



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE FLORESTAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA FLORESTAL

THIAGO PEREIRA RODRIGUES

**ANÁLISE MULTITEMPORAL DO USO E COBERTURA DO SOLO NO
MUNICÍPIO DO RIO DE JANEIRO ENTRE OS ANOS DE 2016 E 2021**

Prof. Dr. BRUNO ARAUJO FURTADO DE MENDONÇA
Orientador

SEROPÉDICA, RJ
DEZEMBRO – 2021



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE FLORESTAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA FLORESTAL

THIAGO PEREIRA RODRIGUES

**ANÁLISE MULTITEMPORAL DO USO E COBERTURA DO SOLO NO
MUNICÍPIO DO RIO DE JANEIRO ENTRE OS ANOS DE 2016 E 2021**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Florestal, como requisito parcial para a obtenção do Título de Engenheiro Florestal, Instituto de Florestas da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.

Prof. Dr. BRUNO ARAUJO FURTADO DE MENDONÇA
Orientador

SEROPÉDICA, RJ
DEZEMBRO – 2021

**ANÁLISE MULTITEMPORAL DO USO E COBERTURA DO SOLO NO
MUNICÍPIO DO RIO DE JANEIRO ENTRE OS ANOS DE 2016 E 2021**

THIAGO PEREIRA RODRIGUES

APROVADA EM: 13/12/2021

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. BRUNO ARAUJO FURTADO DE MENDONÇA – UFRRJ
Orientador

Prof. Dr. EMANUEL JOSÉ GOMES DE ARAÚJO – UFRRJ
Membro

Prof.^a Dr.^a CLAUDIA MOSTER – UFRRJ
Membro

AGRADECIMENTOS

A Deus, por todas as portas abertas ao longo da minha graduação, e por estar sempre ao meu lado em todas as decisões que tomei. Por me conceder calma e sabedoria para entender que cada obstáculo colocado no nosso caminho é apenas um direcionamento ao nosso objetivo final.

Aos meus pais Albino Souza Rodrigues e Lídia Feitosa Pereira Rodrigues, e a minha irmã Isabelle Pereira Rodrigues, por todo amor, apoio, ensinamento e incentivo que me permitiram chegar até esse momento.

Ao meu orientador Bruno Araujo Furtado de Mendonça, pela imensa dedicação, compreensão, ajuda e sabedoria entregues a mim durante esse período, sem os quais não teria sido possível a execução desse trabalho.

Aos membros da banca examinadora pelas participações e contribuições, e pelos ensinamentos que me transmitiram ao longo da graduação.

A todos os amigos que fizeram parte dessa caminhada ao meu lado, em especial à Laryssa Andrade, Carolina Ferreira, Layla de Paula, Karina Muniz e todos os companheiros da equipe Rural Thunders. Vocês foram imprescindíveis para que esse momento se realizasse.

Além disso, agradeço em especial ao Professor Tiago Böer Breier e à Maria Carolina Souza da Cruz, por abrirem as portas do Instituto de Florestas e me apresentarem o caminho da Engenharia Florestal quando eu ainda estava no ensino médio. Nada disso teria acontecido se não fosse por vocês.

Por fim, agradeço à UFRRJ, por me acolher durante todos esses anos.

RESUMO

O objetivo do presente estudo foi analisar as mudanças no uso e cobertura do solo para o município do Rio de Janeiro entre os anos de 2016 e 2021. Para isso, foram utilizadas imagens Planet de alta resolução, as quais foram processadas através do software QGIS Desktop 3.18.1. Foram separadas 6 classes de uso e cobertura do solo, a saber: Formação Florestal; Pastagem; Corpos D'água; Solo Exposto; Área Urbana; e Mangue e Apicum. De posse dessas informações foi realizada a classificação supervisionada através do plugin Dzeros: Classification tool 3.70, utilizando o algoritmo Random Forest. Para avaliar a qualidade da classificação foram analisados os seguintes parâmetros: matriz de confusão; acurácia da classificação; índice Kappa; e desacordo de alocação e quantidade. Além disso, foram gerados mapas de uso e cobertura do solo para os anos de 2016 e 2021. Os resultados obtidos mostraram um aumento de 59,23 Km² nas áreas de floresta, sendo esse crescimento associado, principalmente, ao processo de regeneração natural em áreas de pastagem abandonadas. Além disso, a maior transição observada foi a redução das áreas de pastagem em 68,04 Km². As unidades de conservação levantadas nesse estudo também se mostraram eficientes em gerar condições de preservar as áreas de formação florestal no município. Apesar disso, a classe de uso e cobertura predominante no município tanto em 2016 quanto em 2021 foi a classe de Área Urbana, sendo responsável por 33% da cobertura do município em julho de 2021. As imagens Planet de alta resolução e a metodologia utilizada se mostraram eficientes em identificar as classes de uso e cobertura do solo no município, gerando uma classificação satisfatória de acordo com os parâmetros de pós-classificação utilizados.

Palavras-chave: Classificação supervisionada; Random Forest; Imagens Planet

ABSTRACT

The aim of this study was to analyze changes in land use and land cover for the city of Rio de Janeiro between 2016 and 2021. For this, high resolution Planet images were used, which were processed using the QGIS Desktop 3.18.1 software. Six classes of land use and land cover were separated, namely: Forest Formation; Pasture; Water bodies; Exposed Soil; Urban area; and Mangrove and Apicum. With this information, the supervised classification was performed using the DZetsaka plugin: Classification tool 3.70, using the Random Forest algorithm. To assess the quality of the classification, the following parameters were analyzed: confusion matrix; classification accuracy; Kappa index; and allocation and quantity disagreement. In addition, land use and land cover maps were generated for the years 2016 and 2021. The results obtained showed an increase of 59.23 km² in forest areas, and this growth was mainly associated with the process of natural regeneration in areas of abandoned pasture. In addition, the greatest transition observed was the reduction of pasture areas by 68.04 km². The conservation units surveyed in this study also proved to be efficient in generating conditions to preserve the areas of forest formation in the municipality. Despite this, the predominant land use and land cover class in the municipality both in 2016 and in 2021 was the Urban Area class, accounting for 33% of the municipality's coverage in July 2021. The high-resolution Planet images and the methodology used are showed efficient in identifying land use and land cover classes in the city, generating a satisfactory classification according to the post-classification parameters used.

Keywords: Supervised classification; Random Forest; Planet images

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS.....	vii
LISTA DE FIGURAS.....	viii
1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO DE LITERATURA	2
2.1. Bioma Mata Atlântica	2
2.2. Sensoriamento Remoto	3
2.3. Classificação Supervisionada.....	4
2.4. Mapeamento de Uso e Cobertura do Solo	5
3. MATERIAL E MÉTODOS	6
3.1. Área de Estudo	6
3.2. Pré-Processamento dos Dados	7
3.3. Classificação Supervisionada.....	8
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	12
5. CONCLUSÃO	21
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	22
Apêndice A – Mapa De Uso E Cobertura Do Solo Em 2016.....	26
Apêndice B – Mapa De Uso E Cobertura Do Solo Em 2021.....	27
Apêndice C – Mapa De Uso E Cobertura Do Solo Na Área De Proteção Ambiental Gericinó-Mendanha.....	28
Apêndice D – Mapa De Uso E Cobertura Do Solo Na Área De Proteção Ambiental Sepetiba II.....	29
Apêndice E – Mapa De Uso E Cobertura Do Solo Na ARIE Do Arquipélago Das Cagarras.....	30
Apêndice F – Mapa De Uso E Cobertura Do Solo No Parque Estadual Da Chacrinha.....	31
Apêndice G – Mapa De Uso E Cobertura Do Solo No Parque Estadual Da Pedra Branca.....	32
Apêndice H – Mapa De Uso E Cobertura Do Solo No Parque Nacional Da Tijuca.....	33
Apêndice I – Mapa De Uso E Cobertura Do Solo Na Reserva Florestal Do Grajaú.....	34

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Interpretações da qualidade da classificação de acordo com os valores de índice Kappa. Fonte: Adaptado de (LANDIS; KOCH, 1977)	10
Tabela 2. Valores de índice Kappa e acurácia obtidos para os períodos de estudo.....	12
Tabela 3. Matriz de confusão, em número de pixels, referente ao período de junho de 2016	13
Tabela 4. Matriz de confusão, em número de pixels, referente ao período de julho de 2021 .	14
Tabela 5. Área calculada e alteração sofrida, em Km ² , para cada classe de uso e cobertura do solo para os dois períodos estudados	16
Tabela 6. Acréscimos e decréscimos de área, em Km ² , para cada classe de uso e cobertura do solo entre os anos de 2016 e 2021	19
Tabela 7. Transição total, em Km ² , entre 2016 e 2021 ocorrida dentro e fora das Unidades de Conservação no município do Rio de Janeiro	20
Tabela 8. Porcentagem da área ocupada por cada classe de uso e cobertura de solo para os dois períodos estudados.....	21

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Exemplos de respostas de reflectância de diferentes superfícies em relação ao comprimento de onda incidente. Fonte: (MENEZES; ALMEIDA, 2012).....	3
Figura 2. Localização do município do Rio de Janeiro em relação ao estado e ao país.....	6
Figura 3. Propriedades do arquivo virtual gerado com as imagens Planet.....	7
Figura 4. Padrões visuais observados para cada classe de estudo em composição RGB 3-2-1, simulando as cores no mundo real.....	9
Figura 5. Padrões visuais observados para cada classe de estudo em composição RGB 4-3-2, destacando em vermelho as áreas de maior resposta à banda 4 (infravermelho).	9
Figura 6. Fluxograma resumido das atividades realizadas	11
Figura 7. Porcentagens de desacordo de alocação e quantidade para os dois períodos estudados	12
Figura 8. Evolução das áreas, em Km ² , referentes à cada classe de uso e cobertura do solo entre os dois períodos estudados	15
Figura 9. Mapa de Uso e Cobertura do Solo para o município do Rio de Janeiro no ano de 2016	17
Figura 10. Mapa de Uso e Cobertura do Solo para o município do Rio de Janeiro no ano de 2021	17
Figura 11. Comparação das imagens de satélite e de uso e cobertura do solo para região da Ilha do Governador nos anos de 2016 e 2021	18
Figura 12. Comparação das imagens de satélite e de uso e cobertura do solo para região de Bangu e Pavuna nos anos de 2016 e 2021	18
Figura 13. Diferenças no uso e cobertura do solo para a Reserva Biológica e Arqueológica de Guaratiba nos anos de 2016 e 2021	20

1. INTRODUÇÃO

A Mata Atlântica se apresenta como um dos biomas mais importantes do território brasileiro, abrigando uma grande parcela de biodiversidade, altas taxas de endemismo, além de elevadas riqueza e diversidade de espécies, sendo assim considerada um dos pontos prioritários para se concentrar esforços de conservação da biodiversidade (MYERS et al., 2000; MITTERMEIER et al., 2004).

Dessa forma, ao se direcionar os esforços de conservação para essas áreas prioritárias, pode-se obter recompensas mais significativas para conter o avanço da extinção de espécies que se encontra em andamento (MYERS et al., 2000). Entretanto, como destacam Pinto et al. (2006), a mensuração dos efeitos da degradação tem se provado extremamente difícil e complexa, de forma que a conservação e a recuperação da Mata Atlântica esbarram em alguns obstáculos, como a forte pressão antrópica e o estado fragmentado do conhecimento acerca do funcionamento de seus ecossistemas.

Pelas altas taxas de perda de vegetação nativa que o bioma sofre, assim como por sua elevada importância ecológica, considera-se que o bioma se encontra sob forte ameaça e em grande risco. Em levantamento realizado pelo SOS Mata Atlântica (2021), o desmatamento no bioma se intensificou em 10 dos 17 estados que o compõem no período entre 2019 e 2020, sendo maior que 100% em relação ao período anterior em quatro estados (RJ, MS, SP e ES).

Sob o ponto de vista do avanço da pressão antrópica, o Rio de Janeiro é um dos estados mais importantes para o investimento em ações de conservação, com o desmatamento se apresentando muito acentuado entre os anos de 2019 e 2020 por conta, principalmente, da expansão imobiliária e do turismo (PINTO et al., 2006; SOS MATA ATLÂNTICA, 2021). Romero et al. (2018) ressaltaram que o incremento do uso urbano esteve diretamente relacionado com o desmatamento, além de influenciarem a disponibilidade de recursos ótimos e aumentarem o isolamento de fragmentos florestais na paisagem, de forma que a manutenção dessa expansão urbana pode gerar efeitos irreversíveis nas áreas de floresta, afetando a disponibilidade e a qualidade hídrica e a biodiversidade local.

Para reduzir o avanço do desmatamento e conservar a biodiversidade do bioma, faz-se necessário não apenas conhecer acerca do funcionamento dos seus ecossistemas, mas também estabelecer estratégias de planejamento socioeconômico e ambiental, utilizando estratégias e ferramentas que permitam essa análise, como o conhecimento do uso e ocupação do solo ao longo do tempo (AMARAL; RIOS, 2012; SILVA et al., 2017). O levantamento do uso da terra é de grande importância no entendimento da dinâmica da paisagem da região, assim como a comparação da situação presente com as informações passadas permitem conhecer a verdadeira caracterização da área e elaborar o planejamento futuro (BARBOSA et al., 2009). Além disso, Becker et al. (2004), destacaram que avaliações regionais dos tipos de cobertura do solo são particularmente úteis, permitindo identificar lacunas de informação, e facilitando a identificação de áreas de interesse, a estimativa de suas quantidades e tamanhos, além do monitoramento de mudanças ao longo tempo. Sendo assim, estudos que permitam avaliar a dinâmica do uso e cobertura do solo de uma região ao longo do tempo, são importantes aliados na identificação de riscos e no planejamento de ações de conservação da biodiversidade.

Dessa forma, o objetivo deste trabalho foi realizar uma análise do uso e cobertura do solo no município do Rio de Janeiro ao longo dos últimos 5 anos, identificando as classes que mais sofreram alterações na região.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Bioma Mata Atlântica

A Mata Atlântica se estende ao longo de 17 estados brasileiros, ocupando grande parte da faixa costeira do país, além de ocupar integralmente os estados de Espírito Santo, Rio de Janeiro e Santa Catarina, sendo um dos seis biomas brasileiros definidos pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2004). Entretanto, embora possua ampla abrangência sobre o território brasileiro e abrigue uma grande parcela de sua biodiversidade, acredita-se que apenas 12,4% de sua vegetação original seja mantida atualmente (SOS MATA ATLÂNTICA, 2021).

Esse alto nível de ameaça em que se encontra, aliado a um alto grau de biodiversidade e uma elevada taxa de endemismo, classificam esse bioma como um dos pontos prioritários (*hotspots*) para a concentração de esforços de conservação (MYERS et al., 2000; MITTERMEIER et al., 2004). A definição desses pontos prioritários é extremamente importante para traçar estratégias que permitam um melhor aproveitamento de recursos, juntamente com uma resposta mais eficiente. Myers et al. (2000) ressaltam que ao se concentrar nesses *hotspots*, áreas de maior necessidade e também maior recompensa, é possível engajar uma resposta sistemática para conter a extinção de espécies que se encontra em andamento. Entretanto, ao se estabelecer a criação desses pontos estratégicos, também se apresentam dificuldades. Em estudo acerca dos desafios para conservação da biodiversidade na Mata Atlântica, Pinto *et al.* (2006) analisaram que das cinco espécies brasileiras extintas a época, todas eram de ocorrências da Mata Atlântica. Também destacou que as estratégias, ações e intervenções necessárias são dificultadas pelo baixo e fragmentado conhecimento acerca do funcionamento dos ecossistemas, além das complexas relações econômicas e sociais que caracterizam um ambiente sob forte pressão antrópica.

Diversos trabalhos demonstram a ameaça que o bioma sofre principalmente pela perda de áreas de floresta. Alarcon et al. (2011) demonstraram em estudo realizado na Microbacia do Rio Sete, no município de São Bonifácio – SC, que houve redução das áreas de floresta em estágios inicial, médio e avançado, e crescimento das áreas de pastagem. Esse comportamento se repete em outras áreas de Mata Atlântica, com o avanço das áreas de pastagem/pecuária e consequente redução das áreas de floresta em diversos estágios (AMARAL; RIOS, 2012; BARBOSA et al., 2009; COSTA et al., 2014). Além disso, a ameaça que o bioma sofre em diversos locais está sendo fortemente associada ao crescimento da malha urbana, afetando as áreas de floresta tanto diretamente (desmatamento, retirada de madeira), quanto indiretamente (deposição de lixo doméstico, surgimento de voçorocas) com o passar do tempo (COELHO et al., 2011; COSTA et al., 2014). Becker et al. (2004), em estudo no limite sul da Mata Atlântica, no estado do Rio Grande do Sul, observaram que 76% da zona ripária total da área de estudo haviam sofrido alterações antrópicas em graus alto e intermediário.

