

UNIVERSIDADE FEDERAL DO TRIÂNGULO MINEIRO

CARLOS ROBERTO MANGUSSI FILHO

**AVALIAÇÃO DA RESOLUÇÃO ESPACIAL E ESPECTRAL DE IMAGENS DE
SATÉLITE NA IDENTIFICAÇÃO DAS MUDANÇAS DE USO E OCUPAÇÃO EM
ÁREAS DE ROMPIMENTO DA BARRAGEM DE REJEITOS B1, NA SUB-BACIA DO
RIBEIRÃO FERRO-CARVÃO, EM BRUMADINHO, MG**

UBERABA

2023

CARLOS ROBERTO MANGUSSI FILHO

**AVALIAÇÃO DA RESOLUÇÃO ESPACIAL E ESPECTRAL DE IMAGENS DE
SATÉLITE NA IDENTIFICAÇÃO DAS MUDANÇAS DE USO E OCUPAÇÃO EM
ÁREAS DE ROMPIMENTO DA BARRAGEM DE REJEITOS B1, NA SUB-BACIA DO
RIBEIRÃO FERRO-CARVÃO, EM BRUMADINHO, MG**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia Ambiental, da Universidade Federal do Triângulo Mineiro, como requisito parcial para obtenção do título de mestre.

Orientador: Prof. Dr. Geoffroy Roger Pointer Malpass
Coorientador: Prof. Dr. Renato Farias do Valle Junior

UBERABA

2023

**Catálogo na fonte: Biblioteca da Universidade Federal do
Triângulo Mineiro**

M243a Mangussi Filho, Carlos Roberto
Avaliação da resolução espacial e espectral de imagens de satélite na
identificação das mudanças de uso e ocupação em áreas de rompimento da
barragem de rejeitos B1, na sub-bacia do Ribeirão Ferro-Carvão, em
Brumadinho, MG / Carlos Roberto Mangussi Filho. -- 2023.
82 f. : il., graf., tab.

Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia Ambiental) – Uni-
versidade Federal do Triângulo Mineiro, Uberaba, MG, 2023

Orientador: Prof. Dr. Geoffroy Roger Pointer Malpass

Coorientador: Prof. Dr. Renato Farias Do Valle Junior

1. Gestão ambiental. 2. Impacto ambiental - Avaliação. 3. Solo - Uso.
4. Google Earth. I. Malpass, Geoffroy Roger Pointer. II. Universidade
Federal do Triângulo Mineiro. III. Título.

CDU 502.15:332.3

CARLOS ROBERTO MANGUSSI FILHO

**AVALIAÇÃO DA RESOLUÇÃO ESPACIAL E ESPECTRAL DE IMAGENS DE SATÉLITE
NA IDENTIFICAÇÃO DAS MUDANÇAS DE USO E OCUPAÇÃO EM ÁREAS DE
ROMPIMENTO DA BARRAGEM DE REJEITOS B1, NA SUB-BACIA DO RIBEIRÃO FERRO-
CARVÃO, EM BRUMADINHO, MG**

Dissertação apresentada à Universidade Federal do Triângulo Mineiro, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia Ambiental, para obtenção do título de mestre.

Uberaba, 31 de janeiro de 2023.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Geoffroy Roger Pointer Malpass
Orientador - UFTM

Prof. Dr. Alex Garcez Utsumi
Membro Titular - UFTM

Prof.^a Dr.^a Maytê Maria Abreu Pires de Melo Silva
Membro Titular - IFTM



Documento assinado eletronicamente por **GEOFFROY ROGER POINTER MALPASS**, Professor do Magistério Superior, em 01/02/2023, às 07:30, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#) e no art. 34 da [Portaria Reitoria/UFTM nº 87, de 17 de agosto de 2021](#).



Documento assinado eletronicamente por **Maytê Maria Abreu Pires de Melo Silva**, Usuário Externo, em 01/02/2023, às 10:11, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#) e no art. 34 da [Portaria Reitoria/UFTM nº 87, de 17 de agosto de 2021](#).



Documento assinado eletronicamente por **ALEX GARCEZ UTSUMI**, Professor do Magistério Superior, em 01/02/2023, às 10:38, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#) e no art. 34 da [Portaria Reitoria/UFTM nº 87, de 17 de agosto de 2021](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.uftm.edu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador 0895443 e o código CRC 7E1A6AE6.

Dedico aos meus pais, base que me proporcionou eu estar onde estou, os quais nunca me faltaram com apoio e amor.

AGRADECIMENTOS

Ao longo dos anos de mestrado, de muito estudo e esforço, desejo realizar os meus agradecimentos a aqueles que foram importantes na realização deste sonho.

A Deus, primeiramente, por sempre colocar pessoas especiais pela minha trajetória. Essas que me fazem acreditar que tudo é possível e a não desistir, que me encorajam a levantar a cabeça e prosseguir. Obrigado, por estar sempre guiando e iluminando meu caminho.

Aos meus pais, Carlos Roberto Mangussi e Erlane Aparecida Maia Mangussi, que são a razão de eu estar onde estou, se sacrificando diariamente pelo meu crescimento e educação. Foram e são retrato exímios de pais, sempre me incentivando e ensinando os corretos valores. São eles o meu alicerce e meu exemplo de pessoas para a vida. Obrigado por serem sinônimos de amor e apoio para mim e por estarem sempre acreditando no meu potencial e me motivando a seguir em frente.

Aos meus irmãos Daniel, Diego e Davi e todos meus familiares. Estes que estão sempre desejando meu crescimento e sucesso, mesmo perto ou longe sempre consigo sentir a torcida e o afago de todos por mim.

A minha companheira de vida Josiane Aparecida Miguel da Silva que sempre esteve compreensiva e com paciência em meus momentos de ansiedade durante as dificuldades desta caminhada. Obrigado por sempre me transmitir tranquilidade, paz, pelos singelos atos diários, pelo seu sorriso e por sempre estar querendo me deixar feliz.

Aos meus amigos, estes que permaneceram do meu lado sempre, mesmo nas minhas várias ausências devido os longos períodos de estudos e pesquisas. Em especial ao meu grande amigo e dupla de mestrado Gabriel Henrique de Moraes Fernandes, que esteve presente na luta diária, sempre persistindo na minha continuidade e me ajudando nas minhas dificuldades. Obrigado a todos os amigos pela compreensão e torcida ao longo deste caminho.

Ao meu orientador Prof. Dr. Geoffroy Roger Pointer Malpass e coorientador Prof. Dr. Renato Farias do Valle Junior, pela confiança a mim depositada e por sempre quando solicitados estarem a disposição. Obrigado por toda a transmissão de conhecimento e experiências de vida que foram concedidas durante todo o processo de desenvolvimento da pesquisa.

Por fim, gostaria de agradecer a VALE e ao projeto “Emergence Analysis of Tailings Impacts for a Restored Aquatic Environment (ENTIRE)” pelo fomento à pesquisa e por todo o apoio e troca de saberes que foi proporcionado pela equipe formadora do ENTIRE.

Com tudo, a dissertação de mestrado foi uma longa viagem, a qual em seus árduos caminhos inúmeros desafios, incerteza, vitórias e alegrias foram presenciadas. Mas apesar de muitas das vezes ser um processo solitário, o pesquisador tem sempre ao seu lado o apoio de muitas pessoas, essas que são indispensáveis para chegar ao fim desta caminhada. E trilhar por todo esse processo só pode ser possível devido o apoio e compreensão destas pessoas, as quais agradeço imensamente este projeto de vida.

RESUMO

O rompimento de barragens de rejeitos causa diversos impactos socioambientais, sendo que tais substâncias podem ser tóxicas tanto para o ecossistema quanto para a população, modificando o uso e ocupação das áreas. O Brasil vivenciou dois acidentes com barragens no estado de Minas Gerais, Brasil, em um período de 5 anos, o primeiro em 2015 na cidade de Mariana, e, em 2019 o fato se repetiu no município de Brumadinho, assim, conhecer as mudanças ocorridas no uso e ocupação solo após estes desastres é de suma importância para reparos ou mitigação da degradação ambiental. Este estudo buscou diagnosticar as mudanças na ocupação do solo ocorridas pelo rompimento da barragem B1 em Brumadinho (Brasil) na sub-bacia do ribeirão Ferro-Carvão. Como ferramenta utilizou-se de imagens Landsat 8 (30 m), Sentinel-2 (10 m) e Planet Dove (4.77 m) coletadas entre 2018 e 2021 que foram processadas na plataforma do Google Earth Engine. O algoritmo de aprendizagem de máquina Random Forest foi utilizado para a construção dos cenários espaço-temporais, apresentando sua respectiva precisão de classificação, ao identificar as mudanças morfológicas oriundos do rompimento. Assim, a acurácia do sensoriamento remoto associado a modelos de machine learning para identificação das alterações de cobertura da terra gerada pelo rompimento de barragens de rejeitos sob diferentes resoluções espaciais e espectrais está sendo abordado neste trabalho. Os resultados mostraram que a resolução espectral das imagens influencia na precisão da classificação e que todos os satélites avaliados apresentaram capacidade na classificação do uso e cobertura da terra em sub-bacia com rompimento de barragem

Palavras-chave: Impactos socioambientais. Cobertura da terra. Aprendizado de máquina. Google Earth Engine. Random Forest.

ABSTRACT

Tailings dam failure causes several socioenvironmental impacts, and these substances may be toxic to the ecosystem and the general population, changing the use and cover of areas. There were two dam failures in Minas Gerais state, Brazil, in 5 years, the first in 2015 in the city of Mariana and the other in 2019 in the municipality of Brumadinho. Thus, knowing the changes in land use and cover after these disasters is essential to repair or mitigate environmental degradation. This study aimed to diagnose the changes in land cover after the failure of dam B1 in Brumadinho in the Ferro-Carvão Stream watershed. Landsat (30 m), Sentinel-2 (10 m) and PlanetScope Dove (4.77 m) images collected between 2018 and 2021 were processed on the Google Earth Engine platform. The Random Forest machine learning algorithm was used to construct the space-time scenarios, classifying their respective accuracy and identifying the morphological changes resulting from the failure. Thus, the present study investigates remote sensing accuracy associated with learning machine models to identify changes in land cover caused by tailings dam failure under different spatial and spectral resolutions. The results showed that the spatial resolution of the images affects classification accuracy and that all the satellites assessed were able to accurately classify land use and cover in a watershed with dam failure.

Keywords: Socioenvironmental impacts. Soil cover. Machine Learning. Google Earth Engine. Random Forest.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Sistemas integrantes de um SIG.....	24
Figura 2. SIG no contexto de apoiador a tomada de decisão	26
Figura 3. Mapa de localização da sub-bacia do ribeirão Ferro-Carvão, pertencente à bacia do rio Paraopeba no estado de Minas Gerais, Brasil.....	32
Figura 4. Mapa de solos (a) e mapa de geologia (b) para a sub-bacia do Ribeirão Ferro-Carvão.	34
Figura 5. Fluxograma mostrando a metodologia geral utilizada neste estudo. Acervo dos autores, 2022.	42
Figura 6. Mapa de uso e ocupação do solo para os anos de 2018(antes do rompimento), (b) 2019(após rompimento), (c) 2020 e (d) 2021, utilizando o satélite Landsat 8.....	47
Figura 7. Mapa de uso e ocupação do solo para os anos de (a) 2018(antes do rompimento), (b) 2019(após rompimento), (c) 2020 e (d) 2021, utilizando o satélite Sentinel-2.....	48
Figura 8. Mapa de uso e ocupação do solo para os anos de 2018(antes do rompimento), (b) 2019(após rompimento), (c) 2020 e (d) 2021, utilizando o satélite PlanetScope.....	49
Figura 9. Mapa de mudanças para mineração/rejeito, onde (a) 2018-2019, (b) 2019-2020, (c) 2020-2021, utilizando o satélite Landsat 8.	50
Figura 10. Mapa de mudanças para mineração/rejeito, onde (a) 2018-2019, (b) 2019-2020, (c) 2020-2021, utilizando o satélite Sentinel-2.	50
Figura 11. Mapa de mudanças para mineração/rejeito na sub-bacia ribeirão Ferro-Carvão, onde (a) 2018-2019, (b) 2019-2020, (c) 2020-2021, utilizando o satélite PlanetScope..	51

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Resumo das características dos Satélites Landsat 8, Sentinel 2A e PlanetScope Dove.	36
Tabela 2. Resumo das características dos Satélites Landsat 8, Sentinel 2A e PlanetScope Dove.	38
Tabela 3. Acurácia geral (OA) e Coeficiente de Correlação de Matthews (MCC) para os mapas de uso e ocupação do solo em diferentes anos e satélites.....	43
Tabela 4. Valor da terra nua – VTN 2022.	53

LISTA DE SIGLAS

RF - Random Forest

LULC - Uso e Cobertura da Terra

GEE - Google Earth Engine

NICFI - Norway's International Climate and Forest Initiative

IBRAM - Instituto Brasileiro de Mineração

SINDEC - Sistema Nacional de Defesa Civil

SIG - Sistema de informação geográfica

PDI - Processamento Digital de Imagens

GPS - Sistema de Posicionamento Global

MDT - Modelos Digitais de Terreno

COBRAPE - Companhia Brasileira de Projetos e Empreendimentos

TOPODATA - Banco de Dados Geomorfométricos do Brasil

MDE - Modelo Digital de Elevação

SRC - Sistema de Referência de Coordenadas

OA - Acurácia Geral

PA - Precisão do Produtor

UA - Precisão do Usuário

MCC - Coeficiente de Correlação de Matthews

TP - Positivos Corretamente Estimados

FN - Negativos Estimados Erroneamente

TN - Negativos Estimados Corretamente

FP - Positivos Estimados Erroneamente

SCP - Plugin de Classificação Semiautomática

ROI - Regiões de Interesse

L8-30m - Landsat-8

S2-10m - Sentinel-2

P-4,77m - PlanetScope

SENAR - Serviço Nacional de Aprendizagem Rural

VTN - Valor da Terra Nua

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
2.1 RELEVÂNCIA SOCIOECONÔMICA DA MINERAÇÃO	19
2.2 IMPACTOS SOCIOAMBIENTAIS NEGATIVOS QUANTO AO ROMPIMENTO DE BARRAGENS	21
2.3 SISTEMA DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA NA IDENTIFICAÇÃO DE MUDANÇAS ESPAÇO-TEMPORAIS EM ÁREAS DE ROMPIMENTO DE BARRAGENS	23
2.4 GOOGLE EARTH ENGINE – FERRAMENTA DE AUXÍLIO NO MONITORAMENTO DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO	27
2.5 RESOLUÇÕES ESPACIAIS E ESPECTRAIS SENDO MANUSEIO DO SENSORIAMENTO REMOTO NA AVALIAÇÃO DE DESASTRES ENVOLVENDO BARRAGENS.....	29
3 METODOLOGIA.....	30
3.1 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....	31
3.2 FONTE DE DADOS	35
3.2.1 DELIMITAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....	35
3.2.2 A PLATAFORMA DO GOOGLE EARTH ENGINE.....	36
3.3 O CLASSIFICADOR RANDOM FOREST	39
3.4 MAPA DE MUDANÇA DE USO DO SOLO	41
3.5 FLUXO DO TRABALHO	42
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	43
4.1 AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA.....	43
4.2 MUDANÇAS NAS CLASSES LULC NA ZONA DE ROMPIMENTO.....	45
4.3 MUDANÇAS NAS CLASSES LULC NA ZONA FORA DO ROMPIMENTO	51

4.4 VALOR ECONÔMICO DA TERRA NUA DEVIDO AS MUDANÇAS DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO	52
5 CONCLUSÃO.....	55
REFERÊNCIAS	56
APÊNDICE A	73
Precisão do produtor (PA), precisão do usuário (UA) para cada classe processada nos mapas de uso e ocupação do solo para os satélites Landsat8, Sentinel-2 e PlanetScope. Acervo dos autores, 2022.	
APÊNDICE B.....	74
Acurácia geral estimada para imagens Landsat 8 (L8-30 m), Sentinel 2 (S2-10 m) e Planet Scope (p-4,7 m) correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).	
APÊNDICE C	74
Precisão do produtor estimados para imagens Landsat 8, Sentinel 2 e Planet Scope correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).	
APÊNDICE D	75
Precisão do usuário estimados para imagens Landsat 8, Sentinel 2 e Planet Scope correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).	
APÊNDICE E.....	75
F-score estimados para imagens Landsat 8, Sentinel 2 e Planet Scope correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).	
APÊNDICE F	76
Matthew´s Correlation Ceofficient (MCC) estimados para imagens Landsat 8, Sentinel 2 e PlanetScope correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).	

APÊNDICE G77

Diagnóstico do uso e ocupação dos solos realizado com imagens Landsat 8, antes rompimento e após rompimento.

APÊNDICE H78

Diagnóstico do uso e ocupação dos solos realizado com imagens Sentinel-2, antes rompimento e após rompimento.

APÊNDICE I.....79

Diagnóstico do uso e ocupação dos solos realizado com imagens PlanetScope, antes rompimento e após rompimento.

APÊNDICE J80

Diagnóstico simplificado da diferença das áreas de uso e ocupação dos solos realizada com imagens Landsat 8, antes do rompimento e após rompimento.

APÊNDICE K82

Diagnóstico simplificado da diferença das áreas de uso e ocupação dos solos realizada com imagens Sentinel-2, antes do rompimento e após rompimento.

APÊNDICE L.....84

Diagnóstico simplificado da diferença das áreas de uso e ocupação dos solos realizada com imagens PlanetScope, antes do rompimento e após rompimento.

1 INTRODUÇÃO

A exploração minerária é um segmento veemente reconhecido, pela grande influência na economia mundial, bem como, pelo alto potencial deletério ao ambiente (Velasquez et al., 2020). Tal potencial, está em muito relacionado com a grande quantidade de rejeitos oriundos da mineração, os quais são armazenados no local da mina, em estruturas denominadas barragens (Lyu et al., 2019; Hamilton et al., 2020). As barragens de rejeitos são projetadas para durar indefinidamente, e mesmo sendo objeto constante de estudos e projetos, estão sujeitas a rupturas, devido à fatores como instabilidade do talude, inadequações estruturais, defeitos de fundação, dentre outros (Owusu et al., 2017; Aires et al., 2018; Islam e Murakami, 2021).

Ao longo de décadas, rompimentos de barragens de rejeitos têm causado graves desastres em todo o mundo, sendo que, a intensidade dos impactos ambientais, costuma estar relacionada com o grande volume de rejeitos liberados no ambiente (Sitharam e Hegde, 2016; Furlan et al., 2020; Lebron et al., 2020). Na Espanha, em 1998, o rompimento da barragem de Aznalcollar, liberou mais de 2 milhões de m³ de rejeitos tóxicos no Rio Agrio (Davies, 2002). Na Europa, em 2003, o rompimento de uma barragem na República da Macedônia, liberou mais de 100.000 m³ de rejeitos prejudiciais no vale do Rio Kamenica (Vrhovnik et al., 2013). Já no Canadá, em 2014, o rompimento da barragem de Mount Polley liberou cerca de 24 milhões de metros cúbicos de rejeitos contaminantes ao longo dos cursos de águas (Da Silva e Ribeiro, 2020). No Brasil, em 2015, o rompimento da barragem de Mariana liberou 52 milhões de m³ de resíduos de mineração na bacia hidrográfica do Rio Doce (Oliveira et al., 2019; Felizardo et al., 2021). Ainda no Brasil, em 2019, o rompimento da barragem de rejeitos B1 em Brumadinho-MG, liberou cerca de 12 milhões de m³ de detritos tóxicos na bacia do Rio Paraopeba (Guardian, 2019; Pereira et al., 2019; Furlan et al., 2020; Thompson et al., 2020).

Visto que o rompimento de barragens culmina na liberação de milhões de metros cúbicos de rejeitos para o meio e, impactos sociais, econômicos e ambientais, são amplamente esperados (Carmo et al., 2017; Gomes et al., 2017). Dentre os impactos ambientais, pode-se destacar a contaminação dos solos e a deterioração da vegetação ribeirinha (Thompson et al., 2020; Mendes et al., 2022), que resultam em mudanças na cobertura da terra (Lozano, 2006; Aires et al., 2018). Tal fato foi verificado por Rotta et al. (2020), em estudo sobre o rompimento da barragem de rejeitos em Brumadinho, onde a vegetação arbórea foi altamente afetada pela lama, seguida pelas áreas de pastagens e agricultura, originando mudanças significativas na cobertura da terra.

De fato, no que se refere a mudanças no uso e ocupação da terra, o rompimento de uma barragem de rejeitos, atua fortemente como um agente transformador da paisagem (Pinto-Coelho et al., 2021). Sendo assim, há grande preocupação em relação às consequências de tais transformações, pois, como visto no desastre de Aznalcóllar, em 1998, o rescaldo do rompimento da barragem de rejeitos, não só contaminou 2.557 ha agrícolas, mas também afetou diretamente na produção de alimentos e nas fontes de subsistência da região (Grimalt et al., 1999). Por tal motivo, após o rompimento da barragem de rejeitos de Brumadinho, a Vale S.A. firmou com o Ministério Público do Estado de Minas Gerais, um termo de compromisso, buscando identificar as alterações morfológicas do entorno da área afetada pelo rompimento (Pacheco et al., 2021).

Em muitos cenários, diversas ferramentas podem ser utilizadas para identificar e classificar alterações morfológicas na cobertura da terra, contudo, o modelo Random Forest (RF) vem se destacando nos últimos tempos, sendo cada vez mais utilizado na classificação do uso e cobertura da terra (LULC) por imagens de satélite (Belgiu e Drăguț, 2016; Phalke et al., 2020; Zhao et al., 2022). O RF é um modelo de machine learning utilizado para solucionar problemas que envolvam classificação ou regressão, baseando-se em uma coleção de variadas árvores de decisão. Estas, se dividem em nós e criam um novo conjunto de dados de treinamento a partir de um dado original, o qual é escolhido aleatoriamente dentro daquele determinado nó, sendo possível desta forma cultivar quantas árvores o usuário desejar (Archer, 2008; Akar e Güngör, 2012; Zounemat-Kermani et al., 2016). Esta estratégia promove maiores acurácias, além de ser considerada robusta e de rápido treinamento (Akar e Güngör, 2012; Kang e Kanniah, 2022).

O algoritmo classificador RF, quando programado dentro da plataforma Google Earth Engine (GEE), permite gerar mapas através de coleções de imagens originadas de sensores remotos disponíveis publicamente em diferentes resoluções espaciais (Gorelick et al., 2017). Assim, com o uso do GEE é possível mapear e monitorar a vegetação em escala temporal, bem como as suas mudanças na cobertura da terra (Mutanga e Kumar, 2019). De acordo com Amani et al. (2020), a utilização da técnica de aprendizado de máquina no GEE favorece a expansão de pesquisas, devido a vasta disponibilidade de dados e capacidade de computação rápida disponível na plataforma, a contribuir para a classificação da cobertura da terra (Nyland et al., 2018; Brovelli et al., 2020; Richards e Belcher, 2020).

Porém, mesmo diante da eficiência do modelo RF no GEE, para obtenção de um mapeamento de classificação conciso, é necessário considerar a resolução espacial das imagens.

