

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA**  
**INSTITUTO DE GEOGRAFIA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA**  
**ÁREA DE CONCENTRAÇÃO GEOGRAFIA E GESTÃO DO TERRITÓRIO**

**MAPEAMENTO E AVALIAÇÃO DE QUALIDADE EM PASTAGENS**  
**NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TIJUCO (TRIÂNGULO**  
**MINEIRO)**

**BRENDA NOGUEIRA DE BRITO**

**UBERLÂNDIA/MG**  
**2021**

**BRENDA NOGUEIRA DE BRITO**

**MAPEAMENTO E AVALIAÇÃO DE QUALIDADE EM PASTAGENS NA  
BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TIJUCO (TRIÂNGULO MINEIRO)**

Dissertação de Mestrado, apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal de Uberlândia, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Geografia.

**Área de Concentração: Geografia e Gestão do Território**

**Orientador: Prof. Dr. Jorge Luís Silva Brito**

Uberlândia/MG  
INSTITUTO DE GEOGRAFIA  
2021

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU  
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

B862 Brito, Brenda Nogueira de, 1993-  
2021 Mapeamento e avaliação de qualidade em pastagens na  
bacia hidrográfica do rio Tijuco (Triângulo Mineiro)  
[recurso eletrônico] / Brenda Nogueira de Brito. - 2021.

Orientador: Jorge Luís Silva Brito.  
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de  
Uberlândia, Pós-graduação em Geografia.  
Modo de acesso: Internet.  
Disponível em: <http://doi.org/10.14393/ufu.di.2021.132>  
Inclui bibliografia.

1. Geografia. I. Brito, Jorge Luís Silva, 1966-,  
(Orient.). II. Universidade Federal de Uberlândia. Pós-  
graduação em Geografia. III. Título.

CDU: 910.1

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:

Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091



## UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Geografia  
Av. João Naves de Ávila, 2121, Bloco 1H, Sala 1H35 - Bairro Santa Monica, Uberlândia-MG, CEP 38400-902  
Telefone: (34) 3239-4381/3291-6304 - www.ppgeo.ig.ufu.br - posgeo@ufu.br



### ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	GEOGRAFIA				
Defesa de:	Dissertação de Mestrado Acadêmico, Número 506, do PPGGEO				
Data:	24 de fevereiro de 2021	Hora de início:	14h:00m	Hora de encerramento:	17h:30m
Matrícula do Discente:	11912GEO003				
Nome do Discente:	BRENDA NOGUEIRA DE BRITO				
Título do Trabalho:	MAPEAMENTO E AVALIAÇÃO DE QUALIDADE EM PASTAGENS NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TIJUCO (TRIÂNGULO MINEIRO)				
Área de concentração:	GEOGRAFIA E GESTÃO DO TERRITÓRIO				
Linha de pesquisa:	ESTUDOS AMBIENTAIS E GEOTECNOLOGIAS				
Projeto de Pesquisa de vinculação:					

Reuniu-se no Anfiteatro/Sala [\[Google Meet\]](#), Campus Santa Mônica, da Universidade Federal de Uberlândia, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em **GEOGRAFIA**, assim composta: Professores Doutores: [Vanderlei de Oliveira Ferreira - IG-UFU](#); [Marcos Esdras Leite - UNIMONTES-MG](#); [Jorge Luis Silva Brito - IG-UFU](#) orientador(a) do(a) candidato(a).

Iniciando os trabalhos o(a) presidente da mesa, Dr(a). [Jorge Luis Silva Brito - IG-UFU](#), apresentou a Comissão Examinadora e o candidato(a), agradeceu a presença do público, e concedeu ao Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa. Em função da Pandemia COVID-19, todos os membros participaram de forma On-line.

A seguir o senhor(a) presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos(às) examinadores(as), que passaram a arguir o(a) candidato(a). Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o(a) candidato(a):

**Aprovado(a).**

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de **Mestre**.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.



**Superior**, em 25/02/2021, às 10:55, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).

---



Documento assinado eletronicamente por **Vanderlei de Oliveira Ferreira, Professor(a) do Magistério Superior**, em 09/03/2021, às 09:16, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).

---



Documento assinado eletronicamente por **MARCOS ESDRAS LEITE, Usuário Externo**, em 10/03/2021, às 08:26, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).

---



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [https://www.sei.ufu.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **2585831** e o código CRC **363885D5**.

---

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço aos meus pais, Maria Magdalena Nogueira e Roberto Martins de Brito, por me concederem a vida e por acreditarem nos meus sonhos e objetivos.

Agradeço também aos familiares pelo apoio e aos professores e colegas que fizeram parte de toda a minha jornada na Geografia até aqui.

Ao meu orientador, Jorge Luís Silva Brito, pela paciência e solicitude que tornaram a caminhada mais branda, meus sinceros agradecimentos.

Agradeço aos professores doutores Vanderlei de Oliveira Ferreira, Roberto Rosa e Marcos Esdras Leite, por terem aceitado participar das bancas de qualificação e defesa e pelas contribuições substanciais ao bom desenvolvimento dessa pesquisa.

Agradeço ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, pelo auxílio financeiro concedido na forma de bolsa de mestrado.

Por fim, agradeço ao meu querido marido Vinícius Tiago Silva, por dividir comigo as angústias da pesquisa e da vida.

## RESUMO

Diante de uma produção agropecuária de destaque no cenário mundial, algumas práticas de apropriação dos recursos naturais causam impactos negativos ao meio ambiente brasileiro, dentre os quais figura a degradação em pastagens. O país, assumindo compromisso voluntário de reduzir emissões de Gases do Efeito Estufa na agropecuária, criou em 2010 o Programa ABC (Agricultura de Baixa Emissão de Carbono), que disponibiliza, desde 2011, crédito aos produtores rurais para que estes possam adotar práticas como a recuperação de pastagens degradadas. Contudo, poucos estudos de verificação da eficiência deste programa foram realizados até o momento, uma vez que mapear as pastagens e, sobretudo, a qualidade das pastagens do Cerrado, exige o desenvolvimento de abordagens computacionais muito precisas. Nessa perspectiva, este estudo tem por objetivo aprimorar técnicas de mapeamento de pastagens e de qualidade em pastagens na bacia hidrográfica do rio Tijuco, localizada no Triângulo Mineiro, e avaliar a eficiência do Programa ABC nessa região. Para tanto, no momento do mapeamento de pastagens, foi realizada uma segmentação de imagens Sentinel 2/MSI, do ano de 2020, associada a uma classificação baseada em objeto, utilizando o *Google Earth Engine* e ferramentas de Sistemas de Informação Geográfica. Na etapa da avaliação de qualidade em pastagens, foram utilizados dados do Satélite Sentinel 2, sensor MSI, e calculada a média do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) de um conjunto de 600 imagens, ao longo de dois anos (2019-2020), e realizada comparação com dados de campo. A área ocupada com pastagens na Bacia é de 5.533,47 km<sup>2</sup>, correspondendo a 38,39% da mesma. Os resultados por município evidenciam a relevância de Prata e Ituiutaba no contexto da prática pecuária da região. Além disso, é possível identificar 3 níveis de degradação (“Moderada/Forte”, “Leve” e “Nenhuma”). Valores de NDVI < 0,32 indicam pastagens moderadamente a fortemente degradadas, aqueles correspondentes ao intervalo entre 0,32 e 0,42 podem ser considerados com nível de degradação “Leve” e valores de NDVI > 0,42 representam pastagens não degradadas. Ao utilizar os intervalos para mapear a qualidade das pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijuco, obteve-se uma acurácia muito boa, correspondente ao Índice Kappa de 0,77. No que concerne à avaliação da qualidade em pastagens em propriedades que captaram investimentos do Programa ABC na área de estudo, os resultados indicaram um aumento gradual nos valores de NDVI ao longo dos anos observados, embora o estudo não tenha se mostrado conclusivo, uma vez que os fatores climáticos podem interferir nos resultados.

**Palavras-chave:** Cerrado. Mapeamento de pastagens. Programa ABC. Sentinel 2. *Google Earth Engine*.

## ABSTRACT

Faced of a prominent agricultural production on the world stage, some practices of appropriation of natural resources induce negative impacts on the Brazilian environment, including degradation in pastures. The country, assuming a voluntary commitment to reduce GHG emissions in agriculture, created in 2010 the ABC Program (Low Carbon Emissions Agriculture), which since 2011 has provided credit to rural producers so that they can adopt practices as recovery of degraded pastures. However, few studies to verify the efficiency of this program have been carried out so far, once that mapping pasture, especially, the quality of it in the Cerrado, requires the development of computational approaches and accurate data. From this perspective, the current study aims to improve the mapping of pastures and quality pastures techniques in the Rio Tijuco basin, located in the Triângulo Mineiro, and to evaluate the efficiency of the ABC Program in that region. Therefore, in the moment of pasture mapping, image segmentation was performed with Sentinel 2/MSI images from 2020, later associated with an object based classification using Google Earth Engine and Geographic Information System tools. In the step of quality evaluation in pastures, we used data from the Sentinel 2 Satellite and MSI sensor, and calculated the average of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), from a set of 600 images, along two years (2019-2020), and compared them with field data as well. The total pasture area found was of 5.533,47 km<sup>2</sup> corresponding to 38.39% of the total area studied. The municipalities of Prata and Ituiutaba were found to be very relevant for the region's livestock farming. Moreover, it was possible to identify 3 levels of degradation ("Moderate/Strong", "Slight" and "None"). NDVI values less than 0.32 indicate "Moderate/Strong" degraded pastures; those corresponding to the interval between 0.32 and 0.42 can be considered as having a "Slight" degradation level and NDVI values greater than 0.42 represent not degraded pastures. By using the intervals for mapping the quality of pastures in the Tijuco river basin, we identified a very good accuracy, corresponding to the Kappa Index of 0.77. Regarding the quality assessment of pastures on properties that captured investments from the ABC Program in the study area, the results indicated a gradual increase in NDVI values over the years observed, although the study has not been conclusive, since climatic factors can interfere with the results.

**Keywords:** Cerrado. Pasture mapping. ABC Program. Sentinel 2. Google Earth Engine.

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Esquema representativo do processo de degradação da pastagem. ....	20
<b>Figura 2.</b> Localização da sub-bacia hidrográfica do Ribeirão Douradinho.....	30
<b>Figura 3.</b> Climograma do Município de Uberlândia, do ano de 2018.....	31
<b>Figura 4.</b> Mapa de áreas ocupadas com pastagem na sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho, no ano de 2019. ....	34
<b>Figura 5.</b> NDVIs da área de estudo ao longo das estações seca e chuvosa, com destaque para a região do Assentamento Nova Tangará. ....	35
<b>Figura 6.</b> Mapa de qualidade em pastagens da sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho, com exemplos dos três tipos de pasto mapeados.....	38
<b>Figura 7.</b> Mapa de localização da área de estudo. ....	47
<b>Figura 8.</b> Cenas das Imagens Sentinel 2 utilizadas no estudo. ....	48
<b>Figura 9.</b> Fluxograma metodológico do mapeamento de pastagens.....	50
<b>Figura 10.</b> Comparativo entre a verdade terrestre e os resultados obtidos em duas metodologias de classificação de imagens. A) Imagem Sentinel 2 em composição colorida falsa-cor (RGB-483) do mês de junho de 2020; B) Área ocupada com pastagem de autoria do Projeto MapBiomass (2019); C) Área ocupada com pastagem por meio de classificação baseada em objeto.....	52
<b>Figura 11.</b> Mapa de áreas ocupadas por pastagens na bacia hidrográfica do rio Tijuco, no ano de 2020. ....	53
<b>Figura 12.</b> Proporção entre a área do município pertencente à bacia hidrográfica do rio Tijuco e a área ocupada com pastagem.....	54
<b>Figura 13.</b> Comparação entre os resultados obtidos em duas metodologias de classificação de imagens: A) Classificação baseada em pixel; B) Classificação baseada em objeto associada à segmentação.....	56
<b>Figura 14.</b> Estatísticas calculadas para os dois mapeamentos analisados. ....	57
<b>Figura 15.</b> Mapa de localização da área de estudo. ....	64
<b>Figura 16.</b> Imagens Sentinel 2 utilizadas para o cálculo do NDVI, por mês e estação do ano. ....	66
<b>Figura 17.</b> Localização dos pastos observados em campo, indicando os níveis de degradação. ....	67

<b>Figura 18.</b> Localização das propriedades que captaram recursos do Programa ABC na área de estudo.....	68
<b>Figura 19.</b> Mapa hipsométrico da área de estudo. ....	70
<b>Figura 20.</b> Mapa de declividade e classes de relevo da área de estudo.....	71
<b>Figura 21.</b> Boxplot de precipitação média mensal da Região 100, para o ano de 2020.....	72
<b>Figura 22.</b> Mapa de precipitação média mensal da área de estudo. ....	73
<b>Figura 23.</b> Mapa de classes de solos da área de estudo.....	74
<b>Figura 24.</b> Pastos utilizados como parâmetro na definição dos níveis de degradação. ....	75
<b>Figura 25.</b> Mapa de qualidade em pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijuco, do ano de 2020.....	76
<b>Figura 26.</b> Fatores que influenciam na resposta espectral do pasto e interferem nos resultados de NDVI: A) Pasto com rebrota de gramíneas alguns dias após uma queimada; B) Presença de árvores/espécies invasoras associadas a solo exposto. ....	79
<b>Figura 27.</b> Evolução da média de NDVI dos 3 meses mais secos dos ano (2016 a 2020) das propriedades de acordo com o ano de captação de recursos do Programa ABC.....	82
<b>Figura 28.</b> Precipitação média mensal dos anos de 2016 a 2020 na área de estudo.....	83
<b>Figura 29.</b> Imagens em composição falsa cor e NDVIs médios da propriedade nº 49 ao longo dos anos observados. ....	84
<b>Figura 30.</b> Imagens em composição falsa cor e NDVIs médios da propriedade nº 3/37 ao longo dos anos observados. ....	85

## LISTA DE QUADROS E TABELAS

### QUADROS

<b>Quadro 1.</b> Características das bandas dos Satélites Sentinel 2 – MSI. ....	29
<b>Quadro 2.</b> Níveis de degradação de pastagens segundo os parâmetros limitantes.....	33
<b>Quadro 3.</b> Coordenadas dos pontos de pastagens visitados em campo, seu nível de degradação e a etapa do estudo em que eles foram utilizados.....	36
<b>Quadro 4.</b> Resposta espectral de imagens Sentinel/MSI/R4G8B3, com seus respectivos NDVIs médios e fotografias, para os polígonos de pastagem visitados em campo, considerando os níveis de degradação das pastagens.....	37
<b>Quadro 5.</b> Parâmetros limitantes para os níveis de degradação em pastagens.....	75
<b>Quadro 6.</b> Informações sobre as propriedades que captaram investimentos do Programa ABC e evolução dos valores médios de NDVI dos meses mais secos entre os anos de 2016 e 2020. ....	80

### TABELAS

<b>Tabela 1.</b> Estágios e níveis de degradação da pastagens, de acordo com parâmetros limitantes e queda temporal da capacidade de suporte (QCS). ....	20
<b>Tabela 2.</b> Área ocupada por classe de nível de degradação das pastagens da sub-bacia hidrográfica do Ribeirão Douradinho em 2019.....	39
<b>Tabela 3.</b> Matriz de confusão com os resultados de Concordância Total (Po) e Índice Kappa(k) com base em 17 pontos de referência.....	40
<b>Tabela 4.</b> Áreas ocupadas com pastagem por município em relação à área compreendida pela bacia hidrográfica do rio Tijuco. *Área pb/Área b: % de área do município na bacia ocupada com pastagem. ....	54
<b>Tabela 5.</b> Matriz de confusão e resultados de acurácia do mapeamento de pastagens.....	58
<b>Tabela 6.</b> Área ocupada por nível de degradação das pastagens na bacia hidrográfica do rio Tijuco em 2020.....	77
<b>Tabela 7.</b> Matriz de confusão com os resultados de Concordância Total (Po) e Índice Kappa (k) com base em 40 pontos de observação. ....	78

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

APP	Áreas de Preservação Permanente
BACEN	Banco Central do Brasil
CAR	Cadastro Ambiental Rural
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
DAC	Declaração de Área de Conflito
Emater	Empresa de Assistência Técnica e Extensão Rural
ESA	<i>European Space Agency</i>
GEE	<i>Google Earth Engine</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IGAM	Instituto Mineiro de Gestão das Águas
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IV	Índice de Vegetação
LAI	Índice de Área Foliar
LAPIG	Laboratório de Processamento de Imagens e Geoprocessamento
MAPA	Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento
MapBiomass	Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil
MDE	Modelo Digital de Elevação
MMA	Ministério do Meio Ambiente
MSI	<i>MultiSpectral Instrument</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NDVI	Índice de Vegetação da Diferença Normalizada
OTB	Orfeo Toolbox
PIB Agro	Produto Interno Bruto Agropecuário
PNMC	Política Nacional sobre Mudanças do Clima
Probio	Projeto de Conservação e Extração Sustentável da Diversidade Biológica Brasileira
Programa ABC	Programa para a Redução da Emissão de Gases do Efeito Estufa na Agricultura
Projeto FIP Paisagens	Projeto Gestão Integrada da Paisagem no Bioma Cerrado
RBF	<i>Radial Basis Function</i>
REM	Radiação Eletromagnética
SENAR	Serviço Nacional de Aprendizagem Rural
SNIC	<i>Simple Non-Iterative Clustering</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TerraClass Cerrado	Projeto de Mapeamento do Uso e Cobertura do Cerrado
UFG	Universidade Federal de Goiás

## SUMÁRIO

<b>APRESENTAÇÃO .....</b>	<b>15</b>
<b>CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO GERAL E REFERENCIAL TEÓRICO- CONCEITUAL .....</b>	<b>16</b>
1.1. Introdução Geral .....	16
1.1.1. Objetivos da pesquisa.....	18
1.2. Referencial Teórico-Conceitual .....	18
1.2.1. Considerações sobre a degradação em pastagens .....	19
1.2.2. O Programa ABC e o Projeto FIP Paisagens .....	21
Referências.....	23
<b>CAPÍTULO 2 – MAPEAMENTO DE QUALIDADE EM PASTAGENS DO CERRADO POR MEIO DE IMAGENS SENTINEL 2.....</b>	<b>26</b>
2.1. Introdução .....	26
2.2. Materiais e Métodos.....	28
2.2.1. Área de estudo.....	29
2.2.2. O Índice de Vegetação da Diferença Normalizada .....	31
2.2.3. Processamento dos dados .....	32
2.3. Resultados e Discussões .....	34
2.4. Considerações Finais .....	41
Referências.....	41
<b>CAPÍTULO 3 – CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS BASEADA EM OBJETO APLICADA AO MAPEAMENTO DE PASTAGENS.....</b>	<b>45</b>
3.1. Introdução .....	45
3.2. Material e Métodos .....	46
3.2.1. Área de estudo.....	46
3.2.2. Material .....	47
3.2.3. Segmentação e classificação baseada em objeto.....	49
3.3. Resultados e Discussões .....	51
3.4. Considerações Finais .....	59
Referências.....	59

<b>CAPÍTULO 4 – AVALIAÇÃO DE QUALIDADE EM PASTAGENS NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TIJUCO (TRIÂNGULO MINEIRO) .....</b>	<b>61</b>
4.1. Introdução .....	61
4.1.1. Localização da área de estudo .....	63
4.2. Materiais e procedimentos operacionais .....	64
4.3. Resultados e Discussões .....	69
4.3.1. Caracterização geográfica da área de estudo.....	69
4.3.2. Mapeamento de qualidade em pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijuco.....	75
4.3.3. Avaliação das pastagens em propriedades que captaram investimentos do Programa ABC na área de estudo .....	79
4.4. Considerações Finais .....	86
Referências.....	87
<b>CAPÍTULO 5 – CONCLUSÕES GERAIS .....</b>	<b>91</b>
<b>ANEXOS .....</b>	<b>93</b>

## APRESENTAÇÃO

A presente dissertação foi elaborada em formato de artigos. Dessa forma, o **Capítulo 1** – “Introdução geral e referencial teórico conceitual” apresenta uma contextualização geral, bem como os objetivos da pesquisa e os conceitos fundamentais norteadores do estudo. Além disso, cada artigo desenvolvido durante o mestrado compõe um capítulo da dissertação. Assim, os capítulos subsequentes correspondem a três artigos científicos, a saber:

- **Capítulo 2:** “Mapeamento de qualidade em pastagens do Cerrado por meio de imagens Sentinel 2” (artigo aceito e será publicado na “Revista Geografia Ensino & Pesquisa”, da Universidade Federal de Santa Maria –RS). Neste estudo foram realizados testes com base na metodologia inicial desta pesquisa, em uma bacia hidrográfica menor, inserida na área de estudo. Os resultados obtidos indicaram que deveria haver adaptações na metodologia (mais pontos amostrais de campo e imagens em uma série temporal de dois anos) para garantir uma maior acurácia no mapeamento de qualidade em pastagens e serviram como base para o mapeamento de qualidade em pastagens da área de estudo como um todo.

- **Capítulo 3:** “Classificação de imagens baseada em objeto aplicada ao mapeamento de pastagens”. Trata-se de um artigo, sobretudo, metodológico, que aprimora técnicas de processamento de imagens em nuvem (por meio do *software Google Earth Engine*) e possibilita estudos mais precisos de qualidade em pastagens, uma vez que o resultado (arquivo vetorial) é mais adequado para tais análises.

- **Capítulo 4:** “Avaliação de qualidade em pastagens na bacia hidrográfica do rio Tijuco (Triângulo Mineiro)”. Este artigo contempla a etapa mais importante da pesquisa, onde foi desenvolvido o estudo de qualidade em pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijuco, bem como os cenários (passado e presente) de degradação dos pastos cujos proprietários receberam investimentos do Programa ABC.

Por fim, no **Capítulo 5** são apresentadas as conclusões gerais da pesquisa e apontamentos sobre os principais desafios a serem superados em futuros estudos.

## CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO GERAL E REFERENCIAL TEÓRICO- CONCEITUAL

### 1.1. Introdução Geral

A produção agropecuária do Brasil se destaca no cenário econômico mundial, com exportações que somaram US\$ 85,84 bilhões em 2020 (crescimento de 5,7%), sendo a exportação de carne a 2º maior (US\$14,10 bilhões), perdendo apenas para o complexo da soja, com US\$ 33,69 bilhões (MAPA, 2020). Minas Gerais figura entre os maiores produtores de recursos biológicos do país (IBGE, 2017). De acordo com Silva et al. (2012), o protagonismo mineiro no setor se deve principalmente ao aumento de investimentos em tecnologia/pesquisa e profissionalização. Em 2017, o PIB Agro de Minas Gerais totalizou aproximadamente R\$ 29 bilhões e contribuiu com 5,7% do PIB total do estado. De acordo com a Pesquisa da Pecuária Municipal (IBGE), o rebanho bovino mineiro foi o 3º maior do país em 2019, representando 10,26% do total brasileiro, com mais de 22 milhões de cabeças (o estado do Mato Grosso foi o 1º, com mais de 31 milhões de cabeças e Goiás foi o segundo, com cerca de 22,8 milhões de cabeças). Por sua vez, o estado atingiu a primeira colocação no ranking nacional de áreas ocupadas com pastagens, com 14,3% do total e mais de 21 milhões de hectares (IBGE, 2017).

Contudo, o progresso econômico de Minas Gerais nem sempre esteve associado a práticas sustentáveis de produção e utilização dos recursos naturais. As práticas extensivas realizadas no âmbito dessa atividade – a pecuária – justificam a geração de pastagens degradadas. De acordo com a Empresa de Assistência Técnica e Extensão Rural do Estado de Minas – Emater/MG, em 2015 o estado comportava 18 milhões de hectares de pastagens, das quais 60% estavam degradadas (EMATER/MG, 2015).

Na região do Triângulo Mineiro, os mapeamentos oficiais de cobertura e uso da terra no Cerrado apresentam resultados significativos de áreas de pastagens. De acordo com dados do Projeto de Conservação e Extração Sustentável da Diversidade Biológica Brasileira (Probio), em 2002, a porção correspondente ao Bioma nessa região (37.800 km<sup>2</sup>) comportava cerca de 21.600 km<sup>2</sup> de pastagens, ou seja, 57% (SANO et al., 2008). O Projeto de Mapeamento do Uso e Cobertura do Cerrado (Projeto TerraClass Cerrado)

de 2013, por sua vez, indicou a área aproximada de 18.000 km<sup>2</sup> (48%) para o mesmo tipo de uso (SCARAMUZZA et al., 2017). Cabe ressaltar que, uma porção da Região do Triângulo Mineiro é compreendida pelo bioma Mata Atlântica e, por isso, os quantitativos supracitados se referem exclusivamente ao território coberto por Cerrado, segundo o mapeamento do IBGE de 2005. Já o Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil (MapBiomas), que é elaborado para todo o território brasileiro, separa duas classes relacionadas à pecuária: “pastagem” e “mosaico de agricultura e pastagem”. A primeira contabilizou a área aproximada de 23.000 km<sup>2</sup> e a segunda 1.800 km<sup>2</sup>, totalizando cerca de 25 mil km<sup>2</sup>, em 2019, o que equivale a aproximadamente 50% da Região do Triângulo Mineiro (MAPBIOMAS, 2019).

Brito et al. (2018a), ao mapear as pastagens do Triângulo Mineiro, concluíram que existem mais de 24 mil km<sup>2</sup> desse uso na região, com destaque para a porção oeste. Do total, apontaram que cerca de 70% apresenta algum grau de degradação. Os municípios que comportam a maior parte das pastagens degradadas são: Campo Florido, Monte Alegre de Minas, Prata e Uberlândia, todos drenados pela bacia hidrográfica do rio Tijuco (BRITO et al., 2018a).

Nessa perspectiva, importantes políticas públicas já foram direcionadas para a região. Dentre elas, destaca-se o Programa ABC (Agricultura de Baixa Emissão de Carbono), cujo subprograma “Recuperação de Pastagens Degradadas” captou boa parte dos investimentos financeiros no estado de Minas Gerais: 52%. Desse total, cerca de 38% foram direcionados para a Região do Triângulo Mineiro, contabilizando mais de R\$ 141 milhões, no período entre 2013 e 2018 (BACEN, 2018).

Em 2018, foi lançado o Projeto Gestão Integrada da Paisagem no Bioma Cerrado (Projeto FIP Paisagens), por meio de uma parceria entre o Serviço Florestal Brasileiro (SFB) e o Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA), que passou a integrar diversos projetos de monitoramento e apoio ao desenvolvimento sustentável do setor agropecuário brasileiro. A recuperação de pastagens degradadas é um eixo fundamental do Projeto. Diferente do Programa ABC, o Projeto Paisagens Rurais elegeu áreas de interesse para financiamento e monitoramento: 10 bacias hidrográficas ao longo do território do Cerrado, com predomínio de atividades pecuárias e pastagens degradadas, além de passivos ambientais (MMA, 2020). Nessa perspectiva, a bacia hidrográfica do rio Tijuco foi selecionada para aplicação das atividades do Projeto

(Dentre as 10 bacias anteriormente mencionadas), como representante da Região do Triângulo Mineiro. Por isso, torna-se imprescindível o desenvolvimento de metodologias de mapeamento de qualidade em pastagens, que contribuam na medida da eficiência dessas políticas públicas e auxiliem no direcionamento adequado de recursos financeiros provenientes do Estado.

No entanto, a maior parte dos estudos realizados, até o momento, de qualidade de pastagens consideraram imagens de satélites de média a baixa resolução (BRITO et al., 2018a; LIU et al., 2017; PEREIRA et al., 2018), dificultando a análise de detalhe da degradação e do melhoramento de pastagens ao longo do tempo. A elaboração de algoritmos para a classificação de níveis de degradação em pastagens requer o desenvolvimento de técnicas avançadas e precisas de Sensoriamento Remoto. Além disso, para que as políticas públicas possam ser corretamente direcionadas, são necessários mapeamentos mais exatos e condizentes com as peculiaridades das paisagens regionais.

### **1.1.1. Objetivos da pesquisa**

Avaliar a qualidade das pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijuco, aprimorando metodologias de mapeamento, com base nos seguintes objetivos específicos:

- Elaborar mapa de áreas ocupadas com pastagens plantadas na bacia hidrográfica do rio Tijuco;
- Analisar padrões em Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) para alterações na qualidade das pastagens (degradação);
- Elaborar mapa de qualidade das pastagens da bacia, considerando o grau de degradação;
- Avaliar se houve melhoramento de pastagens em propriedades que receberam recursos financeiros do Programa ABC na área de estudo ao longo dos últimos 5 anos (2016, 2017, 2018, 2019, 2020).

## **1.2. Referencial Teórico-Conceitual**

Mapear pastagens no Cerrado sempre foi um desafio. A resposta espectral do pasto na imagem de satélite é muito semelhante ao comportamento das formações campestres do

bioma (campo limpo, campo sujo, campo rupestre). Dessa forma, os procedimentos de segmentação de imagens tendem a confundir os alvos, comprometendo a acurácia do mapeamento (SANO et al., 2007). Metodologias robustas têm sido desenvolvidas com o propósito de diminuir os erros e possibilitar a elaboração de produtos mais fidedignos (PARENTE; FERREIRA, 2018). A consolidação da pastagem como a principal atividade antrópica no Cerrado desencadeia na necessidade de se estudar não apenas onde ela se encontra, mas também suas características (FRANCO; ROSA, 2004; SCARAMUZZA et al. 2017).

Na maior parte dos estudos de qualidade em pastagens são utilizados Índices de Vegetação. Dentre os quais, o mais difundido é o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), que permite a análise da dinâmica fotossintética da vegetação, ao quantificar a absorção e reflexão de radiação eletromagnética nas bandas de sensores remotos do vermelho e do infravermelho próximo (BRITO et al., 2018b; ECKERT et al., 2015; EDIRISINGHE et al., 2011; LI et al., 2013). No contexto da bacia hidrográfica do rio Tijuco (Região do Triângulo Mineiro), os mapeamentos de qualidade em pastagens realizados até o momento, consideraram duas metodologias: segmentação após aplicação de Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) e cálculo do Índice de Vegetação Realçado - EVI2, ambos utilizando imagens Landsat 8/Oli (BRITO et al., 2018a; VIÇOSO, 2018).

### **1.2.1. Considerações sobre a degradação em pastagens**

De acordo com Dias Filho (2014), a caracterização da degradação da pastagem é tarefa complexa e deve considerar os fatores locais (atributos físico-ambientais) e a capacidade de suporte do ambiente onde ela está inserida. Generalizações podem ser aplicadas para efeitos conceituais. Nessa perspectiva, pode-se definir degradação de pastagens como a diminuição avançada da produtividade agrícola. O autor estabelece dois tipos de degradação: agrícola (diminuição da capacidade de suporte) e biológica (perda de biomassa e erosão). No que concerne aos níveis de degradação, as pastagens são agrupadas em duas classes. Sendo a primeira (pastagens em degradação) compreendida pelos níveis “leve” e “moderado” e a segunda (pastagens degradadas) pelos níveis “forte” e “muito forte”, conforme apresentado na Tabela 1.

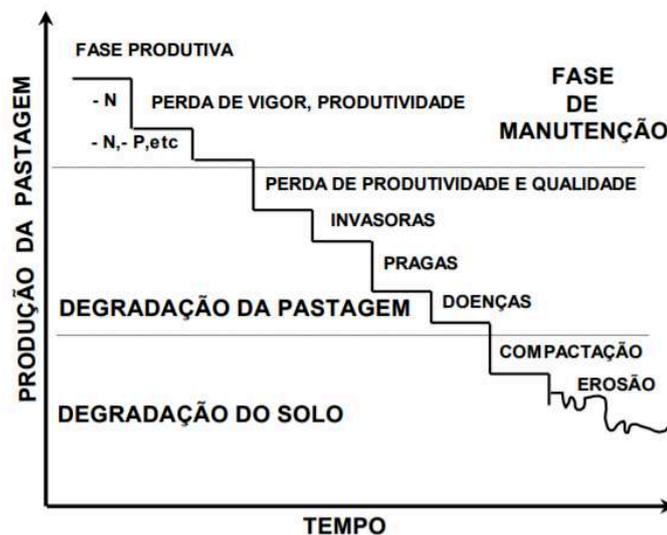
**Tabela 1.** Estágios e níveis de degradação da pastagens, de acordo com parâmetros limitantes e queda temporal da capacidade de suporte (QCS).