Essas alterações sofridas com o avanço da malha urbana e agrícola/pecuária geram grandes transtornos às florestas. Uma das características desse avanço é a fragmentação dessa fisionomia, formando ilhas de vegetação ao longo do bioma, de forma a resultar em impactos negativos ao meio ambiente como a perda da biodiversidade e a alteração da paisagem natural (BARBOSA et al., 2009; COSTA et al., 2014).

De acordo com esses parâmetros, o estado do Rio de Janeiro aparece como uma das áreas mais importantes para o investimento em ações de conservação. Em levantamento realizado pelo SOS Mata Atlântica (2021), o Rio de Janeiro foi um dos dez estados brasileiros nos quais o desmatamento se intensificou na Mata Atlântica entre 2019 e 2020. Além disso, foi um dos quatro estados em que o aumento foi de mais de 100% em relação ao período anterior.

Entretanto, enquanto outros estados têm o avanço da ocupação agrícola como principal vetor do desmatamento, o Rio de Janeiro demonstra que a pressão ocorre principalmente por conta da expansão imobiliária e pelo turismo, fatores que associados com os altos índices de endemismo, classificam a região como prioritária para ações de conservação da biodiversidade (PINTO et al., 2006; SOS MATA ATLÂNTICA, 2021).

2.2. Sensoriamento Remoto

O Sensoriamento Remoto é definido como um conjunto de tecnologias e atividades que permitem a obtenção de informações da superfície terrestre de maneira remota, ou seja, sem o contato direto entre o sensor e a superfície (MORAES, 2002). Essas informações são obtidas pelos sensores através da medição quantitativa das respostas das interações entre os objetos terrestres e a radiação eletromagnética, como a luz solar refletida na superfície terrestre, por exemplo (MENEZES; ALMEIDA, 2012).

Moraes (2002) ressalta que a energia eletromagnética é emitida por qualquer corpo com temperatura maior que zero grau absoluto, de forma que cada objeto irá gerar uma resposta diferente de acordo com suas propriedades físico-químicas e biológicas. A radiação que interage com uma espécie arbórea, por exemplo, irá gerar respostas de acordo com as quantidades de energia absorvida, transmitida e refletida pela planta, podendo resultar em diferenças de uma espécie para outra e até mesmo dentro da própria espécie (MOREIRA, 2001). Sendo assim, de acordo com sua refletância, diferentes objetos irão apresentar diferentes comportamentos em relação ao comprimento de onda que incide sobre eles (Figura 1).

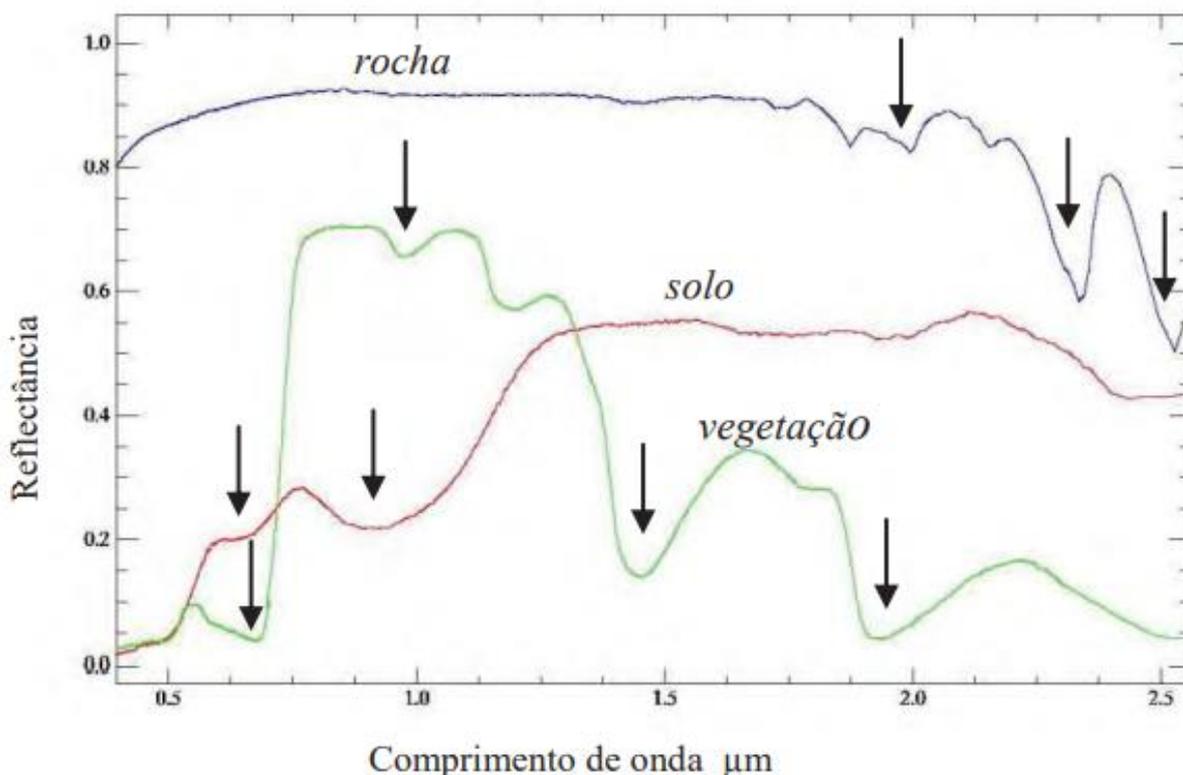


Figura 1. Exemplos de respostas de reflectância de diferentes superfícies em relação ao comprimento de onda incidente. Fonte: (MENEZES; ALMEIDA, 2012)

Essas características fazem do Sensoriamento Remoto uma técnica de grande utilidade em diversas áreas do conhecimento. Barbosa et al. (2009), por exemplo, destacam a importância

do sensoriamento remoto nos estudos de uso e cobertura do solo pois permitem a obtenção de grandes volumes de informação a respeito de registros de uso da terra em um curto espaço de tempo. Esdras (2012) também ressalta a importância dessa técnica desde o levantamento de características socioambientais de assentamentos urbanos e seus riscos ambientais, até a criação de cenários futuros na análise da expansão de áreas de ocupação ilegal.

2.3. Classificação Supervisionada

Como ressaltado anteriormente, um dos principais objetivos do sensoriamento remoto é levantar informações acerca da superfície terrestre. Para que isso seja possível, é necessário a análise dos elementos que compõem a paisagem através das propriedades de cor, tonalidade, textura, sombras e homologia (MENEZES; ALMEIDA, 2012). A classificação digital de imagens visa, através de algoritmos de classificação, rotular cada pixel da imagem de acordo com padrões de classes temáticas reduzindo a influência da subjetividade da interpretação humana (MOREIRA, 2001).

Dessa forma, a classificação supervisionada se divide em dois momentos: o treinamento do algoritmo e a classificação propriamente dita. Buscando treinar o algoritmo para diferenciar as classes de interesse, o analista deve fornecer pequenas amostras de pixels por ele reconhecidas (através de dados coletados em campo, mapas, ou outras fontes) que representem o padrão a ser reconhecido pelo algoritmo na etapa de classificação (MENEZES; ALMEIDA, 2012). Em seguida é realizada a etapa de validação que busca comparar o mapa criado com amostras tidas como verdade de campo, obtendo assim a qualidade da classificação. Essa etapa gera resultados através dos quais se analisa a qualidade da classificação, como as matrizes de confusão, índice Kappa e os valores de acurácia do classificador (LANDIS; KOCH, 1977; MENEZES; ALMEIDA, 2012; FARIA et al., 2015).

Essa forma de classificação de imagens vem se mostrando muito eficiente em diversos tipos de análises. Caris et al. (2013) avaliando o uso e cobertura do solo em área costeira protegida, utilizaram o processo de classificação supervisionada combinando dados obtidos em campo com interpretação visual de imagens para dividir a área de estudo em 13 classes de uso e cobertura, obtendo uma acurácia de 95% no mapeamento. Ao se analisar dados de diferentes anos, a classificação supervisionada também se mostrou bastante eficaz, obtendo resultados com elevada acurácia e índices Kappa acima de 0,85 (SILVA et al., 2017).

Entretanto, há vários métodos de classificação supervisionada e sua escolha interfere diretamente nas características estatísticas das classes que são estimadas das amostras de treinamento, como: método paralelepípedo, distância mínima, máxima verossimilhança, random forest, entre outros (MENEZES; ALMEIDA, 2012). Santos et al. (2015) em análise multitemporal de uso e ocupação do solo utilizando classificação supervisionada por máxima verossimilhança, embora tenham obtido resultados de índice Kappa excelentes para os anos de 1981 a 1990, apenas obtiveram conceitos razoáveis no período de 1995 a 2010, chegando ao valor mínimo de 0,58 no último ano. Embora esses resultados possam ser influenciados por diversos fatores, um dos principais motivos é o tamanho da amostra, de forma que o número de observadores ou o número de categorias influenciam diretamente os perfis de resposta (LANDIS; KOCH, 1977).

Sendo assim, esses fatores precisam ser analisados na escolha do modelo a ser utilizado. Em estudo visando avaliar o efeito do número de amostras de treinamento no índice Kappa, Faria et al. (2015) observaram que o classificador Random Forest foi o que apresentou menor sensibilidade à variação do tamanho do número de amostras de treinamento, já apresentando resultados satisfatórios a partir de 20 amostras.

O Random Forest é um algoritmo de aprendizagem baseado em árvores de decisão e formado por uma combinação de preditores, de forma que cada árvore depende dos valores de

um vetor aleatório amostrado de maneira independente e com a mesma distribuição para todas as árvores (BREIMAN, 2001). O modelo compara diversos resultados de modo que possa escolher os mais apropriados para realizar a classificação. Dessa forma, Breiman (2001) destaca que ao combinar diversos modelos, o algoritmo consegue obter resultados mais robustos e com menor taxa de erros.

2.4. Mapeamento de Uso e Cobertura do Solo

Levando em consideração que o uso desordenado da terra causa deterioração no ambiente, o mapeamento do uso e cobertura do solo é uma das principais ferramentas para o entendimento da dinâmica da paisagem, assim como na avaliação de impactos ambientais, permitindo a projeção de cenários futuros, sendo de fundamental importância na tomada de decisões e no planejamento socioeconômico e ambiental (BARBOSA et al., 2009; AMARAL; RIOS, 2012). Nesse sentido, Becker et al. (2004) destacam que avaliações regionais, identificando e quantificando os diferentes tipos de cobertura do solo podem resultar em mapas que permitem apontar áreas de interesse, estimar o tamanho das diferentes áreas, além de identificar lacunas de informação.

A principal forma de se analisar essas informações de uso e cobertura do solo é através da análise multitemporal, ou seja, verificar as alterações ocorridas em cada classe através de uma série temporal. Barbosa et al. (2009) destacam que o resgate de informações passadas e a comparação com o presente, permite a verdadeira caracterização da área estudada e o planejamento futuro da paisagem de cada região. Becker et al. (2004) também sugerem que a classificação do uso e cobertura do solo é útil quando o objetivo é comparar um estado atual de conservação em relação a uma condição passada.

Dessa forma, diversos estudos analisando as mudanças no uso e cobertura do solo ao longo do tempo foram realizados, obtendo resultados significativos, tendo como consequência mais recorrente as mudanças generalizadas nas práticas de uso do solo (AMBROSIO et al. 2008; ALARCON et al., 2011; SILVA et al., 2017).

No que tange à Mata Atlântica, a dinâmica de ocupação da terra nos últimos 50 anos, pelo menos, vem sendo muito influenciada pela substituição de culturas menos competitivas por outras mais capazes de atender às demandas dos mercados interno e externo (AMBROSIO et al., 2008; BARBOSA et al., 2009; ALARCON et al., 2011). Alarcon et al. (2011), observaram, em estudo de caso em área de Mata Atlântica, uma redução de 14,5% nas áreas destinadas a agricultura entre 1950 e 2000, além da expansão das áreas de pastagem e de plantio de espécies exóticas para fins madeireiros sobre áreas de lavoura e formação secundária. Entretanto, em outra área do bioma, Silva et al. (2017) constataram que, entre 1985 e 2011 houve aumento de 74% na cobertura florestal, avançando principalmente sobre áreas de pastagem degradada. Também se observou um declínio das atividades de agricultura na região, tendo como consequência, nesse caso, a restauração de áreas de floresta. Sugere-se que esse padrão acontece devido à uma concentração de atividades agrícolas em áreas mais acessíveis, favorecendo o processo de sucessão nas áreas abandonadas (BECKER et al., 2004). Essa dinâmica de substituição na cobertura do solo também é observada em áreas de preservação permanente dentro do bioma. Ambrosio et al. (2008) verificaram uma redução de 2,75% nas áreas de uso agrícola dentro das APP's. Além disso, obtiveram aumento de área os usos: Urbano, Cana-de-açúcar, Cultura anual irrigada e Seringueira. No caso do uso Urbano, os autores atribuem seu aumento ao crescimento populacional, com as áreas de uso urbano avançando principalmente sobre regiões de pastagem. O avanço de áreas urbanas também foi analisado por Silva et al. (2020), os quais, em estudo sobre a mudança do uso e cobertura do solo em regiões montanhosas da Mata Atlântica, observaram um aumento na área construída de 171% entre os anos de 1985 e 2018.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Área de Estudo

A área de estudo compreende o município do Rio de Janeiro – RJ (Figura 2), cuja área é de 1.200,329 km², abrangendo 163 bairros agrupados em 33 regiões administrativas, e com uma população estimada para o ano de 2021 de 6.775.561 habitantes (IBGE, 2020).

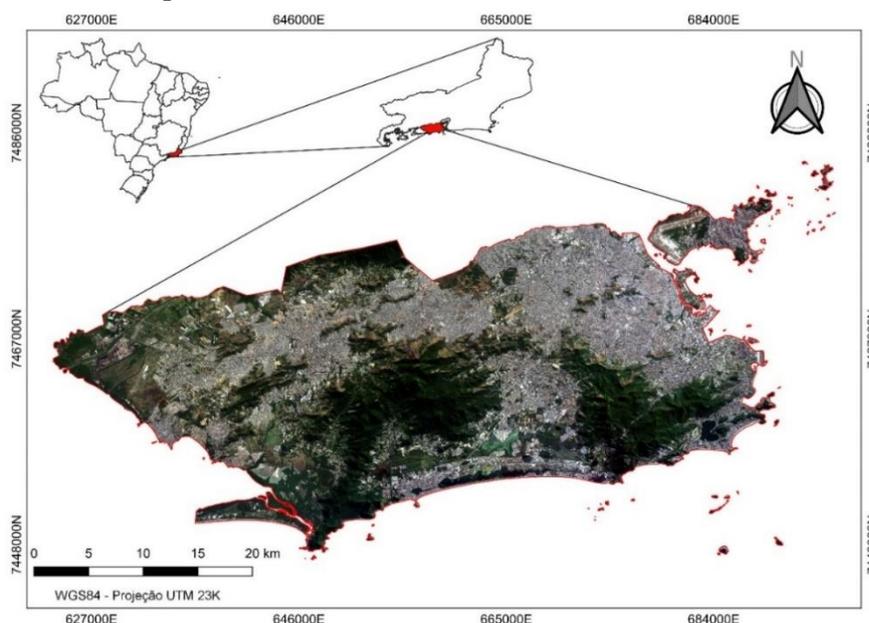


Figura 2. Localização do município do Rio de Janeiro em relação ao estado e ao país

O clima no município é o tropical, com predomínio da classificação Aw (Zona tropical com inverno seco), caracterizado por um período de temperaturas mais altas e maior incidência de chuvas entre dezembro e março, e uma estiagem que acompanha menores temperaturas de junho a agosto (ALVARES et al., 2014). Entretanto, embora essa seja a principal classificação climática para o município, devido à sua grande extensão territorial observa-se uma elevada diversidade climática, sofrendo forte influência pela relação relevo-altitude, pela proximidade com o Oceano Atlântico e pela topografia acidentada e fragmentada (ICMBIO, 2012). Essa influência é bem representada por Dereczynski et al. (2009) que observaram que os máximos de precipitação no município localizaram-se sobre os três maciços existentes na cidade: Maciço da Tijuca, Maciço de Gericinó e Maciço da Pedra Branca, se contrapondo às áreas de planície da cidade que obtiveram os valores mínimos de precipitação.

