

Marina Lorena Campos Teixeira

Análise da dinâmica da paisagem
para o município de Barão de
Cocais - MG

XVI Curso de Especialização em
Geoprocessamento - 2017



UFMG
Instituto de Geociências
Departamento de Cartografia
Av. Antônio Carlos, 6627 – Pampulha
Belo Horizonte
cartografia@igc.ufmg.br

MARINA LORENA CAMPOS TEIXEIRA

**ANÁLISE DA DINÂMICA DA PAISAGEM PARA O MUNICÍPIO DE
BARÃO DE COCAIS - MG**

Monografia apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Especialista em Geoprocessamento. Curso de especialização em geoprocessamento. Departamento de Cartografia. Instituto de Geociências. Universidade Federal de Minas Gerais.

Orientador: Prof. Bráulio Magalhães
Fonseca

BELO HORIZONTE
2017

T266a Teixeira, Marina Lorena Campos.
2017 Análise da dinâmica da paisagem para o município de Barão de Cocais – MG [manuscrito] / Marina Lorena Campos Teixeira. – 2017.

viii, 37 f., enc.: il. (principalmente color.)

Orientador: Bráulio Magalhães Fonseca.
Monografia (especialização) – Universidade Federal de Minas Gerais, Departamento de Cartografia, 2017.

Bibliografia: f. 30-33.

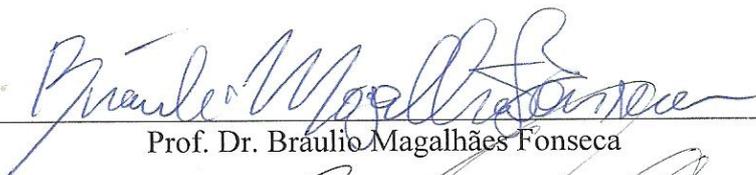
Inclui apêndices.

1. Geoprocessamento. 2. Solo – Uso. 3. Sensoriamento remoto – Minas Gerais. I. Fonseca, Bráulio Magalhães. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Departamento de Cartografia. III. Título.

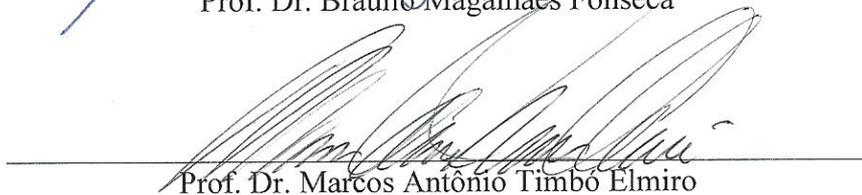
CDU: 528(815.1)

Aluna Marina Lorena Campos Teixeira

Monografia defendida e aprovada em cumprimento ao requisito exigido para obtenção do título de Especialista em Geoprocessamento, em 05 de dezembro de 2017, pela Banca Examinadora constituída pelos professores:



Prof. Dr. Braulio Magalhães Fonseca



Prof. Dr. Marcos Antônio Timbó Elmiro

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. OBJETIVOS.....	2
2.1. Objetivo geral	2
2.2. Objetivos específicos	2
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	2
3.1. Trabalhos relacionados ao tema de estudo	8
4. ÁREA DE ESTUDO	8
4.1. Histórico.....	9
4.2. Caracterização.....	10
5. MATERIAIS E MÉTODOS	11
5.1. Chaves de classificação	12
5.2. Classificação	12
5.3. Estimativa de mudanças.....	13
5.4. Simulação de cenários futuros	13
6. RESULTADOS E DISCUSSÃO	14
7. CONCLUSÕES.....	29
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	30
9. APÊNDICES	34

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Curva espectral da vegetação, da água e do solo (Fonte: Florenzano, 2002)	5
Figura 2 - Composições RGB mais utilizadas e as respectivas bandas para os satélites Landsat 5/7 e Landsat 8 (Fonte: <i>Landsat Missions - USGS</i>).....	7
Figura 3 - Mapa de localização do município de Barão de Cocais	9
Figura 4 - Fluxograma metodológico do trabalho	12
Figura 5 - Mapa de usos da terra para o município de Barão de Cocais em 2001	15
Figura 6 - Mapa de usos da terra para o município de Barão de Cocais em 2010	16
Figura 7 - Mapa de usos da terra para o município de Barão de Cocais em 2016	17
Figura 8 - Gráfico de ganhos e perdas das classes analisadas entre 2001 e 2016, em hectares.	18
Figura 9 - Gráfico de mudança líquida de cada classe, entre 2001 e 2016, em hectares. ..	18
Figura 10 - Variação da classe eucalipto frente às demais classes, em hectares.....	19
Figura 11 - Variação da classe mineração frente às demais classes, em hectares.....	19
Figura 12 - Variação da classe pastagem frente às demais classes, em hectares	20
Figura 13 - Variação da classe "meio urbano" frente às demais classes, em hectares	20
Figura 14 - Variação da classe vegetação densa frente às demais classes, em hectares ...	21
Figura 15 - Variação da classe "solo exposto" frente às demais classes, em hectares	21
Figura 16 - Mapa de mudança das classes de usos da terra entre os anos de 2001 e 2016, para o município de Barão de Cocais.	23
Figura 17 - Mapa de persistência das classes de usos da terra entre os anos de 2001 e 2016, para o município de Barão de Cocais.	24
Figura 18 - Mapa de usos da terra para o ano de 2016, gerado pelo <i>Land Change Modeler</i>	26
Figura 19 - Mapa de usos da terra para o ano de 2025, gerado pelo <i>Land Change Modeler</i>	28