Estágio de degradação	Parâmetro limitante	QCS (%)	Nível de degradação
1	Vigor e solo descoberto	Até 20	Leve
2	Estágio 1 agravado e presença de plantas invasoras	21 - 50	Moderado
3	Estágio 2 agravado ou morte das forrageiras (degradação agrícola)	51 - 80	Forte
4	Solo descoberto e erosão (degradação biológica)	>80	Muito forte

Fonte: Adaptado de Dias Filho (2014).

Por outro lado, Macedo (1999) aponta a existência de um processo contínuo de degradação da pastagem, ocorrendo em etapas, que tem início com a perda de vigor e produtividade e culmina com a degradação estrutural do solo (Figura 2). De acordo com o autor, existe um limiar no processo de degradação onde ela poderia ser facilmente reversível. Este limiar é classificado na Figura 1 como “Fase Produtiva”, na qual a manutenção do pasto pode reverter o processo de degradação. Ao ultrapassar a fase produtiva, somente técnicas mais dispendiosas de recuperação poderiam surtir efeitos significativos.

**Figura 1.** Esquema representativo do processo de degradação da pastagem.



Fonte: Macedo (1999).

As principais causas da degradação das pastagens são o manejo inadequado do pasto, a intensa lotação bovina, a escolha inadequada das forrageiras e problemas

bióticos. Dentre as práticas de manejo inadequadas do pasto, as mais comuns são: deficiência no preparo do solo (adubação e correção da acidez), sistemas e métodos de plantio, ausência de práticas de conservação do solo e presença de animais no estágio inicial da pastagem. Por sua vez, os problemas bióticos estão relacionados ao surgimento de pragas e doenças (MACEDO, 1999; FRANCO, ROSA, 2004; DIAS FILHO, 2011).

### **1.2.2. O Programa ABC e o Projeto FIP Paisagens**

O Plano ABC foi criado a partir do Decreto nº 7390, de 9 de dezembro de 2010 (revogado pelo Decreto nº 9.578, de 22 de novembro de 2018), que regulamentava os Art. 6º, 11º e 12º da Política Nacional sobre Mudanças do Clima (PNMC), instituída pela Lei nº 12.187, de 29 de dezembro de 2009. Estabelecia em seu Art. 3º, Inciso IV o “Plano para a Consolidação de uma Economia de Baixa Emissão de Carbono na Agricultura” como um dos planos adotados pelo país como efeito do referido Decreto e da referida Lei. Com a revogação do referido dispositivo legal, o texto passa a constar no Cap. III, Art. 17, Inciso IV do Decreto nº 9.578/2018 (BRASIL, 2009; 2010; 2018).

A projeção de emissões de Gases do Efeito Estufa para 2020 é de 730 milhões de tonCO<sub>2</sub>eq somente na atividade agropecuária, equivalente a quase 23% do total de emissões (3.236 milhões de tonCO<sub>2</sub>eq). O compromisso do Brasil, de acordo com o Art. 6º da Lei nº 7390 de 2010, é reduzir este total para algo em torno de 1.200 milhões de tonCO<sub>2</sub>eq. Para tanto, determina as seguintes metas específicas para uma agricultura de baixa emissão de carbono, Art. 6º, § 1º, Incisos IV a IX (BRASIL, 2010):

- Recuperação de 15 milhões de hectares de pastagens degradadas;
- Ampliação do sistema de integração lavoura-pecuária-floresta em 4 milhões de hectares;
- Expansão da prática de plantio direto na palha em 8 milhões de hectares;
- Expansão da fixação biológica de nitrogênio no solo em 5,5 milhões de hectares;
- Expansão do plantio de florestas em 3 milhões de hectares e;
- Ampliação do uso de tecnologias de tratamento de dejetos animais em 4,4 milhões de m<sup>3</sup>.

Dentro das ações do Plano, foi lançado, também em 2010, o Programa para a Redução da Emissão de Gases do Efeito Estufa na Agricultura – Programa ABC. O Programa, instituído pela Resolução nº 3.896 de 2010, disponibiliza crédito financeiro aos produtores

rurais, para que estes possam desenvolver atividades alinhadas com os programas supracitados e subordinadas às normas gerais do crédito rural (BACEN, 2010).

O limite de crédito não deveria ultrapassar 1 milhão de reais, por beneficiário e ano/safra, podendo ser adquirido mais de um financiamento por ano safra, caso fosse comprovada a necessidade e capacidade de pagamento, desde que não o ultrapassasse o valor máximo estabelecido (BACEN, 2010, Art. 1º, inciso VI). A taxa de juro seria de 5,5% ao ano, com prazo máximo de pagamento em até 15 anos. Esta resolução vigorou durante o período de 1º de julho de 2010 até 30 de junho de 2011, com orçamento máximo de 1 bilhão de reais. Anualmente são publicadas novas resoluções que alteram valores, normas e condições de financiamento para o programa. A partir de 1º de julho de 2020 o limite de crédito passou a ser de R\$ 5.000.000 (cinco milhões de reais) por beneficiário, com reembolso de 5, 10 ou 12 anos e taxa de juro anual pré-fixada de 4,5% (BACEN, 2020).

Sobre os impactos do Plano e Programa ABC em nível nacional, Gianetti (2017) aponta alguns desafios para a consolidação do programa. Dentre estes, a desigualdade na distribuição dos recursos entre as regiões brasileiras, priorizando estados com produtividade agrícola já consolidada (MG, MT, GO, SP) e a destinação de recursos para RPD, mesmo em municípios com moderada a baixa taxa de pastagens degradadas, merecem destaque.

Com o propósito de dar continuidade nas ações em prol da agricultura sustentável no Brasil, foi lançado em 2018 o Projeto de Gestão Integrada da Paisagem no Bioma Cerrado (FIP-Paisagem ou Paisagens Rurais). Esse projeto busca integrar o Programa ABC, por meio da recuperação de pastagens degradadas, com a recomposição de passivos ambientais (Reserva Legal e Áreas de Preservação Permanente – APP) e o monitoramento da paisagem por imagem de satélite. O Projeto, que conta com a colaboração de diversos órgãos de governo nacionais (dentre os quais os mais importantes estão o MAPA, o SBF, o Serviço Nacional de Aprendizagem Rural – SENAR e o Ministério do Meio Ambiente – MMA) e a Agência Alemã de Cooperação (GIZ), teve início em novembro de 2018, com prazo de execução fixado em 5 anos e previsão de encerramento em 29 de dezembro de 2023 (MMA, 2020a)

Para tanto, foram disponibilizados pelo Banco Mundial US\$ 21.000.000 (21 milhões de dólares) e selecionadas 10 bacias hidrográficas no bioma, que apresentam maiores percentagens de pasto em seus territórios, densidade de bovinos, remanescentes de vegetação

nativa e área com Cadastro Ambiental Rural - CAR. Dentre tais bacias hidrográficas, está a bacia hidrográfica do rio Tijuco (essa informação foi disponibilizada pelo MAPA, por meio da Lei de Acesso a Informação – Plataforma Fala.BR). Dessa forma, os principais objetivos do Projeto são: capacitar técnicos em recuperação de pastagens degradadas e passivos ambientais; promover melhorias ambientais na paisagem, proporcionar maior conexão entre os fragmentos de vegetação nativa, conservar o solo e a água em pastagens (MMA, 2020a).

De acordo com o “Painel de Monitoramento da Execução Física e Financeira dos Recursos FIP”, atualizado no mês de maio de 2020, foram gastos cerca de US\$ 1,1 milhões (5% do investimento total concedido). Desse total, 2,86% foram direcionados à gestão, monitoramento e avaliação do projeto, 1,69% ao desenvolvimento institucional e capacitação e 0,86% a práticas nas bacias hidrográficas escolhidas (MMA, 2020b).

## Referências

BACEN – Banco Central do Brasil. **Resolução nº 3.896, de 17 de agosto de 2010**. Institui, no âmbito do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), o Programa para Redução da Emissão de Gases de Efeito Estufa na Agricultura (Programa ABC). Brasília: Banco Central do Brasil, 2010. Disponível em: [https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/49552/Res\\_3896\\_v1\\_O.pdf](https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/49552/Res_3896_v1_O.pdf). Acesso em: 3 set. 2020.

BACEN – Banco Central do Brasil. Sistema de Operações do Crédito Rural e do Proagro. **Matriz de Dados do Crédito Rural**. 2018. Disponível em: <https://dadosabertos.bcb.gov.br/dataset/matrizdadoscreditorural>. Acesso em: 7 jun. 2019.

BACEN – Banco Central do Brasil. **Resolução nº 4.827, de 18 de junho de 2020**. Define as Taxas de Juros do Crédito Rural (TCR) a serem aplicadas às operações contratadas a partir de 1º de julho de 2020. Brasília: Banco Central do Brasil, 2020. Disponível em: [https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=%2FLists%2FNormativos%2FAttachments%2F51068%2FRes\\_4827\\_v1\\_O.pdf](https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=%2FLists%2FNormativos%2FAttachments%2F51068%2FRes_4827_v1_O.pdf). Acesso em: 3 set. 2020.

BRASIL. **Lei nº 12.187, de 29 de dezembro de 2009**. Institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima - PNMC e dá outras providências. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2007-2010/2009/Lei/L12187.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2007-2010/2009/Lei/L12187.htm). Acesso em: 3 set. 2020.

BRASIL. **Decreto nº 7390, de 9 de dezembro de 2010**. Regulamenta os arts. 6o, 11 e 12 da Lei no 12.187, de 29 de dezembro de 2009, que institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima - PNMC, e dá outras providências (revogado pelo Decreto nº 9.578/2018). Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2007-2010/2010/Decreto/D7390.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2007-2010/2010/Decreto/D7390.htm). Acesso em: 3 set. 2020.

BRASIL. **Decreto nº 9.578, de 22 de novembro de 2018** Consolida atos normativos editados pelo Poder Executivo federal que dispõem sobre o Fundo Nacional sobre Mudança do Clima, de que trata a Lei nº 12.114, de 9 de dezembro de 2009, e a Política Nacional sobre Mudança do Clima, de que trata a Lei nº 12.187, de 29 de

dezembro de 2009.. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2015-2018/2018/Decreto/D9578.htm#art25](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2015-2018/2018/Decreto/D9578.htm#art25). Acesso em: 3 set. 2020.

BRITO, J. L. S. et al. Mapeamento e avaliação da qualidade das pastagens cultivadas no Triângulo Mineiro a partir de imagens Oli/Landsat-8. **Caminhos da Geografia** (UFU. Online), p. 68-82, 2018a.

BRITO, J. L. S. et al. MODIS estimates of pasture productivity in the Cerrado based on ground and Landsat-8 data extrapolations. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 12, n. 2, p. 1-20, apr. 2018b.

DIAS FILHO, M. B. **Degradação de Pastagens**: processos, causas e estratégias de recuperação. 4 ed. Belém: MBDF, 2011.

DIAS FILHO, M. B. **Diagnóstico das pastagens no Brasil**. Belém: Embrapa Amazônia Oriental, 2014.

ECKERT, S. et al. Trend analysis of MODIS NDVI time series for detecting land degradation and regeneration in Mongolia. **Journal of Arid Environments**, v. 113, p. 16-28, 2015.

EDIRISINGHE, A. et al. Quantitative mapping of pasture biomass using satellite imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 10, p. 2699-2724, may 2011.

EMATER/MG – Empresa de Assistência Técnica e Extensão Rural do Estado de Minas Gerais. **Minas Gerais lidera ranking de crédito do Plano ABC**. 2015. Disponível em: [http://www.emater.mg.gov.br/portal.cgi?flagweb=site\\_tpl\\_paginas\\_internas&id=15400#.W5a9hNxhkDU](http://www.emater.mg.gov.br/portal.cgi?flagweb=site_tpl_paginas_internas&id=15400#.W5a9hNxhkDU). Acesso em: 10 set. 2019.

FRANCO, J. B. S.; ROSA, R. Análise da possibilidade de identificar pastagens degradadas utilizando dados radiométricos de campo. **Sociedade & Natureza**, v. 16, n. 31, p. 37-55, 2004.

GIANETTI, G. W. **O Plano e Programa ABC**: uma avaliação da execução e distribuição de recursos. 2017. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2017.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Agropecuário 2017**. 2017. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/censo-agropecuario/censoagropecuario-2017>. Acesso em: 27 ago. 2018.

LI, Z. et al. Monitoring and modeling spatial and temporal patterns of grassland dynamics using time-series MODIS NDVI with climate and stocking data. **Remote Sensing of Environment**, v. 138, p. 232-244, 2013.

LIU, S. et al. Spatiotemporal dynamics of grassland aboveground biomass on the Qinghai-Tibet Plateau based on validated MODIS NDVI. **Nature**, 4182 (2017). DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-017-04038-4>.

MACEDO, M. C. M.. Degradação de Pastagens: Conceitos e Métodos de Recuperação. In: Simpósio Sustentabilidade da Pecuária de Leite no Brasil. **Anais** [...] Embrapa, 1999.

MMA – Ministério do Meio Ambiente. Projeto Gestão Integrada da Paisagem no Bioma Cerrado. Disponível em: <http://fip.mma.gov.br/projeto-paisagem/>. Acesso em: 22 maio 2020.

MMA – Ministério do Meio Ambiente. Painel de Monitoramento da Execução Física e Financeira dos Recursos FIP. Disponível em: [http://fip.mma.gov.br/wp-content/uploads/2020/10/DASHBOARD-FIP-Paisagens\\_-maio2020.pdf](http://fip.mma.gov.br/wp-content/uploads/2020/10/DASHBOARD-FIP-Paisagens_-maio2020.pdf) . Acesso em: 25 fev. 2021.

MAPA – Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Retrospectiva 2020. Disponível em: <https://www.gov.br/agricultura/pt-br/campanhas/retrospectiva2020/downloads/retrospectiva-2020v3-web.pdf>. Acesso em: 25 fev. 2021.

MAPBIOMAS – Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil. Coleções MapBiomas, Coleção 5.0, Cerrado, 2019. Disponível em: [http://mapbiomas.org/pages/database/mapbiomas\\_collection\\_download](http://mapbiomas.org/pages/database/mapbiomas_collection_download). Acesso em 3 nov. 2020.

PARENTE, L. L.; FERREIRA, L. G. Assessing the Spatial and Occupation Dynamics of the Brazilian Pasturelands Based on the Automated Classification of MODIS Images from 2000 to 2016. **Remote Sensing**, v. 10, n. 4, p. 1-14, apr. 2018.

PEREIRA, O. J. R. et al. Assessing Pasture Degradation in the Brazilian Cerrado Based on the Analysis of MODIS NDVI Time-Series. **Remote Sensing**, v. 10, n. 11, p. 1-14, nov. 2018.

SANO, E. E. et al. Spatial and temporal probabilities of obtaining cloud-free Landsat images over the Brazilian tropical savanna. **International Journal of Remote Sensing**, v.28, p.2739-2752, 2007.

SANO, E. E. et al. Mapeamento semidetalhado do uso da terra do Bioma Cerrado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.43, n. 1, p.153-156, jan. 2008.

SCARAMUZZA, C. A. M. et al. Land-use and land-cover mapping of the Brazilian Cerrado based mainly on landsat-8 satellite images. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 6, p. 1041-1051, jun. 2017.

SILVA, G. J. C.; SOUZA, E. C.; MARTINS, H. E. P. Produção Agropecuária em Municípios de Minas Gerais (1996-2006): padrões de distribuição, especialização e associação espacial. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 50, nº 2, p. 333-350, abr./jun. 2012.

VIÇOSO, L. C. B. **Modelo Linear de Mistura Espectral para mapeamento dos estágios de degradação das pastagens**. 2018. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Faculdade de Ciências Integradas do Pontal, Universidade Federal de Uberlândia, Ituiutaba, 2018.

## **CAPÍTULO 2 – MAPEAMENTO DE QUALIDADE EM PASTAGENS DO CERRADO POR MEIO DE IMAGENS SENTINEL 2**

### **2.1. Introdução**

Mapear dinâmicas de uso e cobertura da terra no Cerrado torna-se um desafio, na medida em que ele ocupa a posição de segundo maior bioma brasileiro em extensão territorial (mais de 2 milhões de km<sup>2</sup>). Além disso, a baixa disponibilidade de imagens livres de nuvens e a alta sazonalidade climática dificultam o mapeamento baseado em imagens de satélite (SANO et al., 2019). No entanto, a necessidade de elaboração de mapas precisos para o bioma fez surgir projetos com metodologias diversificadas e comprometidas com a qualidade espacial e temporal dos resultados. O primeiro desses foi o Projeto de Conservação e Extração Sustentável da Diversidade Biológica Brasileira – Probio, de 2002 (SANO et al., 2008). A metodologia e os produtos do Probio serviram de base para outros mapeamentos, como o Projeto de Mapeamento do Uso e Cobertura do Cerrado (Projeto Terra Class Cerrado) de 2013 (INPE, 2013). Os dados do Terra Class Cerrado revelam que a área ocupada com pastagem em 2013, no Bioma Cerrado, era de 600.840 Km<sup>2</sup>, correspondendo a 29 % da área do bioma (Scaramuzza, 2017).

Os mapeamentos de pastagens e, sobretudo, de qualidade de pastagens são recentes no Cerrado. Para todo o bioma, foi elaborado em 2018 o “Mapa da Degradação de Pastagens no Cerrado”, a partir da análise de série temporal de imagens MODIS/NDVI (pixel de 250m) de 2001 a 2017 (PEREIRA et al., 2018). De acordo com os autores, cerca de 39% das pastagens do Cerrado estão degradadas, perfazendo uma área de mais de 18 milhões de hectares (PEREIRA et al., 2018).

A degradação de pastagens é entendida como um processo evolutivo de perda de vigor, produtividade, e capacidade de recuperação natural, tornando-as susceptíveis aos efeitos nocivos de pragas, doenças e plantas invasoras, culminando com a degradação avançada dos recursos naturais em razão de manejos inadequados (MACEDO; ZIMMER, 1993). Um grave impacto associado a degradação de pastagens é a alteração climática, decorrente da diminuição de matéria orgânica do solo e biomassa do pasto, entre outros. Em contrapartida, o manejo adequado do pasto tem alto potencial em mitigar este impacto, por sua capacidade de “sequestrar carbono” (DIAS FILHO, 2011).

A definição de critérios para a avaliação do estágio de degradação das pastagens cultivadas é tarefa difícil, tanto em vista a diversidade das espécies quanto em relação às características morfológicas e dos ecossistemas em que são cultivadas. Neste sentido, estudos têm demonstrado o potencial do uso de imagens de satélite associadas aos índices de vegetação para a caracterização, discriminação e estudo da porcentagem de cobertura verde e biomassa de pastagens cultivadas no bioma Cerrado (FERREIRA et al., 2012; ANJOS et al., 2013; BRITO et al., 2018).

Conforme apontado por Parente e Ferreira (2018), grande parte dos erros de omissão (pastagens não identificadas) em mapas de pastagens que utilizam sensores de resolução espacial baixa estão relacionados ao tamanho do pixel, que impossibilita a separação de várias classes em uma área reduzida. Nesta perspectiva, o uso de imagens Sentinel 2 (pixel de 10 m) se constitui em alternativa viável para aumentar a acurácia dos produtos.

Diversos estudos de monitoramento da vegetação vêm sendo realizados, em todo o mundo, a partir de imagens Sentinel 2. Addabbo et al. (2016) utilizaram esses dados para avaliar a saúde da vegetação nos arredores do Palácio de Caserta (Itália). Ao comparar os resultados de NDVI do Sentinel com os do Landsat 8, concluíram que, para áreas de estudo menores, os dados do Sentinel são mais adequados (ADDABBO et al., 2016). Além dessa, já foram realizadas pesquisas sobre: o uso do sensor para mapeamento do potencial de intensificação sustentável da agricultura brasileira (KUCHLER et al., 2017); relações das fitofisionomias de Caatinga com atributos dos solos (SILVEIRA, 2018); identificação de áreas com plantas invasoras em Unidades de Conservação (GOMES, 2017), entre outros.

Nos estudos da pastagem, Punalekar, et al. (2018) provaram que a missão Sentinel 2 tem alto potencial para mapear a dinâmica de biomassa presente no pasto, uma vez calculado o Índice de Área Foliar – LAI/NDVI para as bandas de 10 metros de resolução. Ao comparar os resultados obtidos de processamento digital com os medidos em campo (reflectância da copa, LAI e altura do dossel), observaram que as imagens do sensor MSI podem ser usadas para monitorar gramíneas e produtividade em pastagens no sul da Inglaterra. Lugassi et al. (2019), utilizaram Índices de Vegetação de imagens Sentinel 2 para mapear a qualidade ecológica de pastagens em Israel, comparando com análises laboratoriais de proteína bruta e fibra detergente neutra presentes no pasto.

Concluíram que há um alto potencial de uso de imagens Sentinel 2 nesses estudos e que são necessárias mais pesquisas em áreas de estudo distribuídas por todas as regiões geográficas. Verifica-se assim, que os dados obtidos pelo processamento de imagens Sentinel podem ser aplicados para o monitoramento de pastagens, nos mais diversos ambientes da Terra.

Desta forma, busca-se identificar métricas para o mapeamento de qualidade das pastagens do Cerrado, indicando o seu grau de degradação, com base em índices de vegetação, utilizando como área de estudo a sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho. Nessa perspectiva, inicia-se o texto a partir dos materiais e métodos da pesquisa, apresentando a área de estudo e os processamentos realizados. Em seguida, são descritos os resultados obtidos em relação à área de estudo selecionada, em conjunto com as discussões, culminando nas considerações finais.

## **2.2. Materiais e Métodos**

Os mapas e o processamento das imagens foram executados no software QGIS versão 3.4. Para o mapeamento das pastagens foram utilizadas as imagens do sensor MSI (*MultiSpectral Instrument* – MSI) da missão Sentinel-2. Esta missão, composta por dois satélites de monitoramento da Terra (A e B), teve início em 2015, com o lançamento do primeiro satélite – Sentinel 2 A. Em 2017 foi lançado o segundo satélite – Sentinel 2 B – cobrindo, então, toda a superfície do planeta. Sincronizados com o sol, os satélites circulam em órbita polar, ambos na mesma órbita, permitindo resoluções temporais entre 5 e 10 dias, a depender das latitudes da área de interesse. A resolução espacial varia entre 10, 20 e 60 metros, de acordo com as bandas espectrais, que somam 13 (Quadro 1). A resolução radiométrica é de 12 bits, ou seja, 4.096 tons de cinza (ESA, 2020).

**Quadro 1.** Características das bandas dos Satélites Sentinel 2 – MSI.

Número da banda	Nome da banda	Comprimento de onda central		Resolução espacial
		2ª	2B	
1	Aerossóis	442.7	442.2	60 metros
2	Azul	492.4	492.1	10 metros
3	Verde	559.8	559.0	10 metros
4	Vermelho	664.6	664.9	10 metros
5	<i>Red Edge</i>	704.1	703.8	20 metros
6	<i>Red Edge</i>	740.5	739.1	20 metros
7	<i>Red Edge</i>	782.8	779.7	20 metros
8	Infravermelho Próximo (NIR)	832.8	832.9	10 metros
8ª	<i>Red Edge</i>	864.7	864.0	20 metros
9	Vapor de Água	945.1	943.2	60 metros
10	Cirros	1373.5	1376.9	60 metros
11	Infravermelho de Onda Curta (SWIR)	1613.7	1610.4	20 metros
12	Infravermelho de Onda Curta (SWIR)	2202.4	2185.7	20 metros

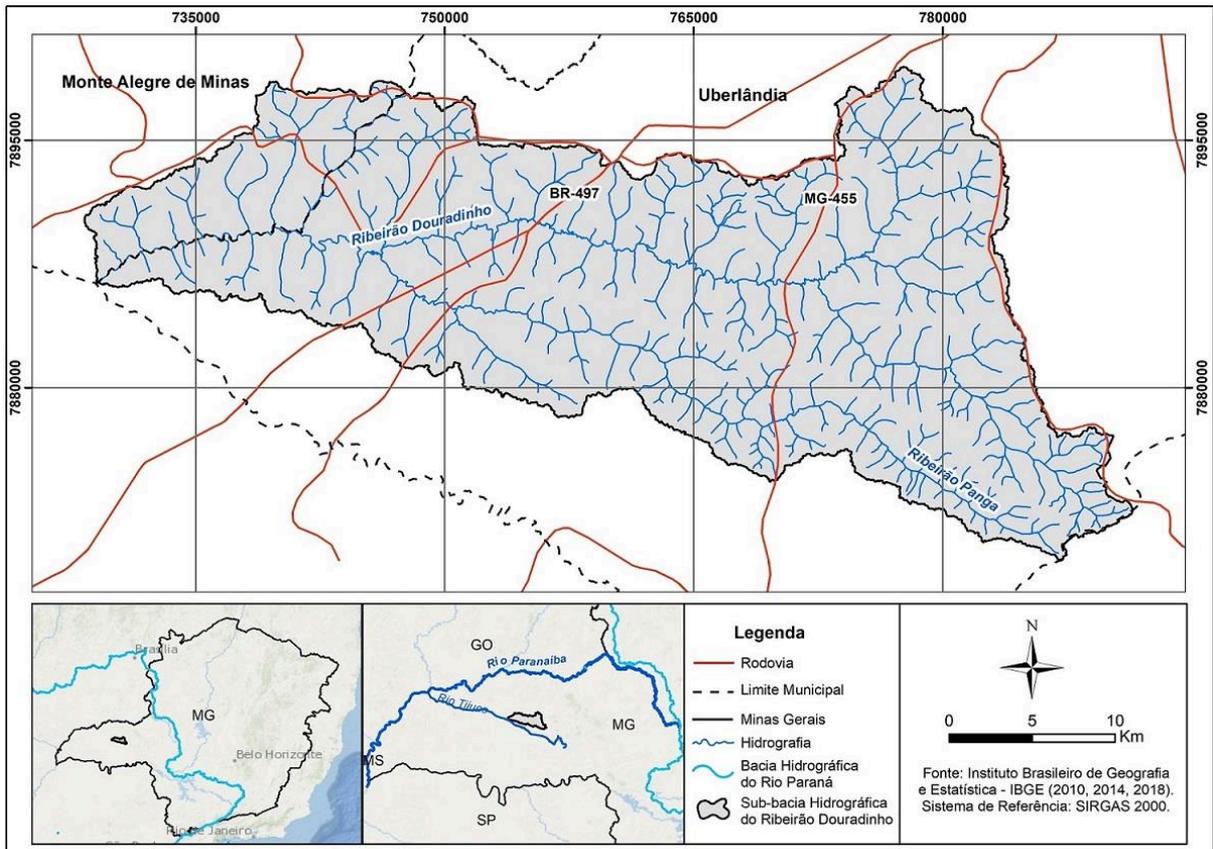
Fonte: ESA (2020).

Fruto da colaboração entre a Agência Espacial Europeia (*European Space Agency* – ESA), a Comunidade Europeia e empresas da iniciativa privada, a missão Sentinel 2 revolucionou o monitoramento ambiental da Terra, ao disponibilizar imagens gratuitas de toda a superfície do planeta com resolução espacial de 10 metros no espectro visível da Radiação Eletromagnética – REM. Por sua vez, a resolução temporal moderada viabiliza estudos com séries temporais ao longo de todo o período fenológico da planta (ESA, 2020).

### 2.2.1. Área de estudo

A sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho, com cerca de 920 km<sup>2</sup>, tem como rio principal o ribeirão Douradinho, afluente do rio Tijuco – tributário do Rio Paranaíba/Paraná. Seu principal afluente (margem esquerda) é o ribeirão Panga. Em termos geopolíticos, está localizada na Região Geográfica Imediata de Uberlândia, entre os municípios de Uberlândia e Monte Alegre de Minas, no Estado de Minas Gerais e as principais rodovias que a cruzam são a BR-497 e a MG-455 (Figura 2).

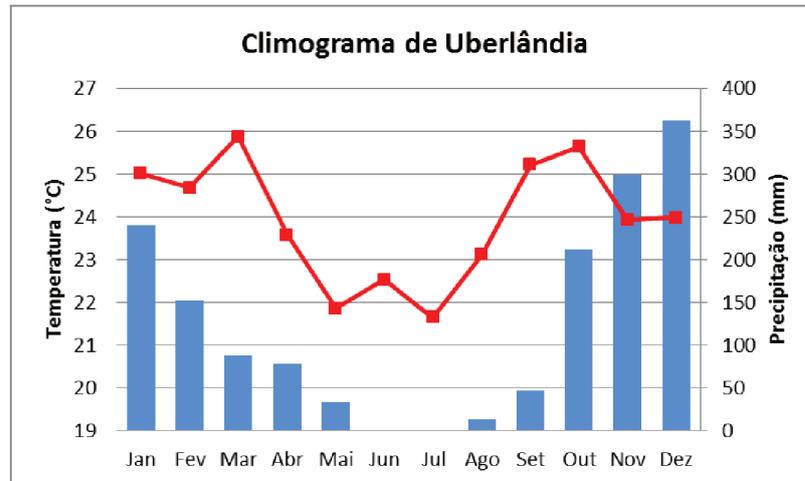
**Figura 2.** Localização da sub-bacia hidrográfica do Ribeirão Douradinho.



Fonte: IBGE (2010; 2014; 2018).

De acordo com Rosa (1995) a sub-bacia do ribeirão Douradinho está localizada na Bacia Sedimentar do Paraná, onde a litologia predominante é composta por veios de quartzo, quartzitos e lateritas. O relevo é, em grande parte, dissecado com “vertentes suaves, ocasionalmente interrompidas por ruptura de declive estrutural [...], aparecendo intensos processos erosivos, tais como ravinas e voçorocas” (ROSA, 1995, p. 61). O clima é do tipo Aw (Classificação de Köppen), com inverno seco (de maio a setembro), verão chuvoso (outubro a março), temperatura média anual de 22 °C e precipitação anual de aproximadamente 1.500 mm (Figura 3).

**Figura 3.** Climograma do Município de Uberlândia, do ano de 2018.



Fonte: Adaptado de INMET, 2018.

Ademais, está localizada, integralmente, no Bioma Cerrado, embora intensamente antropizada, comportando Latossolos (98%) e Solos Hidromórficos (2%), com forte presença de material arenoso (ROSA, 1995). De acordo com Baccaro (1990), na área da bacia do Ribeirão Douradinho os fortes aguaceiros do período chuvoso provocam um carreamento muito forte dos materiais superficiais, predominantemente arenosos, muito friáveis, resultando em intensos processos de escoamento pluvial, com formação de sulcos, ravinas e voçorocas e o arrasto laminar do horizonte superficial dos solos.

### 2.2.2. O Índice de Vegetação da Diferença Normalizada

Assim como as demais dimensões da natureza e aquelas criadas pelo homem, a vegetação porta características singulares que se materializam em um comportamento espectral único, passível de identificação por sensores remotos. O incremento de técnicas robustas de processamento digital de imagens possibilita diversas abordagens para o monitoramento de fenômenos vegetativos (como o stress hídrico), dentre as quais figuram os Índices de Vegetação (IV).

Com o propósito principal de identificar a presença ou ausência de vegetação, esses índices são calculados através de fórmulas matemáticas, que podem incluir razão, adição, subtração e multiplicação de bandas espectrais. As bandas mais utilizadas nos monitoramentos com IV são as do Vermelho e Infravermelho Próximo (Near Infrared – NIR). Isso ocorre por que a vegetação absorve radiação solar na faixa do visível da Radiação Eletromagnética (REM) e reflete na faixa do NIR (LIU, 2007).

