



Universidade Federal de Minas Gerais
Instituto de Ciências Agrárias
Campus Regional Montes Claros

ICA
INSTITUTO DE
CIÊNCIAS AGRÁRIAS

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

ENGENHARIA AGRÍCOLA E AMBIENTAL

**USO E OCUPAÇÃO DO SOLO DA ÁREA DE CONTRIBUIÇÃO DA
BARRAGEM BICO DA PEDRA UTILIZANDO A ÁRVORE DE
DECISÃO**

MARIANA FARIA VELOSO

MONTES CLAROS
2017

Mariana Faria Veloso

**USO E OCUPAÇÃO DO SOLO DA ÁREA DE CONTRIBUIÇÃO DA
BARRAGEM BICO DA PEDRA UTILIZANDO A ÁRVORE DE DECISÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Instituto de Ciências
Agrárias da Universidade Federal de Minas
Gerais, como requisito parcial, para a
obtenção do título de Bacharel em
Engenharia Agrícola e Ambiental.

Orientador: Rodolpho César dos Reis Tinini
Coorientadora: Flávia Mazzer Rodrigues da
Silva

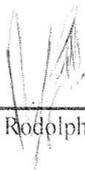
Mariana Faria Veloso. USO E OCUPAÇÃO DO SOLO DA ÁREA DE CONTRIBUIÇÃO
DA BARRAGEM BICO DA PEDRA UTILIZANDO A ÁRVORE DE DECISÃO

Aprovada pela banca examinadora constituída por:

Prof. Dra. Flávia Mazzer Rodrigues da Silva

Geógrafo Raul de Magalhães Filho

MSc. Rodrigo Praes de Almeida



Prof. Dr. Rodolpho César dos Reis Tinini
CA / UFMG - Matrícula 283703

Prof. Dr. Rodolpho César dos Reis Tinini

Montes Claros, 05 de dezembro de 2017.

Dedico aos meus pais, minhas irmãs, meus amigos e meu namorado por todo apoio e incentivo para a realização desse trabalho.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus, que me deu forças todos os dias para concluir esse trabalho.

Aos meus pais, Wellington e Sandra, por todo amor, conselhos e incentivos durante esses cinco anos de curso.

Às minhas irmãs, Camilla e Carol, pelas divertidas conversas e apoio nos momentos mais difíceis.

Ao meu namorado, Heverton, por todo amor, companheirismo, paciência e incentivos a buscar a fazer o que se gosta e ama.

Às minhas grandes amigas, Nanda, Bru e Dri, pela amizade, companheirismo, conversas e conselhos. Que essa nossa amizade se torne ainda maior.

Ao meu tio, Preto, por todo discernimento e apoio em mais uma jornada.

À Bolota e Barry por todo amor, carinho e recepção ao chegar em casa.

Aos meus orientadores Rodolpho e Flávia pela orientação e empenho para que esse trabalho fosse possível.

Aos meus amigos e colegas da CODEVASF, Jordão e Samuel, pelos ensinamentos e disposição em ajudar no que fosse preciso.

Ao Laboratório de Geoprocessamento da Unimontes, principalmente Raul pela contribuição inicial do trabalho.

Enfim, agradeço a todos que me apoiaram e contribuíram de alguma forma para que essa etapa fosse concluída.

RESUMO

As atividades de exploração dos recursos naturais causadas pelo homem acarretaram um aumento do uso e ocupação do solo, e como consequência as disputas por espaço e recursos se tornaram maiores. Diante dessa situação, o planejamento e gestão se fazem necessárias e conhecimento da área de interesse é primordial para as tomadas de decisões. Dessa forma, o objetivo deste estudo é mapear o uso e a ocupação do solo da área de contribuição da barragem Bico da Pedra através da árvore de decisão. A área está situada dentro dos limites dos municípios de Janaúba, Francisco Sá, Porteirinha e Riacho dos Machados. Um banco de dados foi criado para análises das imagens das estações de verão e inverno do ano de 2017 pertencentes ao satélite Landsat 8, sensores OLI e TIRS, e como também determinou a área de contribuição a partir do maciço da barragem. Em seguida, realizou o processamento das imagens como a correção atmosférica e os cálculos dos índices de vegetação. Por fim foi realizada a classificação supervisionada pelo método de árvore de decisão presente no programa ENVI 5.3 com um conjunto de 11 atributos composto por: bandas dos sensores, NDVI, SAVI e SRTM. A área de contribuição apresenta as classes de vegetação bastante expressiva. Assim, o mapa temático de uso e ocupação do solo apresentou dez classes (cerrado, floresta decidual montana, campos, água, solo exposto, pasta limpo, pasto sujo, culturas, barragem de rejeitos e mancha urbana). Os resultados alcançados possibilitaram mapear o uso e ocupação verificando a presença expressiva da vegetação, culturas próximas a nascente do Rio Gortuba e ao reservatório da barragem, além de notificar as atividades de pastagens representando a principal atividade antrópica. Além disso, percebeu-se a dificuldade de diferenciar as classes de solo exposto e pastagens causadas pela resposta espectral semelhante entre elas. A acurácia da classificação foi avaliada por meio do Índice Kappa que foi satisfatório, apresentando um valor de 0.84, considerado excelente. Portanto, espera-se que através dos resultados encontrados contribua de forma efetiva para a gestão e o planejamento dos recursos hídricos de forma a monitorar as atividades desenvolvidas perto da barragem e ao longo dos cursos d'água. Além de promover a conservação e revitalização do meio ambiente.

Palavras-chave: Árvore de decisão. Classificação de imagens. Mapeamento. Sistema de informação geográfica.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Espectro eletromagnético e suas divisões	14
Figura 2 – Esquema da relação da Radiação Eletromagnética e a obtenção de imagens pelos satélites	15
Figura 3 – Estrutura básica de uma árvore de decisão	19
Figura 4 – Mapa de localização da área de contribuição da barragem Bico da Pedra	20
Figura 5 – Mapa dos tipos de solo da área de contribuição da barragem Bico da Pedra – MG...	21
Figura 6 – Fluxograma da da árvore de decisão utilizada para o mapeamento da área de estudo	26
Figura 7 – Mapa de uso e ocupação do solo da área de contribuição da barragem Bico da Pedra	28

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Valores de Índice de Kappa.....	17
Tabela 2 – Bandas das imagens do satélite Landsat 8.....	18
Tabela 3 – Dados das imagens do satélite Landsat 8 utilizada para análise e classificação da área de contribuição da barragem Bico da Pedra, Janaúba (MG).....	22
Tabela 4 – Variáveis utilizadas para a construção da árvore de decisão.....	24
Tabela 5 – Classes de uso do solo	29
Tabela 6 - Matriz de confusão da classificação.....	31
Tabela 7 - Acurácia do resultado da classificação de uso e ocupação do solo	32

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

INPE - Instituto de Pesquisas Espaciais

NASA - National Aeronautics and Space Administration

NDVI - Normalized Difference Vegetation Index

OLI - Operational Land Imager

PDI - Processamento Digital de Imagem

SAVI - Soil Adjusted Vegetation Index

SR- Sensoriamento Remoto

SRTM - Shuttle Radar Topographic Mission

SIG - Sistema de Informação Geográfica

TIRS - Thermal Infrared Sensor

UTM - Universal Transversa de Mercator

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
2 REFERENCIAL TEÓRICO	12
2.1 Contextualização da bacia hidrográfica.....	12
2.2.1 A sub-bacia do Rio Gorutuba	13
2.2 Sistemas de informações geográficas	13
2.3 Classificação digital de imagens	16
2.4 Classificação de imagens por árvore de decisão	18
3 MATERIAL E MÉTODOS	20
3.1 Caracterização da área de estudo.....	20
3.2 Criação do banco de dados	21
3.3 Seleção e aquisição das imagens	21
3.4 Processamento digital das imagens	22
3.4.1 Transformação atmosférica.....	22
3.4.2 Cálculo dos índices de vegetação.....	23
3.5 Classificação supervisionada por árvore de decisão	23
3.6 Índice Kappa.....	25
3.7 Elaboração do mapa temático.....	25
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	26
4.1 Classificação por meio do algoritmo Árvore de Decisão	26
4.2 Avaliação da acurácia da classificação de uso e ocupação	31
5 CONCLUSÃO.....	34
REFERÊNCIAS	35

1 INTRODUÇÃO

O meio ambiente vem sofrendo diversas transformações devido a ação antrópica de exploração dos recursos naturais que em muitas situações são irreversíveis. Atualmente as discussões sobre a interação do homem e a natureza estão intensificadas, gerando preocupações para as questões presentes e futuras, havendo então a necessidade de estudos dessas consequências para que a sociedade se aproprie dos recursos naturais de forma correta.

Diante desse contexto, técnicas de geoprocessamento foram desenvolvidas e utilizadas para análises ambientais, permitindo resultados em tempo reduzido. Durante a década de 80 houve um grande desenvolvimento tecnológico e possibilitou a utilização dos dados espaciais juntamente aos computadores constituindo assim o Sistema de Informações Geográficas (SIG's). O Sensoriamento Remoto é uma das técnicas da geotecnologia e consiste em extrair informações geográficas para detectar objetos, feições e mapear áreas presentes na superfície terrestre tornou uma ferramenta para ações ambientais. Esse mecanismo aliado ao SIG tornou uma ótima ferramenta para as ações ambientais.

Segundo Santos e Petronzio (2011), os mapas de uso do solo podem indicar áreas de riscos e intensamente degradadas, bem como analisar temporariamente as paisagens provocadas pela ação humana. A classificação seja supervisionada ou não, e a elaboração dos mapas de uso do solo permite interpretar e determinar as feições de áreas ocupadas por pastagem, agricultura, vegetação nativa, cursos d'água e outras feições. O método de classificação supervisionada pela árvore de decisão propõe a construção de uma estrutura formada por nós que representam os atributos e os valores destes pertencem ao um conjunto de dados. Segundo Friedl e Brodley (1997), a classificação pela árvore de decisão possui vantagem sobre outros classificadores, pois apresentam uma semântica praticamente intuitiva, de fácil compreensão, simples e flexível.

