



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
Campus de Presidente Prudente

BEATRIZ CIRINO LUCCHETTA
FERNANDA SILVA OLIVEIRA

**USO DE IMAGENS DO OLI/LANDSAT 8 NO ESTUDO DE DESASTRES
AMBIENTAIS: ESTUDO DE CASO DO ROMPIMENTO DA BARRAGEM EM
BRUMADINHO – MG**

Presidente Prudente

2020

BEATRIZ CIRINO LUCCHETTA
FERNANDA SILVA OLIVEIRA

**USO DE IMAGENS DO OLI/LANDSAT 8 NO ESTUDO DE DESASTRES
AMBIENTAIS: ESTUDO DE CASO DO ROMPIMENTO DA BARRAGEM EM
BRUMADINHO – MG**

Trabalho de Graduação apresentado como requisito
parcial para a obtenção de título de Engenheiro
Ambiental da Universidade Estadual Paulista – UNESP
– Campus de Presidente Prudente.

Orientação: Prof^a. Dr^a. Fernanda Sayuri Yoshino
Watanabe

Presidente Prudente

2020

L967u Lucchetta, Beatriz Cirino
Uso de imagens OLI/Landsat 8 no estudo de desastres ambientais :
estudo de caso do rompimento da barragem em Brumadinho - MG / Beatriz
Cirino Lucchetta, Fernanda Silva Oliveira. - Presidente Prudente, 2020.
64 p.

Orientador: Fernanda Sayuri Yoshino Watanabe
Trabalho de conclusão de curso (bacharelado - Engenharia Ambiental) -
Universidade Estadual Paulista (Unesp). Faculdade de Ciências e
Tecnologia, Presidente Prudente

1. Sensoriamento remoto. 2. Índices espectrais. 3. Desastres ambientais.
I. Oliveira, Fernanda Silva. II. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de
Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

TERMO DE APROVAÇÃO

Beatriz Cirino Lucchetta

Fernanda Silva Oliveira

“USO DE IMAGENS OLI/LANDSAT 8 NO ESTUDO DE DESASTRES AMBIENTAIS: ESTUDO DE CASO DO ROMPIMENTO DA BARRAGEM EM BRUMADINHO/MG”

Trabalho de graduação aprovado como um dos requisitos parciais para a obtenção do título de Engenheiro Ambiental da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – Faculdade de Ciências e Tecnologia, *campus* de Presidente Prudente – SP, pela seguinte banca examinadora:



Profª. Drª. Fernanda Sayuri Yoshino Watanabe (Orientadora)

VIDEOCONFERÊNCIA

Drª Nariane Marselhe Ribeiro Bernardo do Carmo

VIDEOCONFERÊNCIA

Profª Drª Gabriela Takahashi Miyoshi

Presidente Prudente, 11 de janeiro de 2021.

Faculdade de Ciências e Tecnologia
Coordenação do Curso de Engenharia Ambiental
Rua Roberto Simonsen, 305 CEP 19060-900 Presidente Prudente SP
Tel 18 3229-5423

*Dedicamos este Trabalho de Graduação aos
nossos professores, familiares e amigos que
sempre nos acompanharam, apoiaram e
fortaleceram nossa jornada acadêmica.*

AGRADECIMENTOS

Agradecemos primeiramente a Deus, pela vida, por termos superado este momento delicado, em que o mundo passa por uma pandemia e pela força e paciência para não desistirmos e alcançarmos nossos objetivos.

A nossa Orientadora Fernanda S. Y. Watanabe, por ter nos acompanhado dando todo auxílio necessário para a elaboração do projeto.

Aos nossos pais e amigos, que sempre estiveram ao nosso lado quando nos sentíamos poucos.

Agradecemos uma à outra por toda parceria, amizade e vivência durante os cinco anos de graduação.

"Always remember, you have within you the strength, the patience and the passion to reach for the stars to change the world" - (Harriet Tubman).

RESUMO

O rompimento da barragem B1, de rejeitos de minério de ferro, da Mina do Córrego do Feijão, em Brumadinho - MG, associado à mineradora Vale S.A, foi um dos maiores desastres ambientais do Brasil, ocasionando centenas de mortes, devastando com sua lama de rejeitos uma área de quase 297 hectares (ha), contaminando o Rio Paraopeba, afetando diversos municípios, flora e fauna. No presente trabalho, imagens de sensoriamento remoto e ferramentas de geoprocessamento foram utilizadas para estimar e delimitar a área atingida pela lama de rejeitos. As imagens provenientes de sensores remotos estão sendo cada vez mais utilizadas em mapeamentos e na atualização de dados cartográficos e temáticos, na produção de dados meteorológicos e na avaliação de impactos ambientais. Neste trabalho, o objetivo foi identificar a área afetada pela lama de rejeitos de mineração por meio de técnicas de processamento digital de imagens e geoprocessamento. Foi analisado o desempenho de diferentes índices espectrais: Índice de Diferença Normalizada da Vegetação (NDVI), Índice de Razão Simples de Minerais Ferrosos e Índice de Razão Simples de Argilominerais. Foram adquiridas duas imagens do sensor *Operational Land Instrument* (OLI), do satélite Landsat 8, tomadas em uma data anterior e outra posterior ao rompimento da barragem. Esses índices foram selecionados devido à remoção da vegetação do local pela lama de rejeitos, composta por minério de ferro, silte, sílica e argila, garantindo que a imagem posterior ao rompimento pudesse identificar a área afetada. Depois da aplicação dos índices, foi realizada uma operação de fatiamento para delimitar a área afetada por meio de intervalos que evidenciassem adequadamente a região. Após a delimitação da região, calculou-se a área e o perímetro do polígono resultante do fatiamento de cada índice. Posteriormente foi feita uma comparação com o polígono da delimitação de área, disponibilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), para verificar qual índice obteve o melhor desempenho. E determinou-se que o NDVI e o Índice de Razão Simples de Minerais Ferrosos apresentaram os melhores resultados.

Palavras-Chave: Sensoriamento remoto, geoprocessamento, índices espectrais, desastres ambientais, rompimento de barragens.

ABSTRACT

The rupture of the B1 dam of iron ore tailings at the Córrego do Feijão mine, in Brumadinho - MG, associated with the mining company Vale SA, was one of the biggest environmental disasters in Brazil, causing hundreds of deaths and devastating with its mud of tailings an area of almost 297 ha, contaminating the Paraopeba River, affecting several municipalities, flora and fauna. In this work, the objective was to identify the area affected by mining tailings mud through techniques of digital image processing and geoprocessing. We analyzed the performance of different spectral indexes: Normalized Vegetation Difference Index (NDVI), Simple Ratio Index Ferrous Minerals and Simple Ratio Index Clay Minerals. Two images of the Operational Land Instrument (OLI) sensor, from the Landsat 8 satellite, were acquired on a date before and after the dam burst. These indexes were selected due to the removal of vegetation from the site by the tailings sludge composed of iron ore, silt, silica and clay, ensuring that the image after the rupture could identify the affected area. After applying the indices, a slicing operation was carried out to delimit the affected area through intervals that adequately showed the region. After delimiting the region, the area and perimeter of the polygon resulting from the slicing of each index was calculated. Finally, a comparison was done with the polygon of the delimited area provided, by the Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE), to verify which index obtained the best performance and it was determined that the NDVI and the Simple Ratio Index Ferrous Minerals showed the best performances.

Keywords: Remote sensing, geoprocessing, spectral indexes, environmental disasters, dam rupture.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Trajetórias de radiação eletromagnética.	21
Figura 2. Espectro eletromagnético.	22
Figura 3. Resposta espectral de alvos da superfície.	23
Figura 4. Resposta espectral da vegetação.	24
Figura 5. Mapa da Área de Estudo.	29
Figura 6. Imagens obtidas antes (a) e após (b) o rompimento da barragem. Composição colorida normal (RGB-432).	32
Figura 7. Interface do complemento Slicer, do software QGIS.	35
Figura 8. Interface da Calculadora de Campo, no software QGIS.	37
Figura 9. Dado vetorial disponibilizado pelo IBGE (2019), de 29/01/2019, que delimita a área afetada pela lama de rejeitos.	37
Figura 10. Ferramenta Linhas para polígonos.	38
Figura 11. Aplicação do NDVI nas imagens tomadas (a) antes e (b) depois do desastre e (c) a imagem diferença entre (a) e (b).	41
Figura 12. Aplicação do Índice de Minerais Ferrosos nas imagens tomadas (a) antes e (b) depois do desastre e (c) a imagem diferença entre (a) e (b).	43
Figura 13. Aplicação do Índice de Argilominerais nas imagens tomadas (a) antes e, (b) depois do desastre e (c) a imagem diferença entre (a) e (b).	45
Figura 14. Resultados do fatiamento do NDVI, em que (a) representa o intervalo [-0,01 ; 0,3], (b) representa o intervalo [0,01 ; 0,4], (c) representa o intervalo [-0,02 ; 0,5] e (d) representa o intervalo [-0,02 ; 0,45].	46
Figura 15. Resultados do fatiamento do índice de Minerais Ferrosos, em que (a) representa o intervalo [-0,01 ; 0,3], (b) representa o intervalo [0,01 ; 0,4], (c) representa o intervalo [-0,02 ; 0,5] e (d) representa o intervalo [-0,02 ; 0,45].	47
Figura 16. Resultados do fatiamento do índice de Argilominerais, em que (a) representa o intervalo [0,5 ; 0,9], (b) representa o intervalo [0,55 ; 0,8], (c) representa o intervalo [0,6 ; 0,95] e (d) representa o intervalo [0,8 ; 1,0].	48
Figura 17. Conversão da imagem resultante do NDVI em vetor.	49
Figura 18. Conversão da imagem resultante do Índice de Minerais Ferrosos em vetor.	49
Figura 19. Conversão da imagem resultante do Índice de Argilominerais em vetor.	50
Figura 20. Resultado da ferramenta Linhas para polígonos aplicada ao dado disponibilizado pelo IBGE (2019).	51

Figura 21. Resultados das operações de Diferença (a) e Diferença Simétrica (b) entre os polígonos do IBGE (2019) e do NDVI.	53
Figura 22. Resultados das operações de Diferença (a) e Diferença Simétrica (b) entre os polígonos do IBGE (2019) e do índice de Minerais Ferrosos.	53
Figura 23. Resultados das operações de Diferença (a) e Diferença Simétrica (b) entre os polígonos do IBGE (2019) e do índice de Argilominerais.	54
Figura 24. Diagrama de Venn-Euler para a diferença (a) e diferença simétrica (b)	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Especificações técnicas dos sensores OLI e TIRS, do satélite Landsat 8.	31
Tabela 2. Intervalos testados nos índices NDVI, de Argilominerais e de Minerais Ferrosos para o fatiamento da área afetada.	36
Tabela 3. Intervalos dos índices NDVI, de Argilominerais e de Minerais Ferrosos aplicados às imagens do dia 30 de janeiro de 2019.	48
Tabela 4. Área (ha) e perímetro (m) calculados para os vetores resultantes.	51

LISTA DE ABREVIATURAS

APP – Área de Preservação Permanente

CBERS – *China-Brazil Earth Resources Satellite* (Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres)

CEMADEN – Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária

Fe₂O₃ – Óxido de Ferro

IBAMA – Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

LANDSAT – *Land Remote Sensing Satellite* (Satélite de Sensoriamento Remoto Terrestre)

LST – *Land Surface Temperature* (Temperatura da Superfície do Solo)

L8SR – *Landsat 8 Surface Reflectance*

MG – Minas Gerais

MMA – Ministério do Meio Ambiente

MODIS CMA – *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer - Climate Modeling Grid-Aerosol*

MSI – *Multispectral Instrument*

NASA – *National Aeronautics and Space Administration* (Administração Nacional da Aeronáutica)

ND – Número Digital (*Digital Number*)

NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index* (Índice de Vegetação de Diferença Normalizada)

NIR – *Near Infrared* (Infravermelho Próximo)

OH – Hidroxilas

OLI – *Operational Land Imager*

ONU – Organização das Nações Unidas

QGIS – *Quantum GIS*

shp – *Shapefile*

SIRGAS2000 – Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas

SRC – Sistema de Referência de Coordenadas

SWIR – *Short-wave Infrared* (Infravermelho Médio)

TIRS – *Thermal Infrared Sensor* (Sensor Infravermelho Térmico)

UFMG – Universidade Federal de Minas Gerais

USGS – *United States Geological Survey*

UTM – Universal Transversa de Mercator

WGS84 – *World Geodetic System* (Sistema Geodésico Mundial)

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
2 OBJETIVOS	17
2.1 Objetivos Gerais	17
2.2 Objetivos Específicos	17
3 MOTIVAÇÃO	18
4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
4.1 Sensoriamento Remoto	20
4.2 Índices Espectrais	24
4.3 Técnicas de Monitoramento de Desastres Ambientais	26
5 MATERIAIS E MÉTODOS	29
5.1 Área de Estudo	29
5.2 Aquisição de Imagens	30
5.3 Processamento de Imagens	32
5.4 Índices Espectrais	32
5.4.1 Índice da Diferença Normalizada da Vegetação (<i>Normalized Difference Vegetation Index - NDVI</i>)	32
5.4.2 Índice de Razão Simples de Minerais Ferrosos (<i>Simple Ratio Index Ferrous Minerals</i>)	33
5.4.3 Índice de Razão Simples de Argilominerais (<i>Simple Ratio Index Clay Minerals</i>)	34
5.5 Delimitação da área afetada pelo desastre	34
5.6 Validação da área delimitada	36
6 RESULTADOS	40
7 DISCUSSÕES	53
8 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÃO PARA TRABALHOS FUTUROS	56
REFERÊNCIAS	58

1 INTRODUÇÃO

As atividades de mineração de substâncias metálicas, no Brasil, iniciaram no período colonial, principalmente devido à busca de metais preciosos, como o ouro. Com a ocupação territorial para o interior do país e o conhecimento sobre novas tecnologias, houve um maior interesse sobre outros metais, como o ferro e o manganês (ANM, 2018). Neste período, foram descobertas grandes reservas de minério de ferro na região que hoje corresponde ao município de Brumadinho, local de um complexo geológico localizado no centro-sul de Minas Gerais, denominado “Quadrilátero Ferrífero”, onde são extraídos atualmente 60% de todo ferro produzido no país (FRANCISCO, 2020).

Em 1941, foram iniciadas as atividades na Mina do Córrego do Feijão, e no ano de 2001, a Companhia Vale do Rio Doce S.A. assumiu a gerência sobre a mineração no local, com atividade mineradora predatória, aumentando o depósito de rejeitos e ultrapassando a capacidade máxima das barragens (MILANEZ et al, 2019). Atividades mineradoras intensas contribuíram com desastres como o de Mariana, em 2015, e de Brumadinho, em 2019.

Barragens de mineração são estruturas construídas para abrigar os rejeitos dos processos de extração de minério (DNPM, 2017). Sob a ocorrência do rompimento de barragens de rejeito de mineração, existem significativas mudanças na cobertura da terra, ocasionando impactos ambientais, socioeconômicos e, na saúde e bem-estar das populações atingidas.

O processo de extração do minério de ferro consiste na retirada do minério das rochas. Para essa extração são utilizadas máquinas perfuratrizes que estabelecem furos sobre as rochas. Após a perfuração das rochas as mineradoras separam o minério do material sem valor comercial, transformando bens minerais brutos em produtos de qualidade que atendem às especificações dos demais setores industriais, esse processo é denominado beneficiamento (ARAÚJO, 2007). Logo, o rejeito de mineração é o que sobra quando se usa água para separar o minério de ferro do material que não possui valor comercial.

Os rejeitos são compostos, em sua maioria, por minérios pobres (baixa concentração de ferro), areia e água, com variadas características físico-químicas e granulométricas. Podem ser classificados como lama, quando possuem granulometria mais fina, ou como rejeito granulado, quando possuem granulometria acima de 0,064mm. Posteriormente, os rejeitos de mineração são depositados na barragem de contenção para o armazenamento desse material (ESPÓSITO, 2000).

Segundo Muñoz (2019), especialistas advertiram sobre os riscos da construção de barragens a montante devido à umidade do solo e alto risco de infiltração. Este tipo de barragem é um dos modelos de construção mais utilizado, devido ao seu baixo custo, no entanto, é muito instável, pois permite a ampliação para cima do dique usando o próprio rejeito como fundação. Não se atentando aos alertas de risco, houve a ocorrência dos desastres e o rompimento da barragem em Brumadinho foi considerado uma das maiores tragédias no Brasil, em relação ao número de afetados e danos ambientais.

O rompimento da barragem B1 da Mina do Córrego do Feijão, de minérios de ferro, associada à mineradora Vale S.A., ocorreu no dia 25 de janeiro de 2019. Aproximadamente, 14 milhões de toneladas de lama e rejeitos se alastraram cerca de oito quilômetros, até atingir o rio Paraopeba, deixando 259 vítimas fatais e 11 pessoas desaparecidas. Segundo a Agência Brasil (EBC, 2019), os impactos ambientais decorrentes do rompimento da barragem levarão décadas para serem reconstituídos. Os resíduos de mineração devastaram 133,27 hectares (ha) de Mata Atlântica, sendo 71 ha de Áreas de Preservação Permanente (APPs), matando a vegetação e animais que habitavam essa área, além de contaminar o rio Paraopeba, afluente do Rio São Francisco (EBC, 2019).