Com relação à vegetação, o Rio de Janeiro é uma das regiões abrangidas pelos limites do bioma Mata Atlântica, sendo, juntamente com o restante dos municípios do estado, além dos estados de Espírito Santo e Santa Catarina, ocupado integralmente pelo bioma (IBGE, 2004; SOS MATA ATLÂNTICA, 2021). Dessa forma, a vegetação do município é baseada principalmente em formações secundárias em diferentes estágios sucessionais, com alto grau de fragmentação, apresentando remanescentes de florestas, de vegetação de mangue e de vegetação de restinga (ICMBIO, 2012). Com o objetivo de preservar o restante dessa vegetação, estão inseridas no território municipal diversas Unidades de Conservação, como por exemplo: Parque Nacional da Tijuca, Parque Estadual da Pedra Branca, Parque Estadual do Grajaú, Parque Estadual da Chacrinha, Reserva Biológica de Guaratiba, APA do Gericinó/Mendanha e APA de Sepetiba II (SECRETARIA MUNICIPAL DO MEIO AMBIENTE DA CIDADE - SMAC, 2021).

O relevo da região se caracteriza por ser altamente acidentado, composto por maciços e baixadas, inserido principalmente entre a Serra do Mar e o Oceano Atlântico (FARIAS, 2013). Essas características são responsáveis por influenciar grande parte do comportamento climático da região, afetando desde regime de chuvas até a dispersão de poluentes e a qualidade do ar, por interferir ativamente na circulação dos ventos (DERECZYNSKI et al., 2009; FARIAS, 2013).

3.2. Pré-Processamento dos Dados

O estudo foi realizado através da obtenção de quadrantes de imagens Planet, uma constelação formada por centenas de satélites Dove, com imagens a partir de 3 metros de resolução espacial, revisita diária e ortorretificação, gerando imagens atualizadas e com elevado padrão de qualidade (ENGESAT, 2019). Tais imagens foram obtidas pela plataforma Planet, que as oferece de maneira gratuita para toda a faixa tropical do planeta, através de cadastro na plataforma e download das imagens pelo site <https://www.planet.com/basemaps/>. As imagens são obtidas através da área inserida na plataforma, resultando em quadrantes que abrangem a área definida. Cada quadrante é composto por um conjunto de cenas reunidas ao longo do mês de forma a gerar a melhor qualidade possível para aquele bloco. Foram obtidas imagens do mês de junho de 2016 e do mês de julho de 2021, por ser a época com menor cobertura de nuvens para o município do Rio de Janeiro. Também foi obtido através da plataforma Data Rio (<https://www.data.rio>), o arquivo shapefile com a delimitação da área do município do Rio de Janeiro, e através do site do INEA (<http://www.inea.rj.gov.br>), os limites das Unidades de Conservação presentes no município.

Após a obtenção das imagens, todo o processamento que se seguiu foi realizado através do software QGIS Desktop 3.18.1 with GRASS 7.8.5. Por se tratar de imagens de alta resolução, alguns cuidados precisaram ser tomados durante o seu processamento. Após a obtenção das imagens na plataforma Planet, foi construído o raster virtual para se unir os quadrantes obtendo uma visão geral e temporária das imagens. Nas propriedades desse raster virtual (Figura 3) é possível notar a presença de 5 bandas (1 = azul, 2 = verde, 3 = vermelho, 4 = infravermelho e 5 = alpha), além do sistema de referência (EPSG:3857 – WGS 84 / Pseudo-Mercator) e do tipo de dado (UInt16 – Inteiro de 16 bits sem sinal).

Informação do provedor

Nome	Virtual
Caminho	D:\Monografia\2016\Junho\Virtual.vrt
SRC	EPSG:3857 - WGS 84 / Pseudo-Mercator - Projetado
Extensão	-4891969.8095655813813210,-2661231.5764008215628564 ; -4794130.4133741445839405,-2582960.0594476722180843
Unidade	metros
Largura	20480
Altura	16384
tipo de dado	UInt16 - Inteiro de 16 bits sem sinal
Descrição do driver GDAL	VRT
Metadados do driver GDAL	Virtual Raster
Descrição do registro	D:\Monografia\2016\Junho\Virtual.vrt
Mais informação	
Dimensões	X: 20480 Y: 16384 Bandas: 5
Origem	-4.89197e+06,-2.58296e+06
Tamanho do Pixel	4.777314267159990635,-4.777314267159990635

Figura 3. Propriedades do arquivo virtual gerado com as imagens Planet

Não se observando problemas, prosseguiu-se para a consolidação do raster virtual em mosaico definitivo através da função “Converter”. Nessa etapa foi necessário adicionar o parâmetro “BIGTIFF = YES” para que não sejam gerados problemas no arquivo .tif pelo tamanho das imagens. Além disso, também foi necessário eliminar a banda alpha, exportando apenas as quatro primeiras bandas para evitar problemas com os dados na etapa da classificação supervisionada. Isso foi feito através da adição da seguinte linha de comando: “-b 1 -b 2 -b 3 -b 4”. Dessa forma, foram exportadas para o mosaico definitivo as bandas do azul, verde, vermelho e infravermelho na mesma ordem do arquivo de origem.

Com o mosaico gerado, foi necessário realizar sua reprojeção para o mesmo sistema de coordenadas a ser utilizado no projeto (EPGS:32723 - WGS 84 / UTM zone 23S). Esse procedimento foi realizado através da função “Reprojetar coordenadas”, onde se entrou com o mosaico na camada de entrada, assim como seu sistema de referência original, e se definiu o sistema de referência desejado. Foi tomado o mesmo cuidado de adicionar o parâmetro “BIGTIFF = YES” e manter o mesmo tipo de dado. Não foi preciso definir as bandas pois a extração das bandas desejadas na etapa anterior já se manteve definitiva para as etapas seguintes.

Em seguida foi realizado o recorte do mosaico para a área de estudo através da função “Recortar raster pela camada de máscara”, utilizando o mosaico reprojetado como camada de entrada e o limite do município do Rio de Janeiro como camada de máscara. Foi necessário atribuir o valor de 65535 como valor sem dados para que não houvesse problemas com o limite externo do recorte. Esse número é o valor máximo do tipo de dado UInt16, sendo preferido ao valor mínimo 0, já que esse último geralmente gera conflitos com regiões da imagem.

3.3. Classificação Supervisionada

Com as imagens já processadas para a área de estudo, foram definidas 6 classes de uso e ocupação do solo, a saber: Formação Florestal; Pastagem; Corpos D’água; Solo Exposto; Área Urbana; e Mangue e Apicum.

A classificação supervisionada foi realizada através do plugin DZetsaka: Classification tool 3.70. Para esse procedimento foi necessário criar um shapefile das amostras para treinamento e validação. Sendo assim, foram criados polígonos para cada classe de uso e ocupação através de análise visual das imagens Planet de alta resolução, e de auxílio das imagens históricas do Google Earth Pro, também de alta resolução. Para a identificação dos padrões e destaque de alvos nas imagens planet foram utilizadas a composição RGB 3-2-1 (Figura 4), que simula as cores visualizadas no mundo real, e também a composição RGB 4-3-2 (Figura 5), que destaca as áreas de maior resposta ao espectro infravermelho em tons de vermelho.

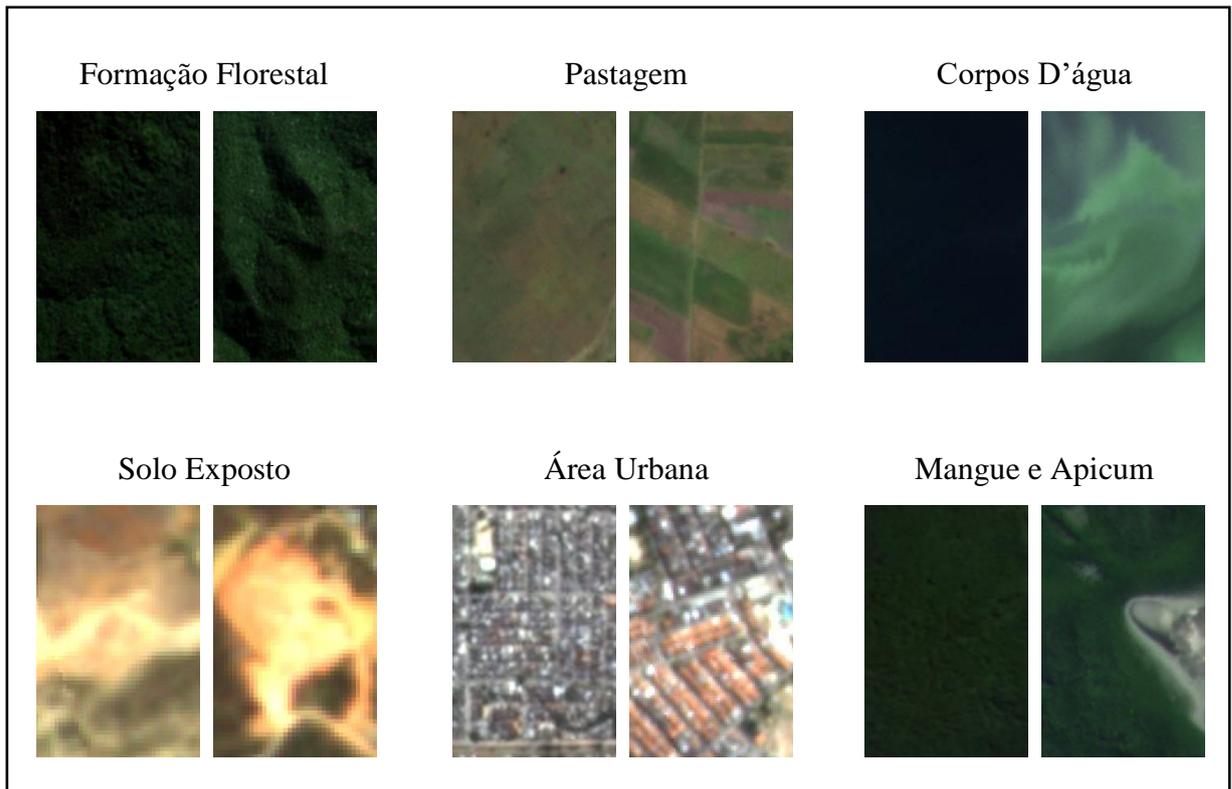


Figura 4. Padrões visuais observados para cada classe de estudo em composição RGB 3-2-1, simulando as cores no mundo real.

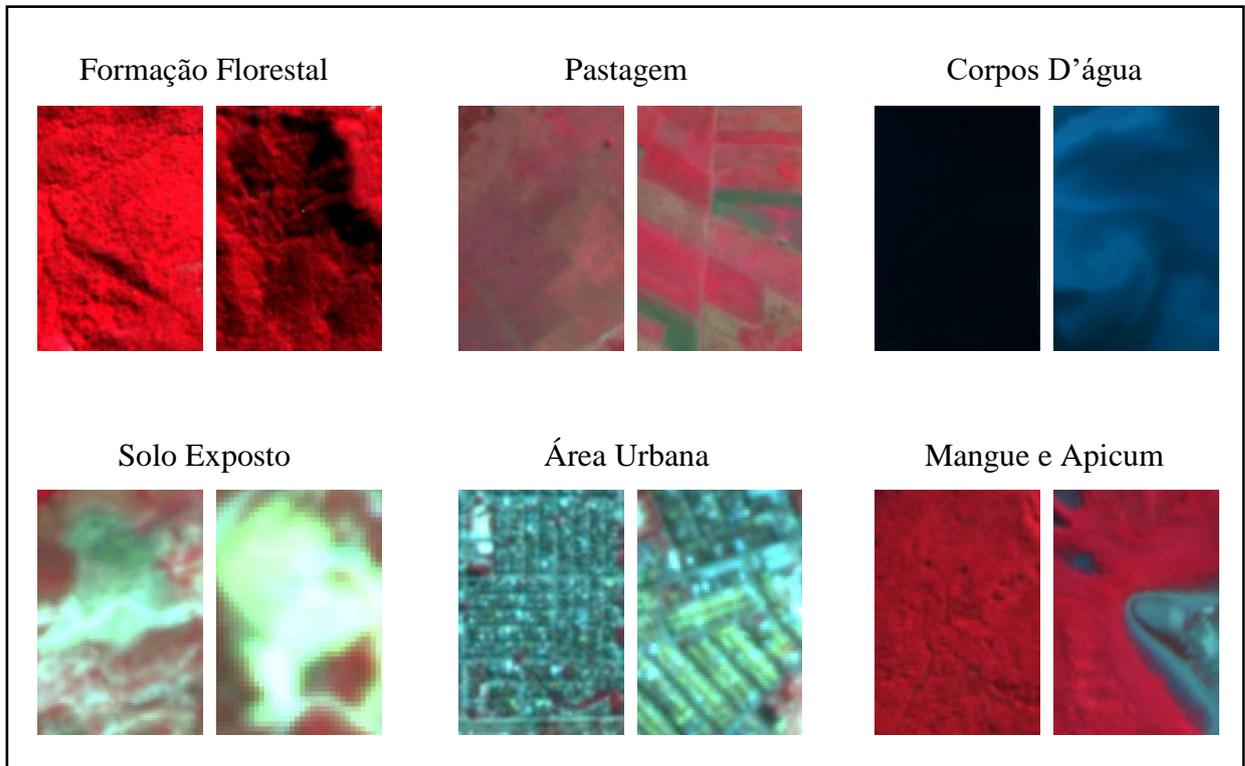


Figura 5. Padrões visuais observados para cada classe de estudo em composição RGB 4-3-2, destacando em vermelho as áreas de maior resposta à banda 4 (infravermelho).

A classificação supervisionada foi realizada pelo algoritmo Random Forest, utilizando as 4 bandas previamente extraídas (azul, verde, vermelho e infravermelho), e os polígonos para cada classe. Para as classes de Formação Florestal, Pastagem, Solo Exposto e Área Urbana foram coletados 50 polígonos. Já para a classe de Corpos D'água foram coletados 35, e para a classe de Mangue e Apicum foram coletados 20 polígonos. Desses, foram separados 70% para as amostras para o treinamento e os 30% restantes para a validação dos dados.

A partir das amostras de validação foram obtidos, utilizando o mesmo plugin, a matriz de confusão, a acurácia da classificação e a estimativa do índice Kappa (CONGALTON; GREEN, 2019). Seu cálculo pode ser feito através da seguinte fórmula:

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^c x_{ii} - \sum_{i=1}^c x_{i+}x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^c x_{i+}x_{+i}}$$

Onde: K é uma estimativa do coeficiente Kappa; x_{ii} é o valor na linha i e coluna i ; x_{i+} é a soma da linha i e x_{+i} é a soma da coluna i da matriz de confusão; n é o número total de amostras e c o número total de classes.

Os valores obtidos de índice Kappa foram avaliados de acordo com modelo proposto por Landis e Koch (1977) apresentado na Tabela 1.

Tabela 1. Interpretações da qualidade da classificação de acordo com os valores de índice Kappa. Fonte: Adaptado de (LANDIS; KOCH, 1977)

Coeficiente Kappa	Interpretação
< 0,00	Péssima
0,01 – 0,20	Ruim
0,21 – 0,40	Razoável
0,41 – 0,60	Boa
0,61 – 0,80	Muito boa
0,81 – 1,00	Excelente

Entretanto, algumas inconsistências foram observadas nesses índices, de forma que sua utilização de maneira solitária não é suficiente para caracterizar a qualidade da classificação. Sendo assim, também foram calculadas as porcentagens de desacordo de alocação e desacordo de quantidade (PONTIUS JR; MILLONES, 2011).