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Bandas dos satélites Landsat 5 e suas aplicações	6
Tabela 2 - Bandas dos satélites Landsat 8 e suas aplicações	6
Tabela 3 - Dados estatísticos do processo de classificação	14
Tabela 4 - Valores de Cramer obtidos para as variáveis analisadas	25
Tabela 5 - Resultado da validação das mudanças simuladas pelo LCM	27

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CENIBRA - Celulose Nipo-Brasileira S/A

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

LCM - *Land Change Modeler*

LUCC - *Land Use and Land Cover Change Models*

MAXVER - Máxima Verossimilhança

PDI - Processamento Digital de Imagens

RNA - Redes Neurais Artificiais

SIG - Sistema de Informações Geográficas

USGS - *United States Geological Survey*

RESUMO

O mapeamento de usos da terra em períodos distintos apresenta como principal vantagem a possibilidade de compreender qual o padrão de mudança verificado, e aplicar este padrão para estimar como ocorrerá a futura ocupação da região. Isto pode ser feito por meio da aplicação de geotecnologias, especialmente as ferramentas de sensoriamento remoto, de interpretação e processamento digital de imagens. Este trabalho tem como objetivo realizar a análise da dinâmica da paisagem no município de Barão de Cocais (MG), entre os anos de 2001 e 2016, e realizar uma projeção de usos futuros para o ano de 2025. Para tanto, imagens do satélite *Landsat* foram classificadas utilizando o classificador de máxima verossimilhança (MAXVER) no programa SPRING/INPE; em seguida, estas imagens foram inseridas no módulo *Land Change Modeler* do programa IDRISI, onde foi possível quantificar as mudanças ocorridas no intervalo dos anos analisados e ainda realizar a projeção para o ano de 2025. Verificou-se que as classes que apresentaram perdas em sua cobertura foram as pastagens e a vegetação rasteira, enquanto todas as outras analisadas apresentaram ganhos - com destaque para as plantações de eucalipto e vegetação densa, assim como as classes de mineração e meio urbano. A projeção de um cenário futuro também apresentou resultados satisfatórios, mas pode ser aprimorada e deve ser analisada com cuidado, considerando as incertezas envolvidas no processo.

1. INTRODUÇÃO

A paisagem pode ser definida, segundo Metzger (2001), como um "*mosaico heterogêneo formado por unidades interativas*", sendo que a mudança em uma destas unidades já representa a mudança na paisagem como um todo. As mudanças podem ocorrer de maneira inteiramente natural, mas as que ocorrem devido à ação antrópica são verificadas em espaços temporais mais curtos, podendo acarretar impactos mais significativos para o ambiente como um todo.

As mudanças no uso e cobertura da terra fornecem indícios históricos e permitem uma avaliação de futuros possíveis para uma determinada área de estudo e para toda a humanidade (HOUGHTON, 1994; STEINITZ, 2012).

A compreensão da maneira que ocorre a mudança da paisagem em um determinado local pode ajudar a elucidar de que forma ocorreu a ocupação da terra até um presente momento e também mostrar como é esperado que este cenário se comporte no futuro. Esse conhecimento antecipado pode ser útil para a realização de um planejamento de ocupação territorial, de forma a garantir que a potencialidade de uma região pode ser devidamente explorada, ou mesmo a auxiliar na adoção de medidas de prevenção de um cenário não desejado, de forma a garantir uma ocupação ordenada.

Uma das maneiras mais eficientes de fazer este tipo de mapeamento é por meio do uso de geotecnologias. As técnicas de Sensoriamento Remoto, de Interpretação e Processamento de Imagens permitem uma avaliação holística e integrada dos múltiplos fatores que caracterizam a paisagem. As ferramentas presentes em um Sistema de Informações Geográficas (SIG) são capazes de auxiliar na análise espacial de uma região de interesse, especialmente considerando o avanço nas técnicas de análise espacial e extração de informações de imagens aéreas, que se mostram bastante úteis para o processo de mapeamento dos usos da terra. Uma das grandes vantagens das ferramentas de geoprocessamento é a possibilidade de realização de uma análise multitemporal, de maneira a realizar uma modelagem mais complexa.

