolvimento deste trabalho foi realizado de forma a atingir os seguintes objetivos:

### 1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver uma metodologia para mapeamento de fragmentos florestais diferenciando vegetação secundária e cultivos silvícolas a fim de auxiliar na elaboração de Planos Municipais da Mata Atlântica.

### 1.1.2 Objetivos Específicos

- Produzir o mapeamento de fragmentos florestais, por meio do uso de imagens orbitais;
- Comparar a eficiência dos índices NDVI e  $CO_2Flux$  no mapeamento de fragmentos florestais;
- Classificar os fragmentos florestais quanto a formação fitoecológica;
- Analisar a presença dos fragmentos florestais em áreas protegidas.



## 2 MARCO TEÓRICO

Serão apresentados nesse capítulo os fundamentos teóricos sobre a temática de mapeamento da vegetação. Perpassando o sensoriamento remoto, a análise de imagens orbitais e os índices espectrais. Aborda-se também informações importantes sobre a Mata Atlântica e os Planos Municipais.

### 2.1 SENSORIAMENTO REMOTO

O Sensoriamento Remoto está presente na vida dos seres humanos a mais tempo do que se imagina, muito antes dos satélites e sensores de alta resolução, o sensoriamento remoto teve importantes contribuições de grandes nomes da ciência. Al Hazen e os estudos sobre a óptica, Leonardo da Vinci com estudos sobre efeitos atmosféricos, Galileu e sua contribuição no aprimoramento dos instrumentos ópticos e Isaac Newton, o primeiro a elucidar a dispersão das cores e a refração da luz são alguns exemplos (KANCHEVA, 2013; BLASCHKE et al., 2014).

No entanto, sua história se inicia de fato com a invenção da fotografia, e com os primeiros registros fotográficos aéreos realizados pelo francês Gaspard Felix Tournachon, usando câmeras fotográficas acopladas a balões (KANCHEVA, 2013).

Nos anos de 1950 e início da década de 1960, a fotointerpretação aérea tinha ganhado importância, novos sensores eram pesquisados e testados, passando a abranger regiões do espectro eletromagnético além da faixa do visível, assim, o prefixo “foto” estava ficando antiquado. Foi nesse contexto que o termo “sensoriamento remoto” foi usado pela primeira vez em um artigo não publicado pela pesquisadora Evelyn Pruitt, do Escritório de Pesquisa Naval da Marinha estadunidense, (JENSEN, 2009; KANCHEVA, 2013).

Para Liu (2019, p. 10), o sensoriamento remoto pode ser entendido como “uma técnica de aquisição e de aplicações das informações sobre um objeto sem nenhum contato físico com ele”. Pode ser definido no seu sentido mais amplo, como o uso de técnicas para detectar e estudar objetos a uma distância remota sem contato físico (PAINE; KISER, 2012).

As definições clássicas de sensoriamento remoto impõem a condição de que o objeto deve estar a uma distância remota do sensor, formando a base para a construção de uma definição mais científica, regida pelos preceitos da exigência, consequência e do processo. Respectivamente eles podem ser entendidos da seguinte forma: ausência de matéria no espaço entre o objeto e o sensor; seja possível transportar a informação do objeto pelo espaço vazio e

que o elo da comunicação entre o objeto e o sensor seja a radiação eletromagnética (MENESES, 2014). Assim, no presente trabalho, entende-se o sensoriamento remoto como “uma ciência que visa o desenvolvimento da obtenção de imagens da superfície terrestre por meio da detecção e medição quantitativa das respostas das interações da radiação eletromagnética com os materiais terrestres” (MENESES, 2014, p. 3).

Um dos principais objetivos do sensoriamento remoto é a extração das informações contidas nas imagens, de modo a expressá-las de diferentes formas como tabelas, gráficos e mapas. A extração de informações de imagens requer métodos de análise com regras claras e lógicas, estabelecendo critérios para análise dos elementos da paisagem, por meio de atributos como cor, tonalidade, textura e forma (MENESES; SANO, 2014).

### **2.2.1 Análise de Imagens de Sensoriamento Remoto**

A análise visual de imagens de sensoriamento remoto ainda é muito utilizada, pois apresenta elevada exatidão, no entanto, o tempo necessário é elevado, além de ser um método de difícil replicação, devido a subjetividade a que está submetido. Assim, a análise digital semiautomática sob supervisão do interprete é uma técnica viável para reduzir o tempo gasto e a subjetividade da interpretação (SANTIAGO et al., 2014).

Segundo Meneses e Sano (2014), os métodos de classificação de imagens podem ser divididos conforme alguns critérios, sendo, paramétricos ou não paramétricos, espectrais ou espaciais e supervisionados ou não supervisionados. Podem ainda ser agrupados em classificadores por pixel ou por objetos (regiões).

Em sua maioria os classificadores efetuam a classificação por pixels, considerando apenas propriedades espectrais dos pixels e usando medidas de distâncias ou probabilidade para encontrar regiões homogêneas pertencentes a classes específicas (MENESES; SANO, 2014). Já os classificadores por regiões consideram também atributos de textura, tornando o processo de classificação mais similar à análise feita por intérpretes humanos, resultando em coeficientes de exatidão mais elevados (BRITES et al., 2014).

Desde a década de 1970 a maioria dos métodos de análise de imagens orbitais eram baseados em algoritmos estatísticos por pixel, desde então um dos algoritmos mais utilizados para classificação com base em pixels é o de Máxima Verossimilhança (MAXVER) (BLASCHKE et al., 2014; PRUDENTE et al., 2017). Entretanto, ao longo dos anos as resoluções espectrais, espaciais e temporais das imagens passaram por um processo de evolução, facilitando a acessibilidade às imagens orbitais com maiores resoluções. Desde então,

a abordagem por pixel tem sido cada vez mais criticada (FISHER, 1997; BLASCHKE; STROBL, 2001; BURNETT; BLASCHKE, 2003; BLASCHKE et al., 2014).

Com o aumento da resolução espacial, os objetos de interesse passaram a ser representados por muitos pixels. Neste sentido, Blaschke e Strobl, em 2001, já faziam o seguinte questionamento: por que estamos tão focados na análise estatística dos pixels e não nos padrões espaciais que eles criam?

Desta forma, foi necessário buscar novas metodologias e técnicas que ultrapassassem a análise por pixels. Uma das abordagens que surgiu nesse processo foi a análise de imagens orientada aos objetos (MORAES, 2018).

### **2.1.2 Análise de Imagem Baseada em Objetos Geográficos - GEOBIA**

A classificação de imagens usando método GEOBIA recebeu considerável atenção nos últimos anos para interpretar imagens de sensoriamento remoto. Isso é evidenciado pelo grande número de publicações usando abordagem orientada a objeto para monitoramento de recursos naturais (HEUMANN, 2001; HAY; CASTILLA, 2008; IMMITZER; VUOLO; HEUMANN, 2011; PEÑA-BARRAGÁN et al., 2011; DRONOVA; GONG; WANG, 2011; VIEIRA et al., 2012; PEÑA et al., 2013; ATZBERGER, 2016; JONES et al., 2018; MAXWELL et al., 2019; YURTSEVEN et al., 2019).

A análise de objetos em imagens detectadas remotamente se inicia na década de 1990. No entanto, o ano 2000 representa um marco importante, com o lançamento do primeiro software comercial desenvolvido para esta funcionalidade. A partir de então, esta área de pesquisa passou a ser chamada de análise de imagem baseada em objetos (OBIA), embora outros termos também fossem utilizados. Como o espaço geográfico é intrínseco a essa análise, deve também ser acrescentado no nome e em sua abreviação, sendo chamada de análise geográfica de imagem baseada em objetos (GEOBIA) (BLASCHKE et al., 2014). Entretanto, no Brasil essa técnica é comumente chamada de análise de imagem baseada em objetos geográficos (GEOBIA), sendo assim utilizada nesse trabalho a partir de agora.

Em termos simples a GEOBIA pode ser entendida como análise baseada em objetos das imagens de sensoriamento remoto. De forma mais específica, é uma subdisciplina da Ciência da Informação Geográfica, dedicada ao desenvolvimento de métodos para particionar imagens de sensoriamento remoto em objetos de imagem significativos, bem como avaliar suas características em escalas espaciais, espectrais e temporais, de modo a gerar novas informações geográficas (HAY; CASTILLA, 2008).

Para compreender as aplicações mais comuns da GEOBIA, é preciso compreender os conceitos de resolução H e L propostos por Strahler et al. (1986), sendo que, a resolução H representa situações em que os objetos da imagem são muito maiores que as células de resolução, ou seja, um objeto é composto por muitas células ou pixels. Já a resolução L indica situações opostas, em que os objetos são muito menores que as células de resolução. As resoluções H e L não devem ser indicadas pelos descritores “Alta” e “Baixa”.

O conceito de modelo de cena também auxilia no entendimento das aplicações de GEOBIA. Esse modelo fornece uma simplificação do mundo real, descrevendo os objetos como o analista gostaria de extrair-los das imagens. Logo, a legenda é um elemento importante do modelo de cena, descrevendo as características temáticas dos objetos e implicando no tamanho dos mesmos. Em geral, descrições temáticas detalhadas estão relacionadas a objetos menores (STRAHLER et al., 1996; HAY et al., 2001).

Técnicas de GEOBIA são geralmente aplicadas em imagens de resolução muito alta (*Very High Resolution – VHR*), em que os objetos da imagem são compostos por muitos pixels. Não obstante, seu uso não se limita a imagens com células pequenas. Se a legenda do modelo de cena for generalista, o tamanho dos objetos aumentará, e uma situação de resolução L pode se transformar em uma situação de resolução H (ADDINK et al., 2012; BLASCHKE et al., 2014).

A primeira etapa de análises orientadas a objetos é a segmentação da imagem com base na homogeneidade. Nessa etapa, a imagem é dividida em regiões espacialmente contínuas, disjuntas e homogêneas, conhecidas como segmentos. Na extração de recursos, a segmentação pode ter um fim em si mesma, entretanto, na GEOBIA, é um passo na cadeia de processamento (ADDINK et al., 2012; BLASCHKE et al., 2014).

O nível de segmentação utilizado depende da aplicação, devendo a segmentação parar quando os objetos de interesse forem isolados. A segmentação é uma das tarefas mais difíceis e importantes do processamento de imagens, pois o eventual sucesso ou fracasso do procedimento de análise depende diretamente da acurácia da segmentação (GONZALES; WOODS, 1992).

Em geral, os algoritmos de segmentação são baseados em duas características básicas dos valores dos níveis de cinza dos pixels: descontinuidade e similaridade. Na primeira, mudanças bruscas nos níveis de cinza são utilizadas para subdividir a imagem, e na segunda são aplicados métodos como crescimento de regiões, divisão e fusão de regiões. Entretanto, para a estratificação da imagem podem ser utilizadas informações externas como parcelas, quadras entre outras unidades de solo (ADDINK et al., 2012).

Após a segmentação e definição dos objetos da imagem, diversas propriedades dos objetos podem ser utilizadas para processar, interpretar ou classificar as imagens. Na GEOBIA, a análise da imagem se assemelha mais com a combinação olho-cérebro humano, utilizando propriedades ou atributos como informações espectrais, forma, tamanho, condições de contorno, localização e relações topológicas (relação de vizinhança) (ADDINK et al., 2012; BLASCHKE et al., 2014).

Os métodos de análise baseados em objetos são capazes de fazer melhor uso das informações espaciais implícitas nas imagens de sensoriamento remoto, permitindo uma forte integração ou até total integração com Sistemas Geográficos de Informação (SIG) (BLASCHKE et al., 2014).

Em geral, a GEOBIA utiliza métodos estruturais ou baseados em aprendizagem de máquina para classificação de imagens. O primeiro utiliza estruturas hierárquicas que fornecem descrições de como as classes ou padrões mais complexos são formados a partir de padrões cada vez mais simples. Esses métodos baseiam-se no conhecimento a priori do especialista humano sobre as relações entre os padrões. Já as técnicas baseadas em aprendizagem de máquina, buscam aprender as relações entre entradas e saídas a partir de exemplos, ou padrões de treinamento (COSTA et al., 2008).

Índices espectrais têm sido amplamente utilizados como atributos para diversas análises de imagens em GEOBIA, em especial os índices relacionados a vegetação, que são empregados em diversas aplicações (BLASCHKE; FEIZIZADEH; HOLBLING, 2014; MUI; HE; WENG, 2015; KANJIR; ĐURIĆ; VELJANOVSKI, 2018; GRIFFITH; HAY, 2018; RAJBHANDARI et al., 2019).

### **2.1.3 Sensoriamento Remoto da Vegetação**

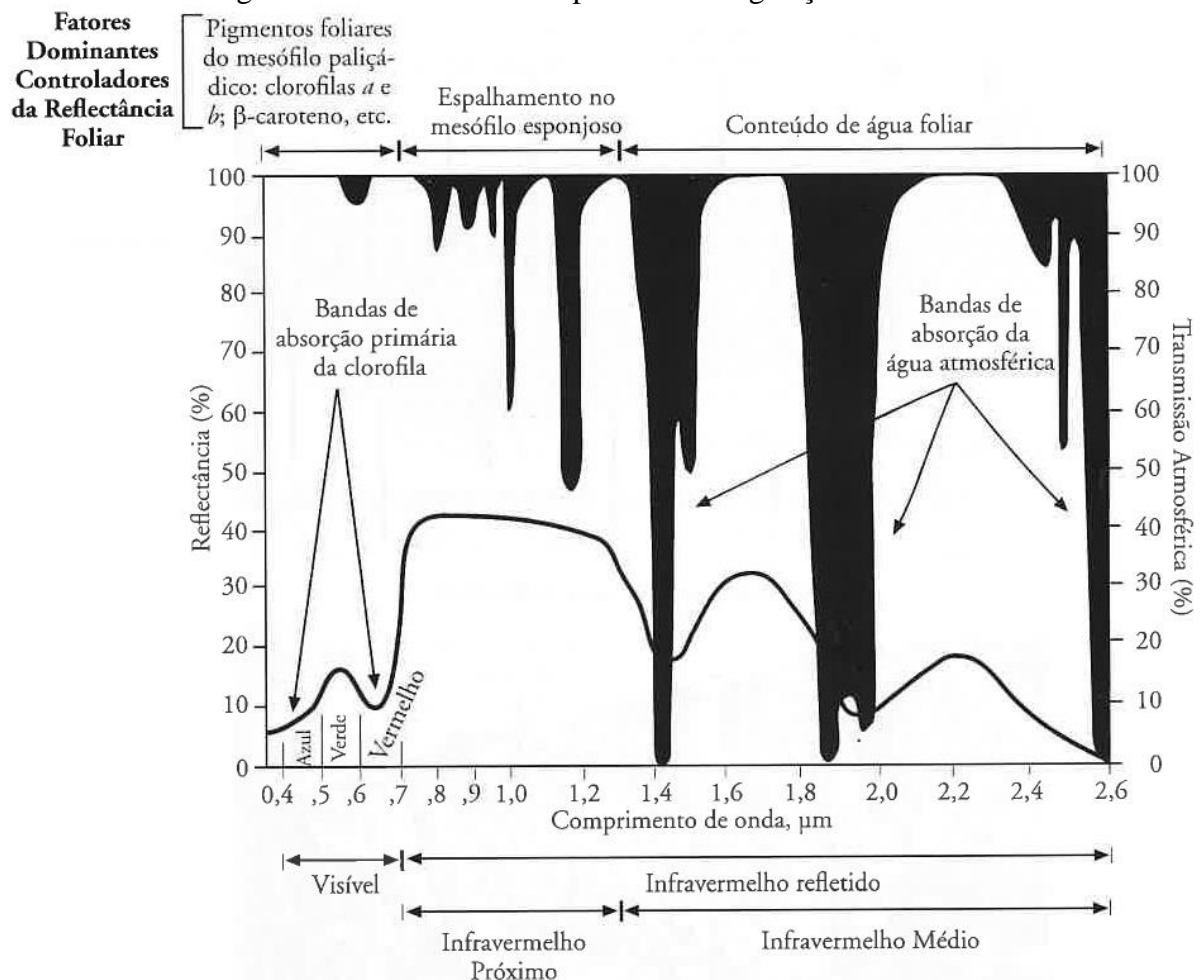
Folhas verdes saudáveis interceptam o fluxo de radiação eletromagnética incidente proveniente diretamente do Sol ou da radiação difusa espalhada pelas próprias folhas. A radiação interage então com os pigmentos, água e espaços intercelulares internos da folha vegetal, sendo refletido da folha, absorvido pela folha ou transmitido através da folha, podendo as quantidades de energia de cada interação serem medidas aplicando a equação de balanço de energia (JENSEN, 2009).

Jensen (2009) aponta os principais fatores que regulam a refletância foliar da vegetação verde saudável, como a interação da luz visível com os pigmentos nas células do mesófilo paliçádico, processo de grande absorção de energia para realizar fotossíntese. A

interação da energia do infravermelho próximo com as células do mesófilo lacunoso, na qual grande quantidade da energia é refletida ou transmitida, evitando o aumento de temperatura que seria causado pela absorção de grandes quantidades de energia no comprimento de onda do infravermelho próximo. Além da interação da energia do infravermelho médio com as células do mesófilo esponjoso, em que, devido a característica de absorção desse comprimento de onda pela água, quanto maior a turgidez das folhas maior será a absorção de energia, por outro lado, quanto menos água presente nas folhas maior será a refletância no infravermelho médio.