Obtidos todos os resultados, prosseguiu-se com a produção dos mapas de uso e cobertura para os anos estudados. Na Figura 6 é possível observar o fluxograma resumido das atividades realizadas nesse estudo, desde a obtenção dos dados até a produção dos mapas de uso e cobertura do solo:

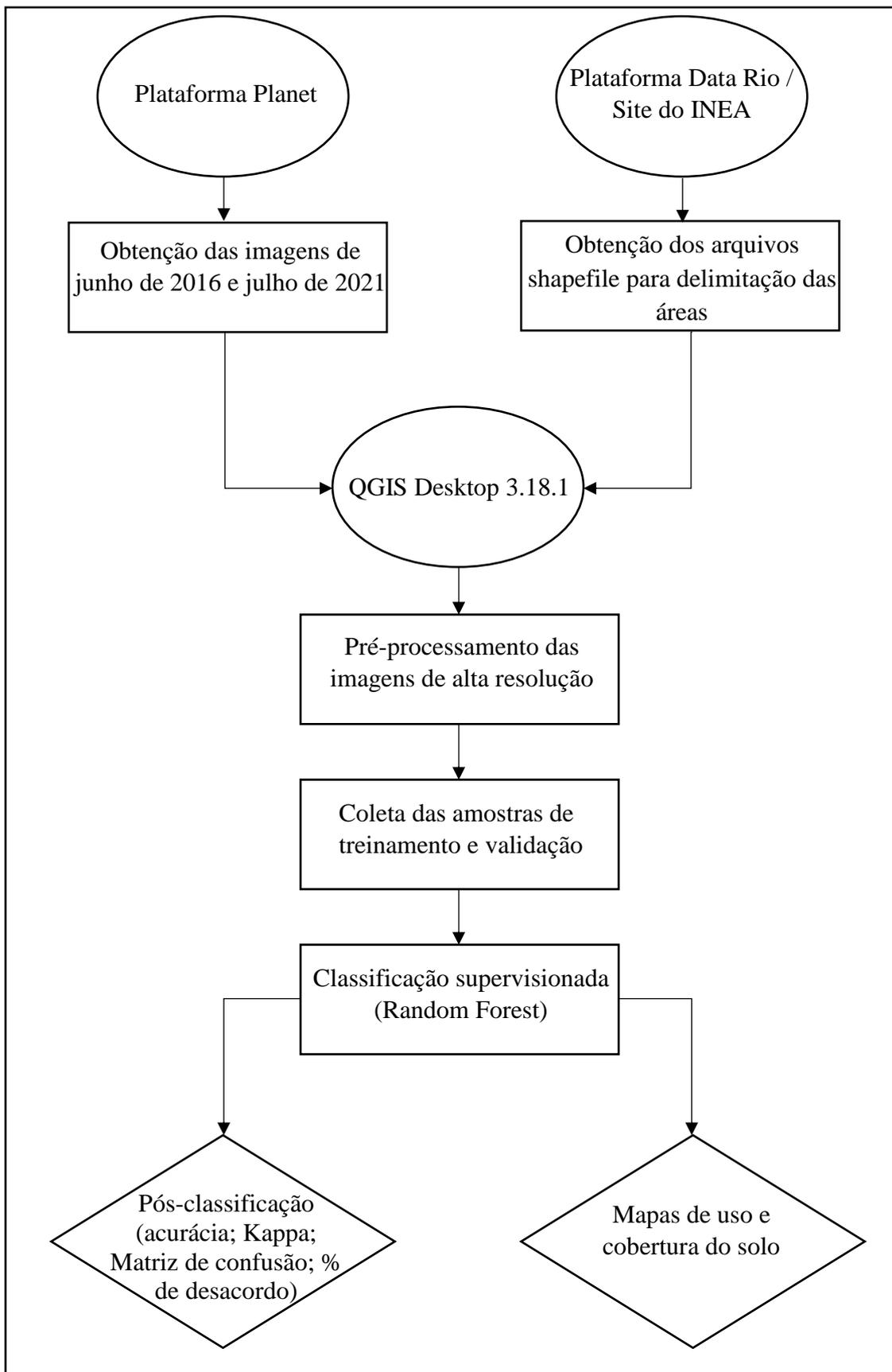


Figura 6. Fluxograma resumido das atividades realizadas

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados da classificação para ambos os anos de 2016 e 2021 foram satisfatórios, como pode-se observar na Tabela 2. Os valores de índice Kappa foram bastante similares para as duas classificações, atingindo 0,915 para o mês de junho de 2016 e 0,908 para julho de 2021. Segundo a interpretação de qualidade proposta por Landis e Koch (1977), os resultados podem ser considerados excelentes.

Tabela 2. Valores de índice Kappa e acurácia obtidos para os períodos de estudo

Período	Parâmetro	
	Kappa	Acurácia (%)
Junho/2016	0,915	94,19%
Julho/2021	0,908	93,58%

Também observando a Tabela 2, é possível perceber elevados valores de acurácia, atingindo 94,19% em junho de 2016 e 93,58% em julho de 2021. Esses valores demonstraram que o algoritmo foi altamente eficiente em prever a classe de uso e cobertura do solo para ambos os períodos estudados.

Ao se analisar as porcentagens de desacordo para os dois períodos estudados, obteve-se um maior desacordo geral para junho de 2016, atingindo 9,14% de desacordo total, dos quais 3,18% foram provenientes de erros de alocação e 5,96% de erros de quantidade. Já para julho de 2021, o desacordo total gerado foi de 5,16%, dos quais, 1,31% proveniente de desacordo de alocação e 3,84% proveniente de desacordo de quantidade (Figura 7).

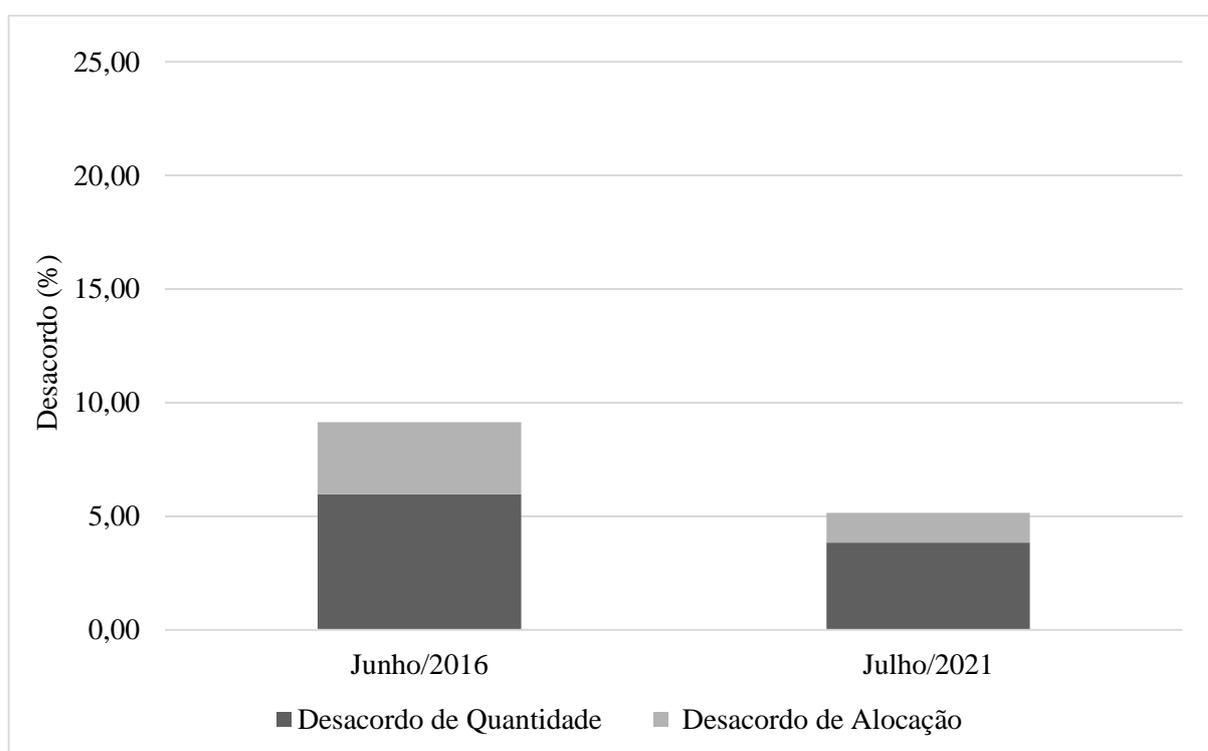


Figura 7. Porcentagens de desacordo de alocação e quantidade para os dois períodos estudados

Embora não haja padrões de interpretação para esses parâmetros como ocorre com o índice Kappa, é possível analisar esses resultados através da comparação com outros estudos. Santos et al. (2017), por exemplo, em análise da fragmentação florestal na Mata Atlântica, obtiveram um desacordo total de 8,42% (3,33% de erros de alocação e 5,09% de erros de quantidade). Já Saito et al. (2016), em análise da cobertura florestal nos anos de 2001 e 2011, obteve erros de 7,5% (2% de erros de quantidade e 5,5% de erros de alocação) e 8,5% (3,5% de quantidade e 5% de alocação) respectivamente. Dessa forma, é possível dizer que os desacordos encontrados se apresentam em uma faixa aceitável, caracterizando uma classificação satisfatória. Além disso, esses resultados confirmam a suposição levantada por Coelho et al. (2011) de que uma melhor resolução de imagem poderia resultar em valores significativos de acurácia, permitindo uma melhoria na sentença de conclusões.

Entretanto, mesmo com resultados satisfatórios na pós-classificação, é possível perceber, analisando as matrizes de confusão para cada classificação, onde se encontram as tendências de erros. Na Tabela 3, por exemplo, é possível perceber uma tendência de erros para as seguintes classes de uso no período de junho de 2016: Área Urbana; e Mangue e Apicum. Quando se analisa a Tabela 4, também se observa a mesma tendência de maior número de erros para essas classes no período de julho de 2021.

Tabela 3. Matriz de confusão, em número de pixels, referente ao período de junho de 2016

Referência	Predição					
	Formação Florestal	Pastagem	Corpos D'água	Solo Exposto	Área Urbana	Mangue e Apicum
Formação Florestal	292545 (95,8%)	2864 (0,9%)	1 (0,0%)	0 (0,0%)	53 (0,0%)	10027 (3,3%)
Pastagem	3415 (4,1%)	75881 (91,2%)	0 (0,0%)	3 (0,0%)	1317 (1,6%)	2627 (3,2%)
Corpos D'água	0 (0,0%)	0 (0,0%)	49869 (99,9%)	0 (0,0%)	29 (0,1%)	11 (0,0%)
Solo Exposto	0 (0,0%)	0 (0,0%)	0 (0,0%)	8436 (96,1%)	342 (3,9%)	0 (0,0%)
Área Urbana	73 (0,2%)	610 (1,3%)	10 (0,0%)	456 (1,0%)	44295 (95,7%)	827 (1,8%)
Mangue e Apicum	9754 (8,0%)	1784 (1,5%)	2 (0,0%)	0 (0,0%)	1554 (1,3%)	108443 (89,2%)

*Valores entre parênteses se referem à porcentagem em relação ao número total de pixels da classe de referência

Tabela 4. Matriz de confusão, em número de pixels, referente ao período de julho de 2021

Referência	Predição					
	Formação Florestal	Pastagem	Corpos D'água	Solo Exposto	Área Urbana	Mangue e Apicum
Formação Florestal	320309 (95,4%)	6070 (1,8%)	22 (0,0%)	0 (0,0%)	97 (0,0%)	9098 (2,7%)
Pastagem	6013 (5,5%)	100760 (91,6%)	1 (0,0%)	335 (0,3%)	1042 (0,9%)	1836 (1,7%)
Corpos D'água	5 (0,0%)	1 (0,0%)	60484 (99,4%)	10 (0,0%)	276 (0,5%)	72 (0,1%)
Solo Exposto	0 (0,0%)	52 (0,7%)	9 (0,1%)	7047 (89,3%)	783 (9,9%)	2 (0,0%)
Área Urbana	36 (0,0%)	642 (0,9%)	431 (0,6%)	1171 (1,6%)	69253 (93,0%)	2959 (4,0%)
Mangue e Apicum	8866 (9,0%)	1780 (1,8%)	103 (0,1%)	31 (0,0%)	2393 (2,4%)	85351 (86,6%)

*Valores entre parênteses se referem à porcentagem em relação ao número total de pixels da classe de referência

Acredita-se que o maior número de erros para a classe de Área Urbana se dá pela elevada presença de sombras causada pela disposição de prédios e outras estruturas de grande porte ao longo da malha urbana. Esse pensamento corrobora o que foi apresentado por Bittencourt et al. (2018), que relacionaram a confusão do classificador entre solo exposto e áreas urbanas às sombras de prédios e às vias asfaltadas. Já para a classe de Mangue e Apicum acredita-se que a falta de um padrão mais singular possa ter gerado um maior número de erros, confundindo-se com as sombras da área urbana e do relevo, além de padrões de pastagem degradada. Esse comportamento é semelhante ao apresentado por Bittencourt et al. (2018), que atribuíram a confusão entre áreas de vegetação florestal e vegetação campestre à alta refletância dessas classes nas bandas do vermelho e do infravermelho.

Ao se observar a Figura 8, pode-se perceber um crescimento das áreas de Formação Florestal, Mangue e Apicum, Corpos D'água e Solo exposto. As classes que sofreram decréscimo na área de cobertura, por outro lado, foram as classes de Área Urbana e Pastagem.

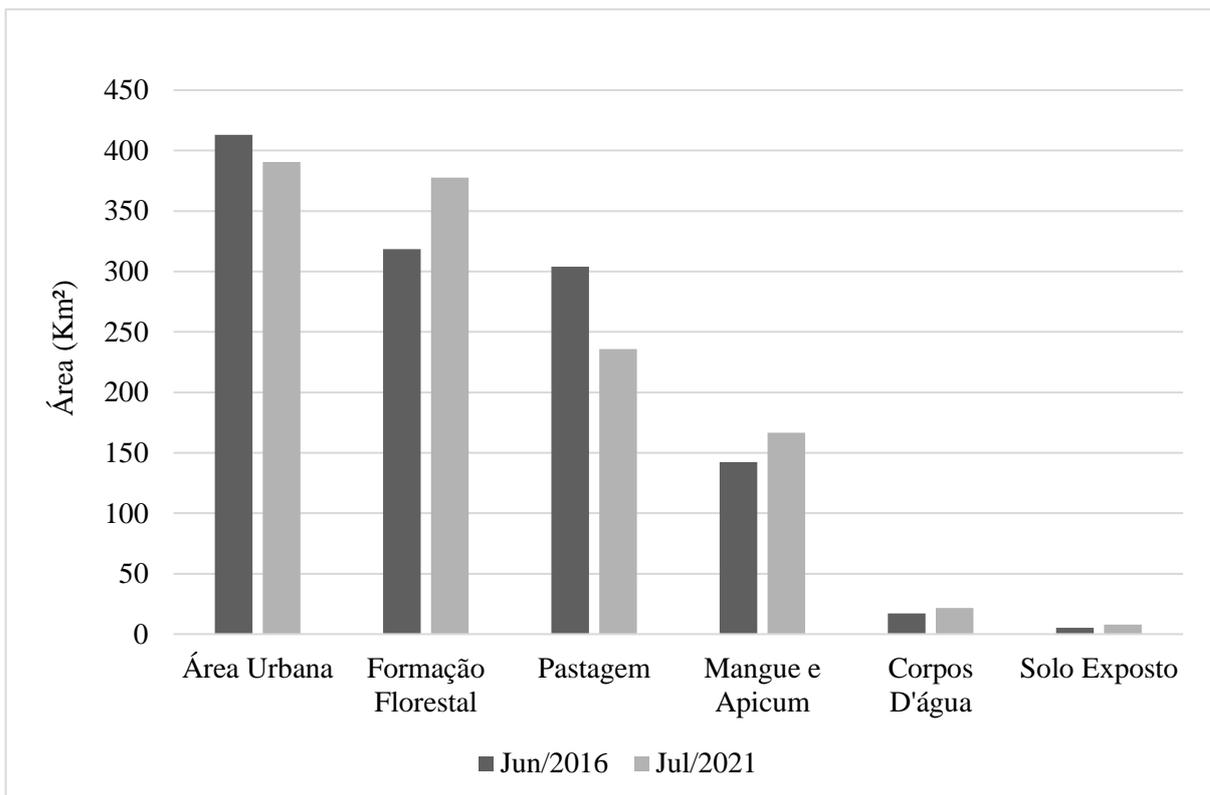


Figura 8. Evolução das áreas, em Km², referentes à cada classe de uso e cobertura do solo entre os dois períodos estudados

Embora todas as classes tenham sofrido alterações, nota-se através da Tabela 5 que as alterações mais significativas foram o aumento das áreas de Formação Florestal (59,2279 Km² de crescimento em relação à área que ocupava em 2016) e o decréscimo das áreas de pastagem (perda de 68,0395 Km² em relação à área que ocupava em 2016). Esse comportamento se opõe a alguns estudos de uso e ocupação de solo na mata atlântica. Alarcon et al. (2011), por exemplo, encontraram uma redução nas áreas de floresta e uma expansão das áreas de pastagem entre os anos de 1950 e 2000. Comportamento esse, que se repetiu no mapeamento do alto curso do Rio Piedade, no qual, a maior parte da cobertura se deu por pastagem e a cobertura por vegetação nativa foi considerada insuficiente (AMARAL; RIOS, 2012). Barbosa et al. (2009), entre 1989 e 2001, encontraram o mesmo padrão, com redução das áreas de floresta e aumento das áreas exploradas com pastagem plantada. Entretanto, Ambrosio et al. (2008), observaram uma redução das áreas de pastagem em área de preservação permanente entre os anos de 1988 e 2002. Mais recentemente, Silva et al. (2021) analisando área de proteção ambiental na Serra da Mantiqueira entre os anos de 1985 e 2017, encontraram uma recuperação das áreas de florestas sobre áreas de pastagem. Entre os anos de 1985 e 2011, no Vale do Paraíba, também se observou um ganho nas áreas de floresta e um decréscimo das áreas de pastagem (SILVA et al., 2017). Dessa forma, acredita-se que essas dinâmicas estejam diretamente relacionadas, de forma que as áreas de pastagem, com o passar do tempo e na ausência de um manejo adequado, podem estar sendo convertidas pelo processo de regeneração natural em áreas de floresta.