Isso pois, recursos limitados de espectro e textura podem levar a uma baixa precisão nas classificações de imagens de sensoriamento remoto (Wang et al., 2021). Para tal, as técnicas de alta resolução espacial e temporal, podem acrescentar uma melhoria substancial na qualidade da classificação multitemporal de uso e cobertura da terra (Vuolo et al., 2018). Imagens Landsat-8 e Sentinel-2 disponíveis gratuitamente têm apresentado elevada aplicação na identificação de classes de LULC, detecção de alterações em florestas e regiões agrícolas (Chaves et al., 2020), favorecendo o monitoramento de cultivos agrícolas em grandes áreas (Defourny et al., 2019). A observação do impacto humano sobre a terra pode ser avaliado a partir de imagens Landsat com resolução de 30 m (Chen et al., 2015). Existem vários satélites comerciais tais como o QuickBird e WorldView com alta resolução espacial, que também foram utilizados no LULC (Abutaleb et al., 2021; Hu et al., 2021; Lin, 2015). Porém o seu uso para vastas áreas encontra-se limitado aos elevados custos e limitações temporais. Porém com a atual disponibilização de imagens PlanetScope Dove para as regiões tropicais pela Norway's International Climate and Forest Initiative (NICFI), com resolução de 4,77 m, amplia as possibilidades de pesquisas quanto ao uso de imagens. Assim sendo, tem sido utilizado no mapeamento de grandes áreas de terras agrícolas (Rufin et al., 2022), no mapeamento da cana-de-açúcar (Poortinga et al., 2021), na silvicultura tropical (Pascual et al., 2022), fenologias de cultivos agrícolas (Cheng et al., 2020; Sadeh et al., 2021), qualidade da água em reservatórios (Mansaray et al., 2021) e cobertura de terras (Kpienbaareh et al., 2021). Porém, não se tem conhecimento de estudos que tratem da acurácia de imagens no mapeamento do LULC em regiões que sofreram desastre por rompimento de barragem de rejeito.

Diante da eficiência da plataforma GEE, o presente estudo teve como objetivo geral avaliar as mudanças no uso e ocupação dos solos na sub-bacia do ribeirão Ferro-Carvão, após o rompimento da barragem de rejeitos B1 em Brumadinho (MG), utilizando o algoritmo Classificador Random Forest. E, por conseguinte como objetivos específicos, a intenção foi mapear as alterações na cobertura da terra utilizando imagens de três satélites distintos e realizar a comparação de desempenhos destes resultados obtidos em diferentes resoluções espaciais. O mapeamento resultante, concede uma perspectiva sobre as modificações no uso e ocupação dos solos advindas do rompimento da barragem e suas implicações nos aspectos econômicos e ambientais do entorno, criando assim, uma base para a recuperação socioambiental da região.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A seguir, estará em detalhado todos os assuntos que serviram de norteamento ao contexto de estudo abalizado neste projeto.

O tópico inicial aponta a importância da mineração na circunstância social de um modo geral, de modo, que na sequência aponta os efeitos socioambientais negativos que esta indústria provoca principalmente quando tange a questão de rompimento de barragens. Utilizar a ferramenta de uso e ocupação do solo, tem se tornado ferramenta de apoio, quando de grandes desastres, desta feita, é o exemplificado no terceiro tópico. E, por último é importante dimensionar o quanto conhecer sobre resolução espacial e espectral se torna também uma ferramenta de auxílio ao desenvolvimento de estudos como estes.

Desta maneira, o capítulo abrange os seguintes tópicos:

- Relevância Socioeconômica da Mineração;
- Impactos Socioambientais negativos quando do rompimento de barragens;
- Sistema de informação geográfica na identificação de mudanças espaço-temporais em áreas de rompimento de barragens;
- Google Earth Engine – ferramenta de auxílio no monitoramento do uso e ocupação do solo
- Resoluções espaciais e espectrais sendo manuseio do sensoriamento remoto na avaliação de desastres envolvendo barragens.

2.1 RELEVÂNCIA SOCIOECONÔMICA DA MINERAÇÃO

A mineração é uma atividade econômica e industrial que movimenta a pesquisa, a exploração e o beneficiamento dos recursos minerais, sendo que a classe dos metálicos corresponde a maior parcela da produção mineral brasileira (DNPM, 2020). O constante crescimento populacional mundial acarretou a necessidade de cada vez maiores quantidades de minérios e consequentemente da maior atividade mineraria, sendo está a principal fonte geradora de inúmeros instrumentos nas diversas áreas da sociedade. A mineração é um dos pilares que constituem a economia de centenas de cidades (FREITAS, 2019), contribuindo para a geração de várias oportunidades de empregos, progresso da infraestrutura e em diferentes modelos e etapas do desenvolvimento.

No entanto, a atividade mineradora é uma das grandes protagonistas em relação a impactos, tanto negativos quanto positivos, dentro de uma sociedade. E segundo é afirmado por Enríquez (2008) há muita discussão quanto ao valor da mineração quanto ao desenvolvimento em relação as outras vertentes dentro de uma sociedade.

Na conferência “Rio+10”, Pinheiro (2002) lembra que a mineração foi discutida como sendo atividade de supra relevância para o desenvolvimento socioeconômico, pois é responsável pela produção de substâncias minerais de extrema essência ao modelo de vida atual. O Instituto Brasileiro de Mineração (IBRAM, 2019) analisou todo o contexto envolvendo a indústria mineradora em regiões brasileiras, apontando até mesmo surpresas, como a produção expressiva de ferro, alcançando mais de 400 milhões de toneladas.

O Brasil se consolidou no cenário da produção mineral entre os anos de 2000 a 2008, onde houve um crescimento de mais de 250%, ligado ao alto índice da expansão mundial, o que tornou a procura por produtos derivados de bens minerais algo em maior escala (PINHEIRO, 2011). Vinaud (2019) complementa que a grande crise mundial no ano de 2008, afetou todo o comércio mundial, mas como bem sumário, a mineração voltou a ganhar ares de crescimento em 2011, e, hoje toda a Indústria Mineral Extrativista, apresenta parcela expressiva de participação nas exportações nacionais, donde, por consequência temos um aumento nos empregos gerados (diretos e indiretos).

Em Brumadinho, por exemplo, a atividade mineradora possuía forte ligação econômica com a região. O setor da mineração era responsável pela geração de 21% dos empregos na cidade, sem contar com os setores terceirizados (TEM, 2018). Em 2018, segundo o Tesouro Nacional (2020), os royalties de mineração geraram cerca de 10,5% da receita total da região, sendo que no mesmo ano a VALE gerou cerca de 26% destes royalties (ANM, 2020). A partir disso é possível dizer que a mineração contribui diretamente para o desenvolvimento e melhoria da qualidade de vida da população.

Quando do ocorrido exposto anteriormente, é possível afirmar que a indústria da mineração é sim de elevada importância ao cenário nacional, e, que deve ser levada em consideração, mesmo que seja com cuidados plausíveis, ligado ao fato de inúmeros impactos socioambientais negativos também gerado por tal.

2.2 IMPACTOS SOCIOAMBIENTAIS NEGATIVOS QUANTO AO ROMPIMENTO DE BARRAGENS

As diversas atividades desenvolvidas pelo homem, apesar, de fomentar e desenvolver a economia, provocam por outro lado impactos socioambientais negativos e talvez até mesmo de grandes proporções. E, a atividade mineradora, dentre as mais variadas ocupações antropogênicas, é percebida como modificadora do ambiente total. Uma grande ala defende que esses efeitos estão limitados aos ambientes próximos as minas, sendo assim um claro objeto de minimização da situação preocupante em que muitas vezes se instaura sobre este processo (LIMA, et al 2022). Como é exemplificado por Milanez e Losekann, (2016), ao retratar que com o aumento da produção mineral, consequentemente ocorre o aumento contínuo dos resíduos, o que é um fator problemático para a sociedade e o meio ambiente da região que esta inserido a atividade mineradora.

Lima et al., (2022) contribui ainda afirmando que o processo de extração de minérios em território brasileiro, está amplamente difundida por minas a céu aberto, portanto, ocasionando de fato uma mudança de paisagem desde o começo de instalação destas. As mudanças de paisagem provocadas, atuam até mesmo nas mais minuciosas questões ambientais, partindo do microclima até mesmo ao ciclo hidrológico. Milanez (2017), reporta que a população próxima as minas também sofrem consequências, já que uma vez fixadas, pode ser necessário a desmobilização local dos residentes.

Milanez (2011, 2017) ainda aponta que a poluição atmosférica também pode ser proporcionada pela indústria já supracitada, sendo esta gerada na maior parte pela poeira carregada pelas empresas que prestam serviços rodoferroviários a estas, donde as emissões atmosféricas são responsáveis pelo aumento de problemas respiratórios em alguns centros urbanos existentes ao redor dos locais de trabalho em minas.

A qualidade das águas é afetada de diversas maneiras, mas os pontos se definem em três vertentes, sendo elas: 1 – o alto consumo de água; 2 – a extração mineral geralmente interfere massivamente no lençol freático, comprometendo assim a recarga dos aquíferos e é válido ressaltar também que temos 3 – a contaminação destas águas (DURÃES et al, 2017). Ressaltando que nesta atividade econômica em que se baseia o estudo, a água é elemento essencial para o pleno desenvolvimento, por isso o elevado consumo. Lima et al., (2010) complementa dizendo que o impacto advindo do rebaixamento do lençol freático, é algo preocupante, ligado ao fato da

ocorrência de diminuição no fluxo de água dos rios, bem como por consequência a diminuição da qualidade hídrica local.

Vinaud (2019) confere que a água utilizada no desenvolvimento da atividade de minérios, tem a qualidade alterada quando do produto final, e, estas passam a ser armazenadas em barragens de rejeito. Estruturas estas, que alarmam um âmbito ambiental negativo enorme na ocorrência da ruptura de suas estruturas. Na história mundial da humanidade ocorreram inúmeros destes acidentes ambientais, estes causando mortes, problemas relacionados na segurança alimentar, contaminação de cursos d'água, impactos socioambientais e econômicos (MSF, 2020). Assim, quando é ocorrido qualquer tipo de desastre, é visível ao analisar a extensão da área atingida a notável consequência causada para a população e o meio ambiente da região, contendo nestes aspectos os efeitos sobre a saúde física e mental e a consequente desestabilidade econômica (PEREIRA, 2019). Pode-se dizer que um dos impactos mais significativos proporcionados pela atividade mineradora seria os ambientais. Todo o ecossistema do local é afetado pela extração ou beneficiamento do minério, e contendo uma maior seqüela negativa quando ocorre algum tipo de evento catastrófico, que de acordo com Almeida et al, (2018) os danos ambientais causados dentro da fauna e flora na região atingida são imensuráveis.

Com isso, é necessário nesses casos, para o melhor entendimento e restabelecimento de toda a situação já ocorrida, a ação realizada pelas três esferas do Sistema Nacional de Defesa Civil (SINDEC), em alguns casos de ajuda internacional (PNDEC, 2000). Levando em consideração todos os cenários de mudanças e de crescimento, e a combinação dos desastres de origem com os de origem antrópica, é visto que há a necessidade de realizar investimentos em pesquisas e nas formações de profissionais qualificados que busquem desenvolver trabalhos e análises acerca dos desastres em uma perspectiva sistêmica (FREITAS et al., 2019). Desta forma desenvolvendo técnicas e novas tecnologias para que se realize um processo de minimização dos efeitos negativos causados pela mineração. Como por exemplo o investimento por partes de empresas que realizam a extração desses minérios para as questões que envolvem controle ambiental, realizando um planejamento adequado desde o início até o fim das atividades.

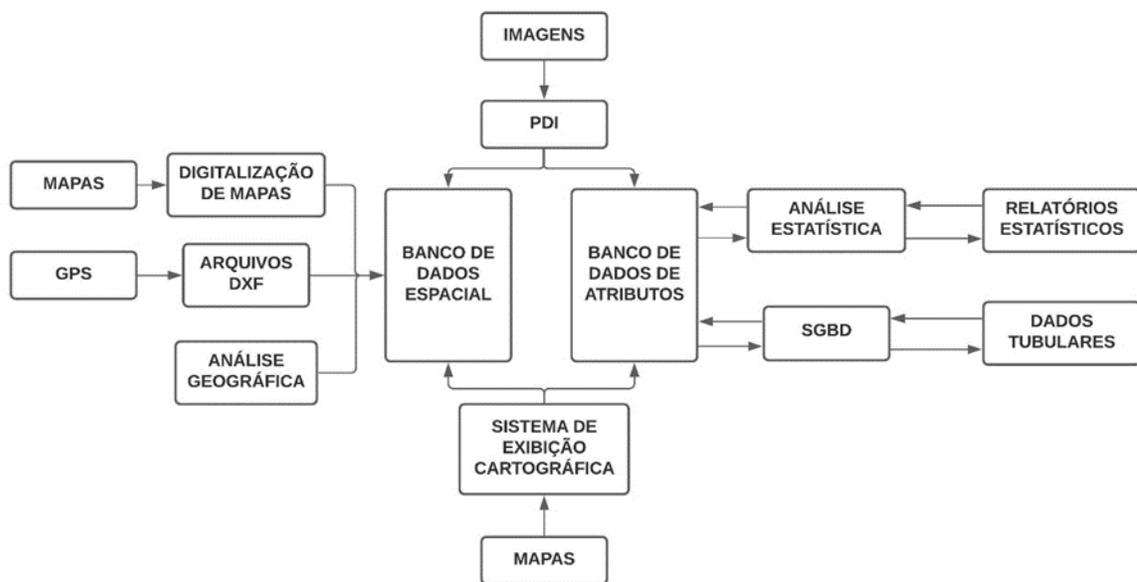
2.3 SISTEMA DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA NA IDENTIFICAÇÃO DE MUDANÇAS ESPAÇO-TEMPORAIS EM ÁREAS DE ROMPIMENTO DE BARRAGENS

Segundo estudos, o sistema de informação geográfico - SIG são um importante indicador de atividades associadas a mineração, das quais são grandes percussores de mudanças na fauna e flora do local onde são instaladas. Ao passo que as cidades crescem em tamanho e densidade, mudanças são notadas no ar, solo, água e na vida, bem como em seu interior e à sua volta, agravando assim os problemas ambientais que por conseguinte afetam o bem-estar dos habitantes. A interação existente entre as atividades humanas e o ambiente natural produzem um ecossistema um pouco diferente daquele existente anteriormente à cidade (ODUM,1983). As respostas para tais objeções são decorrentes de uma mudança, através da relação homem/natureza. Não sendo mais necessário dissociar o ambiente urbano do ambiente natural, precisando ver a cidade como um sistema ecológico, possuindo fragilidades e vulnerabilidades, pois depende de outros sistemas para se manter, onde, o homem faz parte desse sistema.

Grigg (1996) conceituou a análise de sistemas como sendo, a aplicação de modelos e bancos de dados baseados em computador para analisar sistemas numa base holística, no intuito de mostrar como todos os componentes do sistema conseguem se interligarem entre si e com os seus ambientes externos. O mesmo autor, ainda em seu estudo sobre gerenciamento de recursos hídricos, definiu a sua abordagem sistêmica como, um modelo sistemático para expressar o sistema de recursos hídricos e manusear ferramentas de análise de sistemas para identificar e avaliar estratégias de gerenciamento, onde podemos citar: bancos de dados, modelos, sistemas de informações geográficas (SIG) e etc. Para a aplicação de metodologias de análises sintéticas de problemas e também questões organizacionais relacionadas ao meio ambiente, a abordagem sistêmica tem sido o caminho adotado. Onde este tipo de método se utiliza de ferramentas computacionais de análise, sendo assim capazes de manipular grandes quantidades de dados e a partir disto, gerar novas informações e conhecimentos, para serem usados no processo de gerenciamento e tomada de decisão. Dentre as ferramentas apoiadoras ao suporte a decisão o Sistema de Informações Geográficas (SIG) é, provavelmente, aquela que mais se adequa a este enfoque sistêmico de gerenciamento de recursos naturais, devido manter características de integração e manipulação de grandes quantidades de dados espaciais e alfanuméricos (ROCHA. 2002).

Burrough (1986) define o SIG, como sendo um conjunto de ferramentas para armazenar, recuperar, transformar, colecionar e exibir dados espaciais referentes ao espaço terrestre. Necessitando-se usar o meio digital, através da informática, estando com uma base de dados integrada, georreferenciados e com controle de erro, o Sistemas de Informações Geográficas deve conter funções de análise destes dados, variando de álgebra cumulativa (soma, subtração, multiplicação e divisão) até álgebra não cumulativa (operações lógicas) (ROCHA. 2002). Para a realização destas operações, e ainda suportar entrada e saída de dados em diversos formatos, o SIG normalmente está integrado diversamente a outros sistemas (processamento digital de imagens, análise estatística, análise geográfica, digitalização), onde o ponto central é um banco de dados. A figura 1 mostra os diversos sistemas que de integração em um SIG.

Figura 1. Sistemas integrantes de um SIG.



Fonte: Adaptado de EASTMAN, 1992.

A partir da imagem se verifica que os sistemas componentes doo SIG podem ser divididos em:

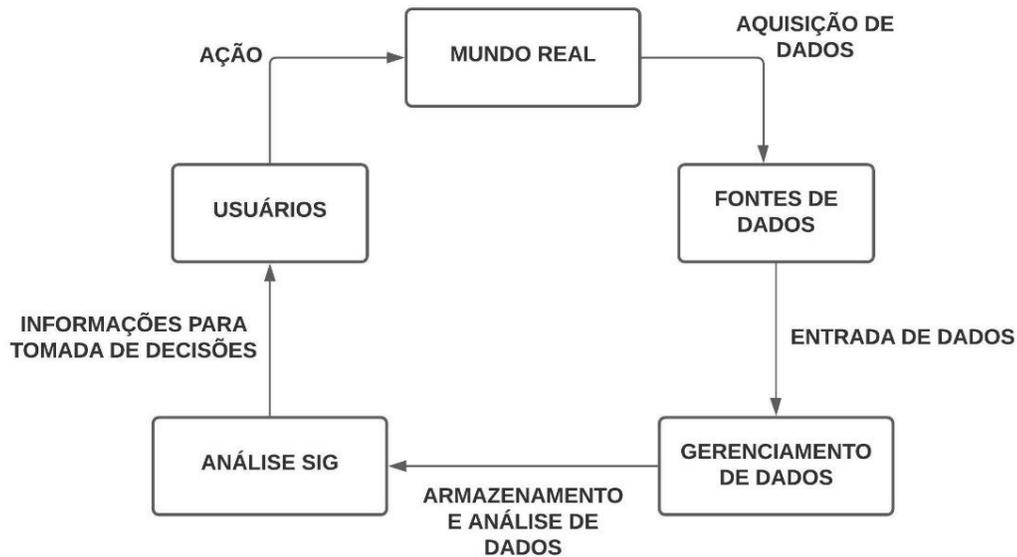
- Sistemas de entrada de dados: sistema de processamento digital de imagens (PDI), sistema de posicionamento global (GPS), dados tabulares (planilhas eletrônicas), digitalização de mapas e dados estatísticos;
- Sistemas de armazenamento de dados: banco de dados espacial (mapas digitais) e de atributos (alfanuméricos);

- Sistemas de análise de dados: sistema de análise geográfica (operações algébricas), sistema de gerenciamento de banco de dados e sistema de análise estatística;
- Sistemas de saída de dados: sistema de exibição cartográfica (sistemas de saída para a tela, impressora, plotter e arquivos digitais).

Grigg (1996), ao avaliar o conjunto de sistemas de um SIG concluiu ser uma das principais ferramentas de análise de sistemas, consistindo em um ambiente de armazenamento, tratamento e manipulação de dados, aplicando modelos e séries temporais, assim sendo possível obter respostas quanto a cenários passados, atuais e simular o futuro local. Na conjunção de um SIG, os dados da paisagem e cobertura vegetal podem ser avaliados em conjunto com outros conjuntos de dados (solos, modelos digitais de elevação, restrições e outros) e, assim modelar cenários futuros, permitindo tomar decisões efetivas de políticas de planejamento, em termos de mudanças na paisagem, monitoradas para cada área (PECCOL et al., 1994).

O campo integrador entre modelos ambientais e SIG é vasto e vem em uma crescente quando ligados ao geoprocessamento e meio ambiente. O sistema é dependente da relação de interação analista e tomador de decisão, este que é quem interpreta os resultados gerados, através de um processo de discussão, sintetizando e analisando, obtendo informações e decisões que afetam a comunidade e o meio ambiente ao seu redor. Por isso é que o SIG fica caracterizado como um conjunto apoiador à decisão. A figura 2 mostra todo o processo do SIG perante uma tomada de decisão.

Figura 2. SIG no contexto de apoiador a tomada de decisão



Fonte: Adaptado de Aronoff, 1989.

Buyukdemred (2012) afirma que o conjunto formador do Sistema de Informações Geográficas (SIG), se torna uma ferramenta de suma relevância quando do estudo de uso e ocupação do solo, permitindo a análise do espaço terrestre e suas características, donde proporciona analisar, atribuir e correlacionar os dados e parâmetros da área em questão, podendo também ajudar na integração de diversas políticas ambientais quando da gestão do uso do solo em diversas situações, até mesmo a de desastres, como é quando envolve o rompimento de barragens, causador de inúmeros impactos socioambientais negativos e já exemplificados anteriormente.

As imagens que são geradas por softwares ligados ao SIG, são classificadas em duas categorias, podendo ser supervisionadas ou não, mas, ambas precisam receber o mesmo tratamento, que é o treinamento e a classificação, donde, na primeira opção é contumaz e essencial, possuir o conhecimento de características próprias da área de estudo (MOREIRA, 2003). A classificação é dependente da quantidade de amostras e também da melhor resolução possível das imagens obtidas, o que induz ser altamente viável buscar melhores dados conforme a situação abrangente, e, quando a classificação não é supervisionada, o conhecimento de características próprias não é mais um precedente para se obter êxito, uma vez que está se utiliza de algoritmos para reconhecer o que a imagem esta reproduzindo (HOU E WANG, 2013). As análises sempre são baseadas em valores de espectros de pixels, assim dividindo os grupos por valores predefinidos (LIU E MASON, 2013).

Ferramenta complementar para este tipo de estudo e de grande potência de desenvolvimento é o Google Earth Engine (GEE), conforme dito por Liu e Mason (2013) que está propicia armazenar dados on-line e tem a finalidade de processar imagens de Sensoriamento Remoto, sem custo algum, sendo possível também encontrar dados de diversas regiões.

Lima et al., (2019) elaborou um estudo que consistia em verificar a previsão do caminho que a lama de um acidente envolvendo barragem seria feito, utilizando-se do auxílio do SIG, tais como técnicas de processamento de imagens e impressão 3D. O estudo abrangeu as barragens de Brumadinho, Casa da Pedra e Mina do Engenho, e objetivaram êxito em todos, principalmente no primeiro, onde o caminho da lama foi visualizado através de imagens de satélite e comprovados por meio de um modelo simulando um escoamento em 3D.

Todo o contexto mostra a ferramenta perante a sua relevância quanto ao apoio a tomada de decisão, auxiliando equipes de pesquisadores a relatar problemas passados, presentes e futuros perante o observado contextualizando o impacto ambiental sofrido durante a proposta e período de análise.

2.4 GOOGLE EARTH ENGINE – FERRAMENTA DE AUXÍLIO NO MONITORAMENTO DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

O monitoramento do uso e ocupação do solo é um assunto do qual é de suma importância para diversas frentes de análises de um ambiente. Sendo destacado as análises em relação a representatividade dos ecossistemas, a sua extensão, o uso e ocupação do solo, os recursos naturais disponíveis, proteção dos processos ecológicos e a interatividade de todo o meio ali envolvido (BENSUSAN, 2006). A classificação de imagens consiste em um processo do qual é realizado um agrupamento de pixels em classes das quais foram pré-estabelecidas ou não pelo usuário (CARVALHO, 2020). Deste modo, a identificação das classes de pixels do uso e ocupação do solo é realizada através da leitura dos comportamentos espectral de um alvo (JENSEN, 2005). Então é possível realizar análises destas ocorrências comportamentias das alterações do uso e ocupação do solo devido as ações antrópicas, estas que causam grande influência e impactos na paisagem do local, utilizando o monitoramento dos dados espaço-temporais (COELHO et al. 2014)

A utilização de novas tecnologias é de grande eficácia para análises mais robustas. Grandes áreas podem ser observadas e avaliadas através da utilização de dados de satélites, permitindo o uso de um grande histórico de informações de modo mais rápido e significativo (NOVO, 1992).

Com isso, o Google Earth Engine (GEE) possui um grande destaque sobre essas questões de levantamento de dados do meio físico de um determinado local, devido esta ferramenta ter a disponibilidade de vários satélites (landsat, MODIS, sentinel, entre outros) e conseqüentemente uma grande base de dados de imagens em nuvem que permite a trabalhabilidade com inúmeros algoritmos e além de ser um serviço gratuito.