O possível motivo do desastre foi o fenômeno de liquefação estática, que leva a perda de resistência significativa e repentina da barragem, uma vez que os rejeitos apresentam “comportamento frágil”, logo, o fluxo de água no material exerceu uma força que anulou o peso e a aderência de suas partículas, fazendo com que elas ficassem soltas (PAES, 2019).

Devido ao impacto ambiental desse tipo de desastre, diversos estudos de monitoramento de área e de cobertura da superfície da terra foram desenvolvidos. Por exemplo, o Ministério do Meio Ambiente (MMA), a partir da utilização de imagens dos satélites Landsat e CBERS (*China-Brazil Earth Resources Satellite* ou Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres), verificou a trajetória da lama proveniente do rompimento das barragens de Fundão e de Santarém, em Mariana - MG.

Trabalhos científicos também foram desenvolvidos para encontrar as causas desses desastres, como o de Rotta et al. (2020). Neste trabalho, há a investigação das causas do rompimento da barragem de Brumadinho e possíveis consequências ambientais da tragédia, com o auxílio de um radar de abertura sintética interferométrica. Através de dados de sensoriamento remoto, foi aplicado o Índice de Umidade do Solo e foi realizado o mapeamento do uso e mudanças na cobertura da terra, além do mapeamento do material particulado em suspensão no rio Paraopeba e os impactos geoquímicos.

Os satélites Landsat foram lançados com o intuito de gerar imagens orbitais que auxiliassem na observação da superfície da Terra e têm sido utilizados como fonte para mapear o uso e a cobertura da terra (USGS, <https://landsat.usgs.gov/>). Em suma, os produtos Landsat, técnicas de interpretação visual e processamento digital de imagens mostram-se adequados para o monitoramento da superfície e detecção de possíveis mudanças na paisagem, como avanços na perda de cobertura florestal, orientando políticas públicas (MMA, 2009).

Imagens de satélite permitem a identificação, monitoramento e cálculo de áreas que sofreram ações degradantes, como desmatamento, queimadas, alagamentos e outros, uma vez que os processos que envolvem o sensoriamento remoto permitem mapear a superfície da Terra (FLORENZANO, 2002). O sensoriamento remoto é a coleta de imagens e outros tipos de dados, ligados à radiação eletromagnética, por meio do registro de energia refletida ou emitida por alvos da superfície, e tais dados são passíveis de interpretação (MOREIRA, 2011).

Por meio das bandas espectrais das imagens coletadas por satélite, ou seja, adquiridas em diferentes intervalos de comprimento de onda do espectro eletromagnético, torna-se possível o cálculo de índices espectrais para o monitoramento de áreas específicas. Os índices são operações matemáticas entre os pixels das imagens que realçam determinados alvos (OLIVEIRA et al., 2009).

Neste trabalho, foi investigado o desempenho de três diferentes índices espectrais em delimitar a área afetada pelos rejeitos de minério de ferro, provenientes do rompimento da barragem em Brumadinho, sendo eles: o Índice da Diferença Normalizada da Vegetação (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI), o Índice de Razão Simples de Minerais Ferrosos e o Índice de Razão Simples de Argilominerais. Vale ressaltar que este trabalho visa analisar apenas a área afetada até o Rio Paraopeba. Após a aplicação dos índices, foi realizada uma comparação entre os resultados obtidos pelos índices com um vetor disponibilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (2019), do dia 29 de janeiro de 2019, a fim de evidenciar o desempenho dos índices aplicados neste estudo ambiental e determinar o melhor índice para delimitação da área afetada.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivos Gerais

O presente trabalho visa identificar a área afetada pela lama de rejeito de mineração, após rompimento da barragem da mina no córrego do Feijão, em Brumadinho - MG, por meio de técnicas de processamento digital de imagens e geoprocessamento.

2.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Analisar a adequabilidade da resolução espacial e temporal de imagens *Operational Land Instrument* (OLI), a bordo do satélite Landsat 8, na delimitação das áreas afetadas pela lama de rejeito;
- Analisar o desempenho de diferentes índices espectrais em realçar as áreas afetadas pela lama;
- Determinar a área e perímetro da região afetada pela lama de rejeito;
- Comparar o desempenho de imagens OLI Landsat 8 com imagens de alta resolução espacial na delimitação da área coberta pela lama de rejeito;
- Avaliar se o software livre QGIS é adequado para o processamento dos dados e delimitação da área afetada pela lama.

3 MOTIVAÇÃO

O rompimento da barragem B1 na Mina do Córrego do Feijão, em Brumadinho - MG, ocorreu no dia 25 de janeiro de 2019 e resultou em um dos maiores desastres ambientais com rejeitos de mineração no Brasil. Nesse desastre ambiental, os rejeitos despejados afetaram uma região de aproximadamente 297 ha, causando danos ambientais em parte da Mata Atlântica, remanescente na região. O trajeto da lama foi estimado em 300 km atingindo o Rio Paraopeba, que possui mais de 500 km de extensão e 120 espécies de peixes, que foram contaminadas pela lama, em alguns trechos do Rio São Francisco.

Segundo a S.O.S. Mata Atlântica, no Rio São Francisco, foram identificados pontos com concentrações de minério acima do limite permitido. Além de provocar inúmeras mortes, houveram danos aos habitantes da região e prejuízos para a economia (GONZALEZ et al., 2019).

Segundo o Relatório da Agência de Meio Ambiente das Nações Unidas, nos últimos anos ocorreram oito grandes acidentes com barragens de minério pelo mundo. O Brasil é o país com maior destaque nessa lista, uma vez que dos oito acidentes registrados, três ocorreram no país, com perdas humanas e grave dano ambiental. Em 2014, houve o rompimento de uma barragem, em Itabirito - MG, com três mortes; em 2015, o vazamento na barragem do Fundão, em Mariana - MG com 19 mortes; e em 2019, o rompimento da barragem em Brumadinho - MG com 259 vítimas fatais e 11 pessoas desaparecidas (PASSARINHO, 2019).

Essas barragens são formadas a partir de um barramento maciço, podendo ser feito de blocos de rocha, solo compactado ou rejeitos. Em Brumadinho a barragem era do tipo ‘alteamento a montante’, feita com os próprios rejeitos e água oriunda da mineração, que por sua vez, está contaminada com produtos químicos, e é mantida nas barragens por questões ambientais e, por isso, não deve ser descartada. Este tipo de barragem é a mais barata para as empresas, porém é a que oferece mais riscos para a população e para o meio ambiente (PASSARINHO, 2019).

De acordo com a Organização das Nações Unidas (ONU), muitos acidentes envolvendo barragens de minérios poderiam ser evitados se as empresas responsáveis investissem em sistemas mais seguros de armazenamento de rejeitos ou manutenção eficaz, uma vez que existem protocolos de segurança e tecnologias alternativas para evitar acidentes com rejeitos minerais. Alguns estudos sobre liquefação da barragem, anteriores ao rompimento em Brumadinho, apontavam chance de colapso duas vezes maior que o nível

máximo de risco tolerável. A liquefação é um fenômeno, no qual os rejeitos acumulam água e pressionam a represa que não suporta a tensão e se rompe.

O desastre ambiental em Brumadinho causou diversas consequências que ainda estão sendo avaliadas, principalmente em relação ao Rio Paraopeba e a vegetação nativa, reforçando a necessidade de políticas públicas e legislações voltadas para atividades mineradoras e os riscos ambientais que causam. É importante que esse tema seja de interesse das empresas e da sociedade, despertando discussões a respeito da vigilância para atividades com riscos para o meio ambiente e para a população.

4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

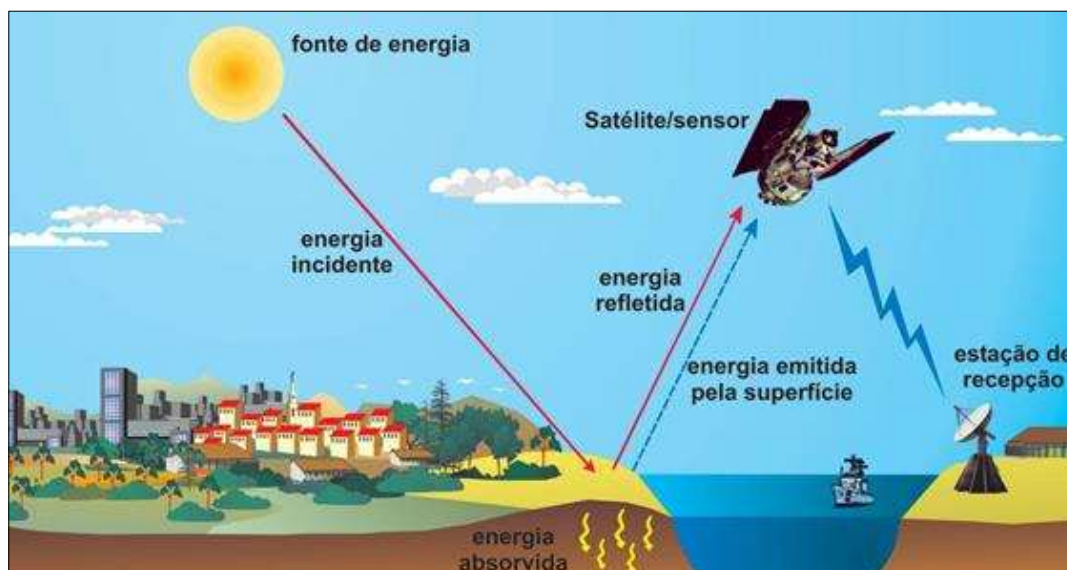
A presente revisão bibliográfica aborda a importância do conhecimento de alguns conceitos gerais de sensoriamento remoto, índices espectrais relacionados à vegetação e composição do solo no estudo de desastres ambientais e técnicas de monitoramento ambiental.

4.1 Sensoriamento Remoto

Segundo Moreira (2011), sensoriamento remoto é um conjunto de tecnologias de coleta automática de dados da superfície terrestre, através de energia, sem que haja contato físico entre a superfície e o sensor. O tipo de energia utilizada pelo sensoriamento remoto é a radiação eletromagnética, proveniente de fontes naturais, como o calor emitido da superfície da Terra e a própria luz solar, ou fontes artificiais, como um flash de uma máquina fotográfica e sinais produzidos por radares (FLORENZANO, 2007). Em suma, é a coleta de imagens e outros tipos de dados, ligada à radiação eletromagnética por meio do registro de energia refletida ou emitida por alvos da superfície e tais dados são passíveis de interpretação (MOREIRA, 2011).

A Figura 1 representa as trajetórias da radiação eletromagnética e o que ocorre em cada uma das etapas até a coleta de dados. Primeiramente, é essencial uma fonte que emite energia, essa energia emitida percorre a atmosfera e atinge os alvos da superfície terrestre, os alvos interagem com a energia e fazem com que ela se altere, sendo refletida, absorvida ou transmitida, assim, parte da energia alterada é reemitida do alvo em direção ao sensor.

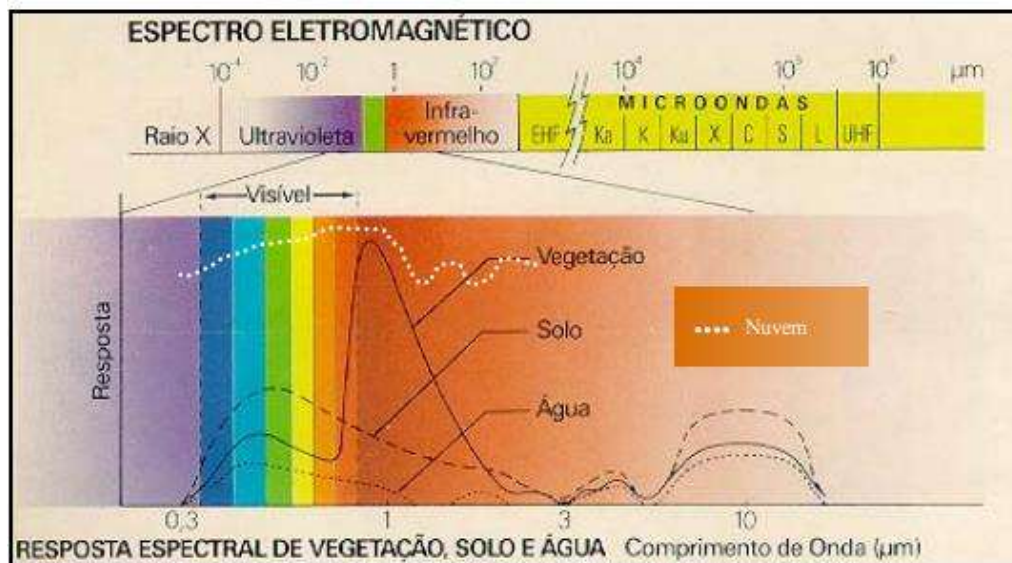
Figura 1. Trajetórias de radiação eletromagnética.



Fonte: FLORENZANO, 2007.

A energia eletromagnética é ordenada em um espectro contínuo de acordo com seu comprimento de onda ou frequência. O espectro eletromagnético é representado pela distribuição da radiação eletromagnética, propagada na forma de ondas que possuem uma dada energia e uma dada frequência. O espectro eletromagnético abrange o intervalo de raios gama, raios-X, ultravioleta, luz visível, infravermelho, microondas e ondas de rádio, caracterizados pelo comprimento de onda, como mostrado na Figura 2. Os alvos da superfície terrestre refletem, absorvem e transmitem a radiação eletromagnética, que são captadas por sensores remotos em diferentes proporções, variantes com o comprimento de onda, de acordo com a natureza biológica, física ou química dos mesmos (FLORENZANO, 2007).

Figura 2. Espectro eletromagnético.



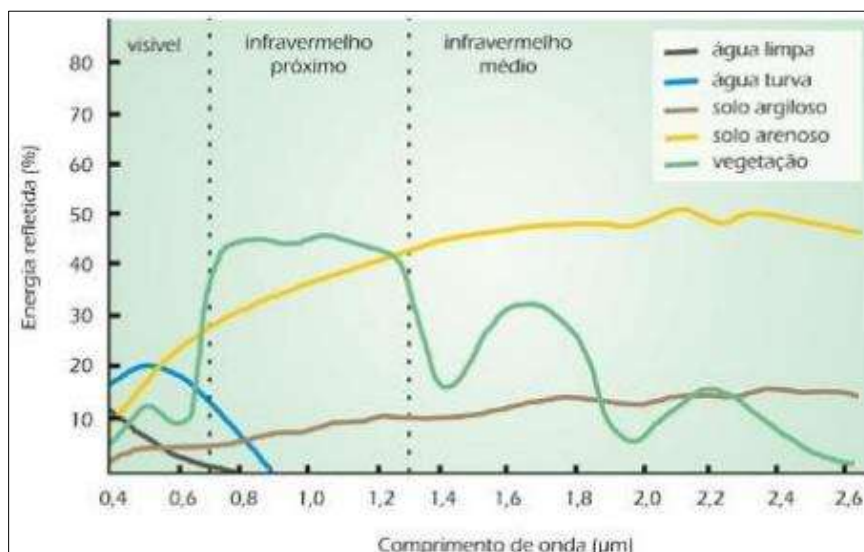
Fonte: E.C. MORAES - DSR/INPE, 2002.

Baseado em Farias et al. (2017), o sensoriamento remoto permite obter imagens da superfície terrestre pela interação da radiação eletromagnética, que contribuem com a análise ambiental, planejamento e solução de problemas. As imagens possuem diversas aplicações como gerenciamento de desastres, mapeamento de florestas e planejamento urbano (GALVIS, 2018).

As imagens multiespectrais são formadas por diferentes bandas (canais), as quais estão relacionadas à reflectância dos alvos em diferentes faixas do espectro eletromagnético. Essas imagens, formadas por pixels, possuem valores que são denominados número digital (*Digital Number* – DN) ou nível de cinza. Uma imagem com 8 bits de resolução radiométrica possui 256 níveis de cinza, que variam de (0) preto a (255) branco (JENSEN, 2009), enquanto uma imagem de 16 bits possui 65.536 níveis de cinza.

No que diz respeito ao comportamento espectral de sedimentos, tem-se que quanto maior a concentração de sedimentos, maior será a reflectância, com picos nos maiores comprimentos de onda do visível (região do vermelho). Além disso, quanto maior o tamanho (diâmetro) dos materiais, maior a reflectância. Assim, a reflectância da areia é maior que a reflectância do silte, que por sua vez é maior que a reflectância da argila (JENSEN, 2009). A Figura 3 evidencia a resposta espectral do solo argiloso e do solo arenoso, além das respostas espectrais da água limpa, água turva e vegetação.