Tabela 5. Área calculada e alteração sofrida, em Km², para cada classe de uso e cobertura do solo para os dois períodos estudados

Classe de Uso e Cobertura	Área (Km ²)		Transição 2016 - 2021 (Km ²)
	Jun/2016	Jul/2021	
Área Urbana	413,1798	390,4925	-22,6873
Formação Florestal	318,4618	377,6897	59,2279
Pastagem	303,8469	235,8074	-68,0395
Mangue e Apicum	142,4131	166,5778	24,1647
Corpos D'água	17,10205	21,56964	4,4676
Solo Exposto	5,1232	7,98973	2,8665
Total	1200,127	1200,127	-

Esse crescimento nas áreas de formação florestal sobre outras classes, é possível de ser observado nas Figuras 9 e 10, para todo o município. Além disso, também pode ser melhor percebido, por exemplo, em algumas análises visuais na região da Ilha do Governador (Figura 11) e da região entre Bangu e Pavuna (Figura 12) com as áreas de vegetação arbórea avançando principalmente sobre áreas de pastagem através do processo de sucessão ecológica.

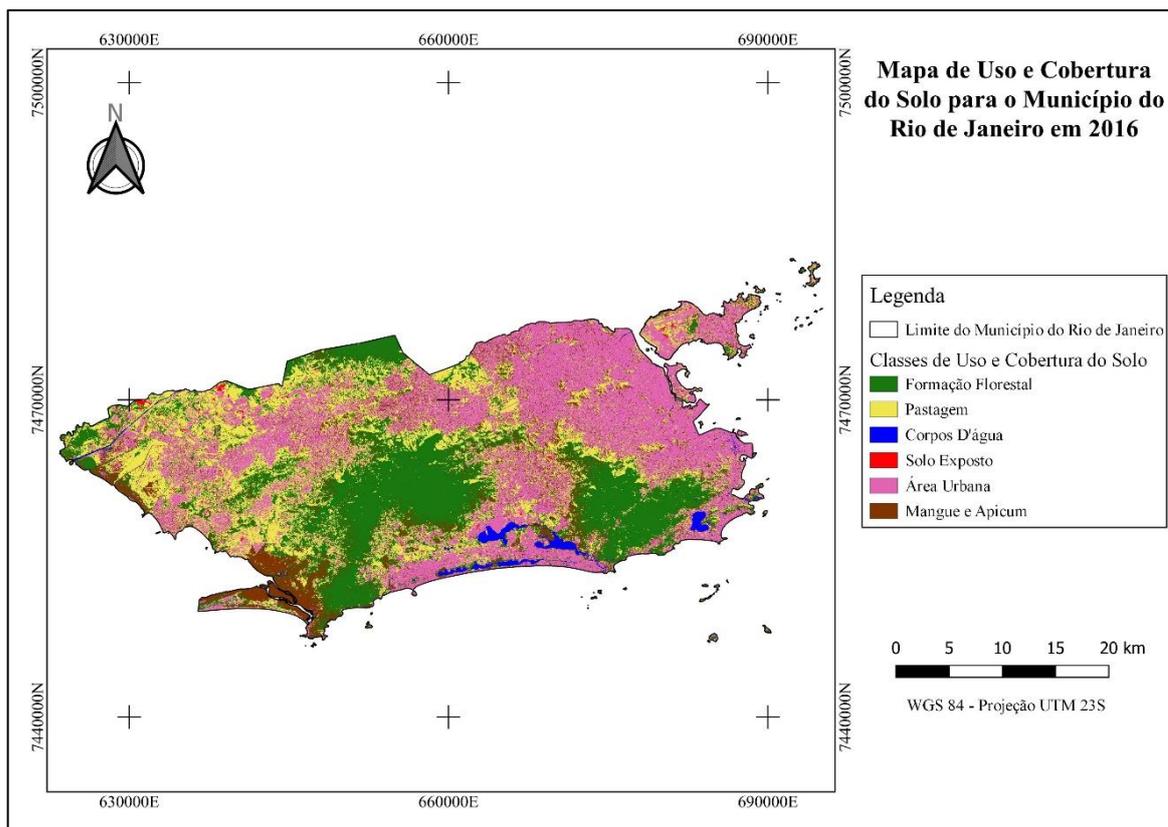


Figura 9. Mapa de Uso e Cobertura do Solo para o município do Rio de Janeiro no ano de 2016

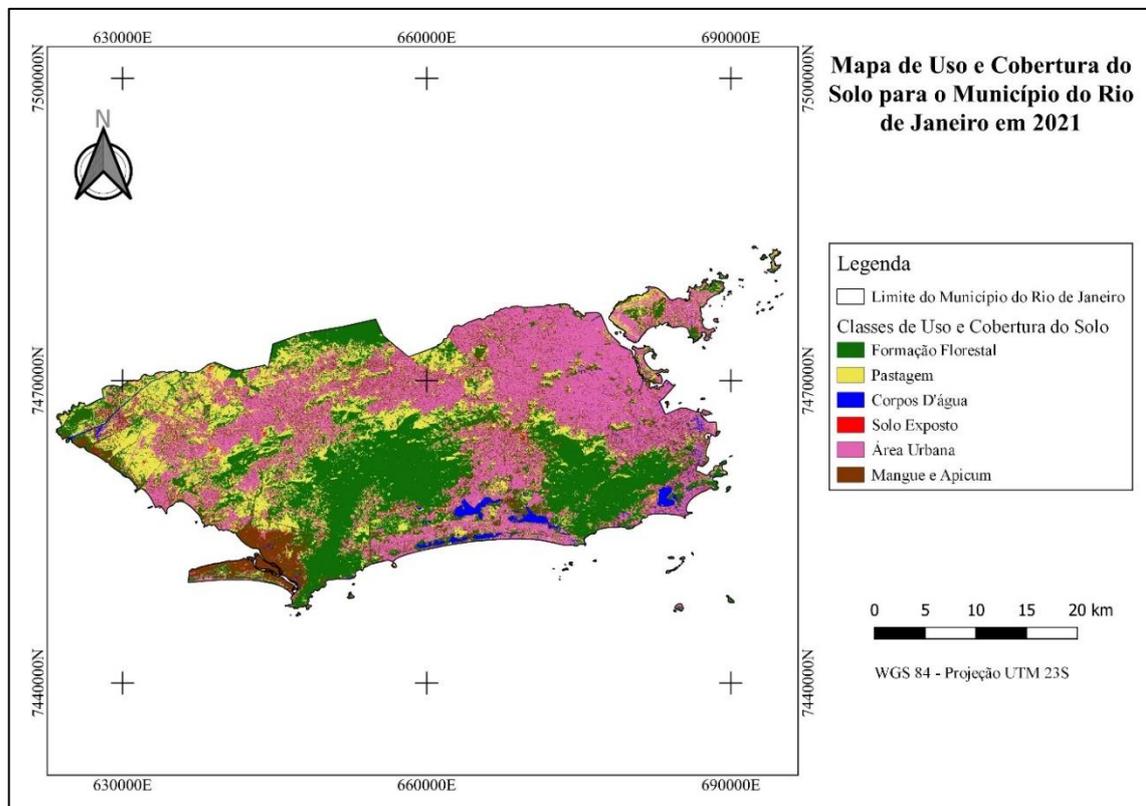


Figura 10. Mapa de Uso e Cobertura do Solo para o município do Rio de Janeiro no ano de 2021

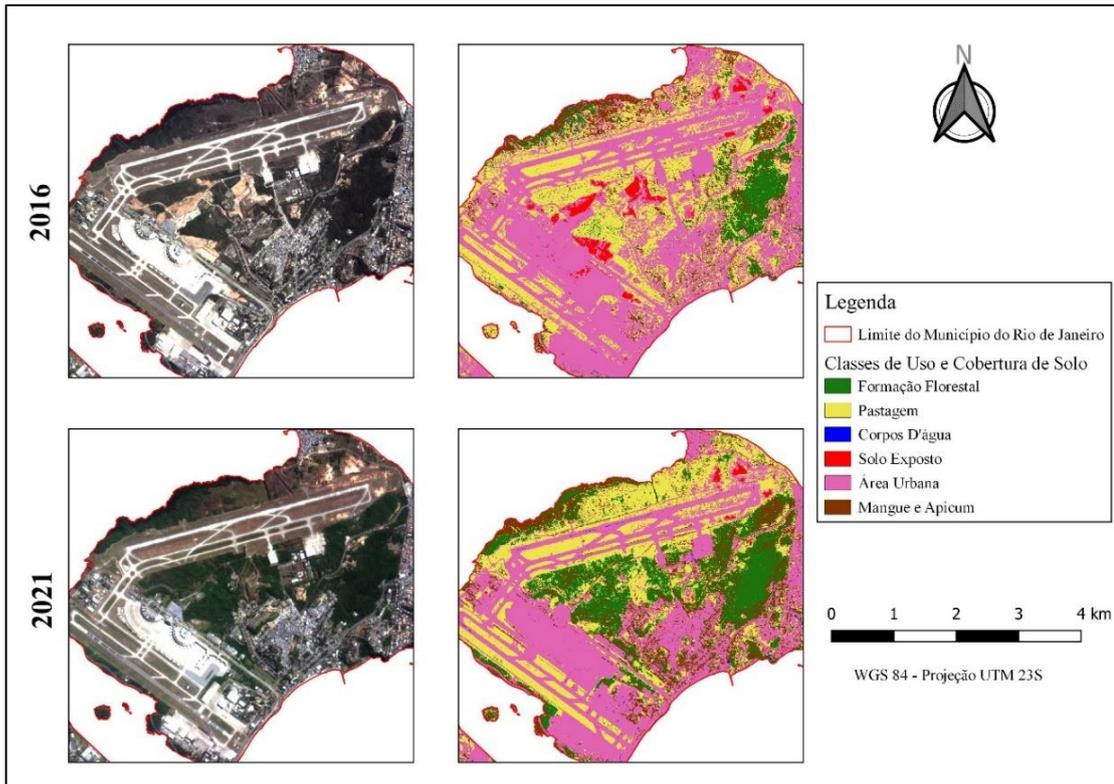


Figura 11. Comparação das imagens de satélite e de uso e cobertura do solo para região da Ilha do Governador nos anos de 2016 e 2021

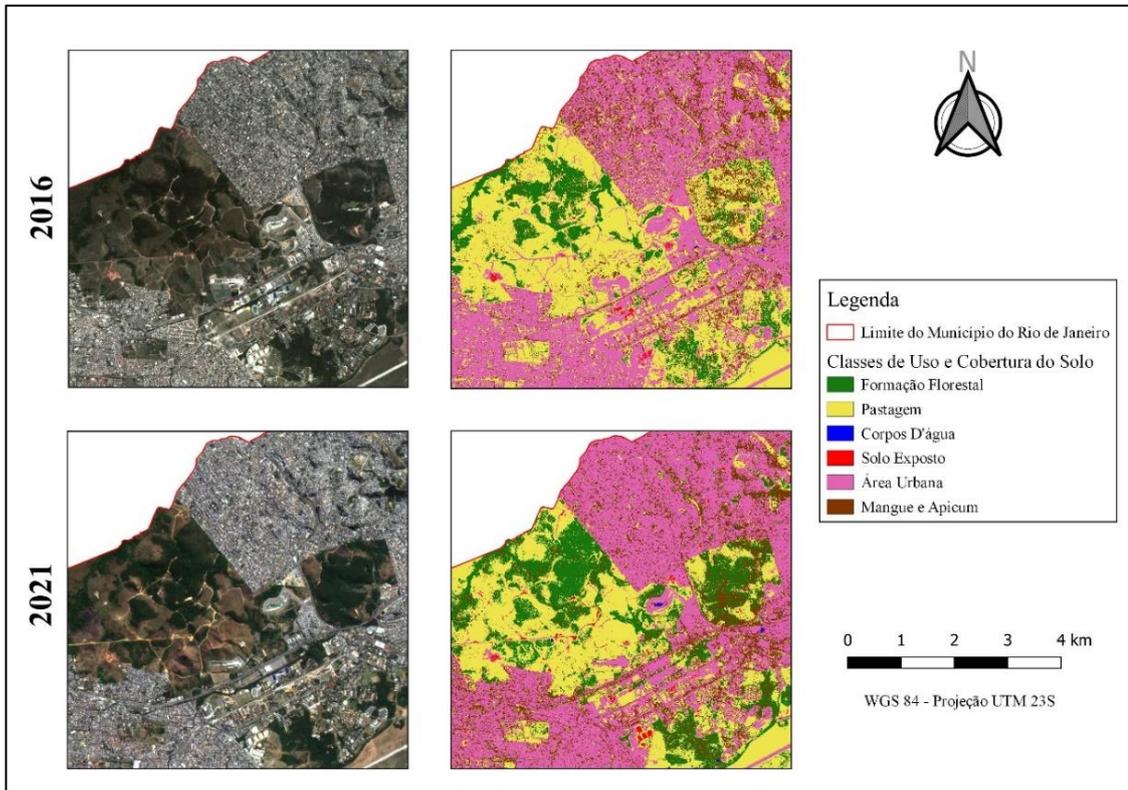


Figura 12. Comparação das imagens de satélite e de uso e cobertura do solo para região de Bangu e Pavuna nos anos de 2016 e 2021

Entretanto, ao se observar as áreas de transição para as Unidades de Conservação (UCs) do município (Tabela 6), pode-se perceber que esse comportamento de acréscimo de cobertura florestal com consequente decréscimo de pastagem só é observado nas UCs menores (até 2 Km² de área).

Tabela 6. Acréscimos e decréscimos de área, em Km², para cada classe de uso e cobertura do solo entre os anos de 2016 e 2021

Classes	Transição 2016 – 2021 (Km ²)							
	PEPB*	PNT*	RBG*	APGM	APS	RFG*	ARIEC	PEC*
Formação Florestal	3,282	0,281	-0,544	0,582	0,108	0,042	0,001	0,037
Pastagem	4,530	0,153	-0,091	0,109	-0,028	-0,111	-0,019	-0,035
Corpos D'água	-0,020	-0,006	0,174	0,000	0,000	0,001	0,007	0,008
Solo Exposto	0,028	0,004	0,010	0,000	0,046	0,001	0,000	0,000
Área Urbana	0,019	-0,001	0,662	0,001	-0,128	0,034	-0,008	-0,008
Mangue e Apicum	-7,839	-0,431	-0,211	-0,692	0,003	0,033	0,019	-0,003
Área UC (Km²)	124,918	34,579	28,214	14,896	1,716	1,126	0,238	0,122

Onde: PEPB – Parque Estadual da Pedra Branca; PNT – Parque Nacional da Tijuca; RBG – Reserva Biológica e Arqueológica de Guaratiba; APGM – Área de Proteção Ambiental Gericinó-Mendanha; APS – Área de Proteção Ambiental Sepetiba II; RFG – Reserva Florestal de Grajaú; ARIEC – Área de Relevante Interesse Ecológico do Arquipélago das Cagarras; e PEC – Parque Estadual do Chacrinha.
*Unidade de Conservação de Proteção Integral.

Nas outras Unidades de Conservação de maior área, observa-se um comportamento de crescimento das áreas de formação florestal juntamente com crescimento das áreas de pastagem, com exceção da Reserva Biológica e Arqueológica de Guaratiba. Nessa última, é possível notar uma tendência diferente, com decréscimo tanto das áreas de cobertura florestal quanto das áreas de pastagem, com acréscimo das áreas urbanas. Entretanto, ao se analisar a Figura 13, se observa que a maior parte das áreas urbanas no período de 2021 se dá na verdade sobre áreas de mangue, podendo se atribuir esse crescimento observado à maior tendência de confusão entre as classes de Mangue e Apicum e Área urbana, como já discutindo anteriormente e apresentado nas Tabela 3 e Tabela 4.