A Figura 1 ilustra os principais fatores que regulam a refletância e outras características do comportamento espectral da vegetação.

Figura 1 – Características espectrais da vegetação verde sadia



Fonte: Jensen (2009, p. 359).

Os fatores que influenciam na refletância espectral das folhas da vegetação estão diretamente relacionados a composição química, morfológica, fisiológica e da umidade presente na folha. A refletância de dosséis é influenciada ainda por fatores geométricos (iluminação e visada), espectrais (influência de elementos própria vegetação e do solo) e

biofísicos (índice de área foliar e distribuição angular de folhas) (PONZONI; SHIMABUKURO, 2007).

Os índices espectrais têm sido amplamente utilizados devido a sua simplicidade conceitual e eficiência computacional. Em especial, índices de vegetação são as ferramentas empíricas mais populares na análise de dados de sensoriamento remoto, concentrando-se exclusivamente na interpretação da assinatura espectral dos objetos, interagindo com a radiação eletromagnética recebida (VERSTRAETE; PINTY, 1996).

Rouse et al. (1973) propuseram um modelo para estudar a sazonalidade da vegetação. Esse modelo explora o fato de a vegetação verde absorver bem a radiação na faixa do espectro eletromagnético visível e apresentar uma refletância intensa na faixa do infravermelho próximo. A razão entre a energia da banda do vermelho, que é absorvida em grande parte para a banda do infravermelho próximo, que é fortemente refletida pela vegetação densa, fornece um índice da “intensidade de verde” da vegetação. Mais tarde, esse índice foi denominado *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) ou Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, que pode ser expresso pela Equação 1:

$$NDVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{Red})} \quad (1)$$

em que  $\rho_{NIR}$  representa a refletância na faixa do infravermelho próximo e  $\rho_{Red}$  representa a refletância na faixa do vermelho.

Como a maioria dos índices de vegetação gerados por detecção remota, o NDVI não é uma quantidade física intrínseca, embora esteja diretamente relacionado com propriedades físicas do dossel da vegetação como índice de área foliar (IAF), cobertura fracionária da vegetação, condição da vegetação e biomassa (CARLSON; RIPLEY, 1997).

Jensen (2009) aponta como as principais potencialidades do NDVI o monitoramento das mudanças sazonais, interanuais e das atividades da vegetação, e o fato da razão minimizar muitas formas de ruídos multiplicativos presentes em muitas imagens. Por outro lado, sendo um índice baseado em razão e não linear, pode ser influenciado negativamente por ruídos aditivos. O NDVI apresenta desvantagens, ainda em se tratando da relação com o índice de área foliar, que pode não ser tão forte durante períodos de máximo IAF, e o fato de o NDVI ser muito sensível as variações do substrato, aumentando seus valores em condição de solos escuros.

Na busca de um método para modelar espacialmente os fluxos de CO<sub>2</sub> em florestas boreais, Rahman et al. (2001), propuseram Índice de Fluxo de CO<sub>2</sub> (*CO<sub>2</sub>Flux*). Motivados pelo fato de as medições serem realizadas por meio de torres, que embora precisas, são pontuais e a

extrapolação desses valores pode resultar em erros expressivos. Segundo Silva Junior et al. (2019), em termos mais simples, o  $CO_2Flux$  representa a taxa de fotossíntese.

Para estimar a quantidade de pigmentos carotenoides nas folhas da vegetação, Gamon, Serrano e Surfus (1997), desenvolveram o Índice de Refletância Fotoquímica (PRI – *Photochemical Reflectance Index*), sendo seus valores relacionados a eficiência da luz no processo fotossintético e com a taxa de armazenamento de  $CO_2$  nas folhas, representado pela Equação 2:

$$PRI = \frac{\rho_{Blue} - \rho_{Green}}{\rho_{Blue} + \rho_{Green}} \quad (2)$$

em que  $\rho_{Blue}$  é a refletância na faixa espectral do azul e  $\rho_{Green}$  é a refletância na faixa espectral do verde.

Entretanto, para evitar valores negativos, Rahman et al (2001) propuseram o Scaled Photochemical Reflectance Index (sPRI), que é um reescalonamento do PRI (Equação 3).

$$sPRI = \frac{(PRI+1)}{2} \quad (3)$$

Os fluxos de  $CO_2$  dos ecossistemas terrestres estão diretamente ligados a cobertura vegetal e seu estado fisiológico. Assim, Rahman et al. (2001), levantaram a hipótese de que as medidas da estrutura e fisiologia da vegetação são importantes para a estimativa dos fluxos de  $CO_2$ , usando, portanto, NDVI e sPRI, conforme a Equação 4:

$$CO_2Flux = NDVI + sPRI \quad (4)$$

Além da modelagem espacial dos fluxos de  $CO_2$ , o  $CO_2Flux$  tem sido utilizado também no mapeamento da vegetação, monitoramento do desmatamento e na definição dos limites entre biomas (MARTINS; BAPTISTA, 2013; SILVA; BAPTISTA, 2015; PAIVA; BAPTISTA, 2017; SILVA JUNIOR et al., 2019).

## 2.2 PLANOS MUNICIPAIS DA MATA ATLÂNTICA

A Mata Atlântica abrange 15% do total do território brasileiro, sendo 17 estados inseridos de forma integral ou parcial no bioma (Alagoas, Bahia, Ceará, Espírito Santo, Goiás, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais, Paraíba, Paraná, Pernambuco, Piauí, Rio de Janeiro, Rio Grande do Norte, Rio Grande do Sul, Santa Catarina, São Paulo e Sergipe), restando apenas 8,5% do tamanho original, considerando apenas os remanescentes florestais acima de 100 hectares (FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA, 2019).



A maior parte dos estados com presença da Mata Atlântica, estão localizados no litoral. Neste espaço vivem mais de 145 milhões de pessoas (cerca de 72% da população), distribuídas por 3.429 municípios, o que corresponde a 61% dos existentes no Brasil (FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA, 2019).

Para Gaudereto, Aguiar e Gallardo (2017), esse bioma presta inúmeros e diversificados serviços ecossistêmicos nas áreas em que ainda está conservado, como a manutenção de biodiversidade e espaços paisagísticos, a disponibilização de água de qualidade e a regulação do clima. Além desses serviços a Mata Atlântica auxilia na polinização de culturas agrícolas e florestais, na proteção contra pragas agrícolas e no controle da erosão (GUEDES; SEEHAUSEN, 2011).

Desta forma, devido à importância deste bioma na manutenção da biodiversidade e no favorecimento de atividades humanas, a Mata Atlântica é o único bioma brasileiro que possui legislação federal específica para a sua proteção, por meio da Lei Federal nº 11.428/2006 (BRASIL, 2006), conhecida como Lei da Mata Atlântica e do Decreto Federal nº 6.660/2008 (BRASIL, 2008).

A Lei da Mata Atlântica abriu a possibilidade para que os municípios total ou parcialmente nela inseridos atuem proativamente na defesa, conservação e recuperação da vegetação nativa desse bioma (AGUIAR, 2019). O Artigo 38 da referida Lei, prevê benefícios por meio de recursos do Fundo de Restauração do Bioma Mata Atlântica aos projetos que envolvam conservação de remanescentes de vegetação nativa, pesquisa científica ou áreas a serem restauradas, nos municípios que possuam Plano Municipal de Conservação e Recuperação da Mata Atlântica, devidamente aprovado pelo Conselho Municipal de Meio Ambiente. Popularmente, o Plano Municipal de Conservação e Recuperação da Mata Atlântica é conhecido por PMMA – Plano Municipal da Mata Atlântica.

O Decreto Federal nº 6.660/2008, em seu Artigo 43 determina que o PMMA, deverá conter, no mínimo os seguintes itens:

- I - diagnóstico da vegetação nativa contendo mapeamento dos remanescentes em escala de 1:50.000 ou maior;
  - II - indicação dos principais vetores de desmatamento ou destruição da vegetação nativa;
  - III - indicação de áreas prioritárias para conservação e recuperação da vegetação nativa; e
  - IV - indicações de ações preventivas aos desmatamentos ou destruição da vegetação nativa e de conservação e utilização sustentável da Mata Atlântica no Município.
- Parágrafo único. O plano municipal [...] poderá ser elaborado em parceria com instituições de pesquisa ou organizações da sociedade civil, devendo ser aprovado pelo Conselho Municipal de Meio Ambiente (BRASIL, 2008, s.p.).

De acordo com Aguiar (2017), o Ministério do Meio Ambiente (MMA) publicou, em 2013, um roteiro metodológico para a elaboração dos PMMAs. Desde então, o MMA, sentiu a necessidade de revisar o roteiro, após novas experiências de elaboração e implementação de Planos, iniciando um novo processo participativo para a revisão do mesmo em 2015 (BRASIL, 2017).

O novo roteiro estabelece quatro etapas básicas para a elaboração e implementação do PMMA, sintetizadas no Quadro 1, a seguir.

Quadro 1 – Etapas para a elaboração e implementação do PMMA

<b>Etapa</b>	<b>Subetapas</b>
1 - Preparação para o processo do PMMA	Processo participativo; Grupo de trabalho PMMA; Orientação estratégica prévia; Sensibilização e mobilização dos atores; Programa de trabalho.
2 - Elaboração do PMMA	Diagnóstico da situação atual; Primeira dimensão do diagnóstico: remanescentes de Mata Atlântica; Segunda dimensão do diagnóstico: vetores de desmatamento ou destruição da vegetação nativa; Terceira dimensão do diagnóstico: capacidade de gestão; Quarta dimensão do diagnóstico: planos e programas; Sistematização do diagnóstico; Objetivos, áreas e ações prioritárias; Objetivos específicos PMMA; Áreas prioritárias; Ações prioritárias; PMMA e os demais planejamentos municipais e regionais.
3 - Aprovação	
4 - Implementação	Estratégias de implementação; Monitoramento, avaliação e seleção dos indicadores.

Fonte: Adaptado de Brasil (2017).

A elaboração do PMMA não é obrigatória, embora seja um importante instrumento de planejamento. Assim, o governo federal tomou medidas para divulgação e fomento para elaboração desse Plano, por meio do projeto “Proteção da Mata Atlântica II”, que se caracteriza por três objetivos, a proteção, a recuperação e o manejo sustentável do bioma (GAUDERETO; AGUIAR; GALLARDO, 2017).

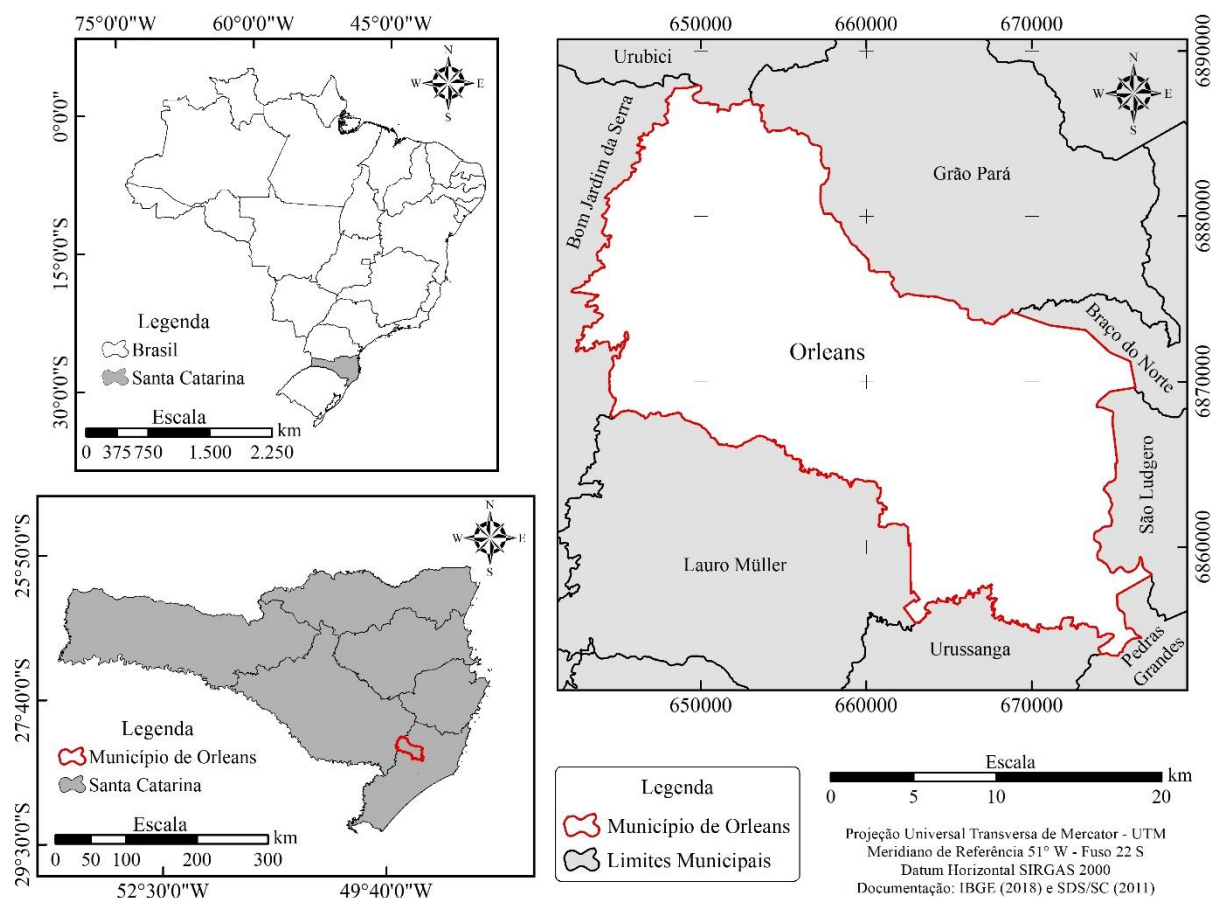
### 3 METODOLOGIA

Esse capítulo contém uma caracterização do clima, precipitação, temperatura, vegetação, relevo, também algumas características gerais e históricas município de Orleans, área de estudo deste trabalho. São apresentados ainda os produtos e suas características, além dos métodos e parâmetros utilizados no processamento e validação dos dados.

#### 3.1 LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

Localizado geograficamente no Sul do estado de Santa Catarina, entre as Latitudes  $28^{\circ} 07' 32''$  e  $28^{\circ} 26' 02''$  Sul e as Longitudes  $49^{\circ} 33' 04''$  e  $49^{\circ} 11' 27''$  Oeste, o município de Orleans possui  $549,307 \text{ km}^2$  de área territorial. Tem como municípios limítrofes Bom Jardim da Serra, Urubici, Grão Pará, Braço do Norte, São Ludgero, Pedras Grandes, Urussanga e Lauro Müller, como pode ser observado na Figura 2.

Figura 2 – Localização do município de Orleans - SC



Fonte: Autor (2019).

As terras que compreendem o município de Orleans, eram ocupadas pelo grupo indígena Xokleng, caracterizados por serem caçadores e coletores, com relação estreita ao ambiente em que viviam (CAMPANILI; SCHAFFER, 2010; BRIGHENTI, 2012). A partir de 1880, com a implantação da Colônia Grão Pará e a chegada de imigrantes houveram conflitos que praticamente dizimaram as tribos existentes (LOTTIN, 1998).

A Colônia Grão Pará surgiu após o casamento da Princesa Isabel, filha do imperador D. Pedro II, com o Conde d'Eu. A escolha da área para a implantação da colônia, foi em decorrência da descoberta de carvão mineral e de um projeto para a construção de uma ferrovia, que mais tarde viria a ser chamada Estrada de Ferro Dona Tereza Cristina (LOTTIN, 2004).

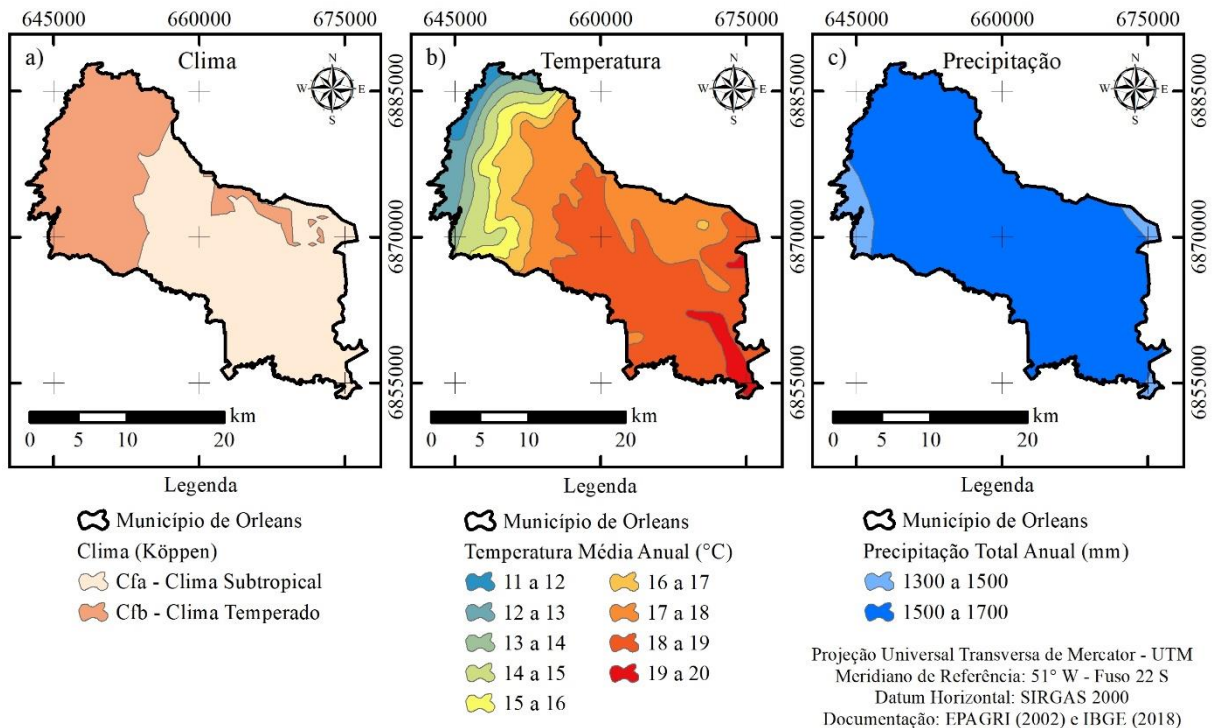
As terras da Colônia Grão Pará foram divididas em lotes aos colonos europeus e nacionais, sendo que a distribuição se dava a partir de ambas as margens do rio, ao longo do vale formado pelo principal curso d'água (LOTTIN, 1998). O autor afirma que parte do lote recebido pelo colono já estava desmatado, sem que fosse deixada uma faixa de vegetação nas margens dos cursos d'água. De acordo com Dall'Alba (2003), em cada lote, uma área de 3000 m<sup>2</sup> de mata deveria estar derrubada, sendo responsabilidade do colono, ampliar a área desmatada para expandir as áreas de cultivo, abrir estradas e construir sua moradia.