Para a utilização do GEE não é necessário computadores ou softwares de últimas gerações para realizar os processamentos na plataforma, o que traz maiores igualdades entre os usuários. Segundo Chong et al. (2021) é um sistema que armazena dados prontos para a realização de um processamento em nível de petabyte, permitindo desta forma o processamento de milhões de imagens simultaneamente e melhorando exponencialmente os resultados de uma pesquisa. O atual banco de dados inclui vários satélites, bem como conjuntos de dados vetoriais baseados em sistemas de informação geográfica, modelos digitais de terreno (MDT), dados sociais, demográficos, meteorológicos e climáticos (MUTANGA e KUMAR, 2019). Podendo desta forma descrever com maior precisão, através das análises de mudanças do meio, sobre os possíveis métodos de planejamento mais adequados e sobre as melhores técnicas de manejo dos recursos naturais do ambiente em análise.

De acordo com Lee (2018) a abordagem vem sendo bastante aplicável, ligado ao fato de ser utilizado no processamento o emprego de algoritmo não supervisionado, onde este não precisa de dados intensivos de verificação do solo. A criação de algoritmos pode resolver problemas relacionados a cobertura de nuvens e, em relação a algumas características do terreno para a melhor precisão de análises do solo. O GEE também facilitou as análises referentes aos cálculos dos índices de vegetação espectrais (HE et al., 2018).

Com isso, a aplicação do GEE como ferramenta para análise das características da cobertura do solo tem um papel fundamental devido a metodologia realizada através da utilização das imagens de satélite. O que faz facilita a avaliação do meio do estudo, compreendendo de forma mais sistemática das características do ambiente, fator de grande importância nos estudos de análise do solo.

2.5 RESOLUÇÕES ESPACIAIS E ESPECTRAIS SENDO MANUSEIO DO SENSORIAMENTO REMOTO NA AVALIAÇÃO DE DESASTRES ENVOLVENDO BARRAGENS.

Em qualquer estudo que envolva todo o contexto espaço-temporal de uso e ocupação do solo é fundamental estar em consonância com imagens de boa resolução espacial e espectral, onde o primeiro se diz respeito a capacidade do sensoriamento em resolver os elementos da superfície terrestre, ou seja, quanto maior o número de pixels dentro de uma matriz, melhor é sua resolução espacial. Enquanto a resolução espectral sensibiliza a capacidade que o sensor tem ao operar em diversas e estreitas bandas espectrais.

Os dois combinados e sendo de boa qualidade são fundamentais, pois são questões de enorme relevância para se ter melhores resultados possíveis, que se aproximem o máximo da realidade, o que fornece mais robustez ao estudo, bem como, maior confiança em qualquer que seja a gestão ambiental que será adotada em ideologias futuras.

Diversas técnicas de classificação supervisionada quando conectadas a um alinhado e consistente processamento digital, os resultados são dos mais eficazes possíveis de informações que compõe uma região (GROSSI et al. 2022). Erros são comuns em qualquer processo, e é por isso que neste sistema de mapeamento é usual adotar alguns parâmetros para que se tenha maior nível de confiabilidade no resultado, como por exemplo, a acurácia dos dados extraídos, onde todas as classes que são composições do mapa, estão associadas ao controle de qualidade para ter validação. O mapeamento temático deve ser usual quando a fonte de informações for fidedigna sendo associados a processos de avaliação da acurácia (LIU E MASON, 2013).

Quando da classificação automática de imagens multiespectrais, estas têm por objetivo mapear a cobertura de uso da terra distinguindo as diferentes classes da superfície terrestre. Cada pixel vai apresentar um valor de cinza e estes são agrupados e conectados a um tipo de cobertura da superfície da terra por imagem. A separação dos padrões só é possível devido ao comportamento que cada objeto tem por característica própria, através da sua radiação eletromagnética, gerada pelo comprimento de onda e características envolventes dos alvos (biológicas, químicas e físicas). E, quando se tem a classificação automática sendo elaborada através de todos os pixels possíveis de uma região, tem-se como resultado um mapa temático, mostrando conforme análise distribuída das classes de uso do solo ali presentes (CAMPBELL, 2002).

Um recente lançamento tornou público um mosaico de imagens do satélite Planet que cobre 45 milhões de quilômetros quadrados com uma resolução de imagens de 4,77 metros. Estes dados contendo imagens são super relevantes para que sejam aplicadas políticas públicas rastreáveis dos serviços realizados, fazendo valer desde projetos que buscam a restauração do carbono, até mesmo quando do monitoramento do uso do solo (PACUAL et al. 2022).

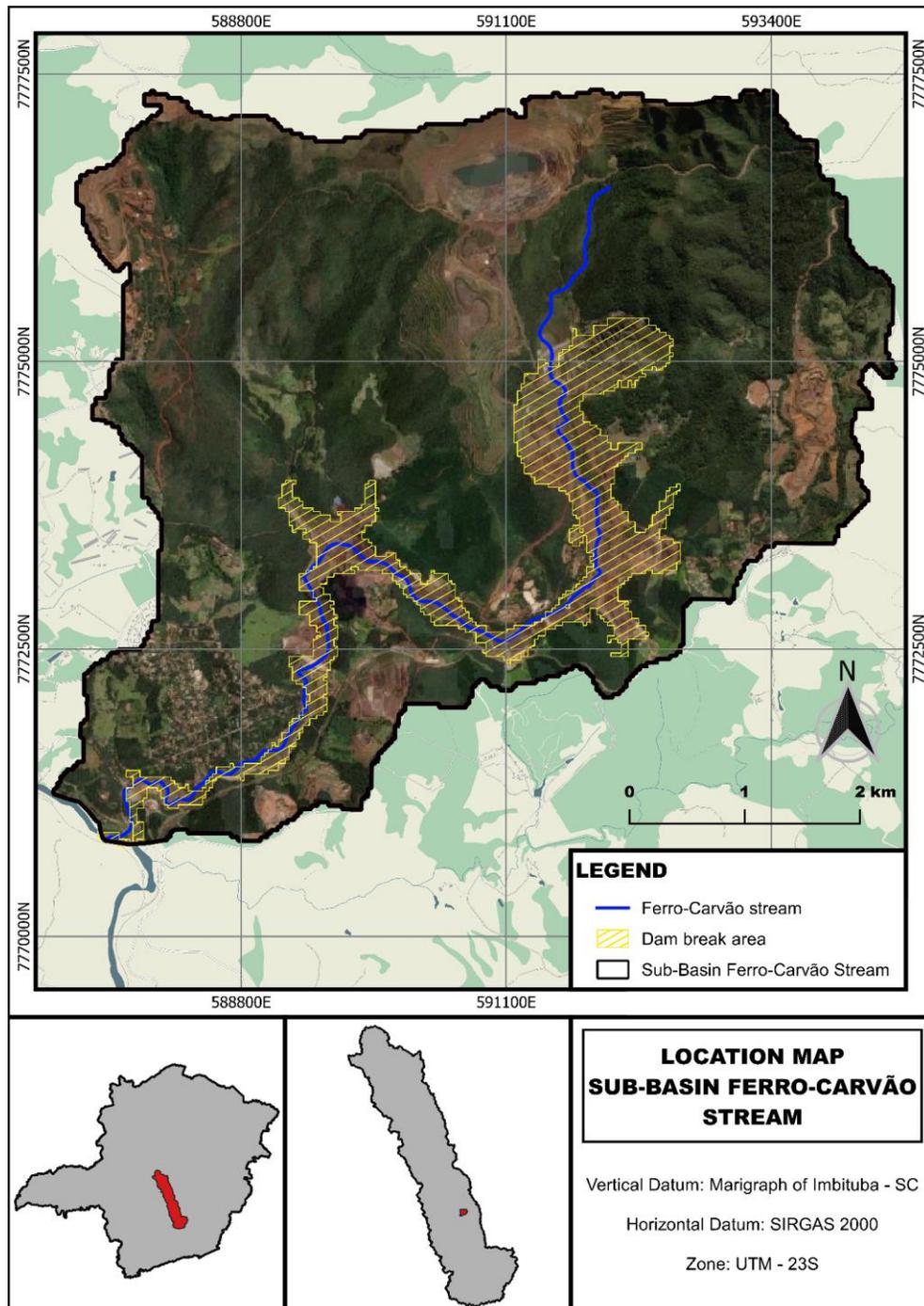
Ponzoni e Rezende (2002) realizaram um estudo onde buscaram identificar usos do solo por intermédio de diversas resoluções espaciais e de alguns índices como o Kappa e o Tau. Como resultado, as imagens que apresentaram maior discrepância foram as com 200m de resolução espacial, apresentando ligeira confusão. Todo o contexto evidencia a relevância que se tem dados espectrais e espaciais, mostrando não somente o valor das melhores resoluções, mas como o sistema é importante como um todo formador da ferramenta.

3 METODOLOGIA

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo está localizada na sub-bacia do Ribeirão Ferro-Carvão, onde ocorreu o rompimento da barragem de rejeitos de mineração B1, localizada no sudeste do estado de Minas Gerais (Brasil) no município de Brumadinho, nas coordenadas geográficas de latitude 20° 7' 27" S e longitude 44° 7' 52" W com área aproximada de 33,270 km² (Figura 3). O ribeirão é afluente do rio Paraopeba, tributário do Rio São Francisco e um dos formadores do reservatório de Três Marias-MG (SACE, 2021). Com o rompimento da barragem em 25 de janeiro de 2019 foram despejados 11,7 Mm³ de rejeitos de mineração que escoaram ao longo do ribeirão até atingir a jusante o rio Paraopeba (ROTTA, 2020).

Figura 3. Mapa de localização da sub-bacia do ribeirão Ferro-Carvão, pertencente à bacia do rio Paraopeba no estado de Minas Gerais, Brasil.

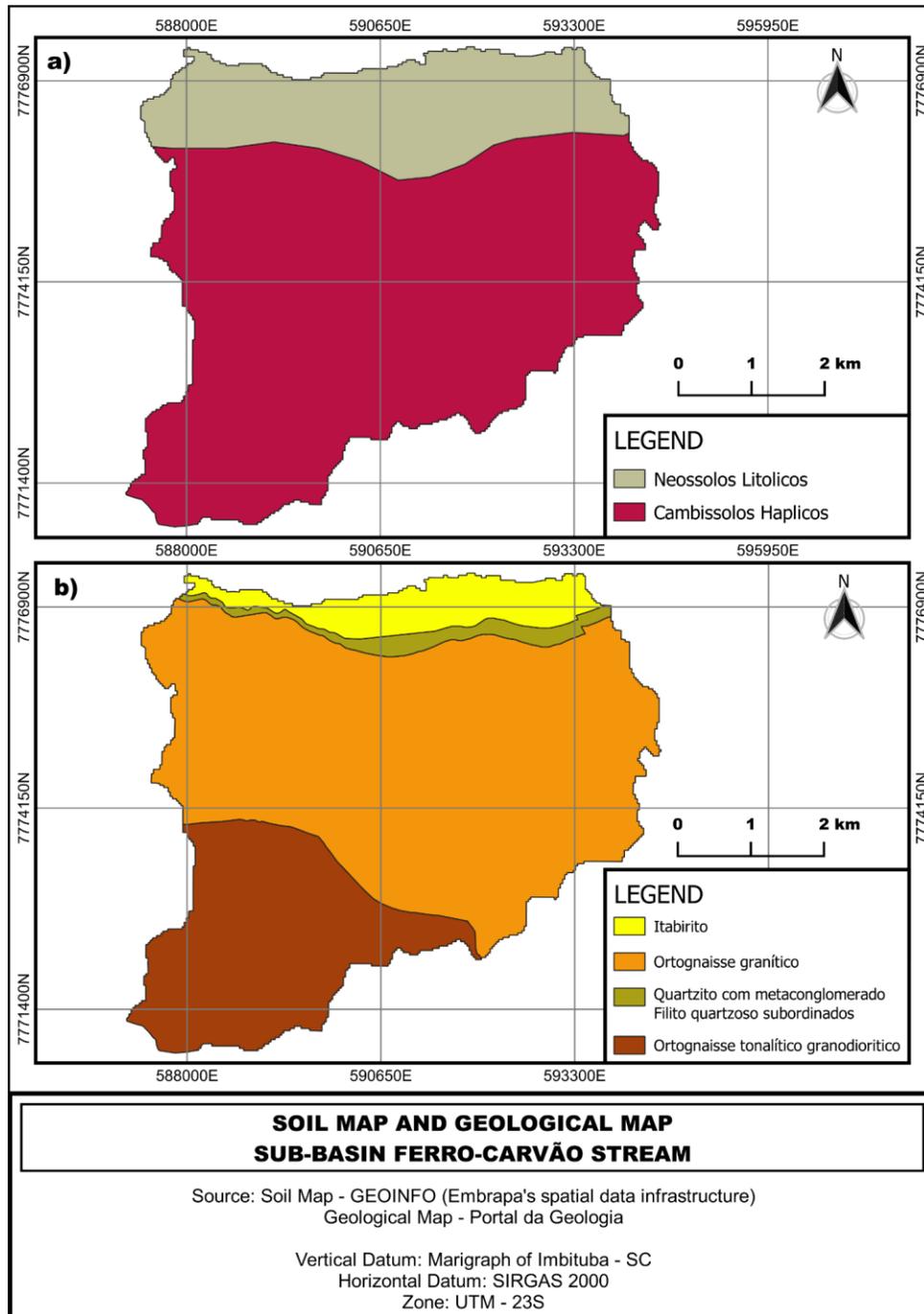


Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

A declividade na sub-bacia é plana, com exceção do noroeste onde predomina um relevo montanhoso e acidentado com declividades de 45 a 75% (Du et al., 2020). As altitudes variam de 900 a 1000 metros (Eduardo et al., 2021). O relevo montanhoso, é caracterizado por planaltos, depressões e áreas dissecadas que resultaram nas unidades geomorfológicas do Planalto Dissecado do Centro-Sul e Leste de Minas, Depressão São Franciscana, Planalto do São Francisco e Quadrilátero Ferrífero (Durães, 2010).

A formação geológica (Figura 4) caracteriza-se pela unidade Gnaisse Souza Noschese, recortada em sua porção central e oeste por unidades de depósitos elúvio coluviais, enquanto que na borda leste, têm-se unidades de depósitos Coluviais e do Complexo Bonfim. Ao norte da sub-bacia, no sentido leste - oeste verificam-se faixas litológicas de filito cinza e marrom, bem como filito vermelho-escuro, também de origem carbonosa e de litologias de fino a médio quartzito cinza claro e filito síltico cinzento a verde-acinzentado (Baltazar et al., 2005).

Figura 4. Mapa de solos (a) e mapa de geologia (b) para a sub-bacia do Ribeirão Ferro-Carvão.



Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

Os solos da área (Figura 2) são pouco desenvolvidos, com presença marcante de Neossolos e Cambissolos, sendo o último com pouca diferenciação de texturas (RIMA, 2017). De acordo com a Companhia Brasileira de Projetos e Empreendimentos, COBRAPE (2020), pode-se citar entre os solos da bacia, cambissolo háplico aluminico, cambissolo háplico tb distrófico, cambissolo háplico

perférico, gleissolo háplico tb distrófico e neossolo litólico distrófico. A tipologia de solos, bem como a topografia e o clima, influencia diretamente sobre a vegetação local, sendo o território da bacia majoritariamente ocupado por pastagens e florestas, inseridas no Bioma Domínio Cerrado e Mata Atlântica (Bonanomi et al., 2019; Du et al., 2020).

A região apresenta, de acordo com a classificação de Köppen, dois subtipos climáticos, Cwa e Cwb, ambos correspondendo ao clima temperado úmido com inverno seco, porém, diferenciados quanto ao verão quente e o verão ameno, com temperaturas que variam entre 15 °C e 18 °C (Alvares et al., 2013). A precipitação anual média fica por volta de 1.608 milímetros, distribuídos em maior parte no período chuvoso de novembro a fevereiro, com presença de valores mínimos no período seco, de maio a agosto (RIMA, 2017; Durães, 2010).

3.2 FONTE DE DADOS

3.2.1 DELIMITAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

Para a obtenção dos mapas de uso e ocupação do solo para o período antes e pós rompimento foi primeiramente necessário obter o shapefile da região de estudo. Para isto foi realizado o download no TOPODATA do modelo digital de elevação (MDE) “20S45_”, este que está incorporado em seus limites a cidade de Brumadinho e conseqüentemente a área afetada pelo rompimento da barragem, objeto de estudo da presente pesquisa. Com este arquivo raster se faz possível a realização da delimitação da sub-bacia do Ribeirão Ferro-Carvão. O arquivo foi importado para o software QGIS 3.16, utilizando o “SIRGAS 2000/UTM zone 23S” como sistema de referência de coordenadas (SRC) do projeto. No software foi utilizado o mapa do google satélite para o auxílio e identificação da área de estudo. Depois de localizar o local é realizado o “recorte camada raster pela extensão”, desta forma, direcionado apenas para a região de estudo a fim de simplificar os processamentos a serem realizados. Em seguida foi efetuado o “Fill sinks (wang & liu)”, que consiste em realizar o retorno de três análises em seu processamento, sendo estes: “MDE preenchido”, “Instruções de fluxo” e “bacias hidrográficas”. Após, foi feito análises de raster utilizando a ferramenta “sombreamento” e também extraído as curvas de nível da região, este sendo processado com o comando “contorno”.

Com todos esses processos é possível realizar a delimitação da sub-bacia, sendo utilizado o sombreamento, as curvas de nível, instruções de fluxo e bacias hidrográficas. Esta última mencionada, apresenta uma provável delimitação de bacia da área processada, no entanto, é

necessário utilizar os demais resultados mencionados para confirmar a delimitação. Desse modo, é notado que a sub-bacia processada automaticamente pelo complemento “Fill sinks (wang & liu)” estava incoerente, que no caso precisou de adaptações manuais com o auxílio dos resultados de sombreamento, curvas de níveis e instruções de fluxo, para o refinamento dos limites do local pretendido. Desta forma, com a elaboração do arquivo vetorial (shapefile) correspondente à delimitação da área de estudo, foi possível se dar início ao processamento do uso e ocupação do solo para os anos de análise.

3.2.2 A PLATAFORMA DO GOOGLE EARTH ENGINE

Sendo uma plataforma de computação em nuvem, o GEE disponibiliza mais de um trilhão de imagens, possibilitando a coleta e classificação dos dados na construção de análises espaço-temporal de forma rápida. Neste estudo gerou-se a classificação do uso e ocupação da terra, na sub-bacia do Ribeirão Ferro-Carvão, antes e após-rompimento da barragem B1, a partir das imagens Landsat 8 Collection 1 Tier 1 and Real-Time data TOA Reflectance, Sentinel-2 MSI: Instrumento Multiespectral Nível-2A e Imagem PlanetScope Dove para as regiões tropicais disponibilizadas pelo Norway's International Climate and Forest Initiative (NICFI) no GEE. O período analisado foi de 2018 a 2021, com diferentes resoluções espaciais: 30,10 e 4.77 m e com filtro de nuvens < 20% (Tabela 1). O período espaço-temporal correspondente ao pré-rompimento foi o ano de 2018 e após-rompimento a partir de 2019, a gerar cada composição das imagens utilizadas (Tabela 1).

Tabela 1. Resumo das características dos Satélites Landsat 8, Sentinel 2A e PlanetScope Dove.

Satélite	Band	Wavelength (μm)	Resolution (m)
Landsat 8 (L8-30m)	1-Coastal Blue	0.43 – 0.45	30
	2-Visible Blue	0.45 – 0.51	30
	3-Visible Green	0.53 – 0.59	30
	4-Visible Red	0.64 – 0.67	30
	5-Near-Infrared	0.85 – 0.88	30
	6-Shortwave Infrared (SWIR)1	1.57 – 1.65	30
	7-Shortwave Infrared (SWIR)2	2.11 – 2.29	30

	8-Panchromatic	0.50 – 0.68	15
	9-Cirrus	1.36 – 1.38	30
	10-Infravermelho Termal	10.60 - 11.19	30
	11-Infravermelho Termal	11.50 - 12.51	30
Sentinel-2 (S2-10m)	2 - Blue	0.49	10
	3 - Green	0.56	10
	4 - Red	0.665	10
	8- Near-Infrared	0.842	10
	5 - Red Edge 1	0.705	20
	6 - Red Edge 2	0.740	20
	7 - Red Edge 3	0.783	20
	11- SWIR 1	1.610	20
	12 - SWIR 2	2.190	20
PlanetScope Dove constellation (P-4,7m)	Blue	0.455-0.515	4.77
	Green	0.500-0.590	4.77
	Red	0.590-0.670	4.77
	Near-Infrared	0.780-0.860	4.77

Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

As coleções de imagens foram importadas e selecionadas para cada ano de análise (Tabela 2), sendo agrupada a mediana do pixel das imagens executadas em script no GEE. Na classificação do uso da terra o agrupamento de imagens tem sido amplamente utilizado (White et al., 2014; Griffiths et al., 2019). A redução do pixel à mediana, que gera uma única imagem temporal, tem favorecido maior acurácia na precisão na imagem sintetizada (Flood et al., 2013; Luo et al., 2022). As imagens PlanetScope Dove operadas pela Planet possuem revisita diária, composto por aproximadamente 200 satélites que atuam na geração do mapa base NICFI para o monitoramento de florestas tropicais (NICFI, 2021a). Assim, o mapa base é gerado a cobrir a área entre 30N e 30S, com resolução espacial de 4,77 m, disponibilizando dois mosaicos por ano entre o período de dezembro/2015 a agosto/2020, enquanto de setembro/2020 em diante com imagens mensais (NICFI, 2021b). Utiliza-se de algoritmo que seleciona a melhor cena no topo de imagens para garantir a mais alta qualidade (Marta, 2018).

Tabela 2. Resumo das características dos Satélites Landsat 8, Sentinel 2A e PlanetScope Dove.

Ano	Satélite	Espaço-temporal		
		Início	Final	n
2018 (Pré-rompimento)	L8-30m	01/01/2018	31/12/2018	8
	S2 - 10m	01/01/2018	31/12/2018	36
	P - 4,7m	01/01/2018	31/12/2018	2
2019 (Após-rompimento)	L8-30m	25/01/2019	31/12/2019	11
	S2 - 10m	25/01/2019	31/12/2019	30
	P - 4,7m	01/01/2019	31/12/2019	2
2020 (Após-rompimento)	L8-30m	01/01/2020	31/12/2020	8
	S2 - 10m	01/01/2020	31/12/2020	36
	P - 4,7m	01/01/2020	31/12/2020	5
2021 (Após-rompimento)	L8-30m	01/01/2021	31/12/2021	10
	Sentinel 2A	01/01/2021	31/12/2021	37
	P - 4,7m	01/01/2021	31/12/2021	12

*n= número de cenas compiladas

Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

Para melhorar a precisão das classificações LULC, além do uso de imagens agrupadas como mencionado acima, é essencial o uso de bandas de imagem com a mesma resolução de pixel. Isso se deve ao fato de que os algoritmos de aprendizado de máquina, como a floresta aleatória, que foram usados na classificação, exigem que todas as bandas de entrada tenham a mesma resolução espacial. Neste trabalho foram utilizadas imagens de diferentes satélites, cada um com sua própria

resolução espacial. No entanto, nenhuma reamostragem de imagens foi realizada, o que significa que nenhuma alteração foi feita nos tamanhos de pixel originais. Em vez disso, foram selecionadas apenas as bandas com a mesma resolução espacial em cada satélite. Assim, para classificar corretamente as imagens do Landsat 8, Sentinel-2, e os satélites PlanetScope, bandas (2,3,4,5,6,7), (2,3,4,8) e (R,G,B), respectivamente (Tabela 1).

3.3 O CLASSIFICADOR RANDOM FOREST

O Random forest é um modelo de machine learning utilizado para classificação identificando padrões de dados e encontra-se disponível na plataforma do GEE (Gorelick et al., 2017). É o método classificador mais usual utilizado em problemas ambientais pois tem alta velocidade no processamento, possibilita a identificação de padrões com várias variáveis e, apresenta um ótimo desempenho na predição de grandes volumes de dados com alta acurácia (Lillesand e Kiefer, 1994; Belgiu e Drăguț, 2016; Sheykhmousa et al., 2020).