Diante desse contexto, o objetivo do trabalho foi mapear o uso e ocupação do solo da área de contribuição da barragem Bico da Pedra por meio do algoritmo de árvore de decisão.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Contextualização da bacia hidrográfica

Os ciclos e os processos naturais que mantem a existência da vida na Terra vem sofrendo alterações no meio físico causando diversos impactos ambientais e preocupações na disponibilização dos recursos naturais para a humanidade presente e futura (FERNANDES; MOREIRA; NERY, 2014; KAPLAN, 2010).

Em defesa dos recursos naturais compete a legislação que propor medidas de proteção e redução das consequências dessa utilização, além de estabelecer parâmetros e conceitos. A Lei 9.433, de 8 de janeiro de 1997, conhecida como a Política Nacional de Recursos Hídricos, constitui os princípios e normas para a gestão dos recursos hídricos conceituando a bacia hidrográfica como uma unidade de estudo. A bacia hidrográfica é composta por um conjunto de terras drenadas por um rio e seus afluentes, sendo formada por regiões altas chamadas de divisores de água na qual as águas das chuvas vão escoar superficialmente formando os riachos e rios ou infiltrarão no solo contribuindo para a formação de nascentes e do lençol freático (BARELLA, 2001). Lima (2008) afirma que o divisor de água são os limites superiores da bacia e os limites inferiores são confluência ou exutório.

Termos envolvendo as bacias hidrográficas são empregadas como a sub-bacia que corresponde a área de drenagem do curso d'água principal e devido as diferenças entre uma região e outra dentro de uma bacia ou sub-bacia, a expressão microbacia é empregado que através de medições de variáveis hidrológicas, topográficas e cartográficas associada aos Sistemas de Informações Geográficas contribui para a compreensão e conseqüentemente o monitoramento ambiental (LIMA; ZAKIA, 2000).

Diante da necessidade do planejamento dos recursos hídricos, as barragens são criadas para armazenar as águas das chuvas para que sejam utilizadas nos períodos de estiagem. A construção das barragens tem suas vantagens como a produção de energia, abastecimento doméstico, irrigação, mas como também tem suas desvantagens riscos em eventuais falhas na estrutura das barragens que podem causar à sociedade (KAPLAN, 2010).

A barragem de captação do Bico da Pedra foi construída sob a responsabilidade da Companhia de Desenvolvimento dos Vales São Francisco e Parnaíba (CODEVASF), localizada no vale do Rio Gorutuba, nos municípios de Janaúba, Porteirinha e Nova Porteirinha e é administrada pelo Distrito de Irrigação do Gorutuba (DIG), no qual realizam a

fiscalização e a manutenção. Além disso, a barragem é uma das maiores áreas inundadas do norte de Minas Gerais. A função principal da barragem Bico da Pedra é o abastecimento de água aos municípios de Janaúba e Nova Porteirinha, além de conter projetos de irrigação como o do Gorutuba e Lagoa Grande que geram emprego e renda para a população (DIG, 2013).

2.2.1 A sub-bacia do Rio Gorutuba

Segundo a Agência Nacional das Águas (ANA), a sub-bacia do Rio Gorutuba é integrante da bacia do Rio Verde Grande e possui uma área de drenagem de 9.848 Km² e abrange quatorze municípios: Janaúba, Nova Porteirinha, Porteirinha Francisco Sá, Riacho dos Machados, Pai Pedro, Serranópolis de Minas, Mato Verde, Catuti, Gameleiras, Mamonas, Monte Azul, Jafba e Varzelândia.

Conforme Santos, Ferreira e Ferreira (2017), o Rio Gorutuba possui uma extensão de aproximadamente 245 km desde a sua nascente até a foz, onde deságua no Rio Verde Grande e sua característica hidroclimatológica é irregular, com longos períodos de estiagem, inverno seco e verão chuvoso, sendo então o tipo climático Aw (clima tropical com estação seca de inverno), conforme a classificação de Köppen.

Para a elaboração de avaliações hidroambientais, Martins *et al.* (2014) afirmam a necessidade de muitas informações e dados da atual situação de área de estudo pra que juntamente com o Sensoriamento Remoto e o Sistema de Informações Geográficas torna esse estudo mais viável e prático.

2.2 Sistemas de informações geográficas

O avanço da tecnologia e da informática permitiu a representação e o armazenamento de informações em um ambiente computacional, dando um novo conceito chamado geoprocessamento (Martins *et al.*, 2014). De acordo com Silva (2010), o geoprocessamento é a utilização de modelos matemáticos e estatísticos, podendo correlacionar diferentes materiais e extraindo informações geográficas das mesmas.

Os Sistemas de Informações Geográficas (SIG) é um sistema computacional que materializa os conceitos do geoprocessamento. Pina (1998) define o SIG como instrumentos que contribuem para tomada de decisões e à manipulação de informações com completas técnicas de geoprocessamento. Além disso, a autora acrescenta o SIG também como sistemas

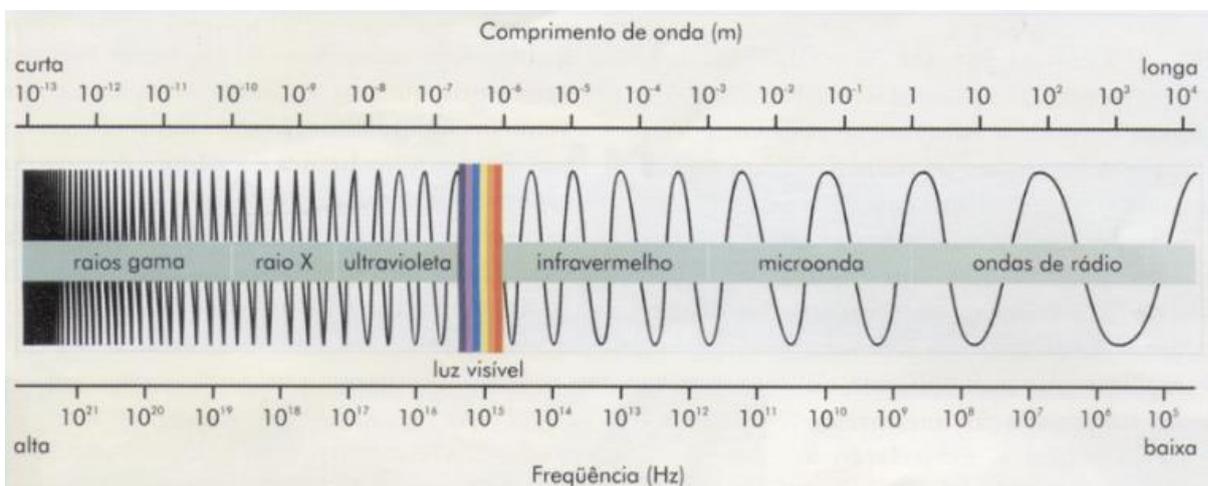
que armazenam e manipulam informações geográficas no qual são gerenciados a partir de um banco de dados que permite assim uma análise espacial.

Ribeiro *et al.* (2005) enfatiza os diferentes formatos que o SIG é capaz de compilar, imagens de satélites, mapas, tabelas, fotos aéreas e dados digitais, portanto, uma ferramenta ampla e sua aplicação diversa.

Um dos conceitos estudados no âmbito da geotecnologia e consequentemente o SIG, é o Sensoriamento Remoto (SR) que segundo Jensen (2009) trata-se de um instrumento de medição ou aquisição de informações geográficas sobre objetos ou fenômenos sem contato físico entre eles. As informações são coletadas podem ser de duas maneiras, orbital ou sub-orbital. Na forma orbital, sensores localizados em órbitas ao redor da Terra, em intervalos de tempo e espaço previamente estabelecidos, resultando em imagens de satélite e já na forma sub-orbital, equipamentos aerotransportadores não localizados em órbitas, capturam o que são chamadas de fotografias aéreas (PRIOLI, 2010).

Segundo Liu (2006), os sensores capazes de adquirir informações sobre os objetos e fenômenos são realizados a partir da emissão de energias eletromagnéticas pela própria superfície terrestre e Almeida (2016) acrescenta que a aquisição de informações compreende justamente na captação desses sinais eletromagnéticos que cobrem o espectro das ondas eletromagnéticas. Florenzano (2011) representa toda a distribuição da radiação eletromagnética por regiões, de acordo com o comprimento de onda e sua frequência, variando desde os comprimentos de onda da ordem de 10^{-6} μm (radiações gama) até os de comprimento de ordem de 10^8 μm (ondas de rádio) como mostrado na Figura 1.