Criado por Rouse et al. (1973), o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI) é uma das ferramentas mais utilizadas para estudo de vigor vegetativo em pastagens (FERREIRA et al., 2012; ANJOS et al., 2013; BRITO et al., 2018). Os valores de NDVI variam entre -1 e 1, considerando o -1 como solo exposto e/ou ausência total de vegetação. Já os valores acima de 0 são indicativos de presença de vegetação, com aumento de biomassa ao se aproximarem de 1 (LIU, 2007).

### 2.2.3. Processamento dos dados

O mapeamento de qualidade das pastagens foi obtido por meio da correspondência entre a média dos valores de índices de vegetação NDVI (Eq. 1) e polígonos de pastagens classificados em campo, seguindo oito etapas:

- 1) Download de imagens Sentinel 2 na plataforma “Copernicus”, da Agência Espacial Europeia (ver <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>). A cena correspondente à área de estudo é a 22KGD. São necessárias duas imagens de cada data para cobrir a bacia toda, uma do Sentinel 2 A e uma do Sentinel 2 B, formando quatro mosaicos (imagens). Os produtos baixados são do Nível 1C – Reflectância de Topo da Atmosfera (*Top of Atmosphere* – TOA). A resolução espacial das bandas utilizadas (3, 4 e 8) é de 10 metros.
- 2) Correção atmosférica – transformação das imagens de TOA para Reflectância de Superfície (*Bottom of Atmosphere* – BOA) – no software SNAP, por meio da ferramenta “Sem2cor”, da ESA.
- 3) Obtenção da média do NDVI (Eq. 1) para uma coleção de quatro mosaicos de imagens de satélite (Sentinel 2 A-B/MSI) de um ano (8/10 de abril, 2/4 de julho e 2/15 de outubro de 2018 e 28/30 de janeiro de 2019), dada por (Liu, 2007):

$$Média (NDVI) = \sum_n \left( \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \right) / n \quad (1)$$

Em que

$n$  = número de imagens obtidas no período de um ano (4 imagens);

$\rho_{NIR}$  = reflectância na banda do vermelho (b 4 do sensor MSI/Sentinel 2)

$\rho_{RED}$  = reflectância na banda do infravermelho próximo (b 8 do sensor MSI/Sentinel 2).

Nessa etapa foi utilizado o software “QGIS”, versão 3.4, para realizar a álgebra de mapas, por meio da “Calculadora *Raster*”.

- 4) Mapeamento das pastagens pelo método de classificação supervisionada de imagens Sentinel 2 (MSI), de janeiro de 2019, composição RGB/483, utilizando o plugin “Dzetsaka”, configurado com o Modelo de Mistura Gaussiano (*Gaussian Mixture Model*), disponível no software QGIS. Posteriormente, foi realizada inspeção visual para edição dos polígonos mapeados (dados Sentinel 2 e Google Earth Pro).
- 5) Trabalho de campo realizado em 5 de julho de 2019 (período da estação seca) na sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho, para identificação do grau de degradação de 26 polígonos de pastagens (Quadro 2).

**Quadro 2.** Níveis de degradação de pastagens segundo os parâmetros limitantes.

Níveis de Degradação	Parâmetros Limitantes
Nenhum	Pastagens melhoradas com alto vigor e boa qualidade.
Baixo	Médio a baixo vigor, qualidade e baixa população.
Moderado	Baixo vigor, qualidade e baixa população, associado com a presença de plantas invasoras, cupins e/ou solo descoberto.

Fonte: Adaptado de SPAIN e GUALDRÓN (1988); BRASIL (2015).

- 6) Análise de correspondência entre os valores da média de NDVI e tipo de pastagem dos polígonos classificados em campo (9 polígonos selecionados dentre os 26 amostrados), definindo os intervalos de NDVI para os três níveis de degradação de pastagens.
- 7) Fatiamento da imagem para conversão de valores médios de NDVI em classes de níveis de degradação de pastagem na área da sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho, para geração do mapa de qualidade das pastagens.
- 8) A verificação da acurácia do mapa ocorreu com base no cálculo da Concordância Total ( $P_o$ ) (Eq. 2) e do Índice Kappa ( $k$ ) (Eq. 3).

$$P_o = \frac{\sum X_i}{N} \quad (2)$$

$$k = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c} \quad (3)$$

Em que

$\sum Xi$  = somatório da diagonal principal da matriz de confusão;

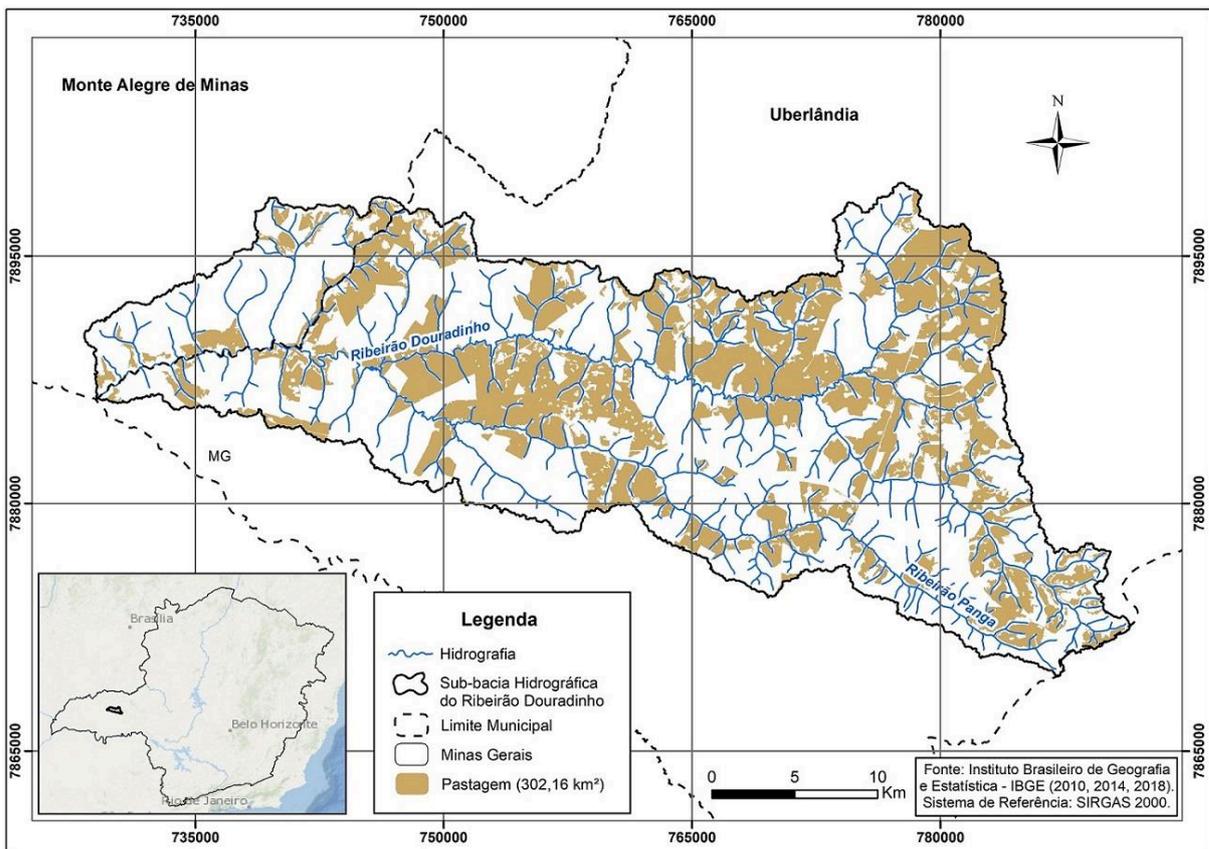
$N$  = número total de observações (17 polígonos de campo);

$Pc$  = soma do produto dos elementos da matriz dividido por  $N^2$  (ROSA, 2007).

### 2.3. Resultados e Discussões

O mapa da Figura 4 mostra a espacialização das áreas ocupadas com pastagens em 2019, na Sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho, totalizando 302,16 km<sup>2</sup> de pastagens, correspondendo a aproximadamente 33% da área de estudo. Observa-se a predominância dessa classe de uso da terra na porção centro-norte da Sub-bacia e nas áreas mais próximas aos cursos d'água principais, que englobam terrenos de declividade superior e maior disponibilidade hídrica natural.

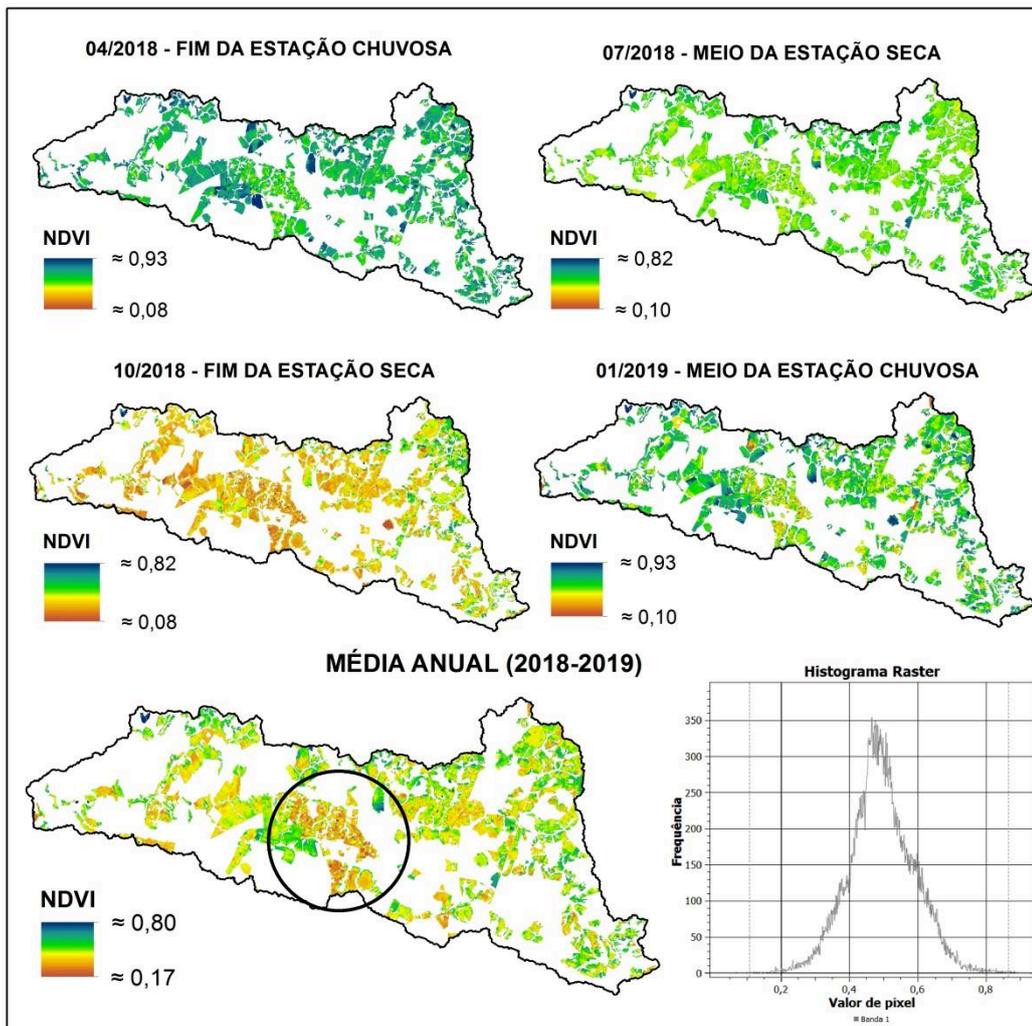
**Figura 4.** Mapa de áreas ocupadas com pastagem na sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho, no ano de 2019.



Fonte: Organização da autora, 2020.

A Figura 5 mostra a distribuição espacial dos valores de NDVI para As pastagens da Sub-Bacia do Ribeirão Douradinho, variando de -0,13 a 0,96 entre as 4 datas. Os valores de NDVI indicam o vigor vegetativo das pastagens, sendo que, de acordo com o esperado, os menores vigores vegetativos (NDVI igual a -0,13 e 0,06) foram registrados no meio e final da estação seca, nos meses de julho e outubro, respectivamente. Os valores de NDVI da estação chuvosa (abril e janeiro) representam vigores vegetativos expressivamente mais elevados, com valores mínimos superiores a 0,10. A média dos quatro valores de NDVI (meio e fim da estação chuvosa e meio e fim da estação seca) é um bom indicador do vigor vegetativo médio anual das pastagens da área de estudo, que varia entre 0,21 e 0,84.

**Figura 5.** NDVIs da área de estudo ao longo das estações seca e chuvosa, com destaque para a região do Assentamento Nova Tangará.



Fonte: ESA (2018; 2019). Organização da autora, 2020.

Diante dos resultados apresentados, nota-se uma dinâmica de mudanças no vigor vegetativo ao longo das estações e dos períodos de colheita/manejo das atividades agrícolas temporárias, com destaque para a porção oeste da Sub-bacia. Observam-se, ainda, valores baixos de vigor vegetativo na área do Assentamento Nova Tangará, indicado na Figura 5 com um círculo. Uma provável causa dos índices baixos nesse local consiste na disponibilidade hídrica deficiente na região, com a presença de solos arenosos, associada a conflitos pela água, constatada por Garcia (2014), além da presença de pastagens degradadas.

No Quadro 3 apresentam-se as coordenadas de polígonos de pastagem visitados em campo durante a estação seca (julho de 2019), com a identificação do nível de degradação da pastagem e etapa do estudo em que foram utilizados (durante o mapeamento ou na verificação de acurácia). Cabe ressaltar que, foram selecionados pontos mais representativos de cada classe, obtendo-se o quantitativo final de 26 amostras, sendo 11 de degradação “moderada”, 9 “baixa” e 6 “nenhuma”.

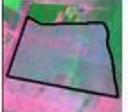
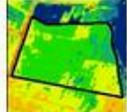
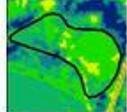
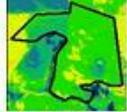
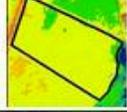
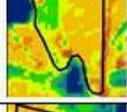
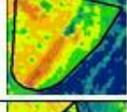
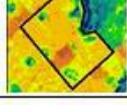
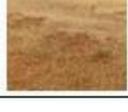
**Quadro 3.** Coordenadas dos pontos de pastagens visitados em campo, seu nível de degradação e a etapa do estudo em que eles foram utilizados.

Ponto	Coordenada X	Coordenada Y	Degradação do pasto	Etapa de utilização
1	779487.52	7891847.25	Moderada	Verificação de acurácia
2	779487.19	7892290.84	Baixa	Verificação de acurácia
3	778756.56	7889535.00	Nenhuma	Mapeamento
4	778414.52	7889078.51	Baixa	Verificação de acurácia
6	777265.30	7883893.19	Baixa	Mapeamento
7	775671.98	7881657.16	Nenhuma	Mapeamento
9	771151.72	7875627.37	Baixa	Verificação de acurácia
10	770399.70	7877058.59	Moderada	Verificação de acurácia
11	770415.29	7877948.91	Moderada	Mapeamento
12	769982.67	7879275.13	Moderada	Verificação de acurácia
13	770584.84	7882206.92	Baixa	Mapeamento
14	767192.66	7881890.39	Baixa	Verificação de acurácia
17	763673.32	7889186.20	Nenhuma	Verificação de acurácia
19	766957.59	7892915.86	Baixa	Verificação de acurácia
20	765403.10	7893642.36	Moderada	Verificação de acurácia
22	756215.43	7890659.73	Nenhuma	Verificação de acurácia
24	744512.51	7887073.77	Nenhuma	Verificação de acurácia
28	749767.34	7887066.32	Baixa	Mapeamento
29	750728.32	7887500.83	Baixa	Verificação de acurácia
30	752159.05	7886333.58	Nenhuma	Mapeamento
31	756209.82	7889300.59	Moderada	Mapeamento
32	757571.29	7888926.67	Moderada	Verificação de acurácia
33	758338.86	7888375.19	Moderada	Verificação de acurácia
34	756965.33	7887195.72	Moderada	Mapeamento
36	769011.41	7892566.24	Moderada	Verificação de acurácia
37	772858.46	7893803.05	Moderada	Verificação de acurácia

Fonte: Organização da autora, 2019.

Os resultados de vigor vegetativo derivado das imagens Sentinel 2, associados às amostras de degradação do pasto, obtidas em campo, e as imagens em composição colorida são coerentes entre si, conforme observado no Quadro 4. Nota-se que as pastagens com NDVI mais elevados (verdes) relacionam-se com maior presença de vegetação (cores mais associadas ao ciano) na composição RGB/483. Da mesma forma, o solo exposto, com resposta espectral mais associada ao magenta na composição colorida, incorre em valores de NDVI mais baixos (laranja/vermelho).

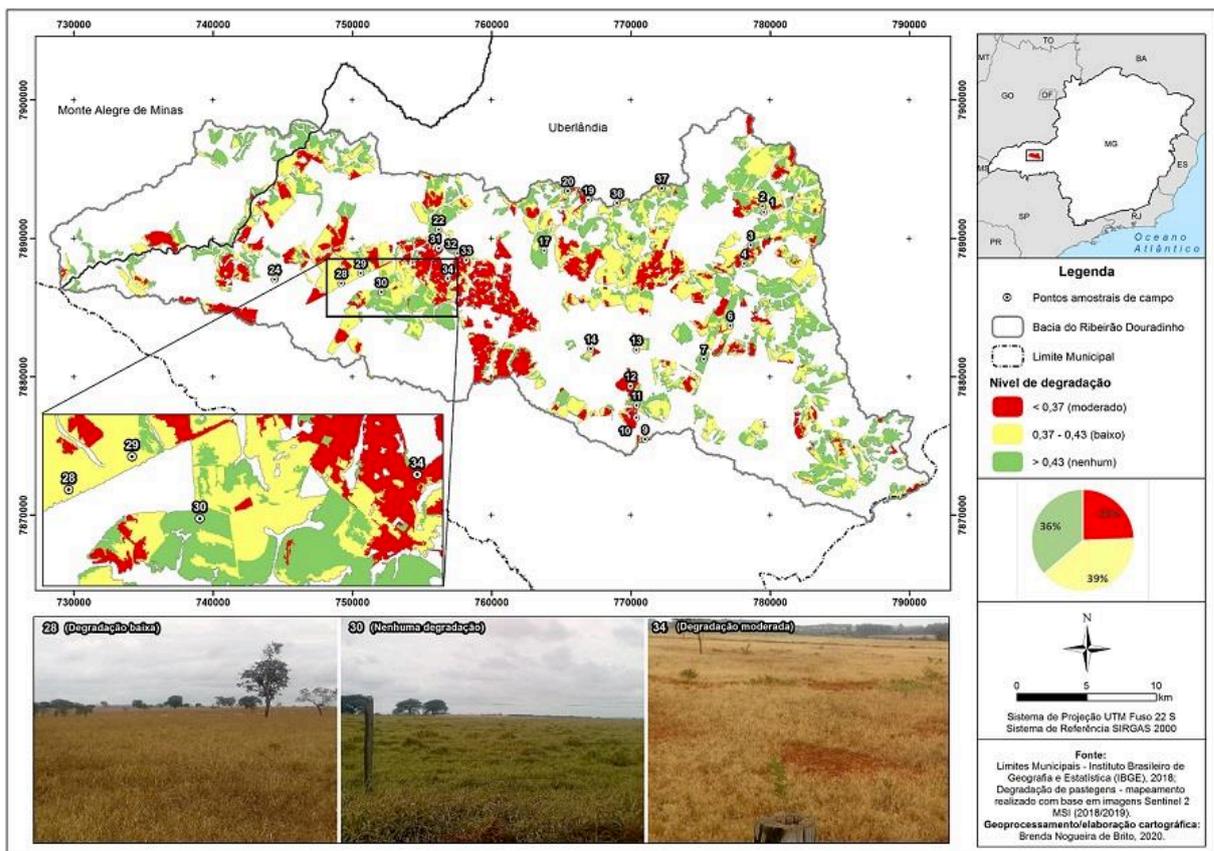
**Quadro 4.** Resposta espectral de imagens Sentinel/MSI/R4G8B3, com seus respectivos NDVIs médios e fotografias, para os polígonos de pastagem visitados em campo, considerando os níveis de degradação das pastagens.

Nível de Degradação da pastagem	Ponto	Imagem Sentinel 2	NDVI (Média)	Fotografia	Intervalo de NDVI médio do pasto/Descrição de campo
Não degradado	3				<b>Média NDVI: 0,46</b> O pasto apresenta vegetação com vigor de médio a alto.
	7				<b>Média NDVI: 0,49</b> O pasto apresenta vegetação com vigor de médio a alto.
	30				<b>Média NDVI: 0,44</b> Pasto apresentando alto vigor vegetativo.
Levemente degradado (baixo)	6				<b>Média NDVI: 0,38</b> Pasto visivelmente manejado, porém, com médio vigor.
	13				<b>Média NDVI: 0,39</b> Vigor mediano e sem registro de população.
	28				<b>Média NDVI: 0,39</b> Pasto predominantemente com médio vigor.
Moderadamente degradado	11				<b>Média NDVI: 0,32</b> Pasto com baixo vigor e presença de cupins.
	31				<b>Média NDVI: 0,33</b> Baixo vigor, presença de espécies invasoras e tocos de silvicultura.
	34				<b>Média NDVI: 0,30</b> Pasto com baixo vigor, apresentando solo exposto.

Fonte: ESA/Sentinel 2, 2018-2019. Organização da autora, 2019.

A partir dos valores de NDVI médios de polígonos amostrados em campo (9 amostras, conforme o quadro 4), foram definidas as 3 classes de nível de degradação. Esses intervalos foram utilizados para classificar a imagem com os valores médios de NDVI de 2018/2019 das pastagens, resultando no Mapa de Qualidade de pastagens (Figura 6).

**Figura 6.** Mapa de qualidade em pastagens da sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho, com exemplos dos três tipos de pasto mapeados.



Fonte: ESA/Sentinel 2, 2019. Organização da autora, 2019.

O mapa da Figura 6 mostra que os níveis de degradação “baixo” e “nenhum”, representados nas cores amarela e verde claro respectivamente, são predominantes na Sub-bacia. Já as pastagens classificadas com nível de degradação “moderado” (cor vermelha), são mais expressivas na região do Assentamento Nova Tangará, evidenciando forte correlação entre os valores de NDVI, a realidade constatada em campo e as dinâmicas socioambientais apresentadas pela literatura (DIAS, 2014). É importante ressaltar que todo o território da área de estudo é classificado pelo Instituto Mineiro de Gestão das Águas (IGAM) como “área de conflito por uso de recursos

hídricos”. Ao todo são quatro áreas registradas na sub-bacia por meio de Declaração de Área de Conflito (DAC), sendo a área correspondente ao Assentamento registrada sob a DAC 003/2011 (IGAM, 2019). A Tabela 2 indica a área ocupada no ano de 2019 para os 3 níveis de degradação de pastagem da sub-bacia do ribeirão Douradinho.

**Tabela 2.** Área ocupada por classe de nível de degradação das pastagens da sub-bacia hidrográfica do Ribeirão Douradinho em 2019

Nível de Degradação	Valores médios de NDVI	Área Ocupada	
		(Km <sup>2</sup> )	(%)
Moderado	<0,37	73,70	24,40
Baixo	0,37 a 0,43	118,76	39,30
Nenhum	>0,43	109,70	36,30
<b>Total</b>		<b>302,16</b>	<b>100</b>

Fonte: Organização da autora, 2020.

Conforme mostrado na Tabela 2, os níveis “moderado” e “baixo”, que apresentam vigores vegetativos abaixo de 0,43, perfazem 63,70% das áreas de pastagens na Sub-bacia. Em contrapartida, 36,30% da área de estudo apresenta pastagens melhoradas, sem indícios de degradação. Esses resultados concordam com os mapeamentos de degradação e níveis de degradação em pastagens, realizados para o Cerrado (PEREIRA, et al. 2018) e para o Triângulo Mineiro (BRITO, et al. 2018b), respectivamente, indicam razoável acurácia dos valores encontrados. Brito et al. (2018b), concluíram que aproximadamente 30% das pastagens do Triângulo são de boa qualidade e, portanto, não degradadas. Ao passo que as pastagens consideradas de moderadamente a fortemente degradadas perfazem 33% da área total de pasto – dados próximos aos encontrados na área de estudo. Pereira et al. (2018), ao realizar mapeamento de pastagens degradadas, identificaram que na Região do Triângulo Mineiro não existem quantidades significativas de degradação, como aquelas constatadas no norte do estado.

Deve-se considerar, ainda, os resultados obtidos por Brito et al. (2018) que, ao comparar dados coletados em campo com valores de NDVI, encontraram forte correlação entre a sazonalidade climática da região do Cerrado com os percentuais de biomassa verde (%CV) em pastagens. De acordo com os autores, durante os meses mais secos a maior parte do Bioma apresenta valores de %CV entre 40 e 50%. Cabe ressaltar, que os atributos dos solos, sobretudo a textura, exerce forte influência nas respostas espectrais dos solos, devendo ser amenizados em estudos posteriores (BRITO, e al. 2018).

Por outro lado, avaliações mais precisas podem ser garantidas com o incremento de estatísticas, tais como a Concordância Total (ou Exatidão Global) e o Índice Kappa – métodos recorrentes para medir acurácia de mapeamentos de uso e cobertura da terra. Ambos os coeficientes são realizados por meio de matriz de confusão, embora a concordância total considere apenas os valores da diagonal principal e o Índice Kappa englobe a matriz como um todo (ROSA, 2007). Os resultados obtidos neste estudo estão expressos na Tabela 3.

**Tabela 3.** Matriz de confusão com os resultados de Concordância Total (Po) e Índice Kappa(k) com base em 17 pontos de referência

	Nível de degradação	Mapa temático			Total
		Moderado	Baixo	Nenhum	
Verdade terrestre	Moderado	8	0	0	8
	Baixo	2	3	1	6
	Nenhum	0	0	3	3
	<b>Soma</b>	10	3	4	<b>17</b>

$P_o = 0,82$      $P_c = 0,38$      $k = 0,72$

Fonte: Adaptado de Rosa (2007).

Verifica-se, na Tabela 3, que o mapeamento atingiu a Exatidão Global de 0,82 e o Índice Kappa de 0,72. Este, compreendido no intervalo entre 0,6 e 0,8, é considerado como de qualidade “muito boa”. Para garantir a excelência dos mapeamentos de qualidade em pastagens, indica-se a continuidade nos estudos dessa natureza, acrescentando na metodologia outros índices de vegetação e mais pontos de campo, para a medida mais eficaz da precisão e acurácia do mapeamento.

A partir da análise dos resultados apresentados, acredita-se que seja possível aplicar os intervalos classificados para os níveis de degradação em pastagens em todo o Cerrado, uma vez que a área de estudo compreende um mosaico de formações campestres e savânicas, além de comportar florestas estacionais e solos distróficos (SCHIAVINI; ARAÚJO, 1989; OLIVEIRA, 2011), comuns em diversas unidades de paisagem do Bioma (AB’ SÁBER, 2003; SILVA, et al. 2006).

Além disso, a possibilidade de processamento de dados em nuvem, amparada pelo advento da plataforma *Google Earth Engine* – GEE, permite análises geoespaciais com índices de vegetação, em regiões de grandes extensões territoriais e em diversas datas, por meio de imagens com correção atmosférica. Cabe ressaltar que, atualmente,

estão disponíveis na plataforma GEE imagens Sentinel 2 de nível 1C (reflectância de topo da atmosfera) a partir de 2015 e de nível 2<sup>a</sup> (reflectância de superfície com pré-processamento com a ferramenta “Sen2cor” da ESA) a partir de 2017 (GOOGLE LLC, 2020).

#### 2.4. Considerações Finais

Elaborar métricas para o mapeamento de qualidade em pastagens é de grande relevância em um país com forte tradição agropecuária, marcado por atividades de apropriação dos recursos naturais, muitas vezes, improdutivas. Identificar áreas com pastagens degradadas pode ser útil, tanto para os pecuaristas que desejam aumentar sua produtividade, quanto para o Estado, ao elaborar políticas públicas mais eficientes no que concerne à recuperação de pastagens degradadas.

Os resultados do mapeamento indicaram que, no ano de 2019, 63,70% das áreas de pastagens na Sub-bacia do Ribeirão Douradinho apresentaram grau de degradação baixo a moderado, com valores médios de NDVI inferiores a 0,43. Em contrapartida, os outros 36,30% das áreas de estudo apresentam pastagens melhoradas, sem indícios de degradação, com valores de NDVI superiores a 0,43. Esses resultados estão de acordo com aqueles obtidos por outros autores, os quais afirmam que mais de 60% das pastagens do Bioma Cerrado apresentam indício de degradação.

Diante dos resultados obtidos, é possível afirmar que os dados Sentinel 2/MSI são adequados para o mapeamento de pastagem e qualidade em pastagem. Além de serem disponibilizados gratuitamente, sua boa resolução espacial (10 metros), possibilitam a geração de Índices de Vegetação de alta qualidade que revolucionam esse tipo de mapeamento. No entanto, são necessários mais estudos, utilizando outros índices, para buscar atingir melhores resultados de acurácia.

#### Referências

AB’SÁBER, A. N. **Os domínios de natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas**. São Paulo: Ateliê Editorial, 2003.

ADDABBO, P. *et al.* Contribution of Sentinel-2 data for applications in vegetation monitoring. **Acta IMEKO**, v. 5, n. 2, p. 44-54, sept. 2016.

ANJOS, V. S. *et al.* Caracterização espectro-temporal de pastagens do Triângulo Mineiro utilizando dados MODIS EVI2 (2000-2010). **Sociedade & Natureza**, Uberlândia, v. 25, n.1, p. 205-215, jan./abr. 2013.

BACCARO, C. A. D. **Estudo dos processos geomorfológicos de escoamento pluvial em área de cerrado, Uberlândia – MG**. 1990. 173 p. Tese (Doutorado em Geografia) – Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Superintendência Federal de Agricultura de Minas Gerais. **Estado da Arte das Pastagens em Minas Gerais**. Belo Horizonte: INAES, 2015.

Disponível em:

<http://www.sistemafaemg.org.br/Conteudo.aspx?Code=9483&Portal=4&ParentCode=1402&ParentPath=None&ContentVersion=R>. Acesso em 20 de janeiro de 2020.

BRITO, J. L. S. *et al.* MODIS estimates of pasture productivity in the Cerrado based on ground and Landsat-8 data extrapolations. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 12, n. 2, p. 1-20, apr. 2018.

BRITO, J. L. S. *et al.* Mapeamento e avaliação da qualidade das pastagens cultivadas no Triângulo Mineiro a partir de imagens Oli/Landsat-8. **Revista Caminhos de Geografia**, v. 19, n. 67, p. 68-82, set. 2018b.

DIAS FILHO, M. B. **Degradação de Pastagens: processos, causas e estratégias de recuperação**. 4 ed. Belém: MBDF, 2011.

ESA – European Space Agency. Missions. Sentinel 2. 2020. Disponível em:

<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2>. Acesso em 02 de abr. de 2020.

FERREIRA, L. G. *et al.* Biophysical characteristics and fire occurrence of cultivated pastures in the Brazilian savanna observed by moderate resolution satellite data. **Remote Sensing**, v.5, p. 307-326, sept. 2012.

GARCIA, J. C. Apropriação da Natureza no Município de Uberlândia: Alternativas sustentáveis para o uso da água em assentamentos rurais. **Observatorium: Revista Eletrônica de Geografia**, v.6, n.17, p. 29-51, out. 2014.