A princípio foi adicionado ao script na plataforma do GEE, o arquivo vetorial (shapefile) correspondente a delimitação da área de estudo. A seleção dos pontos amostrais de imagens utilizou-se de referência o MapBiomas o qual traz o mapa de uso e ocupação dos solos da Brasil (www.mapbiomas.org.br) e também imagens do Google Earth nos períodos em análise de forma visual. Para os períodos em análise, 2100 pontos de treinamento foram coletados de forma aleatória a representar as classes e importados para o script no GEE. Assim sendo, para as classes formações florestais, agricultura, área urbana, pastagem, mineração/rejeito e água, coletaram-se 900, 180, 200, 355, 400 e 65 pontos, respectivamente. Na classificação 70% dos pontos amostrais foram destinados aleatoriamente às amostras de treinamento e 30% para as amostras de validação. O script de classificação de imagem foi gerado a partir de uma rotina preparada em JavaScript no menu editor de código GEE, composta por três scripts específicos para as imagens Landsat 8, Sentinel-2 e PlanetScope, respectivamente, que estão disponíveis gratuitamente em:

- <https://code.earthengine.google.com/6655d49a2aaeb7a2c6320b81f93e6668>;
- <https://code.earthengine.google.com/a2bc8ba3851d22c07a87cedb71bd56d7>;
- <https://code.earthengine.google.com/e22aa23d3f9836bc660138aaa3365266>.

Na classificação de uso e cobertura terra (LULC) realizada no script no GEE, se estimou a acurácia do método mediante matriz de confusão. O resultado da classificação de LULC compara resultados estimados da classificação com pontos de controle conhecidos. Desta forma, foi possível calcular a acurácia geral que representa se os locais de referência estão corretamente classificados,

pela razão do número de previsões corretas pelo número total de previsões (OA)[Eq.(1)]. Na avaliação da precisão das classes de uso utilizou-se a precisão do produtor (PA)[Eq.(2)], sendo a relação de número de pixels corretos na imagem classificada para cada classe LULC dividido pelas observações reais na classe de referência (a refletir a sensibilidade do classificador quanto a capacidade de identificar corretamente determinada classe, associa-se ao erro de omissão, quando se deixa de mapear um pixel da classe de forma correta) e a precisão do usuário (UA)[Eq.(3)], é calculada dividindo o número de pixels classificados corretamente em uma classe do LULC pela número alegado de estar nesta classe do mapa (relata ao usuário a confiabilidade com a qual a classe estará presente no terreno, associa-se ao erro de comissão que ocorre quando se atribui um pixel a uma classe e ele pertence a outra) (Al-Saady et al.,2015). Para análise da confiabilidade do algoritmo utiliza-se o F-score [Eq. (4)] que representa a média harmônica entre PA e UA (Weaver et al. 2018). Desta forma, se torna possível a avaliação da precisão a nível de classe (Richard et al., 2017). Para a avaliação estatística das diferenças entre as classificações realizadas das diferentes imagens, utilizamos o Coeficiente de Correlação de Matthews (MCC)[Eq.(5)] (Matthews, 1975), que mede o desempenho da classificação multiclasse. O MCC apresenta estatística confiável, pois a pontuação elevada somente ocorre quando a previsão realizada obtiver resultados coerentes na matriz de confusão (Chicco e Jurman, 2020). Desta forma, não foi utilizado o coeficiente de concordância Kappa por motivos apresentados por Delgado e Tibau (2019). Lembrando que todos esses índices foram calculados diretamente pela plataforma GEE.

$$OA = \frac{TP \times TN}{TP \times TN + FP \times FN} \quad (1)$$

$$PA = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$UA = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$FSCORE = 2 \times \frac{PA \times UA}{PA + UA} \quad (4)$$

$$MCC = \frac{(TP \times TN) - (FP \times FN)}{\sqrt{(TP + FP) \times (TP + FN) \times (TN + FP) \times (TN + FN)}} \quad (5)$$

Sendo: (TP) positivos corretamente estimados, (FN) negativos estimados erroneamente, (TN) negativos estimados corretamente, (FP) positivos estimados erroneamente, (OA) acurácia geral, (PA) precisão do produtor, (UA) precisão do usuário, (F-score) média harmônica entre PA e UA, (MCC) Matthew's Correlation Coefficient.

3.4 MAPA DE MUDANÇA DE USO DO SOLO

Por meio da identificação do uso e ocupação da terra antes e após o rompimento da barragem B1, buscou-se identificar as mudanças ocorridas na sub-bacia do ribeirão Ferra-Carvão e em especial na zona de rompimento. Para o diagnóstico das mudanças utilizou-se o QGIS 3.16.10 com GRASS 7.8.5 com o Plugin de classificação semiautomática (SCP). O SCP utiliza a ferramenta "Land Cover Change", faz a tabulação cruzada no pós-processamento das imagens, diagnosticando as alterações na ocupação da terra mediante a elaboração de matriz de mudanças (Congedo, 2016; Congedo, 2021).

O SCP é um plugin de código aberto para utilização no QGIS, este sendo um facilitador que fornece um conjunto de ferramentas interligadas para realizações de pré-processamento e/ou pós-processamento de imagens. Este complemento, realiza a classificação pixel a pixel de imagens de maneira semiautomática ou supervisionada. Permitindo a rápida criação de amostras de treinamento ou regiões de interesse (ROI). O SCP pode ser utilizado em análises de diversos casos, como por exemplo: efeitos do crescimento urbano, análises de áreas agricultura e pastagem, estudos das mudanças da cobertura do solo em relação ao tempo, catástrofes ambientais e impactos ecológicos.

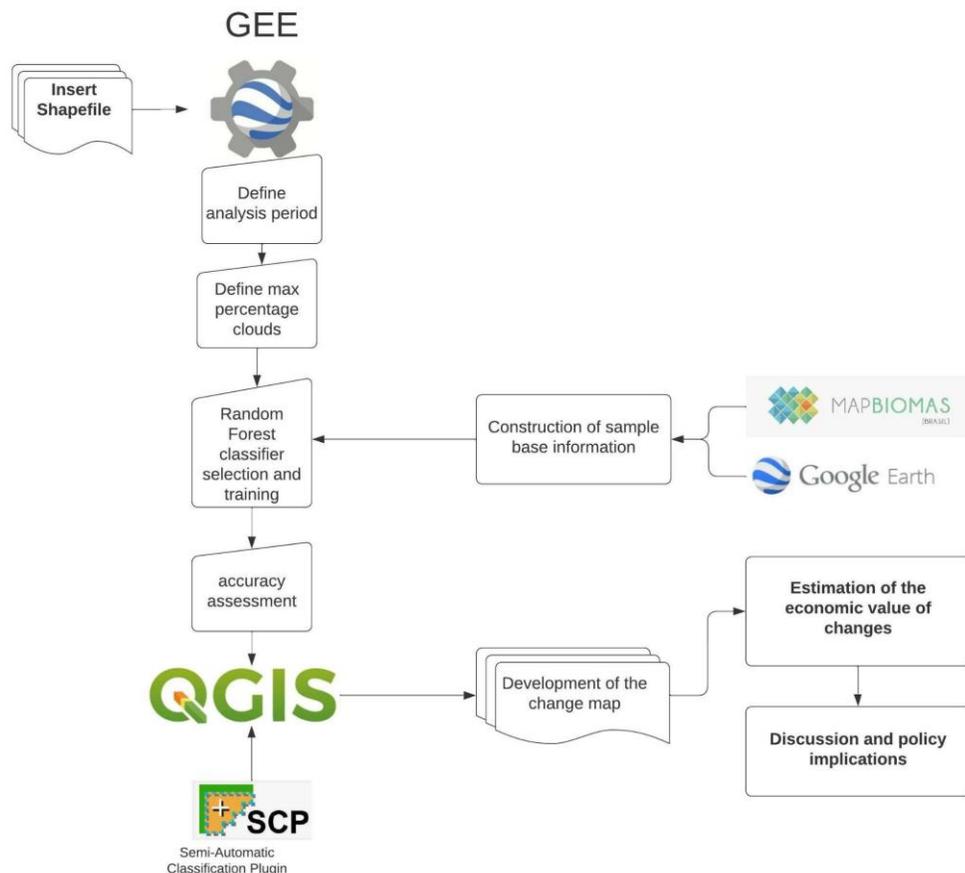
Para as análises realizadas na área de rompimento, foi delimitado arquivo vetorial no SIG QGIS de forma manual, utilizando como auxílio imagem do "Google Earth Pro" datada de fevereiro de 2019. Esse processo foi realizado a fim de realizar uma padronização da área de atuação do evento de ruptura, diagnosticando a mesma área em todas as análises temporais e em relação aos diferentes satélites utilizados no presente estudo.

Como resultado, foi gerado o mapa de mudanças e dados matriciais referentes as alterações que ocorreram antes e pós rompimento da barragem na área em estudo. E a partir das mudanças geradas, determinou-se mediante operação de mapas no SIG, a coincidência de ocorrência das mudanças presente em cada classe analisada.

3.5 FLUXO DO TRABALHO

A estrutura adotada para o diagnóstico das mudanças ocorridas após o rompimento da barragem usando dados Landsat 8, Sentinel 2A e PlanetScope segue seis etapas distintas (Figura 5), sendo: a) Primeira etapa: Coleta e o pré-processamento de dados das imagens orbitais no GEE; b) Segunda etapa: Construção de informações de base das amostras de referência de treinamento coletadas de imagem do Google Earth combinada com o MapBiomas correspondente ao espaço-temporal em análise; c) Terceira etapa: Seleção e treinamento do classificador Random Forest na plataforma do GEE a fornecer a assinatura amostral das classes; d) Quarta etapa: Avaliação da acurácia do método de processamento da classificação para as diferentes resoluções espaciais; e) Quinta etapa: Elaboração do mapa de mudanças de uso do solo; f) Sexta etapa: Estimativa do valor econômico das mudanças.

Figura 5. Fluxograma mostrando a metodologia geral utilizada neste estudo. Acervo dos autores, 2022.



4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA

A avaliação da acurácia foi realizada na busca de averiguar a eficiência da classificação LULC, ao se verificar a proximidade dos resultados estimados e observados (Tabela 3). Foram identificadas seis classes de uso e cobertura da terra usando RF a partir de três sensores ópticos. A acurácia geral (OA) e o coeficiente de Matthews (MCC) para o classificador RF apresentaram valores médios de 0.96 e 0.68, respectivamente. Sabe-se que o MCC é mais robusto em relação a OA pois esta última sofre desvios quando o número de classes observadas no conjunto de dados é diferente (Delgado e Tibau, 2019). Os valores mínimos e máximos de OA foram de 0.93 a 0.97, para S2-10m em 2018 e para L8-30m em 2021, respectivamente. A OA mínima aceita para a classificação para sensores remotos deve ser no mínimo 85% (Anderson et al., 1976), onde a resolução espacial, temporal e espectral da imagem influenciam na acurácia da classificação (Sun et al., 2019). Os valores mínimos e máximos de MCC foram de 0.57 a 0.81, respectivamente para S2-10m em 2018 e L8-30m em 2019. O MCC mínimo aceito para classificação não é mencionado anteriormente na literatura, e por isso pode ser considerado aproximadamente igual a 0.57, pois este corresponde ao valor mínimo de 0.93 de OA encontrado neste trabalho.

Tabela 3. Acurácia geral (OA) e Coeficiente de Correlação de Matthews (MCC) para os mapas de uso e ocupação do solo em diferentes anos e satélites.

Imagem De Satélite	ANO								Média	Média
	2018		2019		2020		2021			
	OA	MCC								
L8-30m	0,958	0,727	0,976	0,817	0,974	0,804	0,979	0,798	0,972	0,787
S2-10m	0,939	0,570	0,970	0,691	0,969	0,714	0,961	0,631	0,960	0,652
P-4,7m	0,942	0,590	0,954	0,606	0,951	0,587	0,961	0,681	0,952	0,616
Média	0,946	0,629	0,967	0,705	0,965	0,702	0,967	0,703	0,961	0,685

Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

Dentre os fatores que influenciam a classificação temos a heterogeneidade da paisagem que compromete a coleta das amostras (Reese, 2011). Antes do rompimento da barragem em 2018, as classes predominantes na área de estudo eram mais heterogêneas. Contudo, com o rompimento,

principalmente as classes “água” e “minério” tendem a apresentar maior homogeneidade de classificação a influenciar a precisão, devido a mistura gerada entre elas. Em imagens Landsat-8 a cor da classe mineração apresenta-se semelhante a área inundada influenciando a classificação, por isso conseguiu identificar melhor a classe supracitada (Syifa et al., 2019). Aliado a isto, ao se proceder com o aumento da resolução espacial de imagens favoreceu-se a extração de detalhes da paisagem ao promover a redução da precisão do LULC, nos quais sensores com alta resolução espacial coletam mais pixel em uma área menor a gerar uma classificação mais complexa (Chen et al., 2004). Tais detalhes podem acarretar maior variabilidade intraclasses e interclasses na cobertura do solo (Qin e Liu, 2022). Archarki (2022) também observou que o desempenho da classificação do Sentinel-2 e Landsat-8 nos modelos com resolução original apresentou precisão ligeiramente superior ao PlanetScope, sendo o ganho médio $<0,8\%$. Assim, a resolução espectral das imagens influencia na precisão da classificação, onde maiores valores são encontrados nos satélites Landsat e Sentinel por disporem de maior número de bandas espectrais do que o PlanetScope. Assim sendo, a melhora da acurácia da classificação está associada à resolução espacial e espectral. O aumento do número de bandas espectrais gera aumentos modestos na acurácia da classificação em várias resoluções espaciais (Momeni et al., 2016). Varga et al. (2021) concluíram que uma melhor resolução espectral pode superar uma menor resolução espacial na acurácia da classificação, onde imagens Sentinel-2 por possuírem maior número de bandas na faixa do vermelho, superaram em mais de 2% OA das geradas com imagens PlanetScope. O estudo de Ponzoni e Rezende em 2022 mostrou que piores valores para a resolução espectral apresentaram diversos problemas.

O valor médio geral da precisão do produtor (PA) e precisão do usuário (UA) e F-Score nas diferentes classes de uso da terra classificados, durante o período antes e após-rompimento foi igual a 71,4% (Apêndices A e B). Segundo Thomlinson et al. (1999) a acurácia aceitável por classe deve estar superior a 70%. Desta forma, a precisão do modelo em predizer as classes analisadas foi superior ao mínimo recomendável em todas as classes exceto “água” (Apêndices C e D), e com precisão do produtor e usuário $> 85\%$ em todas as classes. O F-score que representa a média harmônica entre PA e UA indicou a precisão geral do modelo a nível de classe. A mesma tendeu a apresentar valores superiores a 85% para todas as classes, exceto a água, em todos os mapas nos diferentes satélites (Apêndice E). Assim sendo, a precisão gerada pelo modelo, nas diferentes imagens utilizadas ultrapassou o mínimo aceitável, ao revelar que na construção das amostras das

classes, com o auxílio de imagens MapBiomias e do Google Earth da área de interesse, favoreceu eficaz classificação da mesma. Desta forma, o modelo RF foi capaz de classificar o LULC antes e após o rompimento da barragem com boa precisão para todos os satélites avaliados.

4.2 MUDANÇAS NAS CLASSES LULC NA ZONA DE ROMPIMENTO

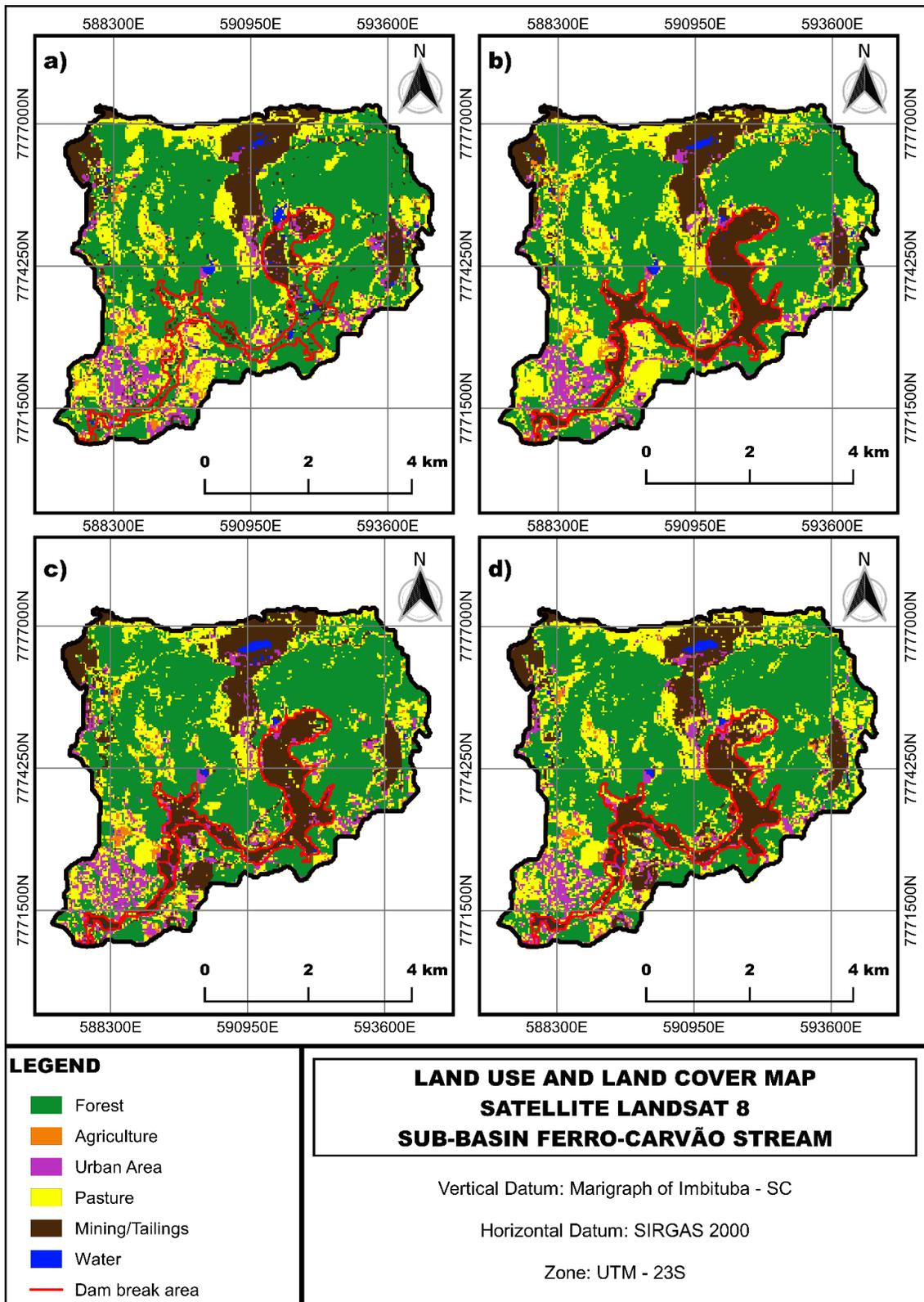
Com o advento do rompimento da barragem B1 em Brumadinho-MG em 25 de janeiro de 2019, gerou-se um lamaçal de rejeitos a cobrir terras baixas e planas no entorno do curso d'água do ferro carvão, onde se evidenciou uma vasta extensão de vegetação destruída, bem como também as áreas agropastoris e corpos d'água (Duarte et al., 2020). Tal acidente resultou em mais de 270 vítimas humanas, onde 11,7 Mm³ de rejeito foram derramados gerando destruição em zonas agrícolas, vegetações nativas e bairros no município de Brumadinho, modificando a morfologia do Ribeirão Ferro-Carvão por aproximadamente 10 km, até alcançar a calha do rio Paraopeba (Gonzalez et al, 2022; Pacheco et al.,2021; Pacheco et al.,2022).

A zona de rompimento no Ribeirão Ferro-Carvão (3,208 km²), apresentou mudanças no LULC e na paisagem entre 2018 e a partir de 2019 (antes e após rompimento), detectadas nas imagens L8-30m, S2-10m e P-4,77m (Apêndices G, H, I, J, K e L; Figuras 9 a 14). Revelou elevação das áreas de mineração/rejeito (1,757; 1,898; 1,449 km²), redução das florestas nativas (1,149; 1,229; 1,138 km²), pastagens (0,461; 0,592; 0,427 km²) e agricultura (0,007; 0,056; 0,001 km²). O aumento da ocupação das zonas agrosilvipastoris pelo rejeito promoveu elevação da deterioração ambiental, impactando inclusive a economia da região (Gonzalez et al, 2022).

Mendes et al., (2022) modelaram mediante PLS-PM de forma robusta a deterioração ambiental decorrente do rompimento da barragem, e revelaram que a distribuição dos rejeitos contribui de forma inversa na qualidade hídrica a impactar o ambiente. Oliveira, Lobato e Felipe (2021), também observaram que a zona de rompimento seria superior a 3km² coberta por sedimentos advindos da ruptura, e estando contido nessa área a supressão de 1,4km² de vegetação nativa e 0,4 km² de terrenos agropastoris. Entre os anos de 2019 e 2020 (após rompimento), devido provavelmente a retirada mecânica e a mobilização do rejeito junto a calha do rio, segundo os dados levantados no estudo que se faz, foram detectadas diminuição das áreas de mineração/rejeito (0,262; 0,502; 0,366 km²), que favoreceu o aumento da ocupação por pastagem (0,102;0,347;0,433 km²) e florestas (0,032; 0,032; 0,121km²). Entre os anos subsequentes, sendo 2020 e 2021, houve aumento das áreas de florestas (0,029; 0,089; 0,039 km²) agricultura (0,032; 0,219; 0,112 km²) e redução da mineração/rejeito (0,296; 0,110; 0,082 km²).