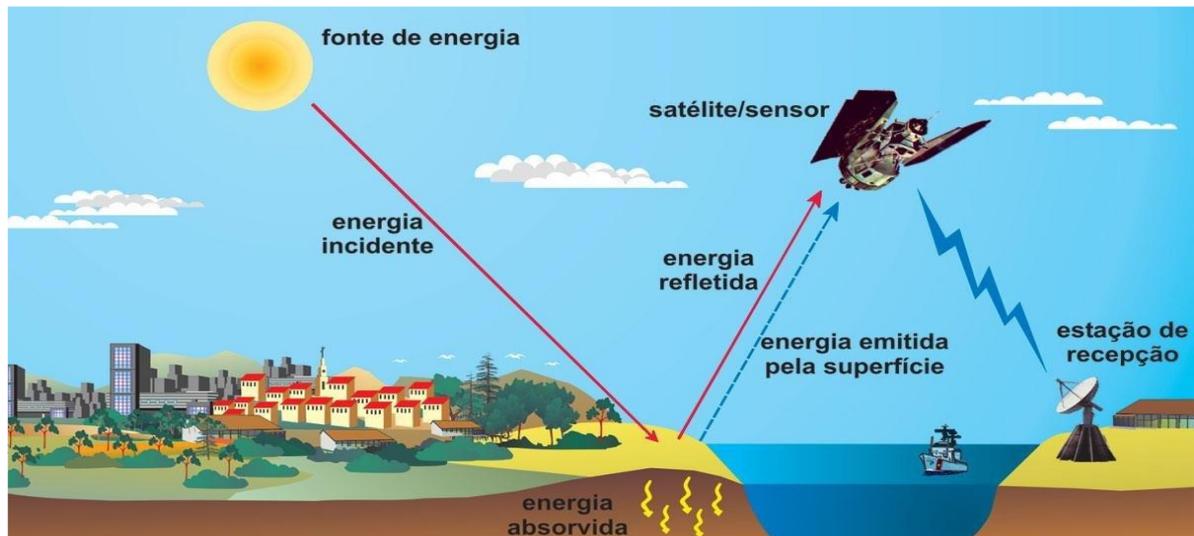
Figura 1 – Espectro eletromagnético e suas divisões



Fonte: FLORENZANO, 2011.

Conforme Almeida (2016), a relação da radiação eletromagnética e a superfície do planeta (solos, vegetação, água, rochas) são entendidas como fundamento para a interpretação de dados pelos diversos sensores.

Figura 2 – Esquema da relação da Radiação Eletromagnética e a obtenção de imagens pelos satélites



Fonte: FLORENZANO, 2011.

As aplicações do sensoriamento remoto e o SIG juntos têm colaborado para a fiscalização e planejamento de áreas agrícolas em certas bacias hidrográficas, uso e ocupação das mesmas, analisando as modificações ao longo do tempo (RODRIGUES *et al.*, 2013). Alguns trabalhos realizados com o uso da ferramenta SIG demonstram a importância na gestão de bacias hidrográficas, avaliação de impacto ambiental e planejamento de terra. Ribeiro *et al.* (2015) estudou a delimitação mais eficiente de Áreas de Preservação Permanente (APP). Almeida (2016) estabelece o uso e ocupação do solo em assentamentos rurais no norte de Minas Gerais; e Gomes (2011) analisa os níveis de degradação em uma bacia hidrográfica do Rio Jaibaras/CE constatando a crescente classe de solo exposto sem nenhuma atividade de recuperação nessas áreas degradadas.

Sendo assim, as metodologias empregadas permitem extrair resultados para sejam mais bem estudados e segundo Queiroz (2012), as inserções de informações contidas no banco de dados em uma plataforma digital possibilita a criação de mapas temáticos contribuindo para futuras análises. Portanto, softwares SIG's foram desenvolvidos como o ArcGIS®, Spring, QGIS, TerraView e o ENVI (*Environment Visualizing Images*).

2.3 Classificação digital de imagens

A classificação é um dos três conjuntos de processamento de imagens digitais, juntamente com o pré-processamento e o realce (NOVO, 1992). Esse conjunto de classificação de imagens é a extração de informações com a finalidade de reconhecer padrões e elementos homogêneos, e conseqüentemente mapear a superfície terrestre (ALMEIDA, 2016). E juntamente ao SR permite mapear as áreas de interesse.

Os métodos de classificação são de acordo com a unidade agrupada, podendo ser a associação de cada pixel ou por regiões (FLORENZANO, 2011). Os tipos de treinamentos na qual ocorre no processo de classificação de imagens pode ser supervisionada ou não supervisionada. Na classificação supervisionada, classes são definidas através de amostras, a priori, pelo analista da imagem que possui um conhecimento sobre as classes que serão representadas no computador sendo, portanto, de grande importância que as amostras de treinamento sejam as mais homogêneas possíveis para se obter um resultado adequado ao esperado pela classificação (NOVO, 1992). Já na classificação não supervisionada, o analista não tem o conhecimento da atuação espectral da imagem, sendo definidas a posteriori cada *pixel* e região da imagem (ALMEIDA, 2016).

Com base nas amostras identificadas pelo analista da imagem, um algoritmo classifica essas amostras através dos Sistemas de Informações Geográficas. Dentre os classificadores supervisionados, o MAXVER (máxima verossimilhança), que consiste na classificação da imagem *pixel a pixel*, ou seja, ponto a ponto, a partir de classes estabelecidas já pelo analista (ROSA, 2009). Na classificação por regiões, *Bhattacharya* é o algoritmo mais utilizado pois é capaz de medir a separabilidade estatística entre um par de classes espectrais de forma a obter a distância média e agrupar as regiões (ALMEIDA, 2016).

Uma classificação bem executada tem-se um boa exatidão dessa forma sendo recomendado que se avalie esse parâmetro que está diretamente ligada a eficiência do resultado (FLORENZANO, 2011). Para avaliar essa eficiência na classificação digital ou mapeamento, são feitas análises estatísticas oriundas de matrizes de erros de forma a obter a avaliação da acurácia por meio de graus de concordância, precisão global, precisão de classe individual, precisão de produtor, precisão de usuário e Índice Kappa (ALMEIDA, 2016).

Segundo Landis e Koch (1977), os valores do Índice Kappa variam de 0 a 1 e suas respectivas concordâncias estão apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 – Valores de Índice de Kappa

Índice Kappa	Concordância
< 0	Sem concordância
0.00 a 0.19	Pobre
0.20 a 0.39	Fraca
0.40 a 0.59	Moderada
0.60 a 0.79	Forte
0.80 a 1.00	Excelente

Fonte: LANDIS e KOCH, 1977.

A classificação digital de imagens são capazes de gerar mapas temáticos com diferentes representações de objetos como vegetação, edifícios, estradas, solos e está diretamente ligada a qualidade da imagem do satélite (JOG; DIXIT, 2016). Um dos satélites mais utilizados no Brasil é da série *Land Remote Sensing Satellite* (Landsat) que é um sistema orbital de alta resolução que mapeia a superfície da Terra e teve seu primeiro lançamento em 1972 com o Landsat 1 e posteriormente os lançamentos dos Landsat 2, 3, 4, 5, 7 e 8. Este último, o Landsat 8, foi lançado em 2013 com imagens ortorretificadas pela NASA e possui dois sensores: o sensor espectral OLI (*Operation Land Imager*) que possui uma resolução espacial de 15 m no Pancromático e 30 m no Multiespectral, e o sensor termal TIRS (*Thermal Infrared Sensor*). O Landsat 8 é composto por 11 bandas espectrais, além de possuir um desempenho radiométrico de 16 *bits* melhorando a capacidade de identificação dos objetos na imagem (USGS, 2013). As características das imagens Landsat 8 estão apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2 – Bandas das imagens do satélite Landsat 8

Bandas	Comprimento de Onda (μm)	Resolução Espacial (m)	Característica
Banda 1	0,43-0,45	30	Aerossol, costeira
Banda 2	0,45-0,51	30	Azul
Banda 3	0,53-0,59	30	Verde
Banda 4	0,64-0,67	30	Vermelho
Banda 5	0,85-0,88	30	IV Próximo
Banda 6	1,57-1,65	30	SWIR 1
Banda 7	2,11-2,29	30	SWIR 2
Banda 8	0,50-0,68	15	Pancromática
Banda 9	1,36-1,38	30	Cirrus
Banda 10	10,60-11,19	100	<i>Thermal Infrared 1</i>
Banda 11	11,5-12,51	100	<i>Thermal Infrared 2</i>

Fonte: NASA, 2013.

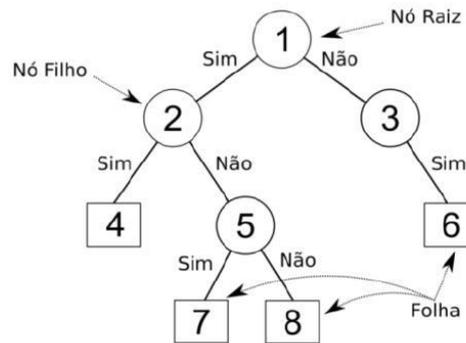
2.4 Classificação de imagens por árvore de decisão

A classificação de imagens pelo método de árvore de decisão é supervisionada em que consiste em encontrar a hipótese que se adeque melhor aos exemplos de treinamento, portanto trata-se de algoritmos de aprendizagem (ALMEIDA, 2016).

Os algoritmos da árvore de decisão são capazes de analisar os atributos a partir de um conjunto de amostras de treinamento (RUSSEL e NORVIG, 2004). A entrada do sistema é um objeto ou um conjunto de atributos, e saída consiste como em uma decisão (booleano): sim ou não (ALMEIDA, 2016).

A árvore de decisão coincide com a mesma composição simples de uma árvore planta, nós, ramos e folhas. Sato *et al.* (2013) descreve bem a estrutura. Os nós são locais onde ocorrem os testes sobre um atributo e o primeiro nó é o nó raiz, sendo o principal da árvore de decisão. Os nós que são colocados abaixo do nó raiz são os nós filhos que são ligados aos ramos que representam a saída do teste. E por fim, as folhas que são representadas por um valor ou rótulo. A estrutura básica da árvore de decisão é ilustrada na Figura 3.

Figura 3 – Estrutura básica de uma árvore de decisão



Fonte: Sato *et al.*, (2013).

Muitos estudos foram desenvolvidos utilizando as árvores de decisão como Almeida (2016) que fez o mapeamento das áreas de veredas presentes na Área de Preservação Ambiental do Rio Pandeiros. As variáveis utilizadas pelo autor foram Landsat-8 sensor OLI, RapidEye sensor RapidEye Imaging System (REIS), NDVI, SAVI, modelo digital de elevação SRTM, altimetria, imagens da fração solo, vegetação e água.