No Brasil, a intensificação da dinâmica de ocupação do território pode ser observada de maneira efetiva, e com grande intensidade, na "*região concentrada*", abrangendo os estados do sudeste e sul (SANTOS, 1993, 1994). No caso do Estado de Minas Gerais,

observa-se uma relação estreita entre os ciclos da mineração e o processo de urbanização, acarretando em profundas e extensas transformações nas formas e padrões de uso e cobertura da terra (ÁVILA; MONTE-MÓR, 2007; BRIDGE, 2004; BUENO, 2012; SONTER; BARRETT; *et al.*, 2014; SONTER; MORAN; *et al.*, 2014).

O presente trabalho visa investigar o município de Barão de Cocais, localizado na porção central do estado de Minas Gerais, visto que desde sua ocupação inicial a região apresenta um intenso dinamismo no que diz respeito à mudança da paisagem. Seu desenvolvimento inicial ocorreu devido à descoberta de ouro na região, fazendo com que a atividade minerária representasse uma grande importância na economia da região. A atração de pessoas possibilitou também o início das práticas agropecuárias na região, que ainda hoje representam uma significativa parcela do uso da terra no município. Destaca-se, ainda, a recente prática de silvicultura na região, com destaque para as fazendas de eucalipto, que abastecem indústrias de papel e celulose do estado de Minas Gerais.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo geral

- Realizar a análise da dinâmica da paisagem no município de Barão de Cocais, frente ao intenso dinamismo relacionado às mudanças provocadas por atividades minerárias, práticas agropecuárias e silvicultura de eucaliptos.

2.2. Objetivos específicos

- Mapear os usos da terra para o município de Barão de Cocais para os anos de 2001, 2010 e 2016;
- Analisar comparativamente as mudanças ocorridas no intervalo temporal e quantificar as mudanças de cada tipo de uso;
- Estabelecer projeções de usos da terra para o ano de 2025, utilizando o modelo *Land Change Modeler* do software IDRISI.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A compreensão dos dinâmicos processos de usos da terra é de fundamental importância para garantir que o ambiente seja utilizado de forma sustentável e, nos casos específicos,

seja também preservado. Em épocas onde a mudança da paisagem é bastante rápida, seja por questões ligadas às atividades agropastoris ou pelas elevadas taxas de ocupação humana em aglomerados urbanos, é importante que as tecnologias de modelagem também avancem, de forma a garantir que as alterações sejam realizadas de modo a causar menos impactos, mantendo a capacidade de carga do ambiente (PIRES, 2005; SÁNCHEZ, 2008; STEINITZ, 2012).

A análise das mudanças no uso, cobertura e ocupação da terra, no espaço e no tempo, constitui uma prática fundamental para o planejamento territorial e ambiental. Neste sentido, a modelagem da dinâmica do uso e cobertura da terra é uma técnica importante para projetar cenários futuros, visando o planejamento de uma determinada área de estudo, produzindo informações que ajudam na compreensão do comportamento espacial dos processos relacionados (MAS et al., 2014; STEINITZ, 2012; VELDKAMP; FRESCO, 1996; VELDKAMP; LAMBIN, 2001).

O monitoramento das mudanças ocorridas e observadas ao longo do tempo e variando no espaço pode ser realizado por modelos e algoritmos computacionais de detecção de mudança (*Land Use and Land Cover Change Models*, LUCC). Modelos LUCC consideram processos sociais, ambientais, institucionais e econômicos, compreendendo uma grande quantidade de variáveis, em diferentes abordagens metodológicas (EASTMAN, 2011; MAS et al., 2014; SOARES-FILHO; RODRIGUES; FOLLADOR, 2013; STOMPH; FRESCO; KEULEN, 1994).

Alves e Conceição (2011) revisam, em parte de seu trabalho, o processo histórico de classificação do uso da terra. Inicialmente essa classificação era baseada em trabalhos de campo, o que demandava mais tempo e mais recursos. A disponibilização de imagens orbitais a partir da década de 1970 permitiu um maior alcance destes trabalhos, visto que, com a devida interpretação das imagens, é possível analisar os padrões de distribuição que caracterizam áreas de vegetação natural, de agricultura, áreas urbanas, etc. Já na década de 1990 surgiram as imagens de alta resolução, permitindo que estudos relacionados ao planejamento e gestão do espaço também pudessem aplicar os conceitos de sensoriamento remoto.