GOOGLE LLC. Google Earth Engine. Earth Engine Code Editor. Disponível em:

<https://developers.google.com/42oleç-engine/playground>. Acesso em: 25 ago. 2020.

GOMES, D. F. **Uso de imagens Sentinel-2 na identificação de áreas com infestação do capim-annoni-2 no Complexo Eólico Cerro Chato, Santana do Livramento, RS**. 2017. 77p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Geociências. Organização do território.

Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio.html>. Acesso em 4 de abr. de 2020.

IGAM – Instituto Mineiro de Gestão das Águas. Regulação de Uso de Recursos Hídricos. Disponível em: <http://portalinfohidro.igam.mg.gov.br/regulacao-de-usos-de-recursos-hidricos>. Acesso em: 2 de abr. de 2020.

INMET – Instituto Nacional de Meteorologia. Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa. Uberlândia. 2018. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>. Acesso em: 2 de abr. de 2020.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Projeto TerraClass Cerrado: Mapeamento do Uso e Cobertura Vegetal do Cerrado. 2013. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/tccerrado/>. Acesso em: 4 nov. 2019.

KUCHLER, P. C. et al. Extração de métricas fenológicas a partir de séries temporais de NDVI visando o mapeamento da intensificação sustentável da agricultura brasileira. *In: XXVII Congresso Brasileiro de Cartografia e XXVI Exposicarta, 27.*, 2017, Rio de Janeiro. **Anais [...]** Rio de Janeiro: SBC, 2017. P. 1582-1586. Disponível em: [http://www.cartografia.org.br/cbc/2017/trabalhos/4/fullpaper/CT04-95\\_1506695788.pdf](http://www.cartografia.org.br/cbc/2017/trabalhos/4/fullpaper/CT04-95_1506695788.pdf). Acesso em: 28 out. 2019.

LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Campo Grande: Editora UNIDERP, 2007.

LUGASSI, R. et al. Spatial and Temporal Monitoring of Pasture Ecological Quality: Sentinel-2-Based Estimation of Crude Protein and Neutral Detergent Fiber Contents. **Remote Sensing**, 2019, v. 11, n. 7, apr. 2019.

MACEDO, M. C. M.; ZIMMER, A. H. Sistema pasto-lavoura e seus efeitos na produtividade agropecuária. *In: FAVORETTO, V. et al. (Ed.). Simpósio Sobre Ecossistema de Pastagens, 2.*, 1993, Jaboticabal. **Anais [...]** Jaboticabal: FUNEP, 1993. P. 216-245.

OLIVEIRA, A. P. **Dinâmica da comunidade arbórea de formações florestais do bioma cerrado no Triângulo Mineiro**. 2011. 113 f. Tese (Doutorado em Ciências Biológicas) – Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2011.

PARENTE, L. L.; FERREIRA, L. G. Assessing the Spatial and Occupation Dynamics of the Brazilian Pasturelands Based on the Automated Classification of MODIS Images from 2000 to 2016. **Remote Sensing**, v. 10, n. 4, p. 1-14, apr. 2018.

PEREIRA, O. J. R. et al. Assessing Pasture Degradation in the Brazilian Cerrado Based on the Analysis of MODIS NDVI Time-Series. **Remote Sensing**, v. 10, n. 11, p. 1-14, 2018.

PUNALEKAR, S. M. Application of Sentinel-2A data for pasture biomass monitoring using a physically based radiative transfer model. **Remote Sensing of Environment**, v. 218, p. 207-220, dec. 2018.

ROSA, R. **O uso de SIGs para o zoneamento: uma abordagem metodológica**. 1995. 225 p. Tese (Doutorado em Geografia Física) – Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1995.

ROSA, R. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. 6 ed. Uberlândia: EDUFU, 2007.

ROUSE, J. W. et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *In: III Symposium of ETRS. Proceedings* [...] Maryland, USA, 1973.

SANO, E. E. et al. Mapeamento semidetalhado do uso da terra do Bioma Cerrado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.43, n. 1, p.153-156, jan. 2008.

SANO, E. E. et al. Land use dynamics in the Brazilian Cerrado in the period from 2002 to 2013. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 54, p. 1-5, apr. 2019.

SCARAMUZZA, Carlos Alberto de Mattos. Et al. Land-use and land-cover mapping of the Brazilian Cerrado based mainly on landsat-8 satellite images. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 6, p. 1041-1051, jun. 2017.

SCHIAVINI, I.; ARAÚJO, G. M. Considerações sobre a vegetação da Reserva Ecológica do Panga (Uberlândia). **Sociedade & Natureza**, v. 1, p. 61-66, 1989.

SPAIN, J. M.; GUALDRÓN, R. **Degradación y rehabilitación de pasturas**. In: IV Reunión del Comité Asesor de la Riept. Memórias. Red internacional de evaluación de pastos tropicales. Veracruz: CIAT,1988. P. 269-283.

SILVA, J. F. et al. Spatial heterogeneity, land use and conservation in the cerrado region of Brazil. **Journal of Biogeography**, v. 33, p. 536–548, 2006.

## **CAPÍTULO 3 – CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS BASEADA EM OBJETO APLICADA AO MAPEAMENTO DE PASTAGENS**

### **3.1. Introdução**

Frente aos anseios mundiais acerca da segurança alimentar e em virtude dos impactos ambientais decorrentes da má utilização das terras, localizar e caracterizar as pastagens brasileiras constitui-se como ferramenta inevitável no suporte à tomada de decisão e direcionamento de políticas provenientes dos órgãos de governo.

Em ambientes de savana, e particularmente no Cerrado, mapear pastagens exige o desenvolvimento de técnicas robustas de processamento de imagens, na medida em que a resposta espectral dos ecossistemas campestres se assemelha à dos pastos, que por sua vez, podem apresentar características que se aproximam de alguns tipos de culturas perenes. Nessa perspectiva, alguns autores se empenham em aprimorar técnicas para o mapeamento de pastagens no Bioma, alcançando bons resultados (SANO et al., 2000; PARENTE; FERREIRA, 2018; BRITO et al., 2018). Contudo, é preciso avançar mais, aumentando a acurácia dos mapeamentos e desenvolvendo formas alternativas para a apresentação dos dados finais, que permitam subprodutos mais condizentes com a realidade terrestre.

Para tanto, duas metodologias são aplicáveis na classificação de imagens de satélite: a classificação baseada em pixel e a classificação baseada em objeto. A primeira consiste em uma classificação que considera cada pixel em uma imagem no momento da separação dos alvos e a segunda identifica regiões homogêneas por meio do agrupamento de vários pixels, que é feito a partir do processo denominado segmentação. Dessa forma, a classificação baseada em objeto tem alto potencial para mapear diferentes usos da terra, sobretudo quando o material utilizado na segmentação é constituído por imagens de alta resolução espacial – 2 a 10 metros (WHITSIDE et al. 2011). Além disso, diversos estudos têm demonstrado que a classificação baseada em objeto é mais precisa que a baseada em pixel, resultando em mapeamentos mais próximos da realidade terrestre e dos objetivos do pesquisador (CLEVE et al. 2008; LIU; XIA, 2010; JUNIATI; ARROFIQOH, 2017).

Com o advento dos algoritmos de processamentos de imagens em nuvem, se tornou possível mapear pastagens de todo um bioma ou mesmo de um país de grandes extensões territoriais, como o Brasil, de forma rápida e automatizada. No entanto, a forma como os dados atualmente têm sido processados (classificação baseada em pixel) e disponibilizados (formato matricial) dificulta a sua utilização para estudos derivados, como a qualidade das pastagens, na medida em que considera ruídos na forma de pixels soltos no mapeamento, além de agrupar vários pastos em um único polígono (MAPBIOMAS, 2019). Diante do exposto, o presente estudo visa aperfeiçoar técnicas de mapeamento de pastagens, por meio de uma classificação de imagens baseada em objeto, que possa individualizar os pastos, com base em suas diversas respostas espectrais e servir como ponto de partida para outros estudos.

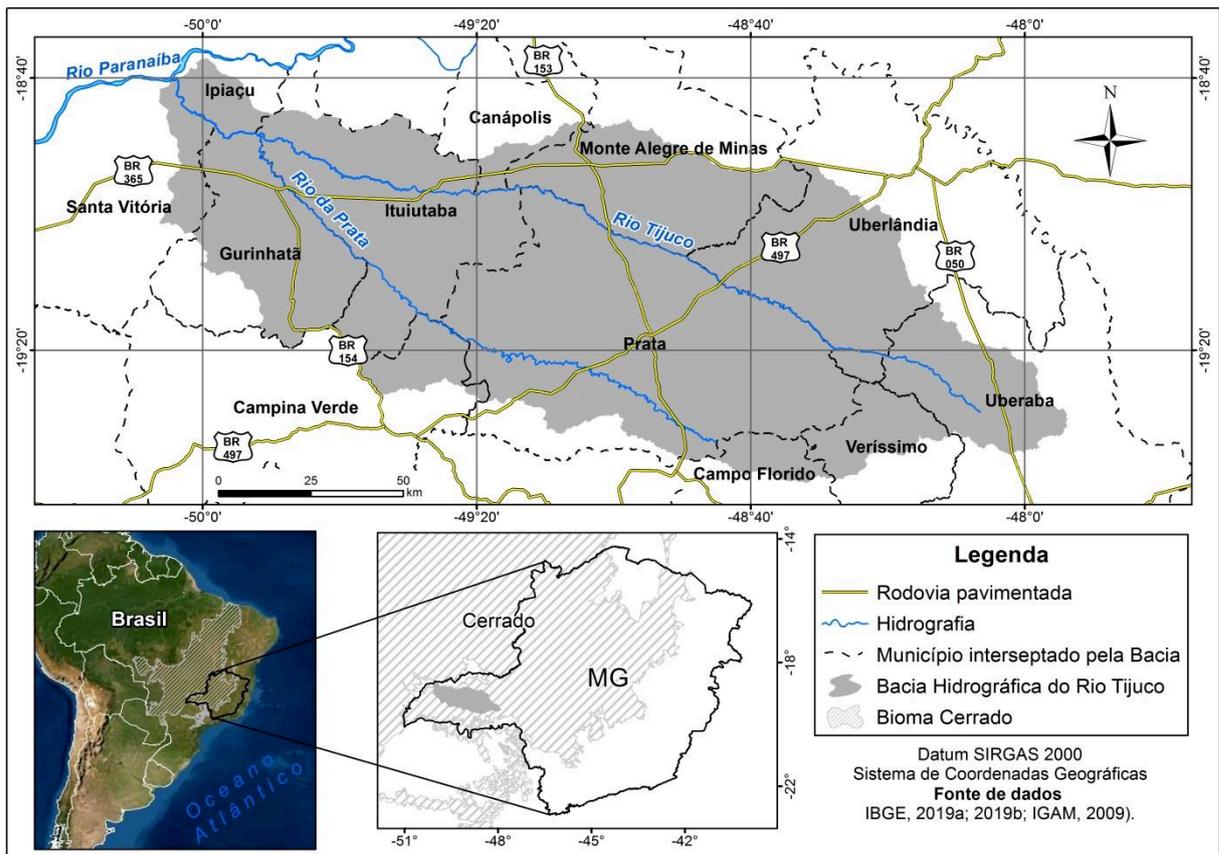
## **3.2. Material e Métodos**

### **3.2.1. Área de estudo**

A área de estudo compreende a bacia hidrográfica do rio Tijuco, com extensão de 14.414,45 km<sup>2</sup>, insere-se majoritariamente em ambiente de Cerrado (94,79%) e uma pequena porção no Bioma Mata Atlântica (5,21%). Está localizada na região conhecida como Triângulo Mineiro, tendo como principal afluente o Rio da Prata (Figura 7). O Rio Tijuco nasce no município de Uberaba e tem sua foz no Rio Paranaíba, no limite entre os municípios de Ipiacú e Santa Vitória, nas proximidades da divisa entre Minas Gerais e Goiás. A bacia drena terras dos municípios de Uberlândia, Monte Alegre de Minas, Canápolis, Ituiutaba, Gurinhatã, Campina Verde, Prata, Campo Florido e Veríssimo. Está inserida na Bacia Sedimentar do Paraná, onde predominam rochas basálticas do Grupo São Bento - Formação Serra Geral e arenitos do Grupo Bauru, com as formações Marília e Vale do Rio do Peixe (SEER; MORAES, 2017). O clima é tropical com duas estações bem definidas: uma estação seca – entre os meses de maio e setembro – e outra chuvosa – de outubro a abril, com precipitação média anual de 1.500mm e temperatura média anual de 24°C (NOVAIS, 2011). A bacia hidrográfica do rio Tijuco compreende uma unidade morfoescultural denominada Planalto Dissecado do Tijuco, que é composta, sobretudo, por relevo denudacional de topo plano ou tabular coberto por Latossolos, com declividade mais acentuada (de até 30%) apenas nas áreas mais

dissecadas (BACCARO et al., 2001). Trata-se de uma área substancialmente apropriada por atividades agropecuárias (75%) e a vegetação nativa remanescente corresponde a um mosaico de fitofisionomias de Cerrado (VALLE JÚNIOR et al., 2010), embora a bacia esteja parcialmente inserida (5,21%) em ambiente de Mata Atlântica, nas proximidades da foz do Ri Tijuco, ocorrendo fragmentos de floresta estacional semidecídua (IBGE, 2019b).

**Figura 7.** Mapa de localização da área de estudo.



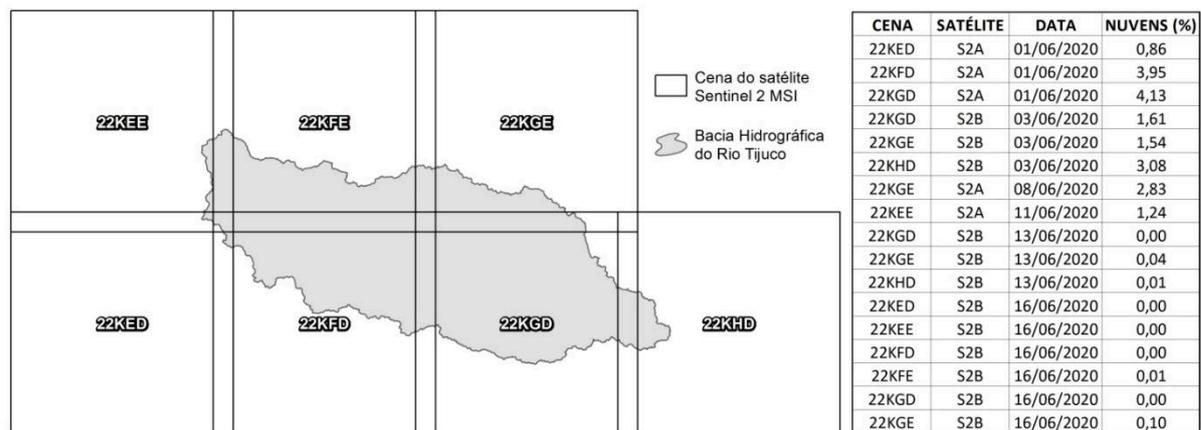
Fonte: IBGE (2019a; 2019b); IGAM (2009). Organização da autora (2020).

### 3.2.2. Material

As imagens utilizadas para o mapeamento das pastagens são do sensor MSI (*MultiSpectral Instrument*), a bordo da missão Sentinel-2 (Satélites A e B), fruto da colaboração entre a *European Space Agency* (ESA) e outros (ESA, 2020a). Em todas as etapas do mapeamento foram selecionadas as bandas do vermelho (B4), do infravermelho próximo (B8) e do verde (B3), na composição falsa cor R4G8B3, de nível

de processamento “A” (imagens com correção atmosférica de superfície), resolução espacial de 10 metros e cobertura de nuvens < 5%. As 17 imagens obtidas são do mês de junho de 2020 e foram adquiridas nas plataformas Copernicus (ESA, 2020b), para processamento em Sistema de Informação Geográfica – SIG, e Google Earth Engine (GEE), para processamento em nuvem (GOOGLE LLC, 2020), conforme o detalhamento apresentado na Figura 8.

**Figura 8.** Cenas das Imagens Sentinel 2 utilizadas no estudo.



Fonte: ESA, 2020b. Organização da autora (2020).

É importante destacar que, foram selecionadas imagens de junho de 2020 após a realização de vários testes e a constatação de que tais imagens ampliam a capacidade do classificador em distinguir os alvos objeto do presente estudo (pastagem e não pastagem). Isso se deve ao fato de o mês de junho estar localizado no meio da estação seca, quando o vigor vegetativo do pasto ainda está razoavelmente alto, embora sua resposta espectral já apresente maior distinção em relação aos cultivos agrícolas e a vegetação nativa.

Foram utilizados, ainda, dados do Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil (MAPBIOMAS, 2019) e do Atlas das Pastagens Brasileiras, disponibilizado pelo Laboratório de Processamento de Imagens e Geoprocessamento, da Universidade Federal de Goiás (LAPIG/UFG, 2019), com o propósito de comparar os resultados obtidos com os atingidos pelos projetos de referência no mapeamento de uso da terra e, sobretudo, de pastagens no país. Embora o mapeamento realizado pelo LapiG/UFG seja desenvolvido no âmbito do Projeto MapBiomass, os dados são disponibilizados em formatos diferentes (os do LapiG em formato vetorial e os do

MapBiomass em formato matricial), além de apresentarem resultados (inclusive de área) também discrepantes. Por sua vez, o material utilizado e a metodologia de classificação são iguais para ambos os produtos: imagens Landsat 8 – Oli do ano de 2019 (pixel de 30x30 metros) e classificação baseada em pixel, realizada no GEE.

### 3.2.3. Segmentação e classificação baseada em objeto

O processamento dos dados foi executado em 3 etapas: 1) Segmentação de imagens a partir do pacote de ferramentas Orfeo (Orfeo Toolbox – OTB); 2) Classificação baseada em objeto no GEE; 3) Correlação da classificação com os segmentos e edição manual dos polígonos de pastagem.

Na etapa da segmentação utilizou-se o software Quantum GIS, versão 3.4, onde foi realizada a composição colorida e o recorte das imagens para a área de estudo. Ainda na interface do QGIS, dentro do OTB, foi selecionada a ferramenta “Segmentation” e os parâmetros foram ajustados da seguinte forma:

- Algoritmo de segmentação: *meanshift*;
- Raio espacial: 200;
- Tamanho mínimo da região: 200;
- Conectividade de 8 vizinhos.

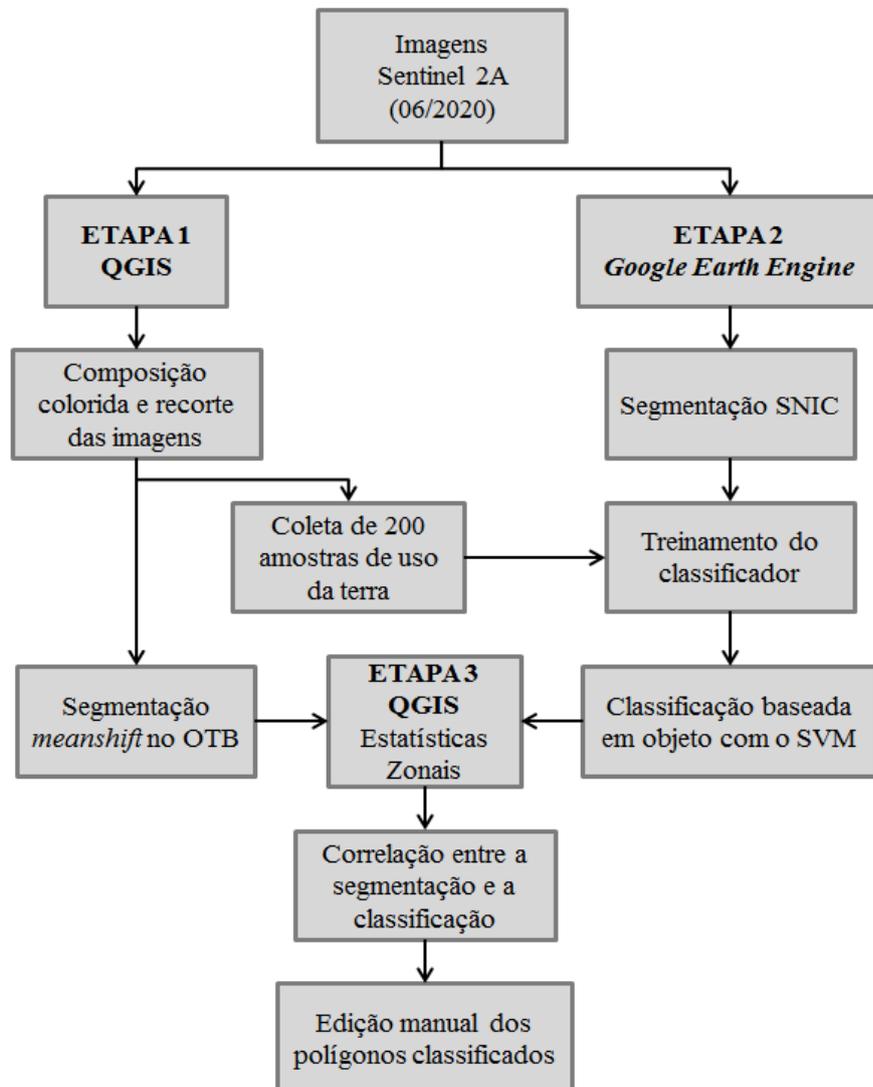
A classificação baseada em objeto foi realizada no editor de códigos do GEE (<https://code.earthengine.google.com>). Nessa etapa, adaptou-se o script de Gorelick (2018) para a área, o material e os objetivos da pesquisa (o script modelo é direcionado ao mapeamento de culturas nos Estados Unidos da América – EUA). Com a finalidade de reduzir ruídos na classificação, foi realizada nova segmentação, utilizando-se o algoritmo *Simple Non-Iterative Clustering* (SNIC), com tamanho igual a 10, compactação 5, conectividade 8 e conectividade entre vizinhos 20.

Para o treinamento do classificador, foram selecionadas 200 amostras de 4 classes de cobertura e uso da terra, na interface do QGIS, igualmente divididas entre: água, vegetação nativa, pastagem e culturas. Os testes com mais classes evidenciaram uma maior dificuldade de discernimento do classificador. O algoritmo de classificação que apresentou os melhores resultados foi o *Support Vector Machine* – SVM (BURGES, 1998), possibilitando a adaptação de parâmetros (HSU et al., 2016) para a realidade da

área de estudo. Dessa forma, selecionou-se o *kernel* (núcleo) *Radial Basis Function* – RBF, o parâmetro  $\gamma$  (*gamma*) igual a 0.5 e o C (*cost* – custo) igual a 10, finalizando a etapa 2.

Por fim, na etapa 3, realizou-se a correlação entre o arquivo matricial da classificação baseada em objeto (GEE) e a segmentação (OTB), por meio da ferramenta “Estatísticas Zonais” do QGIS. Para atingir uma melhor acurácia de mapeamento, procedeu-se com a edição manual dos polígonos, momento em que as classes foram agrupadas em “pastagem” e “não pastagem” (água, vegetação nativa e culturas). Na Figura 9 apresenta-se o fluxograma metodológico do mapeamento de pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijucu.

**Figura 9.** Fluxograma metodológico do mapeamento de pastagens.



Fonte: Organização da autora, 2020.

Para verificar a confiabilidade e precisão do mapeamento aplicou-se o Coeficiente Kappa ( $k$ ), por meio do cruzamento de informações em uma matriz de confusão, conforme a Eq. 4:

$$k = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} \quad (4)$$

Onde  $Po$  corresponde a exatidão global, que é a soma dos pontos comuns entre a verdade terrestre e o mapeamento obtido, dividido pelo número total de pontos observados (200 pontos) e  $Pe$  é igual a soma do produto dos elementos marginais da matriz dividido por  $N^2$  (número de pontos observados =  $200^2$ ), conforme proposto por Landis e Koch (1977).

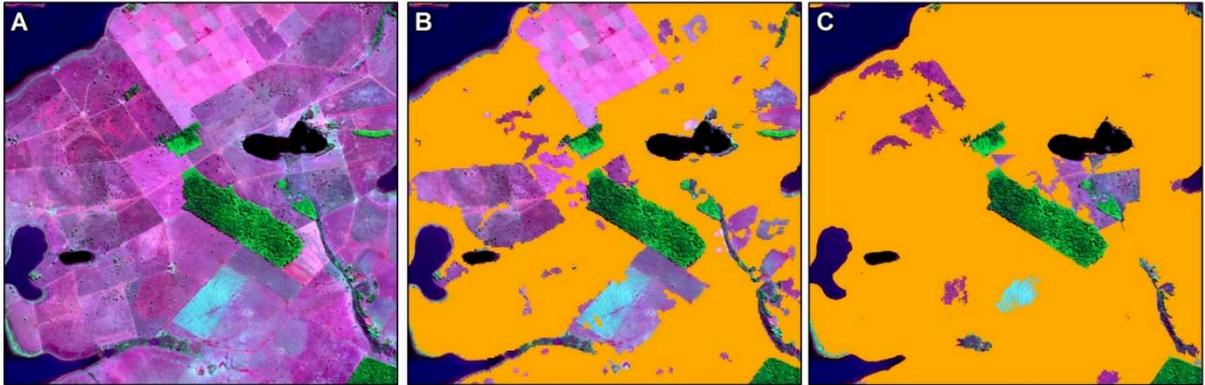
Destaca-se que, foram realizados dois testes de acurácia, sendo o primeiro a partir da classificação baseada em objeto realizada no Google Earth Engine (que considerou 4 classes de uso e cobertura do solo, mas no momento da verificação de acurácia estas foram agrupados em “pastagem” e “não pastagem”) e o segundo em relação ao mapa final, após a associação do resultado com a segmentação e edição manual dos polígonos. Os 200 pontos foram gerados automaticamente por meio de uma ferramenta de criação de pontos aleatórios e posteriormente classificados com base nas imagens Sentinel 2, em composição RGB-483. Por fim, os pontos foram associados aos mapeamentos a serem testados utilizando-se a ferramenta Point Sampling Tool (QGIS).

### 3.3. Resultados e Discussões

Diante dos resultados obtidos com a classificação baseada em objeto (realizada no GEE), é possível afirmar que esse procedimento é mais adequado para o mapeamento de pastagens do que a classificação baseada em pixel, uma vez que a correspondência com a verdade terrestre se mostrou mais elevada. Na Figura 10, item A, apresenta-se uma imagem Sentinel 2 em composição colorida RGB-483, onde a pastagem é representada pelas cores ciano e magenta. Cabe salientar que, quase toda a área da figura é ocupada com pastagem, restando apenas alguns fragmentos de vegetação nativa e trechos de massa d'água. No entanto, conforme demonstrado no item B (Figura 10), parcelas significativas de pastagem não foram identificadas pelo classificador baseado em pixel (MAPBIOMAS, 2019), pois a resposta espectral do pixel de um pasto com baixo vigor vegetativo, quando analisado

individualmente, é muito semelhante à do solo exposto. Em contrapartida, a classificação baseada em objeto (Figura 10, item C), embora também tenha apresentado erros, conseguiu abranger uma maior parte da área em estudo, se mostrando mais eficiente.

**Figura 10.** Comparativo entre a verdade terrestre e os resultados obtidos em duas metodologias de classificação de imagens. A) Imagem Sentinel 2 em composição colorida falsa-cor (RGB-483) do mês de junho de 2020; B) Área ocupada com pastagem de autoria do Projeto MapBiomias (2019); C) Área ocupada com pastagem por meio de classificação baseada em objeto.



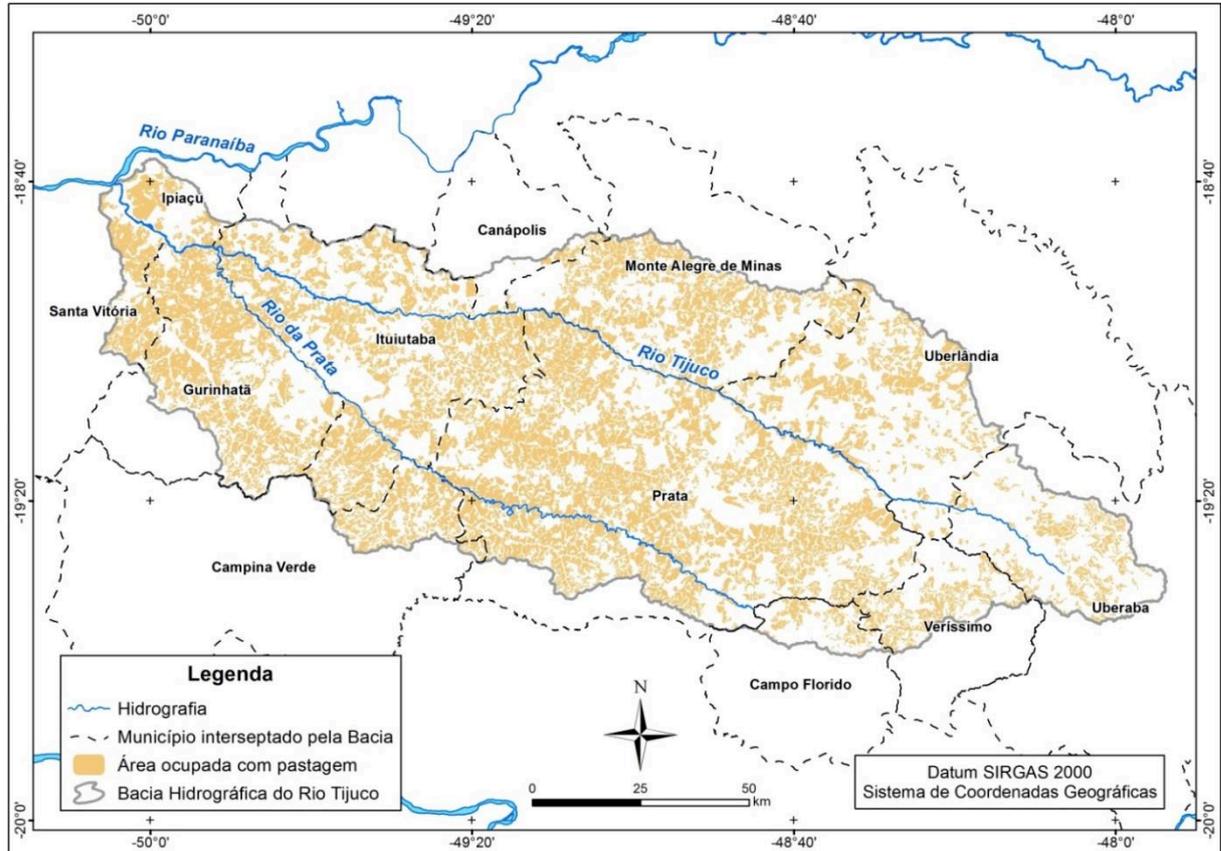
Fonte: MapBiomias (2019); organização da autora (2020).

Partindo para a análise estatística da acurácia dos mapeamentos, confirma-se a classificação baseada em objeto como mais condizente com a realidade terrestre, na medida em que o Índice Kappa de tal resultado é superior ao atingido a partir da classificação baseada em pixel. Quando agrupadas as classes de vegetação, água, culturas e outros na categoria “não pastagem”, e pastagens/mosaicos de agricultura e pastagem em “pastagem”, o valor atingido pelo MapBiomias é igual a 0,53. Já a classificação baseada em objeto obteve o  $k = 0,65$ . Boa parte dos erros do MapBiomias são de comissão, sobretudo ao classificar a vegetação campestre como pastagem, da mesma forma que os do presente estudo (erros de comissão > erros de omissão), embora este tenha apresentado maiores inconsistências ao confundir cultura com pastagem.