Carvalho *et al.* (2013) utilizaram as imagens do sensor ASTER/TERRA e fotografias aéreas para mapear a Floresta Atlântica da Serra dos Órgãos – RJ, de forma que distinguiu as áreas de florestas e não florestas, e com o Modelo Digital de Terreno (MDT) diferenciou as áreas de campos.

Sato *et al.* (2013) realizou uma análise comparativa de algoritmos de árvore de decisão para classificar o uso e a cobertura do solo através da mineração de dados e o algoritmo que apresentou melhor compatibilidade com o sistema ENVI foi SimpleCart, além dos outros algoritmos terem tido resultados satisfatórios.

Portanto, a aplicação do método da árvore de decisão em classificação de imagens permite inserir diversas variáveis de forma que distingue bem as classes estabelecidas contribuindo para uma melhor exatidão e mapeamento do uso e ocupação do solo.

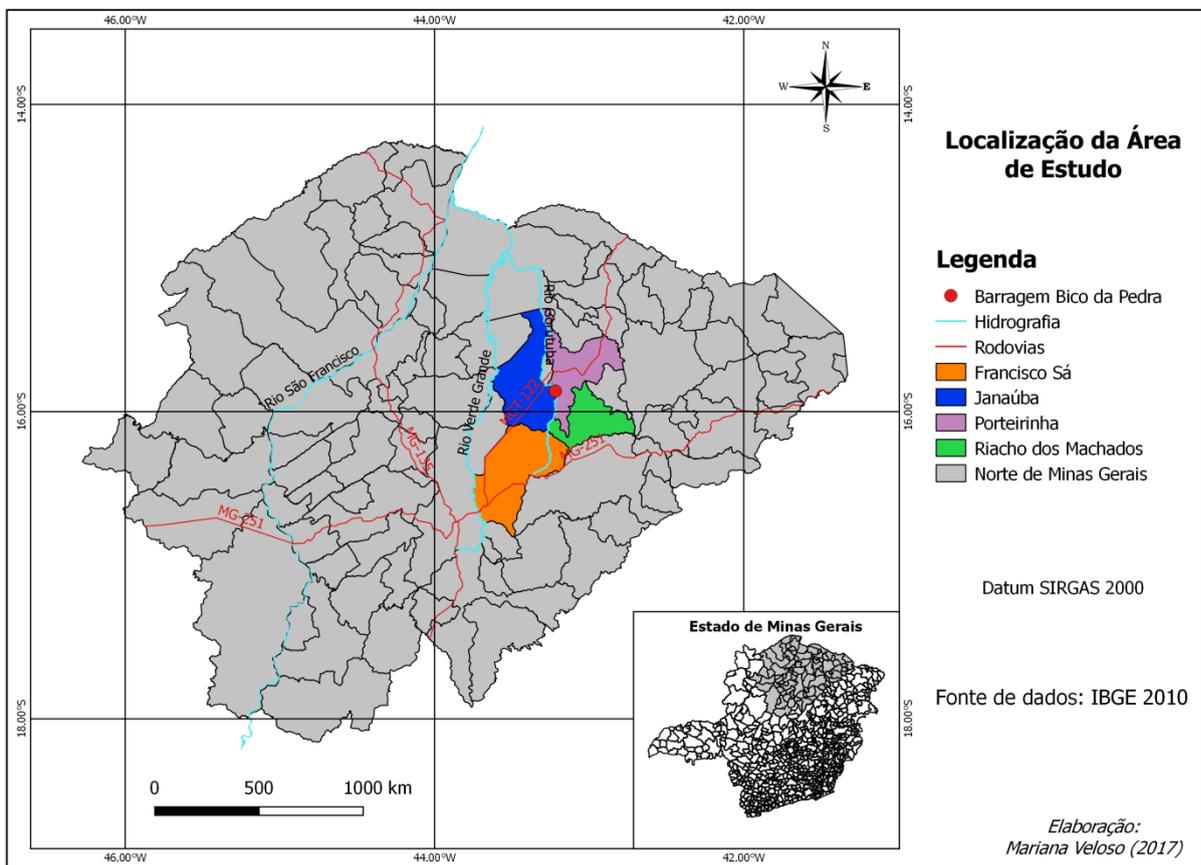
3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização da área de estudo

A área de estudo selecionada definida como a área de contribuição da barragem Bico da Pedra, localiza-se nos municípios de Janaúba, Francisco Sá, Porteirinha e Riacho dos Machados, na região norte do Estado de Minas Gerais (FIGURA 4).

Os municípios apresentam clima tropical sendo o verão mais chuvoso que no inverno. De acordo com a classificação de Köppen (1948), a temperatura média é de 23,7 °C e a pluviosidade média é de 830 mm.

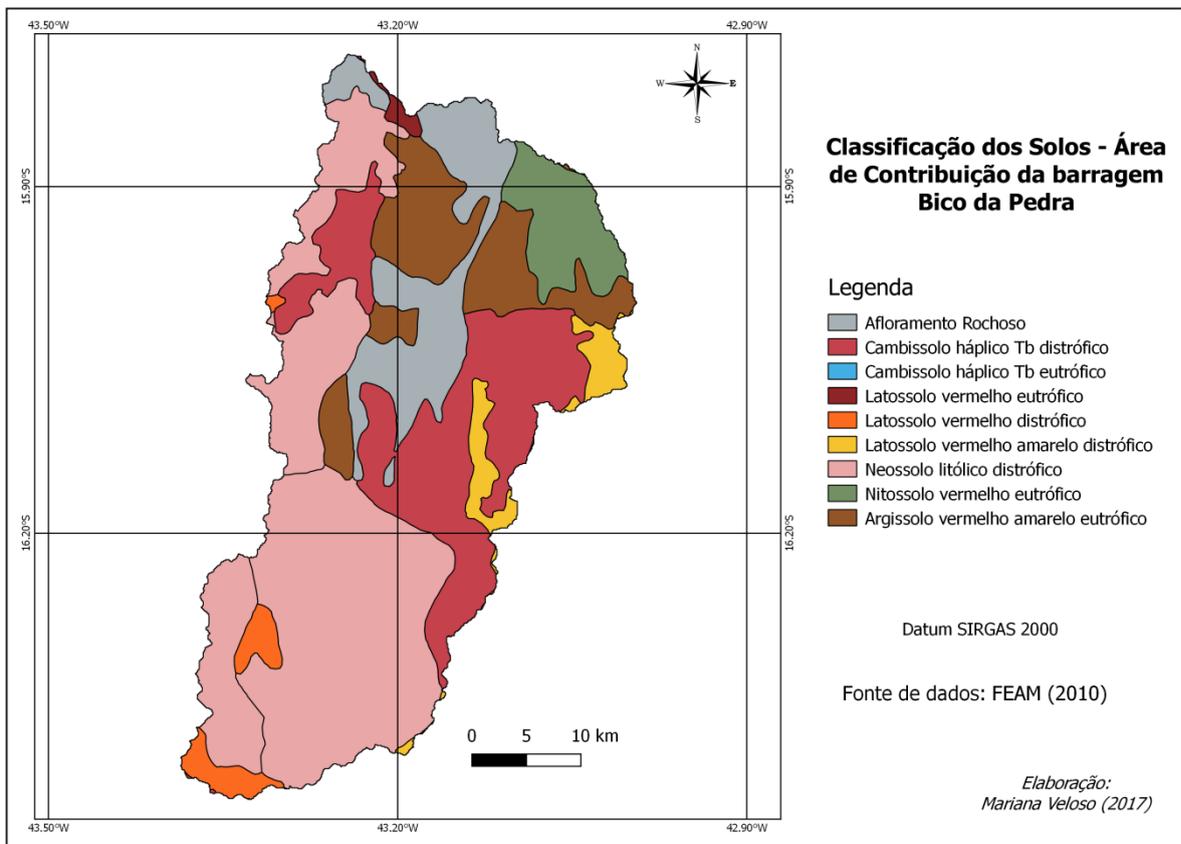
Figura 4 – Mapa de localização da área de contribuição da barragem Bico da Pedra



Fonte: Da autora, 2017.

De acordo com a Feam (2010), ocorrem oito tipos de os solos na área de estudo: latossolo vermelho distrófico, eutrófico e amarelo, argissolo vermelho-amarelo, cambissolo háplico distrófico e eutrófico, neossolo litólico distrófico e nitossolo vermelho eutrófico (FIGURA 5).

Figura 5 – Mapa dos tipos de solo da área de contribuição da barragem Bico da Pedra – MG



Fonte: Da autora, 2017.

3.2 Criação do banco de dados

Inicialmente utilizou o *software* TerraViewHidro, idealizado pelo Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE), para o recorte da imagem SRTM com resolução espacial de 90 metros disponibilizado gratuitamente pela Embrapa para a delimitação da área de contribuição a partir do ponto do maciço da barragem Bico da Pedra. Essa etapa subdividiu em direção de fluxo (*flow direction*), fluxo acumulado (*flow accumulation*) e delimitação de bacia (*watershed*).

Além disso, foi utilizado os *softwares* ArcGis e QGis para calcular os índices de vegetação, avaliar a separabilidade espectral dos valores de pixels e a elaborar os mapas temáticos. O sistema de projeção do estudo foi SIRGAS 2000.

3.3 Seleção e aquisição das imagens

As imagens do estudo foram obtidas no *site* do INPE no endereço eletrônico <<http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>> selecionando duas imagens do satélite Landsat 8, sensor

OLI (*Operational Land Imager*). As duas imagens são de períodos diferentes do ano de 2017, para distinguir melhor as vegetações presentes, servindo de auxílio na classificação do uso e ocupação do solo. As imagens Landsat 8 já são disponibilizadas ortorretificadas, não havendo necessidade de georreferencia-las. Na Tabela 3 demonstra a seleção de imagens.