O processamento digital das imagens (PDI) é uma das fases mais importantes do processo de análise espacial. Segundo Carvalho (2004), o processamento consiste no emprego de

técnicas capazes de transformar uma imagem, de forma que se torne mais adequada à visão humana ou à análise computacional. É um processo que vêm se aprimorando desde o século passado: na década de 1960 iniciou-se o uso de técnicas computacionais que permitiam o melhoramento de imagens provenientes de sondas espaciais; na década de 1970 essas tecnologias começaram a ser utilizadas em larga escala para diagnósticos médicos por meio de imagens; já na década seguinte houve a disseminação das técnicas de PDI, de forma a permitir um significativo avanço em diversas áreas do conhecimento além da análise espacial. (CARVALHO, 2004).

Considerando a existência e a disponibilidade mais ampla de dados espaciais, foi importante o desenvolvimento de técnicas capazes de extrair corretamente informações e representá-las de maneira adequada, tanto espacialmente como temporalmente. Esta necessidade foi suprimida por meio dos modelos espaciais; estes modelos podem ser utilizados para descrever a evolução de padrões espaciais de um fenômeno em um determinado intervalo temporal sendo, portanto, chamados de modelos dinâmicos (PEDROSA, 2003). Estes modelos, segundo Pedrosa (2003) podem ser divididos entre empíricos e sistêmicos: os modelos empíricos são aqueles onde o relacionamento entre as variáveis são priorizados, pois assume-se que os relacionamentos já verificados no passado continuarão a se repetir no futuro; já os sistêmicos considera a interação de todos os componentes de um sistema, tornando-se uma abordagem mais complexa.

Dentre os modelos espaciais empíricos, a cadeia de Markov ganha destaque na análise espacial, pois é considerada operacionalmente simples e fácil de ser aplicada a dados provenientes de sensoriamento remoto e implementada em sistemas de informação geográfica (SIG) (PEDROSA, 2003). As matrizes de transição - resultados do modelo matemático - representam a "*possibilidade de um determinado estado i permanecer o mesmo ou mudar para o estado j durante o instante de tempo $t \rightarrow t+1$.*" Este modelo caracteriza um processo estacionário, ou seja, assume que as probabilidades de transição não mudam com o tempo.

A cadeia de Markov é utilizada no LCM-IDRISI (*Land Change Modeler*) para quantificar e aplicar as mudanças na paisagem. O LCM é um modelo que aplica redes neurais na sua definição de regras de transição. Redes neurais artificiais (RNA) é um método de aprendizagem (*learning machine*) e de processamento automático que é inspirado no modelo biológico do cérebro, que tenta reproduzir seu comportamento no processo de

aprendizagem. As redes buscam identificar quais tipos de conexões existem entre as camadas de informação, de forma que as respostas são utilizadas como aprendizado para definir as regras de transição. (CARVALHO, 2016).

Em relação às imagens digitais, é importante destacar três de suas principais características: a resolução espectral, que diz respeito ao número de bandas e as regiões espectrais a que se referem; a resolução espacial, que informa o tamanho do pixel no terreno; e a resolução radiométrica, que indica o número de elementos discretos que representa o brilho de cada pixel (NOVO, 2010). São estas características que permitem a manipulação das imagens, a fim de melhorar a visualização do objeto em questão.

A geração de imagens coloridas ocorre baseada na adição das três cores primárias: vermelho (*R-red*), verde (*G-green*) e azul (*B-blue*), o que é conhecido como composição RGB. Nesse processo, filtros com as cores primárias RGB (também chamados de canais) são associados a cada uma das bandas, sendo que a intensidade de cada cor está relacionada ao nível digital de cada pixel na cena (NOVO, 2010).

A escolha de uma composição RGB adequada é importante para que os elementos da paisagem sejam corretamente destacados, de maneira a ampliar a percepção humana das informações contidas na cena (NOVO, 2010). Este destaque está relacionado à reflectância da superfície de cada elemento avaliado, que varia conforme o comprimento de onda. A Figura 1 mostra, a título de informação, a variação da reflectância em relação ao comprimento de onda para diferentes elementos.

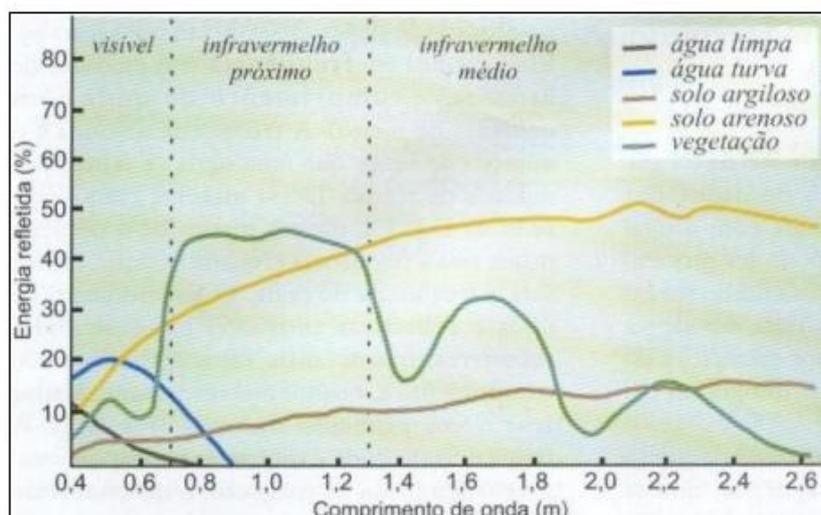


Figura 1 - Curva espectral da vegetação, da água e do solo (Fonte: Florenzano, 2002)