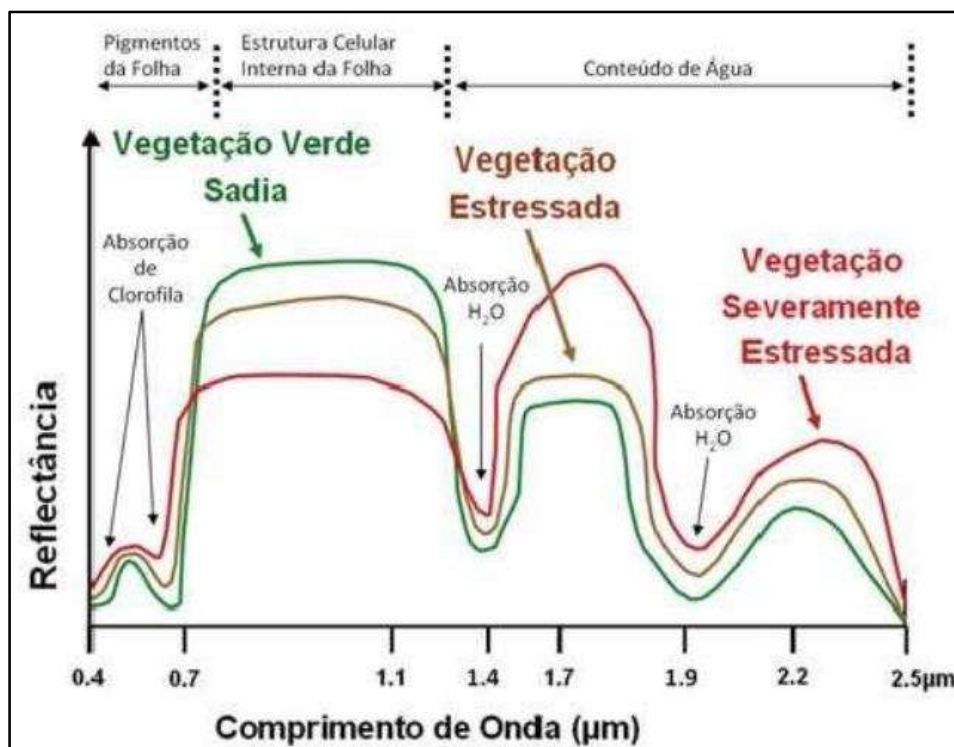
Figura 3. Resposta espectral de alvos da superfície



Fonte: FLORENZANO, 2002.

No que se refere à vegetação, a clorofila absorve fortemente na região do espectro visível, especialmente na luz azul entre os valores de 400 nanômetros (nm) e 500 nm e luz vermelha em 675 nm. Por outro lado, sua máxima reflectância na região do visível se dá em 550 nm, pela menor absorção da luz verde comparada a outros comprimentos de onda do visível. Na região do infravermelho próximo, a energia é fortemente refletida devido à estrutura da planta. A região do infravermelho médio é a mais afetada pelo conteúdo de água na vegetação, sendo adequada em estudos de estresse hídrico (JENSEN, 2009; PONZONI, 2012). Na figura 4 está representada a resposta espectral de vegetação, associando a vegetação sabia e com estresse hídrico.

Figura 4. Resposta espectral da vegetação.



Fonte: FILHO et al. 2008.

4.2 Índices Espectrais

Índices espectrais estimados por imagens de satélite são resultados de operações matemáticas entre os valores numéricos dos pixels das bandas de uma imagem, proporcionando uma detecção qualitativa e quantitativa da superfície terrestre, sendo uma importante ferramenta do sensoriamento remoto para os estudos ambientais (OLIVEIRA et al., 2009).

Jensen (2009) afirma que índices de vegetação são medidas radiométricas adimensionais que indicam a abundância relativa e o tipo de vegetação verde, pelos valores de reflectância da vegetação, incluindo a porcentagem de cobertura, área foliar, biomassa verde, teor de clorofila e a radiação absorvida fotossinteticamente. Segundo Ponzoni et al. (2012), a maior parte dos índices de vegetação baseiam-se nas regiões espectrais do vermelho e infravermelho próximo, baseado em um comportamento antagônico, uma vez que quanto maior a densidade da cobertura vegetal, menor a reflectância no visível, devido à maior presença de pigmentos fotossintetizantes, e maior a reflectância no infravermelho próximo causado pela estrutura da planta sadia.

Um dos índices mais utilizados para a análise da vegetação é o NDVI baseado em uma razão não linear e pode ser influenciado por ruídos, como a radiação atmosférica (GOWARD et al., 1991; JENSEN, 2009), geometria da aquisição da imagem, estrutura do dossel vegetativo e do substrato (GOWARD et al., 1991).

O NDVI é um bom indicador de biomassa verde, índice de área foliar e padrões de produção, pois a vegetação saudável reflete muito bem no infravermelho próximo (THENKABAIL et al., 2004). O NDVI também pode ser utilizado para analisar a quantidade e o vigor de uma vegetação na superfície terrestre através do nível de atividade fotossintética observada em uma vegetação. O índice varia de -1 (menos um) a +1 (mais um), sendo que, valores maiores do que 0 (zero) indicam presença de vegetação e, quanto mais altos os valores de NDVI, maior a quantidade ou maior o vigor de vegetação na área que está sendo estudada.

Segundo Tucker et al. (1986) e Fung et al. (1987), o NDVI pode ser utilizado como um indicador de redução fotossintética de dióxido de carbono (CO_2) da atmosfera, por meio de uma modelagem dinâmica da atmosfera global. Wang et al. (2004) e Sandholt et al. (2002) afirmam que os dados NDVI não são tão eficientes para análise do índice de seca, pois o NDVI é insensível ao estado da água no solo e bastante conservador ao estresse hídrico, o que significa que a vegetação permanece verde após um estresse hídrico inicial. É importante utilizar o NDVI e o índice de Temperatura da Superfície do Solo (LST) para analisar a seca e a umidade do solo, uma vez que o solo varia em função das condições de umidade e temperatura da superfície. No entanto, o LST não foi utilizado neste trabalho.

Os parâmetros de umidade do solo também desempenham um significativo papel para estudos ambientais, sendo importantes para a modelagem hidrológica e monitoramento da superfície terrestre, por meio do sensoriamento remoto, uma vez que as variações dessa umidade produzem relevantes mudanças no balanço de energia da superfície. As regiões espectrais do visível, infravermelho termal e microondas, associadas a índices de vegetação e temperatura, fornecem informações a respeito da umidade da superfície (ZHAN et al., 2004).

Estudos ambientais baseados em degradação do solo são provenientes das faixas espectrais do infravermelho próximo e infravermelho médio, capazes de estimar perda de vegetação, a partir do albedo dissociado de matéria orgânica, medida da quantidade de radiação solar refletida de um objeto ou alvo com relação à quantidade de energia incidente (WINGE, 2001), e distribuição de áreas de solo exposto. A detecção de óxidos e hidróxidos de ferro e argilas constituem os indicadores de áreas degradadas ou afetadas (WESSMAN,

1991). A região do infravermelho médio é uma região apta à detecção de hidroxilas (OH), associadas à argilominerais (HUNT; SALISBURY, 1971).

Para classificação da fragilidade dos solos, é preciso analisar as suas propriedades granulométricas, determinadas por meio de frações de argila, em função da presença de compostos de ferro e argilominerais. Esse parâmetro define a capacidade de retenção de água, a percolação de soluções e outras substâncias (BRADY, 1989). A utilização de sensoriamento remoto para detecção de argilominerais e compostos de ferro permite estimar as propriedades granulométricas, associadas aos níveis de alteração dos solos e, portanto, sua fragilidade frente a processos de lixiviação e carreamentos intrínsecos aos processos de degradação (VICENTE et al., 2010).

4.3 Técnicas de Monitoramento de Desastres Ambientais

Nos últimos anos, houve um aumento de desastres ambientais no Brasil, por causas naturais ou devido a ações humanas, causando diversos danos à sociedade e ao meio ambiente e prejuízos econômicos. Em virtude desse aumento, é preciso que haja avanços nas técnicas de monitoramento das áreas de risco, a fim de propor medidas mitigatórias para prevenção de acidentes.

A previsão do tempo, feita por meio de dados meteorológicos e pluviométricos, tem um papel essencial na prevenção e contenção dos danos causados por desastres ambientais. A maioria dos desastres naturais ocorre por conta das condições atmosféricas e, por isso, a meteorologia é essencial na prevenção de desastres, uma vez que estuda os processos que ocorrem na atmosfera, os fenômenos climáticos e os riscos envolvidos. A partir desse estudo é possível realizar programas e ações preventivas, como os alertas de tempestades ou para áreas com risco de alagamento.

O Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais (CEMADEN) instalou pluviômetros automáticos para ampliar a rede de monitoramento pluviométrico no Brasil e no monitoramento de desastres ambientais. Os pluviômetros têm como objetivo contribuir para emissão de alertas de desastres naturais, e consequentemente, na redução de danos e perdas humanas. Eles têm como função medir a quantidade e a intensidade das chuvas que possam ocasionar inundações ou deslizamentos de terra. Os dados coletados são analisados para emissão de diferentes tipos de alertas. Estes dados são importantes para análise e previsão de vazão de rios, sendo um fator de segurança para estabilidade de

encostas. Todos os pluviômetros automáticos instalados estão em locais próximos de áreas de risco de desastres naturais para maior precisão das medidas.

O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) disponibilizou em 18 de julho de 2012, segundo site de notícias do INPE, a plataforma TerraMA², para monitorar, analisar e emitir alertas sobre o risco de desastres naturais ou ambientais (NSC, 2012). A plataforma é capaz de integrar diversos dados ambientais, sendo eles meteorológicos, climáticos, hidrológicos, atmosféricos e geotécnicos para monitorar possíveis desastres ambientais. A coleta desses dados pode ser tanto de pontos fixos, estações meteorológicas ou pluviômetros, quanto dados da internet ou de outras fontes pré-definidas. Essa plataforma emite um alerta quando detecta um conjunto de dados que evidenciem risco de desastres, como incêndios florestais, movimentos de massa como escorregamento e corridas de lama, enchentes, estiagens, entre outros.

A plataforma TerraMA² pode ser acessado por meio de qualquer servidor conectado à internet, através de um visualizador WEB de monitoramento. Com capacidade para trabalhar com bases de dados distribuídas para dados estáticos e dinâmicos, além de um suporte para diferentes arquiteturas de armazenamento dos dados (arquivos vetoriais, matriciais, servidores de bancos de dados e serviços web). Esta plataforma permite a análise por script na linguagem de programação Python, com operadores geográficos sobre dados ambientais (TerraMA²).

Outra técnica de monitoramento seria o método utilizado pelo Georadar, que consiste em um pulso de reflexões de ondas eletromagnéticas de alta frequência, através da transmissão por uma antena, que se propaga no solo e reflete interfaces que apresentam propriedades eletromagnéticas constantes, chamadas *radargramas*, que também é captado pela antena do aparelho. Este método é considerado não destrutivo, pois a frequência das ondas está diretamente relacionada à profundidade de penetração no solo. Algumas possíveis aplicações são: avaliação da estratificação de materiais geológicos, determinação de nível de água, detecção de zonas anômalas associadas à presença de contaminantes, localização de materiais enterrados, entre outros (DYNATEST, 2020).

Os drones também têm sido bastante utilizados para o monitoramento de desastres ambientais, pois são capazes de coletar informações em tempo real e gerar imagens de todo um território. Os drones permitem que haja um monitoramento atual de áreas de risco para uma melhor análise na prevenção de acidentes. As imagens aéreas feitas por drones possuem informações importantes para autoridades e equipes de resgate, uma vez que é possível realizar vistorias, monitoramentos, registros de locais com difícil acesso ou impróprios à

presença humana (por conta de radiações, gases, alta temperatura, entre outros) e contribui para avaliações quantitativas e qualitativas da extensão de desastres e os impactos ambientais causados (AERO, 2020). No rompimento da barragem de rejeitos, em Mariana/MG, drones foram utilizados para auxiliar as equipes de resgate e para monitorar as estruturas de outras barragens da região (DronEng, 2020). Isso mostra a importância dos drones no auxílio em acidentes ambientais, para diminuição do tempo de resposta a um desastre e a mitigação dos efeitos causados para a população e para o meio ambiente.

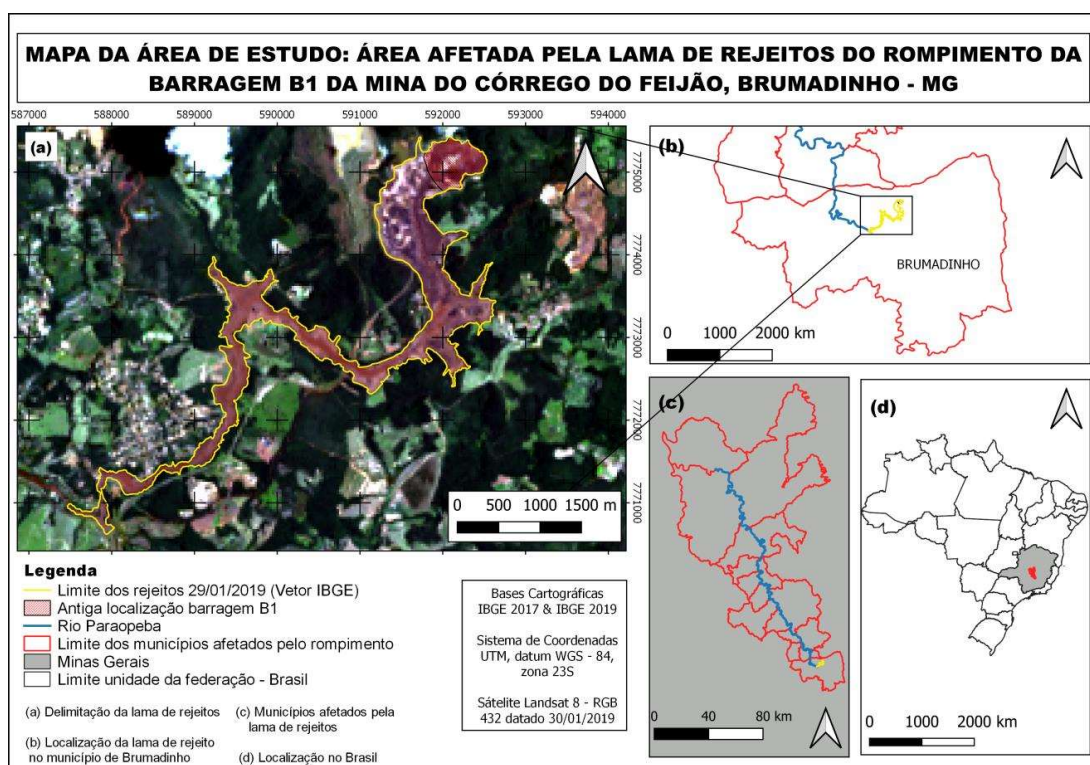
Outra técnica é a utilização de imagens adquiridas em plataformas orbitais, como Landsat, SPOT, CBERS ou similares. As imagens multiespectrais são bastante empregadas em monitoramento de áreas, pode ser aplicada nos mais variados meios de análise, principalmente nos estudos de cunho ambiental, para a extração dos dados destinados às várias aplicações de pesquisa de recursos naturais e classificação do uso e cobertura da terra. Em conjunto com ferramentas de geoprocessamento, as imagens orbitais têm sido usadas na análise da cobertura vegetal, identificação de níveis de erosão do solo, detecção de poluição da água e do ar, análise da qualidade de habitats, detecção de queimadas, inundações e desastres ambientais. As informações obtidas a partir desses processamentos podem ser úteis para definir políticas e diretrizes na gestão governamental (GALERA, 2007).

5 MATERIAIS E MÉTODOS

5.1 Área de Estudo

A área de estudo é a região atingida pela lama de rejeitos do rompimento da barragem B1 da Mina do Córrego do Feijão, no município de Brumadinho, localizado na região Centro-Sul do Estado de Minas Gerais. A área de interesse é limitada à área de acumulação de rejeitos, até o Rio Paraopeba e está inserida entre as coordenadas (44° 5' 45'' O, 20° 9' 54'' S) e (44° 10' 8'' O, 20° 6' 52'' S). O complexo de barragens estava localizado a montante da cidade de Brumadinho. A lama de rejeitos alcançou uma área de $3,13 \times 10^6 \text{ m}^2$, equivalente a 450 campos de futebol, viajando cerca de 8 km até o rio Paraopeba (ROTTA et al., 2020). O divisor de água do rio Paraopeba encontra-se no centro de Minas Gerais, com escoamento para o reservatório hidrelétrico de Três Marias, no Rio São Francisco. Essa bacia do Rio Paraopeba está repleta de atividades antrópicas associadas, como extração de areia, áreas povoadas e extrativismo intenso de mineração de ferro (SATO; GODINHO, 2003). A Figura 5 representa o mapa da área de estudo.

Figura 5. Mapa da Área de Estudo.