Tabela 3 – Dados das imagens do satélite Landsat 8 utilizada para análise e classificação da área de contribuição da barragem Bico da Pedra, Janaúba (MG)

Satélite	Data da Imagem	Resolução Espacial	Órbita/Ponto
Landsat 8	08/01/2017	30 m	218/071
Landsat 8	04/08/2017	30 m	218/071

Fonte: Da autora, 2017.

3.4 Processamento digital das imagens

O processamento digital das imagens (PDI) constitui a uma técnica de preparação das imagens de satélite para as operações computacionais. Essa técnica utiliza ferramentas de extração e identificação de informações, conseqüentemente melhorar a interpretação das imagens.

Para o processamento dos dados utilizou o *software Environment for Visualizing Images* (ENVI), versão 5.3, para o cálculo dos índices de vegetação, *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI), e como também a classificação supervisionada pelo método de árvore de decisão. Utilizou também, o complemento *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP) presente no *software* QGIS na qual permite a correção atmosférica. E por fim, utilizou o próprio QGIS para a elaboração dos mapas.

3.4.1 Transformação atmosférica

Devido a absorção e refração da energia eletromagnética, a radiância refletida pela superfície sofre o espalhamento, e a correção atmosférica se faz necessária pra minimizar esse efeito (Sanches *et al.* 2011). E segundo Mather (1999), a realização da transformação atmosférica é fundamental para gerar os índices de vegetação.

A interferência foi estimada a partir dos números digitais das imagens de satélite e dos coeficientes radiométricos presentes nos metadados que contem informações úteis

para a conversão automática de bandas para radiância e refletância. Para a técnica utilizou o método de correção atmosférica DOS1 (*Dark Object Subtraction*) presente no complemento *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP) do QGIS.

3.4.2 Cálculo dos índices de vegetação

Depois das imagens dos dois períodos corrigidas (úmido e seco) na etapa anterior, foram gerados os índices de vegetação. O primeiro índice calculado foi o índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) na qual os valores variam de -1 a +1. Em áreas de vegetação, o valor de NDVI varia de 0 a 1, ou seja, de uma área quase sem vegetação à uma densa vegetação. Valores menores que 0 são para água e nuvens. Através da ferramenta *Band Math* do *software* ENVI, o NDVI foi calculado conforme a equação 1 (ROUSE *et al.*, 1973).

$$NDVI = \frac{\rho_{ivp} - \rho_v}{\rho_{ivp} + \rho_v} \quad (1)$$

Em que ρ_{ivp} é o valor de refletância do infravermelho próximo (banda 5) e ρ_v é o valor de refletância do vermelho (banda 4).

Aplicou também por meio da ferramenta *Band Math*, o índice de vegetação ajustado para o solo (SAVI) no qual considera os efeitos do solo nas imagens, de forma que ajusta o NDVI em superfícies não cobertas pela vegetação. O SAVI foi calculado conforme a equação 2 proposto por Huete (1988).

$$SAVI = \frac{(\rho_{ivp} - \rho_v)}{(\rho_{ivp} + \rho_v + L)} (1 + L) \quad (2)$$

No estudo adotou o valor de 0,5 para L que é uma constante que minimiza o efeito do índice de vegetação devido as variações de refletância dos tipos de solo, pois a vegetação da área de estudo não é de alta densidade.

3.5 Classificação supervisionada por árvore de decisão

O método de classificação por árvore de decisão permite a utilização de imagens

com tamanhos de pixels diferentes e um sistema de projeções independentes e a utilização de outras informações como altimetria, declividade e classes classificações diferentes, tamanho dos pixels.

Inicialmente, as variáveis foram estabelecidas para que seja executada a árvore de decisão e para isso foi usada a interface *Classification >Decision Tree > New Decision Tree*, no *software* ENVI e o primeiro nó de decisão binário (raiz) foi estabelecida pela expressão da área de contribuição da barragem Bico da Pedra.

Feito isso, os nós foram sendo introduzidos com diversas variáveis de forma que não extrapolasse a máscara de limite estabelecida pelo nó raiz, demonstrando a independência do método de classificação. Para cada variável de entrada verificou-se os valores dos pixels criando uma planilha eletrônica através do *software* Excel. Esses valores de pixels foi a média de no mínimo 20 pixels para cada classe estabelecida. De posse dos valores médios, as equações foram criadas utilizando os operadores relacionais lógicos já presentes no algoritmo constituindo assim a árvore de decisão. Vários modelos de árvore foram construídos até que encontrasse o mais adequado as características das classes e a cada passo, nomeou os modelos para facilitar a análise dos resultados.

A Tabela 4 apresenta todas as 11 variáveis com os nomes, equações e limiares correspondentes para o procedimento de classificação por árvore de decisão.

Tabela 4 – Variáveis utilizadas para a construção da árvore de decisão

Variável	Nome	Equação
B1	Limite_Mask	B1 eq 0
B2	Culturas_Mask	B2 eq 0
B3	Rejeito_Mask	B3 eq 0
B4	Urbano_Mask	B4 eq 0
B5	NDVI	B5 ge 0.3
B6	SAVI	B6 ge 0.34
B7	SRTM	B7 ge 1100
B8	L8_V_B5	B8 le 0.29
B9	L8_I_B5	B9 le 0.21
B10	L8_V_B4	B10 le 0.103
B11	L8_V_B6	B11 ge 0.55

Fonte: Da autora, 2017.

Os termos para as bandas Landsat foram *L8_V_B5* (bandas infravermelho) relativa ao período de verão, *L8_I_B5* (banda infravermelho) relativa ao período de inverno, *L8_V_B4*

Utilizou o nome *MASK* para referenciar as máscaras que foram criadas: *Limite_Mask* (Nó raiz), *Urbano_Mask* associado a macha urbana de Riacho dos Machados, *Rejeito_Mask* que compreende a barragem de rejeitos presente na área de estudo e *Cultura_Mask* referenciando as culturas. E por fim, as variáveis contendo os índices de vegetação (NDVI e SAVI) e a altimetria proveniente do SRTM compuseram a árvore.

Com as variáveis de entrada, executou o modelo da árvore de decisão e durante toda a construção da árvore teve como auxílio o programa Google Earth para analisar se a classificação que estava sendo obtida a cada introdução das variáveis realmente correspondia a região classificada. A finalização do procedimento ocorreu quando atingiu uma distinção adequada das classes estabelecidas.

3.6 Índice Kappa

O produto final da classificação necessita de uma verificação para que determine o grau de confiança, sendo assim o Índice Kappa foi utilizado para a validação da acurácia desse resultado. A partir da interface *Classification > Post Classification > Confusion Matrix > Using Ground Truth ROIs* foi adicionado as classificações obtidas. Uma matriz de confusão foi criada após o procedimento e cada classe teve sua acurácia e consequentemente, o coeficiente Kappa.

3.7 Elaboração do mapa temático

A elaboração dos mapas temáticos permite representar com precisão as regiões, formas e feições dos objetos (SANN, 2005). Após a classificação e a determinação da acurácia, foi elaborado o mapa temático através do *software* QGIS para representar as feições classificadas e integrando-o aos elementos cartográficos.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

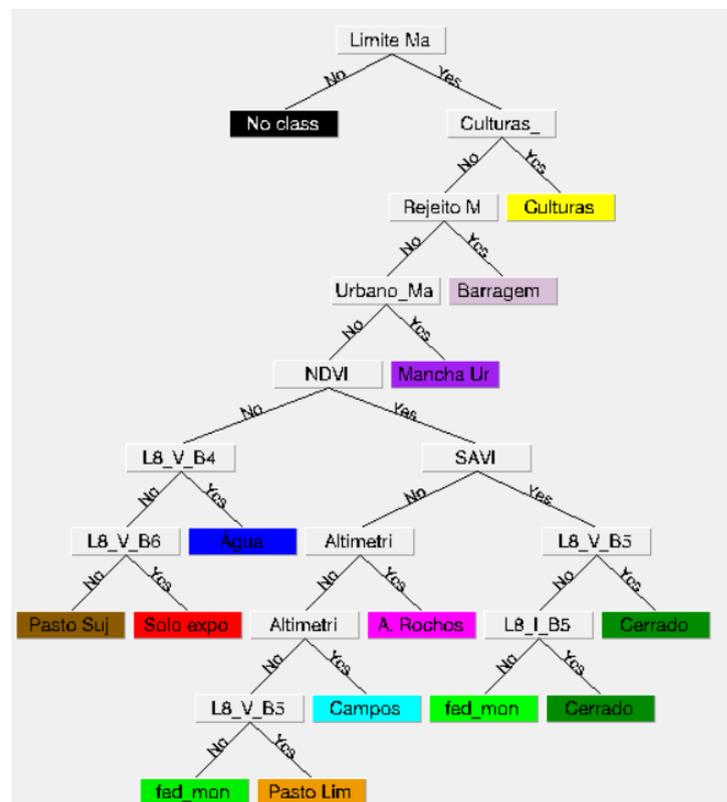
4.1 Classificação por meio do algoritmo Árvore de Decisão

O estudo teve por objetivo mapear o uso e ocupação da área de contribuição da barragem Bico da Pedra, à vista disso o uso do modelo de classificação supervisionada através da árvore de decisão possibilitou a utilização de diversas variáveis nos dados de entrada promovendo um melhor resultado. Dessa forma, vários testes foram realizados para se obter uma melhor estrutura de classificação demonstrando a flexibilidade do algoritmo e permitindo um controle sobre as ações de classificação.

Visando estabelecer uma melhor precisão das classes estabelecidas para área de estudo, teve a combinação de 11 atributos para distinguir as 10 classes: cerrado, floresta estacional decidual montana (fed_mon), campos, água, solo exposto, pasto limpo, pasto sujo, cultura, mancha urbana e barragem de rejeito.

A Figura 6 apresenta o fluxograma do melhor resultado obtido para a classificação através do algoritmo árvore de decisão na classificação do uso e ocupação do solo da barragem Bico da Pedra.