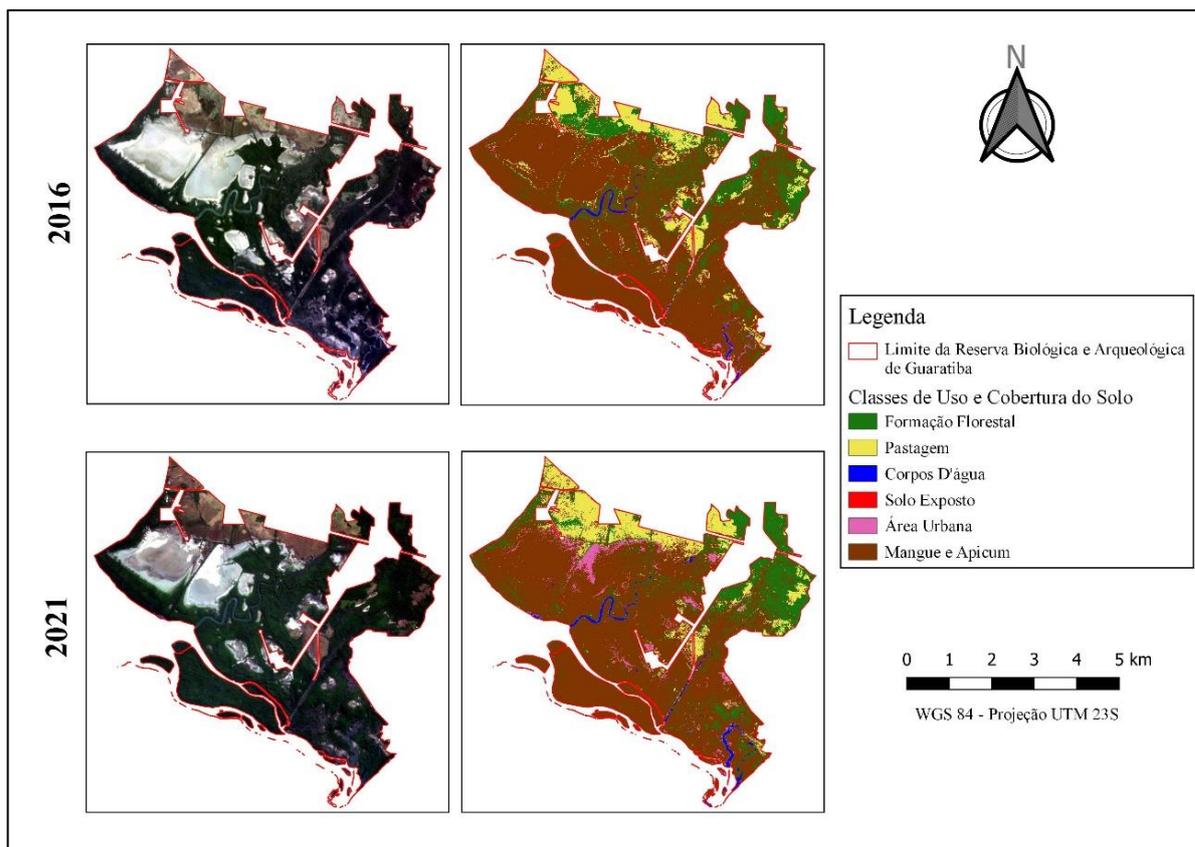


Figura 13. Diferenças no uso e cobertura do solo para a Reserva Biológica e Arqueológica de Guaratiba nos anos de 2016 e 2021

Ao se comparar as transições ocorridas dentro e fora de Unidades de Conservação (Tabela 7), se nota que houve crescimento das áreas de formação florestal em ambas as situações. Entretanto, enquanto dentro das Unidades de Conservação o crescimento florestal ocorreu em paralelo ao crescimento das áreas de pastagem, fora das UCs houve uma perda de áreas de pastagem referente a 7,3% da área total não abrangida por Unidades de conservação. Considerando esses dados, é possível afirmar que as áreas de pastagem fora das Unidades de Conservação sofreram a maior transição no município do Rio de Janeiro para o período estudado, acendendo um alerta em relação a essa classe. Ambrosio et al. (2008), já destacaram que no entorno das áreas urbanas, nas consideradas áreas de especulação imobiliária, ocorre subutilização das áreas com atividades pecuárias de baixo nível tecnológico.

Tabela 7. Transição total, em Km², entre 2016 e 2021 ocorrida dentro e fora das Unidades de Conservação no município do Rio de Janeiro

Classes	Transição Total 2016 - 2021 (Km ²)	
	Dentro das UCs	Fora das UCs
Formação Florestal	3,789 (1,8%)	55,439 (5,6%)
Pastagem	4,508 (2,2%)	-72,547 (-7,3%)
Corpos D'água	0,164 (0,1%)	4,304 (0,4%)
Solo Exposto	0,091 (0,0%)	2,776 (0,3%)
Área Urbana	0,570 (0,3%)	-23,258 (-2,3%)
Mangue e Apicum	-9,122 (-4,4%)	33,286 (3,3%)

*Valores entre parênteses se referem à porcentagem que cada transição representa em relação à área total

Dessa forma, somando-se todas as Unidades de Conservação levantadas, houve crescimento das áreas de cobertura florestal entre o período de 2016 e 2021. Esses resultados vão de encontro ao que foi apresentado por Silva et al. (2020), que destacaram que a vegetação natural em regiões montanhosas está sob menos pressão do que se imaginava. Também foi ressaltado, pelos dados obtidos, que as Unidades de Conservação foram eficientes, não apenas em preservar as florestas existentes, mas também em gerar condições para que processos de regeneração natural pudessem ocorrer. Esse comportamento é observado em diversas outras áreas protegidas ao longo do bioma, sendo associadas à redução das áreas antropizadas e à recuperação de áreas abandonadas e degradadas (FUJACO et al., 2010; BITTENCOURT et al., 2018; SILVA et al., 2020).

Também é possível perceber, observando a Tabela 8, que a classe de Área Urbana é predominante no município, chegando a ser responsável por 34% da sua cobertura em junho de 2016. A segunda classe com maior área em ambos os períodos estudados foi a de Formação Florestal, seguida por Pastagem, Mangue e Apicum, Corpos D'água e Solo Exposto.

Tabela 8. Porcentagem da área ocupada por cada classe de uso e cobertura de solo para os dois períodos estudados

Classe de Uso e Cobertura	Área (%)	
	Jun/2016	Jul/2021
Área Urbana	34%	33%
Formação Florestal	27%	31%
Pastagem	25%	20%
Mangue e Apicum	12%	14%
Corpos D'água	1%	2%
Solo Exposto	0%	1%
Total	100%	100%

Como é possível observar analisando os apêndices A e B, a área urbana se encontra presente ao longo de toda a extensão do município, já as áreas de formação florestal se limitam às regiões montanhosas. Costa et al. (2014) destacam que a manutenção da cobertura florestal é importante na adoção de estratégias de conservação, já que influenciam diretamente na manutenção da biodiversidade, permitindo fluxo gênico entre os fragmentos. Dessa forma, o crescimento dessas áreas de junho de 2016 para julho de 2021 se mostra de grande importância para a manutenção da biodiversidade, melhoria da qualidade dos recursos hídricos e diminuição dos processos erosivos.

A metodologia utilizada nesse estudo permite que as análises sejam realizadas frequentemente, podendo ser utilizada pelo poder público como uma ferramenta para auxiliar a elaboração de ações de planejamento socioambiental e conservação da biodiversidade.

5. CONCLUSÃO

Com base nos resultados encontrados podemos concluir que:

- A classe de Pastagem foi a cobertura que mais perdeu área (-68,0395 Km²) na cidade do Rio de Janeiro no período estudado, sendo a classe que mais sofreu alterações ao longo desses anos.

- As unidades de conservação do município do Rio de Janeiro foram importantes agentes na manutenção e no crescimento da cobertura vegetal no município;
- As imagens Planet de alta resolução e a metodologia utilizada se mostraram eficientes na análise multitemporal do uso e cobertura do solo, podendo ser uma importante ferramenta para o poder público na elaboração de ações de planejamento socioambiental e conservação da biodiversidade.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALARCON, Gisele Garcia; CAPORAL, Daiane Soares; BELTRAME, Angela da Veiga; KARAM, Karen Follador. Transformação da Paisagem e o Uso dos Recursos Florestais na Agricultura Familiar: Um Estudo de Caso em Área de Mata Atlântica. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 21, n. 2, p. 369-379, abr.-jun. 2011.

ALVARES, Clayton Alcarde; STAPE, José Luiz; SENTELHAS, Paulo Cesar; GONÇALVES, José Leonardo de Moraes; SPAROVEK, Gerd. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2014.

AMARAL, Amara Borges; RIOS, Aila de Souza. Geoprocessamento: Mapeamento do Uso e Ocupação do Solo no Alto Curso do Rio Piedade. **Revista de Geografia - PPGeo**, v. 2, n. 1, p. 1-8, 2012.

AMBRÓSIO, Luís Alberto; FASIABEN, Maria do Carmo Ramos; MORAES, Jener Fernando Leite de. Dinâmica dos usos e coberturas da terra em área de preservação permanente na bacia hidrográfica dos rios Mogi Guaçu e Pardo, no período entre 1988 e 2002. **SOBER**, Rio Branco, 2008.

BARBOSA, Íris do S.; ANDRADE, Leonaldo A. de; ALMEIDA, José A. P. de. Evolução da cobertura vegetal e uso agrícola do solo no município de Lagoa Seca, PB. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 13, n. 5, p. 615-622, 2009.

BECKER, F. G.; IRGANG, G. V.; HASENACK, H.; VILELLA, F. S.; VERANI, N. F.. Land cover and conservation state of a region in the Southern limit of the Atlantic Forest (river Maquiné basin, Rio Grande do Sul, Brazil). **Brazilian Journal of Biology**, v. 64, p. 569-582, 2004.

BITTENCOURT, Guilherme Fernandes de Moraes; CASTIGLIONE, Luiz Henrique Guimarães; STRAUCH, Julia Celia Mercedes. Conflito do Uso e Cobertura da Terra em Áreas de Preservação Permanente na Cidade de Niterói, RJ. **Geo UERJ**, Rio de Janeiro, v. 33, 2018.

BREIMAN, Leo. Random forests. **Machine Learning**, v. 45, n. 1, p. 5-32, 2001.

CARIS, Elisa Araujo Penna; KURTZ, Bruno Coutinho; CRUZ, Carla Bernadete Madureira; SCARANO, Fabio Rubio. Vegetation cover and land use of a protected coastal area and its surroundings, southeast Brazil. **Rodriguésia**, v. 64, n. 4, p. 747-755, 2013.

COELHO, Raul Candido da Trindade Paixão; BUFFON, Iuri; GUERRA, Teresinha. Influência do uso e ocupação do solo na qualidade da água: um método para avaliar a importância da zona ripária. **Ambi-Agua**, Taubaté, v. 6, n. 1, p. 104-117, 2011.

CONGALTON, Russell G.; GREEN, Kass. Basic Analysis Techniques. In: CONGALTON, Russell G.; GREEN, Kass. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices**. 3ª. ed. CRC Press, 2019. Cap. 8, p. 127-143.

COSTA, Cristiano Cunha; GOMES, Laura Jane; ALMEIDA, Antônio Pacheco de. Seleção de indicadores de sustentabilidade em fragmentos florestais de Mata Atlântica na bacia hidrográfica do Rio Poxim-SE por meio do geoprocessamento. **REGET**, v. 18, n. 1, p. 209-219, 2014.

DERECZYNSKI, Claudine Pereira; OLIVEIRA, Juliana Silva De; MACHADO, Christiane Osório. Climatologia da Precipitação no Município do Rio De Janeiro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 24, n. 1, p. 24-38, 2009.

ENGESAT. PLANET. **EngeSat - Soluções em imagens de satélites e geoprocessamento**, 2019. Disponível em: <<http://www.engesat.com.br/imagem-de-satelite/planetscope/>>. Acesso em: 04 Outubro 2021.

ESDRAS, Marcos. Geotecnologias Aplicadas ao Estudo de Formação e de Risco Ambiental das Favelas de Montes Claros/MG. **Raega-O Espaço Geográfico em Análise**, Curitiba, v. 24, p. 176-198, 2012.

FARIA, Maola Monique; SOUZA, Ligia Tavares de; FERNANDES FILHO, Elpidio Inácio; FRANCELINO, Márcio Rocha. Avaliação da influência do número de amostras de treinamento no índice Kappa. In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 2015, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: INPE, 2015, p. 2492-2497.

FARIAS, Heitor Soares de. Bacias Aéreas: Uma Proposta Metodológica Para o Estudo da Qualidade do Ar em Áreas Influenciadas Pelo Relevo. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 12, p. 48-60, 2013.

FUJACO, Maria Augusta Gonçalves; LEITE, Mariangela Garcia Praça; MESSIAS, Maria Cristina Teixeira Braga. Análise multitemporal das mudanças no uso e ocupação do Parque Estadual do Itacolomi (MG) através de técnicas de geoprocessamento. **Rem: Revista Escola de Minas**, Ouro Preto, v. 63, n. 4, p. 695-701, 2010.

IBGE. **Mapa de Biomas do Brasil**: primeira aproximação, 2004. Acesso em: 09 ago. 2021.

IBGE. **Cidades e Estados - Rio de Janeiro**, 2020. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/rj/panorama>>. Acesso em: 10 ago. 2021.

ICMBIO. **Plano de Manejo da Estação Ecológica da Guanabara**. Ecomek. Brasília, p. 75. 2012.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

MENESES, Paulo Roberto; ALMEIDA, Tati de. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília: CNPq, v. 1, 2012. 256 p.

MITTERMEIER, Russell A.; GIL, Patricio Robles; HOFFMANN, Michael; PILGRIM, John; BROOKS, Thomas; MITTERMEIER, Cristina Goettsch; LAMOREUX, John; FONSECA, Gustavo A.B. da. **Hotspots Revisited: Earth's Biologically Richest and Most Endangered**

Terrestrial Ecoregions. Mexico City & Washington, D.C: CEMEX & Conservation International, 2004.

MORAES, Elisabete Caria de. FUNDAMENTOS DE SENSORIAMENTO REMOTO. In: MORAES, Elisabete Caria de; ÁVILA, João. **CURSO DE USO DE SENSORIAMENTO REMOTO NO ESTUDO DO MEIO AMBIENTE**. São José dos Campos: DSR/INPE, 2002. Cap. 1, p. 1-23.

MOREIRA, Maurício Alves. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. 1ª. ed. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2001.

MYERS, Norman; MITTERMEIER, Russell A.; MITTERMEIER, Cristina G.; FONSECA, Gustavo A. B. da; KENT, Jennifer. Biodiversity Hotspots for Conservation Priorities. **NATURE**, v. 403, p. 853-858, February 2000.

PINTO, Luiz Paulo; BEDÊ, Lúcio; PAESE, Adriana; FONSECA, Mônica; PAGLIA, Adriano; LAMAS, Ivana. Mata Atlântica Brasileira: os Desafios para Conservação da Biodiversidade de um Hotspot Mundial. In: ROCHA, C. F. D., et al. **Biologia da Conservação: Essências**. São Carlos: RiMa, 2006. Cap. 4, p. 91-118.

PONTIUS JR, Robert Gilmore; MILLONES, Marco. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 15, p. 4407-4429, 2011.

ROMERO, Amanda Caetano; ISSII, Thais Martins; PEREIRA-SILVA, Erico Fernando Lopes; HARDT, Elisa. Effects of urban sprawl on forest conservation in a metropolitan water source area. **Revista Árvore**, v. 42, n. 1, 2018.

SAITO, Nathália Suemi; ARGUELLO, Fernanda Viana Paiva; MOREIRA, Maurício Alves; SANTOS, Alexandre Rosa dos; EUGENIO, Fernando Coelho; FIGUEIREDO, Alvaro Costa. Uso Da Geotecnologia Para Análise Temporal Da Cobertura Florestal. **CERNE**, v. 22, n. 1, p. 11-18, 2016.

SANTOS, Danielle Ivana Pereira dos; ARAÚJO, Érica de Oliveira; PAGANI, Pâmela Cristina Patrício; PAGANI, Caio Henrique Patrício; ARAÚJO, Marcel Eméric Bizerra de; NEGRÃO, Marcelo Pires. Análise multitemporal de uso e ocupação do solo do núcleo inicial do projeto integrado de colonização Paulo de Assis Ribeiro no município de Colorado do Oeste -RO. **Caderno de Geografia**, v. 25, n. 43, p. 34-51, 2015.