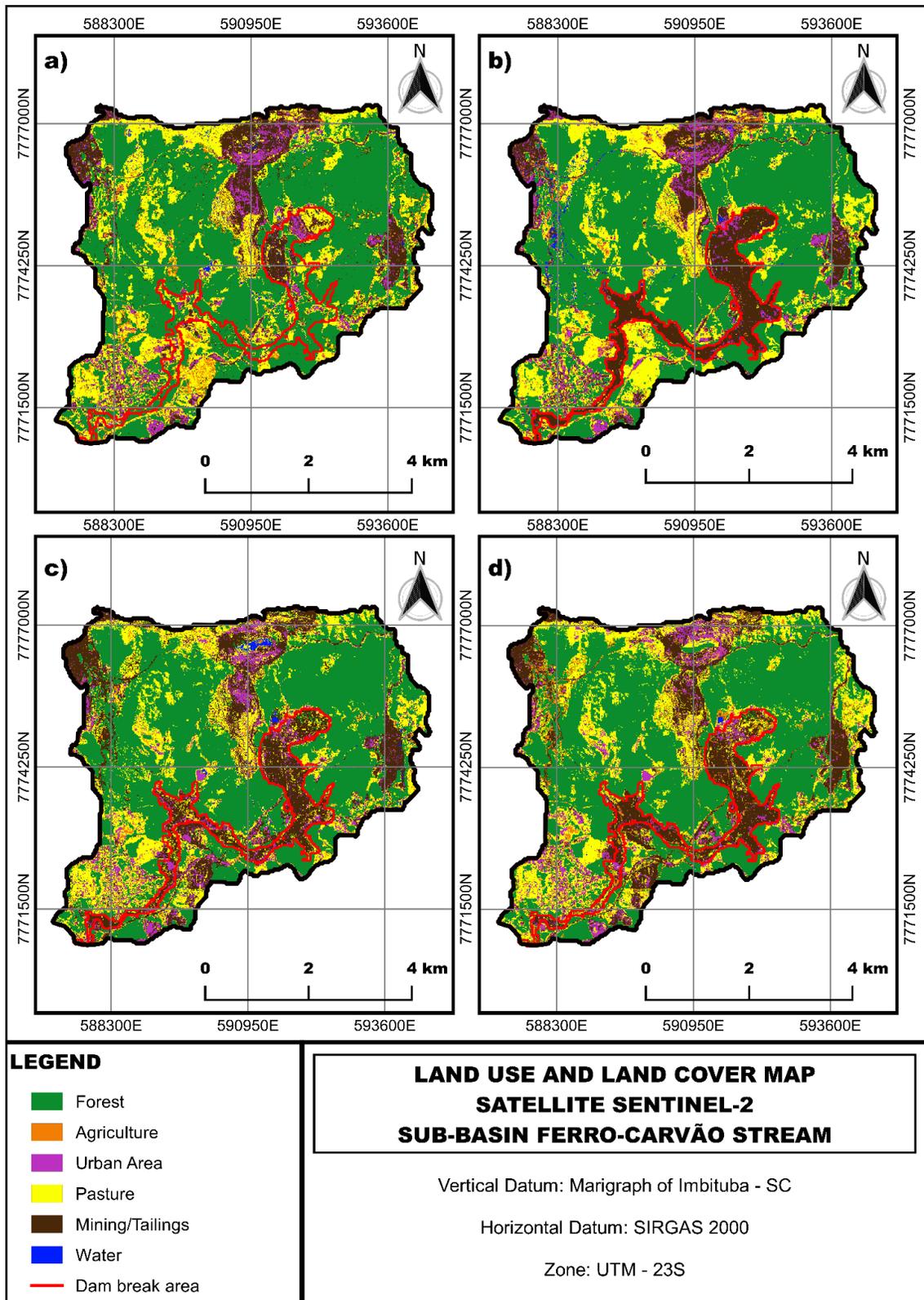
Tal fato tem revelado que a diminuição das áreas ocupadas pelo rejeito tem favorecido a recuperação do ambiente. Desta forma, as classes que mais sofreram mudanças após o rompimento, foram as florestas e a mineração/rejeito que foram responsáveis pelas principais alterações do LULC. As mudanças na paisagem repercutem também no meio biológico, que sofreu diversos danos, citando por exemplo, a ictiofauna, emergindo perdas de áreas berçárias e de reprodução, levando até mesmo a extinção de algumas espécies (DEPUTADOS, 2019). É relevante ressaltar que alteração nas comunidades biológicas quando somadas aos demais impactos, provoca a redução entre predadores e presas, e conseqüentemente o aumento de algumas populações (Oliveira et al., 2019). Outra consequência das mudanças da LULC repercutiu diretamente nas fontes hídricas de água potável após o rompimento, que tiveram o uso imediato local restrito na sub-bacia, havendo a necessidade do fornecimento de água em condições favoráveis à população (Polignano e Lemos, 2020). Outro impacto decorrente do acidente foi observado no solo, pela imediata impermeabilização da camada superficial e a perda de cobertura vegetal, acarretando diminuição da infiltração da água da chuva. Na composição do rejeito transportado predominou siltes, argilas com elevados teores de Fe, Mn e P (ARCADIS,2021). O solo da região também sofreu aumento da concentração de Bário e Cobalto (ARCADIS, 2019). O elemento Bário em excesso no solo se torna um inibidor ao crescimento das plantas, podendo também alterar a biodiversidade microbiana (SUWA et al., 2008). Em relação ao cobalto, este elemento ocorre naturalmente nos solos, onde nas concentrações elevadas são gerados principalmente por atividades antrópicas, causando contaminação do próprio solo (CAIRES, 2009). Na região de estudo este elemento pode ser originário das rochas máficas, e este pode ser associado ao ferro em processos geoquímicos (Kabata Pendias e Mukherjee ,2007). Tais impactos decorrentes do rompimento repercutiram também na economia do município de Brumadinho, no qual 60% da arrecadação era proveniente da atividade da mineração local (Mendonça, 2019). Assim sendo, as alterações do LULC causadas pelo rompimento da barragem de rejeitos impactaram de forma direta a fauna e flora da região, a gerar problemas socioambientais a interferir na qualidade de vida da população.

Figura 6. Mapa de uso e ocupação do solo para os anos de (a) 2018(antes do rompimento), (b) 2019(após rompimento), (c) 2020 e (d) 2021, utilizando o satélite Landsat 8.



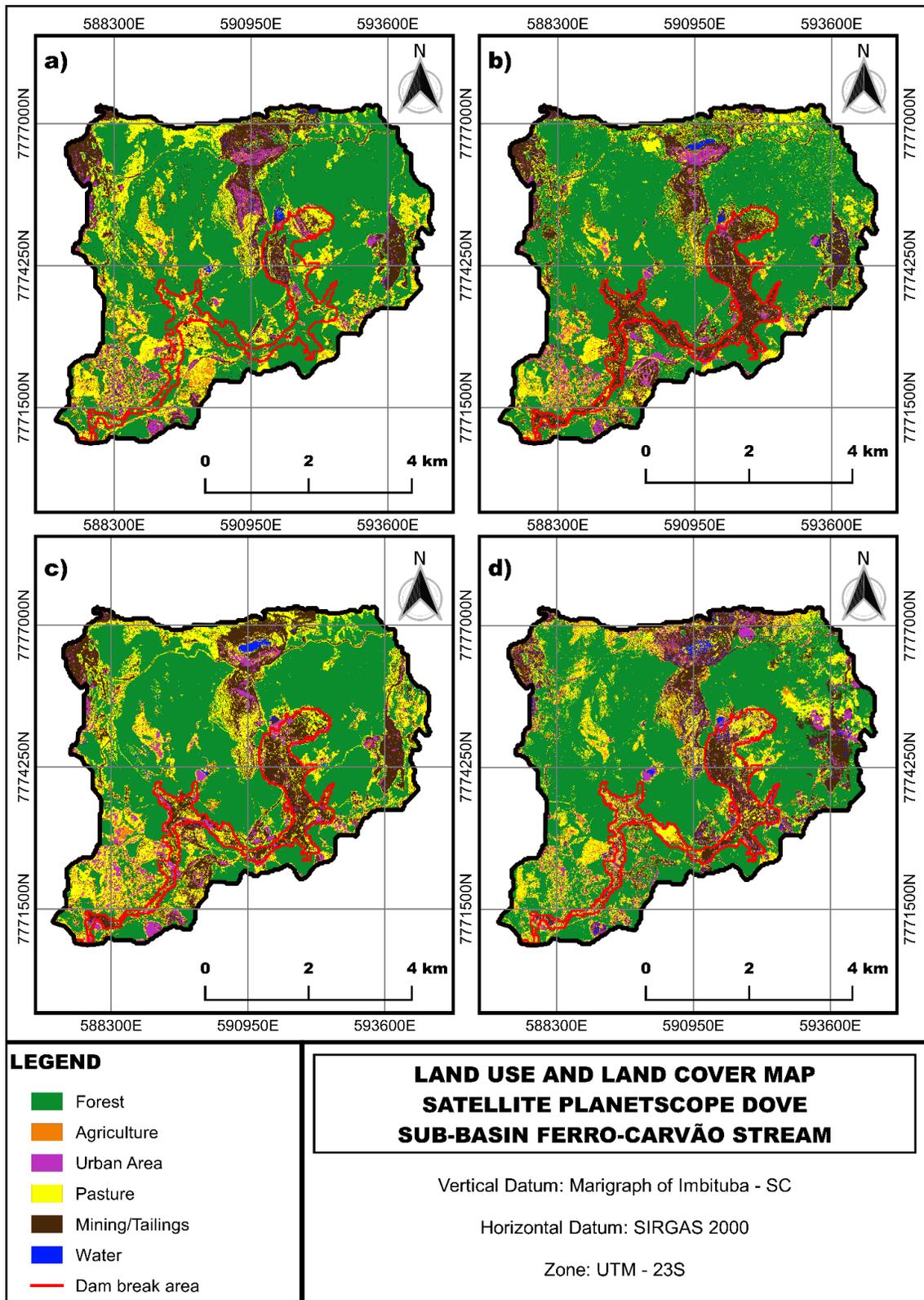
Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

Figura 7. Mapa de uso e ocupação do solo para os anos de (a) 2018(antes do rompimento), (b) 2019(após rompimento), (c) 2020 e (d) 2021, utilizando o satélite Sentinel-2.



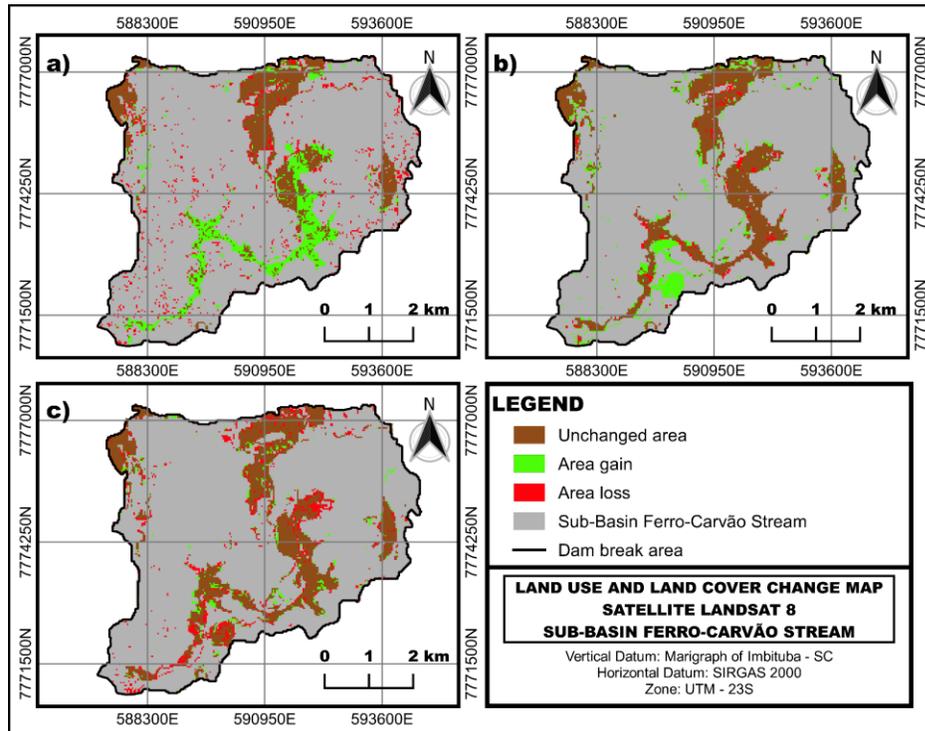
Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

Figura 8. Mapa de uso e ocupação do solo para os anos de (a) 2018(antes do rompimento), (b) 2019(após rompimento), (c) 2020 e (d) 2021, utilizando o satélite PlanetScope.



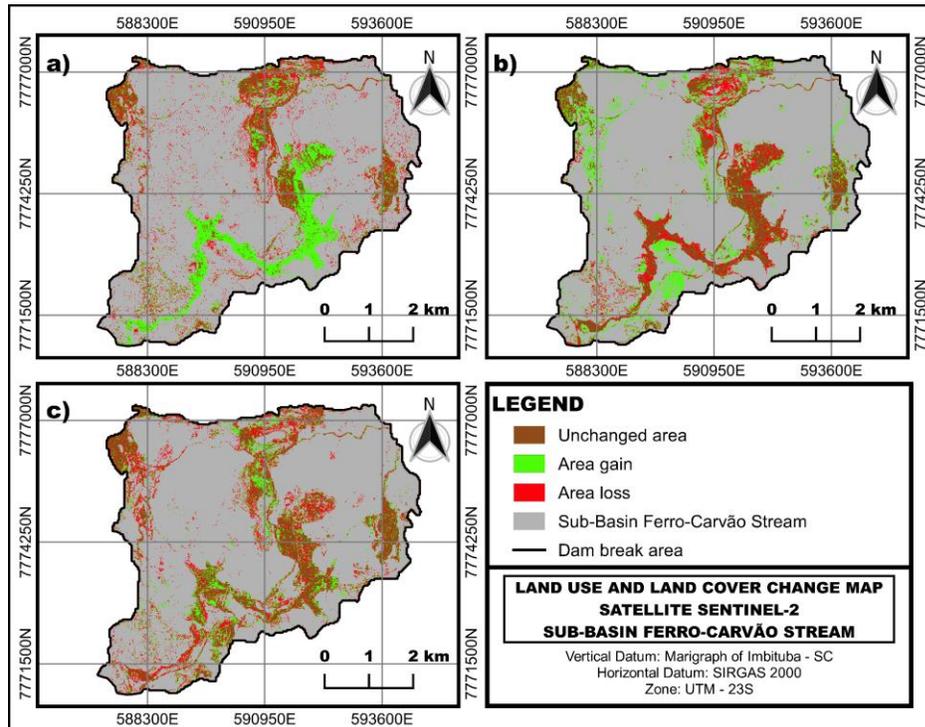
Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

Figura 9. Mapa de mudanças para mineração/rejeito, onde (a) 2018-2019, (b) 2019-2020, (c) 2020-2021, utilizando o satélite Landsat 8.



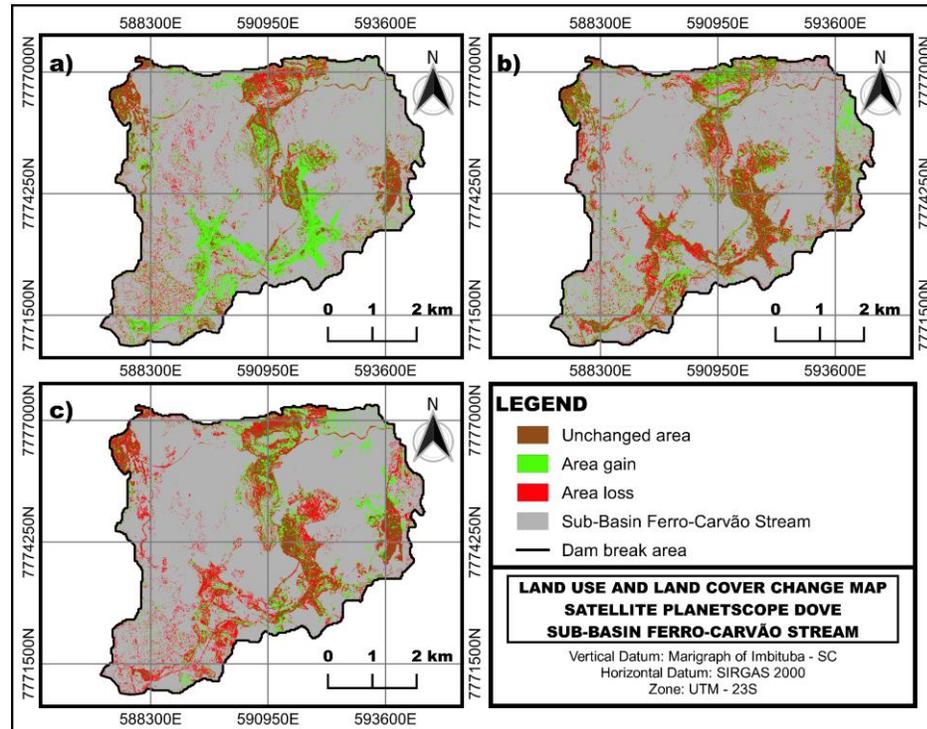
Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

Figura 10. Mapa de mudanças para mineração/rejeito, onde (a) 2018-2019, (b) 2019-2020, (c) 2020-2021, utilizando o satélite Sentinel-2.



Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

Figura 11. Mapa de mudanças para mineração/rejeito na sub-bacia ribeirão Ferro-Carvão, onde (a) 2018-2019, (b) 2019-2020, (c) 2020-2021, utilizando o satélite PlanetScope..



Fonte: Acervo dos Autores, 2023.

4.3 MUDANÇAS NAS CLASSES LULC NA ZONA FORA DO ROMPIMENTO

A cobertura do solo, está em constante mudança, geradas por alterações naturais e ou antrópicas. O desastre da barragem da mina do Córrego do Feijão funcionou como um agente transformador da paisagem, principalmente no que se refere aos impactos sobre o uso e ocupação da terra existentes (Oliveira, Lobato e Felipe, 2021). Desta forma, o estudo comparativo do LULC na zona fora do rompimento (30,062 Km²) foi também de grande relevância, pois favoreceu a análise da dinâmica ambiental na sub-bacia. Tal região apresentou alterações no LULC identificadas mediante imagens L8-30m, S2-10m e P-4,7m (Apêndices G, H, I, J, K e L; Figuras 9 a 14). Para o primeiro período de análise de 2018-2019 pode-se observar aumento das áreas florestais (0,229; 0,862; 1,481 Km²), agricultura (0,052; 0,049; 0,004) e diminuição para a área de mineração diagnosticadas em imagens L8-30m e S2-10m (0,813; 1,051 Km²). Assim, as áreas agrícolas tenderam a se elevar fora da zona de rompimento devido a maior ocupação e incentivo. Segundo SENAR (2022), no período de 2 anos aconteceu uma recuperação da agropecuária na região, com aumento de 50% da renda e de até 45% da produção de alimentos. Entre os anos de 2019 e 2020 houve elevação das áreas de mineração/rejeito fora da área de rompimento (0,972;

1,541; 0,111 Km²). Tal fato é decorrente possivelmente a trabalhos de remoção, transporte e triagem dos rejeitos da zona de rompimento realizados pela Vale SA, a gerar depósitos temporários de rejeito. Grande parte do armazenamento deste rejeito foi realizado em duas pilhas, a Pilha de Menezes III e a Pilha União, ambas em áreas de propriedade da Vale S.A (SISEMA, 2021). Nos anos subsequentes 2020-2021 houve redução de área mineração/rejeito (0,570; 0,637; 0,893 Km²). Isto se deve possivelmente à retenção definitiva dos rejeitos no vale de Cava do Feijão, iniciado em fevereiro de 2020 (SISEMA, 2021). Com a remoção das pilhas de rejeito da zona fora do rompimento foram identificadas novas áreas de pastagem nas imagens L8-30m e S2-10m (1,057; 0,126 Km²).

4.4 VALOR ECONÔMICO DA TERRA NUA DEVIDO AS MUDANÇAS DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

As situações de pesquisas são amplas e abrangentes, o conhecimento sobre o valor da terra é de suma importância em tal projeto, pois assim, permite dizer com maior precisão áreas mais sensíveis e que necessitam de vigência em confluências. O valor da terra nua (VTN) é coletado anualmente, a fim de realizar o controle de base de cálculo do imposto sobre a propriedade rural, sendo mensurada em reais/hectare (R\$/ha). É considerado para a realização do valor do cálculo do VTN o valor venal do imóvel, e deste é realizado a subtração dos valores de culturas permanente, de benfeitorias e investimentos essenciais para a produção, sendo exemplo a limpeza e a correção da acidez e da fertilidade (EMATER, 2022).

Dado isso, em pesquisas sobre o VTN para o ano vigente (Tabela 4), se torna perceptível que a região de estudo, quando analisado a perda da cobertura do solo na área atingida pelo rompimento na sub-bacia do ribeirão Ferro-Carvão, tem-se valores consideráveis para áreas de agricultura, sendo que este valor poderia variar de R\$ 336.300,00 até R\$ 554.600,00. Impactando, dessa forma, não somente em relação a perda de valor da terra do local, mas também refletindo em relação aos sistemas alimentares, reduzindo a disponibilidade em pequena e larga escala, influenciando negativamente a saúde e economia.

Tabela 4. Valor da terra nua – VTN 2022.

CLASSE	VTN (R\$/ha)	ÁREA PERDIDA (Km²)	ÁREA PERDIDA (ha)	VTN X ÁREA PERDIDA (R\$)
Lavoura aptidão boa	94.000,00	0,059*	5,9*	554.600
Lavoura aptidão regular	75.000,00	0,059*	5,9*	442.500
Lavoura aptidão restrita	57.000,00	0,059*	5,9*	336.300
Pastagem plantada	85.000,00	0,592*	59,2*	5.032.000
Silvicultura ou Pastagem Natural	60.000,00	0,592*	59,2*	3.552.000
Preservação da Fauna ou Flora	55.000,00	1,229*	122,9*	6.759.500

*Sendo considerado para os valores de “área perdida” o maior valor encontrado da análise dos três satélite para cada classe especificada em tabela em relação a área afetada pelo rompimento durante o período avaliado em estudo.

Fonte: Adaptado de Emater (2022).

Temos também análises referentes a classe de pastagem na região (plantada ou natural), que apresenta VTN's elevados, gerando perda para a região afetada pelo rompimento entre valores de R\$ 3.552.000,00 e R\$ 5.032.000,00. Isso ilustra os grandes custos por danos ambientais e por conseguinte, provoca quebra de cadeias, desde a produção até mesmo a humanitária, tomada por empregos diretos e indiretos, lembrando que no entorno de Brumadinho predomina-se atividades agropastoris.

As florestas predominam como classe antes e pós rompimento, e, estas têm VTN segundo a EMATER (2022) na casa de R\$ 55.000 reais, ou seja, o valor é abaixo do que o apresentado para agricultura, no entanto devido à grande área atingida apresentou o maior valor de perda, sendo este o equivalente a R\$ 6.759.500,00. Representando desta forma que as áreas florestais provocam o senso de um alto custo ambiental para recuperação de tais, principalmente por apresentarem grandes extensões, instigando companhias e órgãos a procurarem melhores decisões que visam a proteção destas.

A região em questão possui a extração mineral como a principal atividade econômica da região de estudo, mas é válido ressaltar que outras atividades ali desenvolvidas, são responsáveis pela alteração ocorrida do uso e ocupação do solo (Eduardo, Felipe e Silva. 2021). Brumadinho também teve em sua paisagem natural alterações que foram estas provocadas por práticas agrícolas, pecuária e da abertura de lavra de minas para extrair o minério de ferro (RIMA, 2017).

De uma forma geral, a população absorve todas as adversidades causadas por este acidente. Primeiramente devido às alterações ambientais causadas pelo rejeito, uma vez que este atingiu a saúde da população e causou impactos na fauna e flora da região, e também em relação aos problemas socioambientais, sendo que várias casas, plantações e pastos foram encobertas pela lama de rejeitos, desta forma levando a mudanças expressiva do estilo e qualidade de vida da população.

5 CONCLUSÃO

O diagnóstico da LULC é uma excelente ferramenta para a gestão ambiental do território favorecendo na tomada de decisão por autoridades gestoras, jurídicas e políticas. Avaliamos neste estudo o desempenho de imagens orbitais de três satélites em diferentes resoluções espaciais e espectrais na construção da LULC em uma área atingida pelo rompimento de barragem de rejeito de mineração em Brumadinho-MG, Brasil.

O mapeamento da LULC foi realizado em script na plataforma do GEE a utilizar seis classes mediante classificador Random Forest em imagens puras retornadas dos satélites. Os resultados mostraram que a resolução espectral das imagens influencia na precisão da classificação, onde maiores valores são encontrados nos satélites Landsat (30 m) e Sentinel (10 m) por disporem de maior número de bandas espectrais do que o PlanetScope (4,7 m). Desta forma, a melhora da precisão da classificação está associada à resolução espacial aliado à espectral, onde as imagens Landsat e Sentinel-2 superaram as PlanetScope na precisão da classificação. A precisão geral (OA) e precisão das classes (F-score) das classificações apresentaram bom desempenho para todos os satélites, com valores $> 93,9$ e 85% . O teste do coeficiente de correlação de Matthews (MCC) revelou bom desempenho da classificação multiclasse com valores $> 57\%$, sugerindo que o LULC apresentado na pesquisa tem aplicabilidade na avaliação espaço-temporal. Desta forma, neste estudo pode-se verificar que todas as imagens de satélites avaliadas apresentaram capacidade na classificação LULC em sub-bacia com rompimento de barragem.

Assim sendo, na zona de rompimento no Ribeirão Ferro-Carvão após rompimento houve elevação das áreas de mineração/rejeito, redução das florestas nativas, pastagem e agricultura a elevar a deterioração ambiental. Com a recuperação do ambiente entre os anos subsequentes, devido a retirada mecânica e a mobilização do rejeito junto a calha do rio, ocorreu diminuição das áreas de mineração/rejeito a favorecer o aumento das áreas de pastagem e florestas do entorno.