Figura 6 – Fluxograma da árvore de decisão utilizada para o mapeamento da área de estudo



Fonte: Da autora, 2017.

Na primeira etapa, chamada de nó raiz, a variável `limite_mask` definiu a área de interesse, os valores iguais a zero indicaram a classe “não classificado”, ou seja, não compreende no interior do limite da área de estudo. Em seguida as máscaras `mancha_urbana`, `barragem_rejeitos` e `culturas` foram introduzidas na árvore.

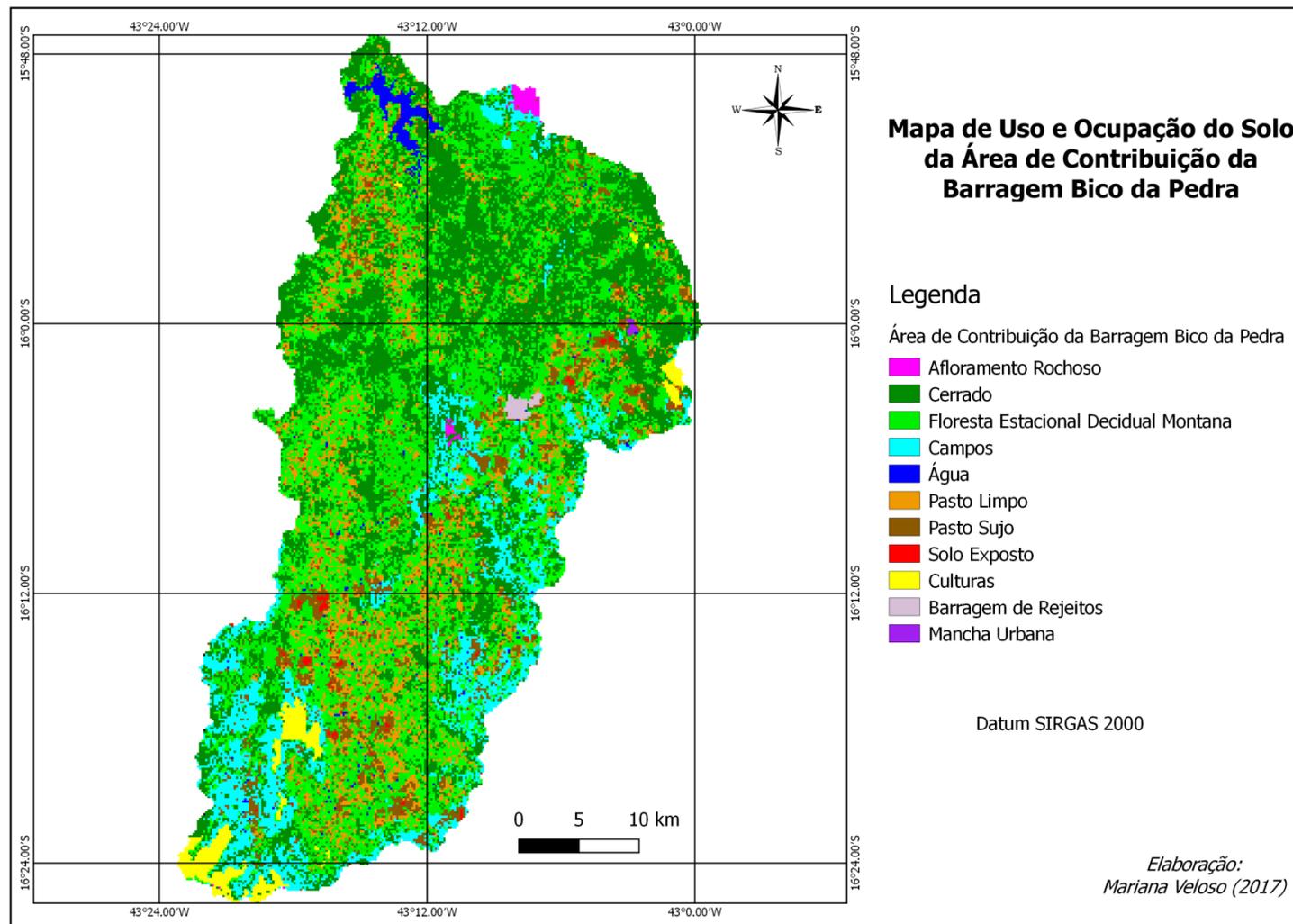
Na etapa seguinte, utilizou a variável NDVI e os valores médios dos pixels maiores ou iguais a 0.3 foram classificados com áreas vegetadas e os valores menores que 0.3 como não vegetados ou referente a outra vegetação. Para o ramo negativo foi utilizado as variáveis: `solo_exposto`, `água` e `pasto sujo` juntamente com seus limiares definidos para as classes a suas respectivas classes. Na divisão do ramo positivo, a variável SAVI foi empregada com o valor limiar maior ou igual a 0.34 classificado como cerrado e o valor menor que 0.34 como demais classes.

No ramo negativo, a variável altimetria foi utilizada a partir de uma máscara SRTM e o valor limiar superior a 1100 metros de altitude, destina-se área de afloramento rochoso e superior a 1000 metros são os campos. A variável `L8_V_B5` definiu as classes de pastagem e `FED_mont`. Já no ramo positivo, empregou a variável `L8_V_B5` com um limiar inferior de 0.29 para cerrado e também recorreu a variável `L8_I_B5` do período de inverno com valor inferior a 0.21 para caracterizar melhor o cerrado e o ramo negativo foi caracterizado como `FED_mont`.

Pode ser observar a aplicação mais de uma vez de algumas variáveis, demonstrando a heterogeneidade da área como a variável altimetria utilizada para separar dois fragmentos de vegetação.

O resultado da classificação supervisionada de uso e ocupação do solo referente ao ano de 2017 da área de contribuição da Barragem Bico da Pedra (MG) está apresentado na Figura 7.

Figura 7 – Mapa de uso e ocupação do solo da área de contribuição da barragem Bico da Pedra



Fonte: Da autora, 2017.

A partir do mapa apresentado, foi possível analisar e compreender a área de estudo para cada categoria estabelecida. A maior parte da área é composta por vegetação, seja cerrado, floresta estacional decidual montana ou campos. Conforme o mapa de vegetação de 2009 elaborado pelo Zoneamento Ecológico Econômico do Estado de Minas Gerais (ZEE), nas áreas de vegetação dentro da área de contribuição da barragem apresenta em grande parte a vegetação de cerrado, floresta estacional decidual e campos. Esses fragmentos foram verificados nas imagens de satélites e diferenciados dentro da árvore de decisão.

As áreas com pastagem foram classificadas em duas ramificações dentro da árvore, uma a partir do ramo positivo do índice de vegetação caracterizando o pasto limpo, ou seja, melhor manejado e o pasto sujo proveniente do ramo negativo do índice de vegetação caracterizando-o de baixa produtividade. A atividade de pastagem corresponde a 16.05 % da área, o que equivale a 260.71 km² conforme a Tabela 5, e se intensifica em regiões com a classificação de solos em Cambissolo háplico Tb distrófico e Neossolo litólico distrófico que segundo a Embrapa (2006) são solos com baixa fertilidade.

Tabela 5 – Classes de uso do solo

Classes	Área (Km ²)	Área (%)
Água	18.68	1.15
Barragem de Rejeitos	4.06	0.25
Cultivos	32.49	2.00
Mancha Urbana	0.82	0.05
Pasto Limpo	157.58	9.7
Pasto Sujo	103.13	6.35
Solo Exposto	9.75	0.6
Campos	170.56	10.5
FED_mon	602.68	37.1
Cerrado	524.7	32.3
Soma	1624.45	100

Fonte: Da autora, 2017.

Nas áreas com culturas houve uma predominância de eucalipto. Segundo um estudo sobre o impacto ambiental das floretas de eucalipto realizado por Vital (2007), o

cultivo de eucalipto não necessariamente impacta negativamente o lençol freático da região, depende de fatores como a quantidade consumida de água e a precipitação pluviométrica da região que para Foelkel (2005) deve ser em torno de 800 a 1200 mm/ano. A presença de culturas próximas do reservatório é notável, podendo prejudicar o abastecimento de água para consumo humano e irrigação.

Leite, Dias e Rocha (2015), em estudo da ocupação no entorno da barragem Bico da Pedra, constataram que o nível está diminuindo devido a baixa pluviosidade nos últimos anos no norte de Minas Gerais e o crescente consumo de água. Os autores ainda verificaram impactos ambientais no entorno do reservatório como desmatamento e estradas que promove a uma maior erosão e conseqüentemente o assoreamento do rio. Durante a interpretação inicial das duas imagens de satélites dos períodos de verão e inverno, foi possível verificar que o Rio Gortuba está seco em grande parte do percurso e a classificação obtida demonstra que a massa de água foi detectada em maior parte dentro do reservatório.

Estudos semelhantes foram realizados por Oliveira, Sá e Leite (2016) sobre o uso e ocupação do solo na área de drenagem da barragem de Juramento-MG e a metodologia empregada foi por meio do classificador MAXVER em uma análise temporal, utilizando imagens do Landsat 5 e 8 . Os autores constataram que a vegetação do cerrado está dando espaço aos eucaliptos e pastagens, mas apresentando em grande parte da área, a vegetação natural. Além disso, os resultados obtidos podem contribuir nas pesquisas hidroambientais, gestão dos recursos hídricos e promover futuramente projetos e ações de conservação da área de drenagem de Juramento. Birino, Braga e Fernandes (2015) também verificaram os impactos ambientais através da classificação do uso e ocupação do solo ao longo de 28 anos na microbacia do Ribeirão do Onça, Itacambira-MG sendo esse um importante curso d'água para o abastecimento público da cidade. Para a realização do estudo utilizou o classificador *Bhattacharya* por regiões, disponível no SPRING. Os resultados foram o aumento das classes de solo exposto, pastagens e culturas, e a redução da vegetação nativa.