Na Figura 11 observa-se o mapa de áreas ocupadas com pastagens na bacia hidrográfica do rio Tijuco, no ano de 2020. A área total da bacia ocupada com pastagens é igual a 5.537,04 km<sup>2</sup>, correspondendo a 38,39% da área de estudo. Nota-se uma distribuição quase homogênea desse uso ao longo da área de estudo, exceto na região da margem direita e cabeceiras de drenagem do Rio Tijuco (sobretudo na porção sul de Uberlândia e noroeste de Uberaba) e no baixo curso do Rio da Prata, nas proximidades

do limite entre Ituiutaba e Gurinhatã, onde predominam culturas temporárias, principalmente de cana-de-açúcar.

**Figura 11.** Mapa de áreas ocupadas por pastagens na bacia hidrográfica do rio Tijuco, no ano de 2020.



Fonte: Organização da autora (2020).

Os resultados de área ocupada com pastagens por município evidenciaram a relevância dos municípios de Prata e Ituiutaba no contexto da prática pecuária na área de estudo, ocupando 53,52% da área de pastagem da bacia. Estes municípios, além de contabilizarem os maiores quantitativos de área interceptada pela bacia (48% do total), as pastagens perfazem 44,52% e 40,41%, respectivamente, de seus territórios (Tabela 4 e Figura 12). Além destes, ressaltam-se os elevados quantitativos de áreas de pastagens dos municípios de Gurinhatã (667,34 km<sup>2</sup>) e Monte Alegre de Minas (582,15 km<sup>2</sup>), perfazendo 47,77% e 38,54% da área de seus territórios pertencentes à área de estudo.

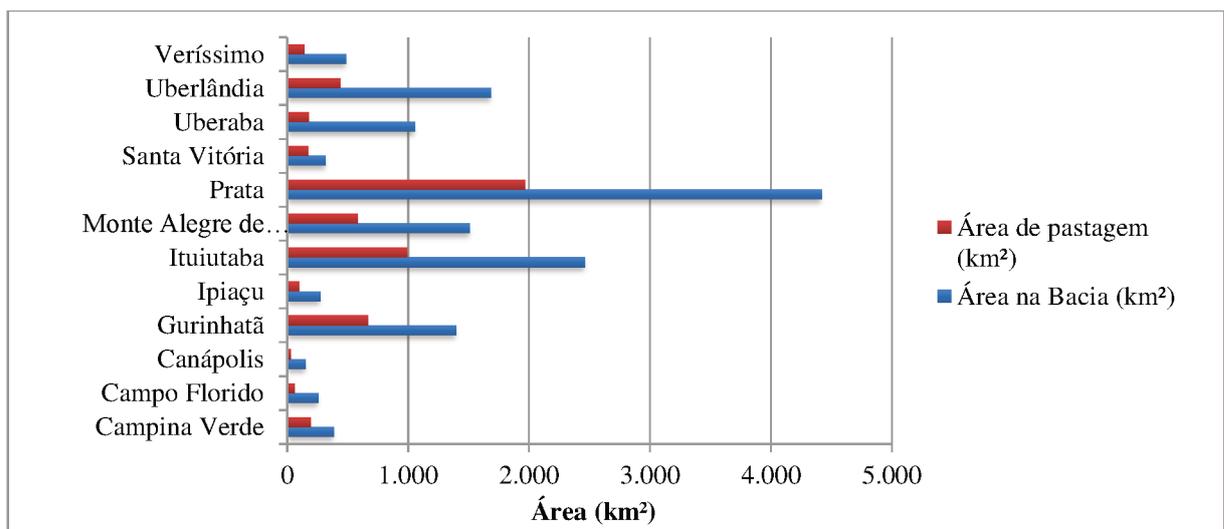
**Tabela 4.** Áreas ocupadas com pastagem por município em relação à área compreendida pela bacia hidrográfica do rio Tijuco. \*Área pb/Área b: % de área do município na bacia ocupada com pastagem.

Município	Área total	Área na bacia		Área ocupada com pastagem na bacia		*Área pb/Área b
	(Km <sup>2</sup> )	(Km <sup>2</sup> )	(%)	(Km <sup>2</sup> )	(%)	%
Campina Verde	3.649,29	388,14	10,64	196,38	3,55	50,60
Campo Florido	1.264,06	256,67	20,31	60,54	1,09	23,59
Canápolis	845,79	152,31	18,01	28,93	0,52	18,99
Gurinhata	1.848,31	1.396,88	75,58	667,34	12,05	47,77
Ipiaçu	467,46	275,41	58,92	99,95	1,81	36,29
Ituiutaba	2.598,55	2.464,45	94,84	995,85	17,99	40,41
Monte Alegre de Minas	2.597,08	1.510,67	58,17	582,15	10,51	38,54
Prata	4.849,50	4.419,85	91,14	1.967,56	35,53	44,52
Santa Vitória	3.001,41	320,14	10,67	173,56	3,13	54,21
Uberaba	4.533,21	1.055,79	23,29	181,12	3,27	17,15
Uberlândia	4.120,00	1.685,68	40,91	441,99	7,98	26,22
Veríssimo	1.033,03	488,46	47,28	141,67	2,56	29,00
TOTAL	30.807,68	14.414,45	-	5.537,04	100,00	-

Fonte: IBGE; 2019. Organização da autora (2020).

Por outro lado, no território da bacia hidrográfica do rio Tijuco, os municípios de Uberaba e Canápolis foram os que apresentaram os menores percentuais de área ocupada com pastagens, perfazendo 17,15% e 18,99% de seus territórios, respectivamente (Tabela 4). No caso específico de Uberaba, este quantitativo se deve à predominância de áreas de chapada na porção compreendida pela área de estudo, que são intensivamente ocupadas por agricultura mecanizada.

**Figura 12.** Proporção entre a área do município pertencente à bacia hidrográfica do rio Tijuco e a área ocupada com pastagem.



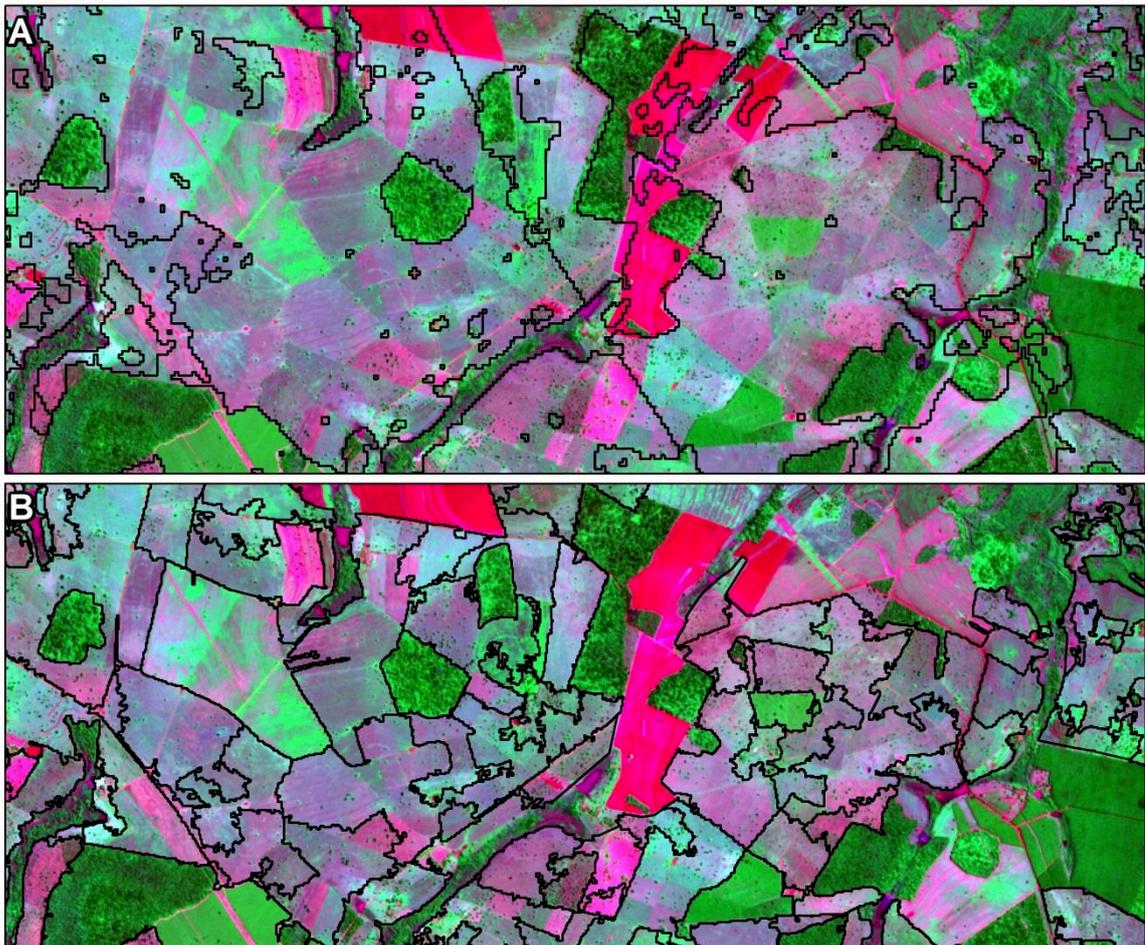
Fonte: IBGE; 2019. Organização da autora (2020).

Os resultados obtidos por Brito et al. (2018) confirmam a predominância de uso do solo para pastagens nos municípios de Prata, Ituiutaba e Gurinhatã, quando em 2015 este uso compreendia 57,74%, 57,75% e 68,09% da área total dos municípios, respectivamente. É importante frisar que, nos últimos anos, o plantio de cana-de-açúcar avançou bastante no município de Ituiutaba, impulsionado pelo desenvolvimento do setor sucroenergético (DIAS, 2019). De acordo com Dias (2019), entre os anos de 2000 e 2017, 21,7% das áreas ocupadas com pastagem em Minas Gerais foram convertidas para o plantio de cana-de-açúcar e a área plantada na Mesorregião do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, no ano de 2017, correspondia a 78,02% do total do estado. Neste contexto, apenas o município de Ituiutaba aumentou a quantidade produzida de cana-de-açúcar de aproximadamente 30 mil toneladas/ano para mais de 1,2 milhões de toneladas/ano e ampliou o número de estabelecimentos produtores em cerca de 230%, entre os anos de 2006 e 2017, de acordo com os Censos Agropecuários dos respectivos anos (IBGE, 2006; 2017).

No que diz respeito à dinâmica da pecuária, os resultados dos Censos Agropecuários (IBGE, 2006; 2017) confirmam a conversão de uso da terra de pastagem em detrimento da cana-de-açúcar em Ituiutaba, na medida em que as áreas ocupadas com pastagem reduziram em aproximadamente 28.500 ha no município, entre 2006 e 2017. Além disso, consagram Prata como o município mais representativo em áreas ocupadas com pastagem na bacia hidrográfica do rio Tijuco, uma vez que os resultados do Censo Agropecuário para o mesmo no ano de 2017 contabilizam aproximadamente 240 mil ha (ou 2.400 km<sup>2</sup>) apropriados para tal uso antrópico, perfazendo 65,51% de seu território (IBGE, 2017).

Comparando-se os resultados obtidos com os dados do mapeamento de pastagens disponível no Atlas das Pastagens Brasileiras, (LAPIG/UFG, 2019), é possível perceber que a classificação baseada em objeto, associada à segmentação, garantem uma maior padronização e diminuição relativa do tamanho dos polígonos (Figura 13).

**Figura 13.** Comparação entre os resultados obtidos em duas metodologias de classificação de imagens: A) Classificação baseada em pixel; B) Classificação baseada em objeto associada à segmentação.



Fonte: LAPIG/UFG (2019); Organização da autora (2020).

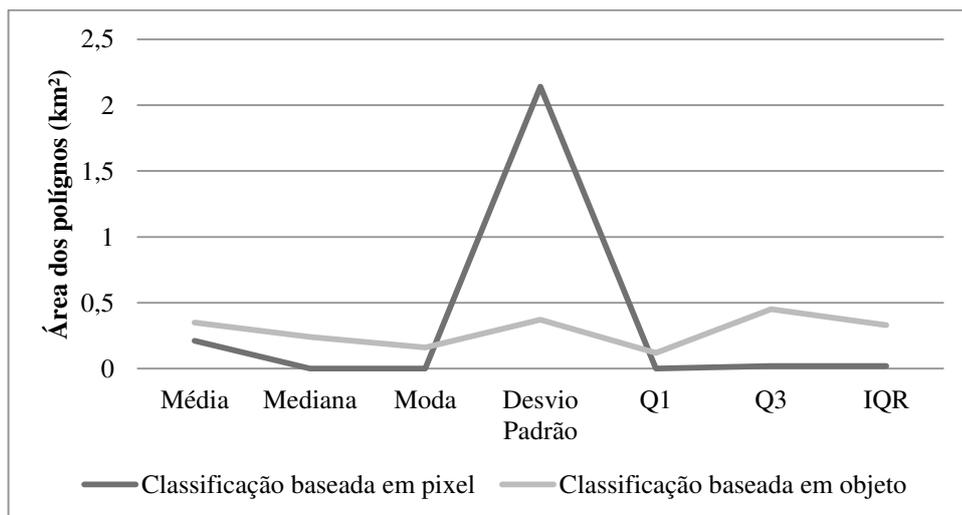
Conforme se observa na Figura 13 (item A), no mapeamento proveniente de classificação baseada em pixel, um único polígono engloba diversos pastos, com respostas espectrais divergentes. Além disso, foram consideradas áreas extremamente pequenas como pastagem e não pastagem, como consequência do erro gerado por tal metodologia de mapeamento (JUNIATI; ARROFIQOH, 2017). Já o resultado obtido por meio da classificação baseada em objeto (Figura 13, item B) individualiza melhor os pastos em função de seus vigores vegetativos, materializados na resposta espectral heterogênea da imagem, e tem maior potencial de padronização do tamanho dos polígonos.

Importar constar que, não somente a metodologia de classificação dos dois mapeamentos diverge, mas também os materiais (imagens Sentinel 2 de 2020 versus Landsat 8 de 2019) e os objetivos, haja vista que a complexidade de se mapear as pastagens de todo o

território nacional, em seus seis Biomas e singularidades regionais, é muito maior que a de uma bacia de pouco mais de 14.000 km<sup>2</sup>. Dessa forma, a classificação baseada em objeto se constitui, sobretudo, em uma alternativa para pesquisadores com recortes espaciais menores.

Analisando quantitativamente os resultados obtidos, as áreas médias dos polígonos de pastagem disponibilizados no Atlas das Pastagens Brasileiras (LAPIG/UFG, 2019) e os mapeados no presente estudo são iguais a 0,21 km<sup>2</sup> e 0,35 km<sup>2</sup>, respectivamente. No entanto, uma vez que a distribuição dos valores de ambos os mapeamentos é distorcida (não normal), se torna fundamental a verificação de outros parâmetros estatísticos (ALTMAN; BLAND, 1994). Dessa forma, os valores de mediana e moda são próximos da média na classificação baseada em objeto (0,24 km<sup>2</sup> e 0,16 km<sup>2</sup>), ao passo que na classificação baseada em pixel estes são muito próximos de 0 (Figura 3.8). O desvio padrão é maior que a média em ambos os resultados, embora seja 10 vezes maior na classificação baseada em pixel (2,14 km<sup>2</sup>), enquanto na baseada em objeto também está próximo da média (0,37 km<sup>2</sup>). Em relação aos quartis (Q1 e Q3) e a amplitude interquartis (IQR), verifica-se que nos resultados obtidos no presente estudo estes valores estão todos entre 0 e 0,5, com resultados razoavelmente próximos (Q1 = 0,12; Q3 = 0,45; IQR = 0,33). Por sua vez, quando analisados os resultados do mapeamento disponível no Atlas, estes indicadores estão muito próximos de 0, sendo a amplitude interquartis igual a 0,02 km<sup>2</sup>. O resumo estatístico dos mapeamentos é apresentado na Figura 14.

**Figura 14.** Estatísticas calculadas para os dois mapeamentos analisados.



Fonte: Organização da autora (2020).

Nessa perspectiva, os resultados obtidos são mais apropriados para uso em análises como a qualidade das pastagens mapeadas, uma vez que a segmentação individualizou os polígonos, permitindo separar melhor um pasto degradado de um pasto melhorado, desconsiderando áreas muito pequenas no estudo, que podem interferir nos resultados finais.

Por fim, a acurácia do mapeamento em relação à verdade terrestre é considerada como “substancial” (LANDIS; KOCH, 1977) ao atingir o Coeficiente Kappa de 0,77, conforme se apresenta na Tabela 5. Nota-se que os erros de omissão foram maiores que os de comissão, equivalendo a 11,94% (omissão) e 9,77% (comissão). Esses erros podem ser justificados pela prática de pousio (descanso da terra), quando as culturas são ocupadas por gado, o que dificulta a identificação da real prática produtiva em determinados períodos do ano. Tais usos, em conjunto com os sistemas lavoura-pecuária, têm sido mapeados como mosaico de agricultura e pastagem (MAPBIOMAS, 2019).

**Tabela 5.** Matriz de confusão e resultados de acurácia do mapeamento de pastagens.

Verdade terrestre	Mapa temático		
	Pastagem	Não Pastagem	Total
Pastagem	59	8	67
Não Pastagem	13	120	133
Total	72	128	<b>200</b>
	$P_o = 0,90$	$P_e = 0,55$	$K = 0,77$

Fonte: Organização da autora (2020).

Diante do exposto, nota-se que a bacia hidrográfica do rio Tijuco comporta grandes extensões de terras ocupadas por pastagens. Este fato justifica a sua escolha como uma das 10 bacias experimentais elegidas como prioritárias para a recuperação de pastagens degradadas, pelo Programa Gestão Integrada da Paisagem no Bioma Cerrado (MMA, 2020). No entanto, importa realizar uma caracterização precisa da qualidade dessas pastagens, a fim de auxiliar no correto direcionamento dos recursos financeiros de programas de governo, evitando a conversão dos pastos para outros usos, bem como seu recuo em detrimento do avanço em direção à floresta amazônica (PARENTE; FERREIRA, 2018; DIAS, 2019).

### 3.4. Considerações Finais

A classificação de imagens baseada em objeto se mostrou mais eficaz como metodologia de mapeamento de pastagens do que a classificação baseada em pixel, estando mais próxima da realidade terrestre. Além disso, ela contribuiu com a eliminação de ruídos (pixels soltos) e com a padronização do tamanho dos polígonos, permitindo, assim, a sua utilização para a produção de mapas de qualidade de pastagens. Nessa perspectiva, estudos de qualidade em pastagens podem ser mais verossímeis, uma vez que a individualização dos polígonos permite a separação das pastagens com base em suas diversas respostas espectrais. Este tipo de avaliação é imprescindível, sobretudo quando são direcionadas políticas públicas de financiamento aos pecuaristas para a recuperação de pastagens degradadas.

De acordo com os resultados obtidos as pastagens ocupam 38,39% das terras da bacia do rio Tijuco, indicando que a pecuária é uma das principais atividades produtivas na área de estudo. Dentre os municípios que a compõe, destacam-se Prata, Ituiutaba, Gurinhatã e Monte Alegre de Minas com as maiores extensões de terras ocupadas com pastagem. Contudo, verifica-se um recuo recente na área ocupada com pastagem no município de Ituiutaba, em detrimento do avanço do plantio de cana-de-açúcar no município.

Espera-se que os resultados dessa pesquisa possam ser reproduzidos ao bioma Cerrado como um todo e que se desenvolvam metodologias de processamento de grande volume de dados que suportem a realização de tais processamentos em formato vetorial, além de sua disponibilização, evitando o agrupamento de diversos pastos em um único polígono.

### Referências

BACCARO, C. A. D.; et al. Mapa geomorfológico do Triângulo Mineiro: uma abordagem morfoestrutural-escultural. **Sociedade & Natureza**, v.13, pp. 115-127, 2001.

BRITO, J. L. S.; et al. Mapeamento e avaliação da qualidade das pastagens cultivadas no Triângulo Mineiro a partir de imagens Oli/Landsat-8. **Revista Caminhos de Geografia**, v. 19, pp. 68-82, 2018.

BURGES, C. J. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. **Data Mining and Knowledge Discovery**, pp. 121-167, 1998.

DIAS, B. A. S. **Mapeamento da cana-de-açúcar em Minas Gerais**. 112 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Faculdade de Ciências Integradas do Pontal, Universidade Federal de Uberlândia, Campos Ituiutaba, 2019.

ESA – European Space Agency. Missions. **Sentinel 2**. 2020. Disponível em: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>. Acesso em 30 jun. 2020.

ESA – European Space Agency. **Copernicus Open Access Hub**. 2020b. Disponível em: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/>. Acesso em 14 ago. 2020.

GOOGLE LLC. **Earth Engine Code Editor**. 2020. Disponível em: <https://developers.google.com/60oleç-engine/playground>. Acesso em: 15 jul. 2020.

GORELICK, N. Image segmentation and OBIA. Earth Engine Users Summit. 2018. Disponível em: [goo.gl/yhXAU](http://goo.gl/yhXAU). Acesso em: 27 ago. 2020.

HSU, C. W.; CHANG, C. C.; LIN, C. J. A Practical Guide to Support Vector Classification. **National Taiwan University**, 2016.

MAPBIOMAS – Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil. Coleção 4.1, 2018. Disponível em: [https://mapbiomas.org/60oleções-mapbiomas-1?cama\\_set\\_language=pt-BR](https://mapbiomas.org/60oleções-mapbiomas-1?cama_set_language=pt-BR). Acesso em 27 ago. 2020.

PARENTE, L.; FERREIRA, L. G. L. Assessing the Spatial and Occupation Dynamics of the Brazilian Pasturelands Based on the Automated Classification of MODIS Images from 2000 to 2016. **Remote Sensing**, v. 10, pp. 1-14, 2018.

SANO, E. E.; BARCELLO, A. O.; BEZERRA, H. S. Assessing the spatial distribution of cultivated pastures in the Brazilian savanna. **Pasturas Tropicales**, v. 22, pp. 2-15, 2000.

SCARAMUZZA, C. A. M.; et al. Land-use and land-cover mapping of the Brazilian Cerrado based mainly on landsat-8 satellite images. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 6, p. 1041-1051, jun. 2017.

SEER, H. J.; MORAES, L. C. Companhia de Desenvolvimento Econômico de Minas Gerais (CODEMIG). Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG). **Projeto Triângulo Mineiro: Geologia regional do Triângulo Mineiro: CODEMIG/UFMG**, 2017.

VALLE JÚNIOR, R. F.; et al. Diagnóstico das áreas de preservação permanente na bacia hidrográfica do rio Tijuco, Ituiutaba – MG, utilizando tecnologia SIG. **Engenharia Agrícola**, v. 30, pp. 495-503, 2010.

## **CAPÍTULO 4 – AVALIAÇÃO DE QUALIDADE EM PASTAGENS NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TIJUCO (TRIÂNGULO MINEIRO)**

### **4.1. Introdução**

A pecuária bovina brasileira se sobressai no contexto mundial, tanto em quantidade produzida quanto em áreas ocupadas com pastagens. Isso se deve às características geográficas do país (grandes extensões de terras localizadas, sobretudo, em clima úmido ou semiúmido), que permitem a criação de animais no modelo extensivo – o pastejo ocorre de forma livre e natural. Tal prática, além de contribuir com o bem estar do gado e, por consequência, com a qualidade da carne/leite, possibilita reduções no custo de produção, aumentando a competitividade brasileira no cenário mundial de exportação de alimentos de origem bovina.

No entanto, a pré-disposição das terras brasileiras para a apropriação dos recursos naturais no formato extensivo desencadeou a degradação de parcelas significativas das pastagens nacionais, uma vez que o produtor rural muitas vezes não desenvolve técnicas apropriadas de manejo. Nessa perspectiva, de acordo com Ferreira et al. (2020), aproximadamente 97,7 milhões de hectares de pastagens brasileiras apresentam algum indício de degradação, perfazendo 57,23% da área total ocupada com essa atividade (170,7 milhões de hectares – cerca 20% do território nacional).

Em Minas Gerais, estado onde a pecuária se constitui como uma das principais atividades produtivas e a área ocupada por pastagens é a maior do país (21 milhões de hectares, segundo o Censo Agro de 2017), a degradação de pastagens também se efetiva. De acordo com levantamentos do Ministério da Agricultura e Pecuária – MAPA, cerca de 75% das pastagens mineiras estavam moderadamente ou fortemente degradadas em 2015 (INAES/MAPA, 2015). Por sua vez, a Região do Triângulo Mineiro, conforme apresentado por Brito et al. (2018), conta com 2,1 milhões de hectares de áreas ocupadas com pastagens, das quais cerca de 70% estão degradadas.

Um dos grandes desdobramentos da degradação em pastagens é o aumento da emissão de Gases do Efeito Estufa (GEE), que, por sua vez, contribuem com emergência das mudanças do clima (BLOIS, *et al.*, 2013; URBAN, *et al.*, 2016), e consequentemente dos eventos extremos de secas, enchentes, furacões, incêndios florestais catastróficos (VAN DERWERF, *et al.*, 2008; DAI, 2013) e de outros impactos

provenientes do aumento médio da temperatura da superfície terrestre, da água e do ar (ALLAN e SODEN, 2008). Dessa forma, a agropecuária correspondeu a 25% das emissões de GEE brasileiras em 2018, e no período entre 1970 e 2018 9,9% dessas foram provenientes apenas do estado de Minas Gerais, que ocupou o 3º lugar no *ranking* nacional (SEEG, 2019).

Nesse sentido, por meio do comprometimento do Brasil com as ações de mitigação das emissões dos GEEs para contribuição em nível global, institui-se a Política Nacional de Mudança do Clima (PNMC) em 2009 (Lei nº 12.187), regulamentada pelo Decreto nº 7.390/2010, e, especificamente para a agropecuária, estabelece o Plano Setorial de Mitigação e de Adaptação às Mudanças Climáticas para a Consolidação de uma Economia de Baixa Emissão de Carbono na Agricultura (Plano ABC). Criado em 2010, com vigência de 10 anos (2010-2020), este plano buscava reduzir a emissão de gases do efeito estufa (GEE) na atmosfera. É fruto do compromisso firmado pelo governo brasileiro, durante a 15ª Conferência das Nações Unidas sobre as Mudanças Climáticas (COP-15) de 2009, para tentar amenizar os impactos das mudanças climáticas (BRASIL, 2012).

Dentro das ações do Plano, foi lançado, também em 2010, o Programa ABC, que disponibiliza crédito financeiro aos produtores rurais, para que estes possam desenvolver atividades alinhadas com os programas supracitados (GIANETTI, 2017). Contudo, verifica-se na prática o direcionamento de grande parte dos recursos para Recuperação de Pastagens Degradadas – RPD e Sistema de Plantio Direto na Palha – SPD (somando 33% do total concedido até 2018), com predominância para RPD (BCB, 2018). Além dos financiamentos aos produtores, foram contempladas no Plano de atividades de capacitação para o desenvolvimento de tecnologias inovadoras as práticas produtivas e conservacionistas de produção agropecuária.

Assad e Martins (2015) elencam alguns dos desafios para o avanço do Plano ABC. Dentre esses, figuram a má distribuição de recursos do Programa ABC ao longo do território nacional, onde foram privilegiados os estados do Sudeste, Centro-Oeste e Sul, em detrimento do Norte e Nordeste (i.e., estão entre os que mais emitem GEEs e carecem de tecnologias agrícolas) e à falta de mecanismos de monitoramento e verificação dos resultados obtidos até então.

Em decorrência das mudanças nas propostas de governo brasileiras, em 2018 foi lançado o Projeto Gestão Integrada da Paisagem no Bioma Cerrado (FIP Paisagens/Paisagens

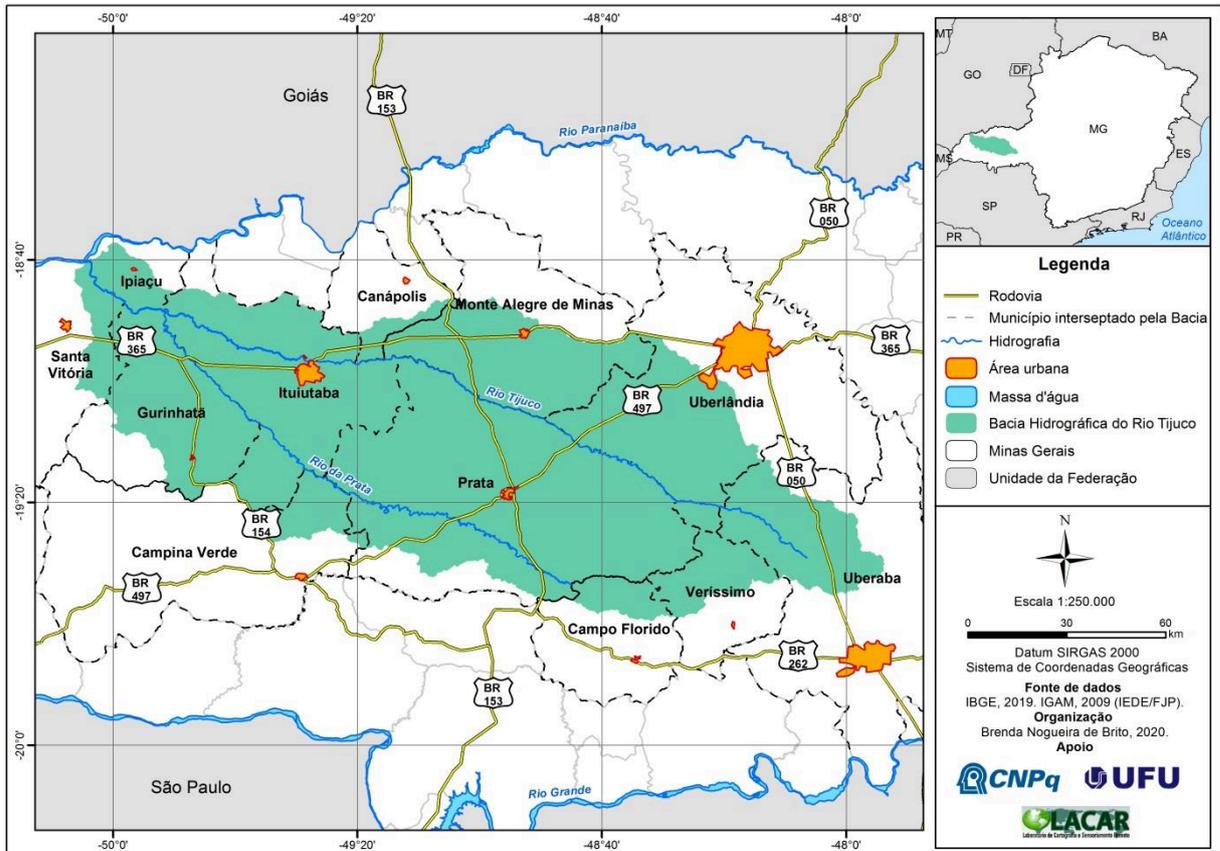
Rurais), passando a integrar o Programa ABC a uma proposta de intervenção em propriedades rurais com predominância de atividades pecuárias e passivos ambientais, localizadas em bacias hidrográficas selecionadas (10 bacias ao longo do território do Cerrado). Tal projeto já está em andamento, por meio da seleção de produtores e capacitação tecnológica para práticas agrícolas de recuperação de pastagens degradadas e passivos ambientais, coordenadas pelo Serviço Florestal Brasileiro – SBF e O Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento – MAPA (MMA, 2020). A bacia hidrográfica do rio Tijuco, localizada na região conhecida como Triângulo Mineiro, está entre as 10 bacias selecionadas para a capacitação tecnológica.

Nesse contexto, busca-se mapear e avaliar o atual estágio de degradação das pastagens da Bacia Hidrográfica do Rio Tijuco, além de verificar se houve melhoramento na qualidade das mesmas, após a captação de recursos financeiros do Programa ABC (quando for o caso), no período entre 2016 e 2020.