REFERÊNCIAS

- Abutaleb, K., Newete, S.W., Mangwanya, S., Adam, E., Byrne, M.J., 2021. Mapping eucalypts trees using high resolution multispectral images: A study comparing WorldView 2 vs. SPOT 7. *Egypt. J. Remote Sens. Sp. Sci.* 24, 333–342. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2020.09.001>
- Acharki, S., 2022. PlanetScope contributions compared to Sentinel-2, and Landsat-8 for LULC mapping. *Remote Sens. Appl. Soc. Environ.* 27, 100774. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100774>
- Aires, U.R.V., Santos, B.S.M., Coelho, C.D., da Silva, D.D., Calijuri, M.L., 2018. Changes in land use and land cover as a result of the failure of a mining tailings dam in Mariana, MG, Brazil. *Land Use Policy.* 70, 63-70. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.10.026>.
- Akar, O., Güngör, O., 2012. Classification of multispectral images using Random Forest algorithm. *Journal of Geodesy and Geoinformation.* 1(2), 105-112. <https://doi.org/10.9733/jgg.241212.1>.
- Almeida, C. A.; Oliveira, A. F. de; Pacheco, A. A.; Lopes, R. P.; Neves, A. A.; Queiroz, M. E. L. R. de. 2018. “Characterization and evaluation of sorption potential of the iron mine waste after Samarco dam disaster in Doce River basin – Brazil,” *Chemosphere*, vol. 209, pp. 411–420, 2018.
- Al-Saady, Y.; Merkel, B.; Al-Tawash, B.; Al-Suhail, Q. 2015. Land use and land cover (LULC) mapping and change detection in the Little Zab River Basin (LZRB), Kurdistan Region, NE Iraq and NW Iran. *FOG—Freib. Online Geosci.* 2015, 43, 1–32. [Google Scholar]
- Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., Gonçalves, J.L.M., Sparovek, G., 2013. Köppen’s classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift.* 22(6), 711-728. http://www.lerf.eco.br/img/publicacoes/Alvares_etal_2014.pdf.
- Amani, M., Ghorbanian, A., Ahmadi, S.A., Kakooei, M., Moghimi, A., Mirmazloumi, S.M., Moghaddam, S.H.A., Mahdavi, S., Ghahremanloo, M., Parsian, S., Wu, Q., Brisco, B., 2020. Google earth engine cloud computing platform for remote sensing big data applications: a comprehensive review. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 13, 5326–5350. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3021052>.

Anderson BJ, Hardy EE, Roach J T, Witmer RE (1976) A Land Use And Land Cover Classification System For Use With Remote Sensor Data. U.S. Geological Survey Professional Paper 964 (Vol. 2001).<https://pubs.usgs.gov/pp/0964/report.pdf>

ANM. 2020, Maiores Arrecadadores CFEM. Acessado em 20 de setembro de 2021. https://sistemas.anm.gov.br/arrecadacao/extra/relatorios/cfem/maiores_arrecadadores.aspx.

ARCADIS, 2019. Relatório técnico – Caracterização geoquímica dos rejeitos em profundidade e solo sotoposto. Vale S.A.

ARCADIS, 2021. Caracterização geoquímica dos rejeitos em profundidade e solo sotoposto. Report no.03.06.60506-GE-RT-0001-Rev.0. 97 pg.

Archer, K.J., 2008. Empirical characterization of random forest variable importance measure, computational statistical data analysis, *Computational Statistics & Data Analysis*, 52(4), 2249-2260.

Baltazar, O.F., Baars, F.J., Lobato, L.M., Reis, L.B., Achtschin, A.B., Berni, G.V., Silveira, V.D., 2005. Mapa Geológico do Quadrilátero Ferrífero na Escala 1: 50.000 com Nota Explicativa. In: Projeto Geologia do Quadrilátero Ferrífero - Integração e Correção Cartográfica em SIG com Nota Explicativa. Lobato et al. 2005 CODEMIG. Belo Horizonte.

Belgiu, M., Drăguț, L., 2016. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 114, 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>.

BENSUSAN, N. Conservação da biodiversidade: em áreas protegidas. Rio de Janeiro: FGV, 2006.

Bonanomi, J., Tortato, F.R., Gomes, R.S.R., Penha, J.M., Bueno, A.S., Peres, C.A., 2019. Protecting forests at the expense of native grasslands: Land-use policy encourages open-habitat loss in the Brazilian cerrado biome. *Perspectives in ecology and conservation*. 17, 26-31.

Brovelli, M.A., Sun, Y., Yordanov, V., 2020. Monitoring forest change in the Amazon using multi-temporal remote sensing data and machine learning classification on google earth engine. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 9(10), 580. <https://www.mdpi.com/2220-9964/9/10/580>

Burrough, PA (1986). Princípios geográficos. Sistemas de informação para avaliação de recursos terrestres. Clarendon Press, Oxford .

BUYUKDEMIRCI, A. H. Groundwater vulnerability assessment with DRASTIC method: a case- study on Kirikkale plain, Turkey. Masters of Science Thesis, Middle East Technical University, 2012.

Caires, S. M. D. (2009). Determinação dos teores naturais de metais pesados em solos do estado de Minas Gerais como subsídio ao estabelecimento dos valores de referência de qualidade.. 321f. Tese (Doutorado) - Curso de Pós-graduação em Solos e Nutrição de Plantas, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2009.

CAMPBELL, J. B. Introduction to remote sensing. New York: The Guilford Press. 2002. 621 p.

Carmo, F.F. do, Kamino, L.H.Y., Junior, R.T., Campos, I.C. de, Carmo, F.F. do, Silvino, G., Castro, K.J. da S.X. de, Mauro, M.L., Rodrigues, N.U.A., Miranda, M.P. de S., Pinto, C.E.F., 2017. Fundão tailings dam failures: the environment tragedy of the largest technological disaster of Brazilian mining in global context. *Perspect. Ecol. Conserv.* 15, 145–151. <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2017.06.002>.

CARVALHO, D. P. S., BARRETO, C. G., GARNIER, J., CICERELLI, R. E., CAMBRAIA, D., MARTINS, P. T. A., SILVA, E. B. Large Mineral Activity: A Social, Economic and Environmental Approach Through Geotechnologies. In: 2020 IEEE Latin American GRSS & ISPRS Remote Sensing Conference (LAGIRS). IEEE, 2020.

Chaves, M.E.D., Picoli, M.C.A., Sanches, I.D., 2020. Recent applications of Landsat 8/OLI and Sentinel-2/MSI for land use and land cover mapping: A systematic review. *Remote Sens.* 12. <https://doi.org/10.3390/rs12183062>

Chen, D., Stow, D., Gong, P. (2004) Examining the effect of spatial resolution and texture window size on classification accuracy: an urban environment case, *International Journal of Remote Sensing*, 25:11, 2177-2192, DOI: 10.1080/01431160310001618464

Chen, J, Chen, J, Liao, A., Cao, X., Chen, L., Chen, X., He, C., Han, G., Peng, S., Lu, M., Zhang, W., Tong, X., Mills, J., 2015. Global land cover mapping at 30 m resolution: A POK-based

operational approach. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 103, 7–27.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.09.002>

Cheng, Y., Vrieling, A., Fava, F., Meroni, M., Marshall, M., Gachoki, S., 2020. Remote Sensing of Environment Phenology of short vegetation cycles in a Kenyan rangeland from PlanetScope and Sentinel-2. *Remote Sens. Environ.* 248, 112004. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112004>

Chicco, D., Jurman, G., 2020. The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics* 21, 1–13.
<https://doi.org/10.1186/s12864-019-6413-7>

CHONG, L. U. O., LIU, H. J., LU, L. P., LIU, Z. R., KONG, F. C., ZHANG, X. L. Monthly composites from Sentinel-1 and Sentinel-2 images for regional major crop mapping with Google Earth Engine. *Journal of Integrative Agriculture*, v. 20, n. 7, p. 1944-1957, 2021.

COBRAPE - Companhia Brasileira de Projetos e Empreendimentos, 2020. Plano diretor da bacia hidrográfica do Rio Paraopeba. 67.

Coelho, V. H. R.; Montenegro, S.M.G.L.; Almeida, C.N.; Lima, R.V.; Ribeiro Neto, A.; MOURA, G.S.S. 2014. Dinâmica do uso e ocupação do solo em uma bacia hidrográfica do semiárido brasileiro. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v.18, n.1.

Congedo, L., 2016. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation.
<http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.29474.02242/1>.

Congedo, L., 2021. Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *Journal of Open Source Software*. 6(64), 3172.
<https://doi.org/10.21105/joss.03172>.

Da Silva, K.B.C., Ribeiro, K.D.R., 2020. Ruptura em barragens de rejeitos: uma abordagem sobre monitoramento e fiscalização: breaks in waste dams: an approach to monitoring and surveillance. *Ignis: Periódico Científico de Arquitetura e Urbanismo, Engenharias e Tecnologia da Informação*. 17-34.

Davies, M.P., 2002. Tailings Impoundment Failures: Are Geotechnical Engineers Listening? Waste GEO Technics. 31–36.

Defourny, P., Bontemps, S., Bellemans, N., Cara, C., Dedieu, G., Guzzonato, E., Hagolle, O., Inglada, J., Nicola, L., Rabaute, T., Savinaud, M., Udroui, C., Valero, S., Bégué, A., Dejoux, J.F., El Harti, A., Ezzahar, J., Kussul, N., Labbassi, K., Lebourgeois, V., Miao, Z., Newby, T., Nyamugama, A., Salh, N., Shelestov, A., Simonneaux, V., Traore, P.S., Traore, S.S., Koetz, B., 2019. Near real-time agriculture monitoring at national scale at parcel resolution: Performance assessment of the Sen2-Agri automated system in various cropping systems around the world. Remote Sens. Environ. 221, 551–568. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.007>

Delgado, R., Tibau, X.A., 2019. Why Cohen’s Kappa should be avoided as performance measure in classification. PLoS One 14, 1–26. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0222916>

DEPUTADOS, C. Comissão Parlamentar de Inquérito: rompimento da barragem e Brumadinho (relatório final da CPI). Brasília, DF: Câmara dos Deputados, 2019.

DNPM - Departamento Nacional de Produção Mineral. Anuário Mineral Brasileiro – Principais substâncias metálicas (Ano base 2019). 2020.

Du, Z., Ge, L., Ng, A.H.M., Zhu, Q., Finbarr G.H., Zhang, Q., 2020. Risk assessment for tailings dams in Brumadinho of Brazil using InSAR time series approach. Science of the Total Environment. 717, 137125. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.137125>

Duarte, S.F., Gomes, L.N.L., Oliveira, S.C., Soares, A.L.C., 2020. Impacto do rompimento da barragem de rejeitos de minério de ferro da mina do feijão, em Brumadinho, quanto ao uso e à cobertura do solo e à qualidade das águas superficiais do rio Paraopeba.

Durães, M. C. O., Maia Filho, B. P., Barbosa, V. V., & Figueiredo, F. P. de. 2017. Caracterização dos impactos ambientais da mineração na bacia hidrográfica do rio São Lamberto, Montes Claros/MG. Caderno De Ciências Agrárias, 9(1), 49–61. Recuperado de <https://periodicos.ufmg.br/index.php/ccaufmg/article/view/2957>

Durães, M.F., 2010. Caracterização e avaliação do estresse hidrológico da bacia do rio Paraopeba, por meio de simulação chuva-vazão de cenários atuais e prospectivos de ocupação e uso do solo

utilizando um modelo hidrológico distribuído. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte (MG), Brasil.

Eduardo, C.C., Felipe, M.F., Silva, T.M. da, 2021. Proposta Metodológica para Mapeamento de Relevos Tecnogênicos em Áreas de Desastres Ambientais. Espaço Aberto. 11, 5–26. <https://doi.org/10.36403/espacoaberto.2021.38470>.

EMANTER. 2022. Valor de terra nua (VTN). Disponível em: https://www.emater.mg.gov.br/portal.do?flagweb=novosite_pagina_interna&id=19167. Acesso em: 29 de dezembro de 2022.

FARIAS, C. E. G. Mineração e meio ambiente no Brasil. Centro de Gestão e Estudos Estratégicos, 2002.

Felizardo, J.P., Muniz, M.C., Vezzone, M., Cardoso, R.P., Wasserman, J., Padilla, R., Migliori, A., Anjos, R.M., 2021. Sources of sedimentary organic matter and assessment of heavy-metal levels in estuarine sediments after Fundão dam breach. Estuarine, Coastal and Shelf Science. 261, 107507. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2021.107507>.

FERNANDES, F. R. C.; ALAMINO, R. C. J.; ARAUJO, E. Recursos minerais e comunidade: impactos humanos, socioambientais e econômicos. Rio de Janeiro: Cetem/MCTI, 2014.

Flood, N., 2013. Seasonal composite landsat TM/ETM+ Images using the medoid (a multi-dimensional median). Remote Sens. 5, 6481–6500. <https://doi.org/10.3390/rs5126481>.

FREITAS, C. M. D.; BARCELLOS, C.; ASMUS, C. I. R. F.; SILVA, M. A. D.; XAVIER, D. R. Da Samarco em Mariana à Vale em Brumadinho: desastres em barragens de mineração e Saúde Coletiva. Cad. Saúde Pública, Rio de Janeiro, v.35. 2019.

Furlan, J.P.R., Santos, L.D.R., Moretto, J.A.S., Ramos, M.S., Gallo, I.F.L., Alves, G.A.D., Paulelli, A.C., Rocha, C.C.S., Cesila, C.A., Gallimberti, M., Devóz, P.P., Barbosa Júnior, F., Stehling, E.G., 2020. Occurrence and abundance of clinically relevant antimicrobial resistance genes in environmental samples after the Brumadinho dam disaster, Brazil. Science of the Total Environment. 726, 138100. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138100>.

Gomes, L.E.O., Correa, L.B., Sá, F., Neto, R.R., 2017. The impacts of the Samarco mine tailing spill on the Rio Doce estuary, Eastern Brazil. *Mar. Pollut. Bull.* 120, 28–36.

Gonzalez, R. S., da Silveira Rossi, R. A., & Vieira, L. G. M., 2022. Economic and financial consequences of process accidents in Brazil: Multiple case studies. *Eng. Fail. Anal.* 132, 105934. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2021.105934>

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sens. Environ.* 202, 18–27.

Griffiths, P., Nendel, C., Hostert, P., 2019. Intra-annual reflectance composites from Sentinel-2 and Landsat for national-scale crop and land cover mapping. *Remote Sens. Environ.* 220, 135–151. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.10.031>.

GRIGG, N.S. *Water resources management: principles, regulations, and cases.* McGraw-HillBook Co., Inc., New York. 1996.

Grimalt, J.O., Ferrer, M., Macpherson, E., 1999. The mine tailing accident in Aznalcollar. *Sci. Total Environ.* 242, 3-11.

Grossi, T., Vieira, C., Maria, H., Alves, R., Marin, M., Volpato, L., Bernardes, T. 2022. VI Simpósio de Pesquisa dos Cafés do Brasil Avaliação de classificadores automáticos no mapeamento de áreas cafeeiras da região de guaxupé , minas gerais evaluation of automatic classifiers for mapping coffee areas of VI Simpósio de Pesquisa dos Cafés do .

Guardian, 2019. Brazilian mining company to pay out £86m for disaster that killed almost 300 people. [WWW Document]. URL. <https://www.theguardian.com/world/2019/jul/16/vale-brazil-mining-dam-collapse-brumadinho>.

Hamilton, A.K., Laval, B.E., Peticrew, E.L., Albers, S.J., Allchin, M., Baldwin, S.A., Carmack, E.C., Déry, S.J., French, T.D., Granger, B., Graves, K.E., Owens, P.N., Selbie, D.T., Vagle, S., 2020. Seasonal Turbidity Linked to Physical Dynamics in a Deep Lake Following the Catastrophic 2014 Mount Polley Mine Tailings Spill. *Water Resour. Res.* 56, 1–21. <https://doi.org/10.1029/2019WR025790>.

Haryanto, 2003. Demogr. Res. 49, 1-33 : 29 pag texts + end notes, appendix, referen.

HE, M.; KIMBALL, J. S.; MANETA, M. P.; MAXWELL, B. D.; MORENO, A.; BEGUERÍA, S.; WU, X. Regional crop gross primary productivity and yield estimation using fused landsat-MODIS data. Remote Sensing, v. 10, n. 3, p. 372, 2018.

HOU, Z.S. e WANG, Z. From model-based control to data-driven control: Survey, classification and perspective. Information Sciences, 235:3 – 35, 2013. Data-based Control, Decision, Scheduling and Fault Diagnostics, 2013.

Hu, Z., Shi, T., Wang, C., Li, Q., Wu, G., 2021. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation Scale-sets image classification with hierarchical sample enriching and automatic scale selection. Appl. Earth Obs Geoinf. 105, 102605. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102605>

INSTITUTO BRASILEIRO DE MINERAÇÃO. Relatório Anual de Atividades. Brasília: IBRAM, 2019.

Islam, K., Murakami, S., 2021. Global-scale impact analysis of mine tailings dam failures: 1915–2020. Glob. Environ. Chang. 70, 102361. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2021.102361>.

Jensen, J. R. 2005. Introductory Digital Image Processing: A remote sensing perspective. 3. ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.

Kabata-Pendias, A.; Mukherjee, A. B. Trace Elements from Soil to Human. Berlin: Springer-Verlag, 2007.

Kang, C.S., Kanniah, K.D., 2022. Land use and land cover change and its impact on river morphology in Johor River Basin, Malaysia. Journal of Hydrology: Regional Studies. 41, 101072. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2022.101072>.

Kpienbaareh, D., Sun, X., Wang, J., Luginaah, I., Kerr, R.B., Lupafya, E., Dakishoni, L., 2021. Crop type and land cover mapping in northern Malawi using the integration of Sentinel-1, Sentinel-2, and PlanetScope satellite data. Remote Sens. 13, 1–21. <https://doi.org/10.3390/rs13040700>

Lebron, Y.A.R., Moreira, V.R., Drumond, G.P., Silva, M.M., Bernardes, R.O., Santos, L.V.S., Jacob, R.S., Viana, M.M., Vasconcelos, C.K.B., 2020. Graphene oxide for efficient treatment of real contaminated water by mining tailings: Metal adsorption studies to Paraopeba river and risk assessment. *Chemical Engineering Journal Advances*. 2, 100017. <https://doi.org/10.1016/j.ceja.2020.100017>.

Lee, J.; Cardille, J. A.; Coe, M. T. 2018. BULC-U: Sharpening Resolution and Improving Accuracy of Land-Use / Land- Cover Classifications in Google Earth Engine. *Remote Sens.*

Lillesand, T.M., Kiefer, R.W., 1994. *Remote sensing and image interpretation*. New York: John Wiley e Sons Inc. 708.

Lima, J. E. F. W. 2010. Modelagem numérica do fluxo da água no solo e do escoamento de base em uma bacia experimental em área agrícola no Cerrado.

Lima, T., Rangel, V., Neuza, P.M., De, M., Nunes, S., 2021. III SEMINÁRIO ENSINO, PESQUISA & CIDADANIA EM CONVERGÊNCIA Volume 04: Pesquisa no Campo do Direito (Tomo I) ORGANIZAÇÃO DA COLETÂNEA.

Lima, D.S., Lambiazzi, G., Cidade, G., Cristina, M., Godoy, M. De, Vicente, S., Orientador, D.P., 2019. Análise do rompimento de barragens de rejeitos 1–21.

Lin, C., 2015. Effects of atmospheric correction and pansharpening on LULC classification accuracy using WorldView-2 imagery. *Inf. Process. Agric.* 2, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2015.01.003>

LIU, J. G. e MASON, P. J. *Essential image processing and GIS for remote sensing*. John Wiley & Sons. 2013

Lozano, F.A.E., 2006. Seleção de locais para barragens de rejeitos usando o método de análise hierárquica. Dissertação de Mestrado. Escola politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo (SP), Brasil.

Luo, C., Zhang, X., Meng, X., Zhu, H., Ni, C., Chen, M., Liu, H., 2022. Regional mapping of soil organic matter content using multitemporal synthetic Landsat 8 images in Google Earth Engine. *Catena* 209, 105842. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105842>.

Lyu, Z., Chai, J., Xu, Z., Qin, Y., Cao, J., 2019. A comprehensive review on reasons for tailings dam failures based on case history. *Adv. Civ. Eng.* 1–18. <https://doi.org/10.1155/2019/4159306>.

Mansaray, A.S., Dzialowski, A.R., Martin, M.E., Wagner, K.L., Gholizadeh, H., Stoodley, S.H., 2021. Comparing planetscope to landsat-8 and sentinel-2 for sensing water quality in reservoirs in agricultural watersheds. *Remote Sens.* 13, 1–20. <https://doi.org/10.3390/rs13091847>

Marta, S., 2018. Planet imagery product specifications. Planet Labs: San Francisco, CA, USA. 91. [WWW Document]. URL. <https://assets.planet.com/docs/Combined-Imagery-Product-Spec-Dec-2018.pdf>.

Matthews, B.W., 1975. Comparison of the predicted and observed secondary structure of T4 phage lysozyme. *BBA - Protein Struct.* 405, 442–451. [https://doi.org/10.1016/0005-2795\(75\)90109-9](https://doi.org/10.1016/0005-2795(75)90109-9)

Mendes, R.G., Valle Junior, R.F., Silva, M.M.A.P.M., Sanches Fernandes, L.F., Fernandes, A.C.P., Pissarra, T.C.T., Melo, M.C., Valera, C.A., Pacheco, F.A.L., 2022. A partial least squares-path model of causality among environmental deterioration indicators in the dry period of Paraopeba River after the rupture of B1 tailings dam in Brumadinho (Minas Gerais, Brasil). *Environmental Pollution.* 306, 119341. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2022.119341>.

Mendonça, H. 2019. Em luto, Brumadinho também teme por seu futuro econômico. *El País*. Disponível em: https://brasil.elpais.com/brasil/2019/02/01/politica/1549043753_076295.html.

Milanez, B. 2011. Grandes minas em Congonhas (MG), mais do mesmo?. CETEM/MCTI.

MILANEZ, B. Mineração, Ambiente e Sociedade: Impactos complexos e Simplificação da Legislação. Ipea: Boletim Urbano, Regional e Ambiental. jan-jun. 2017.

Milanez, B., & Losekann, C. 2016. Desastre no Vale do Rio Doce: antecedentes, impactos e ações sobre a destruição. Letra e Imagem Editora e Produções LTDA.

Momeni, R., Aplin, P., Boyd, D.S., 2016. Mapping complex urban land cover from spaceborne imagery: The influence of spatial resolution, spectral band set and classification approach. *Remote Sens.* 8. <https://doi.org/10.3390/rs8020088>

Moreira, M.A. *Fundamentos de Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação*. Editora UFV. 2^a ed. Viçosa, UFV, 2003

MSF - Médicos Sem Fronteiras. Desastres naturais. Disponível em: <<https://www.msf.org/oque-fazemos/atuacao/desastres-naturais>>. Acesso em: 23 de setembro de 2021.

Mutanga, O., Kumar, L., 2019. Google Earth Engine Applications. *Remote Sens.* <https://doi.org/10.3390/rs11050591>.

NICFI, 2021a. Norway's international climate and forest initiative (NICFI) [WWW Document]. <https://www.planet.com/products/monitoring/>.

NICFI, 2021b. NICFI data program frequently asked questions. [WWW Document]. https://assets.planet.com/docs/NICFI_General_FAQs.pdf.

NOVO, E. M. L. *Sensoriamento remoto: princípios e aplicações*. 2. ed. São Paulo: Edgard Blücher. 1992.

Nyland, K.E., Gunn, G.E., Shiklomanov, N.I., Engstrom, R.N., Streletskiy, D.A., 2018. Land cover change in the lower Yenisei River using dense stacking of landsat imagery in google earth engine. *Remote Sens.* 10(8), 1226. <https://www.mdpi.com/20724292/10/8/1226>.

ODUM, H.T. *Systems ecology: An introduction*. Wiley, New York. 1983.

Oliveira, C.F., do Valle Junior, R.F., Valera, C.A., Rodrigues, V.S., Sanches Fernandes, L.F., Pacheco, F.A.L., 2019. The modeling of pasture conservation and of its impact on stream water quality using Partial Least Squares-Path Modeling. *Sci. Total Environ.* 697, 134081. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134081>.

Oliveira, T. A., Lobato, R. B., Felipe, M. F. (2021). O rompimento da Barragem I da mina do Córrego do Feijão. *Caderno de Geografia*, 31(1), 208-208.