Ao longo do tempo, a população do município de Orleans, passou por um aumento de 77,04% entre os anos de 1940 e 2019, segundo dados do IBGE (2010; 2019). Esse crescimento populacional, se deve em parte, as diversificações econômicas do município, com o desenvolvimento da agropecuária, da indústria e do setor de serviços, conforme apontam os estudos de Lottin (1998; 2004), Boeing (2009) e Nicoladelli (2011), sendo responsáveis por atrair imigrantes dos municípios vizinhos.

No que se refere ao clima, segundo classificação de Köppen, Orleans está inserido no grupo C Mesotérmico, do tipo úmido sem estação seca definida, estando dividido entre os subtipos Cfa e Cfb (Figura 3a). O subtipo Cfa é de clima subtropical, com temperaturas inferiores a 18°C no mês mais frio e superiores a 22°C no mês mais quente, geadas pouco frequentes e verões quentes com tendência de concentração de chuvas. Já o subtipo Cfb, caracteriza-se pelo clima temperado, com temperatura média abaixo de 18°C no mês mais frio e superior a 22°C no mês mais quente e apresenta verões frescos (PANDOLFO et al., 2002).

Orleans apresenta temperatura média anual variando entre 11 e 20°C, com distribuição espacial ilustrada na Figura 3b. Essa distribuição está diretamente relacionada com a variação altimétrica, sendo as maiores temperaturas registradas nas baixas elevações (sudeste do município) e as menores temperaturas registradas em altitudes elevadas (noroeste do município) (PANDOLFO et al., 2002).

Figura 3 – Tipos climáticos, temperatura média anual e pluviosidade total anual de Orleans



Fonte: Autor (2019).

Sua precipitação total anual varia entre 1300 e 1700 mm, com predomínio no intervalo entre 1500 e 1700 mm (Figura 3c) (PANDOLFO et al., 2002). A pluviosidade de Orleans pode ser explicada pela existência de alguns fatores, dentre eles a atuação das frentes frias, responsável pela formação de chuvas frontais, principalmente no inverno e na primavera. Além disso, há influência da circulação marítima, que traz ventos úmidos do oceano, até as encostas da Serra Geral, favorecendo a ocorrência de chuvas orográficas. No verão, por conta do aumento das temperaturas, ocorrem chuvas convectivas (MONTEIRO; SILVA, 2016).

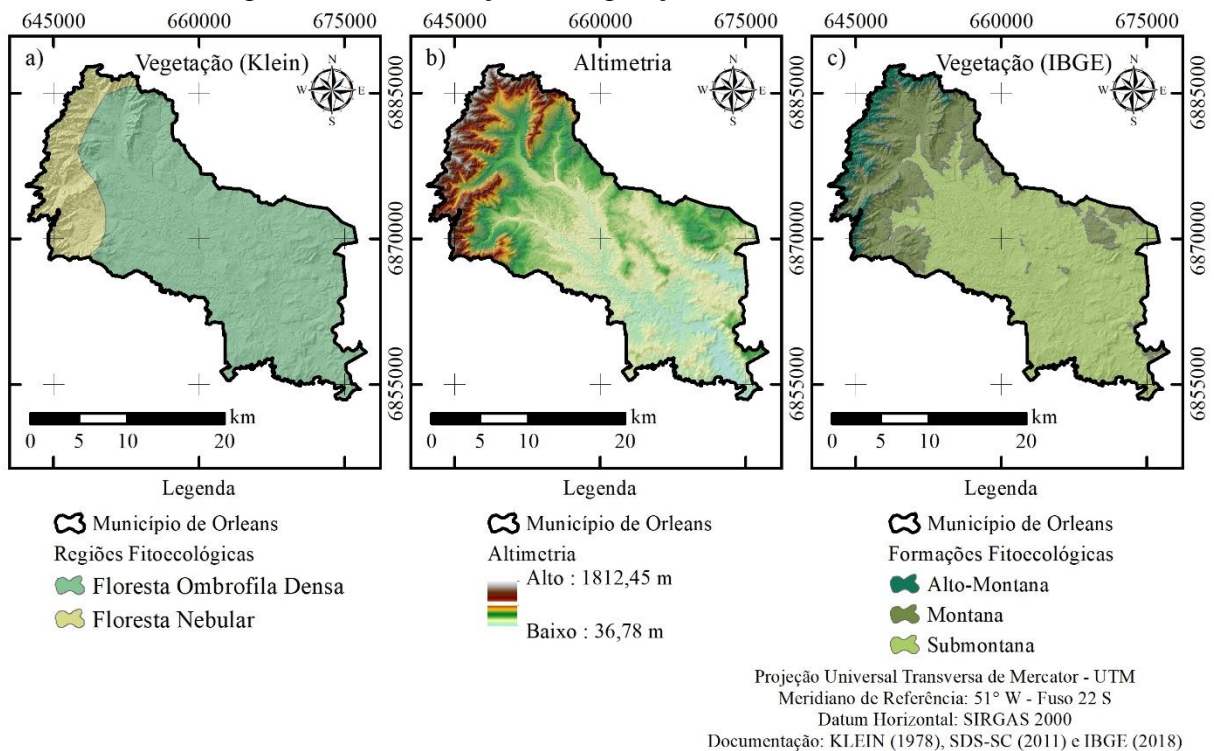
O município de Orleans, é coberto, em sua totalidade pelo bioma da Mata Atlântica, assim como o estado de Santa Catarina. Este bioma se estendia por uma área aproximada de 1.300.000 km<sup>2</sup>, pela costa brasileira, entre os estados do Rio Grande do Norte e do Rio Grande do Sul. (CAMPANILI; SCHAFFER, 2010). Essa grande variação latitudinal confere ao bioma uma significativa biodiversidade e o desenvolvimento de espécies endêmicas (ELIAS; PADILHA; SANTOS, 2016).

A área correspondente a Mata Atlântica abriga a maior parte da população brasileira, sendo esta uma das maiores causas para a devastação deste bioma, por conta da urbanização e da atividade industrial (ELIAS; PADILHA; SANTOS, 2016). Por esta razão, a Mata Atlântica é considerada um *hotspot*, ou seja, apresenta pelo menos 1.500 espécies endêmicas de plantas e perdeu mais de 75% de sua vegetação original (CAMPANILI;

SCHAFFER, 2010). Desta forma, os *hotspots* são consideradas áreas prioritárias para conservação.

O bioma da Mata Atlântica, em Santa Catarina, foi dividido por Klein (1978), em sete formações fitogeográficas: Campos Naturais, Floresta Estacional Decidual, Floresta Ombrófila Densa, Floresta Ombrófila Mista, Floresta de Faxinais, Floresta Nebular e Vegetação Litorânea (manguezal e restinga). Destas formações, duas são encontradas no município de Orleans: a Floresta Ombrófila Densa e a Floresta Nebular (Figura 4a).

Figura 4 – Classificação da vegetação e altimetria de Orleans



Fonte: Autor (2019).

A Floresta Ombrófila Densa, recobre a maior parte do território de Orleans. A mesma é formada por árvores altas, de 25 a 30 metros, com copas entrelaçadas, perenefoliadas, comumente latifoliadas e com desenvolvimento em ambientes muito úmidos (LEITE; KLEIN, 1990; FERNANDES, 2003; VEADO; PIMENTA, 2016). Em razão da ação antrópica, grande parte da Floresta Ombrófila Densa foi substituída por atividades agropecuárias, áreas urbanas e industriais, restando, em sua maioria, remanescentes florestais em estágio secundário de regeneração (LINGNER et al., 2015).

Nos limites de Orleans, com os municípios de Urubici e Bom Jardim da Serra, localiza-se a Floresta Nebular. Esta formação se desenvolve em altitudes superiores a 1.000 metros, nas encostas da Serra Geral, composta por árvores pouco desenvolvidas, muito densa,

com troncos e galhos repletos de musgos e epífitas, quase sempre coberta por uma densa neblina (VEADO; PIMENTA, 2016).

O IBGE (2012), dividiu a Floresta Ombrófila Densa em cinco formações fitoecológicas distintas, ordenadas segundo a hierarquia topográfica, que condiciona fisionomias diferentes, de acordo com as variações das faixas altimétricas: Formação Aluvial, de 0 a 5 metros; Formação das Terras Baixas, de 5 a 30 metros; Formação Submontana, de 30 a 400 metros; Formação Montana, de 400 a 1000 metros e Formação Alto-Montana, acima de 1000 metros.

Devido à grande variação altimétrica de Orleans, entre 36,78 a 1812,45 metros, são identificadas três formações fitoecológicas (Figura 4b). Conforme a Figura 4c, nas terras mais baixas do município, entre 36,78 e 400 metros, predomina a Formação Submontana, ocupando 356,082 km<sup>2</sup> (64,82%). Adami e Cunha (2014) caracterizam esta formação com árvores maiores de 25 metros de altura, com fixação de outras espécies de plantas, como as epífitas. Para as autoras, a Formação Submontana foi muito afetada pelo extrativismo de madeira, desenvolvimento de atividades agrícolas e cidades, e onde ainda existe pode ser classificada como secundária.

Entre as terras mais baixas e as escarpas da Serra Geral, mais especificamente entre 400 a 1000 metros, está presente a Formação Montana, ocupando 152,780 km<sup>2</sup> (27,81%). Esta Formação é composta por árvores desenvolvidas sobre solos mais rasos e bem drenados, em relevo mais abrupto, com árvores de até 20 metros de altura, rica em espécies de árvores, arvoretas e epífitas (ADAMI; CUNHA, 2014).

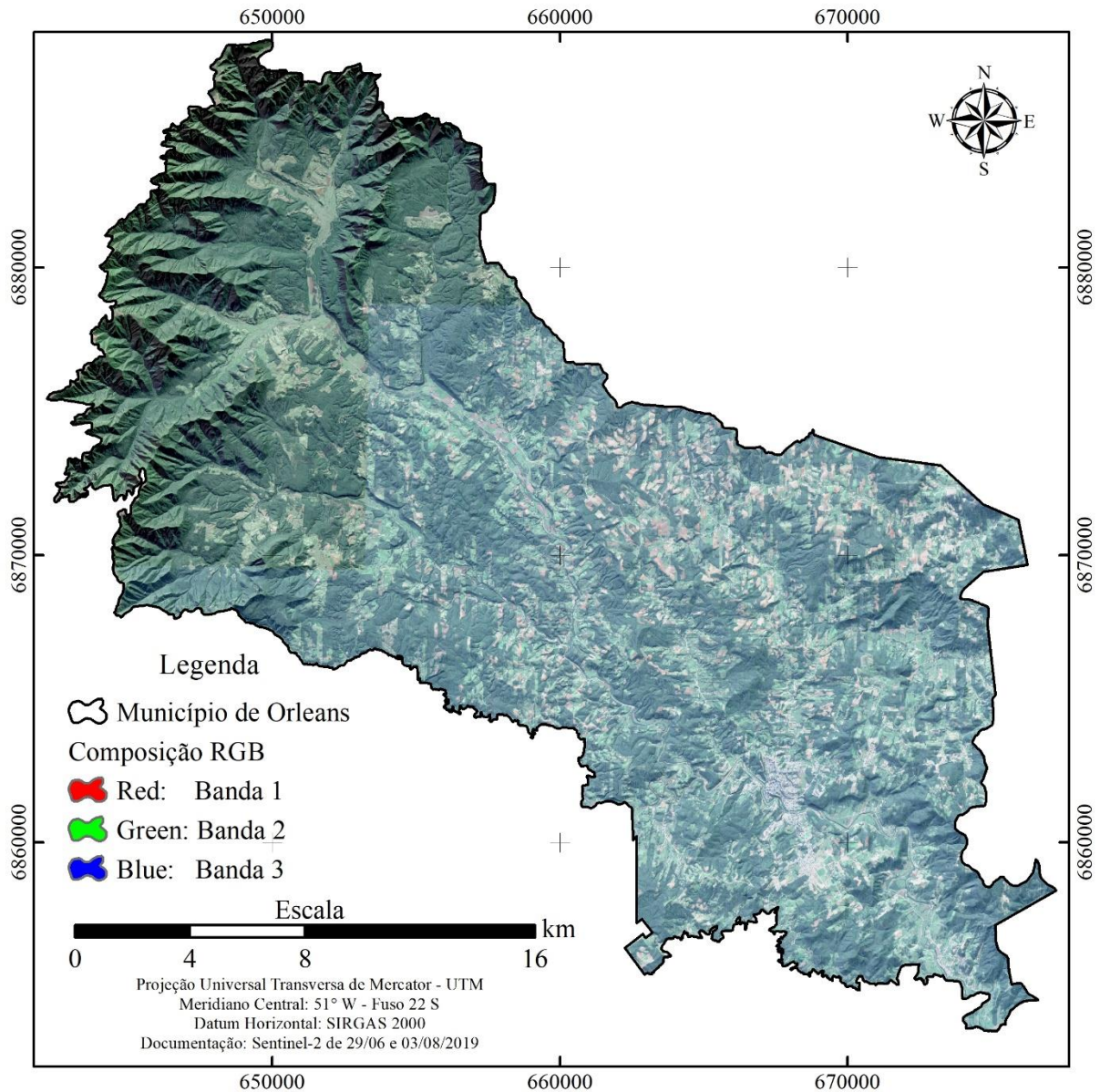
Nas regiões mais elevadas do município, em altitudes superiores a 1000 metros, encontra-se a Formação Altomontana. Esta Formação é caracterizada por árvores de porte herbáceo e arbustivo, desenvolvidas sobre solos muito rasos, adaptadas à pouca retenção de umidade e a grande variação térmica (ADAMI; CUNHA, 2014). Essa formação abrange 40,445 km<sup>2</sup> ou 7,36% do município de Orleans.

Com relevo acidentado, Orleans possui muitas colinas, encostas íngremes além de vales encaixados, sendo classificado como “mar de morros” por Ab’Sáber (2003), apresentando feições predominantemente com topos arredondados. Com hidrografia abundante, Orleans tem o rio Tubarão como o mais importante em seu território.

O município de Orleans apresenta amplas áreas cobertas por vegetação, em especial na encosta da Serra Geral, como pode ser observado na Figura 5. Orleans possui também extensas áreas com atividade agropecuária, principalmente pastagens e cultivos agrícolas,

muitas delas com sistemas de cultivo tradicionais, resultado disso são grandes áreas de solo exposto.

Figura 5 – Ortoimagem do município de Orleans



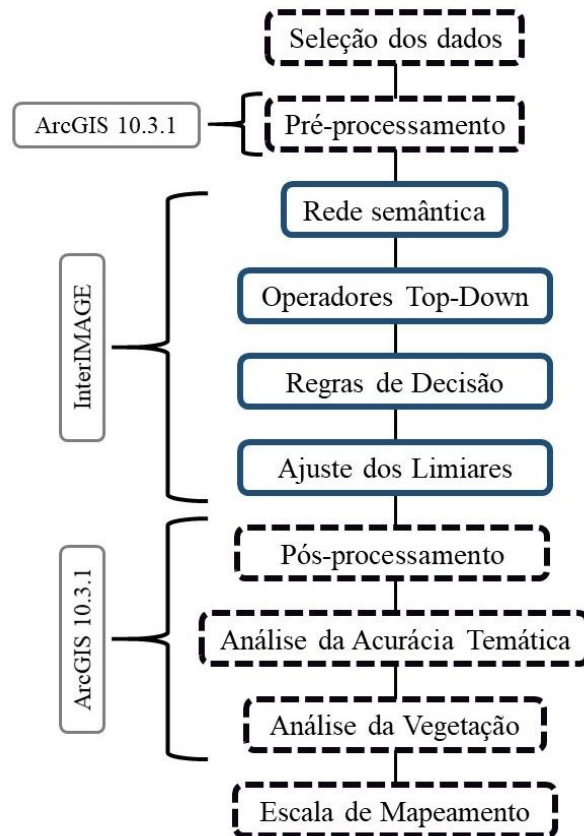
Fonte: Autor (2019).