#### **4.1.1. Localização da área de estudo**

Com área aproximada de 14 mil km<sup>2</sup>, a bacia hidrográfica do rio Tijuco tem grande relevância no contexto da região conhecida como Triângulo Mineiro, e localiza-se integralmente em tal território, entre as coordenadas geográficas de 18°40' e 19°41' de latitude Sul e 47°53' e 50°06' de Longitude a Oeste do Meridiano de Greenwich. O rio Tijuco, cujo principal afluente é o rio da Prata, é um dos tributários da margem esquerda do rio Paranaíba, dentro da bacia hidrográfica do rio Paraná. Nasce em Uberaba e tem sua foz entre Ipiacú e Santa Vitória, atravessando os municípios de Uberlândia, Monte Alegre de Minas, Canápolis, Ituiutaba, Gurinhatã, Campina Verde, Prata, Campo Florido e Veríssimo (Figura 19).

**Figura 15.** Mapa de localização da área de estudo.



Fonte: IGAM, 2009; IBGE, 2019. Organização da autora, 2020.

## 4.2. Materiais e procedimentos operacionais

Os mapas temáticos de hipsometria e declividade foram obtidos a partir de um Modelo Digital de Elevação – MDE (ALOS/PALSAR) de 12,5 metros de resolução espacial, disponível na plataforma *Alaska Satellite Facility* DAAC (<https://search.asf.alaska.edu/#/>) da agência espacial dos Estados Unidos da América a *National Aeronautics and Space Administration* (NASA). Os dados de precipitação média anual dos últimos 30 anos foram obtidos na plataforma Hidroweb da ANA, para o período entre 1988 e 2018 e a precipitação dos anos observados no estudo (2016 a 2020), em comparação com a média histórica, está disponível no sítio do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC), do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Já para o mapa de classes de solos foi utilizado como base o mapeamento de solos do IBGE, em escala 1:250.000, realizado em 2019.

Como subsídio ao mapeamento de qualidade das pastagens na bacia hidrográfica do rio Tijuco foi analisada série temporal (2019-2020) de Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI), a partir de imagens da missão Sentinel 2/MSI (pixel de 10m), de acordo com a Eq. 5, adaptada de Rouse et al. (1973).

$$Média (NDVI) = \sum_n \left( \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \right) / n \quad (5)$$

Em que

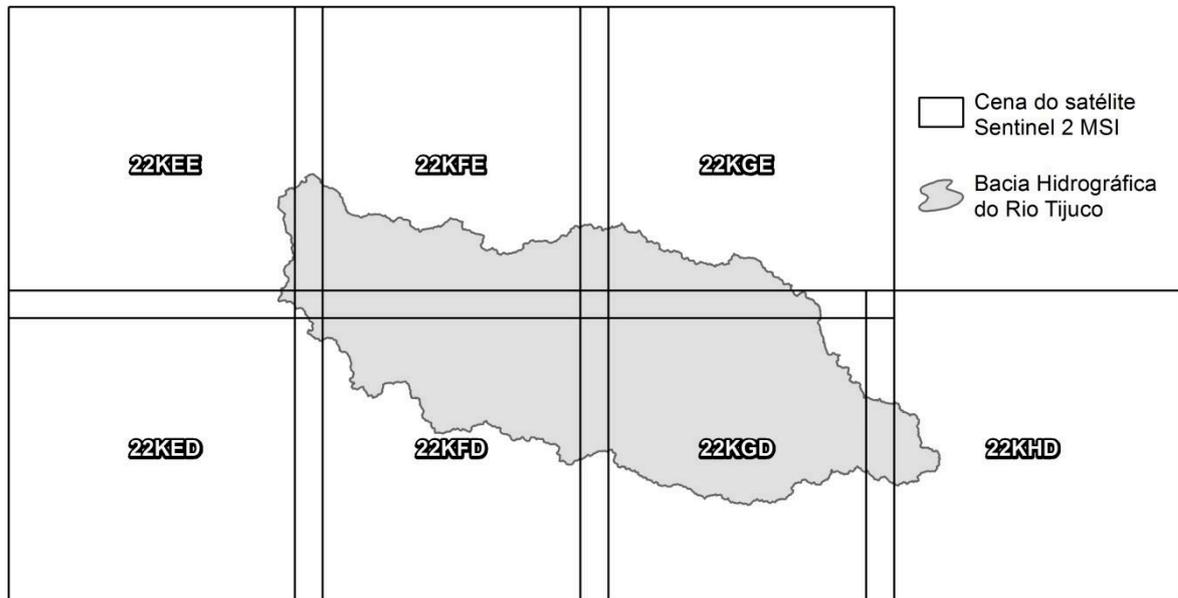
$n$  = número de imagens usadas na série temporal.

$\rho_{NIR}$  = reflectância na banda do Infravermelho Próximo – *Near Infrared* (banda 8/Sentinel 2);

$\rho_{RED}$  = reflectância na banda do Vermelho – *Red* (banda 4/Sentinel 2).

Para o cálculo, selecionaram-se imagens da estação seca e da chuvosa (sendo 402 da estação seca e 164 da estação chuvosa), com cobertura de nuvens máxima < 10%, para as cenas Sentinel 2/MSI: 22KEE, 22KFE, 22KGE, 22KFD, 22KGD e 22KHD. Ressalta-se que, as cenas 22KGE e 22KGD compreendem duas imagens (Satélites A e B), por isso são mais abundantes. Desta forma, foram utilizadas 600 imagens, adquiridas entre os dias 1 de janeiro de 2019 e 31 de dezembro de 2020, conforme se apresenta no detalhamento da Figura 16, que evidencia a quantidade de imagens selecionadas em cada mês, agrupando-se assim o quantitativo de imagens do mesmo mês dos dois anos mencionados.

**Figura 16.** Imagens Sentinel 2 utilizadas para o cálculo do NDVI, por mês e estação do ano.



Cena Sentinel 2	Quantidade de imagens obtidas por mês (2019-2020)												Total por cena
	Mai	Jun	Jul	Agos	Set	Out	Nov	Dez	Jane	Fev	Mar	Abr	
22KEE	8	8	10	13	9	6	3	2	4	2	3	5	73
22KFE	7	9	10	13	9	6	2	1	3	3	6	4	73
22KGE	12	19	22	19	21	6	6	2	7	1	5	8	128
22KED	9	8	11	10	8	6	4	-	4	2	5	6	73
22KFD	7	7	8	12	8	4	3	-	4	2	4	6	65
22KGD	14	17	17	18	19	8	5	1	9	2	9	12	131
22KHD	6	11	9	5	9	6	1	2	3	-	2	3	57
<b>Total</b>	<b>63</b>	<b>79</b>	<b>87</b>	<b>90</b>	<b>83</b>	<b>42</b>	<b>24</b>	<b>8</b>	<b>34</b>	<b>12</b>	<b>34</b>	<b>44</b>	<b>600</b>
	<b>Estação seca = 402</b>						<b>Estação chuvosa = 164</b>						

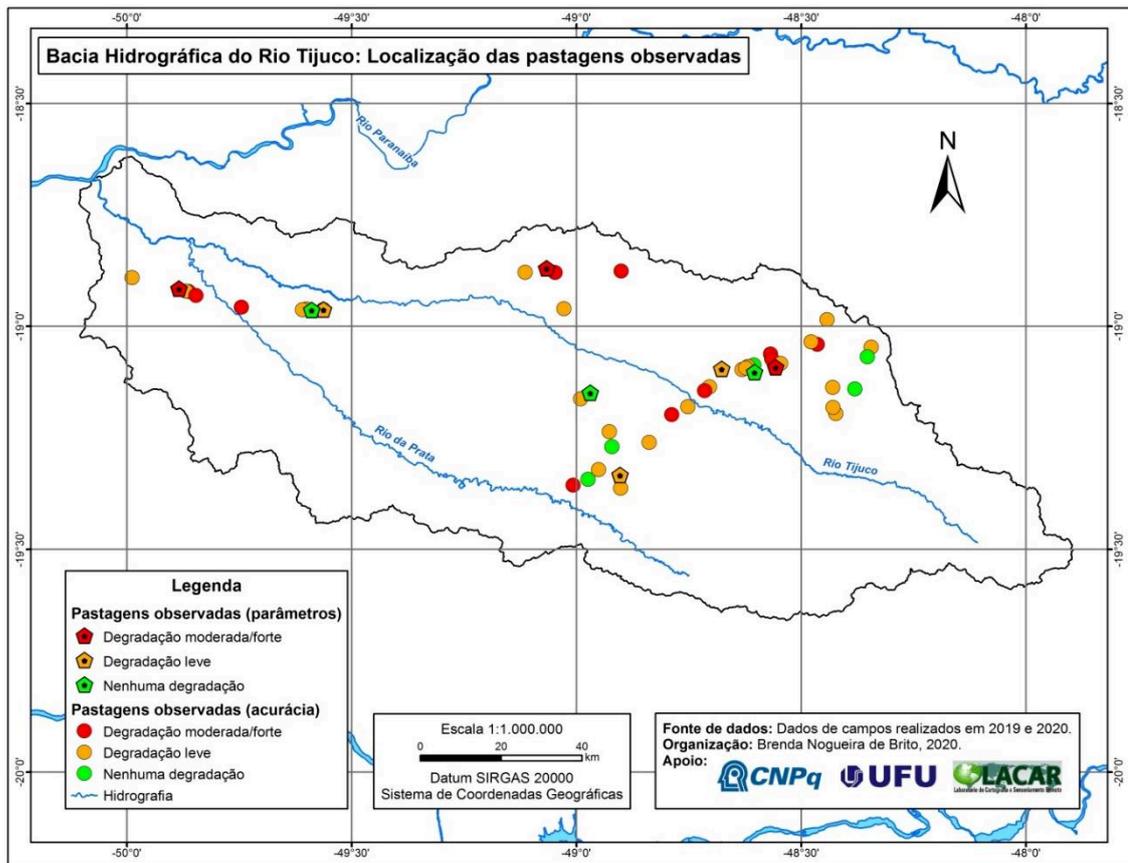
Fonte: Adaptado de IGAM, 2018; ESA, 2020.

O processamento dos dados ocorreu na plataforma *Google Earth Engine* (GOOGLE LLC, 2020), onde foram filtradas imagens Sentinel 2/MSI de Nível 2A. As quais são disponibilizadas com correções atmosféricas (é realizado o pré-processamento das mesmas através do *plugin* “Sen2cor” – modelo para correções atmosféricas – da Agência Espacial Europeia – <https://step.esa.int/main/snap-supported-plugins/sen2cor/>). A média dos valores de cada pixel foi quantificada a fim de contribuir com a identificação dos intervalos de NDVI para o mapeamento da degradação e melhoramento de pastagens (Anexo II).

Em ambiente SIG – Software QGIS, versão 3.4 – foram calculadas as estatísticas zonais de NDVI dos polígonos de pastagens anteriormente mapeados na área de estudo (conforme Capítulo 3), contemplando média, mediana e moda. Posteriormente foi calculada a média total das três estatísticas supracitadas para definir, em conjunto com dados de campo, intervalos a serem adotados para o mapeamento de qualidade das pastagens.

Ao todo foram realizadas 3 visitas de campo, totalizando 49 pontos de observação (Figura 17), sendo uma no meio da estação seca (05/07/2019), uma no fim da estação seca (03/10/2020) e duas na chuvosa (31/10/2020 e 02/11/2020), sobretudo nos municípios de Prata, Monte Alegre de Minas, Ituiutaba e Uberlândia, onde as pastagens da área de estudo ocorrem com representatividade e o deslocamento é facilitado. Os resultados obtidos a partir das visitas de campo serviram como base para a definição dos níveis de degradação (9 pontos) e para a validação do mapeamento de qualidade em pastagens (40 pontos).

**Figura 17.** Localização dos pastos observados em campo, indicando os níveis de degradação.



Fonte: Organização da autora (2019; 2020).

Para a verificação da acurácia do mapeamento aplicou-se o Coeficiente Kappa ( $k$ ), por meio do cruzamento de informações em uma matriz de confusão, conforme a Equação 6 (LANDIS; KOCH, 1977).

$$k = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} \quad (6)$$



É importante destacar que, com o objetivo de diminuir a influência dos efeitos da disponibilidade de imagens nos resultados de NDVI ao longo dos 5 anos observados, foram selecionadas imagens dos 3 meses mais secos, imediatamente posteriores ao último mês chuvoso de cada ano. Dessa forma, no ano de 2016 foram obtidas 59 imagens, dos meses de julho, agosto e setembro e nos anos de 2017, 2018, 2019 e 2020 foram adquiridas imagens dos meses de junho, julho e agosto, totalizando 47, 76, 114 e 121 imagens, respectivamente. A definição dos meses se baseou nos gráficos de precipitação da Região 100 (que engloba a bacia do rio Tijuco), disponibilizados pelo CPTEC/INPE (2016-2020).

Por fim, o cálculo do NDVI médio de cada propriedade ao longo dos anos foi realizado por meio da extração de 3 estatísticas zonais (ferramenta disponível no software QGIS): média, mediana e moda.

### **4.3. Resultados e Discussões**

#### **4.3.1. Caracterização geográfica da área de estudo**

Desenvolvida sobre rochas sedimentares do Grupo Bauru (Formação Marília e Formação Vale do Rio do Peixe) e ígneas do Grupo São Bento (Formação Serra Geral), a geomorfologia da área de estudo é resultado de processos morfogenéticos ocorridos no Quaternário. As oscilações paleoclimáticas associadas aos diferentes litotipos (basaltos da Formação Serra Geral e arenitos do Grupo Bauru) corroboraram para uma diversificação no padrão dos terraços, na medida em que ocorreram fases de erosão e deposição. Atualmente, devido a uma configuração climática mais estável e úmida, ocorre uma dissecação geral no relevo, proveniente da ação dos cursos d'água e erosão das vertentes (SANTOS; BACCARO, 2004).

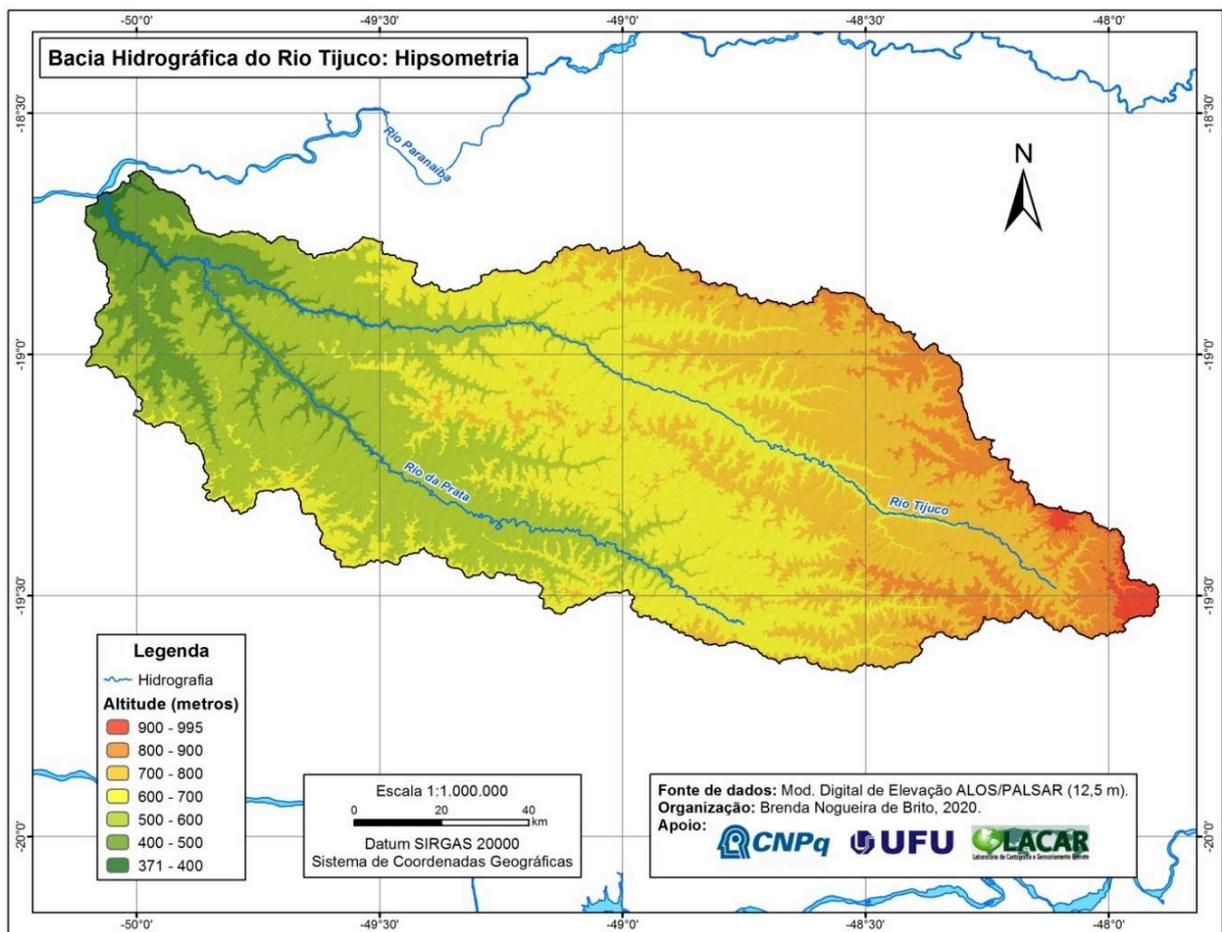
De acordo com Baccaro et al (2001), a bacia hidrográfica do rio Tijuco é classificada como uma Unidade Morfoescultural, denominada Planalto Dissecado do Tijuco, que, por sua vez, está associada à Unidade Morfoestrutural Bacia Sedimentar do Paraná. O Planalto Dissecado do Tijuco é uma unidade geomorfológica constituída por índices de dissecação predominantemente baixos, com altimetria variando entre 500 e pouco mais de 900 metros e declividade de 10% a 30%.

Ademais, Siqueira e Rosa (1998), adaptando conceitos definidos por Baccaro (1991), mapearam três categorias geomorfológicas na região: área de relevo pouco

dissecado (a maior parte da bacia, nas áreas mais rebaixadas); área de relevo residual (formas residuais de topo plano, localizadas, sobretudo, entre as cabeceiras de drenagem dos rios Tijuco e da Prata, além da vertente esquerda Bacia do Rio da Prata) e; área de relevo dissecado (contato entre as superfícies residuais de topo plano e o relevo pouco dissecado, nas vertentes dos cursos d'água principais).

Dessa forma, configura-se na área de estudo um relevo constituído, sobretudo, por pediplanos (dissecados a pouco dissecados) e formas residuais de topo tabular. Nota-se, no mapa da Figura 19, a variação altimétrica ocorrendo no sentido Leste-Oeste, com formas residuais na porção central, e amplitude total aproximada de 600 metros.

**Figura 19.** Mapa hipsométrico da área de estudo.

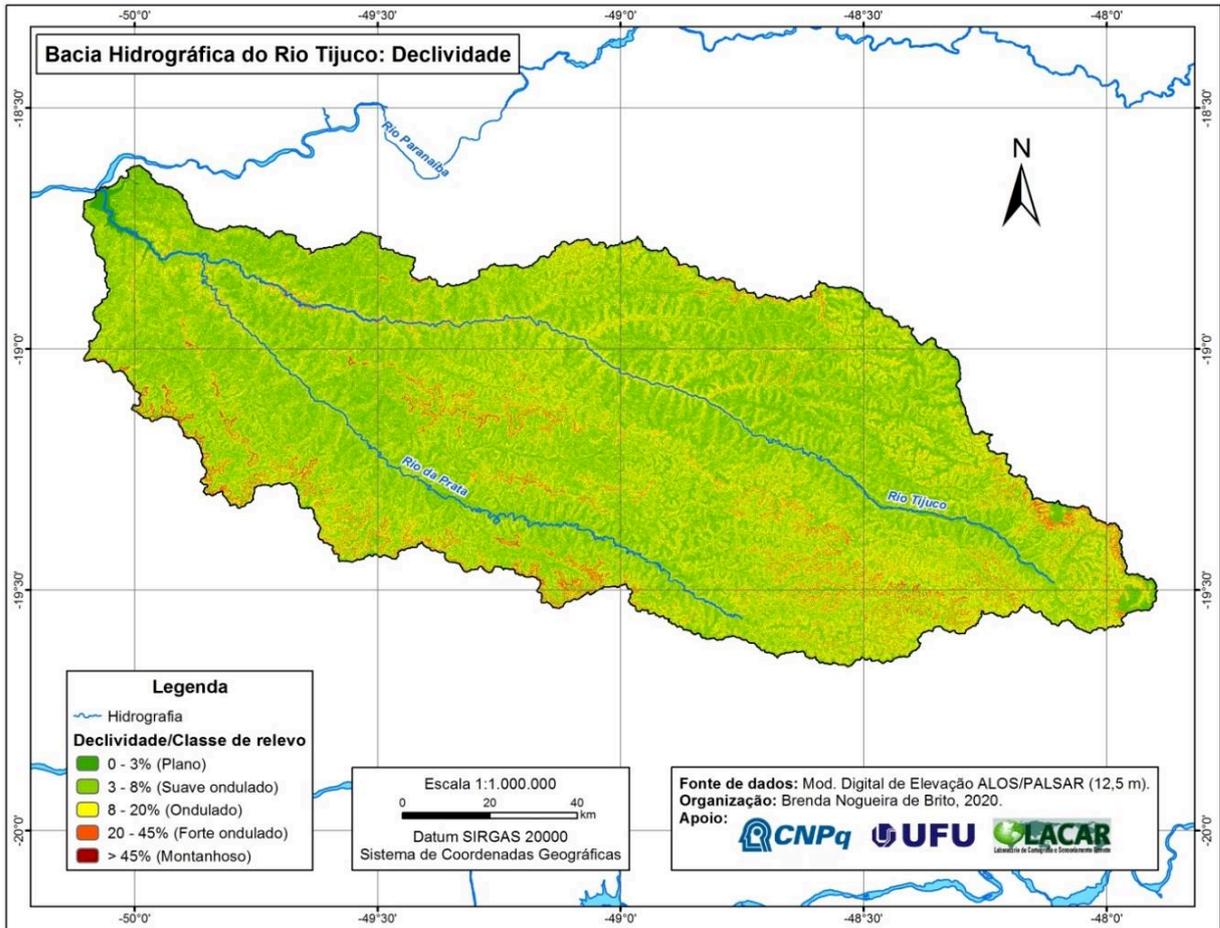


Fonte: MDE ALOS-PALSAR, 2011. Organização da autora, 2020.

Por meio da análise dos mapas (Figura 19 e 20), observam-se altitudes mais elevadas nas cabeceiras de drenagem do rio Tijuco (municípios de Uberaba, no extremo sudeste e Uberlândia, na porção nordeste). Em contrapartida, a declividade é mais

acentuada na borda sudoeste da área de estudo, na região entre o rio Tijuco e o rio da Prata e, em menor proporção, algumas vertentes dos afluentes dos rios principais, onde se registram relevos forte ondulados e montanhosos (Figura 20).

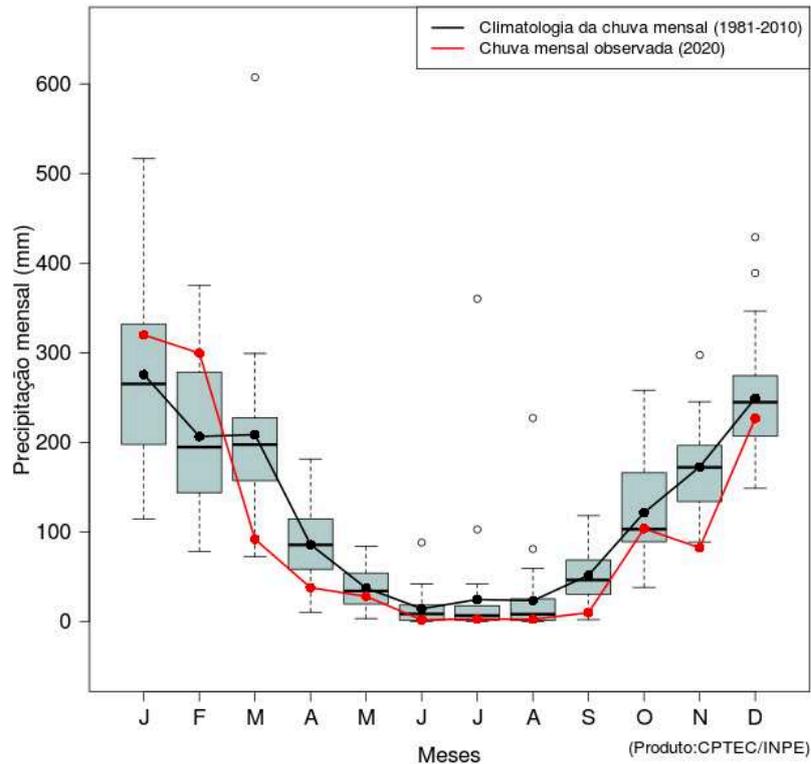
**Figura 20.** Mapa de declividade e classes de relevo da área de estudo.



Fonte: MDE ALOS-PALSAR, 2011. Organização da autora, 2020.

O clima da área de estudo é do tipo Tropical Semiúmido com duas estações bem definidas e temperatura média anual aproximada de 24°C, apresentando inverno frio e seco, que ocorre de maio a setembro e verão quente e chuvoso, ocorrendo de outubro a abril (NOVAIS, 2011). Com base em uma série histórica de 30 anos (1981-2010), o *boxplot* de precipitação, disponibilizado pelo CPTEC/INPE (2020), apresenta as características de precipitação média anual da área de estudo, que está inserida na “Região 100” (Figura 21).

**Figura 21.** Boxplot de precipitação média mensal da Região 100, para o ano de 2020.



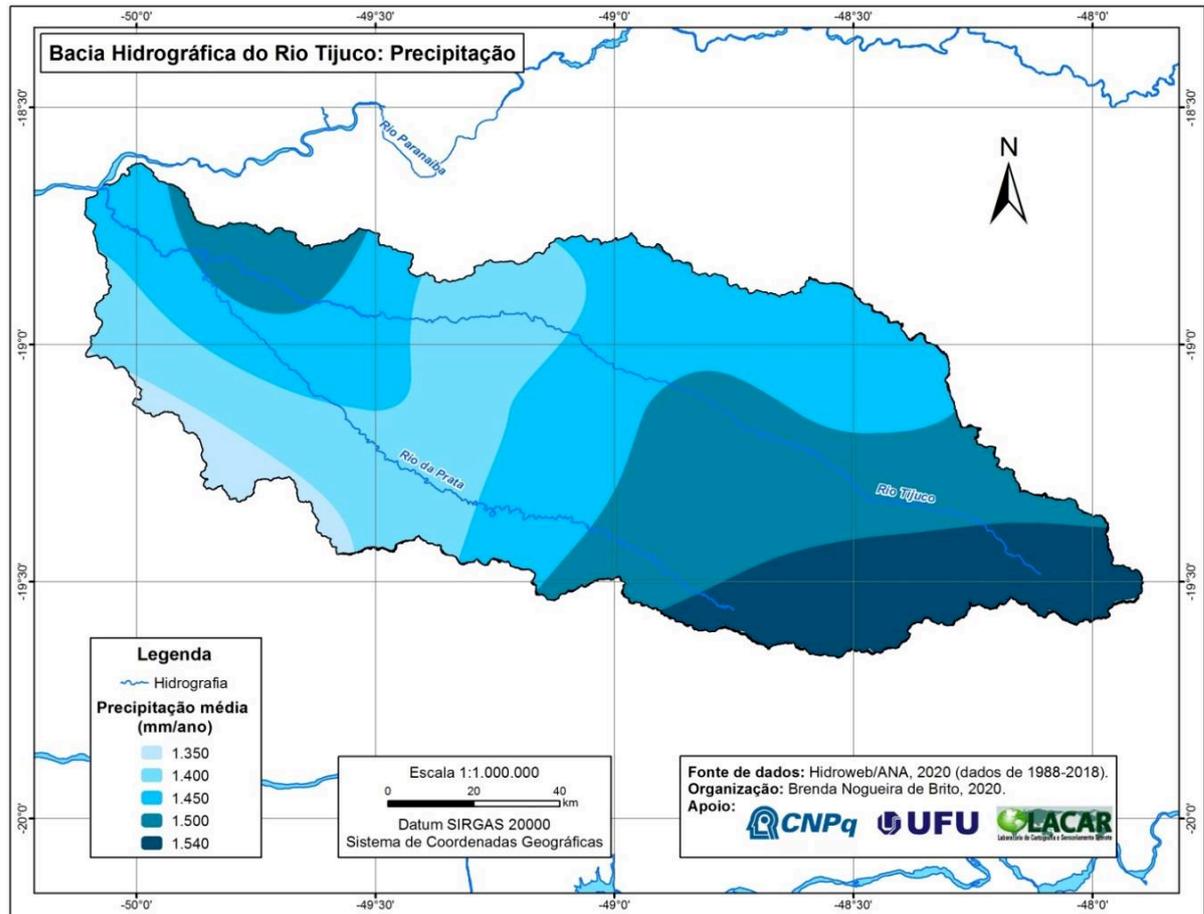
Fonte: CPTEC/INPE, 2020.

Na Figura 21 as caixas (*box*) representam a precipitação mediana mensal dos municípios inseridos na Região 100, apresentando também os valores mais altos (haste superior) e mais baixos (haste inferior) a partir da linha de separação da mesma. Já as linhas contínuas expressam a distribuição média mensal, sendo a preta correspondente aos 30 anos observados e a vermelha referente ao ano de 2020. Já os círculos vazados dizem respeito aos eventos extremos. A análise do gráfico confirma a variação climática sazonal citada anteriormente, com as máximas anuais de precipitação ocorrendo nos meses de dezembro e janeiro (meio da estação chuvosa) e as mínimas nos meses de junho, julho e agosto (meio da estação seca). Além disso, é realizada uma comparação entre a climatologia da chuva e a precipitação observada no ano de 2020. Dessa forma, nota-se uma diminuição acentuada das chuvas nos meses de novembro e março de 2020 em relação à média mensal histórica para esses meses, além de registros ainda menores de precipitação nos meses mais secos (junho, julho, agosto e setembro).

O mapa da Figura 22 apresenta a distribuição da precipitação média anual no território da área de estudo (1988-2018). Nota-se que, existem dois extremos de maior

precipitação (noroeste e sudeste da Bacia) e uma diminuição de cerca de 200 mm na porção centro-oeste.