Almeida (2016) mapeou as áreas de veredas da APA do Rio Pandeiros através de dois tipos de classificação, além do MAXVER, utilizou o método da árvore de decisão. A conclusão obtida foi que o classificador MAXVER não conseguiu distinguir as veredas de forma satisfatória gerando confusão entre as classes de vegetação. Já na utilização da árvore de decisão, as classes espectrais similares foram distintas e as variáveis de entrada como as

máscaras e os índices de vegetação contribuíram significativamente para melhorar as distinções entre as classes.

No estudo em questão, a presença das classes de vegetação corresponde a 1297.94 km², quase 80% da área e de forma significativa o método da árvore de decisão possibilitou diferenciar. A criação das máscaras foi importante para que estas não se confundissem com as classes de vegetação, sendo uma dos passos iniciais para o melhoramento da classificação. Além do mais, o método possibilitou estabelecer as classes de pastagens, sujas e limpas. De acordo com os resultados obtidos, verifica-se a contribuição das ferramentas do SIG para a gestão das bacias hidrográficas possibilitando a interpretação do uso e ocupação do solo atual de forma a proporcionar estudos e ações nas áreas degradadas e interceptadas pelo homem como as áreas de pastagens, solos expostos e próximos a barragem, além de conservar as áreas de vegetação.

4.2 Avaliação da acurácia da classificação de uso e ocupação

Visando avaliar a qualidade do mapeamento do uso e ocupação do solo, a acurácia geral alcançada foi de 88.33% e está apresentada na Tabela 6 juntamente com a matriz de confusão gerada. Além disso, o Índice Kappa para a classificação obteve um valor satisfatório, de acordo com Landis e Koch (1977), com concordância excelente variando entre 0.8 e 1.0.

Tabela 6 - Matriz de confusão da classificação

	Amostras	P. Su	Cul	M. Ur	Cam	Ág	A. Ro	Cer	P. Li	Fed	S. Ex	B. Rej
No class	7	2	1	0	0	0	0	2	0	2	0	0
Pasto Sujo	32	15	2	4	2	2	1	0	1	1	4	0
Culturas	423	0	418	0	5	0	0	0	0	0	0	0
M. Urbana	22	0	0	22	0	0	0	0	0	0	0	0
Campos	204	4	3	0	170	0	0	26	0	1	0	0
Água	46	0	0	1	1	43	0	1	0	0	0	0
A. Rochoso	70	0	1	0	2	0	64	3	0	0	0	0
Cerrado	799	0	6	0	39	3	0	740	0	11	0	0
Pasto Limpo	29	1	3	1	0	0	0	1	7	11	5	0
FED_mon	151	6	11	0	11	5	0	25	2	90	1	0
Solo exposto	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0
B. Rejeitos	49	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	49
Total	1834	28	445	28	230	53	65	798	10	116	12	49
Acur. Geral	88.3315%											

(1620/1834)

Índice Kappa 0.8406

Fonte: Da autora, 2017.

Observa-se que os números de pontos de verdade terrestre das classes pasto limpo, pasto sujo e solo exposto foram inferiores as demais classes. Deve-se isso a dificuldade de indicar essas amostras pela semelhança das assinaturas espectrais entre elas. Vilela *et al.* (2000) apresentaram dificuldades envolvendo as culturas, pasto, urbano e matas. E depois das observações a campo, os autores constataram que as áreas de pastos degradados e solo exposto estavam se confundindo com os campos sazonais podendo ser explicadas pelas respostas espectrais dos alvos. Da mesma forma que a área urbana rodeada por solo exposto e vegetação herbácea do estudo apresentaram resposta espectral semelhante as culturas. Almeida (2016) elaborou o Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) em seu estudo na qual adquiriu as assinaturas espectrais do solo exposto, vegetação e água verificando a proporção desse componente dentro do pixel sendo que essa variável de entrada contribuiu em 15% para a construção da árvore de decisão.

As estatísticas de acurácia do produtor, usuário e erros de comissão e omissão são apresentadas na Tabela 7.

Tabela 7 - Acurácia do resultado da classificação de uso e ocupação do solo

	Ac. Produtor (%)	Ac. Usuário (%)	Erro de Comissão (%)	Erro de Omissão (%)
Cerrado	92.73	92.62	7.38	7.27
FED_mon	77.59	59.60	40.40	22.41
Campos	73.91	83.33	16.67	26.09
Culturas	93.93	98.82	1.18	6.07
Aflor. Rochoso	98.46	91.43	8.57	1.54
Pasto Limpo	70.00	24.14	75.86	30.00
Pasto Sujo	53.57	46.88	53.13	46.43
Solo Exposto	16.67	100.00	0.00	83.33
Água	81.13	93.48	6.52	18.87
Mancha Urb.	78.57	100.00	0.00	21.43
B. Rejeitos	100.00	100.00	0.00	0.00

Fonte: Da autora, 2017.

Os indicadores de erros de comissão e omissão correspondem os erros das acurácias do produtor e usuário. Segundo Almeida (2016), o primeiro indicador entende-se como a probabilidade de um pixel classificado pertencer de fato a esta classe determinada. E o segundo, são os erros de outras classes atribuídos a classe determinada.

Na análise da Tabela 7, a classificação apresentou um desempenho pior nas classes de FED_mon, pasto limpo e sujo, de acordo com a exatidão do usuário de 56.60%, 24.14% e 46.88% respectivamente. Isso indica que 43.4% das amostras classificadas como área de FED_mon foram equivocadas, da mesma maneira que mais que 50% das áreas de pastagens também foram equivocadas, todas correspondendo aos erros de comissão.

De acordo com a exatidão do produtor, a classe de vegetação de cerrado, afloramento rochoso e culturas apresentaram os melhores resultados com valores acima de 90%. Além disso, percebe-se que as classes de pasto sujo e solo exposto obtiveram os menores valores quando comparado com as outras classes. Esse indicativo não foi significativo devido as distorções provocadas pela rugosidade da cobertura do solo que segundo EDRIWEERA *et al.* (2011) os sinais detectados pelo sensor sofrem efeitos de geometria do terreno e ângulos de incidência solar.

No entanto os erros e as dificuldades encontradas não inviabilizam a metodologia empregada para o mapeamento da área de estudo. Pelo contrário, as classificações das imagens e a elaboração dos mapas promove um melhor entendimento das atividades atuais das áreas de estudo de forma a planejar as ações futuras de recuperação ou conservação e o uso racional dos recursos naturais.

Além disso, o método empregado da classificação por meio da árvore de decisão abre possibilidades para uma análise temporal com os percentuais e de como está dando o desenvolvimento dessa área.

5 CONCLUSÃO

A metodologia empregada para a classificação do uso e ocupação da barragem Bico da Pedra apresentou resultados consistentes através do algoritmo árvore de decisão, resultado comprovado pela acurácia e o coeficiente Kappa. Observou-se que cerca 80% da área de estudo é ocupada pela vegetação e tendo sua distinção facilitada pelos atributos de índices de vegetação e as bandas de estações de verão e inverno. Além disso, a principal atividade antrópica é a pastagem, tendo uma representação significativa de área ocupada. Portanto, sugere-se para aprimorar o estudo, realizar a transformação topográfica e o MLME das imagens para diferenciar melhor as áreas de solo exposto e pastagens, obtendo a resposta espectral dos mesmos. A presença de culturas próximas a nascente do Rio Gorutuba é visualizada e estudos devem ser realizados para analisar a ação dessa atividade na quantidade e qualidade do principal curso d'água da área de estudo.

Conclui-se que a metodologia sistematizada possibilitou identificar e mapear a área de contribuição da barragem Bico da Pedra, contribuindo para o conhecimento dessa importante área do Norte de Minas Gerais. No entanto, o monitoramento deve ser contínuo para propor projetos e ações de conservação e revitalização e assim contribuir para uma melhor gestão e planejamento dos recursos hídricos.

REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS (Brasil). Plano de recursos hídricos da bacia hidrográfica do rio Verde Grande / Agência Nacional de Águas. - Brasília: ANA, 2013. Disponível em: http://arquivos.ana.gov.br/servicos/planejamento/planoderecursos/20150902_PRH_Verde_Grande.pdf >. Acesso em: 14 set. 2017.
- ALMEIDA, J. W. L. Métodos de sensoriamento remoto no mapeamento de veredas na APA rio pandeiros. 2016. 83 f., Dissertação (Pós Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2016.
- ALMEIDA, R. P. Uso e ocupação do solo em áreas de assentamentos rurais no norte de minas gerais. 2016. 86 f., Dissertação (Mestrado em Produção Vegetal) - Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Ciências Agrárias, Montes Claros, 2016. Disponível em: < <http://www.bibliotecadigital.ufmg.br/dspace/handle/1843/NCAP-A89G5T> >. Acesso em: 02 set. 2017.
- BARRELLA, W. et al. As relações entre as matas ciliares os rios e os peixes. In: **Matas Ciliares: conservação e recuperação (R.R. Rodrigues & H.F. Leitão Filho)**. 2.ed. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 2001.
- BIRINO, T. A.; BRAGA, M. D.; FERNANDES, F. H. Diagnóstico ambiental da microbacia do Ribeirão do Onça, no norte do Estado de Minas Gerais. In: Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 11, Brasília. **Anais...** Brasília: ABRH, 2015.
- BRASIL. Lei n. 9.433, de 8 de janeiro de 1997. Política Nacional dos Recursos Hídricos. Disponível em: < http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L9433.htm >. Acesso em: 14 set. 2017.
- CARVALHO, O. A. *et al.* Mapeamento da vegetação na floresta atlântica usando o classificador de árvore de decisão para integrar dados de sensoriamento remoto e modelo digital do terreno. **Revista Brasileira de Geofísica**, São Paulo, v.26, n.3, p.331-345, 2008.
- EDIRIWEERA, S. et al. Impact of different topographic corrections on prediction accuracy of Foliage Projective Cover (FPC) in a topographically complex terrain. **ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. I-7, p. 123-128, 2011.
- DIEGUES, A.C. Desenvolvimento sustentado, gerenciamento geoambiental e de recursos naturais. **Cadernos FUNDAP**, São Paulo, Ano 9, n. 16, p. 33-45, jun. 1989.
- DIG, Distrito de Irrigação do Perímetro Gorutuba. Caracterização do Perímetro de Irrigação Gorutuba. Nova Porteirinha, 08 fev. 2013. Disponível em: < <http://www.dig.org.br/noticia/Caracterizacao-do-Perimetro-de-Irrigacao-Gorutuba-distrito-do-gorutuba/31/>>. Acesso em: 15 jul. 2017.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa do Solo. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 2. ed. Rio de Janeiro, Embrapa Solos, 2006. 306p.