Cada uma das bandas das imagens orbitais captam as informações em diferentes faixas do espectro eletromagnético, de forma que cada banda possui uma finalidade de uso mais indicada. As Tabelas 1 e 2 mostra as informações das bandas dos satélites Landsat 5 e Landsat 8, respectivamente, bem como seus principais usos, enquanto a Figura 2 mostra algumas composições RGB mais utilizadas para análises ambientais, e quais bandas devem ser utilizadas em cada caso. Foram destacadas os satélites Landsat 5 e Landsat 8 pois correspondem às imagens que serão utilizadas neste trabalho.

Tabela 1 - Bandas dos satélites Landsat 5 e suas aplicações

Bandas (sensor TM)	Comprimento de Onda (µm)	Aplicações
1	0.45 - 0.52 (azul)	Diferenciação solo/vegetação em virtude da absorção de pigmentos das plantas nessa região do espectro; diferenciação entre espécies decíduas e coníferas.
2	0.52 - 0.60 (verde)	Diferenciação do vigor da vegetação pela maior sensibilidade à reflectância do verde.
3	0.63 - 0.69 (vermelho)	Diferenciação de espécies de plantas em função da presença de pigmentos da clorofila. Também permite discriminar solo exposto e vegetação.
4	0.77 - 0.90 (infravermelho próximo)	Permite avaliar a biomassa da cobertura vegetal, e também mapear corpos d'água devido ao contraste entre a alta reflectância da vegetação no infravermelho e a alta absorção dessa faixa pelas superfícies líquidas.
5	1.55 - 1.75 (infravermelho médio 1)	Permite detectar a umidade da cobertura vegetal, pois essa região do espectro é sensível à presença de água no tecido foliar.
6	10.40 - 12.50 (infravermelho termal)	Permite avaliar diferenças de temperatura entre alvos da superfície.
7	2.09 - 2.35 (infravermelho médio 2)	Útil para a identificação de áreas sujeitas a alterações hidrotermais.

Fonte: NOVO (2010)

Tabela 2 - Bandas dos satélites Landsat 8 e suas aplicações

Bandas	Comprimento de Onda (µm)	Aplicações
1	0.435 - 0.451 (visível ultra-azul)	Estudos costeiros.
2	0.452 - 0.512 (azul)	Mapeamento batimétrico; distinção de solo e vegetação; diferenciação entre espécies decíduas e coníferas.

Bandas	Comprimento de Onda (μm)	Aplicações
3	0.533 - 0.590 (verde)	Diferenciação do vigor da vegetação pela maior sensibilidade à reflectância do verde.
4	0.636 - 0.673 (vermelho)	Diferenciação de espécies de plantas em função da presença de pigmentos da clorofila. Também permite discriminar solo exposto e vegetação.
5	0.851 - 0.879 (infravermelho próximo)	Permite avaliar a biomassa da cobertura vegetal, e também mapear corpos d'água devido ao contraste entre a alta reflectância da vegetação no infravermelho e a alta absorção dessa faixa pelas superfícies líquidas.
6	1.566 - 1.651 (Infravermelho médio 1)	Detecta a umidade do solo e da vegetação,.
7	2.107 - 2.294 (Infravermelho médio 2)	Detecta a umidade do solo e da vegetação, de forma mais precisa
8	0.503 - 0.676 (pancromática)	Resolução de 15 metros, sendo utilizada para aumentar a resolução da imagem.
9	1.363 - 1.384 (cirrus)	Detecção de nuvens
10	10.60 – 11.19 (infravermelho termal 1)	Resolução de 100 metros, sendo utilizada para mapeamento termal e estimativa de umidade do solo
11	11.50 - 12.51 (infravermelho termal 2)	Resolução de 100 metros, sendo utilizada para mapeamento termal e estimativa de umidade do solo mais precisos.