5.2 Aquisição de Imagens

Para a delimitação da área afetada pela lama de rejeitos, foram adquiridas duas imagens tomadas pelo sensor OLI, a bordo do satélite Landsat 8, sendo uma anterior e outra posterior ao desastre do rompimento da barragem, disponibilizadas gratuitamente pelo USGS, no site <https://earthexplorer.usgs.gov/>. Dois sensores de carga útil estão a bordo do Landsat 8, sendo eles OLI e o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS), cujas imagens fornecidas possuem resolução espacial de 30 metros (m) para as bandas do visível, infravermelho próximo e infravermelho médio, de 100 m para a banda do infravermelho termal e de 15 m para a banda pancromática, esses sensores adquirem 550 cenas por dia, em 11 bandas espectrais (LANDSAT, 2020). Foram utilizadas imagens de 2019, sendo necessária a aquisição de imagens da órbita/ponto 218/74, que cobre toda a área de interesse. Considerando que o desastre ocorreu em 25 de janeiro de 2019, foram selecionadas duas imagens que abrangem as datas 14 de janeiro de 2019, antes do desastre, e 30 de janeiro de 2019, depois do desastre.

As imagens adquiridas para a realização dos processamentos são do nível 2 (produto de reflectância de superfície), obtidas por meio do algoritmo L8SR (*Landsat 8 Surface Reflectance*), processados com dados do MODIS CMA (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer - Climate Modeling Grid-Aerosol*) como dados de entrada (VERMOTE et al., 2016). As cenas são calibradas radiometricamente e corrigidas geometricamente. Os parâmetros espaciais contidos nos arquivos descritores da imagem (dados de posicionamento e efemérides do satélite) conseguem minimizar as variações espaciais internas presentes no produto em seu estado bruto. A Tabela 1 apresenta as especificações técnicas das bandas presentes nos sensores do Landsat 8.

Tabela 1. Especificações técnicas dos sensores OLI e TIRS, do satélite Landsat 8.

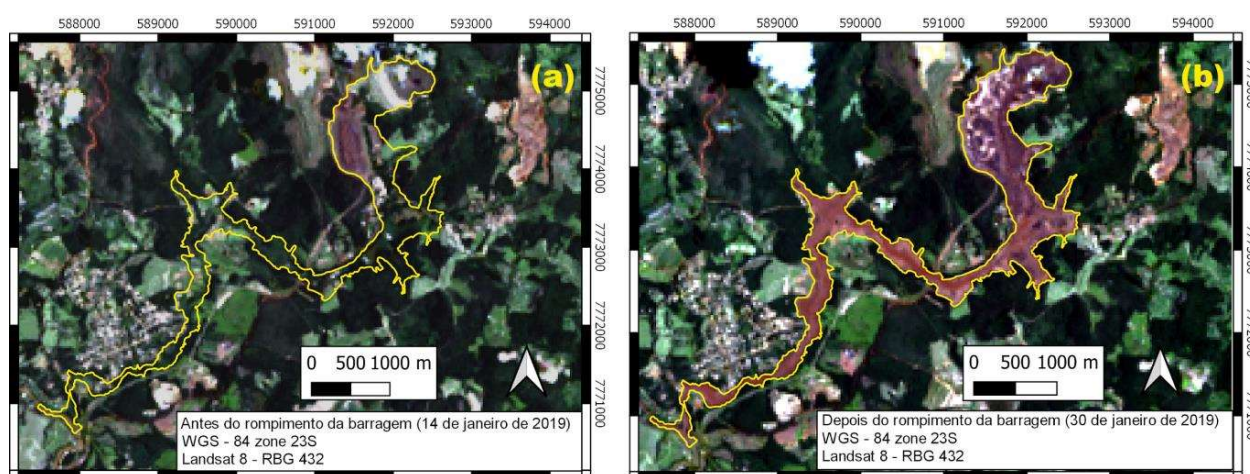
Bandas	Comprimento de onda (µm)	Resolução (m)
Banda 1 - Ultra Azul	0,435 - 0,451	30
Banda 2 – Azul	0,452 - 0,512	30
Banda 3 – Verde	0,533 - 0,590	30
Banda 4 – Vermelho	0,636 - 0,673	30
Banda 5 – Infravermelho próximo (NIR)	0,851 - 0,879	30
Banda 6 – Infravermelho médio (SWIR) 1	1,566 - 1,651	30
Banda 7 - Infravermelho médio (SWIR) 2	2,107 - 2,294	30
Banda 8 – Pancromático	0,503 - 0,676	15
Banda 9 – Cirrus	1,363 - 1,384	30
Banda 10 - Infravermelho termal (TIRS) 1	10,60 - 11,19	100
Banda 11 - Infravermelho termal (TIRS) 2	11,50 - 12,51	100

Fonte: <https://landsat.usgs.gov/what-are-band-designations-landsat-satellites>.

*TIRS: As bandas são adquiridas a uma resolução de 100 metros, mas são remontadas a 30 metros no produto de dados fornecido.

As Figuras 6 (a) e (b) representam a composição colorida normal das duas imagens, anterior e posterior ao rompimento da barragem, respectivamente. Foi aplicada uma composição colorida normal, utilizando as bandas vermelha (4-R), verde (3-G) e azul (2-B).

Figura 6. Imagens obtidas antes (a) e após (b) o rompimento da barragem. Composição colorida normal (RGB-432).



5.3 Processamento de Imagens

Neste trabalho foram adquiridas imagens do satélite Landsat-8, sensor OLI, as quais foram utilizadas as bandas do vermelho (4), infravermelho próximo (5), infravermelho médio 1 (6) e infravermelho médio 2 (7), sendo que as bandas 4 e 5 foram utilizadas para determinação do índice de vegetação, as bandas 5 e 6 para o índice de Minerais Ferrosos e as bandas 6 e 7 para o índice de Argilominerais. Os processamentos digitais das imagens foram realizados no software livre QGIS (*Quantum GIS*), versão 3.10.9, no qual se criou um projeto para estruturação e análise das informações essenciais ao estudo e cálculo dos índices.

5.4 Índices Espectrais

5.4.1 Índice da Diferença Normalizada da Vegetação (*Normalized Difference Vegetation Index - NDVI*)

O NDVI é um índice de análise de vegetação primária ou natural, secundária ou agrícola e é comumente usado para medir a intensidade do pigmento clorofila (ENGESAT, 2020). Este índice foi aplicado, pois a área possuía grande quantidade de vegetação, que foi coberta pela lama após o desastre, sendo possível realizar uma comparação anterior e posterior ao acidente para a delimitação da região afetada pela lama de rejeito. Era esperado que a distribuição da vegetação no entorno da área afetada fosse destacada pelo índice,

aparecendo mais clara no produto de NDVI. O NDVI proposto por (ROUSE et al., 1973, p. 309) é calculado usando a equação 1:

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

onde,

NIR: Reflectância na banda do infravermelho próximo;

R: Reflectância na banda do vermelho.

Por ser um índice normalizado, os valores de NDVI variam entre -1 (menos um) e 1 (um). Os valores mais próximos de 1 (um) representam uma maior cobertura e vigor da vegetação no local e os valores menores que 0 (zero) representam áreas não vegetadas (ROSENDO, 2005).

5.4.2 Índice de Razão Simples de Minerais Ferrosos (*Simple Ratio Index Ferrous Minerals*)

O Índice de Razão Simples de Minerais Ferrosos foi testado, pois a lama de rejeitos era composta por minério de ferro, sendo possível realizar uma comparação anterior e posterior ao acidente para a delimitação da área afetada. Era esperado que o índice pudesse destacar a área coberta pela lama, aparecendo mais clara na imagem e contrastando com as regiões cobertas por vegetação.

O índice de minerais ferrosos foi retirado da base de índices espectrais, *Index DataBase* (<https://www.indexdatabase.de/>). O índice é calculado a partir das bandas do infravermelho médio 1 e do infravermelho próximo do Landsat 8, como mostra a equação 2.

$$Ferrous = \frac{SWIR I}{NIR} \quad (2)$$

onde,

NIR: Reflectância na banda do infravermelho próximo;

SWIR I: Reflectância na banda do infravermelho médio 1.

Os valores resultantes do índice são superiores a 0 (zero). Quanto mais próximo de 0 (zero), menor a concentração de ferro na superfície analisada. O comportamento espectral do minério de ferro caracterizado por uma maior reflectância na região do infravermelho médio e

menor reflectância no infravermelho próximo, logo espera-se que os pixels mais claros na imagem após a aplicação desse índice apresentem uma maior concentração de minério de ferro.

5.4.3 Índice de Razão Simples de Argilominerais (*Simple Ratio Index Clay Minerals*)

O Índice de Razão Simples de Argilominerais foi testado, pois a lama de rejeitos era composta por sedimentos, no qual a argila poderia ser um dos componentes. Este índice pode evidenciar áreas de solo exposto ou de terra preparada para o cultivo, podendo gerar uma possível confusão na delimitação na área afetada. Apesar disso, a lama de rejeito percorreu um caminho contínuo e, portanto, áreas de solo exposto em regiões não conectadas foram descartadas. O índice de argilominerais foi retirado da base de índices espectrais, *Index DataBase* (<https://www.indexdatabase.de/>). O índice de argilominerais é calculado a partir das bandas do infravermelho médio 1 e do infravermelho médio 2 do Landsat 8, como mostra a equação 3.

$$ClayMinerals = \frac{SWIR\ I}{SWIR\ II} \quad (3)$$

onde,

SWIR I: Reflectância na banda do infravermelho médio 1;

SWIR II: Reflectância na banda do infravermelho médio 2.

Os valores resultantes desse índice são superiores a 0 (zero). Quanto mais próximo de 0 (zero), menor a concentração de argila. Na presença de argila, observa-se um decaimento de reflectância com aumento do comprimento de onda, deixando os pixels com tons mais claros, onde há uma maior concentração de argila.

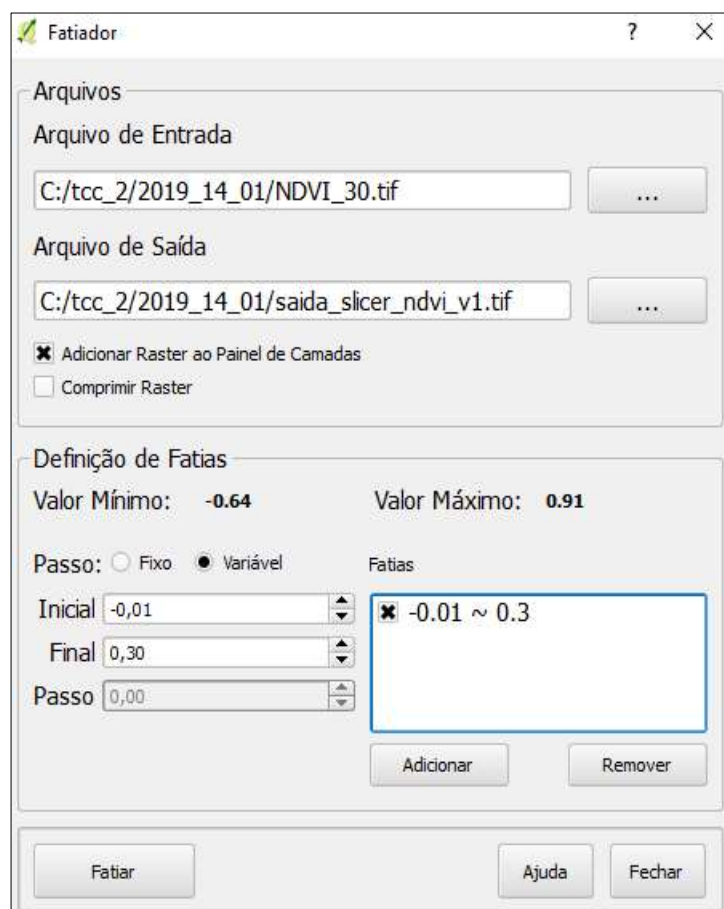
5.5 Delimitação da área afetada pelo desastre

Para a delimitação da área afetada pela lama de rejeitos, foi aplicado o fatiamento dos índices espectrais, usando a ferramenta *Slicer*, disponível no software livre QGIS, versão 2.18. Essa ferramenta realiza uma classificação unidimensional de dados matriciais. O objetivo desse complemento é classificar os pixels de acordo com intervalos numéricos determinados, de modo que os pixels de imagens possam ser agrupados em uma determinada

classe. É um procedimento muito útil para elaboração de mapas de classes de relevo e hipsométricos (REGINALDO, 2015).

Após a aplicação dos índices nas imagens, tomadas antes e após o rompimento da barragem, o fatiamento foi aplicado na imagem posterior ao rompimento para que a área afetada fosse identificada como uma classe. A Figura 7 mostra a interface desse complemento.

Figura 7. Interface do complemento Slicer, do software QGIS.



De acordo com os intervalos máximo e mínimo de cada índice, foram testados diferentes intervalos numéricos, inicial e final, para verificar aquele que melhor delimita a área afetada pela lama de rejeito. A Tabela 2 representa os intervalos testados para cada índice.

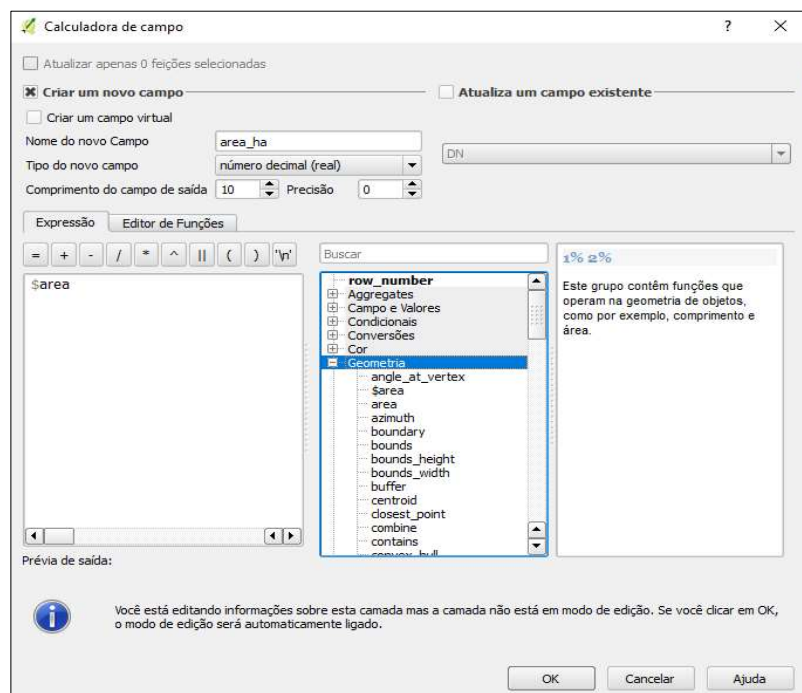
Tabela 2. Intervalos testados nos índices NDVI, de Argilominerais e de Minerais Ferrosos para o fatiamento da área afetada.

Índices Intervalos	NDVI	Argilominerais	Ferro
v1	[-0,01; 0,3]	[0,5; 0,9]	[0,75; 1,5]
v2	[0,01; 0,4]	[0,55; 0,8]	[0,95; 1,55]
v3	[-0,02; 0,5]	[0,6; 0,95]	[0,95; 1,7]
v4	[-0,02; 0,45]	[0,8; 1,0]	[0,95; 1,8]

5.6 Validação da área delimitada

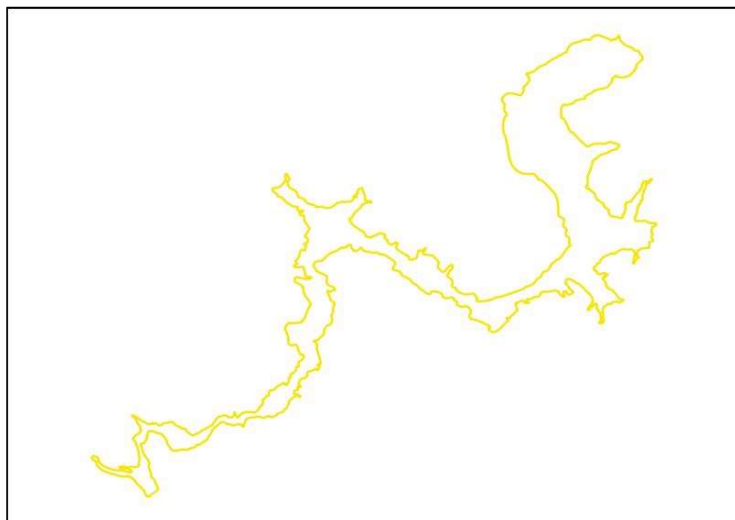
Após a delimitação da área afetada, utilizando o complemento *Slicer*, foram calculados a área e o perímetro. O fatiamento é uma operação aplicada em dados matriciais e, por isso, para os cálculos de área e perímetro, os dados matriciais foram convertidos para vetor. Após essa conversão, os polígonos que não estavam aderidos à área afetada pela lama foram removidos. Posteriormente, utilizou-se a ferramenta Calculadora de Campo, apresentada na Figura 8, para fazer os cálculos de área e perímetro das áreas resultantes.

Figura 8. Interface da Calculadora de Campo, no software QGIS.