FEAM – FUNDAÇÃO ESTADUAL DO MEIO AMBIENTE. Brasil, 2010. Disponível em: <http://www.dps.ufv.br/?page_id=742> Acesso em: 10 out. 2017.

FERNANDES, F. H. S.; MOREIRA, A. A.; NERY, C. V. M.. Dinâmica do uso e ocupação do solo da área desapropriada do lago artificial do bico da pedra no norte do estado de minas gerais. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 15, n. 50, p. 187-206, mai./jun. 2014.

FIGUEIREDO, D. **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto**. Setembro, 2005. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/conabweb/download/SIGABRASIL/manuais/conceitos_sm.pdf>. Acesso em: 06 set. 2017.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. 3ª edição ampliada e atualizada. 3ª. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 128 p, 2011.

FOELKEL, C. “Minerais e nutrientes das árvores dos eucaliptos: Aspectos ambientais, fisiológicos, silviculturais e industriais acerca dos elementos inorgânicos presentes nas árvores”. *Eucalyptus Newsletter*, n. 2, out. 2005.

FRIEDL, M.A.; BRODLEY, C.E. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, v.61, p.399-409, 1997. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425797000497>> Acesso em: 15 nov. 2017.

GOMES, D. D. M.. Análise multitemporal do processo de degradação da vegetação da bacia hidrográfica do Rio Jaibaras no Estado do Ceará. **Geografia Ensino & Pesquisa**, Santa Maria, v. 15, n. 2, p. 41-62, mai./jun. 2011.

HUETE, A.R. A soil-adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, **Elsevier Science Publishing Co.**, New York, v. 25, p. 295-309. 1988.

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

JENSEN, J. R.. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução: José Carlos Neves Epiphanyo (coord.) et al. São José dos Campos: Parêntese, 2009.

JOG, S.; DIXIT, M. Supervised classification of satellite images. *Conference on Advances in Signal Processing (CASP)*, 2016.

KAPLAN, E. **Pequenas barragens para o abastecimento de água no município de caxias dos sul/RS: avaliação e proposição de métodos de recuperação e conservação**. 2010.100 f. Trabalho de conclusão de curso (Engenharia Civil) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

KÖPPEN, W. **Climatologia: con un studio de los climas de la tierra**. México: Fundo de Cultura Econômica, 1948. 478p.

LANDIS, J.; KOCH, G. The measurement of observer agreement for categorical data, Washington, USA. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

LEITE, M. E.; DIAS, L. S.; ROCHA, A. M.. Análise da ocupação no entorno da Barragem Bico da Pedra, no Município de Janaúba/MG. **Caderno de Geografia**, Belo Horizonte, v. 25, n. 44, p. 221-236, jul. 2015.

LIMA, W. de P. **Hidrologia florestal aplicada ao Manejo de bacias hidrográficas**. 2ª Ed. Piracicaba. 2008. 253 p.

LIMA, W.P. & ZAKIA, M.J.B. 2000. Hidrologia de matas ciliares. In: **Matas Ciliares: conservação e recuperação (R.R. Rodrigues & H.F. Leitão Filho, eds.)**. EDUSP, São Paulo, p.33-44.

LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Campo Grande: Uniderp, 2006. 908p.

MARTINS, F. C, R. A.B.; J.C.T.V J. O uso do geoprocessamento como apoio ao diagnóstico ambiental da bacia hidrográfica do Córrego Bom Retiro, Jaú – SP. In: VI Simpósio Regional de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto – Geonordeste. **Anais...** Aracaju: EMBRAPA, 2014. p. 531-536.

MATHER, P.M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. New York: John Wiley & Sons, 1999, 292p.

MITCHELL, A. (2005) *The ESRI Guide to GIS Analysis Volume 1: Geographic Patterns and Relationships*. California: Esri Press.

NASA. **Science**. National Aeronautics and Space Administration - NASA. EUA, 2013. Disponível em: <<http://landsat.gsfc.nasa.gov/about/science.html>>. Acesso em: 25 out. 2017.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. São Paulo: Editora Blucher, 2. ed. p. 308. 1992.

OLIVEIRA, W. F.; SÁ, R. A.; LEITE, M. E. Dinâmica do uso e ocupação do solo na área de drenagem do Reservatório de abastecimento do sistema Juramento/MG. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 17, n. 57, p. 92-106, mar. 2016.

PINA, M. F. **Modelagem e Estruturação de Dados Não-Gráficos em Ambiente de Sistemas de Informação Geográfica: estudo de caso na área de saúde pública**. 1994. 17 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Cartográfica, Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro, 1994.

PETROPOULOS, G. P., ARVANITIS, K.; SIGRIMIS, N. 2012. Hyperion hyperspectral imagery analysis combined with machine learning classifiers for land use/cover mapping. *Expert systems with Applications*, 39(3), 3800-3809.

PIROLI, E. L. **Introdução ao geoprocessamento**. Ourinhos: Unesp/Campus Experimental de Ourinhos, 2010. 46p.

- QUEIROZ, L. A. P. C. **Incorporações imobiliárias: ciclos, financeirização e dinâmica espacial em Natal/RN**. 2012, 271f. Tese (Doutorado em Desenvolvimento Urbano) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2012. Disponível em: < <http://repositorio.ufpe.br/bitstream/handle/123456789/11422/TESE%20LUIZ%20ALESSANDROC%C3%82MARA.pdf?sequence=1&isAllowed=y>> Acesso em: 20 nov. 2017.
- RIBEIRO, C.S.; SOARES, V.P.; OLIVEIRA, A.M.S.; GLERIANI, J.M. O desafio da delimitação de áreas de preservação permanente. *Revista Árvore*, v.29, p.203-212, 2005.
- RODRIGUES, M. T. et al. Utilização do geoprocessamento na classificação do uso da terra em áreas conflitantes da bacia hidrográfica do rio capivara no município de Botucatu-SP. In: *Workshop Internacional de Planejamento em Bacias Hidrográficas*, 4, 2013, Presidente Prudente. **Anais...** Presidente Prudente, SP: UNESP/FCT, 2013.
- ROSA, Roberto. *Introdução ao Sensoriamento Remoto*. EDUFU, 2009.
- ROUSE, J.W. et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: *Third ERTS Symposium, Proceedings, NASA SP-351, NASA, Washington, DC*, v. 1, p. 309-317, 1973
- RUSSELL, S; NORVIG, P. *Inteligência Artificial*. Campus, Rio de Janeiro, RJ. 2004. Tradução da segunda edição.
- SANCHES, I. D. Análise comparativa de três métodos de correção atmosférica de imagens Landsat 5 – TM para obtenção de refletância de superfície e NDVI. In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR, 15., Curitiba. Anais...* Curitiba: INPE, 2011. Disponível em: < <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p1555.pdf>>. Acesso em: 01 nov. 2017.
- SANN, J. G. O Papel da Cartografia Temática nas Pesquisas Ambientais. **Revista do Departamento de Geografia**, n. 16, p. 61-69, 2005.
- SANTOS, M. T. P.; FERREIRA, E. J.; FERREIRA, M. F. F. Estudo de caso da degradação ambiental do rio Gorutuba no município de Francisco Sá. **Cerrado**, Montes Claros, v. 15, n. 1, p. 265-284, jan./jun. 2017.
- SANTOS, A. B. PETRONZIO, J. A. C. Mapeamento de uso e ocupação do solo do município de Uberlândia-MG utilizando técnicas de Geoprocessamento. In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR, 15., Curitiba. Anais...* Curitiba: INPE, 2011. Disponível em: <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p0210.pdf> Acesso em: 11 nov. 2017.
- SATO, L. Y. et al. Análise comparativa de algoritmos de árvore de decisão do sistema WEKA para classificação do uso e cobertura da terra. In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 16., Foz do Iguaçu. Anais...* Foz do Iguaçu: INPE, 2013. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/261913754_Analise_comparativa_de_algoritmos_de_arvore_de_decisao_do_sistema_WEKA_para_classificacao_do_uso_e_cobertura_da_terra>. Acesso em: 15 out. 2017.

SILVA, A. A. F. **Geoprocessamento aplicado à análise e mapeamento Geomorfológico da bacia hidrográfica do Ribeirão São João-TO**. 2010. 45 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Geografia) – Universidade Federal do Tocantins, Porto Nacional, 2010.

VILELA, M. F.; SOARES, V. P.; RIBEIRO, J. C.; BRITES, R. S. Avaliação de técnicas de realce e classificação digital na elaboração de um mapa de uso da terra mediante uma imagem TM/LANDSAT-5. **Revista Árvore**, v. 24, n. 2, p. 161-173, 2000.

VITAL, M. H. F. Impacto ambiental de florestas de eucalipto. *Revista do BNDES*, Rio de Janeiro, v. 14, n. 28, p. 235-276, 2007.

USGS. **United States Geology Survey (USGS)**. 2013. Disponível em: <https://landsat.usgs.gov/what-are-band-designations-landsat-satellites> Acesso em: 25 set. 2017.