Fonte: Landsat Missions, USGS¹

	Landsat 7 Landsat 5	Landsat 8
	Color Infrared: 4, 3, 2	5,4,3
	Natural Color: 3, 2, 1	4,3,2
	False Color: 5,4,3	6,5,4
	False Color: 7,5,3	7,6,4
	False Color: 7,4,2	7,5,3

Figura 2 - Composições RGB mais utilizadas e as respectivas bandas para os satélites Landsat 5/7 e Landsat 8 (Fonte: *Landsat Missions - USGS*²)

¹ <https://landsat.usgs.gov/what-are-best-spectral-bands-use-my-study>

3.1. Trabalhos relacionados ao tema de estudo

Oliveira (2012) aplicou em seu trabalho uma metodologia bastante similar à proposta neste trabalho, com a aplicação do software IDRISI para o mapeamento dos usos da terra e previsão de mudanças para a região do Sinclinal Moeda, utilizando imagens Landsat 5. O mapeamento foi ao encontro do histórico da região, mostrando o avanço da mineração e do meio urbano sobre coberturas naturais, principalmente vegetação campestre. Já a modelagem futura da paisagem apresentou um baixo desempenho para o modelo de alocação espacial, o que provavelmente foi causado por determinantes espaciais que explicam precariamente a dinâmica de uso da terra na região.

Silva (2014) analisou em seu trabalho a mudança ocorrida no município de São Thomé das Letras, utilizando tanto as imagens Landsat como o software IDRISI para a quantificação das mudanças ocorridas entre os anos de 1984 e 2011. Verificou-se que a mudança está intrinsecamente relacionada ao avanço de classes antropizadas (meio urbano e mineração) em detrimento às classes naturais (vegetação densa e campos rupestres).

Santos (2014) utilizou o modelo de Markov presente no software IDRISI para a previsão de modelos de uso e ocupação da porção continental de Portugal para os anos de 2020, 2030 e 2040 a partir de imagens de 1990 e 2000 do Projeto LANDY. A autora obteve resultados estatísticos satisfatórios e constatou que a tendência para o ano de 2040 é o aumento da área florestal e um decréscimo da área agrícola, bem como o crescimento de áreas antropizadas. No entanto, destaca que este modelo deve ser usado com as devidas precauções, visto que as cadeias de Markov não incorporam a autocorrelação espacial para prever alterações futuras.

4. ÁREA DE ESTUDO

O município de Barão de Cocais está localizado na região central do estado de Minas Gerais, na microrregião de Itabira, a uma distância de 93 km de Belo Horizonte (Figura 3). Possui uma área de 340,675 km² e uma população estimada em 31.628 habitantes (2016). O município faz divisa com Santa Bárbara, São Gonçalo do Rio Abaixo, Bom Jesus do Amparo e Caeté. A região está inserida no Quadrilátero Ferrífero, uma importante zona produtora de minério de ferro.

² <https://landsat.usgs.gov/how-do-landsat-8-band-combinations-differ-landsat-7-or-landsat-5-satellite-data>

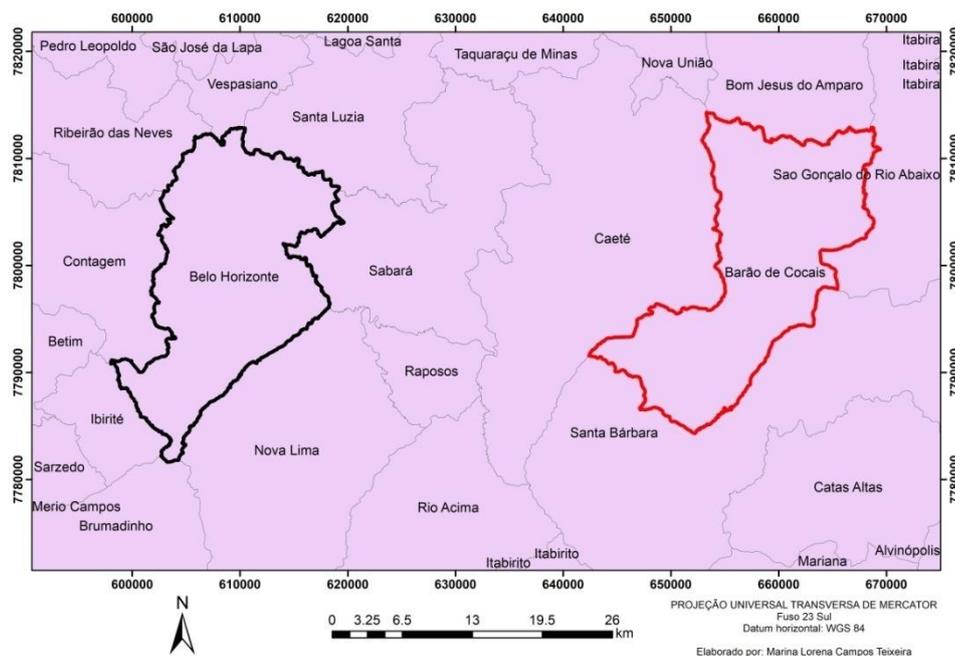


Figura 3 - Mapa de localização do município de Barão de Cocais

4.1. Histórico

A origem do município de Barão de Cocais está intimamente relacionada com as riquezas minerais da região. Em 1713, bandeirantes portugueses e brasileiros se fixaram no povoado que foi inicialmente chamado de Morro Grande, devido à descoberta de ouro na região. Esta notícia atraiu novos moradores para o local, que fixaram residência no entorno do Rio São João, dando origem ao bairro dos Macacos - que viria a tornar-se o núcleo principal de Morro Grande (PREFEITURA DE BARÃO DE COCAIS, 2013).