### 3.2 MATERIAIS E MÉTODOS

Os procedimentos metodológicos adotados nesse estudo seguem o fluxograma apresentado na Figura 6, sendo detalhada na sequência cada uma das etapas.



Figura 6 – Fluxograma de trabalho



Fonte: Autor (2019).

### 3.2.1 Materiais

Para realização do estudo, foram utilizadas imagens do sistema sensor Sentinel-2, disponibilizadas gratuitamente pela Agência Espacial Europeia (ESA) por meio do site Copernicus. A missão Sentinel-2 tem como objetivos adquirir imagens multiespectrais globais e sistemáticas de alta resolução e com alta periodicidade, dar continuidade as séries de imagens multiespectrais dos sistemas sensores SPOT e LANDSAT e obter dados de observação para uma nova série de produtos como mapas de uso e cobertura, detecção de mudanças e variáveis geofísicas. Os dois satélites da missão (Sentinel-2A e Sentinel-2B) dispõem de sensor MSI (*MultiSpectral Instrument*) que adquire 13 bandas espectrais, sendo quatro com 10 metros, seis com 20 metros e três com 60 metros de resolução espacial, além de cinco dias de resolução temporal (ESA, 2015).

Foram utilizadas as bandas B02 (Blue), B03 (Green), B04 (Red) e B08 (NIR) da cena 22JFP cujos parâmetros de resoluções são especificados na Tabela 1, e nível de processamento 1C. Conforme a ESA (2015), tratam-se de ortoimagens com projeção UTM e

registradas ao Datum WGS84, com medidas radiométricas de refletância *Top Of Atmosphere* (TOA), ou seja, refletância no topo da atmosfera.

Tabela 1 - Especificações técnicas das bandas do sensor MSI utilizadas

Nº da banda	Banda	Comprimento de onda central (nm)	Largura de banda (nm)	Resolução espacial (m)	Resolução radiométrica
B02	Blue	492,1	66	10	
B03	Green	559,0	36	10	
B04	Red	664,9	31	10	12 bits
B08	NIR	832,9	106	10	

Fonte: Adaptado de ESA (2015).

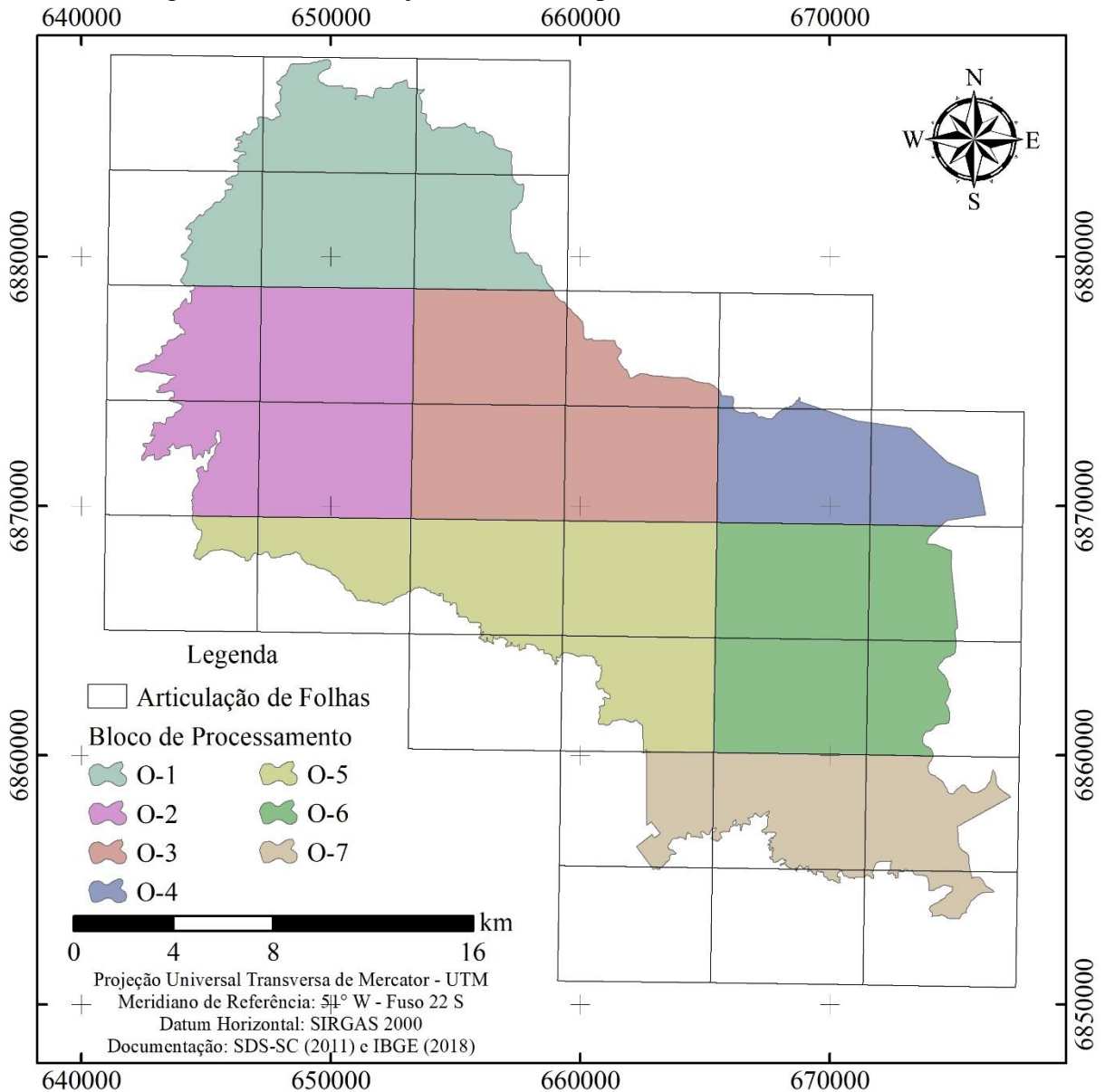
Em virtude da constante e grande cobertura de nuvens na área de estudo, sobretudo em imagens recentes, se fez necessário utilizar imagens de duas datas distintas para o recobrimento total da área sem presença de nuvens, sendo as imagens datadas de 29 de junho e 03 de agosto de 2019.

### 3.2.2 Processamento das Imagens

Após a definição das imagens de trabalho, as mesmas passaram por etapas de pré-processamento, que foram realizadas no software ArcGIS 10.3.1, licenciado pela Universidade do Extremo Sul Catarinense. Nessa etapa as bandas foram recortadas tendo como limite um *buffer* de vinte metros do limite do município de Orleans, equivalente a dois pixels, o que garante o recobrimento perfeito de toda a área. Em seguida as bandas passaram por conversão do tipo de pixel de inteiro não assinado para ponto flutuante. Esse procedimento é necessário para que o resultado dos índices também tenha formato ponto flutuante, comportando assim valores inteiros e decimais. As bandas foram então compostas em uma única imagem com a seguinte combinação R4/G3/B2/NIR8.

Em virtude do tamanho da área de estudo (549,307 km<sup>2</sup>) e também do número de pixels que o software InterIMAGE, utilizado para análise consegue processar com um bom desempenho, o município de Orleans foi subdividido em sete blocos de processamento, O-1, O-2, O-3, O-4, O-5, O-6 e O-7, conforme ilustra a Figura 7, de modo que nenhum bloco tivesse mais de 100 km<sup>2</sup> ou 1 milhão de pixels. Para tal, utilizou-se como base a articulação de folhas na escala 1:10.000 conforme a Carta do Mundo ao Milionésimo.

Figura 7 – Sistematização das áreas de processamento de Orleans - SC



Fonte: Autor (2019).

As imagens compostas foram recortadas utilizando sempre um *buffer* de vinte metros dos blocos de processamento, de modo a evitar falhas entre os blocos. Em virtude da cobertura de nuvens, para os blocos O-1 e O-2 foram utilizadas imagens do dia 03/08/2019, já para os demais blocos foram utilizadas imagens de 29/06/2019.

A análise das imagens foi realizada no software InterIMAGE, sendo um sistema de interpretação de imagens livre e de código aberto, desenvolvido pelo Laboratório de Visão Computacional da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro e pela Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Baseado no sistema GeoAIDA, o InterIMAGE herdou funcionalidade básicas e conta com novas funcionalidades,

como novas funções de regras de decisão, possibilitando a construção de modelos de conhecimento (COSTA et al., 2008).

Segundo Ferreira (2015), a interpretação do InterIMAGE se baseia em uma rede semântica, que representa hierarquicamente os conceitos das classes de uma imagem. Nessa rede, os conceitos do mundo real são representados pelos nós, já os arcos representam as relações existentes entre os nós. Para cada nó, é possível associar um operador *top-down* (TD) e um operador *bottom-up* (BU). A interpretação ocorre em duas etapas, na primeira ocorre do topo da rede para baixo (TD), criando hipóteses sobre os objetos, já a segunda é realizada da base para o topo da rede (BU), resolvendo conflitos existentes, pois um mesmo objeto pode ser associado a mais de uma classe na primeira etapa.

No software InterIMAGE, foram criados dois projetos novos para cada bloco, sendo um para o índice NDVI e outro para o índice  $CO_2Flux$ , definindo como imagem padrão o recorte da composição de bandas do respectivo bloco. A rede semântica estabelecida para a análise é ilustrada na Figura 8, sendo utilizada a mesma rede semântica para a análise com os dois índices espectrais.

Figura 8 – Rede semântica estabelecida



Fonte: Autor (2019).

A rede semântica estabelece três classes para o mapeamento, sendo elas: sombra, vegetação e não vegetação. Entende-se aqui por vegetação, a vegetação arbórea de médio e grande porte, seja ela composta por espécies nativas ou exóticas, comumente utilizadas para cultivos silvícolas. Ainda que um dos objetivos do trabalho seja a identificação dos cultivos silvícolas, testes e análises com diferentes redes semânticas e regras de decisão demonstraram que a metodologia não seria capaz de dissociar esses cultivos da vegetação nativa, pois em ambos os índices essas classes compartilham de valores em comum.

Ao nó sombra, foi definido o operador TD TA\_Arithmetic conforme parâmetros ilustrados para os blocos O-1 e O-2 (Figura 9a), e para os blocos O-3, O-4, O-5, O-6 e O-7 (Figura 9b), sendo que a expressão utilizada retorna a média das refletâncias de todas as bandas. Destaca-se que os blocos com imagens da mesma data utilizam os mesmos parâmetros, sendo utilizado limite máximo superior maior para as imagens do mês de agosto. Essa diferença no

sombreamento das imagens pode estar relacionada ao ângulo de incidência e intensidade da radiação solar.

Figura 9 – Parâmetros do operador TA\_Arithmetic

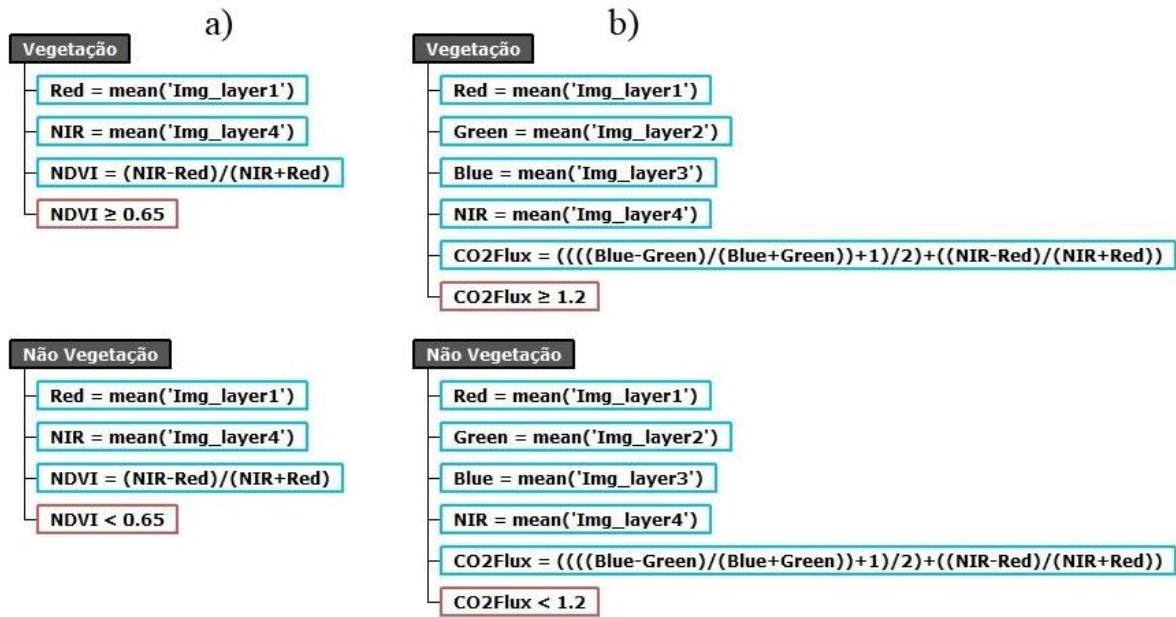
TopDown			TopDown		
a) Input Image	Img	a)	a) Input Image	Img	b)
b) Threshold Min	0		b) Threshold Min	0	
c) Threshold Max	60		c) Threshold Max	80	
d) Polygons Min Area	5		d) Polygons Min Area	5	
e) Dummy Value (no data)			e) Dummy Value (no data)		
f) Arithmetic Expression	$(R0:0+R0:1+R0:2+R0:3)/4$		f) Arithmetic Expression	$(R0:0+R0:1+R0:2+R0:3)/4$	
g) Morphological Filter Iterations	1		g) Morphological Filter Iterations	1	
h) Reliability	0.2		h) Reliability	0.2	
i) Non-Class name	Não Sombra		i) Non-Class name	Não Sombra	

Fonte: Autor (2019).

Para os nós vegetação e não vegetação da rede semântica, utilizou-se o operador TD de segmentação TA\_Baatz\_Segmenter, proposto por Baatz e Schäpe (2000), responsável por realizar a segmentação da imagem, agrupando os pixels que compõe um objeto. Para tal, foram utilizadas as quatro bandas da composição com peso 1, além dos valores: *compactness weight* 1, *color weight* 1, *scale parameter* 150, *reliability* 0,5 e *euclidean distance threshold* 20.

Para classificar os objetos segundo as classes vegetação e não vegetação, foram definidas regras de decisão TD para os dois nós da rede semântica. Nas regras foram definidas as bandas utilizadas, calculado o índice espectral e estabelecido um limiar de seleção. As Figuras 10a e 10b ilustram as regras de decisão utilizadas para a classificação pelos índices NDVI e  $CO_2Flux$  respectivamente, para os blocos O-1 e O-2. Os demais blocos utilizaram as mesmas regras de decisão, entretanto com diferentes limiares de seleção, 0,63 para NDVI e 1,18 para  $CO_2Flux$ . Além dos fatores de incidência solar, nesse caso, as características de uso e cobertura da terra pode ter influência sobre os limiares de seleção.

Figura 10 – Regras de decisão *top-down* para os blocos O-1 e O-2



Fonte: Autor (2019).

Os produtos gerados foram exportados no formato *shapefile*, sendo necessário definir o sistema de projeção das imagens, uma vez que os resultados gerados pelo InterIMAGE são exportados sem sistema de projeção. Em seguida foram recortados pelos limites dos seus blocos e então unidos de acordo com o índice utilizado para a classificação.

### 3.2.3 Análise da Acurácia

A avaliação da acurácia temática de um mapa exige que um número adequado de amostras de referência por classe seja coletado para garantir que a avaliação seja estatisticamente válida. Quando a avaliação utiliza uma matriz de confusão, não se trata apenas de saber se o mapa está correto ou incorreto em cada amostra de referência, mas saber qual o erro, ou quais categorias do mapa estão sendo confundidas (CONGALTON; GREEN, 2008).

Congalton (1988; 1991), avalia algumas equações para determinar o número de pontos de referência, avaliando que embora resultem em tamanhos de amostras suficientes para calcular a precisão geral, na maioria das vezes não são apropriados para representação em matriz de confusão. O autor sugere então que sejam utilizadas no mínimo 50 amostras de referência por categoria para áreas inferiores a 400 km<sup>2</sup> e menos de 12 categorias. Nos demais casos, entre 75 e 100 amostras de referência é estatisticamente válido e suficientes para representar a confusão do mapa.

Em razão da baixa complexidade espacial, para avaliação da acurácia temática, foram utilizados 225 pontos de referência, sendo 75 pontos por classe temática. Para cada mapa

foi gerado uma malha distinta de pontos, sendo distribuídos de forma aleatória e estratificada conforme sugere Congalton (1988), além disso, estabeleceu-se uma distância mínima de 250 metros entre os pontos, para melhorar a distribuição dos pontos, evitando amostras muito próximas. As malhas de pontos foram geradas por meio da ferramenta *Create Random Points* do ArcGIS.

Os pontos de referência foram avaliados por fotointerpretação, tendo como base a imagem utilizada no processamento. Cada ponto recebeu um código de identificação conforme a classe identificada, sendo possível cruzar os pontos de referência com os mapas, usando assim a ferramenta *Spatial Join* do ArcGIS. A partir disso, analisou-se a frequência entre os dados de referência e os dados classificados, com o uso da ferramenta *Frequency*, também do mesmo software.

Com os dados de frequência foi montada a Matriz de Confusão, ou também denominada Matriz de Erro de cada um dos mapas temáticos, sendo posteriormente utilizada como base para análises estatísticas analíticas e descritivas, conforme sugerem Suarez e Candeias (2012). Para Congalton (1991), a Matriz de Confusão é uma das técnicas mais utilizadas na avaliação da acurácia temática de classificações.