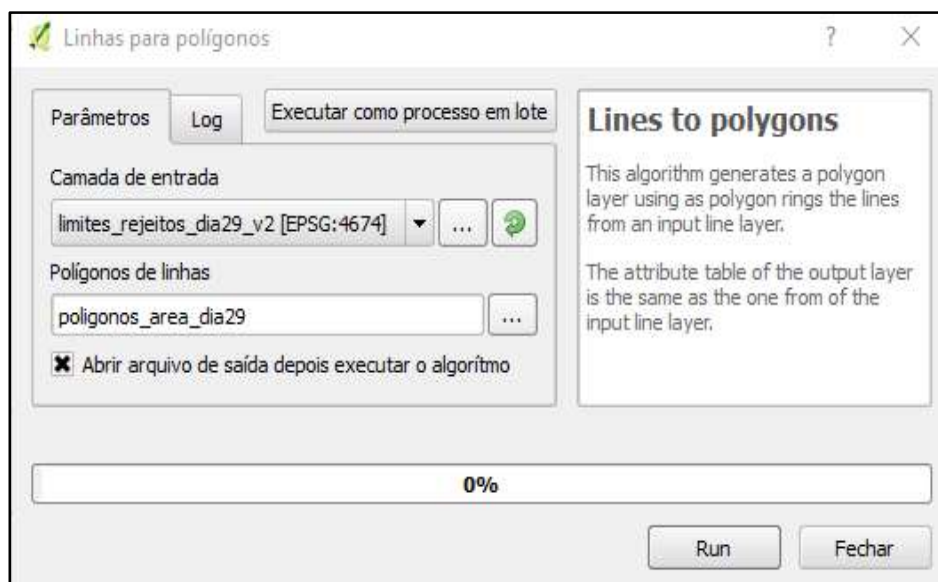
Com as medidas de área e perímetro calculadas, foi feita uma comparação com o dado vetorial (*shp*) do dia 29/01/2019, disponibilizado pelo IBGE (2019). Originalmente, esse vetor é do tipo linha, como representado na Figura 9 e foi necessário convertê-lo para polígono, para posterior medição de área e perímetro e comparação com os resultados obtidos a partir dos índices aplicados neste trabalho.

Figura 9. Dado vetorial disponibilizado pelo IBGE (2019), de 29/01/2019, que delimita a área afetada pela lama de rejeitos.



O polígono da área atingida pelos rejeitos da Barragem de Brumadinho - MG, disponibilizado pelo IBGE, foi gerado por meio de restituição de imagens do satélite GeoEye-1, tomada no dia 29/01/2019, com resolução espacial de 0,50 m (IBGE, 2019). O satélite GeoEye-1 possui a bordo dois sensores: pancromático e multiespectral, com resoluções espaciais de 46 centímetros (cm) e 1,84 m, respectivamente, possibilitando o mapeamento em escalas cartográficas grandes e fenômenos ocorrentes em extensas áreas (EMBRAPA, 2019). A área disponibilizada em linha pelo IBGE passou pela aplicação da ferramenta Linhas para polígonos (Figura 10), para que pudesse ser poligonizada e também calculada sua área e perímetro para posterior comparação com os resultados obtidos através dos índices.

Figura 10. Ferramenta Linhas para polígonos.



Além disso, para que os cálculos da área e do perímetro dos polígonos analisados fossem coerentes, foi necessário compatibilizar o Sistema de Referência de Coordenadas (SRC) das imagens com o do dado do IBGE. O SRC representa os sistemas de referência e projeção de locais reais da Terra, em um mapa bidimensional com a ajuda de coordenadas. Dependendo da escala do mapa e dos objetivos do mesmo existem projeções melhor indicadas (Documentação do QGIS 2.14).

O SIRGAS 2000 (Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas) é o sistema geodésico oficial do Brasil (IBGE, 2020) e, portanto, as bases cartográficas do IBGE vêm nessa projeção, exceto as bases antigas que não foram convertidas e estão, por exemplo, em SAD-69. Por sua vez, as imagens do OLI/Landsat 8 estão no sistema de referência WGS 84,

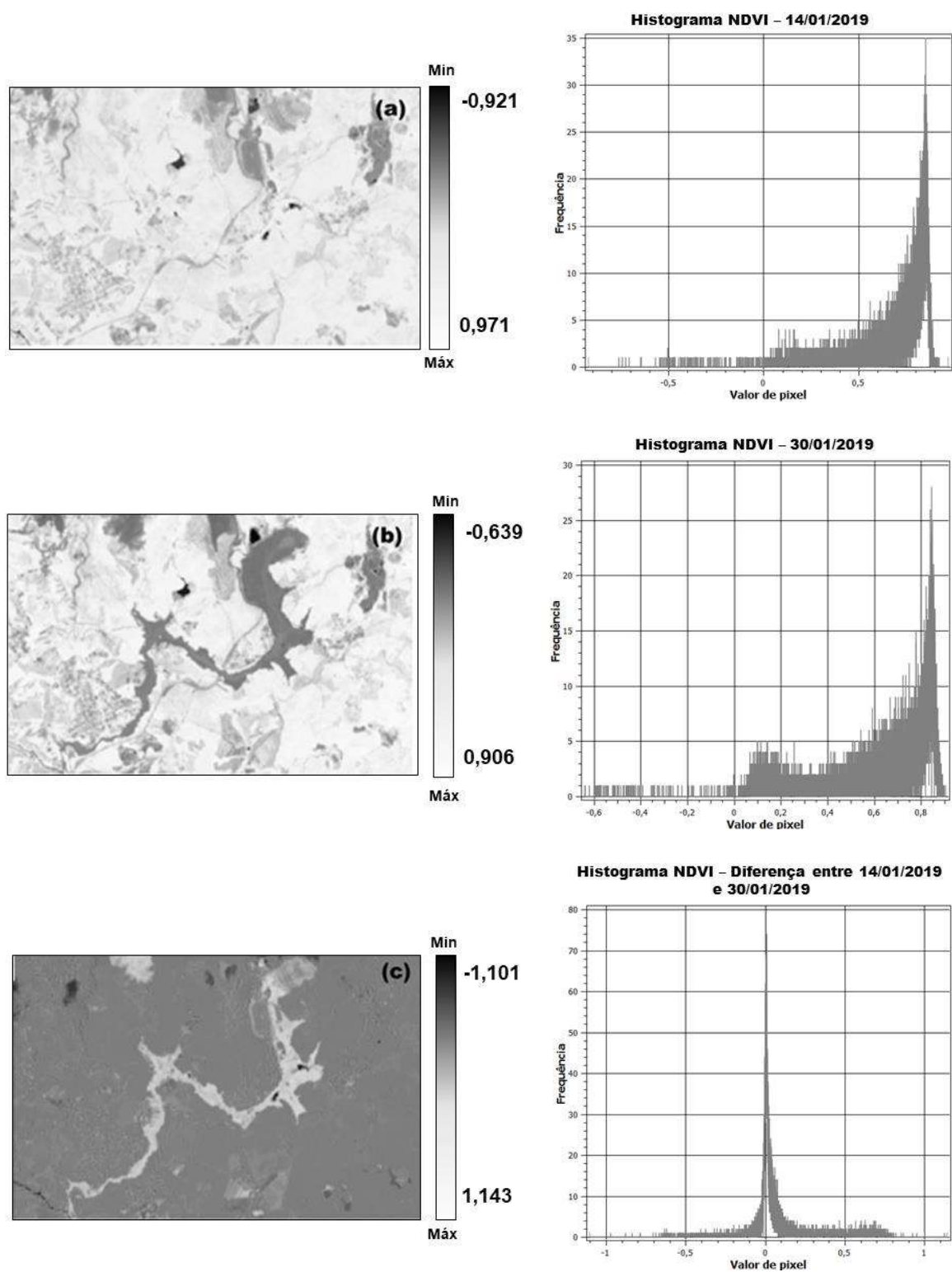
projeção UTM, zona 23 N. Logo para que haja compatibilização do SRC, todas as camadas analisadas foram convertidas para o sistema de referência SIRGAS 2000, para que os cálculos de área e perímetro sejam condizentes, mas não houve conversão de projeção.

6 RESULTADOS

A Figura 11 apresenta o resultado da aplicação do NDVI sobre as imagens tomadas (a) antes do desastre (14/01/2019), (b) depois do desastre (30/01/2019) e (c) a diferença entre o NDVI das duas datas. O cálculo dos índices está dentro do intervalo de -1 a 1, indicando a quantidade e vigor da vegetação. Os valores menores que 0 (baixo brilho) indicam áreas não vegetadas. Ao comparar as Figuras 11 (a) e (b), nota-se que o NDVI conseguiu destacar adequadamente as áreas cobertas pela lama de rejeitos, que aparecem mais escuras na Figura 11 (b). Na imagem diferença, mostrada na Figura 11 (c), essas áreas são representadas pelos pixels mais claros, em que houve um maior destaque da área da lama de rejeitos comparada à superfície restante demonstrada na imagem, que apesar de possuir diferentes classes de uso da terra, se mostra bem homogênea em um tom de cinza médio.

O histograma nas imagens representa a frequência dos pixels de acordo com seus valores. Na Figura 11 (a) os pixels possuem maior presença em valores próximos a 1, o que indica uma distribuição de vegetação no local. Já a Figura 11 (b) também representa uma alta frequência de pixels com valores próximos a 1, no entanto tem-se um aumento da quantidade de pixels no intervalo de $[0,05; 0,25]$, que representa a retirada da vegetação da área devastada pela lama. Na Figura 11 (c) tem-se uma alta frequência de pixels localizada no valor 0, evidenciando a área afetada pela lama.

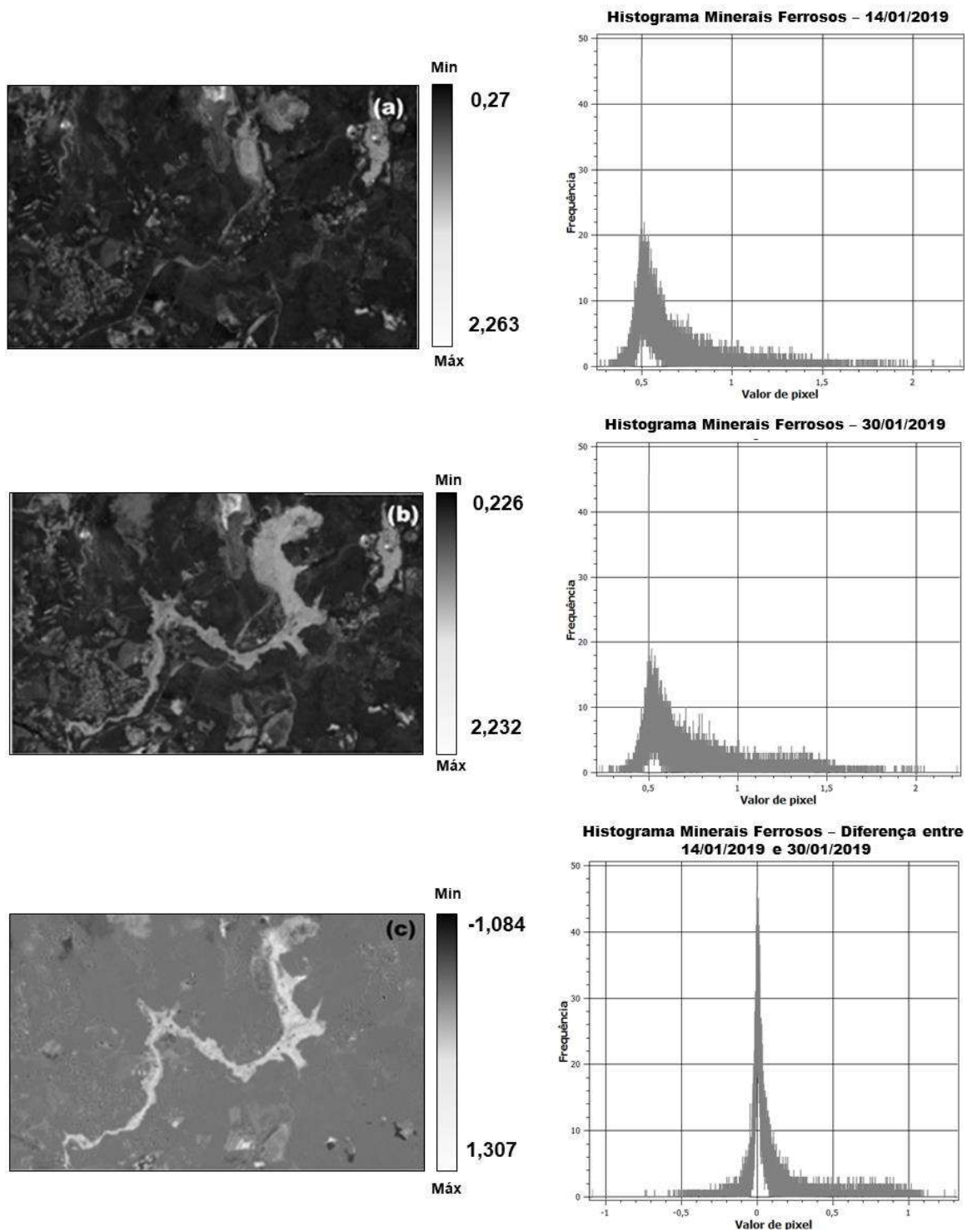
Figura 11. Resultado do NDVI e respectivo histograma para as imagens tomadas (a) antes e (b) depois do desastre e (c) a imagem diferença entre (a) e (b).



A Figura 12 apresenta o resultado da aplicação do Índice de Razão Simples de Minerais Ferrosos nas imagens adquiridas (a) antes do rompimento da barragem B1 da Mina do Córrego do Feijão (14/01/2019), (b) depois do rompimento (30/01/2019) e (c) a diferença entre o Índice de Minerais Ferrosos das duas datas. O índice abrange valores superiores à zero, indicando a quantidade de óxidos de ferro presentes na área. Os valores mais próximos de 0 (baixo brilho) indicam áreas com menor quantidade de óxidos de ferro. Ao comparar as Figuras 12 (a) e (b), nota-se que o índice de Minerais Ferrosos conseguiu destacar adequadamente as áreas cobertas pela lama de rejeitos, que aparecem mais claras na Figura 12 (b). Na imagem diferença, mostrada na Figura 12 (c), essas áreas são representadas pelos pixels também mais claros, em que houve um maior destaque da área da lama de rejeitos comparada a superfície restante demonstrada na imagem, que apesar de possuir diferentes classes de uso da terra, se mostra bem homogênea em um tom de cinza médio, do mesmo modo que a Figura 11 (c) do índice NDVI.

O histograma nas imagens representa a distribuição dos pixels de acordo com seus valores. Na Figura 12 (a) os pixels possuem maior frequência de valores entre [0,5; 1], o que indica uma distribuição de áreas com concentração de minério de ferro. A Figura 12 (b) também representa uma alta frequência de pixels com valores entre [0,5; 1], já que a lama de rejeitos era composta por minérios de ferro. Na Figura 12 (c) tem-se uma alta frequência de pixels localizada no valor 0, evidenciando a área afetada pela lama.

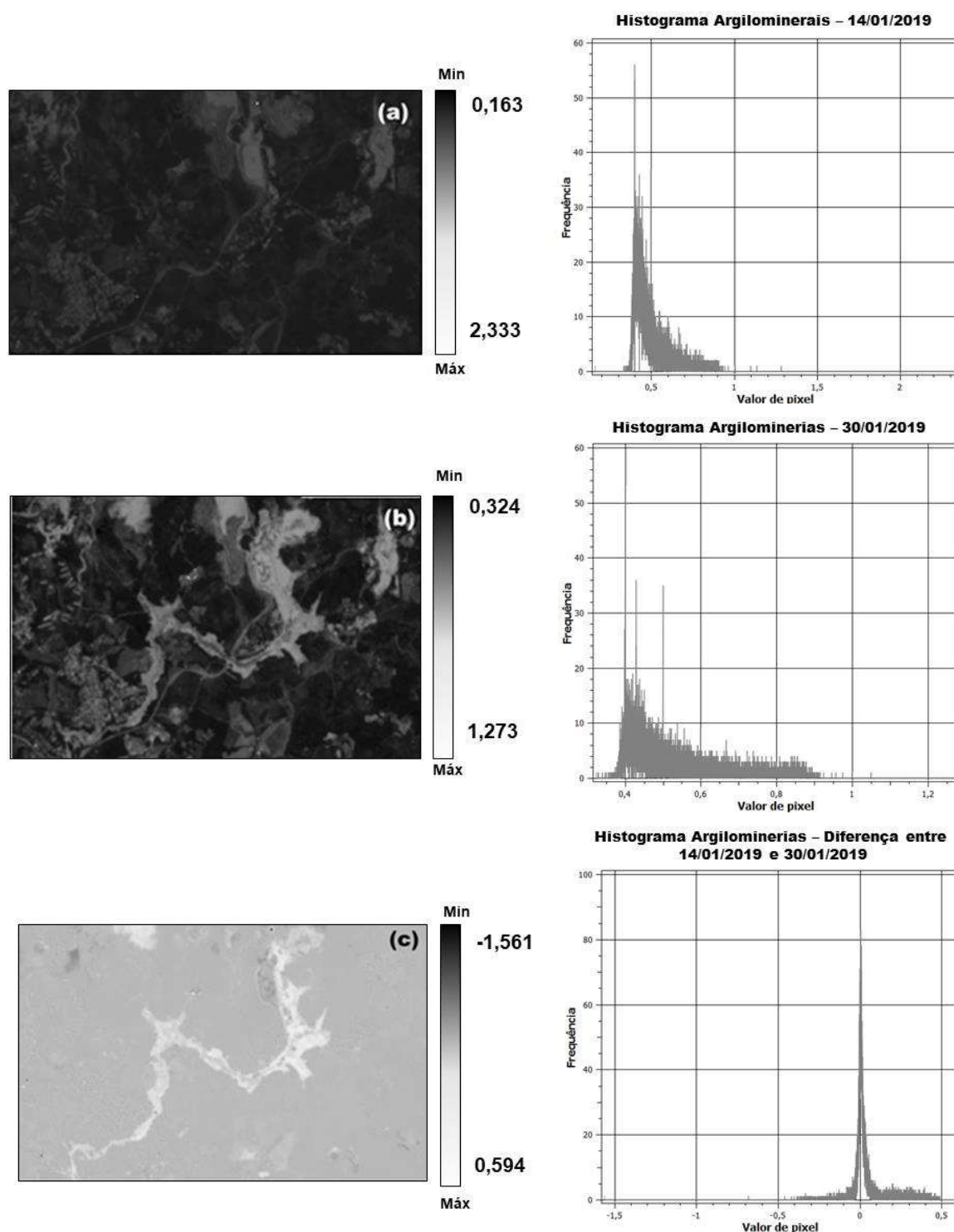
Figura 12. Resultado da aplicação do Índice de Minerais Ferrosos e respectivo histograma para as imagens tomadas (a) antes e (b) depois do desastre e (c) a imagem diferença entre (a) e (b).