Assim como em grande parte dos municípios mineiros, a construção da Igreja Matriz representou uma nova fase da consolidação da região. No caso de Morro Grande, destaca-se a participação de Aleijadinho na fiscalização das obras da igreja e na execução da imagem de São João Batista, situada na porta de entrada. As obras iniciaram em 1764, mas a inauguração ocorreu somente em 1785.

A oficialização do distrito de São João do Morro Grande aconteceu apenas em 1891, sendo subordinado na época ao município de Santa Bárbara.

Outro grande marco na história da região foi a implantação da Usina Morro Grande em 1925, que viria a ser uma filial produtora de matéria prima (ferro gusa) para as usinas da

Cia. Brasileira de Usinas Metalúrgicas localizadas no Rio de Janeiro (IBGE, s.d.). Esta usina contribuiu ainda mais para o desenvolvimento da região.

A região só foi elevada à categoria de município em 1943, sendo desmembrado de Santa Bárbara. O nome Barão de Cocais foi adotado em homenagem ao Barão José Feliciano Pinto Coelho da Cunha, que nasceu e viveu na região. Atualmente, o município é composto por dois distritos: Barão de Cocais e Cocais.

4.2. Caracterização

A geologia da região de Barão de Cocais está ligada à evolução do Quadrilátero Ferrífero, apresentando rochas de idade arqueana e proterozóica que foram tectonizadas por eventos de dobramento, cisalhamento e falhamento (MINAS GERAIS, 2012).

No que diz respeito à hidrografia, o município de Barão de Cocais está totalmente inserido na Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba (Alto Piracicaba). Esta bacia corresponde a aproximadamente 1% do território de Minas Gerais, e concentra aproximadamente 4% da população do estado (CBH PIRACICABA, 2017).

A região está inserida em uma zona de transição entre os biomas de mata atlântica e cerrado, e seu clima é caracterizado como tropical semi-úmido, com temperatura média de 20,7 °C e pluviosidade anual média de 1383 mm (CLIMATE-DATA.ORG).

A exploração mineral é um dos principais pilares econômicos do município. A mina de Gongo Soco, operada pela Vale, teve suas atividades encerradas em 2016, mas o município ainda conta com a operação do Centro de Distribuição da Vale, e com a expansão oeste da Mina de Brucutu, próximo à divisa de São Gonçalo do Rio Abaixo (PORTAL DIÁRIO DO AÇO, 2016). A siderurgia também é importante na região, com a localização de uma usina da Gerdau no município. Destaca-se também a exploração da silvicultura na região, principalmente pela CENIBRA, empresa produtora de celulose que detém extensas fazendas de eucalipto na região.

5. MATERIAIS E MÉTODOS

As imagens utilizadas para a análise multitemporal correspondem aos anos de 2001, 2010 e 2016, e foram obtidas no site *Earth Explorer*³, mantido pelo *United States Geological Survey* (USGS). Para os anos de 2001 e 2010 foram obtidas imagens do satélite Landsat 5, enquanto a imagem correspondente ao ano de 2016 foi obtida pelo satélite Landsat 8. Procurou-se selecionar imagens com a menor nebulosidade possível, tendo sido priorizado os meses de maio a agosto - correspondentes à estação seca da região. Todas as cenas utilizadas apresentam resolução de 30 metros.

O passo seguinte consistiu na manipulação da imagem para a realização da análise. Como foi necessária a obtenção de duas imagens diferentes, visto que a área de interesse se encontra na região de interseção destas, foi preciso fazer um mosaico para cada uma das bandas, para as imagens de cada ano. Para tanto, foi utilizado o software SPRING 5.5.0, desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Em seguida, foram agrupadas todas as bandas de resolução semelhante (30m) de cada imagem, utilizando-se o software ENVI 5.1. A partir daí utilizou-se a composição RGB de forma a reproduzir a imagem com suas cores verdadeiras (composição RGB 321 para as imagens Landsat 5 e RGB 432 para a imagem Landsat 8).

O fluxograma da Figura 4 mostra o detalhamento das etapas subsequentes deste trabalho.