Uma Matriz de Erro é uma matriz quadrada de números definidos em linhas e colunas, que expressa o número de unidades de amostras atribuídas a uma classe específica de um mapa, em relação ao número de unidades amostrais atribuídas a uma classe específica, em outro mapa. Na maioria dos casos um desses mapas é considerado correto, ou seja, dado de referência, sendo esses geralmente representados nas colunas, enquanto as linhas representam os dados do mapa classificado (CONGALTON; GREEN, 2008).

A partir da matriz de confusão foi possível calcular alguns parâmetros de acurácia, entre eles o índice de Exatidão Global, uma estatística descritiva proposta por Helldén (1980), que conforme Congalton e Green (2008), pode ser calculado dividindo a soma das amostras corretamente classificadas, localizadas na diagonal principal da matriz, pelo total unidades da amostra.

De maneira similar, é possível também calcular parâmetros de acurácia individual das classes temáticas. A Acurácia do Produtor é calculada dividindo o número de amostras corretamente classificadas de uma classe pelo somatório da coluna dessa classe, e representa a probabilidade de um ponto do mapa ser corretamente classificado, sendo também uma medida do erro de omissão. Por outro lado, ao dividirmos o número de amostras corretamente classificadas pelo somatório da linha dessa classe, temos a Acurácia do Usuário ou confiabilidade, que indica a probabilidade de um ponto classificado no mapa representar aquela

classe em campo, apontando também o erro de inclusão dessa categoria (SUAREZ; CANDEIAS, 2012).

Além do índice de Exatidão Global, a acurácia total da classificação pode ser avaliada pelo índice Kappa, que avalia a proporção de concordância. Diferente do primeiro, esse utiliza todos os elementos da Matriz de Confusão (COHEN, 1960).

Para Congalton (1988), a Matriz de Confusão é importante não apenas pelas informações que produz, mas também por servir como base para técnicas discretas de análise multivariada, uma vez que essas são técnicas adequadas, já que os dados de classificação são discretos e não contínuos.

O índice Kappa, proposto por Cohen (1960), trata-se de uma técnica discreta multivariada, sendo expressa pela equação 5:

$$K = \frac{P_O - P_{CO}}{1 - P_{CO}} \quad (5)$$

Em que:  $K$  = coeficiente de concordância Kappa;

$P_O = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N}$ , representando a porção de pontos de referência concordantes;

$P_{CO} = \frac{\sum_{i=1}^M n_{i+} n_{+i}}{N^2}$ , representando a porção de pontos atribuídos ao acaso.

Sendo  $N$  = número total de pontos da matriz de confusão;  $n$  = elemento da matriz de confusão;  $n_{ii}$  = elementos da diagonal principal da matriz de confusão;  $n_{i+}$  = somatório da linha para dada classe temática;  $n_{+i}$  = somatório da coluna para dada classe temática.

Além de avaliar a Matriz de Confusão como um todo, é possível calcular a concordância de cada categoria do mapa temático usando o coeficiente Kappa Condicional, que segue os mesmos princípios do coeficiente para avaliação global (CONGALTON; GREEN, 2008). O Kappa Condicional pode ser calculado pela equação 6:

$$K_C = \frac{nn_{ii} - n_{i+} n_{+i}}{nn_{i+} - n_{i+} n_{+i}} \quad (6)$$

Para avaliar estatisticamente qual dos índices foi mais eficiente no mapeamento da vegetação, foi aplicado o teste Z, sugerido por Congalton e Green (2008). Conforme os autores, por meio desse teste é possível comparar dois analistas, um mesmo analista ao longo do tempo, dois algoritmos, dois tipos de imagens ou mesmo duas datas de imagens, e avaliar qual alcança maior precisão. O teste Z é calculado conforme equação 7:

$$Z = \frac{k_2 - k_1}{\sqrt{\sigma_{k_2}^2 + \sigma_{k_1}^2}} \quad (7)$$

No presente estudo  $K_1$  = índice Kappa da classificação com NDVI,  $K_2$  = índice Kappa da classificação com  $CO_2Flux$  e  $\sigma^2$  = variância do índice Kappa.



### 3.2.4 Análise da Presença de Fragmentos

Após a avaliação da acurácia, o mapeamento com os maiores coeficientes de concordância, foram utilizados para analisar a presença de remanescentes de vegetação em cada formação fitoecológica de vegetação encontrada na área de estudo, bem como nas áreas de proteção. Para Bensusan (2006) entende as áreas protegidas muitas vezes como sinônimo de unidades de conservação, mas também muitas vezes como conjuntos de espaços geográficos protegidos mais amplos, nesse caso, sem a obrigatoriedade de chancelas por órgãos governamentais.

Desse modo, foram definidas as seguintes áreas protegidas no município de Orleans: Parque Estadual da Serra Furada, Parque Nacional de São Joaquim, Áreas de Proteção Ambiental da Bacia do Rio Novo e seus Afluentes, Reservas Legais e Área de Preservação Permanente (APP) de Nascentes, Declividade, Topo de Morro e Cursos de Água.

Para os parques foram utilizados os limites oficiais, conforme previsto em lei, já para a APA, utilizou-se o limite da bacia hidrográfica, também conforme a lei de criação da mesma. Para as reservas legais, foram utilizados arquivos declaratórios do Cadastro Ambiental Rural (CAR), disponíveis no sistema Sicar até o dia 24 de outubro de 2019. Utilizou-se ainda os arquivos de APPs previamente gerados pela equipe do Laboratório de Planejamento e Gestão Territorial (LabPGT) da Universidade do Extremo Sul Catarinense, seguindo os parâmetros estabelecidos pelo código florestal.

O tratamento e compatibilização dos dados foi realizado no software ArcGIS 10.3.1, realizando também os cruzamentos dos mapas das formações fitoecológicas e de áreas de proteção com o mapa de vegetação, bem como tabulação e análise das respectivas áreas.

### 3.2.5 Determinação da Escala de Mapeamento

A fim de conhecer a escala de mapeamento e avaliar se a mesma atende a escala mínima de 1:50.000, especificada no Artigo 43 do Decreto Federal nº 6.660/2008, os produtos cartográficos foram avaliados conforme o nível de generalização cartográfica adotado, com objetivo de estabelecer a escala de mapeamento.

Conforme Sampaio e Brandalize (2018), as bases cartográficas são modelos generalizados, simplificações da realidade, em que o nível de generalização concerne sobre a adequação da geometria das feições à escala de mapeamento. Ainda segundo os autores, o nível de generalização está relacionado com a escala sob dois aspectos, a Dimensão Mínima Mapeável (DMM) e a Densidade de Vértices por Unidade Linear (DVUL).

A DMM para vegetação é estabelecida pela ET-ADGV de 2018, tendo valor de 25 mm<sup>2</sup> na escala desejada de mapeamento. Já a DVUL considera a qualidade gráfica associada à acuidade visual, sendo estabelecido que vértices com menos de 0,2 mm de distância são percebidos como um mesmo ponto, assim, densidades maiores de vértices é incoerente e dificulta o processamento dos arquivos (SAMPAIO; BRANDALIZE, 2018).

Desse modo, a fim de determinar a escala de mapeamento, foi utilizado o parâmetro de escala adotado na segmentação das imagens, que determina o tamanho médio dos objetos, no valor de 150 pixels. Assim, a dimensão mínima mapeável em escala real foi de 15.000 m<sup>2</sup>. Para avaliar a DVUL considerou-se que a segmentação estabelece vértices apenas nos cantos dos pixels, tendo 10 m de proximidade mínima em escala real.

## 4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nesse capítulo serão apresentados os resultados obtidos na comparação entre os índices espectrais NDVI e  $CO_2Flux$  para o mapeamento de vegetação, resultados da validação dos produtos cartográficos, um panorama da vegetação no município de Orleans e a escala de mapeamento atendida.

### 4.1 ÍNDICES NDVI E $CO_2FLUX$

Na classificação com o uso de ambos os índices fica evidente o predomínio da classe vegetação, representando, com o uso do NDVI 60,24% e com o  $CO_2Flux$  53,29% da área de estudo, uma diferença de quase 7% entre os dois índices. A classe não vegetação é menos abrangente que a anterior, compondo 34,23% da área quando utilizado NDVI e 41,22% com o uso do  $CO_2Flux$ , mais uma vez apresentando diferença de quase 7% entre os índices. A classe sombra apresenta valores muito próximos nos dois casos (Tabela 2).

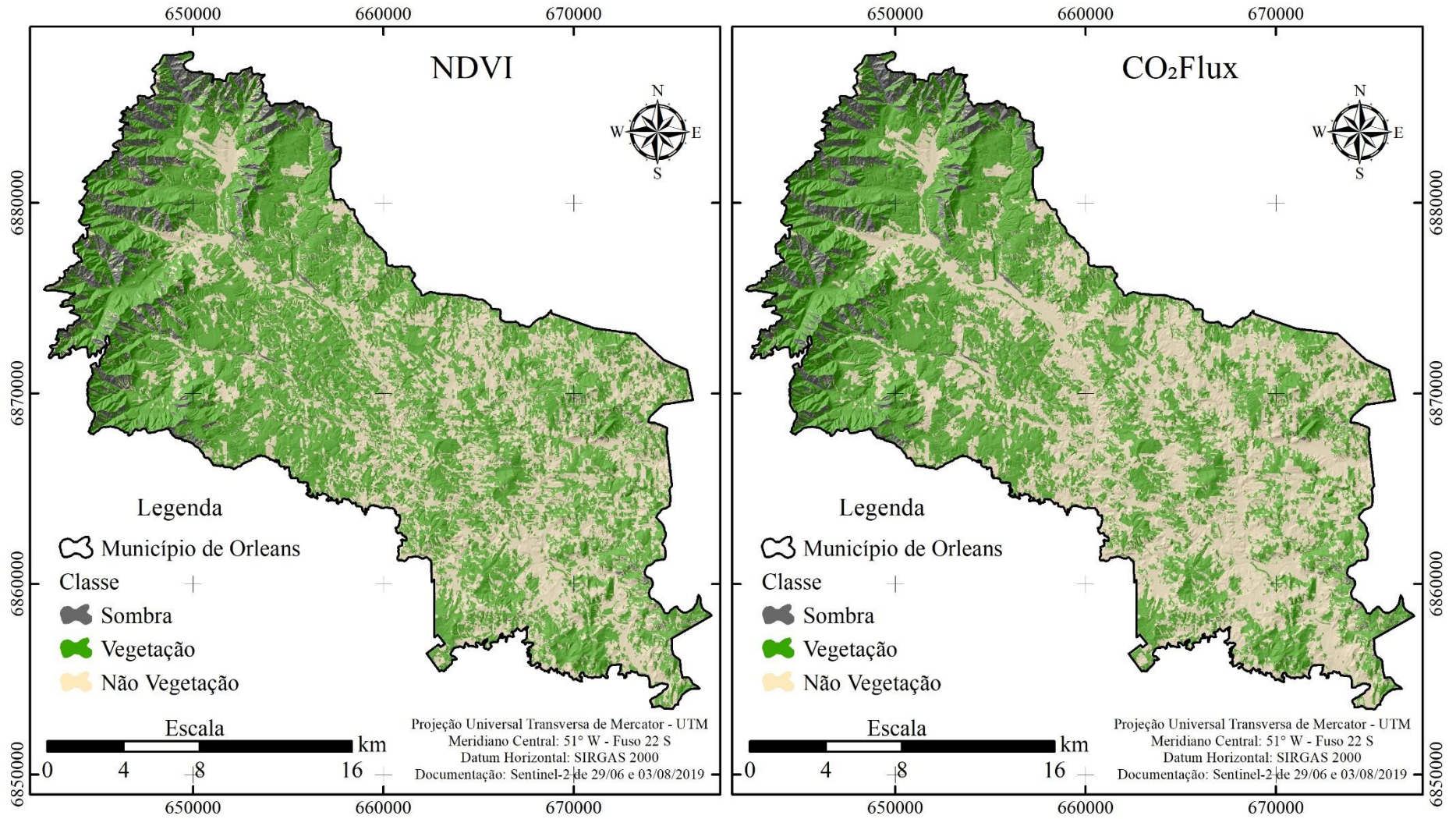
Tabela 2 – Áreas pelos índices NDVI e  $CO_2Flux$

Classe	NDVI		$CO_2 Flux$	
	Área (km <sup>2</sup> )	%	Área (km <sup>2</sup> )	%
Sombra	30,375	5,53	30,130	5,49
Vegetação	330,929	60,24	292,729	53,29
Não Vegetação	188,003	34,23	226,448	41,22
<b>Total</b>	<b>549,307</b>	<b>100,00</b>	<b>549,307</b>	<b>100,00</b>

Fonte: Autor (2019).

As diferenças apontadas anteriormente são perceptíveis na Figura 11, evidenciando que as classificações em certa medida divergem na decisão entre as classes vegetação e não vegetação. É possível verificar ainda que a vegetação se concentra principalmente na encosta da Serra Geral (porção noroeste da área de estudo), onde se encontram as maiores altitudes do município e predominam grandes declividades, e em menor medida nas áreas mais baixas do município, onde o relevo é mais propício a atividade agropecuária.

Figura 11 – Classificações geradas pelos índices NDVI e CO<sub>2</sub>Flux



Fonte: Autor (2019).

Em relação a delimitação dos objetos da imagem, o uso do índice  $CO_2Flux$  resultou em melhor definição da geometria dos objetos das classes vegetação e não vegetação, conforme ilustrado Figura 12. É importante considerar que as segmentações utilizaram os mesmos parâmetros para a classificação com ambos os índices, e, portanto, são idênticas. Desse modo, a melhor definição da geometria dos objetos se dá pela classificação mais assertiva dos segmentos de contorno dos polígonos, principalmente da classe vegetação.

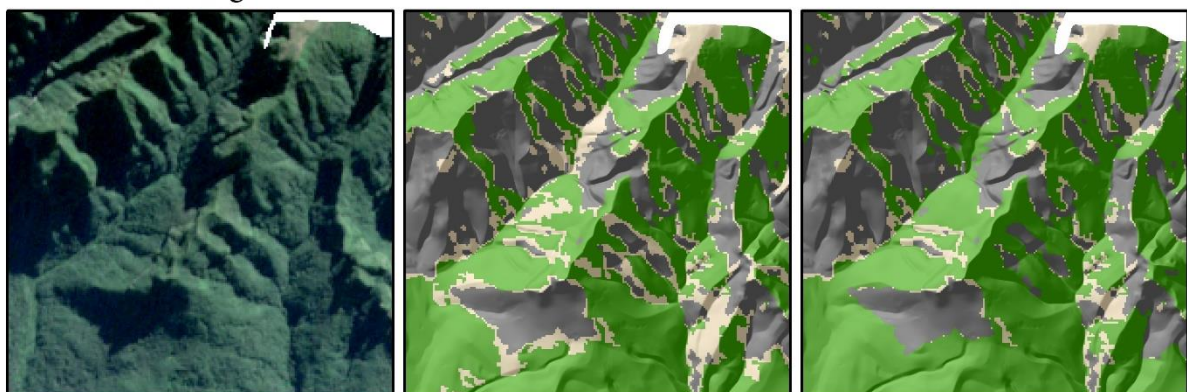
Figura 12 – Diferenças na geometria dos objetos entre os índices NDVI e  $CO_2Flux$



Fonte: Autor (2019).

Ambos os índices apresentaram conflitos nas áreas parcialmente sombreadas, geralmente adjacentes a classe sombra, classificando em muitos casos área de vegetação como não vegetação. Isso ocorre devido à baixa intensidade de refletância, causada em grande medida pela baixa incidência direta de radiação. O produto gerado utilizando  $CO_2Flux$ , embora apresente conflitos, obteve maior consistência na classificação dos entornos das áreas sombreadas em relação ao NDVI (Figura 13).

Figura 13 – Diferenças de mapeamento entre os índices NDVI e  $CO_2Flux$



Fonte: Autor (2019).

A relação entre os mapas temáticos e os dados de referência pode ser representada por meio de matriz de confusão. Na Tabela 3 são apresentadas as matrizes de confusão gerada

a partir dos mapas temáticos e dos 225 pontos de referência utilizados para validação. A diagonal principal da matriz de confusão concentra os pontos em que a classificação foi assertiva ou concordante, já os valores encontrados fora da diagonal principal são pontos em que existe divergência entre dado classificado e dado de referência.