SANTOS, João Flávio Costa dos; MENDONÇA, Bruno Araújo Furtado de; ARAÚJO, Emanuel José Gomes de; ANDRADE, Caio Frossard de. Fragmentação florestal na Mata Atlântica: o caso do município de Paraíba do Sul, RJ, Brasil. **Revista Brasileira de Biociências**, Porto Alegre, v. 15, n. 3, p. 151-158, 2017.

SECRETARIA MUNICIPAL DO MEIO AMBIENTE DA CIDADE - SMAC. Unidades De Conservação Da Natureza. **Rio Prefeitura**, 2021. Disponível em: <<http://www.rio.rj.gov.br/web/smac/unidades-de-conservacao>>. Acesso em: 04 Novembro 2021.

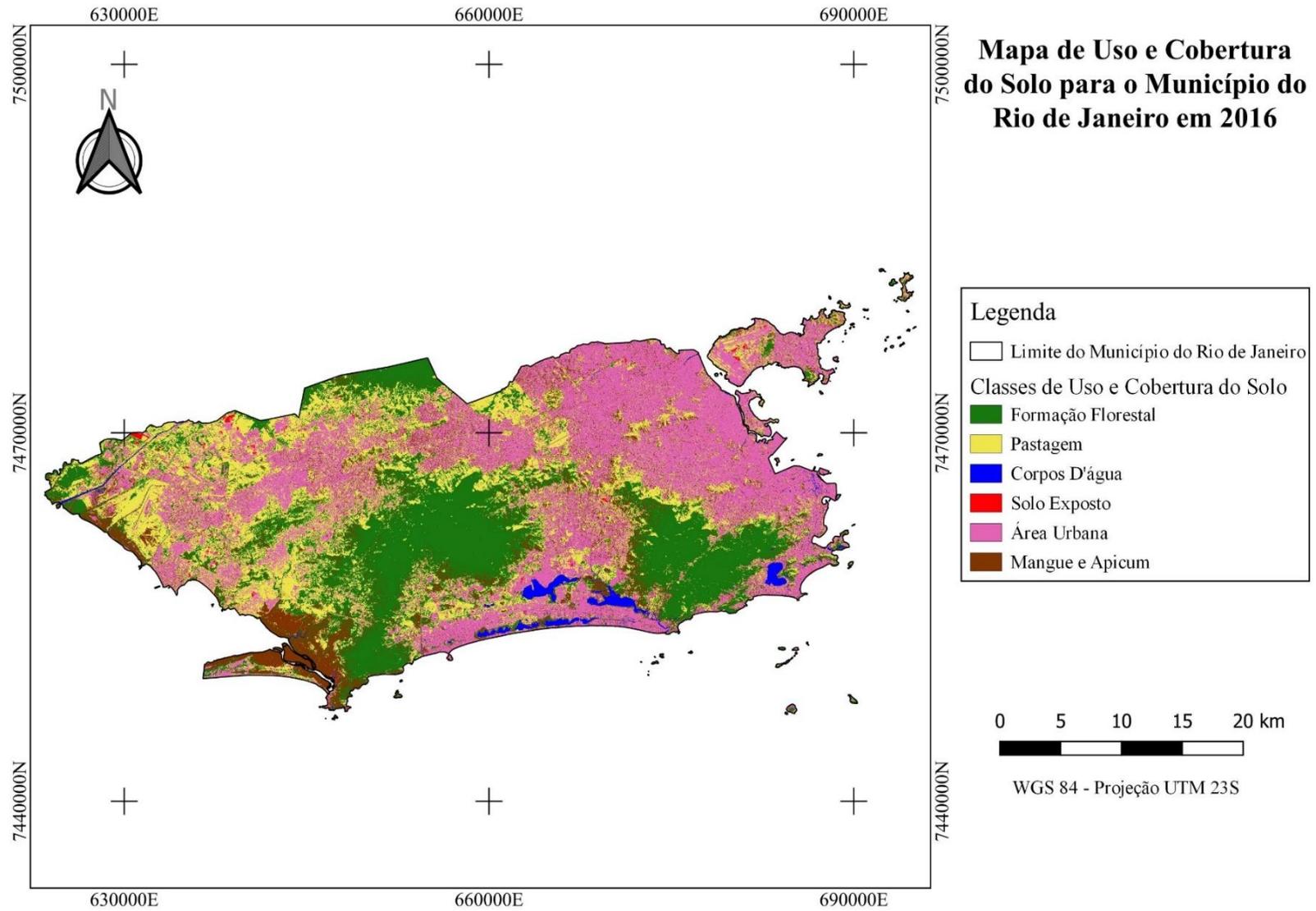
SILVA, Ismael Aparecido; DUPAS, Francisco Antonio; COSTA, Carlos Wilmer; MEDEIROS, Grasiela de Oliveira Rodrigues; SOUZA, Alessandra Ribeiro. Spatiotemporal changes in land cover land use in protected areas of Serra da Mantiqueira, Southeastern Brazil. **Environmental Challenges**, v. 4, 2021.

SILVA, Ramon Felipe Bicudo da; BATISTELLA, Mateus; MORAN, Emilio Federico; LU, Dengsheng. Land Changes Fostering Atlantic Forest Transition in Brazil: Evidence from the Paraíba Valley. **The Professional Geographer**, v. 69, n. 1, p. 80-93, 2017.

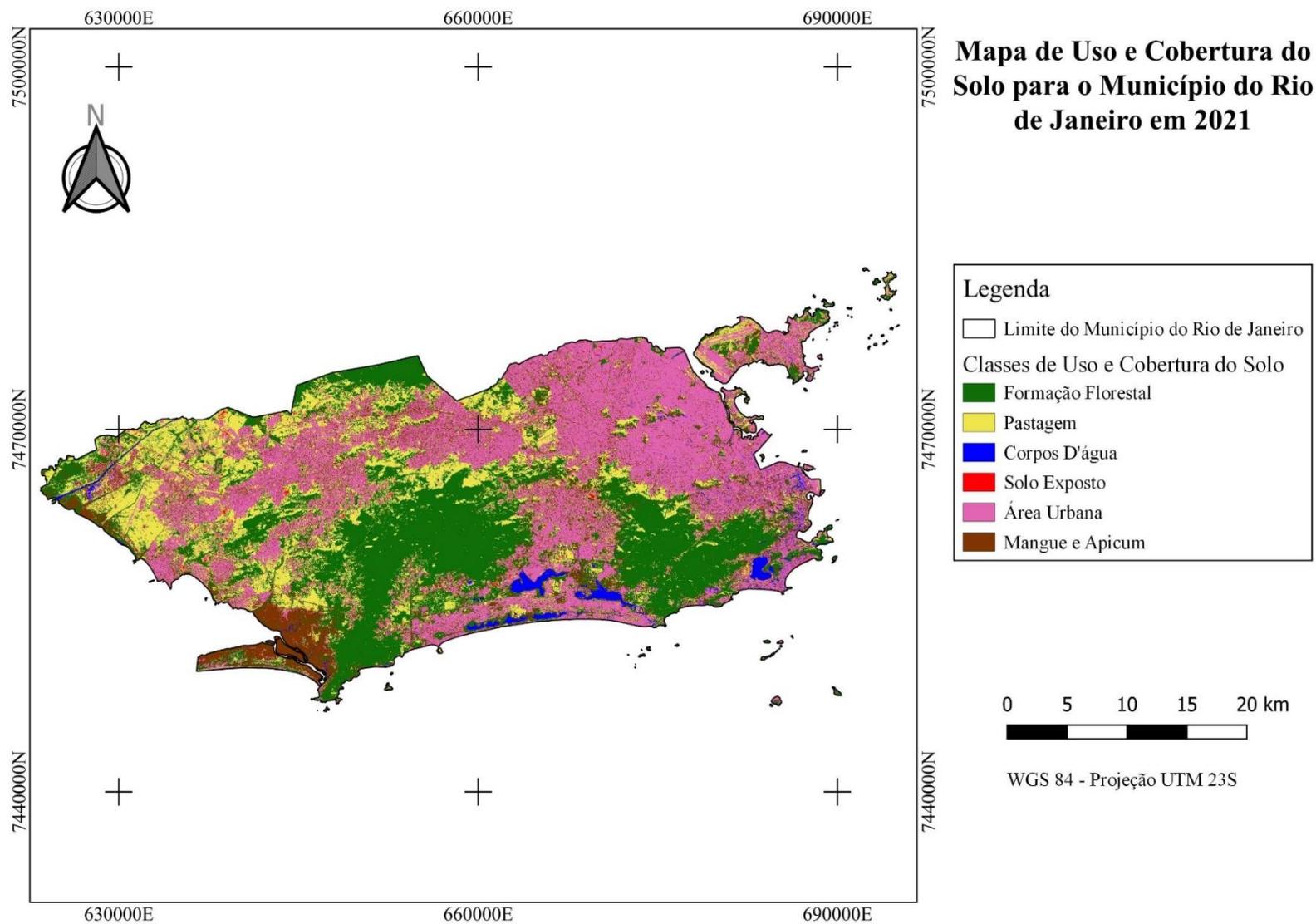
SILVA, Ramon Felipe Bicudo da; MILLINGTON, James D.A.; MORAN, Emilio F.; BATISTELLA, Mateus; LIU, Jianguo. Three decades of land-use and land-cover change in mountain regions of the Brazilian Atlantic Forest. **Landscape and Urban Planning**, v. 204, 2020.

SOS MATA ATLÂNTICA. **Atlas dos remanescentes florestais da mata atlântica período 2019-2020**. Fundação SOS Mata Atlântica. São Paulo, Brasil., p. 73. 2021.

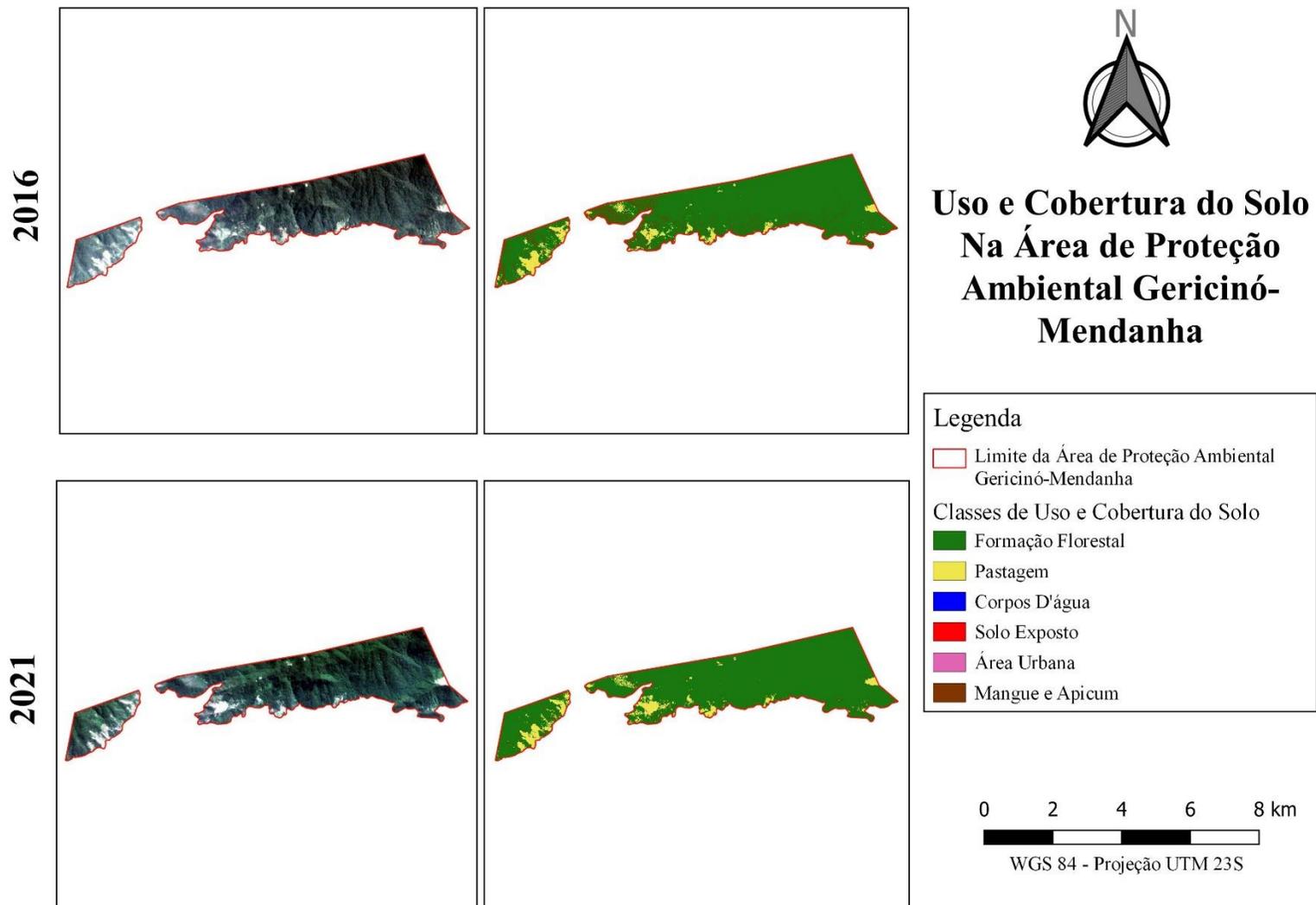
APÊNDICE A – MAPA DE USO E COBERTURA DO SOLO EM 2016



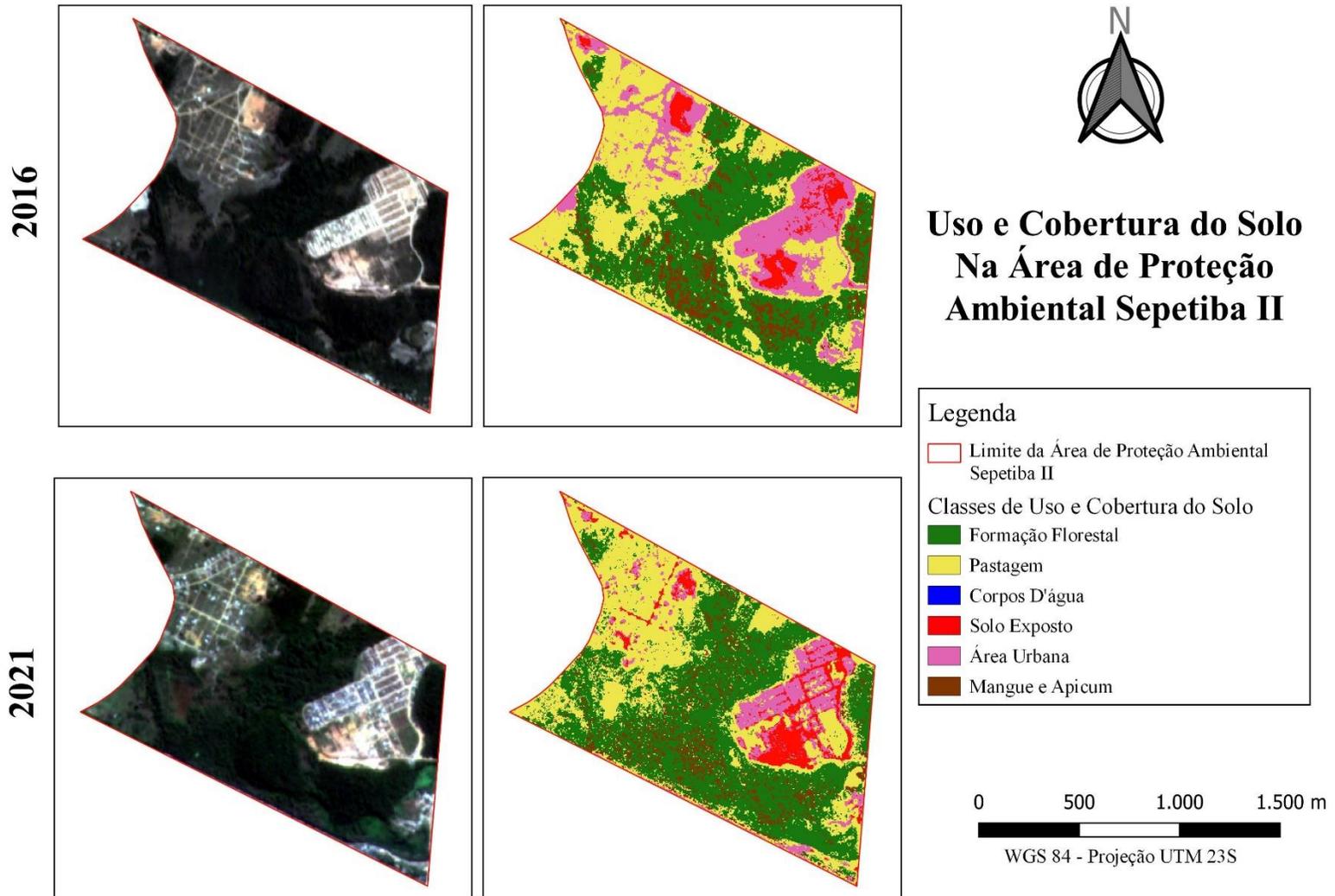
APÊNDICE B – MAPA DE USO E COBERTURA DO SOLO EM 2021