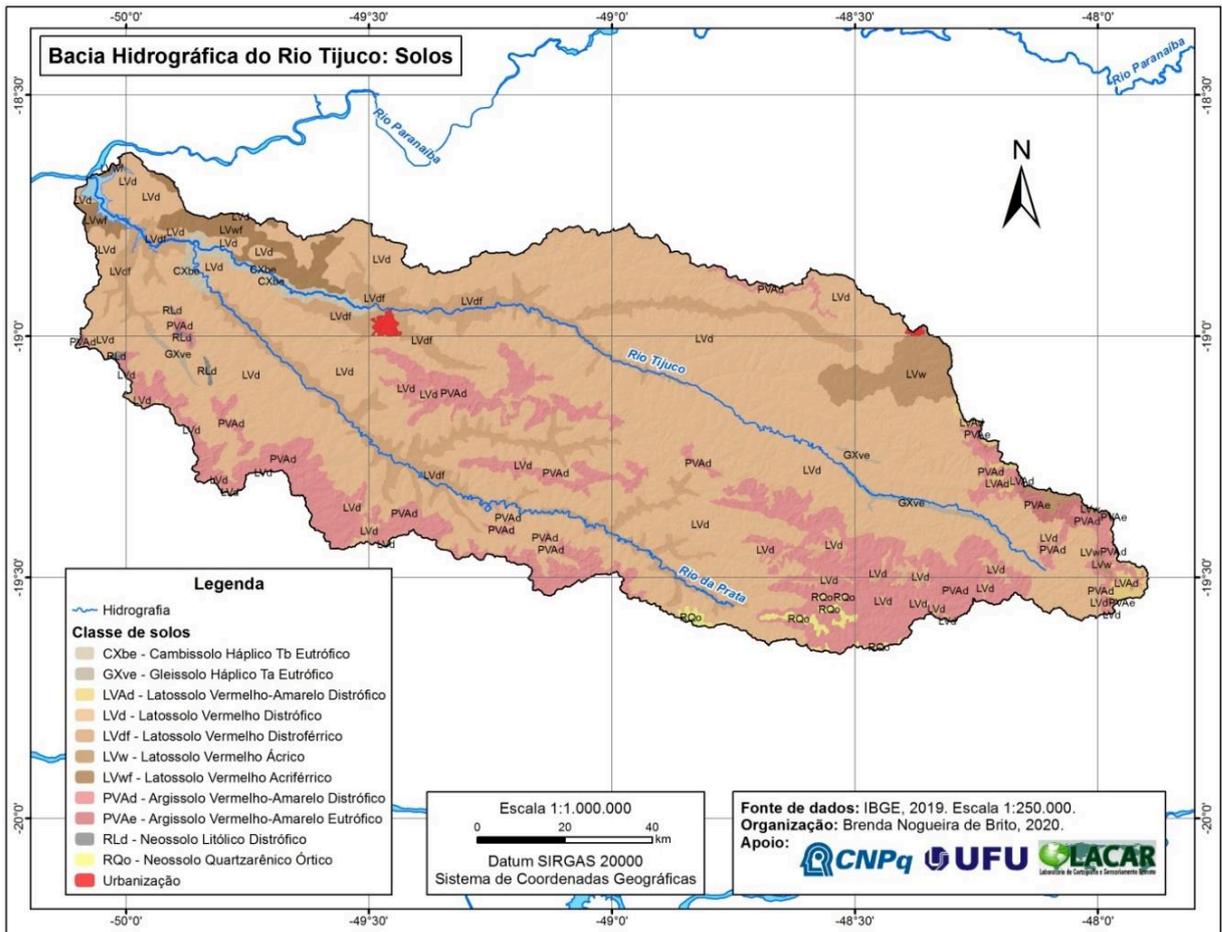
**Figura 22.** Mapa de precipitação média mensal da área de estudo.



Fonte: Hidroweb/ANA, 2020. Organização da autora, 2020.

Os solos são o produto da inter-relação entre fatores bióticos e abióticos. As características geológicas, geomorfológicas e climatológicas de um ambiente são determinantes para a formação dos solos (LEPSCH, 2011). Em ambiente de Cerrado são comuns os Latossolos, ocorrendo, sobretudo, nas chapadas e trechos mais suaves do relevo, apresentando elevados teores de Fe, boa drenagem e maior espessura (RESENDE et al, 2007). De acordo com o mapa de solos do IBGE (2019), em escala 1:250.000, os Latossolos perfazem aproximadamente 80% da área de estudo e os Argissolos cerca de 18%. Os 2% restantes comportam, em ordem decrescente de representatividade, Cambissolos, Neossolos e Gleissolos (Figura 23).

Figura 23. Mapa de classes de solos da área de estudo.



Fonte: IBGE, 2019. Organização da autora, 2020.

Diante do mapa da Figura 23, nota-se uma predominância dos Latossolos Vermelhos Distróficos ao longo de todo o território da bacia e, sobretudo, nas porções de menor altitude e relevo plano. Por outro lado, os Argissolos Vermelho-Amarelos Distróficos são abundantes nas áreas mais acidentadas e com maior dissecação. As principais diferenças entre as duas classes de solos estão relacionadas aos teores de minerais primários, Fe/Al e argila. Enquanto o Latossolo apresenta horizonte B latossólico (avançada intemperização, transformação de minerais alteráveis, lixiviação de bases e elevados teores de Fe/Al), o Argissolo deve apresentar incremento de argila no horizonte B, em relação ao horizonte superior (B textural). A coloração vermelha ou vermelho-amarela de ambos os solos está associada ao material de origem (basaltos e arenitos) e elevados teores de Fe e Al. Já o caráter distrófico se refere à baixa saturação de bases (< 50%) dos solos da região (EMBRAPA, 2018).

#### 4.3.2. Mapeamento de qualidade em pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijucu

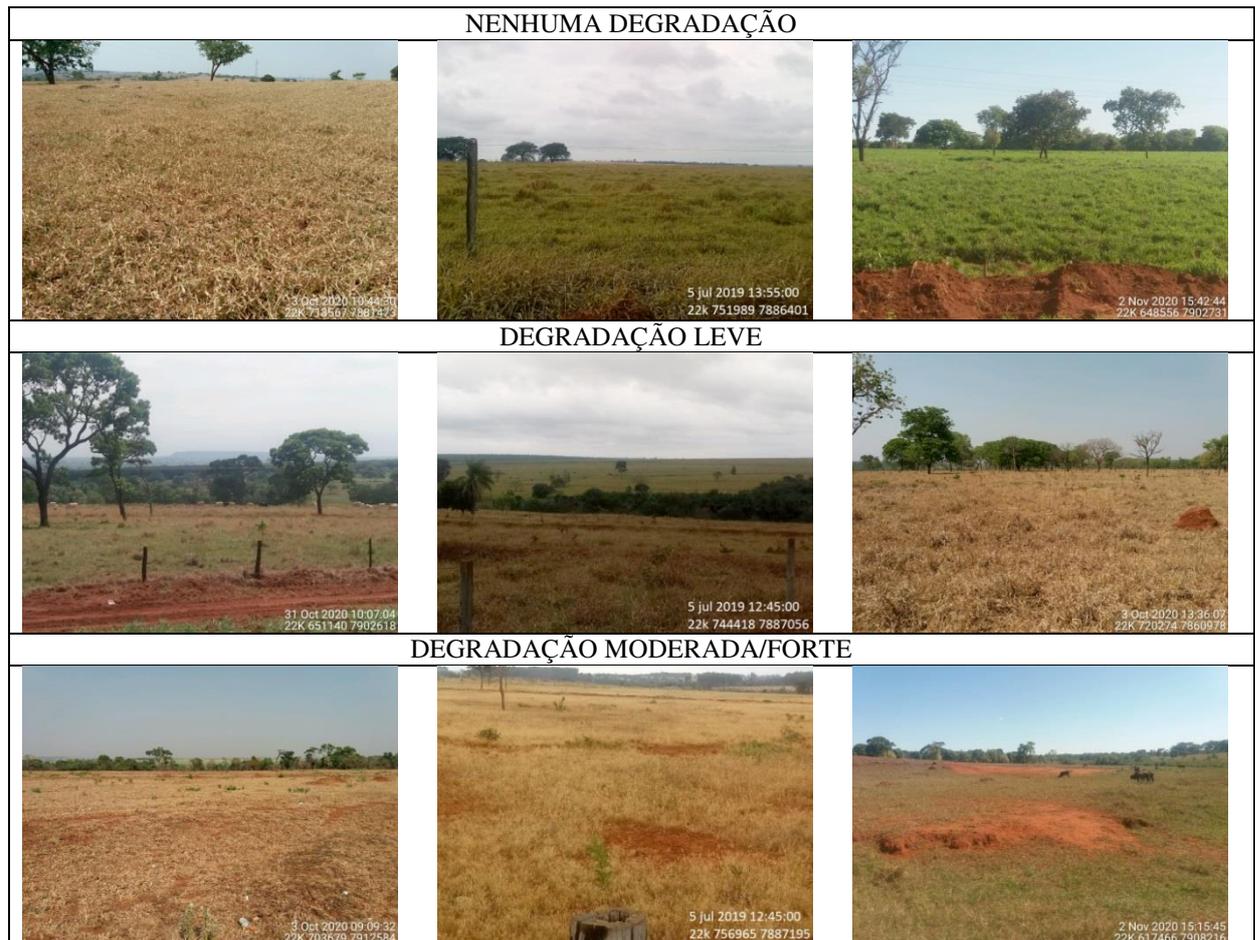
A partir dos valores de NDVI encontrados e dados de 9 pastos visitados em campo (Figura 24), foram definidos 3 níveis de degradação, conforme os parâmetros limitantes apresentados no Quadro 5. Pastos com ausência de espécies invasoras, médio/alto vigor vegetativo e NDVI médio superior a 0,42 não apresentam degradação aparente, e são compreendidos pela classe “nenhuma” no mapeamento.

**Quadro 5.** Parâmetros limitantes para os níveis de degradação em pastagens.

Nível	Parâmetros limitantes	Média NDVI	Degradação do pasto
N1	Sem indícios de degradação e alto vigor vegetativo	> 0,42	Nenhuma
N2	Médio a baixo vigor vegetativo, presença de espécies invasoras e cupinzeiros	0,32 – 0,42	Leve
N3	Baixo vigor vegetativo, abundância de espécies invasoras, cupinzeiros, solo exposto e/ou erosão	< 0,32	Moderada/Forte

Fonte: Adaptado de Franco e Rosa (2004) e Dias Filho (2014).

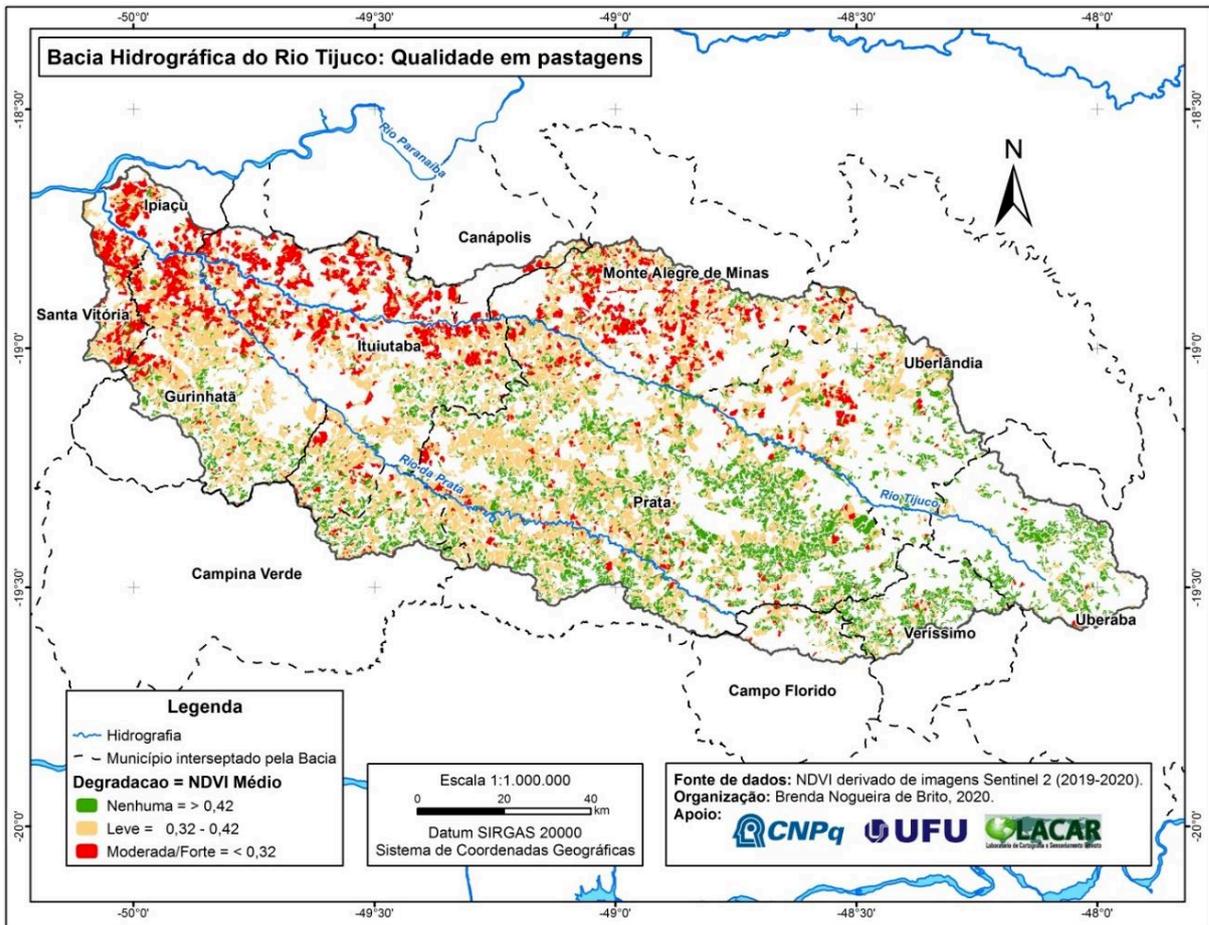
**Figura 24.** Pastos utilizados como parâmetro na definição dos níveis de degradação.



Fonte: Organização da autora (2019; 2020).

No mapa da Figura 25 apresenta-se a qualidade das pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijuco, para o ano de 2020. Observa-se uma predominância de pastagens com degradação moderada a forte na porção Norte-Leste da área de estudo, sobretudo no município de Monte Alegre de Minas, norte de Ituiutaba, Gurinhatã, Ipiacú e Santa Vitória. Por outro lado, os patos bons, classificados como pastagens com nenhuma degradação, se estendem ao longo do extremo sul da Bacia e em boa parte da porção sudeste, com destaque para os municípios de Uberaba, Veríssimo e o leste de Prata. Já os pastos com degradação leve (degradação em estágio inicial/agrícola) são os mais abundantes da área de estudo, ocorrendo em maior representatividade no oeste de Prata e sul de Monte Alegre de Minas, Ituiutaba e Gurinhatã.

**Figura 25.** Mapa de qualidade em pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijuco, do ano de 2020.



Fonte: Sentinel 2 – ESA. 2019/2020. Organização da autora, 2020.

Concordando com os resultados obtidos pelo INAES/MAPA (2015) para todo o território mineiro, aproximadamente 75% das áreas ocupadas com pastagens na Bacia

apresentam algum nível de degradação, sendo a degradação leve predominante e igual a 59,52% (Tabela 6). Resultados aproximados também foram atingidos por Brito et al. (2018), ao apontarem que cerca de 70% das pastagens do Triângulo Mineiro estão degradadas. Cabe frisar que, a degradação leve (agrícola) pode ser revertida por meio da manutenção do pasto, não sendo necessárias práticas dispendiosas de recuperação, uma vez que a estrutura dos solos encontra-se preservada (MACEDO, 1999). Além disso, as pastagens com degradação moderada/forte são pouco representativas na área de estudo (cerca de 15%) – percentual menor que o daquelas classificadas com nenhuma degradação (aproximadamente 26%) – e concentradas em regiões específicas, facilitando a execução de políticas públicas a partir de agentes de capacitação em recuperação de pastagens.

**Tabela 6.** Área ocupada por nível de degradação das pastagens na bacia hidrográfica do rio Tijuco em 2020.

Nível de Degradação	Valores médios de NDVI	Área Ocupada	
		(Km <sup>2</sup> )	(%)
Moderada/Forte	< 0,32	810,02	14,63
Leve	0,32 a 0,42	3.295,72	59,52
Nenhum	> 0,42	1.431,30	25,85
<b>Total</b>		<b>5.537,04</b>	<b>100,00</b>

Fonte: Organização da autora, 2020.

Cabe destacar que, as divergências entre os intervalos de NDVI constatados por Brito e Brito (2020) – Capítulo 2 – se devem ao fato de que na bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho (afluente do rio Tijuco) não foram encontradas pastagens com degradação forte. Dessa forma, uma vez que na bacia do rio Tijuco a degradação é mais acentuada, foram determinados novos parâmetros, atendendo às especificidades da área de estudo.

Analisando-se os resultados obtidos em conjunto com as características físico-ambientais da área de estudo, nota-se que tais características não são determinantes na qualidade das pastagens. Isso porque parte considerável das pastagens não degradadas se encontra nas porções mais acidentadas/de alta declividade da Bacia, onde predominam Argissolos – conformação mais propícia à degradação estrutural dos solos e processos erosivos. Já as pastagens com degradação moderada a forte ocorrem em áreas de relevo predominantemente plano a suavemente ondulado, cobertas por Latossolos, e, por tanto, de menor erodibilidade natural (ARAÚJO et al, 2011; LEPSCH, 2011).

No que concerne aos aspectos climáticos, com destaque para a precipitação média anual, ainda que se configure uma distribuição das chuvas que privilegia a região sudeste da área de estudo, pouca variação média é observada em relação à porção noroeste, que possui precipitação média anual superior a 1.450 mm (Figura 23).

Na Tabela 7 observam-se os resultados de acurácia e precisão do mapeamento de qualidade em pastagens. Considerando 40 pontos de controle, obtidos em campo, o mapeamento atingiu a  $Po$  muito boa de 0,88 e o  $k$  de 0,77, resultado considerado como “substancial” por Landis e Koch (1977).

**Tabela 7.** Matriz de confusão com os resultados de Concordância Total ( $Po$ ) e Índice Kappa ( $k$ ) com base em 40 pontos de observação.

		Mapa temático			Total
		Nível de degradação	Moderada/Forte	Leve	
Verdade terrestre	Moderada/Forte	9	1	1	11
	Leve	1	22	1	24
	Nenhuma	0	1	4	5
	Total	10	24	6	40

$Po = 0,88$      $Pe = 0,45$      $k = 0,77$

Fonte: Organização da autora, 2020.

Alguns desafios para o uso do NDVI em mapeamentos de qualidade em pastagem, observados em campo, e que podem interferir na acurácia do mapeamento são: queimadas, árvores em abundância, presença de espécies invasoras e leguminosas. As queimadas, quando passados alguns dias, promovem a rebrota das gramíneas, embora desencadeiem em solo exposto, dificultando a interpretação do observador sobre a real situação do pasto (Figura 26, item A). As árvores, por sua vez, quando ocorrem em grandes quantidades, mesmo em local de pastagem degradada, interferem na resposta espectral do alvo e, por consequência, aumentam os valores de NDVI (Figura 26, item B). De maneira semelhante, as espécies invasoras e leguminosas, ainda que possam indicar um estágio inicial de degradação no pasto, elevam o NDVI e, de acordo com alguns autores, contribuem com a fertilidade dos solos e a manutenção das pastagens (DIAS-FILHO, 2011; TERRA, et al., 2019).

**Figura 26.** Fatores que influenciam na resposta espectral do pasto e interferem nos resultados de NDVI: A) Pasto com rebrota de gramíneas alguns dias após uma queimada; B) Presença de árvores/espécies invasoras associadas a solo exposto.



Fonte: Organização da autora, 2020.

Nessa perspectiva, espera-se que novas metodologias de mapeamento de qualidade em pastagens possam amenizar os efeitos supracitados, ampliando a acurácia e precisão dos resultados.

#### **4.3.3. Avaliação das pastagens em propriedades que captaram investimentos do Programa ABC na área de estudo**

A correlação entre o mapeamento de qualidade em pastagens e o limite das propriedades do ABC indicou que os investimentos financeiros podem ter contribuído com o melhoramento do pasto. Das 48<sup>1</sup> propriedades analisadas, 13 não apresentaram degradação, perfazendo 27,08% do total e 6 compreendem porções de pastagens boas, sem degradação e pastagens com degradação leve (12,50%). Somadas, essas classes totalizam 39,58% das propriedades (resultado melhor que o atingido na bacia como um todo). Avaliando o nível de degradação mais acentuado, apenas 3 pastagens estão moderadamente ou fortemente degradadas em sua totalidade (6,25%) e 3 apresentam degradação leve e forte/moderada. Em contrapartida, a predominância de degradação leve afeta 23 propriedades, perfazendo 47,92% do total avaliado.

No entanto, uma vez que os polígonos de pastagem mapeados não se sobrepõem com o limite exato do polígono da propriedade disponibilizado pelo BACEN, optou-se

<sup>1</sup> Foram mapeadas 48 propriedades. No entanto, duas delas correspondem à mesma localidade, que captou investimentos mais de uma vez.

por realizar essa análise considerando os segundos, associados aos NDVIs obtidos de 2016, 2017, 2018, 2019 e 2020. Dessa forma, no Quadro 6 são apresentadas as informações das propriedades que captaram recursos financeiros do Programa ABC, relacionadas aos processos de investimentos e aos valores de vigor vegetativo em cada ano de observação. Cabe frisar que, uma única propriedade captou investimentos duas vezes, sendo esta representada pelos números 3 e 37 no quadro a seguir.

**Quadro 6.** Informações sobre as propriedades que captaram investimentos do Programa ABC e evolução dos valores médios de NDVI dos meses mais secos entre os anos de 2016 e 2020.

Nº	Município de origem	Valor captado (R\$)	Ano	Fonte de recursos	NDVI				
					2016	2017	2018	2019	2020
1	Ituiutaba	900.000,00	2017	Poupança Rural	0,25	0,45	0,30	0,29	0,37
2	Prata	58.110,00	2018	Poupança Rural	0,27	0,30	0,33	0,32	0,33
3	Prata	16.378.000,00	2018	Poupança Rural	0,21	0,29	0,20	0,28	0,25
4	Prata	75.890,00	2016	Poupança Rural	0,28	0,43	0,42	0,34	0,35
5	Ituiutaba	1.736.649,23	2018	Poupança Rural	0,30	0,36	0,33	0,33	0,37
6	Prata	102.345,00	2016	BNDES	0,28	0,34	0,36	0,33	0,36
7	Prata	163.780,00	2018	Poupança Rural	0,23	0,28	0,18	0,36	0,31
8	Prata	315.365,00	2017	BNDES	0,35	0,39	0,38	0,32	0,31
9	Prata	146.580,00	2017	BNDES	0,25	0,33	0,29	0,22	0,27
10	Uberlândia	450.724,50	2018	Poupança Rural	0,28	0,32	0,33	0,27	0,35
11	Gurinhata	144.597,92	2018	Poupança Rural	0,20	0,22	0,19	0,23	0,32
12	Prata	476.213,64	2017	Poupança Rural	0,30	0,44	0,38	0,37	0,37
13	Prata	45.730,00	2017	BNDES	0,24	0,26	0,23	0,21	0,25
14	Prata	101.171,00	2017	BNDES	0,26	0,40	0,29	0,33	0,28
15	Ituiutaba	996.096,00	2018	Poupança Rural	0,21	0,24	0,24	0,21	0,30
16	Ipiacu	293.754,00	2018	Poupança Rural	0,20	0,28	0,22	0,21	0,29
17	Monte Alegre de Minas	44.970,75	2018	Poupança Rural	0,21	0,35	0,38	0,26	0,22
18	Veríssimo	1.460.346,39	2017	Poupança Rural	0,25	0,37	0,32	0,31	0,35
19	Gurinhata	1.156.905,00	2016	BNDES	0,21	0,35	0,25	0,29	0,32
20	Uberlândia	460.000,00	2018	Poupança Rural	0,26	0,33	0,24	0,25	0,28
21	Prata	226.290,40	2017	Poupança Rural	0,34	0,36	0,38	0,39	0,28
22	Ipiacu	300.000,00	2018	Poupança Rural	0,21	0,29	0,20	0,23	0,22
23	Campina Verde	101.000,00	2017	Poupança Rural	0,25	0,26	0,32	0,36	0,26
24	Veríssimo	150.000,00	2017	Poupança Rural	0,23	0,24	0,32	0,34	0,24
25	Uberlândia	1.030.000,00	2018	Poupança Rural	0,25	0,30	0,23	0,20	0,28
26	Prata	341.299,75	2018	Poupança Rural	0,31	0,38	0,31	0,34	0,35
27	Prata	60.044,05	2017	BNDES	0,21	0,26	0,23	0,27	0,26
28	Gurinhata	197.238,50	2018	Poupança Rural	0,20	0,32	0,23	0,23	0,27
29	Gurinhata	600.000,00	2017	BNDES	0,27	0,33	0,26	0,24	0,26
30	Gurinhata	150.000,00	2017	BNDES	0,23	0,35	0,26	0,28	0,34
31	Uberlândia	150.025,00	2018	BNDES	0,21	0,28	0,25	0,26	0,32

Nº	Município de origem	Valor captado (R\$)	Ano	Fonte de recursos	NDVI				
					2016	2017	2018	2019	2020
32	Monte Alegre de Minas	396.468,00	2017	BNDES	0,22	0,35	0,33	0,27	0,35
33	Monte Alegre de Minas	150.000,00	2017	BNDES	0,19	0,33	0,22	0,25	0,32
34	Prata	277.049,61	2018	Poupança Rural	0,32	0,37	0,34	0,36	0,37
35	Uberaba	87.320,10	2018	Poupança Rural	0,28	0,49	0,36	0,43	0,41
36	Santa Vitória	39.486,72	2018	Poupança Rural	0,30	0,33	0,24	0,26	0,25
37	Prata	146.600,00	2016	BNDES	0,21	0,29	0,20	0,28	0,25
38	Prata	146.580,00	2016	BNDES	0,24	0,34	0,23	0,31	0,24
39	Prata	63.366,41	2018	Poupança Rural	0,20	0,27	0,19	0,26	0,26
40	Monte Alegre de Minas	723.108,00	2016	BNDES	0,24	0,59	0,31	0,29	0,35
41	Ituiutaba	1.143.525,00	2018	Poupança Rural	0,34	0,38	0,29	0,25	0,33
42	Veríssimo	206.559,65	2018	Poupança Rural	0,27	0,31	0,25	0,36	0,27
43	Ipiáçu	700.000,00	2018	Poupança Rural	0,22	0,31	0,25	0,22	0,28
44	Prata	275.402,00	2017	Poupança Rural	0,23	0,32	0,24	0,30	0,29
45	Prata	180.912,00	2017	BNDES	0,26	0,26	0,21	0,38	0,26
46	Prata	547.359,73	2017	Poupança Rural	0,21	0,25	0,22	0,27	0,30
47	Prata	600.000,00	2018	BNDES	0,32	0,33	0,34	0,34	0,34
48	Monte Alegre de Minas	58.657,50	2018	Poupança Rural	0,26	0,38	0,20	0,25	0,31
49	Uberlândia	200.000,00	2018	BNDES	0,27	0,40	0,55	0,60	0,66
<b>Total</b>		34.755.520,85	<b>Média</b>		0,25	0,33	0,28	0,30	0,31

Fonte: BACEN (2019). Organização da autora (2020).

Conforme se observa no Quadro 6, quase todos os municípios interceptados pela bacia captaram investimentos do Programa ABC, sendo o município de Prata o que mais captou, com 42,86% do total de contratos, seguido por Monte Alegre de Minas, Gurinhatã e Uberlândia, cada um com 5 contratos, totalizando 30,61%. A representatividade de Prata na captação de investimentos pode estar relacionada à tradição pecuária do mesmo, associada à sua extensão territorial relativamente grande e predominância no território da bacia do rio Tijuco. Além disso, de acordo com o mapeamento de qualidade em pastagens (Figura 25), o município de Prata comporta uma parcela significativa das pastagens sem degradação e são raros os pastos com degradação moderada/forte. Atribui-se essa realidade ao fato de o município contar com uma tradição histórica no ramo da pecuária (OVIEDO-PASTRANA et al. 2014).

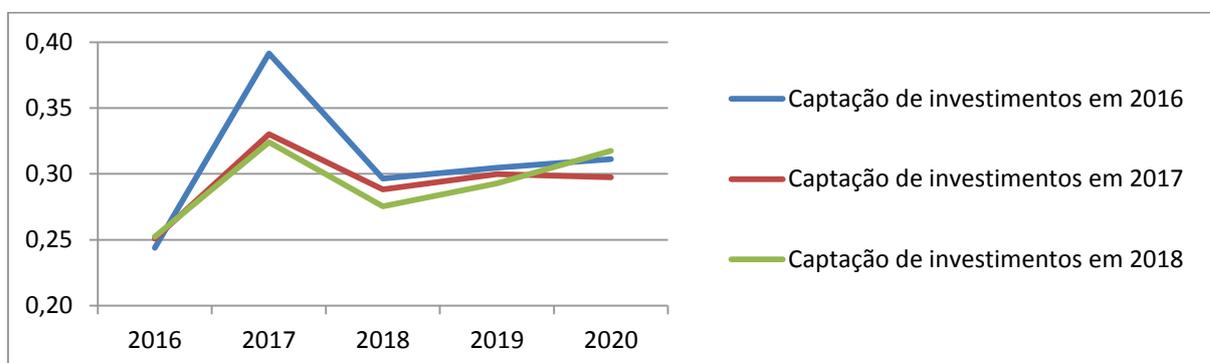
No que diz respeito às fontes de recursos e aos valores captados, o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) e a Poupança Rural concederam R\$ 5.371.833,05 e R\$ 29.383.687,80, respectivamente, em investimentos financeiros para recuperação de pastagens degradadas na área de estudo, totalizando aproximadamente R\$ 35 milhões. Deste total, mais de R\$ 20 milhões foram

direcionados apenas ao município de Prata (60% do total investido). No entanto, poucos proprietários na bacia receberam valores acima de R\$ 1 milhão (apenas 6), demonstrando uma distribuição relativamente uniforme dos recursos, exceto pela propriedade número 3 que recebeu mais de R\$ 16 milhões.

Os dados apresentados no Quadro 6 mostram, ainda, que a procura por investimentos cresceu ao longo dos anos. Em 2016 foram realizados 6 contratos de investimentos, ao passo que, 18 proprietários captaram recursos no ano de 2017 e esse número saltou para 25 em 2018. Somente em 2018 foram captados cerca de R\$ 26 milhões, dos quais 88% foram provenientes da Poupança Rural.

Por fim, os resultados de NDVI (Quadro 6) indicam uma melhora geral no vigor dos pastos, na medida em que a média geral das propriedades cresceu entre 2016 e 2020 de 0,25 para 0,31. Considerando que nem todos os proprietários captaram investimentos em 2016, apresentam-se a seguir informações de NDVI associadas aos anos em que foram direcionados os recursos financeiros do programa ABC às propriedades (Figura 27).

**Figura 27.** Evolução da média de NDVI dos 3 meses mais secos dos anos (2016 a 2020) das propriedades de acordo com o ano de captação de recursos do Programa ABC.