O Índice de Razão Simples de Argilominerais foi aplicado para detectar a área afetada pela lama de rejeito do rompimento da barragem B1 da Mina do Córrego do Feijão, por meio de imagens tomadas (a) antes do desastre (14/01/2019), (b) depois do desastre (30/01/2019) e (c) a imagem diferença entre as duas datas, como mostra a Figura 13. O índice resulta em valores superiores a zero, indicando o teor de argilominerais presentes na área. Os valores mais próximos de 0 (baixo brilho) indicam áreas com menor quantidade de argilominerais. Ao comparar as Figuras 13 (a) e (b), nota-se que o índice de argilominerais conseguiu destacar adequadamente as áreas cobertas pela lama de rejeitos, que aparecem mais claras na Figura 13 (b). Na imagem diferença, mostrada na Figura 13 (c), essas áreas são representadas pelos pixels também mais claros, em que houve um maior destaque da área da lama de rejeitos comparada a superfície restante demonstrada na imagem, que apesar de possuir diferentes classes de uso da terra, se mostra bem homogenia em um tom de cinza médio claro, entretanto a Figura 13 (c), da diferença, possui um maior brilho em relação às Figuras 11 (c) e 12 (c) dos índices demonstrados anteriormente.

O histograma nas imagens representa a distribuição dos pixels de acordo com seus valores. Na Figura 13 (a) os pixels possuem maior frequência de valores entre [0,4; 0,6], o que indica uma distribuição de áreas com concentração de argila. A Figura 13 (b) também representa uma alta frequência de pixels com valores entre [0,4; 0,6], já que a lama de rejeitos era composta por argila. Na Figura 13 (c) tem-se uma alta frequência de pixels localizada no valor 0, evidenciando a área afetada pela lama.

Figura 13. Resultado da aplicação do Índice de Argilominerais e respectivo histograma para as imagens tomadas (a) antes e, (b) depois do desastre e (c) a imagem diferença entre (a) e (b).



À princípio, cogitou-se utilizar as imagens das diferenças dos índices aplicados nas imagens dos dias 14 de janeiro e 30 de janeiro de 2019. Entretanto, após uma análise visual e

numérica, determinou-se que a imagem tomada após o rompimento da barragem destaca melhor a área coberta pela lama de rejeitos e produziria uma delimitação mais adequada. Já que os valores dos pixels representados nos histogramas das Figuras 11 (c), 12 (c) e 13 (c), não determinam os valores de resposta espectral de cada índice, e sim da diferença entre eles.

Neste trabalho, apenas os resultados do fatiamento da imagem adquirida depois do rompimento são apresentados. Os resultados do fatiamento dos índices são apresentados nas Figuras 14, 15 e 16, quando aplicados os intervalos especificados na Tabela 2.

Figura 14. Resultados do fatiamento do NDVI, em que (a) representa o intervalo $[-0,01; 0,3]$, (b) representa o intervalo $[0,01; 0,4]$, (c) representa o intervalo $[-0,02; 0,5]$ e (d) representa o intervalo $[-0,02; 0,45]$.

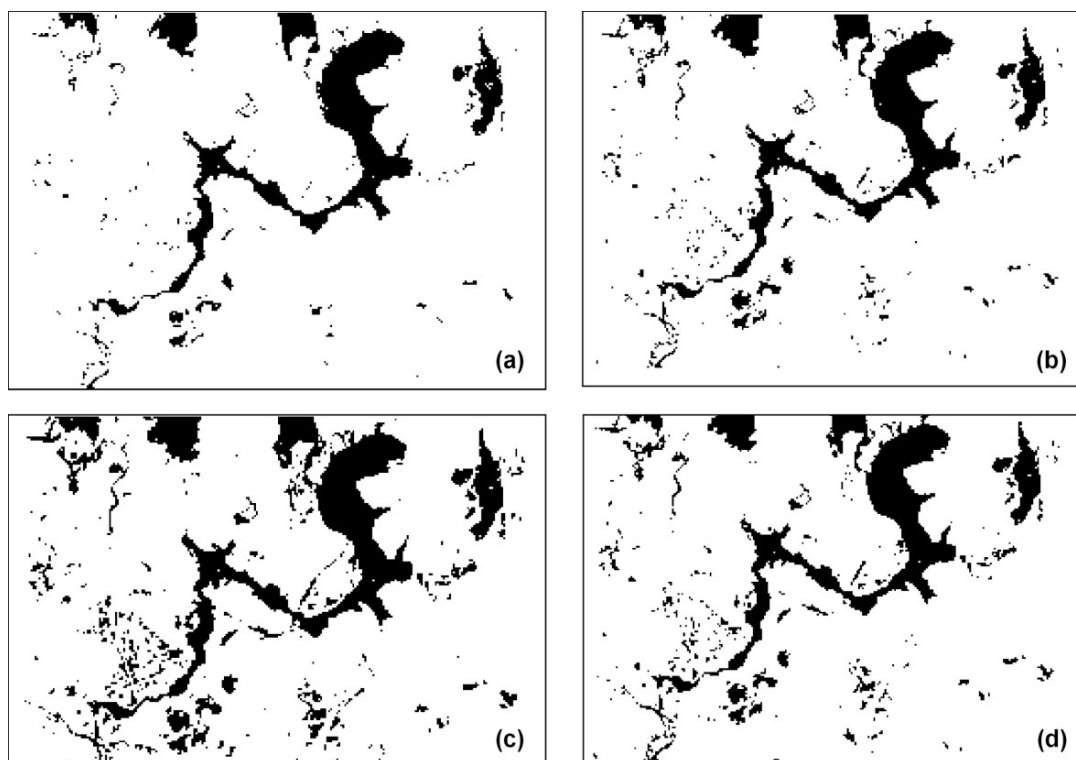


Figura 15. Resultados do fatiamento do índice de Minerais Ferrosos, em que (a) representa o intervalo $[0,75; 1,5]$, (b) representa o intervalo $[0,95; 1,55]$, (c) representa o intervalo $[0,95; 1,7]$ e (d) representa o intervalo $[0,95; 1,8]$;

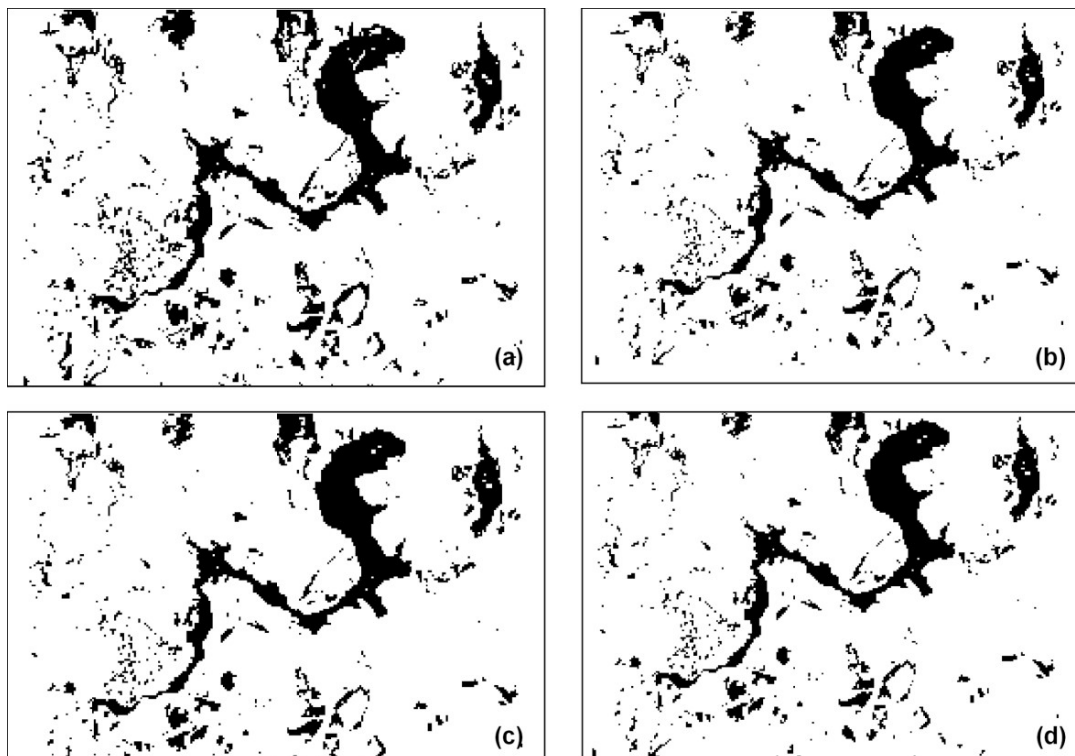
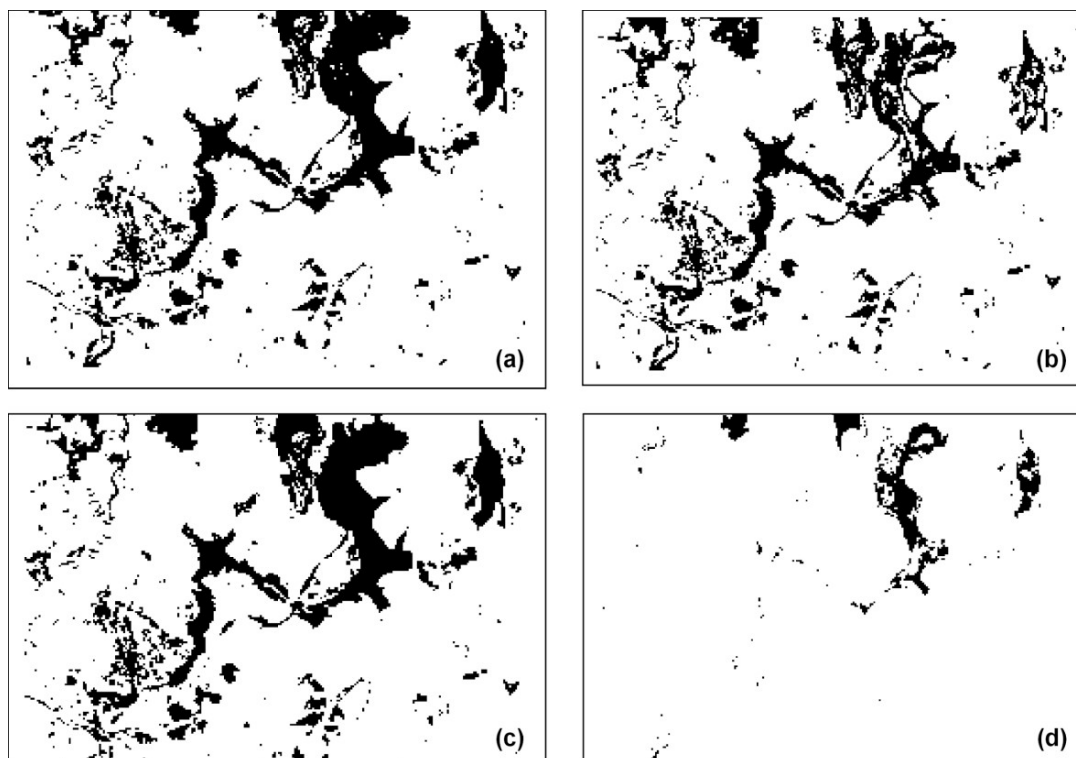


Figura 16. Resultados do fatiamento do índice de Argilominerais, em que (a) representa o intervalo [0,5; 0,9], (b) representa o intervalo [0,55; 0,8], (c) representa o intervalo [0,6; 0,95] e (d) representa o intervalo [0,8; 1,0].



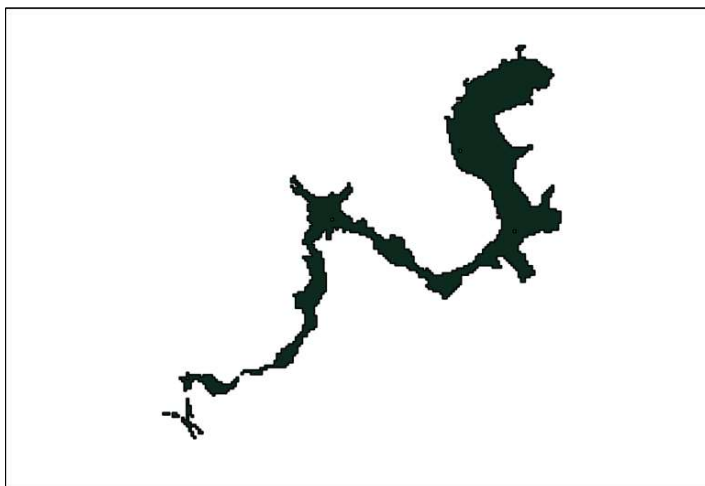
O fatiamento da Figura 12 (b) e das Figuras 13 (c) e 14 (c) mostraram os melhores resultados para delimitação da região. Baseado nesses resultados foi feita a conversão das imagens (dados matriciais) em vetor para geração de polígonos. Os intervalos, valores máximos e mínimos dos pixels dos índices aplicados, que permitiram selecionar os limites de intervalos que melhor abrange a área afetada, quando aplicados às imagens do dia 30 de janeiro de 2019.

Tabela 3. Intervalos dos índices NDVI, de Argilominerais e de Minerais Ferrosos aplicados às imagens do dia 30 de janeiro de 2019.

Índices	NDVI	Minerais Ferrosos	Argilominerais
Valores máximo e mínimo dos pixels	[-0,64; 0,91]	[0,23; 2,23]	[0,32; 1,27]

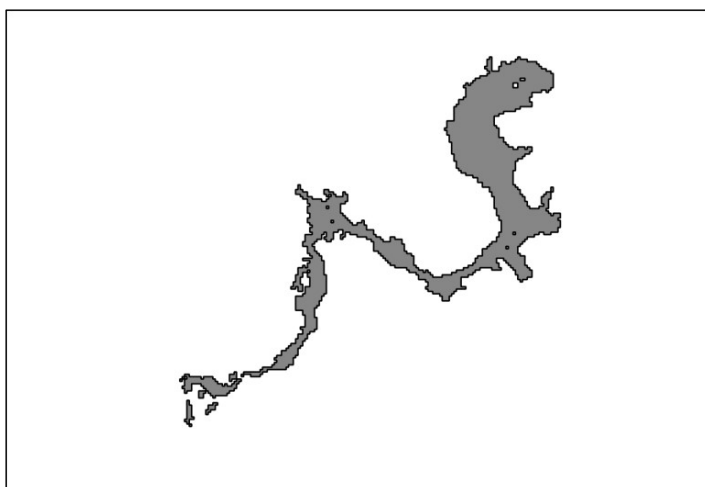
Posteriormente, realizou-se a remoção dos pixels que não estavam adjacentes à área de interesse. As Figuras 17, 18 e 19 apresentam os resultados da conversão dos dados em vetores das imagens de interesse já com a remoção dos pixels para os índices NDVI, de Minerais Ferrosos e de Argilominerais, respectivamente.

Figura 17. Conversão da imagem resultante do NDVI em vetor.



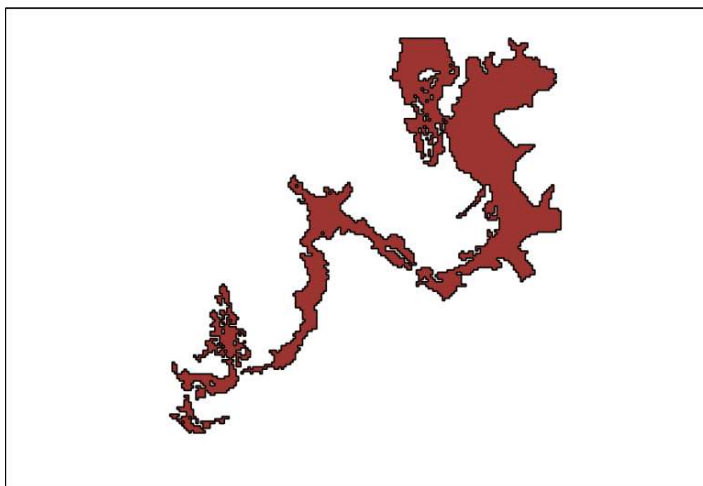
Dentre os índices aplicados, o NDVI mostrou um melhor resultado em comparação com o vetor do IBGE. A área coberta por vegetação foi coberta pela lama de rejeitos, sendo bem delimitada após o fatiamento. Além disso, houve pouca confusão com as áreas adjacentes ao local de interesse.