- Owusu, K., Obour, P.B., Nkansah, M.A., 2017. Downstream effects of dams on livelihoods of river-dependent communities: the case of Ghana's Kpong Dam. *Geogr. Tidsskr. - Danish J. Geogr.* 117, 1–10. <https://doi.org/10.1080/00167223.2016.1258318>.
- Pacheco, F.A.L., de Oliveira, M.D., Oliveira, M.S., Libânio, M., do Valle Junior, R.F., de Melo Silva, M.M.A.P., Pissarra, T.C.T., de Melo, M.C., Valera, C.A., Fernandes, L.F.S., 2022. Water security threats and challenges following the rupture of large tailings dams. *Sci. Total Environ.* 834. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.155285>
- Pacheco, F.A.L., do Valle Junior, R.F., de Melo Silva, M.M.A.P., Pissarra, T.C.T., Carvalho de Melo, M., Valera, C.A., Sanches Fernandes, L.F., 2021. Prognosis of metal concentrations in sediments and water of Paraopeba River following the collapse of B1 tailings dam in Brumadinho (Minas Gerais, Brazil). *Sci. Total Environ.* 809. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.151157>
- Pascual, A., Tupinambá-Simões, F., Guerra-Hernández, J., Bravo, F., 2022. High-resolution planet satellite imagery and multi-temporal surveys to predict risk of tree mortality in tropical eucalypt forestry. *J. Environ. Manage.* 310. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2022.114804>
- PECCOL, E.; BIRD, C.A.; BREWER, T.R. Geographic Information Systems (GIS) and landscape mapping: a case study. XII C.I.G.R. World Congress and AgEng'94 Conference on Agricultural Engineering, Volume 1, p.59-67, Milan, Italy. 1994.
- Pereira, L.F., Cruz, G.B., Guimarães, R.M.F., 2019. Impactos do rompimento da barragem de rejeitos de Brumadinho, Brasil: uma análise baseada nas mudanças de cobertura da terra. *Journal of Environmental Analysis and Progress, Pernambuco.* 4(2), 122-129.
- Phalke, A.R., Özdoğan, M., Thenkabail, P.S., Erickson, T., Gorelick, N., Yadav, K., Congalton, R.G., 2020. Mapping croplands of Europe, Middle East, Russia, and Central Asia using Landsat, Random Forest, and Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.* 167, 104-122. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.06.022>.
- PINHEIRO, J.C. de F., 2011. A importância econômica da mineração no Brasil. Dnrm.

Pinto-Coelho, R.M., Vieira, E.M., Pio, F.P.B., Almeida, V.F. de, Santos, R.E., 2021. Atlas das barragens de mineração em Minas Gerais. *Cad. Geogr.* 31, 260. <https://doi.org/10.5752/p.2318-2962.2021v31nesp1p260>.

PNDEC. Política Nacional de Defesa Civil. Ministério da integração nacional, Secretaria de defesa civil. Brasília. 2000.

Polignano, M.V., Lemos, R.S., 2020. Rompimento da barragem da Vale em Brumadinho: impactos socioambientais na Bacia do Rio Paraopeba. *Cienc. Cult.* 72, 37–43. <https://doi.org/10.21800/2317-66602020000200011>

Ponzoni, F.J., Rezende, A.C.P., 2002. Influência da resolução espacial de imagens orbitais na identificação de elementos da paisagem em Altamira-PA. *Rev. Árvore* 26, 403–410. <https://doi.org/10.1590/s0100-67622002000400002>

Poortinga, A., Thwal, N.S., Khanal, N., Mayer, T., Bhandari, B., Markert, K., Nicolau, A.P., Dilger, J., Tenneson, K., Clinton, N., Saah, D., 2021. Mapping sugarcane in Thailand using transfer learning, a lightweight convolutional neural network, NICFI high resolution satellite imagery and Google Earth Engine. *ISPRS Open J. Photogramm. Remote Sens.* 1, 100003. <https://doi.org/10.1016/j.ophoto.2021.100003>

Qin, R., Liu, T., 2022. A Review of Landcover Classification with Very-High Resolution Remotely Sensed Optical Images—Analysis Unit, Model Scalability and Transferability. *Remote Sens.* 14. <https://doi.org/10.3390/rs14030646>

Reese, H. Classificação da Floresta da Suécia e Vegetação Alpina Usando Satélite Óptico e Dados de Inventário. Tese de Doutorado, Sveriges lantbruksuniversitet, Umeå, Suécia, 2011. <https://pub.epsilon.slu.se/8349/>

Richard, K., Abdel-Rahman, E.M., Subramanian, S., Nyasani, J.O., Thiel, M., Jozani, H., Borgemeister, C., Landmann, T., 2017. Maize cropping systems mapping using RapidEye observations in agro-ecological landscapes in Kenya. *Sensors* 17, 2537. <https://doi.org/10.3390/s17112537>

Richards, D.R., Belcher, R.N., 2020. Global changes in urban vegetation cover. *Remote Sens.* 12(1), 23. <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/1/23>.

RIMA - Relatório de Impacto Ambiental, 2017. Projeto de Continuidade das Operações da Mina da Jangada de Córrego do Feijão. Municípios de Brumadinho e Sarzedo-MG.

ROCHA, J. V. O sistema de informações geográficas no contexto do planejamento integrado de bacias hidrográficas. Jansle Vieira Rocha. 2002.

Rotta, L.H.S., Alcântara, E., Park, E., Negri, R.G., Lin, Y.N., Bernardo, N., Mendes, T.S.G., Souza Filho, C.R., 2020. The 2019 Brumadinho tailings dam collapse: Possible cause and impacts of the worst human and environmental disaster in Brazil. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 90, 102119. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102119>.

Rufin, P., Bey, A., Picoli, M., Meyfroidt, P., 2022. Large-area mapping of active cropland and short-term fallows in smallholder landscapes using PlanetScope data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 112, 102937. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102937>

SACE - Sistema de Alerta de Eventos Críticos, 2021. Monitoramento do rio Paraopeba. [WWW Document]. URL. http://www.cprm.gov.br/sace/index_rio_paraopeba.php.

Sadeh, Y., Zhu, X., Dunkerley, D., Walker, J.P., Zhang, Y., Rozenstein, O., Manivasagam, V.S., Chenu, K., 2021. Fusion of Sentinel-2 and PlanetScope time-series data into daily 3 m surface reflectance and wheat LAI monitoring. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 96, 102260. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102260>

SENAR, 2022. Superação Brumadinho garante produção e renda a 480 famílias impactadas pelo rompimento de barragem. <https://cnabrasil.org.br/noticias/superacao-brumadinho-garante-producao-e-renda-a-480-familias-impactadas-pelo-rompimento-de-barragem> acesso em: 07/10/2022

Sheykhmousa, M., Mahdianpari, M., Ghanbari, H., Mohammadimanesh, F., Ghamisi, P., Homayouni, S., 2020. Support Vector Machine Versus Random Forest for Remote Sensing Image Classification: A Meta-Analysis and Systematic Review. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 13, 6308–6325. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3026724>.

SISEMA - Sistema Estadual de Meio Ambiente e Recursos Hídricos, 2021. Caderno de 2 Anos: Recuperação da Bacia do Rio Paraopeba após o rompimento das barragens da Vale.

Sitharam, T.G., Hegde, A., 2016. Stability analysis of rock-fill tailing dam: an Indian case study. *Int. J. Geotech. Eng.* 11, 332–342.

Sun, C., Bian, Y., Zhou, T., Pan, J., 2019. Using of multi-source and multi-temporal remote sensing data improves crop-type mapping in the subtropical agriculture region. *Sensors (Switzerland)* 19, 1–23. <https://doi.org/10.3390/s19102401>

Suwa, R.; Jayachandran, K., Nguyen, N.T.; Boulenouar, A.; Fujita, K.; Saneoka, H. Barium Toxicity Effects in Soybean Plants. *Archives of Environmental Contamination and Toxicology*, v. 55, p. 397–403, 2008.

Syifa, M., Park, S.J., Achmad, A.R., Lee, C.W., Eom, J., Eom, J., 2019. Flood mapping using remote sensing imagery and artificial intelligence techniques: A case study in Brumadinho, Brazil. *J. Coast. Res.* 90, 197–204. <https://doi.org/10.2112/SI90-024.1>

TESOURO NACIONAL. 2020, Sistema De Informações Contábeis e Fiscais do Setor Público Brasileiro. Acessado em 20 de setembro de 2021. https://siconfi.tesouro.gov.br/siconfi/pages/public/declaracao/declaracao_list.jsf.

Thomlinson JR, Bolstad PV, Cohen WB (1999) Coordinating Methodologies for Scaling Landcover Classifications from Site-Specific to Global. *Remote Sensing of Environment*, 70(1), 16–28. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00055-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00055-3)

Thompson, F., Oliveira, B.C., Cordeiro, M.C., Masi, B.P., Rangel, T.P., Paz, P., Freitas, T., Lopes, G., Silva, B.S., Cabral, A., Soares, M., Lacerda, D., Vergilio, C.S., Lopes-Ferreira, M., Silva, C.L., Thompson, C., Rezende, C.E., 2020. Severe impacts of the Brumadinho dam failure (Minas Gerais, Brazil) on the water quality of the Paraopeba River. *Science of the Total Environment*. 705, 135914. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135914>.

Varga, O.G., Kovács, Z., Bekő, L., Burai, P., Szabó, Z.C., Holb, I., Ninsawat, S., Szabó, S., 2021. Validation of visually interpreted corine land cover classes with spectral values of satellite images and machine learning. *Remote Sens.* 13, 1–24. <https://doi.org/10.3390/rs13050857>

Velasquez, H.I., Orozco Loaiza, C.A., Hasenstab, C., Cano, N.A., 2020. Evaluation of the extractive gold process: open-pit mining through exergy analysis. *J. Sustain. Min.* 19. <https://doi.org/10.46873/2300-3960.1014>.

Vinaud, L.U.P. 2019. Barragens de rejeito de mineração em minas gerais: listas de verificação de aspectos técnicos, legais e ambientais. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Minas) –Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Araxá.

Vrhovnik, P., Dolenc, T., Serafimovski, T., Dolenc, M., Šmuc, N.R., 2013. The occurrence of heavy metals and metalloids in surficial lake sediments before and after a tailings dam failure. *Pol. J. Environ. Stud.* 22, 1525–1538.

Vuolo, F., Neuwirth, M., Immitzer, M., Atzberger, C., Ng, W.-T., 2018. How much does multi-temporal Sentinel-2 data improve crop type classification? *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation.* 72, 122–130. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.007>.

Wang, C., Shao, F., Zhang, Z., Sui, Y., Li, S., 2021. Mining the features of spatial adjacency relationships to improve the classification of high resolution remote sensing images based on complex network. *Applied Soft Computing Journal.* 102, 107089. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107089>.

Weaver, J.; Moore, B.; Reith, A.; McKee, J.; Lunga, D. A comparison of machine learning techniques to extract human settlements from high resolution imagery. In *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Valencia, Spain, 22–27 July 2018.* <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8518528>

White, J.C., Wulder, M.A., Hobart, G.W., Luther, J.E., Hermosilla, T., Griffiths, P., Coops, N.C., Hall, R.J., Hostert, P., Dyk, A., Guindon, L., 2014. Pixel-based image compositing for large-area dense time series applications and science. *Can. J. Remote Sens.* 40, 192–212. <https://doi.org/10.1080/07038992.2014.945827>.

Zhao, Y., Zhu, W., Wei, P., Fang, P., Zhang, X., Yan, N., Liu, W., Zhao, H., Wu, Q., 2022. Classification of Zambian grasslands using random forest feature importance selection during the

optimal phenological period. *Ecological Indicators*. 135, 108529.
<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.108529>.

Zounemat-Kermani, M., Rajaei, T., Ramezani-Charmahineh, A., Adamowski, J., 2016. Estimating the aeration coefficient and air demand in bottom outlet conduits of dams using GEP and decision tree methods. *Flow Measurement and Instrumentation*. 54, 9-19.
<https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2016.11.004>.

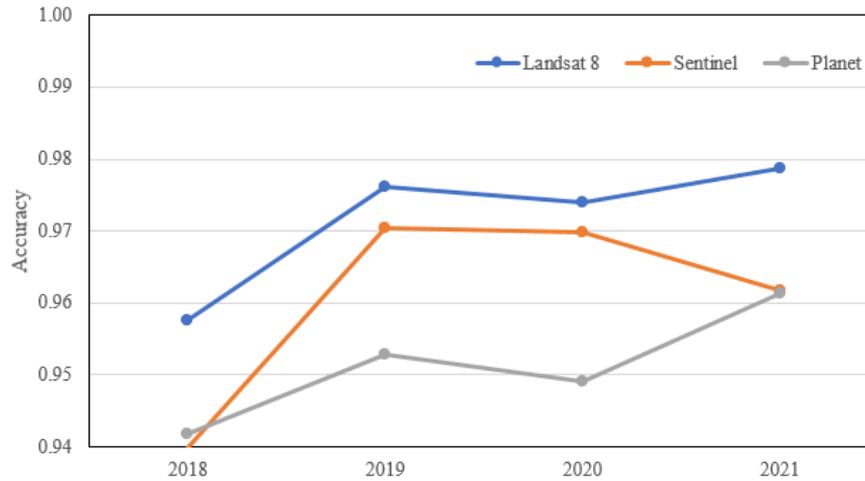
APÊNDICE A

Precisão do produtor (PA), precisão do usuário (UA) para cada classe processada nos mapas de uso e ocupação do solo para os satélites Landsat8, Sentinel-2 e PlanetScope. Acervo dos autores, 2022.

Ano	Satélite	Forest			Agricultura			Área Urbana			Pastagem			Mineração/Rejeito			Água		
		PA	UA	F-Score	PA	UA	F-Score	PA	UA	F-Score	PA	UA	F-Score	PA	UA	F-Score	PA	UA	F-Score
2018	Landsat 8	0.989	0.965	0.977	0.957	0.943	0.950	0.964	0.929	0.946	0.952	0.930	0.941	0.900	0.984	0.941	0.897	0.972	0.933
	Sentinel-2	0.998	0.943	0.970	0.883	0.919	0.901	0.932	0.919	0.925	0.962	0.942	0.952	0.848	0.946	0.895	0.707	0.967	0.817
	PlanetScope	1.000	0.951	0.975	0.865	0.853	0.859	0.955	0.914	0.934	0.953	0.942	0.947	0.831	0.954	0.888	0.800	1.000	0.889
2019	Landsat 8	0.995	0.990	0.993	0.922	0.983	0.952	0.971	0.943	0.957	0.946	0.958	0.952	0.979	0.972	0.975	0.947	1.000	0.973
	Sentinel-2	1.000	0.986	0.993	0.971	0.931	0.950	0.959	0.934	0.946	0.971	0.963	0.967	0.942	0.967	0.954	0.703	1.000	0.825
	PlanetScope	0.995	0.963	0.979	0.918	0.957	0.937	0.965	0.921	0.942	0.899	0.943	0.920	0.949	0.959	0.954	0.703	0.963	0.812
2020	Landsat 8	0.989	0.977	0.983	0.970	1.000	0.985	0.951	0.958	0.954	0.939	0.951	0.945	0.997	0.986	0.992	0.861	1.000	0.925
	Sentinel-2	1.000	0.980	0.990	0.859	1.000	0.924	0.956	0.935	0.945	0.959	0.947	0.953	0.966	0.974	0.970	0.794	1.000	0.885
	Landsat 8	0.998	0.991	0.995	0.904	1.000	0.950	0.964	0.931	0.947	0.958	0.965	0.962	0.992	0.981	0.986	0.882	1.000	0.938
2021	Sentinel-2	0.995	0.985	0.990	0.926	0.940	0.933	0.946	0.897	0.921	0.944	0.933	0.938	0.951	0.971	0.961	0.676	1.000	0.807
	PlanetScope	1.000	0.983	0.991	0.861	0.944	0.901	0.930	0.911	0.920	0.928	0.953	0.940	0.963	0.949	0.956	0.872	0.971	0.919
	Landsat 8	0.794	0.785	0.790	0.751	0.785	0.767	0.770	0.752	0.761	0.759	0.761	0.760	0.774	0.785	0.779	0.717	0.794	0.754
Média	Sentinel-2	0.998	0.974	0.986	0.910	0.948	0.927	0.948	0.921	0.934	0.959	0.946	0.953	0.927	0.965	0.945	0.720	0.992	0.834
	PlanetScope	0.998	0.970	0.984	0.887	0.918	0.902	0.939	0.911	0.925	0.928	0.937	0.931	0.918	0.954	0.935	0.800	0.984	0.881
	Overall Average	0.996	0.975	0.985	0.912	0.949	0.929	0.950	0.924	0.937	0.945	0.945	0.945	0.937	0.966	0.951	0.806	0.989	0.886

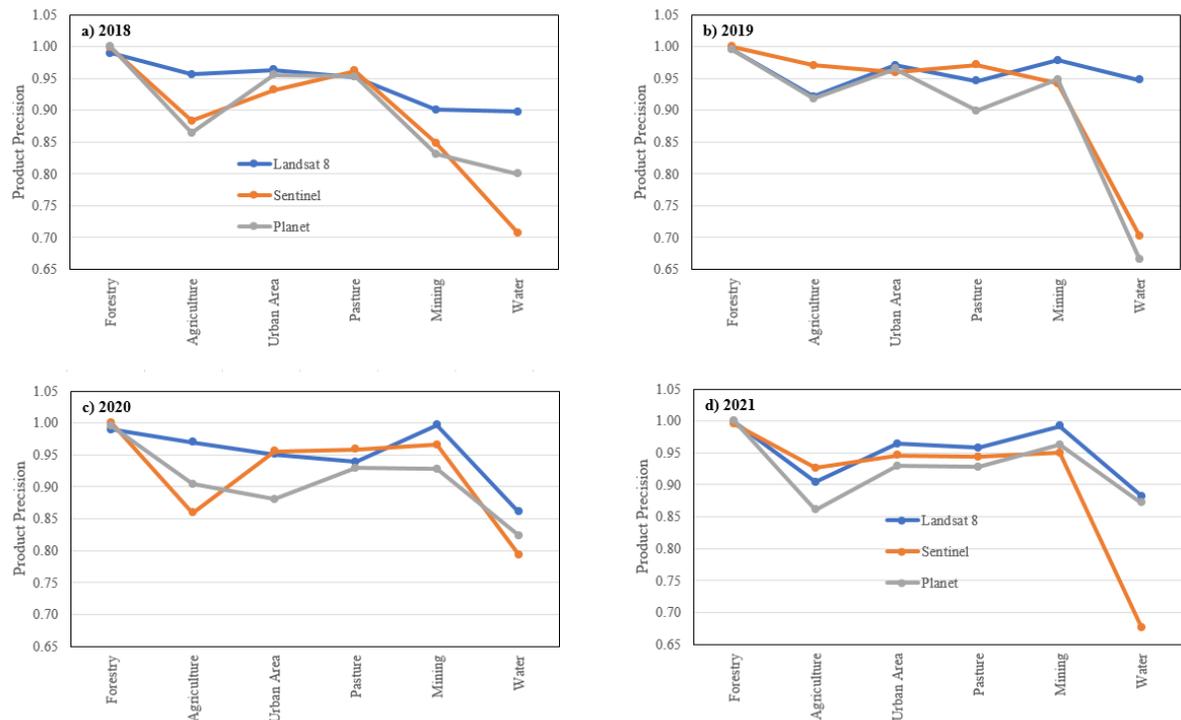
APÊNDICE B

Acurácia geral estimada para imagens Landsat 8 (L8-30 m), Sentinel 2 (S2-10 m) e Planet Scope (p-4,7 m) correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).



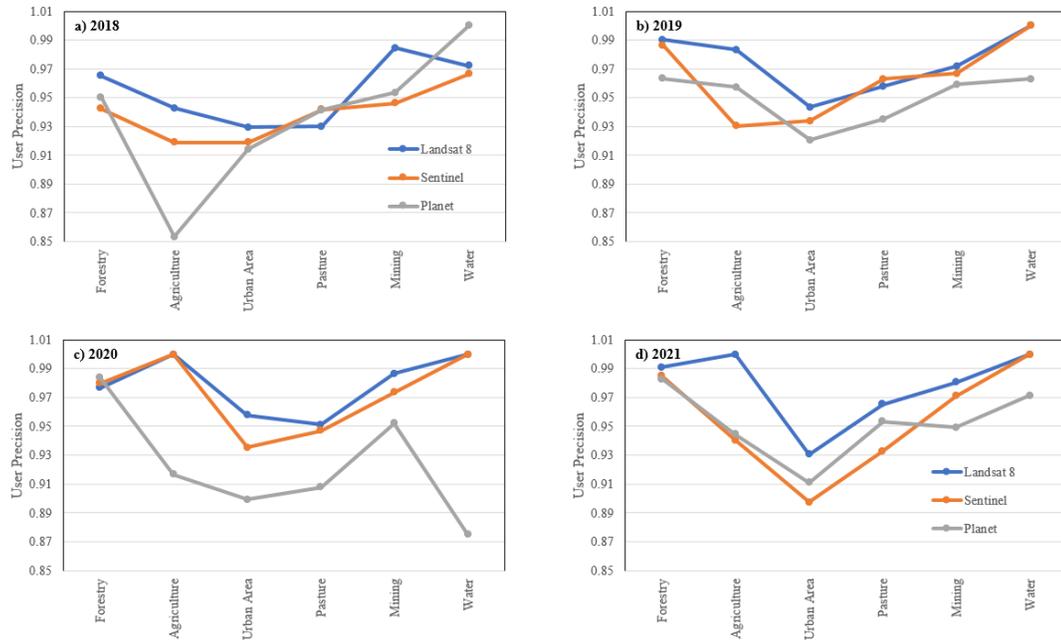
APÊNDICE C

Precisão do produtor estimados para imagens Landsat 8, Sentinel 2 e Planet Scope correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).



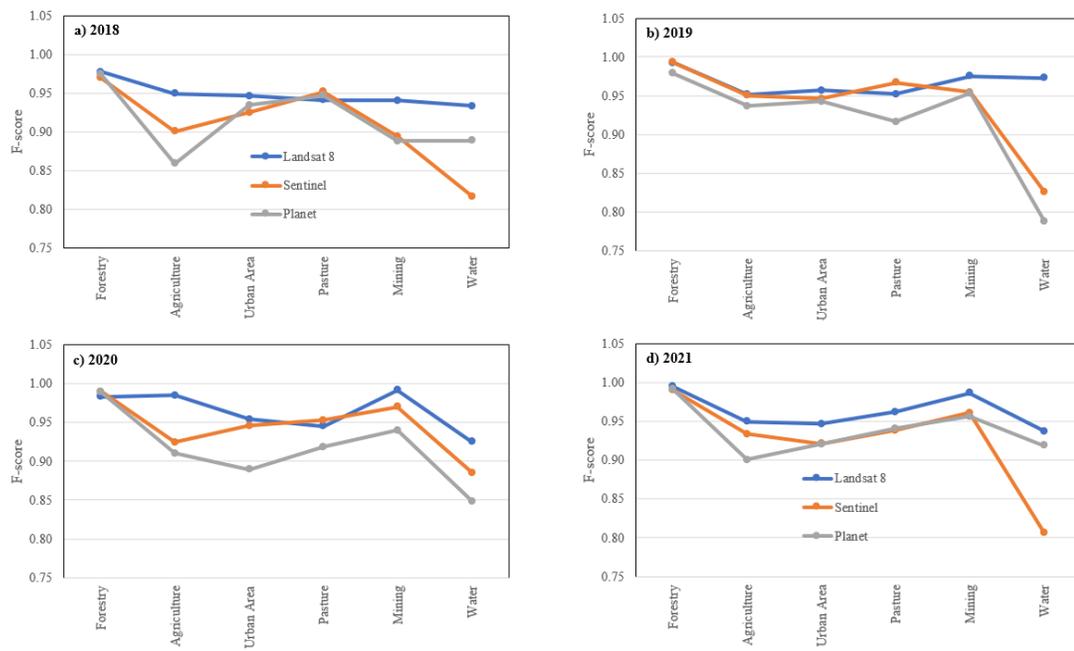
APÊNDICE D

Precisão do usuário estimados para imagens Landsat 8, Sentinel 2 e Planet Scope correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).