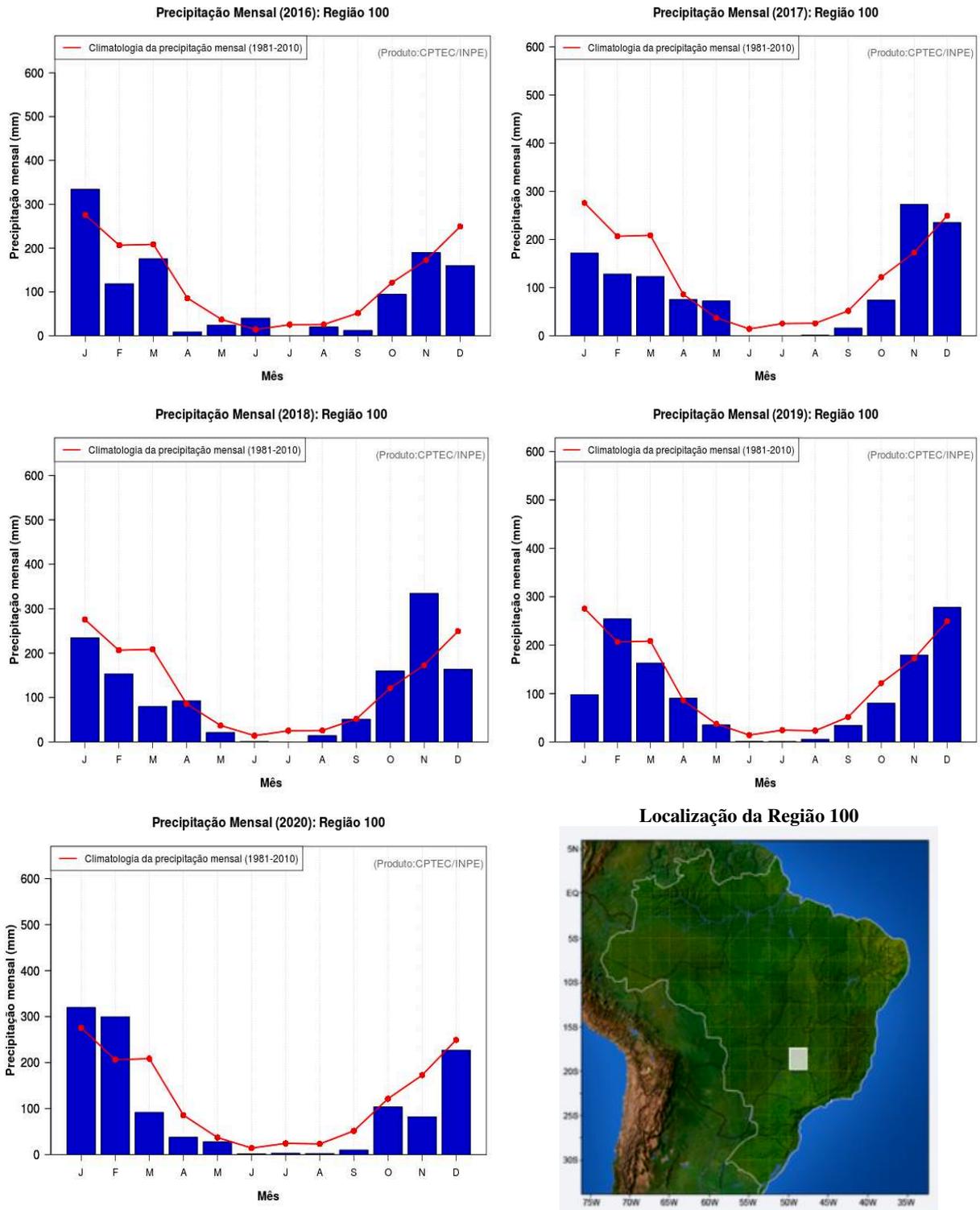


Fonte: Sentinel 2 – ESA. 2019/2020; BACEN, 2019. Organização da autora (2020).

Verifica-se, na Figura 27, uma tendência de aumento gradual dos valores de NDVI ao longo dos anos, com um pico no ano de 2017 em todos os cenários de captação de recursos financeiros. O aumento atípico dos valores de NDVI no ano de 2017 pode estar relacionado à dinâmica das chuvas naquele ano, uma vez que no mês de maio de 2017 choveu acima do esperado (Figura 28), considerando uma série histórica de 30 anos para a região onde a área de estudo se insere (CPTEC/INPE, 2020). Ademais, a quantidade de imagens disponíveis com poucas nuvens deste ano (47 imagens) é menor

que a de todos os demais anos observados (todos tiverem mais de 59 imagens), confirmando que houve um regime de chuvas adverso neste período.

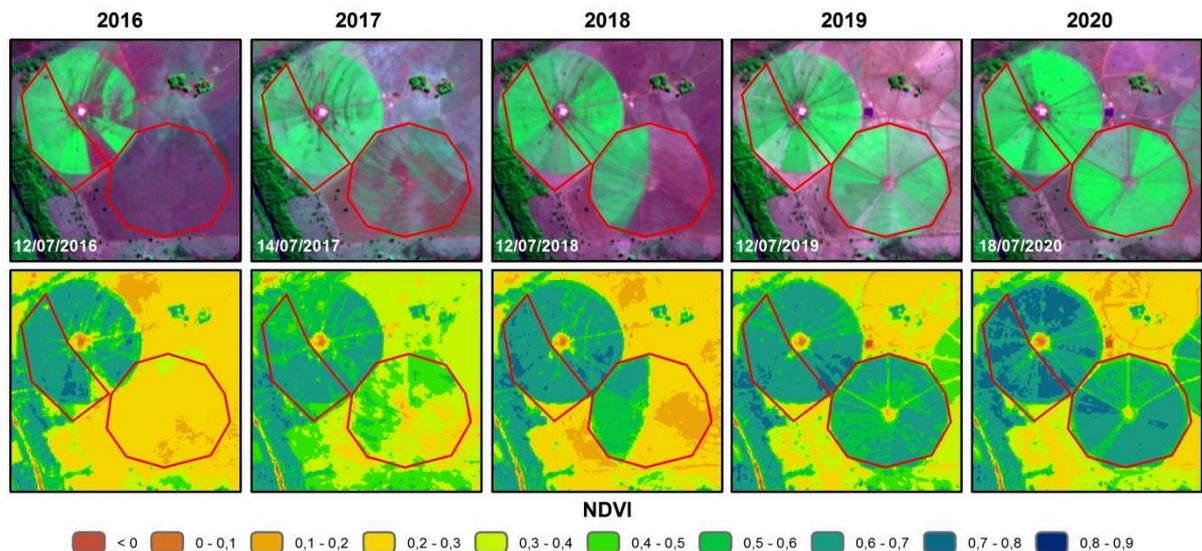
**Figura 28.** Precipitação média mensal dos anos de 2016 a 2020 na área de estudo.



Fonte: CPTEC-INPE (2016-2020). Organização da autora (2020).

Dessa forma, todas as 6 propriedades que receberam investimentos no ano de 2016 tiveram aumento do vigor vegetativo dos pastos em 2017. Em relação às propriedades que captaram recursos em 2018, aproximadamente 70% tiveram desempenhos positivos no ano de 2019, com o aumento dos valores de NDVI entre os dois anos. Por fim, dentre as 49 propriedades analisadas, 67% contaram com uma variação anual de NDVI positiva entre 2019 e 2020 e 3 delas tiveram desempenho crescente ao longo de todos os anos observados. Na Figura 29 apresentam-se as respostas espectrais dos pastos e os NDVIs médios da propriedade n° 49, evidenciando uma melhora gradual do vigor vegetativo entre 2016 e 2020.

**Figura 29.** Imagens em composição falsa cor e NDVIs médios da propriedade n° 49 ao longo dos anos observados.

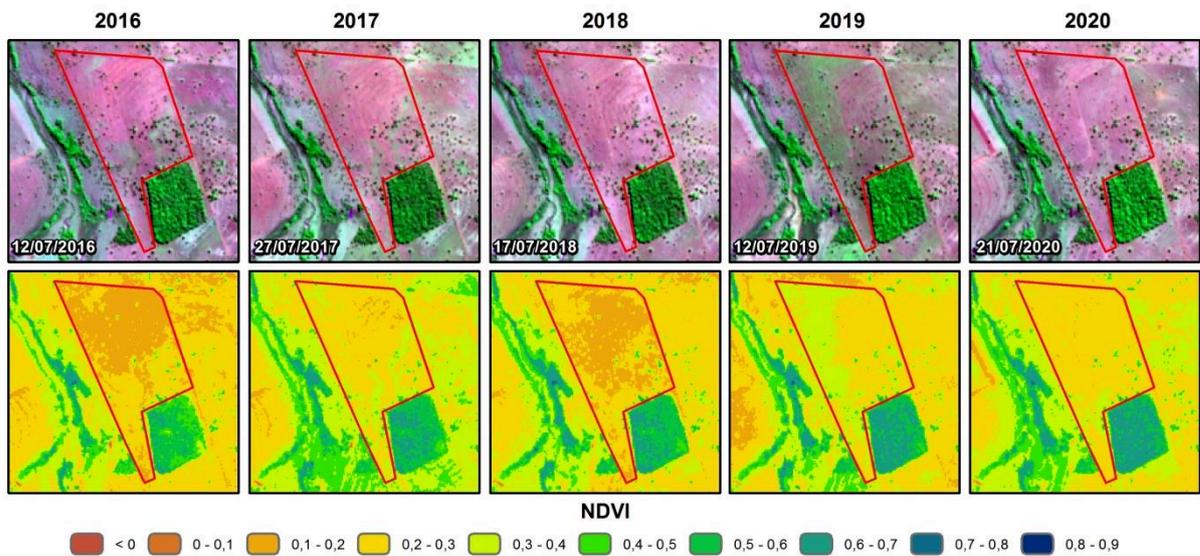


Fonte: Sentinel 2 – ESA. 2016-2020. Organização da autora (2020).

A partir da observação da Figura 29, é possível concluir que na propriedade de n° 49 foram desenvolvidas técnicas de manejo que contribuíram com a recuperação do pasto. O pastejo rotacionado em forma de pivô central de irrigação tem se mostrado eficaz e economicamente viável para a recuperação de pastagens degradadas, podendo ser consorciado com lavouras anuais (CARVALHO et al. 2017). Da mesma forma, a pecuária intensiva com lotação bovina mais elevada preconiza uma maior dedicação do produtor em garantir o melhor aproveitamento do espaço (ARANTES, 2017). Além disso, nota-se uma melhora substancial do pasto a partir 2018, ano em que foram captados recursos do Programa ABC para este fim. É importante ressaltar que, tal

prática de recuperação não foi dispendiosa, uma vez que foram direcionados R\$ 200 mil para esse proprietário. Por outro lado, em algumas propriedades que captaram valores substanciais, por vezes, não foi constatado o aumento do vigor vegetativo (aumento do NDVI), como ocorreu com a de nº 3/37, onde foram investidos mais de R\$ 16 milhões – foram direcionados recursos duas vezes – e não se observa melhorias na qualidade da pastagem (Figura 30).

**Figura 30.** Imagens em composição falsa cor e NDVIs médios da propriedade nº 3/37 ao longo dos anos observados.



Fonte: Sentinel 2 – ESA. 2016-2020. Organização da autora (2020).

Diante do exposto, conclui-se que o estudo comparativo de qualidade em pastagens utilizando NDVI encontra obstáculos, sobretudo relacionados à dinâmica climática, materializada do regime das chuvas, que interferem nos resultados. No entanto, de modo geral, verifica-se uma tendência de melhora gradual do vigor vegetativo dos pastos que captaram recursos financeiros do Programa ABC na bacia hidrográfica do rio Tijucu, assim como foi constatado por Ferreira et al. (2020) para todo o território nacional.

Gianetti (2017) aponta que o Programa ABC se desenvolveu melhor em locais onde a atividade agropecuária já está consolidada e que dispõem de tecnologias produtivas mais desenvolvidas. Salienta ainda que, o sucesso do uso de insumos agrícolas, de aparato mecânico e técnicas agrônômicas como medidas de recuperação de pastagens degradadas dependem das características climáticas da área e disponibilidade

socioeconômica do produtor. Essa afirmativa foi constatada na área de estudo, que está localizada em uma das regiões com a atividade agropecuária mais desenvolvida e que conta com um número expressivo de contratos de investimentos. A partir da comparação entre os resultados apresentados nas figuras 29 e 30 tal realidade é ainda mais latente, haja vista que o direcionamento de recursos é mais eficiente em propriedades que já contam com algum tipo de manejo do pasto (propriedade nº 49).

#### **4.4. Considerações Finais**

O mapeamento de qualidade das pastagens da bacia hidrográfica do rio Tijuco evidenciou que as pastagens com indícios de degradação biológica se concentram na porção noroeste da área e os pastos bons são mais frequentes leste. Não foi possível relacionar a degradação das pastagens com as características físicas da região, com exceção apenas da dinâmica das chuvas. Dessa forma, os fatores econômicos e a tradição pecuária podem influenciar significativamente na qualidade do pasto, podendo ser amenizados ou potencializados por políticas públicas como os programas de investimentos e pelo correto manejo dos proprietários.

Os desafios dos programas de investimento do governo contemplam principalmente a destinação adequada dos recursos e a constatação dos resultados. No âmbito da destinação adequada dos recursos do Programa ABC, é notável a distribuição desigual dos investimentos, concentrando-os em um número reduzido de propriedades que, em alguns casos, não promovem o manejo. Sobre a constatação dos resultados, verifica-se uma leve melhora nos vigores vegetativos dos pastos, cujo proprietário captou recursos, mas que necessita de estudos mais avançados e de campo, uma vez que o uso do NDVI para análises temporais não se mostrou conclusivo, principalmente em decorrência da influência da dinâmica climática (quantidade e distribuição das chuvas).

Portanto, sugere-se que sejam adotadas medidas que almejem focalizar melhor os investimentos, a fim de garantir a eficiência da política pública. Dentre as quais, vale destacar: 1) a avaliação inicial e final do estágio de degradação da pastagem como condição para concessão de investimentos; 2) a desburocratização do processo de obtenção de recursos, facilitando a elaboração dos projetos; 3) o incentivo ao desenvolvimento de pesquisas e capacitação em tecnologias de baixa emissão de carbono. Espera-se que, as atividades do Projeto Paisagens Rurais sejam direcionadas

aos locais onde se encontram a maior parte das pastagens degradadas e que haja um acompanhamento dos resultados obtidos, buscando, sobretudo, o melhor aproveitamento dos espaços de produção agropecuária no Brasil.

## Referências

ALLAN, R.; SODEN, B. Atmospheric warming and the amplification of precipitation extremes. **Science**, v. 321, pg. 1481-1484, 2008.

ALOS – Advanced Land Observing Satellite/PALSAR – Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar. **Modelo Digital de Elevação**. 2011. Disponível em: <https://search.asf.alaska.edu/#/>. Acesso em 5 jan. 2021.

ANA – Agência Nacional de Águas. Sistema de Informações Hidrológicas (Hidroweb). Disponível em: <http://www.snirh.gov.br/hidroweb/serieshistoricas>. Acesso em: 20 ago. 2020.

ARANTES, A. E. **Caracterização Biofísica e Potencial à Intensificação Sustentável da Pecuária Brasileira em Pastagens**. 2017. 136 f. Tese (Doutorado em Ciências Ambientais) – Instituto de Estudos Socioambientais, Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2017.

ARAÚJO, G. H. S.; ALMEIDA, J. R.; GUERRA, A. J. T. *Gestão ambiental de áreas degradadas*. 7ed. Rio de Janeiro, Bertrand Brasil, 2011.

ASSAD, E. D.; MARTINS, S. Agricultura de Baixa Emissão de Carbono: A Evolução de um Novo Paradigma. **Agroanalysis**, mar. 2015. Disponível em: <http://www.agroanalysis.com.br/3/2015/sustentabilidade/agricultura-de-baixa-emissao-de-carbono-a-evolucao-de-um-novo-paradigma>. Acesso em: 18 ago. 2020.

BACCARO, C. A. D. Unidades Geomorfológicas do Triângulo Mineiro. *Sociedade & Natureza*, Uberlândia, v. 3, p.37-42, dez. 1991.

BACCARO, C. A. D; FERREIRA, I. L; ROCHA, M. R; RODRIGUES, S. C. Mapa geomorfológico do Triângulo Mineiro: uma abordagem morfoestrutural-escultural. **Sociedade & Natureza**, v.13, n25, p. 115-127, 2001.

BLOIS, J. L. et al. Climate change and the past, present, and future of biotic interactions. **Science**, vol. 341, pg. 499–504, 2013.

BRASIL. **Lei nº 12.187, de 29 de dezembro de 2009**. Institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima - PNMC e dá outras providências. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2007-2010/2009/Lei/L12187.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2007-2010/2009/Lei/L12187.htm). Acesso em: 3 set. 2020.

BRASIL. **Decreto nº 7390, de 9 de dezembro de 2010**. Regulamenta os arts. 6o, 11 e 12 da Lei no 12.187, de 29 de dezembro de 2009, que institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima - PNMC, e dá outras providências (revogado pelo Decreto nº 9.578/2018). Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2007-2010/2010/Decreto/D7390.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2007-2010/2010/Decreto/D7390.htm). Acesso em: 3 set. 2020.

BRASIL. Ministério da Agricultura Pecuária e Abastecimento - MAPA. **Plano setorial de mitigação e de adaptação às mudanças climáticas para a consolidação de uma economia de baixa emissão de carbono na agricultura: plano ABC (Agricultura de Baixa Emissão de Carbono)** / MAPA, MDA, coordenação da Casa Civil da Presidência da República. – Brasília: MAPA/ACS, 2012.

BRITO, J. L. S. et al. Mapeamento e avaliação da qualidade das pastagens cultivadas no Triângulo Mineiro a partir de imagens Oli/Landsat-8. **Caminhos da Geografia** (UFU. Online), p. 68-82, 2018.

BRITO, B. N.; BRITO, J. L. S. Mapeamento de qualidade em pastagens no Cerrado por meio de imagens Sentinel 2. **Geografia Ensino & Pesquisa**, v. 24, e. 44, p. 1-20, 2020.

CARVALHO, W. T. V. Pastagens degradadas e técnicas de recuperação: Revisão. **Pubvet**, v.11, n.10, p.1036-1045, Out, 2017. Disponível em: <http://www.pubvet.com.br/artigo/4110/pastagens-degradadas-e-teacutecnicas-de-recuperaccedilatildeo-revisatildeo>. Acesso em: 16 jan. 2021.

CPTEC – Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Evolução mensal e sazonal das chuvas**. Região 100. 2020. Disponível em: <http://clima1.cptec.inpe.br/evolucao/pt>. Acesso em: 5 jan. 2021.

DAI, A. G. Increasing drought under global warming in observations and models. **Nature Climate Change**, vol. 3, pg. 52-58, 2013.

DIAS FILHO, M. B. **Degradação de Pastagens**: processos, causas e estratégias de recuperação. 4 ed. Belém: MBDF, 2011.

DIAS FILHO, M. B. **Diagnóstico das pastagens no Brasil**. Belém: Embrapa Amazônia Oriental, 2014.

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 5. ed. Embrapa: Brasília, 2018.

ESA – European Space Agency. Missions. **Sentinel-2: Data products**. Disponível em: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2/data-products>. Acesso em: 23 abr. 2020.

FERREIRA, et al. Dinâmica das pastagens Brasileiras: Ocupação de áreas e indícios de degradação - 2010 a 2018. Laboratório de Processamento de Imagens e Geoprocessamento. Universidade Federal de Goiás. 2020. Disponível em: [https://files.cercomp.ufg.br/weby/up/243/o/Relatorio\\_Mapas1.pdf](https://files.cercomp.ufg.br/weby/up/243/o/Relatorio_Mapas1.pdf). Acesso em: 5 jan. 2021.

FRANCO, J. B. S.; ROSA, R. Análise da possibilidade de identificar pastagens degradadas utilizando dados radiométricos de campo. **Sociedade & Natureza**, v. 16, n. 31, p. 37-55, 2004.

GIANETTI, G. W. **O Plano e Programa ABC**: uma avaliação da execução e distribuição de recursos. 2017. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2017.

GOOGLE LLC. **Earth Engine Code Editor**. 2020. Disponível em: <https://developers.google.com/earth-engine/playground>. Acesso em: 15 jul. 2020.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Agropecuário 2017**. 2017. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/censo-agropecuario/censoagropecuario-2017>. Acesso em: 27 ago. 2018.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Geociências. Informações Ambientais. **Pedologia 1:250.000**, versão 2019. 2019b. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/informacoes-ambientais/pedologia.html>. Acesso em: 23 abr. 2020.

IGAM – Instituto Mineiro de Gestão das Águas. **Mapas e Bases Cartográficas**. 2018. Disponível em: <http://www.igam.mg.gov.br/mapas-e-bases-cartograficas>. Acesso em: 23 abril 2019.

INAES - Instituto Antonio Ernesto de Salvo. MAPA - Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Estado da arte das pastagens em Minas Gerais**. Belo Horizonte: MAPA, 2015.

LANDIS, J. R.; KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, p. 159-74, 1977. DOI. 10.2307/2529310.

LEPSCH, I. F. **19 lições de pedologia**. São Paulo: Oficina de Textos, 2011.

MACEDO, M. C. M.. Degradação de Pastagens: Conceitos e Métodos de Recuperação. In: Simpósio Sustentabilidade da Pecuária de Leite no Brasil. **Anais** [...] Embrapa, 1999.

MMA – Ministério do Meio Ambiente. Projeto Gestão Integrada da Paisagem no Bioma Cerrado. Disponível em: <http://fip.mma.gov.br/projeto-paisagem/>. Acesso em: 22 maio 2020.

NOVAIS, G. T. **Caracterização climática da Mesorregião do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba e do Entorno da Serra da Canastra (MG)**. 189 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Instituto de Geografia, Universidade Federal de Uberlândia, 2011.

OVIDEO-PASTRANA, M. E. et al. Mapa do desenvolvimento da pecuária leiteira no estado de Minas Gerais, Brasil: nova abordagem na pecuária para integração espacial de variáveis produtivas. **Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.**, v.66, n.4, p.1147-1154, 2014.

RESENDE, M. et al. **Pedologia: base para distinção de ambientes**. 5 ed. Lavras: Editora UFLA, 2007.

ROUSE, J. W. et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ETRS. **Third Symposium of ETRS**, Greenbelt, Maryland, USA, 1973.

SANTOS, L.; BACCARO, C. A. D. Caracterização geomorfológica da bacia do Rio Tijuco. **Caminhos de Geografia**, v. 1, n. 11, p. 1-21, fev. 2004.

SEEG - Sistema de Estimativas de Emissões de Gases de Efeito Estufa. **Análise das emissões brasileiras de Gases de Efeito Estufa e suas implicações para as metas do Brasil, 1970 – 2018**. Relatório Síntese, 2019. 33p. Disponível em: <http://seeg.eco.br/>. Acesso em: 10 out. 2020.

SIQUEIRA, C. A.; ROSA, R. Mapeamento digital dos aspectos físicos da Mesorregião do Triângulo Mineiro, através dos softwares Autocadr12 e Grass 4.0. **Sociedade & Natureza**, Uberlândia, v. 10, n.o 19, p. 93-114, 1998.

TERRA, A. B.; FLORENTINO, L. A.; REZENDE, A. V.; SILVA, N. C. D. Leguminosas forrageiras na recuperação de pastagens no Brasil. **Revista de Ciências Agrárias**, v. 42, n. 2, p. 305-313, 2019.

URBAN, M. C. et al. Improving the forecast for biodiversity under climate change. **Science**, v. 353, n. 6304, pg. 1-10, 2016.

VAN DERWERF, G. R., et al. Climate control on the variability of fires in the tropics and subtropics. **Global Biogeochemical Cycles**, v. 22, pg. 1-10, 2008.

## CAPÍTULO 5 – CONCLUSÕES GERAIS

Esta pesquisa surgiu, sobretudo, do anseio por avaliar a eficiência das políticas públicas direcionadas às práticas de recuperação de pastagens degradadas. Em um país de dimensões continentais como o Brasil (onde a pecuária se destaca como uma das principais atividades produtivas) se torna crucial mapear as pastagens, avaliar seu estado de degradação e a efetividade de programas de investimento desenvolvidos pelo governo.

No âmbito de uma dissertação de mestrado realizar tais levantamentos para todo o território nacional não é viável devido ao seu tempo de duração. Nessa perspectiva, optou-se por um recorte espacial de uma região que se destaca no cenário nacional de criação de gado e de direcionamento de investimentos do governo para a recuperação de pastagens. Dessa forma, a bacia hidrográfica do rio Tijuco foi selecionada como área de estudo para a aplicação de metodologias de mapeamento de pastagens e de qualidade em pastagens.

Com o objetivo de testar a metodologia inicial em uma área ainda menor, utilizou-se como ponto de partida da pesquisa a sub-bacia hidrográfica do ribeirão Douradinho, que é um afluente do rio Tijuco (Capítulo 2). A acurácia do mapeamento de qualidade em pastagens na sub-bacia ( $k = 0,72$ ) indicou que deveria haver ajustes na metodologia para que a análise na área de estudo como um todo fosse mais semelhante à verdade terrestre.

Algumas das causas prováveis das inconsistências verificadas são: a necessidade de mais pontos de controle de campo, a subjetividade na interpretação da degradação do pasto no campo, a insuficiência do NDVI como único índice de vegetação analisado e o período da série histórica/quantidade de imagens utilizados. Outro fator determinante para os resultados é o mapa utilizado para o cálculo do NDVI, uma vez que os arquivos vetoriais de áreas ocupadas com pastagens devem atender às demandas de tal estudo (polígonos individualizados e com tamanhos padronizados). Essas questões desencadearam em dois estudos que se complementam: o aprimoramento de técnicas de mapeamento de pastagens (Capítulo 3) e a avaliação de qualidade em pastagens na bacia hidrográfica do rio Tijuco (Capítulo 4).

A metodologia de mapeamento de pastagens aplicada para a bacia do rio Tijuco se baseou em uma classificação de imagens baseada em objeto associada a segmentos, que, além de alcançar resultados muito bons ( $k = 0,77$ ), se mostrou mais adequada e fidedigna que a dos mapeamentos disponíveis para todo o Brasil. Além disso, os resultados desse mapeamento evidenciaram a expressividade de Prata, Monte Alegre de Minas e Ituiutaba no contexto da prática pecuária na região da área de estudo. Ademais, o arquivo vetorial obtido serviu como base para o mapeamento de qualidade em pastagens realizado em seguida.

Para o mapeamento e avaliação de qualidade em pastagens na bacia do rio Tijuco foi utilizada uma série temporal de 2 anos, compreendida entre os anos de 2019 e 2020, contabilizando 600 imagens Sentinel 2. Além disso, os 3 campos realizados contribuíram para uma variedade maior de pontos de controle de campo (49 pontos) ao longo das estações do ano. Dessa forma, tal mapeamento atingiu o  $k$  de 0,77, considerado muito bom.

No que concerne à avaliação da efetividade da política de recuperação de pastagens degradadas na área de estudo (Programa ABC), nota-se um aumento gradual do NDVI ao longo dos anos observados (2016 -2020). Contudo, as oscilações nos regimes de chuva alteram significativamente os resultados de NDVI, prejudicando a análise da eficiência do manejo do pasto para a recuperação de áreas degradadas.

A título de conclusão, as metodologias de mapeamento utilizadas são adequadas, a possibilidade de processamento de grandes volumes de dados em nuvem, por meio da ferramenta *Google Earth Engine*, se constitui em avanço significativo para este tipo de estudo. As imagens Sentinel 2, disponibilizadas gratuitamente e com correção atmosférica, atendem ao mapeamento de pastagens em escala regional. Por sua vez, o NDVI apresenta limitações quanto à influência das chuvas na resposta espectral do pasto e devem ser aplicadas técnicas de avaliação de qualidade em pastagens com base em dados de campo menos subjetivas e mais quantitativas. Espera-se que estudos posteriores utilizem imagens de alta resolução espacial para cálculo de diversos índices de vegetação, em áreas de estudo menores (escala local), associados e relacionados ao desenvolvimento de novas formas de identificação do nível de degradação da pastagem no campo.

## ANEXOS

## Anexo I - Script para a Classificação Baseada em Objeto no Google Earth Engine

```

Imports (2 entries)
var Bacia: Table users/brendanogueirageo/Limite_Bacia_Tijuco
var amostras: Table users/brendanogueirageo/amostras_4_clases_final

1 var imageCollection = ee.ImageCollection("COPERNICUS/S2_SR");
2
3 var geometry = Bacia.first().geometry();
4
5 var bands = ['B4', 'B8', 'B3'];
6 var img = imageCollection
7   .filter(ee.Filter.lt("CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE", 5))
8   .filterDate('2020-06-01', '2020-06-18')
9   .filterBounds(geometry)
10  .mosaic();
11 img = ee.Image(img).clip(geometry).divide(255).select(bands);
12
13 Map.centerObject(geometry, 13);
14 Map.addLayer(img, {gamma: 1.5}, 'RGB', false);
15
16 var seeds = ee.Algorithms.Image.Segmentation.seedGrid(36);
17
18 // Segmentação
19 var snic = ee.Algorithms.Image.Segmentation.SNIC({
20   image: img,
21   size: 10,
22   compactness: 5,
23   connectivity: 8,
24   neighborhoodSize: 20,
25   seeds: seeds
26 }).select(['B4_mean', 'B8_mean', 'B3_mean', 'clusters'], ['B4', 'B8', 'B3', 'clusters']);
27
28 var clusters = snic.select('clusters');
29
30 // Cálculo do desvio padrão
31 var stdDev = img.addBands(clusters).reduceConnectedComponents(ee.Reducer.stdDev(), 'clusters', 256);
32
33 // Cálculo de área, perímetro, largura e altura
34 var area = ee.Image.pixelArea().addBands(clusters).reduceConnectedComponents(ee.Reducer.sum(), 'clusters', 256);
35 var minMax = clusters.reduceNeighborhood(ee.Reducer.minMax(), ee.Kernel.square(1));
36 var perimeterPixels = minMax.select(0).neq(minMax.select(1)).rename('perimeter');
37 var perimeter = perimeterPixels.addBands(clusters);
38 .reduceConnectedComponents(ee.Reducer.sum(), 'clusters', 256);
39 var sizes = ee.Image.pixelLonLat().addBands(clusters).reduceConnectedComponents(ee.Reducer.minMax(), 'clusters', 256);
40 var width = sizes.select('longitude_max').subtract(sizes.select('longitude_min')).rename('width');
41 var height = sizes.select('latitude_max').subtract(sizes.select('latitude_min')).rename('height');
42
43 // Associação dos segmentos obtidos com os cálculos de forma
44 var objectPropertiesImage = ee.Image.cat([
45   snic.select(bands),
46   stdDev,
47   area,
48   perimeter,
49   width,
50   height
51 ]).float();
52
53 // Treinamento do classificador com base em amostras
54 var training = img.select(bands).sampleRegions({
55   collection: amostras,
56   properties: ['classe'],
57   scale: 10
58 });
59
60 // Customização de parâmetros para o classificar SVM
61 var classifier = ee.Classifier.libsvm({
62   kernelType: 'RBF',
63   gamma: 0.5,
64   cost: 10
65 });
66
67 // Associação dos segmentos com atributos de forma e as amostras
68 var trained = classifier.train(training, 'classe');
69 var classified = objectPropertiesImage.classify(trained);
70
71 Map.addLayer(classified, {min:1, max:4}, 'Classified objects');
72
73 Export.image.toDrive({
74   image: classified,
75   description: 'OBIA_Bacia_10_20_amostras_svm_parametros_6_2020',
76   scale: 10,
77   maxPixels: 1e13,
78   region: geometry
79 });

```

## Anexo II - Script para o cálculo do NDVI no Google Earth Engine

```

Imports (2 entries)
  ▶ var ImagensCollection: ImageCollection "Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Leve...
  ▶ var Bacia: Table users/brendanogueirageo/Limite_Bacia_Tijuco
1 var collection = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2_SR')
2   .filter(ee.Filter.lt("CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE", 10))
3   .filterDate('2019-01-01', '2020-12-31')
4   .filterBounds(Bacia);
5
6 print(collection);
7
8 var medianpixels = collection.median();
9
10 var medianpixelsclipped = medianpixels.clip(Bacia).divide(10000);
11
12 // Visualização do mosaico em composição falsa cor
13 Map.addLayer(medianpixelsclipped,
14 {bands: ['B8', 'B4', 'B3'], min: 0, max: 1, gamma: 1.5},
15 'Sentinel_2_mosaic');
16
17 // Função para o cálculo do NDVI
18 var addNDVI = function(collection) {
19   return collection.addBands(collection.normalizedDifference(['B8', 'B4']));
20 };
21
22 // Adicionar o NDVI à uma coleção de imagens
23 var collection = collection.map(addNDVI);
24
25 // Extração do NDVI e cálculo da média de uma série histórica
26 var NDVI = collection.select(['nd']);
27 var NDVImed = NDVI.median();
28
29 // Criação de uma paleta de cores
30 var ndvi_pal = ['#d73027', '#f46d43', '#fdae61', '#fee08b', '#d9ef8b',
31 '#a6d96a'];
32
33 // Visualização do NDVI
34 Map.addLayer(NDVImed.clip(Bacia), {min:-0.5, max:0.9, palette: ndvi_pal}, 'NDVI');
35
36 // Exportação do resultado para o Google Drive
37 Export.image.toDrive({
38   image: NDVImed.clip(Bacia),
39   description: 'NDVI_01_2019_12_2020',
40   scale: 10,
41   maxPixels: 1e13,
42   region: Bacia
43 });

```