Tabela 3 – Matrizes de confusão das classificações geradas com os índices NDVI e  $CO_2Flux$

NDVI						$CO_2Flux$					
Dado de Referência											
Dado Classificado	Classes	SO	VG	NV	Total	Dado Classificado	Classes	SO	VG	NV	Total
	SO	70	5	0	75		SO	75	0	0	75
	VG	0	58	17	75		VG	0	71	4	75
	NV	0	24	51	75		NV	2	15	58	75
	<b>Total</b>	<b>70</b>	<b>87</b>	<b>68</b>	<b>225</b>		<b>Total</b>	<b>77</b>	<b>86</b>	<b>62</b>	<b>225</b>

SO - Sombra; VG - Vegetação; NV - Não Vegetação

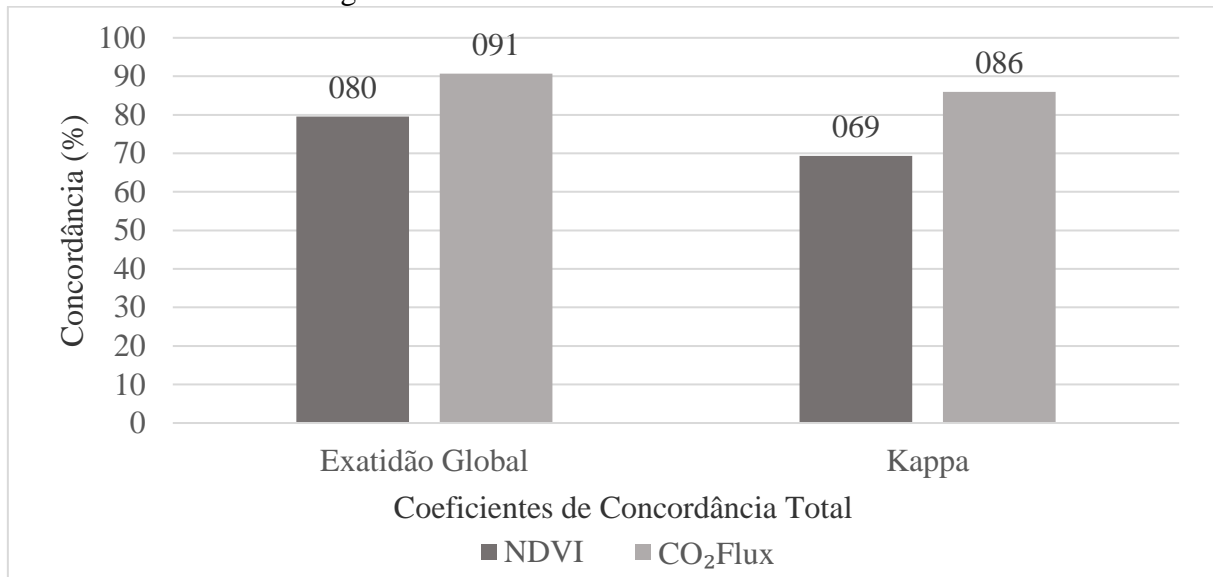
Fonte: Autor (2019).

O produto gerado com o índice NDVI foi assertivo em 179 dos 225 pontos de referência, sendo a classe sombra a que apresentou maior número de acertos (70 dos 75 pontos). Por outro lado, as classes vegetação e não vegetação apresentaram menor número de acertos, 58 e 51 respectivamente, sendo que em 24 pontos aponta a classe vegetação e o dado classificado apresenta a classe não vegetação, e em outros 17 pontos o inverso acontece, totalizando 41 pontos de confusão entre essas classes.

A classificação gerada com o  $CO_2Flux$  apresentou maior assertividade, com 204 estando correta em 204 pontos, com destaque para a classe sombra, com 75 pontos corretos. A classe vegetação teve 71 pontos corretamente classificados e 4 conflitos com a classe não vegetação. Essa, entretanto, teve 58 pontos corretos em relação os dados de referência, tendo 15 conflitos com a classe vegetação e 2 com a classe sombra.

Para avaliar a acurácia das classificações como um todo, foram calculados os coeficientes de concordância total Exatidão Global e índice Kappa, conforme Figura 14. Com o uso do  $CO_2Flux$  obteve-se mais altos coeficientes de concordância total, sendo superior em 11,11% em Exatidão Global e 16,67% no índice Kappa. Observou-se também, que em ambas as abordagens, o índice Kappa apresenta coeficientes de concordância mais baixos em relação a exatidão global. Conforme Cohen (1960), isso pode ocorrer pelo fato de que no cálculo do índice Kappa, são utilizadas todas as células da matriz de confusão, considerando assim também os erros de inclusão e omissão.

Figura 14 – Coeficientes de concordância total



Fonte: Autor (2019).

A confusão existente entre as classes foi avaliada por meio das acurácias do Produtor e do Usuário, conforme a Tabela 4. Utilizando NDVI, a classe sombra apresentou ótimos resultados, com 100% de acurácia do produtor e 93,33% de acurácia do usuário, ou seja, 6,67% de erro de inclusão. As classes vegetação e não vegetação, contudo, foram ambíguas, apresentando acurácias mais baixas e por consequência erros mais expressivos, 33,33% e 25% de erro de omissão e 22,67% e 32% de erro de inclusão respectivamente, resultados considerados substanciais.

Tabela 4 – Acurácia por classe temática

Classe	NDVI		CO <sub>2</sub> Flux	
	AP	AU	AP	AU
Sombra	100,00%	93,33%	97,40%	100,00%
Vegetação	66,67%	77,33%	82,56%	94,67%
Não Vegetação	75,00%	68,00%	93,55%	77,33%

AP - Acurácia do Produtor; AU - Acurácia do Usuário

Fonte: Autor (2019).

A classificação com o índice CO<sub>2</sub>Flux apresentou em geral resultados mais expressivos tanto na acurácia do produtor como do usuário, tendo apenas dois valores abaixo de 90%. A classe sombra teve apenas 2,6% de erro de omissão, seguida da classe não vegetação com 6,45% desse erro, já a classe vegetação teve a menor acurácia do produtor nesse índice, com 82,56%, 15,89% maior que no uso do outro índice. Referente a acurácia do usuário as classes sombra e vegetação apresentam alta acurácia, já a classe não vegetação teve desempenho inferior, com 77,33% de acurácia e 22,67% de erro de inclusão. De modo geral os valores de acurácia por classe com índice CO<sub>2</sub>Flux podem ser considerados muito bons.

Para avaliar a acurácia temática das classes, foi calculado também o Kappa condicional (Tabela 5). A análise dos valores do Kappa condicional aponta em todas as classes diferenças em favor do índice *CO<sub>2</sub>Flux*, chamando atenção a classe vegetação, em que esse índice tem resultado 28,33% superior ao NDVI, já a classe sombra, a diferença é menos expressiva, tem altos valores de Kappa condicional nos dois índices.

Tabela 5 – Kappa condicional por classe temática

Classe	NDVI	<i>CO<sub>2</sub>Flux</i>
Sombra	90,32%	100,00%
Vegetação	63,04%	91,37%
Não Vegetação	54,14%	68,71%

Fonte: Autor (2019).

Em aspectos gerais, o uso do índice *CO<sub>2</sub>Flux* resultou em coeficientes de concordância maiores que o NDVI, demonstrando maior eficiência no mapeamento de vegetação. Realizado teste de hipótese entre os índices Kappa, observou-se que o mapeamento pelos dois índices apresenta diferença extremamente significativa ( $p = 0,000808$  e  $z = -3,35$ ). O teste de hipótese demonstra então que o índice *CO<sub>2</sub>Flux* foi significativamente melhor que o NDVI nesse caso.

#### 4.2 MAPEAMENTO DA VEGETAÇÃO

Para o mapa de vegetação do município de Orleans, adotou-se o mapeamento realizado com o índice *CO<sub>2</sub>Flux*, por apresentar coeficientes de concordância maiores. Em razão das características das áreas da classe sombra, para o mapa de vegetação, as classes sombra e vegetação foram unidas.

Apesar do processo histórico de ocupação antrópica ocorrido na área de estudo, conforme detalham por Lottin (2000; 2004) e Souza (2017), o município de Orleans conta com 322,859 km<sup>2</sup> de cobertura florestal, o equivalente a 58,78% de sua área territorial. A vegetação encontra-se dividida em 1015 manchas com mediana de 0,80 ha, sendo que, mais de 57% das manchas tem menos de 1 ha e mais de 85% tem menos de 5 ha. Apesar do grande número de pequenas manchas, mais de 91% da área coberta por vegetação está concentrada em 17 manchas com mais de 100 ha cada, com destaque para uma mancha com mais de 22.085 ha.

Outros estudos realizados na Mata Atlântica também apontam o predomínio de pequenos fragmentos de vegetação (RIBEIRO et al., 2009; ABDALLA; CRUZ, 2015; DE CONTO et al., 2017; SCUSSEL, 2018). Em estudo realizado por De Conto et al., (2017) na

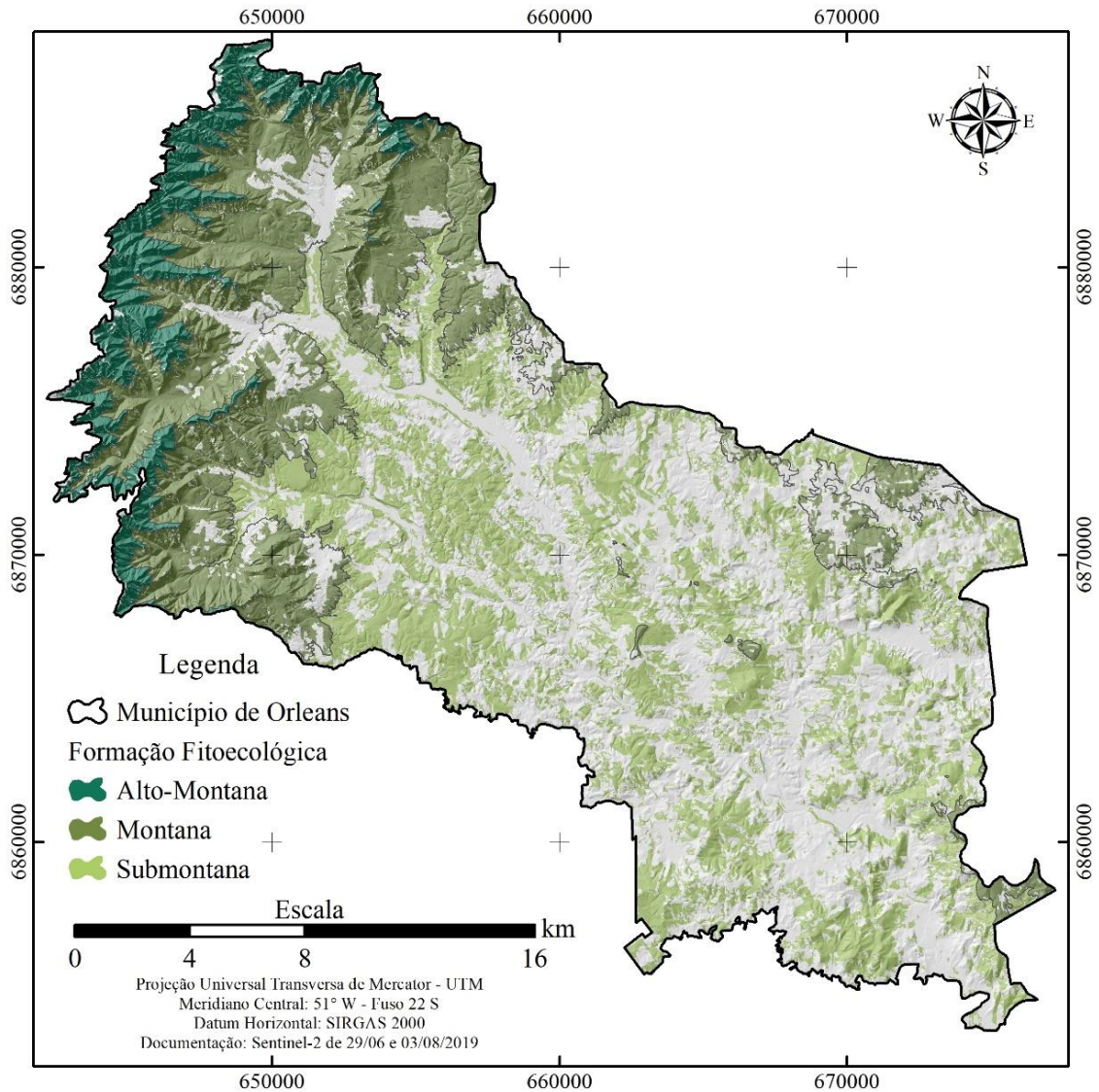


bacia hidrográfica do rio Urussanga, as manchas florestais com menos de 5 ha correspondem a 84,4% da cobertura arbórea/arbustiva da área de estudo, enquanto que as manchas com mais de 100 ha representam apenas 1,7% dessa cobertura.

Considerando a proximidade geográfica, as semelhanças históricas de ocupação e também climáticas entre o município de Orleans e a Bacia Hidrográfica do Rio Urussanga, a fragmentação florestal nesse caso pode estar diretamente ligada a geomorfologia das áreas de estudo, já que Orleans apresenta relevo notavelmente mais acidentado.

Foi avaliada também a cobertura de vegetação em cada formação fitoecológica, (Figura 15). A formação Alto-Montana apresentou a menor fragmentação, apesar de representar pouco mais de 11% da vegetação da área de estudo, 90,62% da sua abrangência é coberta por vegetação (Tabela 6).

Figura 15 – Manchas florestais distribuídas por formação fitoecológica



Fonte: Autor (2019).

Tabela 6 – Cobertura de vegetação por formação fitoecológica

Formação Fitoecológica	Área (km <sup>2</sup> )	% de Vegetação	% da Formação
Alto-Montana	36,651	11,35	90,62
Montana	121,468	37,62	79,51
Submontana	164,740	51,03	46,27
Total	322,859	100,00	---

Fonte: Autor (2019).

A formação Montana ainda possui 79,51% de sua cobertura florestal original, representando 37,62% da vegetação, enquanto a formação de maior extensão no município, a Submontana, tem também a maior área de vegetação, com mais de 51% da cobertura total, no entanto é também a formação mais fragmentada, apresentando manchas menores circundadas por matriz antrópica, possuindo apenas 46,27% da cobertura original.

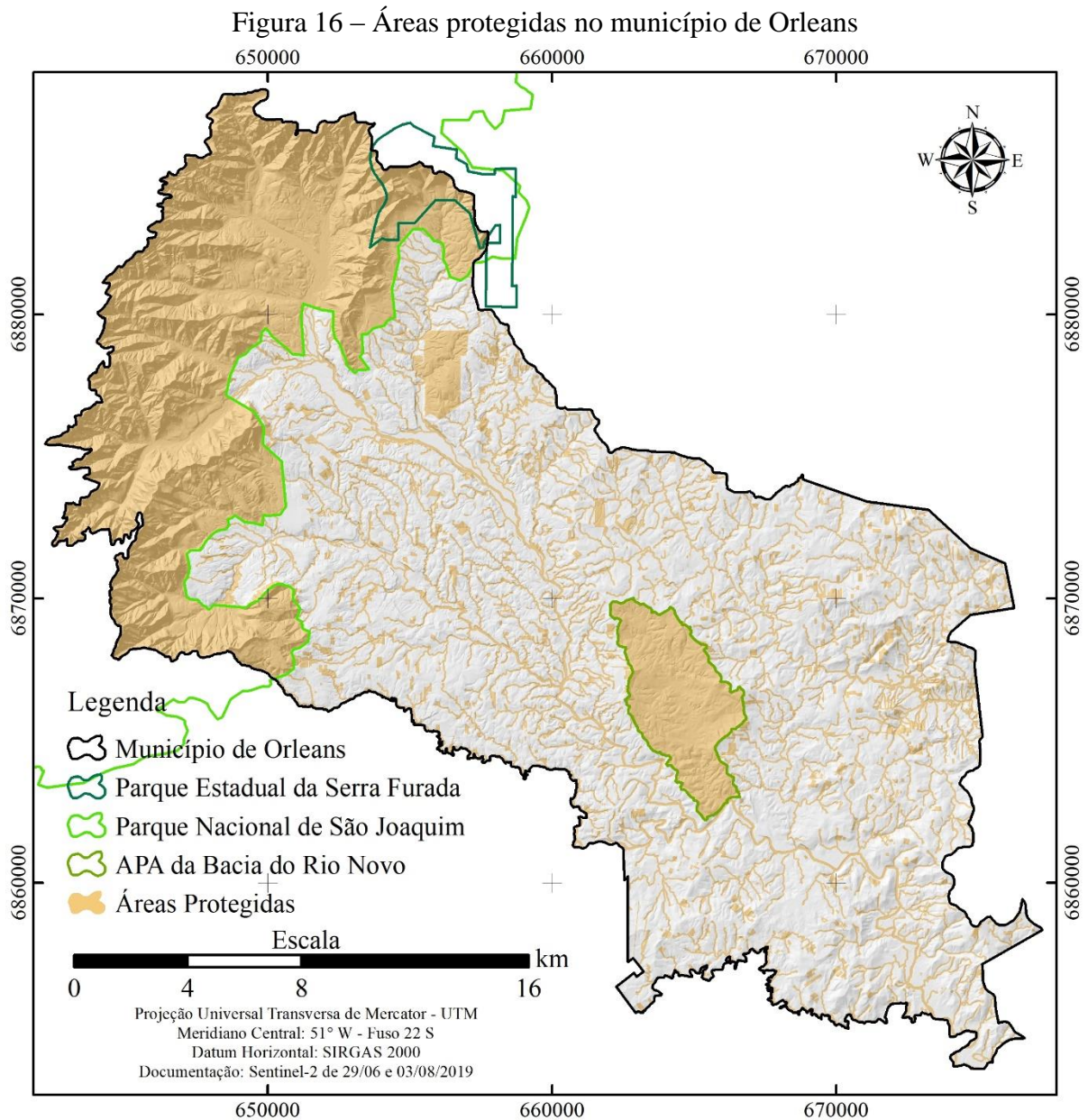
Em estudo utilizando série temporal mapas temáticos dos estados de São Paulo e Rio de Janeiro, Pessôa e Ponzoni (2015) apontam que embora outras fitofisionomias sejam proporcionalmente mais afetadas pela pressão antrópica, a Floresta Ombrófila Densa apresentou o maior desflorestamento entre os anos 2000 e 2013.