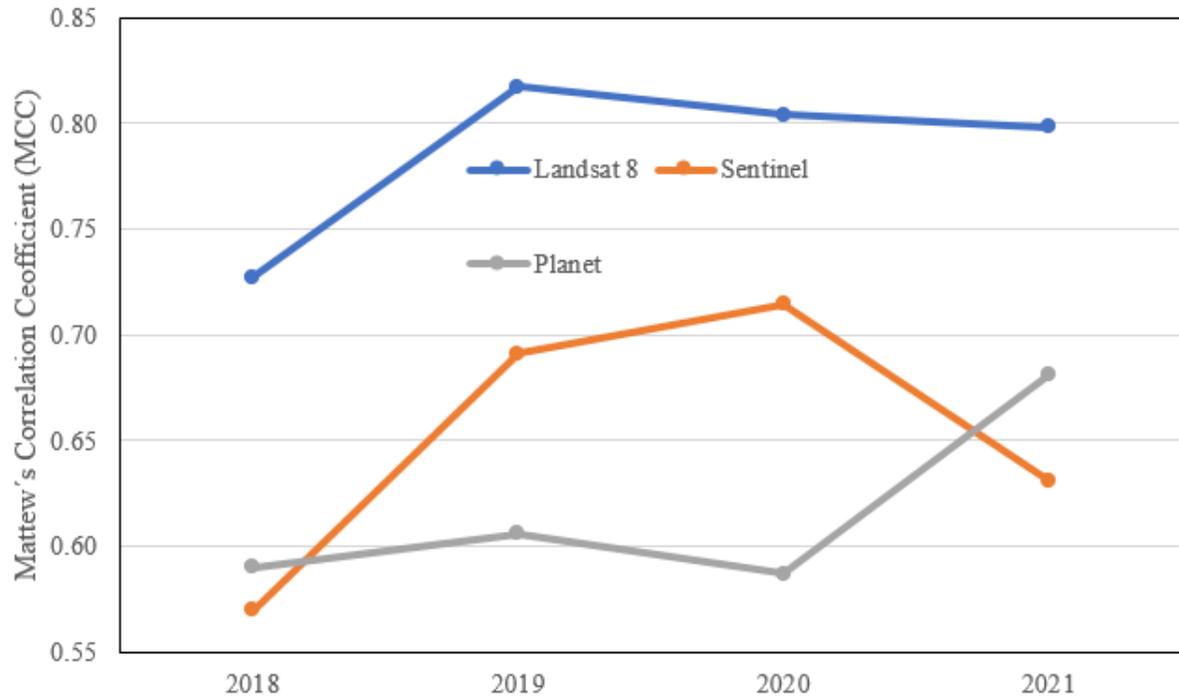
APÊNDICE E

F-score estimados para imagens Landsat 8, Sentinel 2 e Planet Scope correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).



APÊNDICE F

Matthew's Correlation Coefficient (MCC) estimados para imagens Landsat 8, Sentinel 2 e PlanetScope correspondentes aos anos de 2018 (antes do rompimento) e 2019,2020 e 2021 (após-rompimento).



APÊNDICE G

Diagnóstico do uso e ocupação dos solos realizado com imagens Landsat 8, antes rompimento e após rompimento.

USO E OCUPAÇÃO DO SOLO - SATÉLITE LANDSAT 8						
2018 (Antes do Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	17.477	52.53	1.200	37.41	16.277	54.14
Agricultura	0.698	2.10	0.079	2.46	0.619	2.06
Área Urbana	2.146	6.45	0.189	5.89	1.957	6.51
Pastagem	7.835	23.55	0.631	19.67	7.204	23.96
Mineração/Rejeito	4.880	14.67	1.039	32.39	3.841	12.77
Água	0.234	0.70	0.070	2.18	0.164	0.55
Área Total	33.270	100.00	3.208	100.00	30.062	100.00
2019 (Após Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.557	49.77	0.051	1.59	16.506	54.91
Agricultura	0.743	2.23	0.072	2.24	0.671	2.23
Área Urbana	2.078	6.25	0.093	2.90	1.985	6.60
Pastagem	7.899	23.74	0.170	5.30	7.729	25.71
Mineração/Rejeito	5.824	17.51	2.796	87.16	3.028	10.07
Água	0.169	0.510	0.026	0.81	0.143	0.48
Área Total	33.270	100.00	3.208	100.00	30.062	100.00
2020 (Após Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Percentage (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.994	51.08	0.082	2.56	16.912	56.26
Agricultura	0.695	2.09	0.032	1.00	0.663	2.20
Área Urbana	2.439	7.33	0.248	7.73	2.191	7.29
Pastagem	6.449	19.38	0.272	8.48	6.177	20.55
Mineração/Rejeito	6.534	19.64	2.534	78.99	4.000	13.31
Água	0.159	0.48	0.040	1.25	0.119	0.39
Área Total	33.270	100.00	3.208	100.00	30.062	100.00
2021 (Após Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Percentage (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.804	50.49	0.112	3.49	16.692	55.52
Agricultura	0.597	1.80	0.064	2.00	0.533	1.77
Área Urbana	2.275	6.84	0.267	8.32	2.008	6.68
Pastagem	7.727	23.23	0.493	15.37	7.234	24.06
Mineração/Rejeito	5.668	17.04	2.238	69.76	3.430	11.41
Água	0.199	0.60	0.034	1.06	0.165	0.55
Área Total	33.270	100.00	3.208	100.00	30.062	100.00

APÊNDICE H

Diagnóstico do uso e ocupação dos solos realizado com imagens Sentinel-2, antes rompimento e após rompimento.

USO E OCUPAÇÃO DO SOLO - SATÉLITE SENTINEL 2						
2018 (Antes do Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	17.583	52.85	1.411	43.98	16.172	53.80
Agricultura	1.428	4.29	0.151	4.71	1.277	4.25
Área Urbana	1.947	5.85	0.269	8.39	1.678	5.58
Pastagem	7.429	22.33	0.700	21.82	6.729	22.38
Mineração/Rejeito	4.667	14.03	0.659	20.54	4.008	13.33
Água	0.216	0.65	0.018	0.56	0.198	0.66
Área Total	33.270	100.000	3.208	100.000	30.062	100.000
2019 (Após Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	17.216	51.75	0.182	5.67	17.034	56.66
Agricultura	1.421	4.27	0.095	2.96	1.326	4.41
Área Urbana	1.895	5.70	0.213	6.64	1.682	5.60
Pastagem	6.691	20.11	0.108	3.37	6.583	21.89
Mineração/Rejeito	5.514	16.57	2.557	79.68	2.957	9.84
Água	0.533	1.60	0.053	1.68	0.480	1.60
Área Total	33.270	100.000	3.208	100.000	30.062	100.000
2020 (Após Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Percentage (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.697	50.19	0.213	6.64	16.484	54.83
Agricultura	0.866	2.60	0.075	2.34	0.791	2.63
Área Urbana	2.168	6.52	0.397	12.38	1.771	5.89
Pastagem	6.621	19.90	0.455	14.18	6.166	20.51
Mineração/Rejeito	6.554	19.70	2.056	64.09	4.498	14.96
Água	0.364	1.09	0.012	0.37	0.352	1.17
Área Total	33.270	100.000	3.208	100.000	30.062	100.000
2021 (Após Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Percentage (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.776	50.42	0.301	9.38	16.475	54.80
Agricultura	1.737	5.22	0.294	9.16	1.443	4.80
Área Urbana	2.176	6.54	0.302	9.41	1.874	6.23
Pastagem	6.653	20.00	0.361	11.25	6.292	20.93
Mineração/Rejeito	5.806	17.45	1.945	60.63	3.861	12.84
Água	0.122	0.37	0.005	0.16	0.117	0.39
Área Total	33.270	100.000	3.208	100.000	30.062	100.000

APÊNDICE I

Diagnóstico do uso e ocupação dos solos realizado com imagens PlanetScope, antes rompimento e após rompimento.

USO E OCUPAÇÃO DO SOLO - SATÉLITE PLANETSCOPE						
2018 (Antes do Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	18.271	54.92	1.435	44.73	16.836	56.00
Agricultura	0.997	3.00	0.124	3.87	0.873	2.91
Área Urbana	1.516	4.56	0.194	6.05	1.322	4.40
Pastagem	7.325	22.02	0.783	24.41	6.542	21.76
Mineração/Rejeito	4.856	14.60	0.641	19.98	4.215	14.02
Água	0.305	0.92	0.031	0.97	0.274	0.91
Área Total	33.270	100.000	3.208	100.000	30.062	100.000
2019 (Após Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	18.614	55.95	0.297	9.26	18.317	60.93
Agricultura	1.000	3.01	0.123	3.83	0.877	2.92
Área Urbana	1.531	4.60	0.262	8.17	1.269	4.22
Pastagem	5.296	15.92	0.356	11.10	4.940	16.43
Mineração/Rejeito	6.472	19.45	2.140	66.71	4.332	14.41
Água	0.357	1.07	0.030	0.94	0.327	1.09
Área Total	33.270	100.000	3.208	100.000	30.062	100.000
2020 (Após Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Percentage (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.684	50.15	0.176	5.49	16.508	54.91
Agricultura	0.830	2.49	0.064	2.00	0.766	2.55
Área Urbana	1.811	5.44	0.382	11.91	1.429	4.75
Pastagem	7.399	22.24	0.799	24.91	6.600	21.96
Mineração/Rejeito	6.218	18.69	1.775	55.33	4.443	14.78
Água	0.328	0.990	0.012	0.37	0.316	1.05
Área Total	33.270	100.000	3.208	100.000	30.062	100.000
2021 (Após Rompimento)						
Classe	Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão		Área De Rompimento		Área Fora do Rompimento	
	Área (Km ²)	Porcentagem (%)	Área (Km ²)	Percentage (%)	Área (Km ²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.814	50.54	0.215	6.70	16.640	55.35
Agricultura	1.516	4.56	0.176	5.49	1.382	4.60
Área Urbana	2.205	6.630	0.495	15.43	1.751	5.82
Pastagem	6.904	20.75	0.611	19.05	6.334	21.07
Mineração/Rejeito	5.408	16.25	1.693	52.77	3.550	11.81
Água	0.423	1.27	0.018	0.56	0.405	1.35
Área Total	33.270	100.000	3.208	100.00	30.062	100.000

APÊNDICE J

Diagnóstico simplificado da diferença das áreas de uso e ocupação dos solos realizada com imagens Landsat 8, antes do rompimento e após rompimento.

Mudanças Do Uso E Ocupação Do Solo Simplificado Utilizando O Satélite Landsat8				
2018-2019				
Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão				
Classe	2018 (Km²)	2019 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	17.477	16.557	(-) 0.920	2.77
Agricultura	0.698	0.743	(+) 0.045	0.14
Área Urbana	2.146	2.078	(-) 0.068	0.20
Pastagem	7.835	7.899	(+) 0.064	0.19
Mineração/Rejeito	4.880	5.824	(+) 0.944	2.84
Água	0.234	0.169	(-) 0.065	0.20
Área Total	33.270	33.270		
Área De Rompimento				
Classe	2018 (Km²)	2019 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	1.200	0.051	(-) 1.149	35.82
Agricultura	0.079	0.072	(-) 0.007	0.22
Área Urbana	0.189	0.093	(-) 0.096	2.99
Pastagem	0.631	0.170	(-) 0.461	14.37
Mineração/Rejeito	1.039	2.796	(+) 1.757	54.77
Água	0.070	0.026	(-) 0.044	1.37
Área Total	3.208	3.208		
Área Fora Do Rompimento				
Classe	2018 (Km²)	2019 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.277	16.506	(+) 0.229	7.14
Agricultura	0.619	0.671	(+) 0.052	1.62
Área Urbana	1.957	1.985	(+) 0.028	0.87
Pastagem	7.204	7.729	(+) 0.525	16.37
Mineração/Rejeito	3.841	3.028	(-) 0.813	25.34
Água	0.164	0.143	(-) 0.021	0.65
Área Total	30.062	30.062		
2019-2020				
Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão				
Classe	2019 (Km²)	2020 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.557	16.994	(+) 0.437	1.31
Agricultura	0.743	0.695	(-) 0.048	0.14
Área Urbana	2.078	2.439	(+) 0.362	1.09
Pastagem	7.899	6.449	(-) 1.450	4.36
Mineração/Rejeito	5.824	6.534	(+) 0.710	2.13
Água	0.169	0.159	(-) 0.010	0.03
Área Total	33.27	33.27		

Área De Rompimento				
Class	2019 (Km²)	2020 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	0.051	0.082	(+) 0.031	0.97
Agricultura	0.072	0.032	(-) 0.040	1.25
Área Urbana	0.093	0.248	(+) 0.155	4.83
Pastagem	0.17	0.272	(-) 0.102	3.18
Mineração/Rejeito	2.796	2.534	(-) 0.262	8.17
Água	0.026	0.04	(+) 0.014	0.44
Área Total	3.208	3.208		

Área Fora Do Rompimento				
Classe	2019 (Km²)	2020 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.506	16.912	(+) 0.406	12.66
Agricultura	0.671	0.663	(-) 0.008	0.25
Área Urbana	1.985	2.191	(+) 0.206	6.42
Pastagem	7.729	6.177	(-) 1.552	48.38
Mineração/Rejeito	3,028	4.000	(+) 0.972	30.30
Água	0.143	0.119	(-) 0.024	0.75
Área Total	30.062	30.062		

2020-2021				
Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão				
Classe	2020 (Km²)	2021 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.994	16.804	(-) 0.190	0.57
Agricultura	0.695	0.597	(-) 0.098	0.29
Área Urbana	2.439	2.275	(-) 0.165	0.50
Pastagem	6.449	7.727	(+) 1.278	3.84
Mineração/Rejeito	6.534	5.668	(-) 0.866	2.60
Água	0.159	0.199	(+) 0.040	0.12
Área Total	33.27	33.27		

Área De Rompimento				
Classe	2020 (Km²)	2021 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	0.082	0.112	(+) 0.029	0.90
Agricultura	0.032	0.064	(+) 0.032	1.00
Área Urbana	0.248	0.267	(+) 0.019	0.59
Pastagem	0.272	0.493	(+) 0.221	6.89
Mineração/Rejeito	2.534	2.238	(-) 0.296	9.23
Água	0.04	0.034	(-) 0.006	0.19
Área Total	3.208	3.208		

Área Fora Do Rompimento				
Classe	2020 (Km²)	2021 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.912	16.692	(-) 0.220	6.86
Agricultura	0.663	0.533	(-) 0.130	4.05
Área Urbana	2.191	2.008	(-) 0.183	5.70
Pastagem	6.177	7.234	(+) 1.057	32.95
Mineração/Rejeito	4.000	3.43	(-) 0.570	17.77
Água	0.119	0.165	(+) 0.046	1.43
Área Total	30.062	30.062		

APÊNDICE K

Diagnóstico simplificado da diferença das áreas de uso e ocupação dos solos realizada com imagens Sentinel-2, antes do rompimento e após rompimento.

Mudanças Do Uso E Ocupação Do Solo Simplificado Utilizando O Satélite Sentinel-2				
2018-2019				
Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão				
Classe	2018 (Km²)	2019 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	17.583	17.216	(-) 0.367	1.10
Agricultura	1.428	1.421	(-) 0.007	0.02
Área Urbana	1.947	1.895	(-) 0.052	0.16
Pastagem	7.429	6.691	(-) 0.739	2.22
Mineração/Rejeito	4.667	5.514	(+) 0.847	2.55
Água	0.216	0.533	(+) 0.317	0.95
Área Total	33.270	33.270		
Área De Rompimento				
Classe	2018 (Km²)	2019 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	1.411	0.182	(-) 1.229	38.31
Agricultura	0.151	0.095	(-) 0.056	1.75
Área Urbana	0.269	0.213	(-) 0.056	1.75
Pastagem	0.700	0.108	(-) 0.592	18.45
Mineração/Rejeito	0.659	2.557	(-) 1.898	59.16
Água	0.018	0.053	(-) 0.036	1.12
Área Total	3.208	3.208		
Área Fora Do Rompimento				
Classe	2018 (Km²)	2019 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.172	17.034	(+) 0.862	26.87
Agricultura	1.277	1.326	(+) 0.049	1.53
Área Urbana	1.678	1.682	(+) 0.004	0.12
Pastagem	6.729	6.583	(-) 0.146	4.55
Mineração/Rejeito	4.008	2.957	(-) 1.051	32.76
Água	0.198	0.480	(+) 0.282	8.79
Área Total	30.062	30.062		
2019-2020				
Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão				
Classe	2019 (Km²)	2020 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	17.216	16.697	(-) 0.519	1.56
Agricultura	1.421	0.866	(-) 0.555	1.67
Área Urbana	1.895	2.168	(+) 0.273	0.82
Pastagem	6.691	6.621	(-) 0.069	0.21
Mineração/Rejeito	5.514	6.554	(+) 1.040	3.13
Água	0.533	0.364	(-) 0.169	0.51
Área Total	33.270	33.270		

Área De Rompimento				
Classe	2019 (Km²)	2020 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	0.182	0.213	(+) 0.031	0.97
Agricultura	0.095	0.075	(-) 0.020	0.62
Área Urbana	0.213	0.397	(+) 0.184	5.74
Pastagem	0.108	0.455	(+) 0.347	10.82
Mineração/Rejeito	2.557	2.056	(-) 0.501	15.62
Água	0.053	0.012	(-) 0.042	1.31
Área Total	3.208	3.208		
Área Fora Do Rompimento				
Classe	2019 (Km²)	2020 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	17.034	16.484	(-) 0.550	17.14
Agricultura	1.326	0.791	(-) 0.535	16.68
Área Urbana	1.682	1.771	(+) 0.089	2.77
Pastagem	6.583	6.166	(-) 0.417	13.00
Mineração/Rejeito	2.957	4.498	(+) 1.541	48.04
Água	0.480	0.352	(-) 0.128	3.99
Área Total	30.062	30.062		
2020-2021				
Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão				
Classe	2020 (Km²)	2021 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.697	16.776	(+) 0.079	0.24
Agricultura	0.866	1.737	(+) 0.871	2.62
Área Urbana	2.168	2.176	(+) 0.008	0.02
Pastagem	6.621	6.653	(+) 0.032	0.10
Mineração/Rejeito	6.554	5.806	(-) 0.748	2.25
Água	0.364	0.122	(-) 0.242	0.73
Área Total	33.270	33.270		
Área De Rompimento				
Classe	2020 (Km²)	2021 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	0.213	0.301	(+) 0.088	2.74
Agricultura	0.075	0.294	(+) 0.219	6.83
Área Urbana	0.397	0.302	(-) 0.095	2.96
Pastagem	0.455	0.361	(-) 0.094	2.93
Mineração/Rejeito	2.056	1.945	(-) 0.111	3.46
Água	0.012	0.005	(-) 0.007	0.22
Área Total	3.208	3.208		
Área Fora Do Rompimento				
Classe	2020 (Km²)	2021 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.484	16.475	(-) 0.009	0.28
Agricultura	0.791	1.443	(+) 0.652	20.32
Área Urbana	1.771	1.874	(+) 0.103	3.21
Pastagem	6.166	6.292	(+) 0.126	3.93
Mineração/Rejeito	4.498	3.861	(-) 0.637	19.86
Água	0.352	0.117	(-) 0.235	7.33
Área Total	30.062	30.062		

APÊNDICE L

Diagnóstico simplificado da diferença das áreas de uso e ocupação dos solos realizada com imagens PlanetScope, antes do rompimento e após rompimento.

Mudanças Do Uso E Ocupação Do Solo Simplificado Utilizando O Satélite PlanetScope				
2018-2019				
Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão				
Classe	2018 (Km²)	2019 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	18.271	18.614	(+) 0.343	1.03
Agricultura	0.997	1.000	(+) 0.003	0.01
Área Urbana	1.516	1.531	(+) 0.015	0.05
Pastagem	7.325	5.296	(-) 2.029	6.10
Mineração/Rejeito	4.856	6.472	(+) 1.616	4.86
Água	0.305	0.357	(+) 0.052	0.16
Área Total	33.270	33.270		
Área De Rompimento				
Classe	2018 (Km²)	2019 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	1.435	0.297	(-) 1.138	35.47
Agricultura	0.124	0.123	(-) 0.001	0.03
Área Urbana	0.194	0.262	(+) 0.068	2.12
Pastagem	0.783	0.356	(-) 0.427	13.31
Mineração/Rejeito	0.641	2.140	(+) 1.499	46.73
Água	0.031	0.030	(-) 0.001	0.03
Área Total	3.208	3.208		
Área Fora Do Rompimento				
Classe	2018 (Km²)	2019 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.836	18.317	(+) 1.481	4.93
Agricultura	0.873	0.877	(+) 0.004	0.01
Área Urbana	1.322	1.269	(-) 0.053	0.18
Pastagem	6.542	4.940	(-) 1.602	5.33
Mineração/Rejeito	4.215	4.332	(+) 0.117	0.39
Água	0.274	0.327	(+) 0.053	0.18
Área Total	30.062	30.062		
2019-2020				
Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão				
Classe	2019 (Km²)	2020 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	18.614	16.684	(-) 1.930	5.80
Agricultura	1.000	0.830	(-) 0.170	0.51
Área Urbana	1.531	1.811	(+) 0.280	0.84
Pastagem	5.296	7.399	(+) 2.103	6.32
Mineração/Rejeito	6.472	6.218	(-) 0.254	0.76
Água	0.357	0.328	(-) 0.029	0.09
Área Total	33.270	33.270		
Área De Rompimento				
Classe	2019 (Km²)	2020 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	0.297	0.176	(-) 0.121	3.77
Agricultura	0.123	0.064	(-) 0.059	1.84
Área Urbana	0.262	0.382	(+) 0.120	3.74
Pastagem	0.356	0.799	(+) 0.443	13.81
Mineração/Rejeito	2.140	1.775	(-) 0.365	11.38
Água	0.030	0.012	(-) 0.018	0.56
Área Total	3.208	3.208		

Área Fora Do Rompimento				
Classe	2019 (Km²)	2020 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	18.317	16.508	(-) 1.809	6.02
Agricultura	0.877	0.766	(-) 0.111	0.37
Área Urbana	1.269	1.429	(+) 0.160	0.53
Pastagem	4.940	6.600	(+) 1.660	5.52
Mineração/Rejeito	4.332	4.443	(+) 0.111	0.37
Água	0.327	0.316	(-) 0.011	0.04
Área Total	30.062	30.062		

2020-2021				
Sub-Bacia Do Ribeirão Ferro-Carvão				
Classe	2020 (Km²)	2021 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.684	16.814	(+) 0.130	0.39
Agricultura	0.830	1.516	(+) 0.686	2.06
Área Urbana	1.811	2.205	(+) 0.394	1.18
Pastagem	7.399	6.904	(-) 0.495	1.49
Mineração/Rejeito	6.218	5.408	(-) 0.810	2.43
Água	0.328	0.423	(+) 0.095	0.29
Área Total	33.270	33.270		

Área De Rompimento				
Classe	2020 (Km²)	2021 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	0.176	0.215	(+) 0.039	1.22
Agricultura	0.064	0.176	(+) 0.112	3.49
Área Urbana	0.382	0.495	(+) 0.113	3.52
Pastagem	0.799	0.611	(-) 0.188	5.86
Mineração/Rejeito	1.775	1.693	(-) 0.082	2.56
Água	0.012	0.018	(+) 0.006	0.19
Área Total	3.208	3.208		

Área Fora Do Rompimento				
Classe	2020 (Km²)	2021 (Km²)	Mudanças (Km²)	Porcentagem (%)
Floresta	16.508	16.640	(+) 0.132	0.44
Agricultura	0.766	1.382	(+) 0.616	2.05
Área Urbana	1.429	1.751	(+) 0.322	1.07
Pastagem	6.600	6.334	(-) 0.266	0.88
Mineração/Rejeito	4.443	3.550	(-) 0.893	2.97
Água	0.316	0.405	(+) 0.089	0.30
Área Total	30.062	30.062		