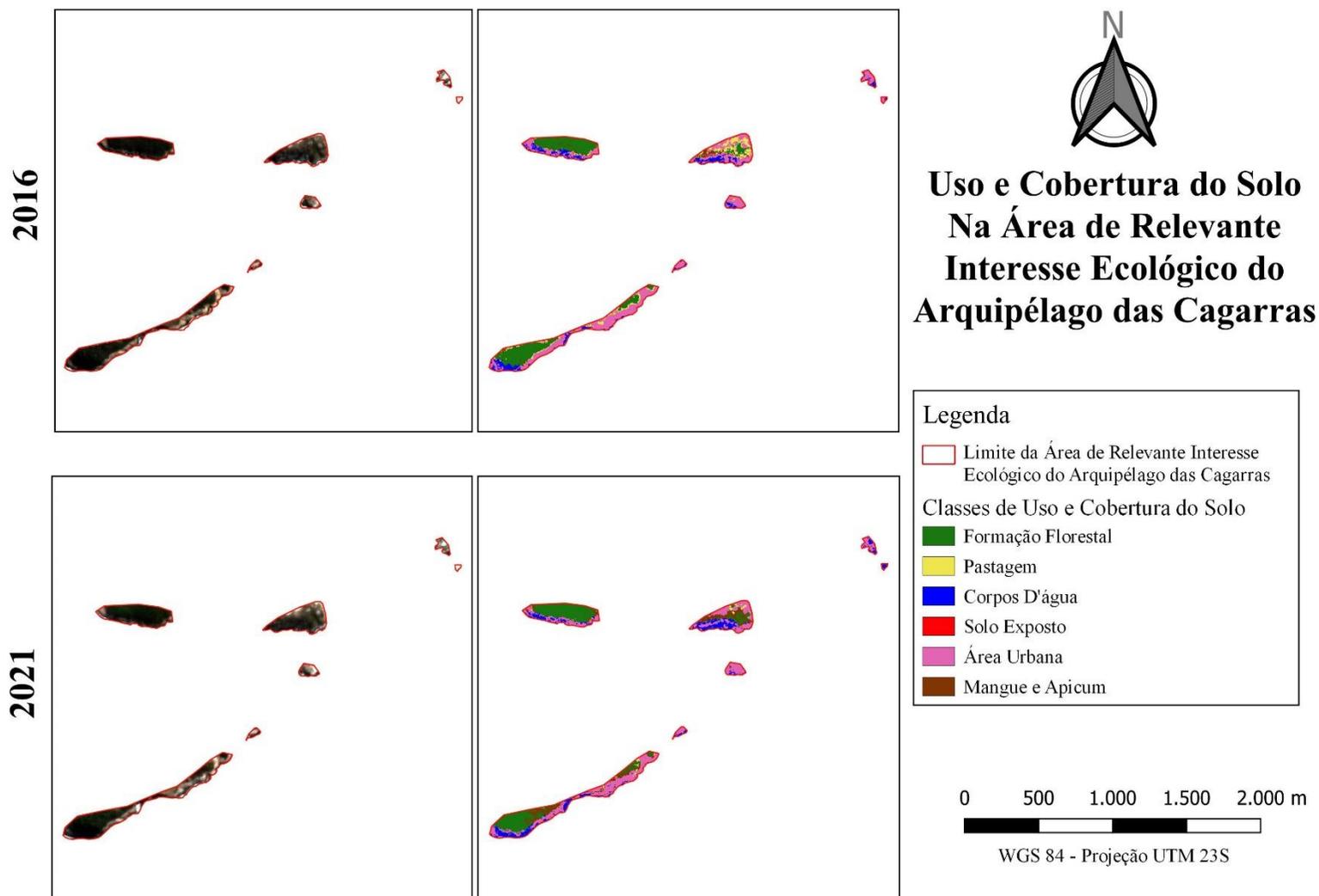
APÊNDICE C – MAPA DE USO E COBERTURA DO SOLO NA ÁREA DE PROTEÇÃO AMBIENTAL GERICINÓ-MENDANHA



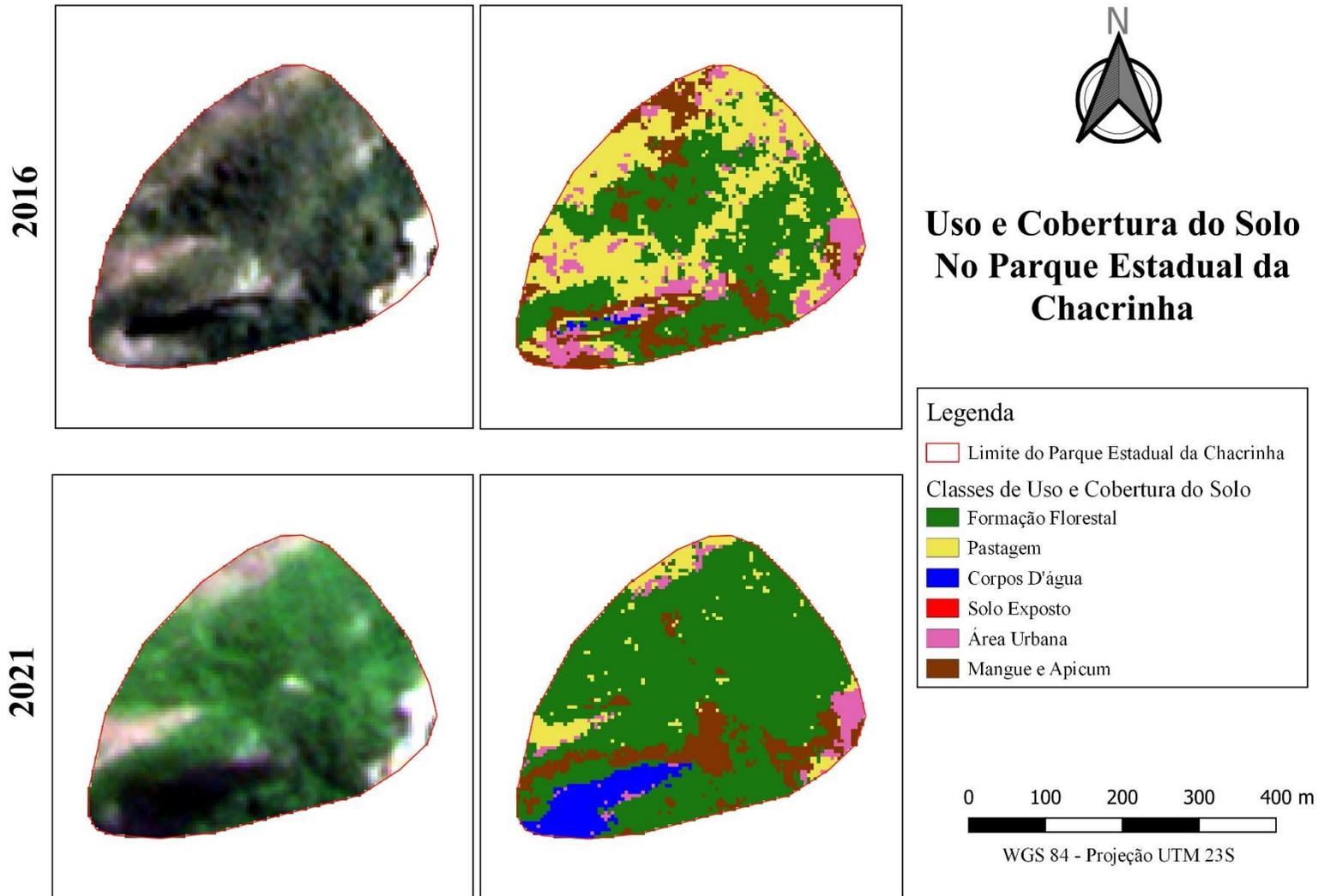
APÊNDICE D – MAPA DE USO E COBERTURA DO SOLO NA ÁREA DE PROTEÇÃO AMBIENTAL SEPETIBA II



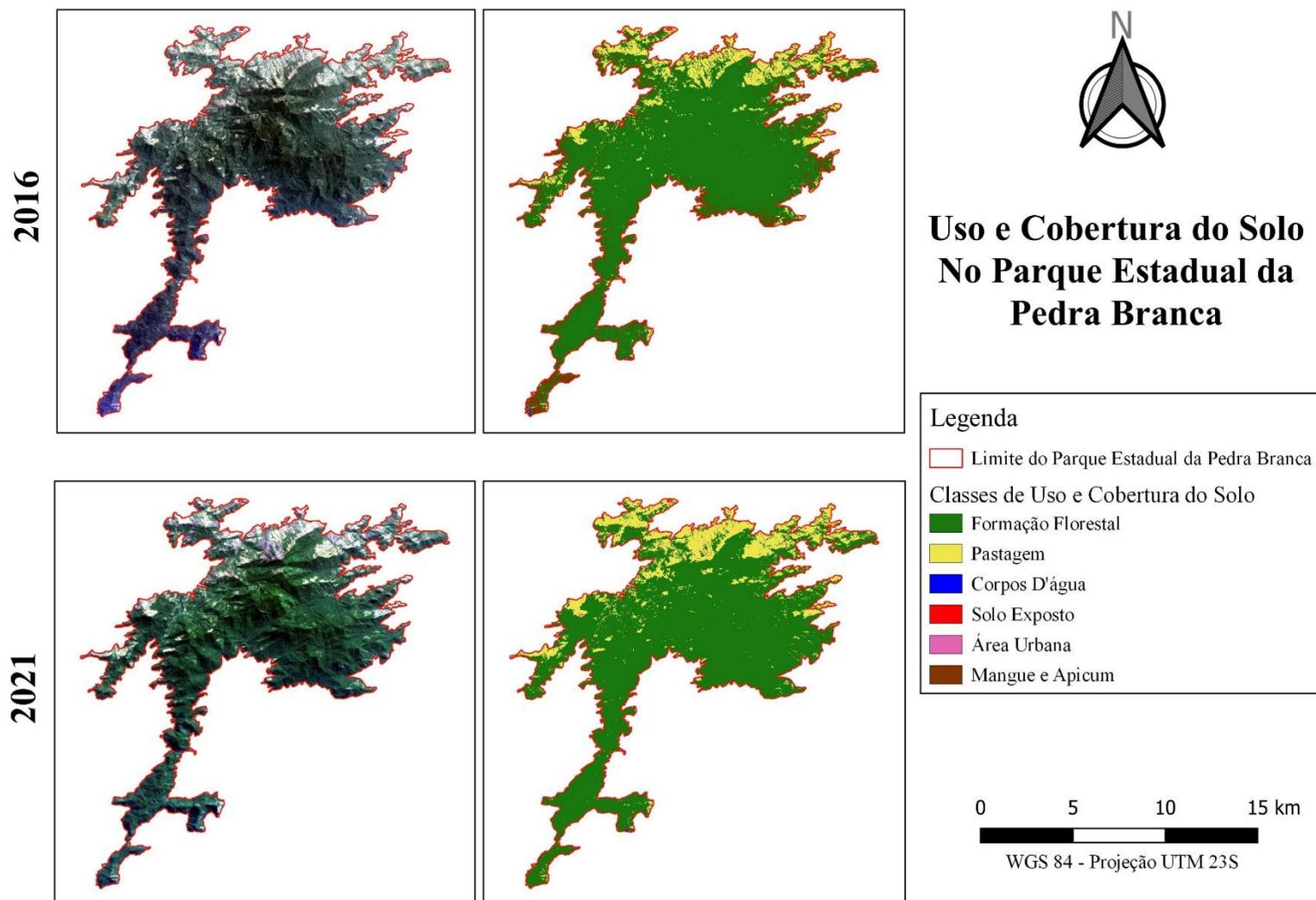
APÊNDICE E – MAPA DE USO E COBERTURA DO SOLO NA ARIE DO ARQUIPÉLAGO DAS CAGARRAS



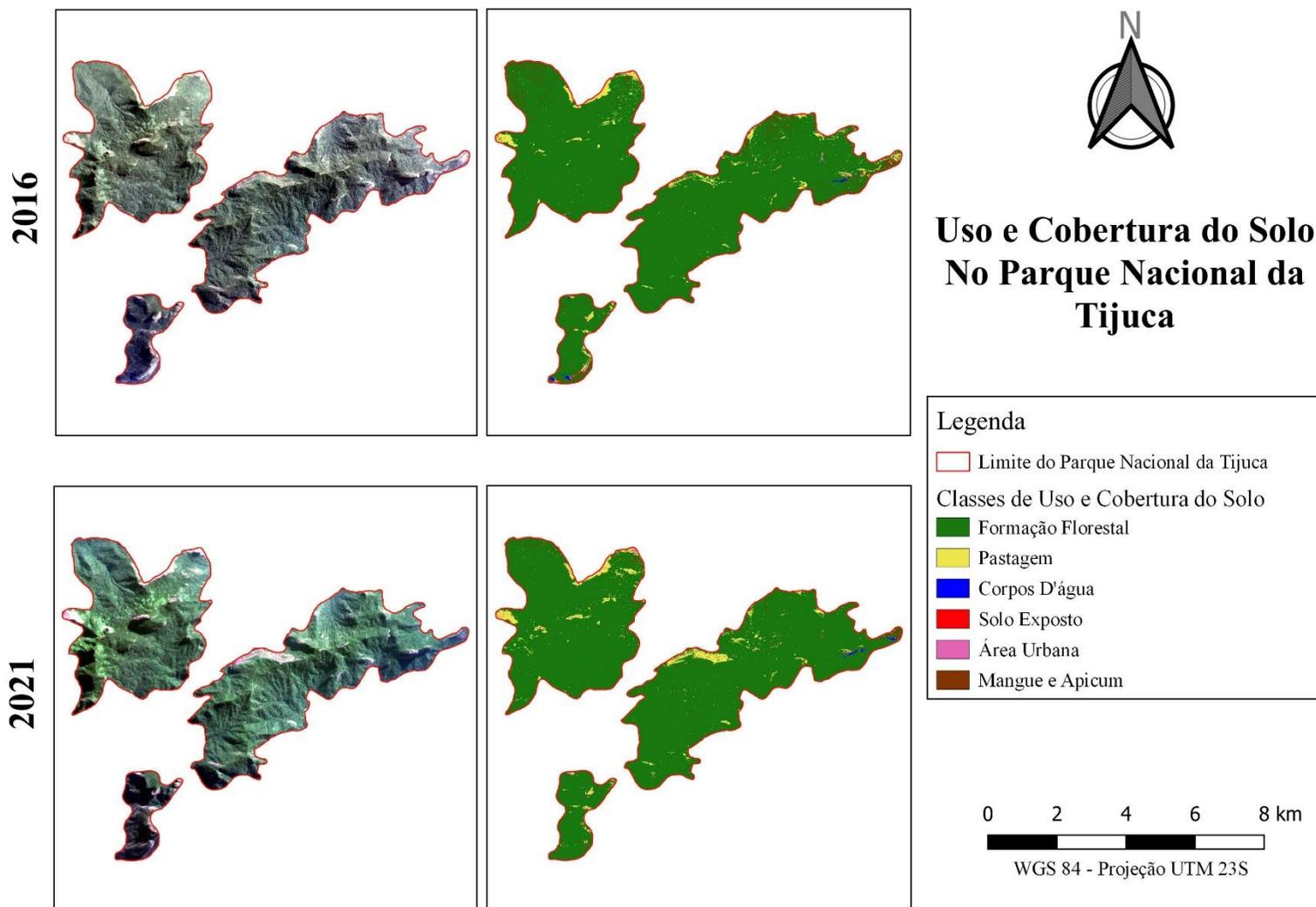
APÊNDICE F – MAPA DE USO E COBERTURA DO SOLO NO PARQUE ESTADUAL DA CHACRINHA



APÊNDICE G – MAPA DE USO E COBERTURA DO SOLO NO PARQUE ESTADUAL DA PEDRA BRANCA



APÊNDICE H – MAPA DE USO E COBERTURA DO SOLO NO PARQUE NACIONAL DA TIJUCA



APÊNDICE I – MAPA DE USO E COBERTURA DO SOLO NA RESERVA FLORESTAL DO GRAJAÚ