O município de Orleans possui 364,142 km<sup>2</sup> de áreas protegidas por lei, o que supera 66% de sua extensão territorial, sendo que apenas o Parque Nacional de São Joaquim abrange 24,71% da sua área. Juntas as diferentes APPs abrangem 30,48% da área do município. No entanto, é importante considerar que muitas áreas protegidas se sobrepõem, exemplo disso são as APPs dentro dos limites dos parques. Devidamente eliminadas as sobreposições, Orleans tem 44,60% do seu território em áreas protegidas, ou seja, 244,974 km<sup>2</sup> (Tabela 7 e Figura 16).

Tabela 7 – Extensão territorial das áreas protegidas

Áreas Protegidas	Área km <sup>2</sup>	% do Município
Parque Estadual da Serra Furada	5,533	1,01
Parque Nacional de São Joaquim	135,752	24,71
APA da Bacia do Rio Novo e seus Afluentes	19,401	3,53
Reserva Legal (CAR)	36,016	6,56
APP de Nascentes	7,079	1,29
APP de Declividade	43,654	7,95
APP de Topo de Morro	30,734	5,59
APP de Cursos de Água	85,973	15,65
Total (Com Sobreposição)	364,142	66,29
Total (Sem Sobreposição)	244,974	44,60

Fonte: Autor (2019).

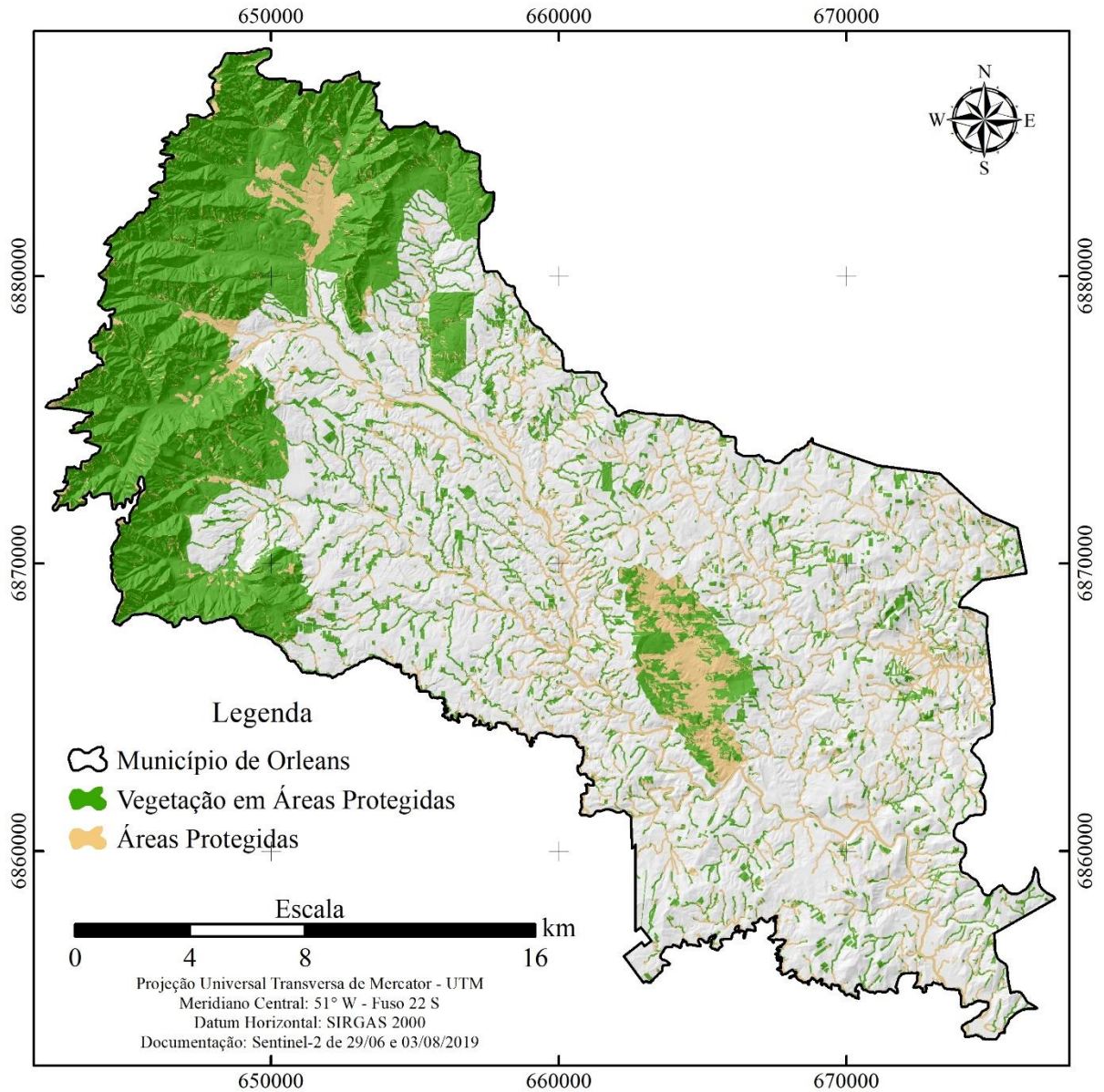


Da cobertura total de vegetação, 177,943 km<sup>2</sup> (55,11%) encontram-se em áreas protegidas, o que aponta um relativo equilíbrio entre áreas protegidas e áreas não protegidas, entretanto, as áreas protegidas têm em sua abrangência 72,64% de vegetação, já as áreas não protegidas têm apenas 47,62%. Isso demonstra que as áreas protegidas expressivamente mais efetivas na preservação da cobertura florestal, assegurando maior conservação.

Ainda que as áreas de proteção demonstrem em números sua efetividade na preservação dos remanescentes florestais, no município de Orleans, em 27,36% delas é feito algum tipo de uso antrópico, conforme ilustra a Figura 17. As áreas de proteção mais afetadas por uso antrópico são as APPs, principalmente as APPs dos cursos de água, uma vez que os

vales dos rios são amplamente utilizados para atividades agropecuárias, muito em função da colonização das terras, já que a proximidade dos recursos hídricos era um fator importante na no estabelecimento das casas e instalações.

Figura 17 – Vegetação em áreas protegidas



Fonte: Autor (2019).

#### 4.3 ESCALA DE MAPEAMENTO

A partir da DMM definida pelo limiar de segmentação, foi obtida escala 1:24.494, sendo definida escala 1:25.000 para os produtos cartográficos gerados, atendendo assim o Decreto Federal 6.660/2008. Com escala de mapeamento duas vezes maior do que exigido para

atender o PMMA, os produtos ganham diversas aplicações, principalmente para uso no planejamento territorial.

O cálculo da DVUL para a escala 1:25.000 e distância em escala real de dez metros resultou em 0,4 mm, valor superior à proximidade máxima (0,2 mm), estando assim de acordo com a escala.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A pesquisa propôs uma metodologia de mapeamento de fragmentos florestais com o intuito de auxiliar a elaboração de Planos Municipais da Mata Atlântica, mas que também pode ser aplicada na análise temporal da vegetação, possibilitando por exemplo o monitoramento do desflorestamento e uma melhor compreensão das dinâmicas da paisagem.

A metodologia demonstrou bons resultados no mapeamento da vegetação com formação florestal, entretanto, não permitiu a distinção entre as espécies de vegetação secundária e as espécies florestais, comumente utilizadas em cultivos silvícolas. Que pode estar associado ao tamanho dos fragmentos e/ou ao número de espécies exóticas invasoras nos fragmentos secundários.

No tocante ao uso dos índices espectrais NDVI e *CO<sub>2</sub>Flux*, as diferenças no mapeamento das classes vegetação e não vegetação foram significativas. O índice *CO<sub>2</sub>Flux* apresentou melhor definição da geometria dos objetos, menores conflitos nos entornos das áreas sombreadas. Em geral, também alcançou maiores acurácias do produtor e do usuário, além de coeficientes de concordância global e por classe mais elevados.

O índice *CO<sub>2</sub>Flux* foi expressivamente mais efetivo que o NDVI, como apontou o teste de hipótese. Ressalta-se que tal resultado pode não ser encontrado no mapeamento de vegetação com outras características ou outras condições de relevo, clima ou estação do ano. Assim, sugere-se que trabalhos futuros avaliem a eficiência destes e outros índices espectrais em diferentes condições.

O mapeamento realizado aponta que município de Orleans possui mais de 58% do seu território coberto por formações de vegetação. Essa cobertura encontra-se fragmentada devido aos processos de ocupação antrópica, principalmente em áreas mais baixas do município, onde as atividades agropecuárias são mais intensas. Apesar da fragmentação, a vegetação encontra-se predominantemente em fragmentos com mais de 100 ha, possibilitando maior conservação da biodiversidade.

Observou-se ainda que a formações fitoecológicas em maiores altitudes apresentam maior preservação da cobertura florestal original, sendo a formação Alto-Montana a mais preservada em se tratando de área vegetada e a formação Submontana a que sofre maior pressão das atividades antrópicas.

É importante destacar que Orleans não representa a realidade da maioria dos municípios localizados no bioma Mata Atlântica, onde geralmente a cobertura florestal é muito

mais reduzida e fragmentada. As características geomorfológicas e a criação de áreas de proteção possivelmente têm grande importância na preservação da vegetação de Orleans.

As áreas de proteção recobrem mais de 66% do território orleanense, sendo que nessas áreas encontra-se mais de 72% do total de vegetação do município. Ainda assim, muitas áreas de APP encontram-se desprotegidas, sendo destinadas principalmente a atividades agropecuárias. Apesar disso, as áreas de proteção desempenham papel fundamental na preservação da vegetação, que pode ser ainda mais efetivo com a recomposição da vegetação em áreas de APP.

O mapeamento da vegetação atende a escala 1:25.000, duas vezes maior a escala mínima exigida para os Planos Municipais da Mata Atlântica. É importante considerar que em mapeamentos na escala mínima exigida, fragmentos florestais com área inferior a 6,25 ha não seriam mapeadas, o que em vegetações muito fragmentadas pode levar ao não mapeamento da maior parte da vegetação.

O processamento digital de imagens orbitais se mostra uma importante ferramenta no atendimento do PMMA, possibilitando a criação de uma base cartográfica e a elaboração de mapas temáticos da vegetação. Por meio destes, é possível elaborar um diagnóstico da vegetação e definir áreas prioritárias para a conservação e para a recuperação.

Salienta-se que as imagens orbitais do sistema sensor Sentinel-2 são disponibilizadas gratuitamente, assim como o software InterIMAGE. Desse modo, municípios que possuam corpo técnico qualificado podem realizar o mapeamento da vegetação para a elaboração do PMMA sem necessidade de aquisição de produtos ou software, podendo fazer melhor uso dos recursos públicos.

## REFERÊNCIAS

AB’SÁBER, Aziz Nacib. **Os domínios de natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas**. São Paulo: Ateliê, 2003.

ABDALLA, Livia dos Santos; CRUZ, Carla Bernadete Madureira. ANÁLISE DE FRAGMENTAÇÃO FLORESTAL NO MUNICÍPIO DE SILVA JARDIM, APA DO RIO SÃO JOÃO, RJ. **Revista Brasileira de Cartografia**, [s.l.], v. 1, n. 67, p.169-184, 2015.

ADAMI, Rose Maria; CUNHA, Yasmine de Moura da; FRANK, Beate. **Caderno do educador ambiental das bacias dos rios Araranguá e Urussanga**. 2. ed. Blumenau: Fundação Agência de Água do Vale do Itajaí, 2014.

ADDINK, Elisabeth A.; VAN COILLIE, Frieke M.b.; JONG, Steven M. de. Introduction to the GEOBIA 2010 special issue: From pixels to geographic objects in remote sensing image analysis. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [s.l.], v. 15, p.1-6, abr. 2012.

AGUIAR, Alexandre de Oliveira e. Estratégias e ações estratégicas nos Planos Municipais de Mata Atlântica: estudos documentais em seis municípios. **Desenvolvimento e Meio Ambiente**, Curitiba, v. 50, p.234-253, abr. 2019.

AGUIAR, Alexandre de Oliveira e. Planos Municipais da Mata Atlântica: proposta de ação e estratégias em algumas cidades. In: XVII Encontro Nacional da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Planejamento Urbano e Regional, 2017. **Anais ...** São Paulo: ENANPUR, 2017. p. 1-17.

BAATZ, Martin; SCHÄPE, Arno. Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: ANGEWANDTE GEOGRAPHISCHE INFORMATIONSVARBEITUNG, 12., 2000, Salzburg. **Proceedings...** Heidelberg: Herbert Wichmann Verlag, 2000. p. 1 - 542.

BENSUSAN, Nurit. **Conservação da Biodiversidade em Áreas Protegidas**. Rio de Janeiro: Fgv, 2006. 176 p.

BLASCHKE, Thomas; FEIZIZADEH, Bakhtiar; HOLBLING, Daniel. Object-Based Image Analysis and Digital Terrain Analysis for Locating Landslides in the Urmia Lake Basin, Iran. **Ieee Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, [s.l.], v. 7, n. 12, p.4806-4817, dez. 2014.

BLASCHKE, Thomas; HAY, Geoffrey J.; KELLY, Maggi; LANG, Stefa; HOFMANN, Peter; ADDINK, Elisabeth; FEITOSA, Raul Queiroz; MEER, Freek van der; WERFF, Haral van der; COILLIE, Frieke van; TIEDE, Dirk. Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [s.l.], v. 87, p.180-191, jan. 2014.



BLASCHKE, Thomas; STROBL, Josef. What's wrong with pixels?: Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. **Eitschrift Fur Geoinformationssysteme**, [s.l.], v. 14, n. 6, p.12-17, 2001.

BOEING, Fábio. **O processo de urbanização: um estudo sobre a ocupação em áreas de riscos socioambientais no bairro Alto Paraná em Orleans, Santa Catarina**. 2009. 93 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Ciências Ambientais, Universidade do Extremo Sul Catarinense, Criciúma, 2009.

BRASIL. **Decreto Nº 6.660, de 21 de novembro de 2008**. Regulamenta dispositivos da Lei no 11.428, de 22 de dezembro de 2006, que dispõe sobre a utilização e proteção da vegetação nativa do Bioma Mata Atlântica.

BRASIL. **Lei Nº 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.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Roteiro para a elaboração e implementação dos planos municipais de conservação e recuperação da Mata Atlântica**. Brasília, DF: MMA, 2017.

BRIGHENTI, Clovis Antonio. Povos Indígenas em Santa Catarina. In: NÖTZOLD, Ana Lúcia Vulfe; ROSA, Helena Alpini; BRINGMANN, Sandor Fernando (orgs.). **Etnohistória, História Indígena e Educação: contribuições ao debate**. Porto Alegre: Pallotti, 2012. p.37-65.

BRITES, Ricardo Seixas; BIAS, Edilson de Souza; ROSA, Antônio Nuno de Castro Santa. Classificação por Regiões. In: MENESES, Paulo Roberto; ALMEIDA, Tati de. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília: UnB, 2014. Cap. 13. p. 209-220.

BURNETT, C; BLASCHKE, Thomas. A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis. **Ecological Modelling**, [s.l.], v. 168, n. 3, p.233-249, out. 2003.

CAMPANILI, Maura; SCHAFFER, Wigold Bertoldo. **Mata Atlântica: patrimônio nacional dos brasileiros**. Brasília: MMA, 2010. 408 p.

CARLSON, Toby N.; RIPLEY, David A.. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. **Remote Sensing of Environment**, [s.l.], v. 62, n. 3, p.241-252, dez. 1997.

COHEN, Jacob. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational And Psychological Measurement**, [s.l.], v. 20, n. 1, p.37-46, abr. 1960.

CONGALTON, Russell G.. A Comparison of Sampling Schemes Used in Generating Error Matrices for Assessing the Accuracy of Maps Generated from Remotely Sensed Data. **Photogrammetric Engineering And Remote Sensing**, [s.l.], v. 54, n. 5, p.593-600, maio 1988.

CONGALTON, Russell G.. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing Of Environment**, [s.l.], v. 37, n. 1, p.35-46, jul. 1991.

CONGALTON, Russell G.; GREEN, Kass. **Assessing the accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices**. 2. ed. New York: Crc Press, 2008. 183 p.

COSTA, Gilson Alexandre Ostwald Pedro da; PINHO, Carolina Moutinho Duque de; FEITOSA, Raul Queiroz; ALMEIDA, Cláudia Maria de; KUX, Hermann Johann Heinrich; FONSECA, Leila Maria Garcia; OLIVEIRA, Dario Augusto Borges. InterIMAGE: Uma Plataforma Cognitiva Open Source para a Interpretação Automática De Imagens Digitais. **Revista Brasileira de Cartografia**, Uberlândia, v. 60, n. 4, p.331-337, dez. 2008.

DALL'ALBA, João Leonir. **Pioneiros nas terras dos condes**. 2ª ed. Orleans: Gráfica do Lelo, 2003. 208 p.

DE CONTO, Danrlei; DIAS, Adriano de Oliveira; PEREIRA, Jader Lima; LADWIG, Nilzo Ivo; MENEGASSO, Juliana Debiasi. Análise Temporal da Cobertura Arbórea/Arbustiva da Bacia Hidrográfica do Rio Urussanga - SC. In: 2º Congresso De Engenharia Ambiental Do Sul Do Brasil, 2., 2017, Lages. **Anais....** Lages: Udesc, 2017. v. 1, p. 1 - 6.