Figura 18. Conversão da imagem resultante do Índice de Minerais Ferrosos em vetor.



O índice de Minerais Ferrosos também obteve um bom desempenho, já que a lama de rejeitos era composta por minérios de óxido de ferro (Fe_2O_3). No entanto, alguns pixels dentro da área de interesse não foram classificados corretamente, por estar fora do intervalo definido no fatiamento, ou seja, pixels que pertencem à região não foram identificados.

Figura 19. Conversão da imagem resultante do Índice de Argilominerais em vetor.

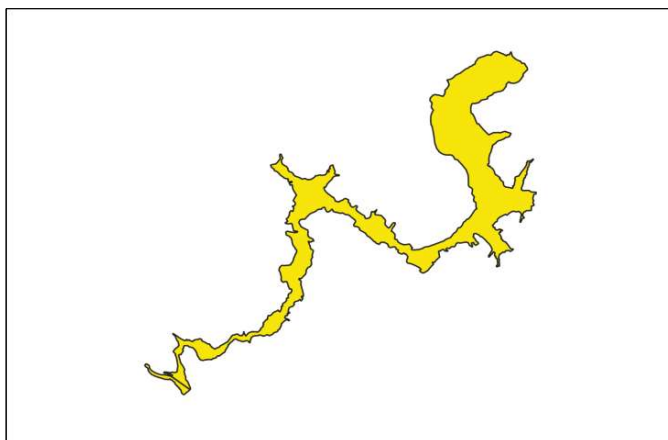


Na Figura 19, nota-se uma grande área à esquerda do local da barragem que não foi atingida pela lama de rejeitos, mas que foi classificada como tal. Vale ressaltar que diferentes ajustes dos intervalos do índice foram testados, sem produzir melhores resultados. Se houvesse um aumento do intervalo, haveria uma confusão de pixels próximos à delimitação da área.

Segundo o geólogo e professor da UFMG (Universidade Federal de Minas Gerais), Bráulio Magalhães Fonseca, em uma entrevista à BBC News, afirmou que a lama de rejeitos é majoritariamente composta por sílica, silte e argila. Apesar disso, o índice de Argilominerais não obteve um bom resultado, devido a confusão de alguns pixels, em que determinadas áreas identificadas como afetadas, na verdade não pertencem a região afetada.

Após a conversão das imagens em vetor, para que fosse possível uma posterior comparação com o arquivo vetorial disponibilizado pelo IBGE (2019), foi necessário realizar a poligonização do mesmo. A Figura 20 apresenta o resultado da poligonização.

Figura 20. Resultado da ferramenta Linhas para polígonos aplicada ao dado disponibilizado pelo IBGE (2019).



Fez-se, posteriormente, o cálculo de área, em ha, e perímetro, em m, da região afetada pela lama de rejeitos, delimitada por meio do fatiamento dos diferentes índices espectrais. A Tabela 4 representa os resultados dos cálculos de área e perímetro obtidos.

Tabela 4. Área (ha) e perímetro (m) calculados para os vetores resultantes.

Vetores	NDVI	Minerais Ferrosos	Argilominerais	IBGE (2019)
Área (ha)	282,49	286,55	430,18	298,55
Perímetro (m)	36550,93	37931,34	68540,52	31188

De acordo com dados oficiais do IBGE (2019), a área afetada é de 297 ha, sendo que a área calculada do vetor disponibilizado pelo IBGE foi de 298,55 ha. A diferença corresponde a aproximadamente 0,52%, o que pode ser considerado aceitável neste trabalho. Vale a pena destacar, que o acréscimo em área está relacionado a uma possível porção do polígono, disponibilizado pelo IBGE, que foi acrescentada após a conversão do vetor linha para o vetor polígono.

Relacionado à área calculada, o índice de Minerais Ferrosos resultou em um valor mais próximo ao calculado do vetor IBGE, de modo que a diferença entre eles é de 12 ha. A área do NDVI não resultou em um valor muito diferente, sendo que a diferença entre NDVI e

vetor do IBGE foi de 16,06 ha. Já comparado ao índice de Argilominerais o cálculo da área se difere em 131,63 ha, sendo um valor distante do estimado.

Em relação ao perímetro calculado, o NDVI resultou em um valor mais próximo ao calculado do vetor IBGE, de modo que a diferença entre eles é de 5362,93 m. O perímetro do índice de Minerais Ferrosos não resultou em um valor muito distante, sendo que a diferença entre Minerais Ferrosos e vetor do IBGE foi de 6743,34 m. Já comparado ao índice de Argilominerais o cálculo do perímetro se difere em 37352,52 m, sendo um valor muito distante do estimado.

7 DISCUSSÕES

Para compreender melhor os resultados obtidos neste trabalho, foram aplicadas duas operações de objetos: a Diferença e a Diferença Simétrica. A Diferença gera uma camada contendo áreas não sobrepostas por uma camada de corte (referência), sendo que as camadas de entrada foram os índices e a camada de corte foi o vetor do IBGE (2019). Por sua vez, a Diferença Simétrica gera uma camada poligonal com feições além da camada de entrada. Nessa operação, a camada de entrada foi o vetor do IBGE (2019) e as camadas de sobreposição foram os índices, ou seja, a diferença simétrica das camadas A e B consiste em todos os pixels que pertençam a A ou B, mas não a ambos (LIPSCHUTZ; LIPSON, 2004). As Figuras 21, 22 e 23 representam os resultados das diferenças aplicadas.

Figura 21. Resultados das operações de Diferença (a) e Diferença Simétrica (b) entre os polígonos do IBGE (2019) e do NDVI.

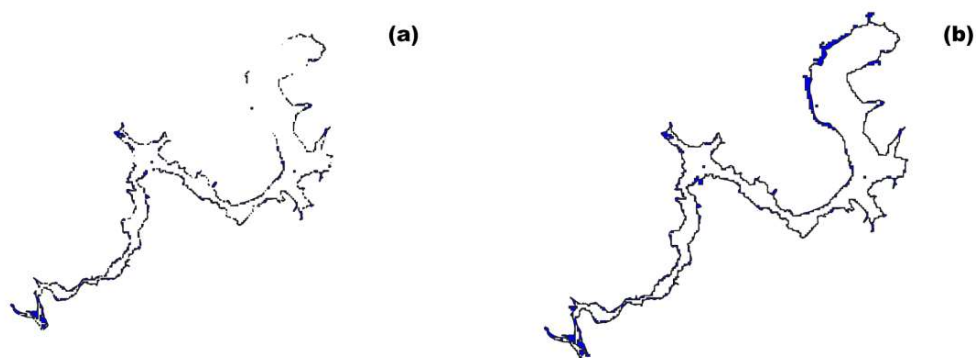


Figura 22. Resultados das operações de Diferença (a) e Diferença Simétrica (b) entre os polígonos do IBGE (2019) e do índice de Minerais Ferrosos.

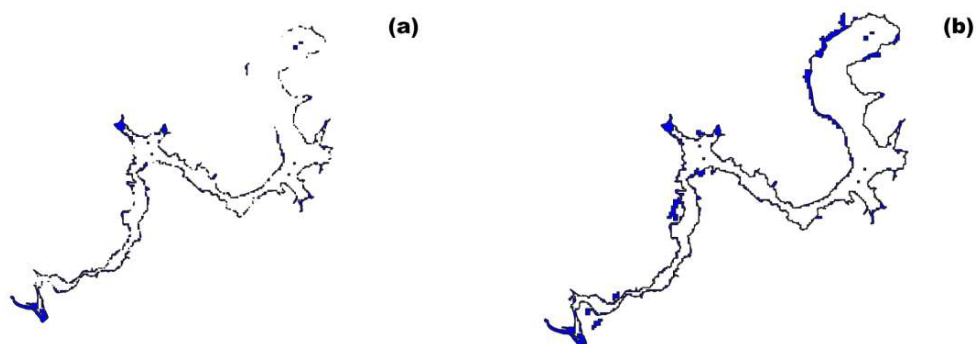
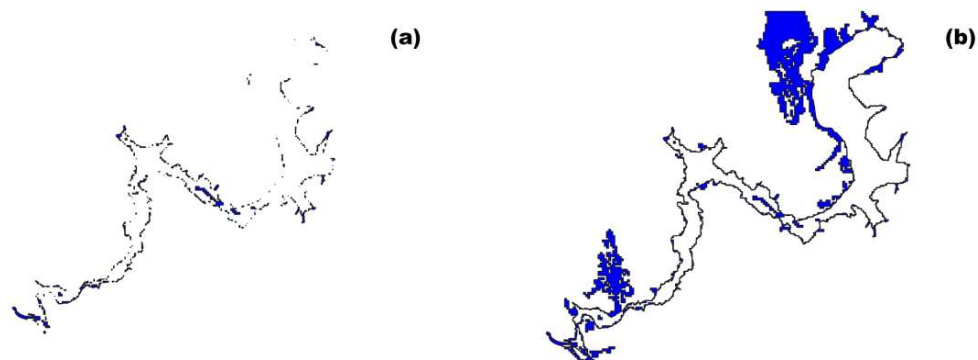


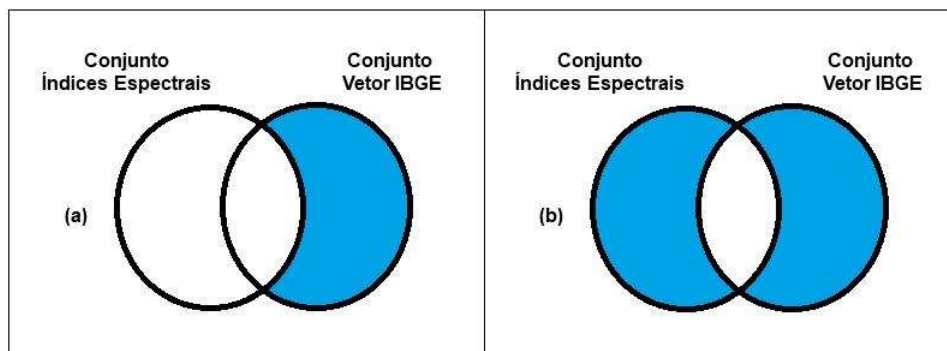
Figura 23. Resultados das operações de Diferença (a) e Diferença Simétrica (b) entre os polígonos do IBGE (2019) e do índice de Argilominerais.



Efetuada as operações de diferenças, percebe-se que o NDVI e o índice de Minerais Ferrosos mostraram-se mais eficientes para a delimitação da área afetada pela lama de rejeitos, ou seja, a camada de saída do processamento contém um número menor de pixels classificados incorretamente, mostrando uma maior similaridade com o vetor do IBGE (2019) e os índices aplicados. Corroborando também a análise visual, as diferenças processadas com o vetor do índice de Argilominerais confirmaram que ele não foi eficiente em delimitar a área afetada pela lama, uma vez que muitos pixels foram classificados erroneamente, detectados pela Diferença Simétrica (Figura 23 (b)).

Para ilustrar os resultados da diferença e diferença simétrica, trabalhou-se com o diagrama de Venn, que é uma representação gráfica utilizada na matemática de forma a representar um conjunto e as diferentes relações existentes entre conjuntos e elementos (MARTINS, 2014). A Figura 24 representa a operação diferença (a), em que os resultados pertencem ao conjunto do vetor IBGE, mas não pertencem ao conjunto dos índices espectrais e nem à ambos. E, também, representa a operação diferença simétrica (b), em que os resultados pertencem ao conjunto do vetor IBGE e ao conjunto dos índices espectrais, mas não a ambos.

Figura 24. Diagrama de Venn-Euler para diferença (a) e diferença simétrica (b).



Confirmando os resultados do processamento das diferenças, foram calculados os valores de área e perímetro. O polígono do índice de Argilominerais gerou uma área de 430,18 ha e perímetro de 68540,52 m, sendo esses valores superiores aos obtidos por meio do vetor IBGE (2019). Houve uma grande ocorrência de pixels classificados incorretamente, causada principalmente pela confusão com uma nuvem que está no lado superior esquerdo da imagem, bem como uma confusão com uma área adjacente de provável solo exposto ou manejada para receber a plantação de alguma cultura. Além disso, houve pixels que não foram classificados, mas deveriam, gerando uma descontinuidade da área em várias partes, não atendendo ao objetivo de definir toda área afetada pela lama de rejeitos.

O NDVI e o índice de Minerais Ferrosos apesar de não resultarem em valores idênticos de área e perímetro, demonstraram valores próximos ao do polígono de referência, sendo a área mais próxima do índice de Minerais Ferrosos e o perímetro mais próximo do NDVI (Tabela 4). As diferenças entre os produtos gerados nesse trabalho em relação ao vetor do IBGE, são provavelmente decorrentes da diferença na resolução espacial entre os sensores OLI (30 m) e GeoEye-1 (0,5 m). Apesar disso, considerando que o sensor OLI possui uma resolução espacial bem menor que o sensor GeoEye-1, considera-se as imagens do OLI adequadas para a realização desse estudo, pois os resultados produzidos foram muito próximos aos do IBGE.

8 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÃO PARA TRABALHOS FUTUROS

A imagem do OLI Landsat 8, datada de 30 de janeiro de 2019, gerou bons resultados e permitiu detectar e delimitar a área afetada pela lama de rejeitos proveniente do rompimento da barragem B1 da Mina do Córrego do Feijão, em Brumadinho - MG. Foram testados três índices que realçam diferentes feições da área de estudo, sendo eles: NDVI, índice de Minerais Ferrosos e índice de Argilominerais.

Os resultados obtidos mostraram que os índices NDVI e de Minerais Ferrosos foram mais eficientes na detecção da área de interesse, não havendo confusão com pixels que foram classificados incorretamente ou pixels que não foram classificados e deveriam ser, também, com uma área e perímetro próximos aos valores de área e perímetro do vetor do IBGE (2019), usado como referência, neste trabalho. Por outro lado, o índice de Argilominerais não foi eficiente na delimitação da área, pois houve grande confusão de pixels classificados e que não deveriam ser causados principalmente pela presença de nuvens e sombra.

Um ponto importante a ser destacado é o resultado da comparação dos vetores resultantes dos índices aplicados na imagem OLI e o vetor do IBGE, produzido a partir da imagem pancromática do sensor GeoEye-1. A resolução espacial dos dois sensores citados é diferente. O sensor OLI gera imagens com uma resolução espacial de 30 m, enquanto a imagem pancromática do GeoEye-1 tem uma resolução de 50 cm. A alta resolução espacial do GeoEye-1 permite o mapeamento da área com maior nível de detalhamento comparado ao sensor OLI, que possui média resolução espacial. Apesar disso, a imagem OLI mostrou um ótimo desempenho na delimitação da área afetada pela lama de rejeitos de Brumadinho. O perímetro e área gerados pelas imagens OLI Landsat-8 e GeoEye-1 são semelhantes.

Quanto maior a resolução espacial das imagens, mais detalhes podem ser visualizados na superfície. Ao aumentar o zoom de imagens com menor resolução espacial, chega um momento em que é possível ver os pixels das cenas. Por exemplo, as Figuras 14, 15 e 16, que são resultantes do fatiamento e conversão para vetor, apresentam em seus limites uma forma “pixelada”, visto que sua resolução espacial é de 30 m. Já a Figura 20, vetor do IBGE (2019) depois da poligonização, possui a borda suavizada, visto que sua resolução espacial é de 0,5 m, o que pode interferir no cálculo de área e perímetro.

Outro fator importante na adequação das imagens adquiridas é a resolução temporal. As imagens utilizadas neste trabalho foram coletadas de duas tomadas consecutivas (14 e 30 de janeiro de 2019), do sensor OLI Landsat 8. A resolução temporal do satélite Landsat 8 é de 16 dias, sendo que os dados são capturados entre às 10 horas da manhã e 12 horas da tarde, ao

passo que a resolução temporal do satélite GeoEye-1 é de no máximo de 3 dias com passagem às 10 horas e 30 minutos da manhã. Apesar do período sazonal no qual o desastre ocorreu que corresponde ao período chuvoso na região, as imagens obtidas não possuíam nuvens sobre a área, permitindo sua utilização. Apenas a presença de uma nuvem próxima à área da barragem fez com que o índice de Argilominerais não fosse tão efetivo, por conta da classificação de pixels incorretos.

O software QGIS foi adequado para a realização dos procedimentos deste trabalho, não houve problemas no processamento das imagens e nem na aplicação do fatiamento e cálculo da área e perímetro. Além disso, as operações de diferença e diferença simétrica mostraram-se úteis na avaliação dos produtos gerados. Uma questão importante foi a diferença do SRC dos dados utilizados. E o Sistema de Informações Geográficas, permitiu que tais dados fossem compatibilizados.