DRONOVA, Iryna; GONG, Peng; WANG, Lin. Object-based analysis and change detection of major wetland cover types and their classification uncertainty during the low water period at Poyang Lake, China. **Remote Sensing of Environment**, [s.l.], v. 115, n. 12, p.3220-3236, dez. 2011.

ELIAS, Guilherme Alves; PADILHA, Peterson Teodoro; SANTOS, Robson dos. O bioma Mata Atlântica. In: SANTOS, Robson dos; ZANETTE, Vanilde Citadini; ELIAS, Guilherme Alves; PADILHA, Peterson Teodoro (Org.). **Biodiversidade em Santa Catarina: Parque Estadual da Serra Furada**. Criciúma: Ediunesc, 2016. p. 15-19.

ESA, European Space Agency. **Sentinel-2 User Handbook**. Paris: Esa, 2015. 64 p.

FERNANDES, Carlos Renato. **Floresta Atlântica: Reserva da Biosfera**. Curitiba: Tempo Integral, 2003.

FERREIRA, Rodrigo da Silva. **InterIMAGE Cloud Platform: The Architecture of a Distributed Platform for Automatic, Object-Based Image Interpretation**. 2015. 159 f. Tese (Doutorado) - Curso de Programa de Pós-graduação Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2015.

FISHER, P. The pixel: A snare and a delusion. **International Journal of Remote Sensing**, [s.l.], v. 18, n. 3, p.679-685, fev. 1997.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA. **MATA ATLÂNTICA: a casa da maioria dos brasileiros**. 2019. Disponível em: <<https://www.sosma.org.br/nossas-causas/mata-atlantica/>>. Acesso em: 26 set. 2019.

GAUDERETO, Guilherme Leite; AGUIAR, Alexandre de Oliveira e; GALLARDO, Amarilis Lucia Castelli Figueiredo. Plano Municipal da Mata Atlântica de São Paulo: oficinas participativas como parte do processo de planejamento. **Revista de Gestão Ambiental e Sustentabilidade**, São Paulo, v. 6, n. 2, p.18-30, maio 2017.

GONZALES, Rafael C.; WOODS, Richard E. **Digital Image Processing**. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1992. 797 p.

GRIFFITH, David; HAY, Geoffrey. Integrating GEOBIA, Machine Learning, and Volunteered Geographic Information to Map Vegetation over Rooftops. **Isprs International Journal of Geo-information**, [s.l.], v. 7, n. 12, p.462-487, 29 nov. 2018.

GUEDES, Fátima Becker; SEEHUSEN, Susan Edda (Org.). **Pagamentos por Serviços Ambientais na Mata Atlântica: lições aprendidas e desafios**. Brasília: MMA, 2011. (Série Biodiversidade, 42).

HAY, Geoffrey J.; MARCEAU, Danielle J.; DUBÉ, Patrick; BOUCHARD, André. A multiscale framework for landscape analysis: Object-specific analysis and upscaling. **Landscape Ecology**, [s.l.], v. 16, p.471-490, 2001.

HAY, Geoffrey J; CASTILLA, Guillermo. Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA): A new name for a new discipline. In: BLASCHKE, Thomas; LANG, Stefan; HAY, Geoffrey. **Object-Based Image Analysis: Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications**. Berlin: Springer-Verlag, 2008. Cap. 4. p. 75-89.

HELLDÉN, Ulf. **A Test of Landsat-2 Imagery and Digital Data for Thematic Mapping: Illustrated by an Environmental Study in Northern Kenya**. Lund: University Of Lund, 1980. 63 p.

HEUMANN, Benjamin W.. An Object-Based Classification of Mangroves Using a Hybrid Decision Tree—Support Vector Machine Approach. **Remote Sensing**, [s.l.], v. 3, n. 11, p. 2440-2460, 17 nov. 2011.

HEUMANN, Benjamin W.. Satellite remote sensing of mangrove forests: Recent advances and future opportunities. **Progress in Physical Geography: Earth and Environment**, [s.l.], v. 35, n. 1, p.87-108, fev. 2011.

IMMITZER, Markus; VUOLO, Francesco; ATZBERGER, Clement. First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe. **Remote Sensing**, [s.l.], v. 8, n. 3, p.166-192, 23 fev. 2016.

INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais -. Coordenadoria Geral de Observação da Terra Programa Amazônia – **Projeto PRODES: Metodologia para o Cálculo da Taxa Anual de Desmatamento na Amazônia Legal**. São José dos Campos: INPE, 2013. 37 p.

INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais -. **Sistema de Detecção do Desmatamento em Tempo Real na Amazônia – DETER: Aspectos Gerais, Metodológicos e Plano de Desenvolvimento**. São José dos Campos: INPE, 2008. 16 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE **Manual técnico da vegetação brasileira**. Rio de Janeiro: IBGE, 2012. 271 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. (2010). **Censo Demográfico – 2010**. Rio de Janeiro: IBGE.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Orleans panorama**. 2019. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/orleans/panorama>>. Acesso em: 03 out. 2019.

JENSEN, John Robert. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma perspectiva em Recursos Terrestres**. 2. ed. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 598 p.

JONES, Tyler; MARZEN, Luke; MITRA, Chandana; BARBOUR, Michael. Identification and classification of geographically isolated wetlands in North Alabama using geographic object based image analysis (GeOBIA). **Geocarto International**, [s.l.], v. 34, n. 7, p.769-784, 28 fev. 2018.

KANCHEVA, Rumiana. Remote sensing terminology: past experience and recent needs. **Remote Sensing For Agriculture, Ecosystems, And Hydrology XV**, [s.l.], p.1-10, 16 out. 2013.

KANJIR, Urška; ĐURIĆ, Nataša; VELJANOVSKI, Tatjana. Sentinel-2 Based Temporal Detection of Agricultural Land Use Anomalies in Support of Common Agricultural Policy Monitoring. **Isprs International Journal Of Geo-information**, [s.l.], v. 7, n. 10, p.405-429, 13 out. 2018.

KLEIN, Roberto Miguel. **Mapa fitogeográfico do estado de Santa Catarina**. Herbário Barbosa Rodrigues, Itajaí: UFSC, 24p, 1978.

LEITE, Pedro Furtado; KLEIN, Roberto Miguel. **Vegetação**. In Geografia do Brasil: Região Sul. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Rio de Janeiro, v. 2, p.113-150, 1990.

LINGNER, Débora Vanessa; SCHORN, Lauri Amândio; SEVEGANI, Lucia; GASPER, André Lus de'; MEYER, Leila; VIBRANS, Alexander Christian. Floresta ombrófila densa de Santa Catarina - Brasil: agrupamento e ordenação baseados em amostragem sistemática. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 25, n. 4, p.933-946, 2015.

LIU, William Tse Horng. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2014. 908 p.

LOTTIN, Jucely. **Orleans 2000: história e desenvolvimento**. Florianópolis: Elbert, 1998.

LOTTIN, Jucely. **Orleans em dados**. Florianópolis: Elbert, 2004.

LUCA, Giandomenico de; SILVA, João M. N.; CERASOLI, Sofia; ARAÚJO, João; CAMPOS, José; FAZIO, Salvatore Di; MODICA, Giuseppe. Object-Based Land Cover Classification of Cork Oak Woodlands using UAV Imagery and Orfeo ToolBox. **Remote Sensing**, [s.l.], v. 11, n. 10, p.1238-1260, 24 maio 2019.

MARTINS, Leandro Naveca; BAPTISTA, Gustavo Macedo de Mello. Análise Multitemporal do Sequestro Florestal de Carbono no Projeto de Assentamento Carão, Acre. **Revista Brasileira de Geografia Física**, [s.l.], v. 6, n. 6, p.1648-1657, out. 2013.

MAXWELL, Aaron E.; STRAGER, Michael P.; WARNER, Timothy A.; RAMEZAN, Christopher A.; MORGAN, Alice N.; PAULEY, Cameron E. Large-Area, High Spatial Resolution Land Cover Mapping Using Random Forests, GEOBIA, and NAIP Orthophotography: Findings and Recommendations. **Remote Sensing**, [s.l.], v. 11, n. 12, p.1409-1435, 13 jun. 2019.

MENESES, Paulo Roberto. Princípios de Sensoriamento Remoto. In: MENESES, Paulo Roberto; ALMEIDA, Tati de. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília: UnB, 2014. Cap. 1. p. 1-33.

MENESES, Paulo Roberto; ALMEIDA, Tati de. Aritmética de Bandas. In: MENESES, Paulo Roberto; ALMEIDA, Tati de. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília: UnB, 2012. Cap. 9. p. 138-153.

MENESES, Paulo Roberto; SANO, Edson Eyji. Classificação Pixel a Pixel de Imagens. In: MENESES, Paulo Roberto; ALMEIDA, Tati de. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília: UnB, 2014. Cap. 12. p. 191-208.

MONTEIRO, Maurici Amantino; SILVA, Pâmela do Vale. Clima. In: ROCHA, Isa de Oliveira. (Org.). **Atlas geográfico de Santa Catarina: diversidade da natureza**. 2. ed. Florianópolis: Udesc, 2016. p. 70-90.

MORAES, Sofia Royer. **Abordagem Geobia para a Classificação do Uso e Cobertura da Terra em Área Urbana Associadas ao Desenvolvimento de Framework para Monitoramento de Inundações no Município de Lajeado/RS**. 2018. 104 p. Dissertação (Mestrado) - Curso de Programa de Pós-graduação em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2018.

MUI, Amy; HE, Yuhong; WENG, Qihao. An object-based approach to delineate wetlands across landscapes of varied disturbance with high spatial resolution satellite imagery. **Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [s.l.], v. 109, p.30-46, nov. 2015.

NICOLADELLI, Tayse Borguezan. **Centralidade e verticalização: estudo da valorização da área central da cidade de Orleans/SC**. 2011. 76 p. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Geografia) - Universidade do Extremo Sul Catarinense, Criciúma, 2011.

PAINE, David P.; KISER, James D.. **Aerial Photography and Image Interpretation**. 3. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2012. 637 p.

PAIVA, Yuri Roberta Yamaguchi de; BAPTISTA, Gustavo Macedo de Mello. AVALIAÇÃO DA COBERTURA FLORESTAL EM ASSENTAMENTOS RURAIS E TERRAS INDÍGENAS NA AMAZÔNIA LEGAL EM 2015, POR MEIO DE IMAGENS ORBITAIS DO SATÉLITE LANDSAT-8 OLI. **Revista Brasileira de Cartografia**, Uberlândia, v. 69, n. 7, p.1427-1445, ago. 2017.

PANDOLFO, Cristina; BRAGA, Hugo José; SILVA JR, Vamilson Prudêncio da; MASSIGNAM, Angelo Mendes; PEREIRA, Emauela Salum; THOMÉ, Vera Magali Radtke; VALCI, Francisco Vieira. **Atlas climatológico do Estado de Santa Catarina**. Florianópolis: Epagri, 2002. CD-Rom.

PEÑA, José Manuel; TORRES-SÁNCHEZ, Jorge; CASTRO, Ana Isabel de; KELLY, Maggi; FRANCISCA LÓPEZ-GRANADOS. Weed Mapping in Early-Season Maize Fields Using Object-Based Analysis of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Images. **Plos One**, [s.l.], v. 8, n. 10, p.1-11, 11 out. 2013.

PEÑA-BARRAGÁN, José M.; NGUGI, Moffatt K.; PLANT, Richard E.; SIX, Johan. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology. **Remote Sensing of Environment**, [s.l.], v. 115, n. 6, p.1301-1316, jun. 2011.

PESSÔA, Ana Carolina Moreira; PONZONI, Flávio Jorge. Análise temporal da ação antrópica sobre diferentes fitofisionomias da Mata Atlântica nos estados de São Paulo e Rio de Janeiro. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais....** São José dos Campos: MCT/INPE, 2015. v. 1, p. 123 - 130.

PONZONI, Flávio Jorge; SHIMABUKURO, Yosio Edemir. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, 2007. 127 p.

RAHMAN, Abdullah F.; GAMON, John A.; FUENTES, David A.; ROBERTS, Dar A.; PRENTISS, Dylan. Modeling spatially distributed ecosystem flux of boreal forest using hyperspectral indices from AVIRIS imagery. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, [s.l.], v. 106, n. 24, p.33579-33591, 1 dez. 2001.

RAJBHANDARI, Sachit; ARYAL, Jagannath; OSBORN, Jon; LUCIEER, Arko; MUSK, Robert. Leveraging Machine Learning to Extend Ontology-Driven Geographic Object-Based Image Analysis (O-GEOBIA): A Case Study in Forest-Type Mapping. **Remote Sensing**, [s.l.], v. 11, n. 5, p.503-528, 1 mar. 2019.

RIBEIRO, Milton Cezar; METZGER, Jean Paul; MARTENSEN, Alexandre Camargo; PONZONI, Flávio Jorge; HIROTA, Márcia Makiko. The Brazilian Atlantic Forest: How much is left, and how is the remaining forest distributed? Implications for conservation. **Biological Conservation**, [s.l.], v. 142, n. 6, p.1141-1153, jun. 2009.

ROUSE JUNIOR, John W; HAAS, R. H.; DEERING, D. W.; SCHELL, J. A.. **Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation**. Texas: Texas A & M University, Remote Sensing Center, 1973. 87 p.

SAMPAIO, Tony Vinicius Moreira; BRANDALIZE, Maria Cecília Bonato. **Cartografia geral, digital e temática**. Curitiba: Ufpr, 2018. 209 p.

SANTIAGO, Anderson Ribeiro; ALMEIDA, André Correia de; PINHEIRO, Liane Barreto Alves; CLEVELARIO JUNIOR, Judicael; SILVA, Sebastião de Souza. Proposta Metodológica para o Mapeamento da Vegetação Brasileira Utilizando o Modelo Linear de

Mistura Espectral. **Revista Brasileira de Cartografia**, Uberlândia, v. 66, n. 3, p.681-690, 2014.

SCUSSEL, Cristiane. **Fragmentação de Habitat em Floresta Ombrófila Densa no Sul do Brasil: uma Análise Baseada em Métricas da Paisagem**. 2018. 65 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Programa de Pós-graduação em Ciências Ambientais, Universidade do Extremo Sul Catarinense, Criciúma, 2018.

SILVA JUNIOR, Carlos Antonio; COSTA, Gerlane de Medeiros; ROSSI, SARAGOSA, Fernando; VALE, Jôine Cariele Evangelista do; LIMA, Rogério Brito de; LIMA, Mendelson; OLIVEIRA-JUNIOR, José Francisco de; TEODORO, Paulo Eduardo; SANTOS, Reginaldo Carvalho. Remote sensing for updating the boundaries between the brazilian Cerrado-Amazonia biomes. **Environmental Science & Policy**, [s.l.], p.1-10, jul. 2019.

SILVA, Suzy Cristina Pedroza da; BAPTISTA, Gustavo Macedo de Mello. ANÁLISES ESPECTRAIS DA VEGETAÇÃO COM DADOS HYPERION E SUA RELAÇÃO COM A CONCENTRAÇÃO E O FLUXO DE CO<sub>2</sub> EM DIFERENTES AMBIENTES NA AMAZÔNIA BRASILEIRA. **Boletim de Ciências Geodésicas**, [s.l.], v. 21, n. 2, p.354-370, jun. 2015.

SOUZA, Celso de Oliveira. **180 Famílias Sonhos e Histórias**: Rio Hipólito. Orleans: Ed. do Autor, 2017. 71 p.

STRAHLER, Alan H.; WOODCOCK, Curtis E.; SMITH, James A.. On the nature of models in remote sensing. **Remote Sensing of Environment**, [s.l.], v. 20, n. 2, p.121-139, out. 1986.

SUAREZ, Alerson Falieri; CANDEIAS, Ana Lúcia Bezerra. AVALIAÇÃO DE ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO PARA O MUNICÍPIO DE MARAGOGIPE. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO, 4., 2012, Recife. **Anais...** Recife: UFPE, 2012. p. 001 - 0010.

VEADO, Ricardo Wagner Ad-víncula; PIMENTA, Luiz Henrique Fragoas. Vegetação e uso da terra. In: ROCHA, Isa de Oliveira (Org.). **Atlas geográfico de Santa Catarina: diversidade da natureza**. 2. ed. Florianópolis: UDESC, 2016. Cap. 7. p. 156-172.

VERSTRAETE, Michel M.; PINTY, Bernard. Designing optimal spectral indexes for remote sensing applications. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, [s.l.], v. 34, n. 5, p.1254-1265, 1996.

VIEIRA, Matheus Alves; FORMAGGIO, Antonio Roberto; RENNÓ, Camilo Daleles; ATZBERGER, Clement; AGUIAR, Daniel Alves; MELLO, Marcio Pupin. Object Based Image Analysis and Data Mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas. **Remote Sensing of Environment**, [s.l.], v. 123, p.553-562, ago. 2012.

XIAO, Xiangming; ZHANG, Qingyuan; BRASWELL, Bobby; URBANSKI, Shawn; BOLES, Stephen; WOFSY, Steven; MOORE, Berrien; OJIMA, Dennis. Modeling gross

primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data. **Remote Sensing of Environment**, [s.l.], v. 91, n. 2, p.256-270, maio 2004.

YURTSEVEN, Huseyin; AKGUL, Mustafa; COBAN, Suleyman; GULCI, Sercan.  
Determination and accuracy analysis of individual tree crown parameters using UAV based imagery and OBIA techniques. **Measurement**, [s.l.], v. 145, p.651-664, out. 2019.