Para trabalhos futuros, recomenda-se testar imagens com diferentes resoluções espaciais. Imagens do sensor *Multispectral Instrument* (MSI), a bordo do satélite Sentinel-2, com resolução temporal de 5 dias, considerando as duas plataformas, e resolução espacial que varia de 10 a 60 metros, poderiam ser testadas. Uma segunda recomendação seria testar outros tipos índices, como o Índice de Umidade do Solo (*Soil Moisture Index* - SMI) já que a lama de rejeitos tem em sua composição grande quantidade de água. Por fim, as nuvens e aerossóis são empecilhos para o processamento e mapeamento de determinadas áreas, portanto, recomenda-se que sejam testadas imagens com um percentual baixo de nuvens ou que sejam inseridas camadas de máscara sobre as nuvens. Outra opção seria a realização de um recorte na porção da imagem que possui nuvens, que não estão sobre a área de interesse.

REFERÊNCIAS

- AERO. **Mapeamento com Drone**. Disponível em: <<https://www.aerodronebrasil.com/levantamento-topografico-mapeamento-com-drone-topografia-com-drone-acompanhamento-de-obra-com-drone-time-lapse-timelapse-recadastramento-imobiliario-inspecao-de-estruturas-com-drone-drone-topo/drone-para-desastres-e-emergencias/>>. Acesso: 23/11/2020.
- ANM - AGÊNCIA NACIONAL DE MINERAÇÃO. **Anuário Mineral Brasileiro 434**. Brasília, DF, 2018. Disponível em: <http://www.anm.gov.br/dnpm/publicacoes/serieestatisticaseeconomiamineral/anuariomineral/anuariomineralbrasileiro/amb_2018.pdf>. Acesso: 25/08/2020.
- ARAÚJO, A. C. Introdução. In: VALADÃO, G. E. S; ARAÚJO, A.C. (Org). **Introdução ao tratamento de minérios**. Belo Horizonte: UFMG, 2007.
- ASSUNÇÃO, A. **Drones: Monitorando e Preservando o Meio Ambiente**. Disponível em: <<https://www.projetasustentavel.com/drones-monitorando-e-preservando-o-meio-ambiente>>. Acesso: 09/11/2020.
- BECHLER, R; RIBEIRO, R. (Des)**Caminhos da Mineração em Brumadinho: presente, passados e futuros [Debate]**. Revista Tempo e Argumento, Florianópolis, v. 11, n. 26, p. 548 - 559, jan./abr. 2019.
- BRADY, N. C. **Natureza e propriedades dos solos**. 1989. Rio de Janeiro: Freitas Bastos, p. 878.
- CEMADEN. **Pluviômetros Automáticos**. Disponível em: <<http://www.cemaden.gov.br/pluviometros-automatico/>>. Acesso: 09/11/2020.
- DNPM. **Portaria Nº 70.389 de 17 de maio de 2017**. Ministério de Minas e Energia, Brasília.
- DRONENG. **O uso de drones em desastres ambientais**. Disponível em: <<https://blog.droneng.com.br/o-uso-de-drones-em-desastres-ambientais/>>. Acesso: 09/11/2020.
- DYNATEST. **Georadar: método não destrutivo para investigações geotécnicas que une qualidade e economia**. Disponível em: <<http://dynatest.com.br/georadar-metodo-nao-destrutivo-que-une-qualidade-e-economia/>>. Acesso 09/11/2020.
- EDITAL FAPEG. **Avaliação e Controle das Áreas Degradadas com Areais no Sudoeste Goiano**. 2008. Disponível em: <https://files.cercomp.ufg.br/web/868/o/Projeto_-_Avalia%C3%A7%C3%A3o_e_controle_de_%C3%A1reas_degradadas_com_areais_no_Sudoeste_Goiano.pdf?1457635670>. Acesso: 14/01/2021.
- EMBRAPA. **Embrapa avalia o contexto territorial da área afetada pelo rompimento da barragem de Brumadinho**. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/41938448/embrapa-avalia-contexto-territorial-da-area-afetada-pelo-rompimento-da-barragem-de-brumadinho>>. Acesso: 24/11/2020.

EMBRAPA. **Satélites de Monitoramento: GeoEye**. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/geoeye>>. Acesso: 24/11/2020.

ENGESAT. **NDVI: Criando índice de Vegetação no Global Mapper**. Disponível em: <<http://www.engesat.com.br/software/gesat-global-mapper/calculo-do-ndvi-no-global-mapper/#:~:text=NDVI%20%C3%A9%20a%20abrevia%C3%A7%C3%A3o%20da,imagens%20geradas%20por%20sensores%20remotos>>. Acesso: 19/10/2020.

ESPÓSITO, T. J. **Metodologia probabilística e observacional aplicada a barragens de rejeito construídas por aterro hidráulico**. 2000. 363f. Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Brasília, Brasília.

FARIAS, M.O. et al. **Variabilidade do espaço-temporal da cobertura do solo por índices de vegetação e água no agreste pernambucano**. Revista Brasileira de Agrotecnologia, v. 7, n. 3. p. 091-099, 2017.

FERNANDES, A. C; COUTINHO, M. A; NASCIMENTO, C. R. **Identificação de intervalos de respostas espectrais para detecção de focos de calor através de índices de vegetação e temperatura superficial a partir de imagens de satélite**. Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, INPE.

FILHO, C. R. d. S. et al. **Detecção de exsudações de hidrocarbonetos por geobotânica esensoriamento remoto multi-temporal: estudo de caso no remanso do fogo (mg)**. Revista Brasileira de Geociências, Sociedade Brasileira de Geologia, v. 38, n. 2, p. 228–243, 2008.

FLORENZANO, T. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. Oficina de textos, São Paulo, 97 páginas, 2002. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE.

Panorama/Cidades/Brumadinho. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/brumadinho/panorama>>. Acesso: 27/08/2020.

FRANCISCO, W. **"Quadrilátero Ferrífero"**; *Brasil Escola*. Disponível em: <https://brasilecola.uol.com.br/geografia/quadrilatero-ferifero.htm>. Acesso em 10/09/2020.

FUNG, I.Y; TUCKER, C.J; PRENTICE, K.C. **Application of Advanced Very High Resolution Radiometer vegetation index to study atmosphere-biosphere exchange of CO₂**. 1987 J. Geophys. Res., 92: 2999-3015.

GALERA, M. **Análise de dados ambientais por meio do uso de imagens de satélite** (2007). Disponível em: <http://docs.fct.unesp.br/cursos/geografia/CDROM_IXSG/Anais%20-%20PDF/Mauricio%20Martorelli%20Galera.pdf>. Acesso: 23/11/2020.

GALVIS et al. **Remote sensing image analysis by aggregation of segmentation-classification collaborative agents**. Pattern Recognition, v. 73, p. 259-274, 2018.

GIRARDI, G; CAMBRICOLI, F. **Lama que vazou em Brumadinho vai, aos poucos, matando o rio Paraopeba**. Estadão, 2019. Disponível em:

<<https://noticias.uol.com.br/ultimas-noticias/agencia-estado/2019/02/04/aos-poucos-a-lama-vai-matando-o-rio-paraopeba.htm>>. Acesso: 15/10/2020.

GONZALES, R; ROSSI, R; GONZALES, B. **Estudo de Caso de Impactos Econômico-Financeiros Oriundos de Falhas em Gerenciamento de Segurança de Processos**. Disponível em: <<http://corecon-sc.org.br/anais-cbe2019/arquivos/anais-cbe2019-4707.pdf>>. Acesso: 15/10/2020.

GOWARD, S. N.; MARKHAM, B.; DYE, D. G.; DULANEY, W.; YANG, J. **Normalized Difference Vegetation Index Measurements from the Advanced Very High Resolution Radiometer**. Remote Sensing and the Environment, v. 35, n. 2, p. 257-277, 1991.

G1. **Entenda o que é minério de ferro, rejeito e barragem**, 2019. Disponível em: <<https://g1.globo.com/economia/noticia/2019/01/30/entenda-o-que-e-minerio-de-ferro-rejeito-e-barragem.ghml>>. Acesso: 14/01/2021.

HUNT, G.R; SALISBURY, J.W. **Visible and near infrared spectra of minerals and rocks: II Carbonates**. Modern Geology, 2: 23-30, 1971.

IBGE. **Informações complementares para a região de Brumadinho - MG - 19fev2019**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/np_download/novoportal/extras/Informacoes_complementares_Brumadinho_18fev2019.pdf>. Acesso: 23/11/2020.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução da 2ª edição por (pesquisadores do INPE): José Carlos N. Epiphânio (coordenador); Antonio R. Formaggio; Athos R. Santos; Bernardo F. T. Rudorff; Cláudia M. Almeida; Lênio S. Galvão. São José dos Campos: Parêntese, p. 672, 2009.

LANDSAT - **Land Remote Sensing Satellite**. Disponível em:<<http://landsat.gsfc.nasa.gov/about/history/>>. Acesso: 04/10/2020.

LIPSCHUTZ, S; LIPSON, M. L. **Teoria e problemas de matemática discreta**. 2 ed. Porto Alegre: Bookman, 2004. 511 p. (Coleção Schaum).

MARTINS, E.G.M. **Diagrama de Venn**, Rev. Ciência Elem., V2(01):020. doi.org/10.24927/rce2014.020, 2007.

MILANEZ, B. et al. **Minas não há mais: avaliação dos aspectos econômicos e institucionais do desastre da Vale na Bacia do Rio Paraopeba**. Versos; Textos para discussão; PoEMAS, v. 3, n.1, 2019.

MMA - **MMA começa a monitorar desmatamento em todos os biomas do País**. Disponível em:<<https://www.gov.br/mma/pt-br/noticias/mma-comeca-a-monitorar-desmatamento-em-todos-os-biomas-do-pais>>. Acesso: 01/12/2020.

MORAES, E.C. **Fundamentos do sensoriamento remoto**. Capítulo 1. INPE-8984-PUD/62. São José dos Campos, 2002.

MOREIRA, M.A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. Minas Gerais: Editora UFV, 2011.

MUÑOS, R. **O que podemos aprender com a catástrofe de Brumadinho**. Organização das Nações Unidas Brasil. Retirado Folha de S.Paulo, em 12 de fevereiro de 2019. Disponível em: <<https://nacoesunidas.org/artigo-o-que-podemos-aprender-com-a-catastrofe-de-brumadinho/>>. Acesso: 22/08/2020.

NSC. **INPE disponibiliza plataforma que pode prevenir desastres naturais no Brasil**. 2012. Disponível em: <<https://www.nscotal.com.br/noticias/inpe-disponibiliza-plataforma-que-pode-prevenir-desastres-naturais-no-brasil>>. Acesso: 09/11/2020.

OLIVEIRA, W. M. de; CHAVES, I. de B.; LIMA, E. R. V. de. **Índices espectrais de vegetação de caatinga em um neossolo litólico do semiárido paraibano**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 14, 2009, Natal. Anais... Natal: INPE, 2009. p.2103-2110.

PAES, C. **Estudo contratado pela Vale confirma que barragem em Brumadinho rompeu por liquefação**. G1 - Minas Gerais. Belo Horizonte, 2019. Disponível em: <<https://g1.globo.com/mg/minas-gerais/noticia/2019/12/12/estudo-contratado-pela-vale-diz-que-barragem-em-brumadinho-se-rompeu-por-liquefacao.ghml>>. Acesso: 25/08/2020.

PARIDA, B. R; COLLADO, W. B; BORAH, R; HAZARIKA, M. K; SAMARAKOON, L. **Detecting Drought-Prone Areas of Rice Agriculture Using a MODIS-Derived Soil Moisture Index**. 2008. GIScience & Remote Sensing, 109-129.

PASSARINHO, N. **Tragédia com barragem da Vale em Brumadinho pode ser a pior no mundo em 3 décadas**. BBC News Brasil, 2019. Disponível em: <<https://www.bbc.com/portuguese/brasil-47034499>>. Acesso: 15/10/2020

PEREIRA, L. F; CRUZ, G; GUIMARÃES, R. **Impactos do rompimento da barragem de rejeitos de Brumadinho, Brasil: uma análise baseada nas mudanças de cobertura de terra**. Journal of environmental analysis and progress, vol.4, n.2, p. 122 - 129, 2019.

PONZONI, F. J.; SHIMBUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento Remoto da Vegetação**. São José dos Campos, SP, Oficina de Textos, 2ª edição, 176 p., 2012.

QGIS DOCUMENTATION. **Documentação para Qgis 2.14**. Disponível em: <https://docs.qgis.org/2.14/pt_BR/docs/>. Acesso: 07/11/2020.

REGINALDO, M. **QGIS Python Plugins Repository**. Disponível em: <<https://plugins.qgis.org/plugins/Slicer/>>. Acesso: 08/11/2020.

RODRIGUES, L. **Ibama: tragédia de Brumadinho devastou 133 hectares de Mata Atlântica**. Agência Brasil. Rio de Janeiro, 2019. Disponível em: <agenciabrasil.ebc.com.br/geral/noticia/2019-01/ibama-tragedia-de-brumadinho-devastou-133-hectares-de-mata-atlantica>. Acesso: 25/08/2020.

RODRIGUES, S. **Retrospectiva: Rompimento da barragem de Brumadinho foi a primeira grande tragédia ambiental do ano**. Disponível

em:<<https://www.oeco.org.br/noticias/rompimento-da-barragem-de-brumadinho-e-a-primeira-grande-tragedia-ambiental-do-ano/>>. Acesso: 25/08/2020.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. **Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS**. In: Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, 3, 1973. Proceedings. Washington, 1973, v.1, Sec.A, p. 309-317 In:Ponzoni, F. J.; Shimabukuro, Y. E. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação. p.144. São José dos Campos - SP: Editora Parêntese, 2009. On-line. Disponível em:<<http://www.cvmn.com.br>>. Acesso: 27/08/2020.

ROSENDO, J. dos S. **Índices de Vegetação e Monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na Bacia do rio Araguari -MG - utilizando dados do sensor Modis**. 2005. 130 p. Dissertação (Mestrado em Geografia e Gestão do Território) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia. 2005. On-line. Disponível em: <http://ecologia.ib.usp.br/lepac/bie5759/jussara_santos.pdf> Acesso: 27/08/2020.

ROTTA, L. H; et al. **The 2019 Brumadinho tailings dam collapse: Possible cause and impacts of the worst human and environmental disaster in Brazil**. Int J Appl Earth Obs Geoinformation 90 (2020) 102119.

SANDHOLT, I; RASMUSSEN, K; ANDERSON, J. **A Simple Interpretation of the Surface Temperature/Vegetation Index Space for Assessment of the Surface Moisture Status**. 2002. Remote Sensing of Environment. 79:213–224.

SATO, Y; GODINHO, H.P. **Migratory fishes of the São Francisco River**. In: Carolsfeld, J., Harvey, B., Ross, C., Baer, A. (Eds.), Migratory Fishes of South America. World Fisheries Trust/The World Bank/International Development Research Centre, Ottawa, pp. 195–232, 2003.

SAUSEN, T. **Sensoriamento Remoto para Desastres Naturais**. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/DSR/educacao/uso-escolar-sensoriamento-remoto/material-didatico-anos-anteriores/arquivos/7-sr-desastres-naturais.pdf>>. Acesso: 09/11/2020.

SILVA, R; et al. **Análise comparativa de índices espectrais para a extração automática da lâmina d'água em imagem do satélite Landsat - 8 OLI**. Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, ISBN: 978-85-17-00097-3. Vol 19, 2019.

TerraMA². **Plataforma de monitoramento, análise e alerta a extremos ambientais**. Disponível em: <<http://www.terrama2.dpi.inpe.br/>>. Acesso: 14/01/2021.

THENKABAIL, P. S; GAMAGE, M. S. D. N; SMAKHTIN, V. U. **The Use of Remote Sensing Data for Drought Assessment and Monitoring in Southwest Asia**. 2004. Colombo, Sri Lanka: International Water Management Institute.

TUCKER, C.J; FUNG, I.Y; KEELING, C.D; GAMMON, R.H. **Relationship between atmospheric CO₂ variations and a satellite-derived vegetation index**. 1986. London, 319:195- 199.

VICENTE, L.E; FILHO, C.R.S. **Detecção de quartzo e argilominerais para o monitoramento de degradação de terras a partir de dados do infravermelho termal do**

sensor Aster. 2010. São Paulo. Rev. Bras. Geof, vol 28, nº 2. Disponível em: <
https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0102-261X2010000200008&lng=pt&nrm=iso&tlng=pt#tab1>. Acesso: 04/10/2020.

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

WINGE, M. et al. **Glossário Geológico Ilustrado.** 2001. Disponível no *site*
<http://sigep.cprm.gov.br/glossario/>. Acesso: 04/10/2020.

WESSMAN, C. **Remote sensing of soil processes.** Agric. Ecosys. Envir., 34: 479-493, 1991.

ZHAN, Z; QIN, Q; WANG, X.. **The application of LST/NDVI index for monitoring land surface moisture in semiarid area.** IGARSS 2004 - IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004.