³ <https://earthexplorer.usgs.gov/>

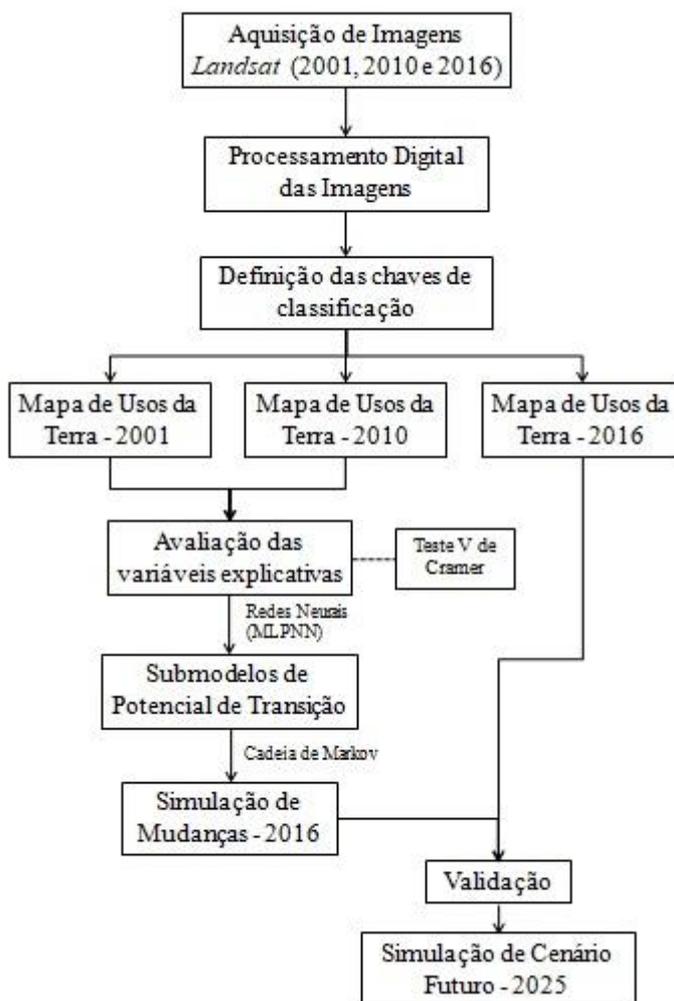


Figura 4 - Fluxograma metodológico do trabalho

5.1. Chaves de classificação

O primeiro passo para a classificação das imagens consistiu na definição de quais classes de usos da terra seriam analisadas. Esta definição ocorreu após a análise da imagem com as cores verdadeiras, e foram definidas 7 classes para as três imagens: água, eucalipto, mineração, pastagens, meio urbano, vegetação densa e vegetação rasteira. Para a imagem de 2016 verificou-se a necessidade da adoção de uma classe a mais, denominada solo exposto.

5.2. Classificação

A classificação de imagens consiste na extração de informações a partir de objetos e padrões homogêneos, utilizados para mapear áreas da superfície terrestre que correspondam aos interesses da investigação (FREITAS E PANCHER, 2011). O tipo de

classificação escolhida para este trabalho foi do tipo "pixel a pixel", com a utilização do classificador de máxima verossimilhança (MAXVER). Este classificador considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis de cinza das classes, utilizando parâmetros estatísticos (FREITAS E PANCHER, 2011), e é o tipo mais utilizado em análises onde é importante a obtenção de classes informacionais a partir de sensores remotos (RIBEIRO ET AL., 2007).

Como o cálculo de probabilidade do pixel pertencer a uma determinada classe é feito a partir de estatísticas de treinamento, é preciso realizar o processo de coleta de amostras de cada classe, para que seja realizada a correlação entre classe e pixel.

Após o treinamento, verificou-se a matriz de confusão gerada pelo software, a fim de verificar a validade do processo realizado. Para este trabalho, foi determinado que o índice kappa (Estatística KHAT) mínimo a ser aceito seria de 0,9. Para tornar a classificação ainda mais precisa, foram realizadas pequenas correções manuais nos arquivos gerados.

Após o processo de classificação, foi feita uma conversão dos arquivos raster para o formato vetorial. A comparação temporal foi realizada utilizando o software IDRISI Selva, no módulo LCM.

5.3. Estimativa de mudanças

A análise da mudança já ocorrida na região foi feita considerando um intervalo de 15 anos, entre 2001 e 2016. Estas duas imagens foram inseridas como entrada no módulo LCM, que incorpora mecanismo capaz de apontar e quantificar as mudanças sofridas por cada uma das tipologias de uso da terra. Foram destacadas as mudanças que causaram um maior impacto na paisagem neste período.

5.4. Simulação de cenários futuros

Segundo Sampaio *et al.* (2014), para que um modelo de predição seja elaborado é necessário determinar quais são as variáveis explicativas, ou seja, quais os fatores que possuem relação direta ou indireta com a mudança da paisagem. Para tanto, utilizou-se a estatística V de Cramer para selecionar as variáveis que apresentam maior potencial de explicação.

Após a seleção das variáveis explicativas, o LCM utiliza o processo de redes neurais para a elaboração de um submodelo de potencial de transição. De acordo com Sampaio *et al.* (2014), estes submodelos representam as probabilidades de mudança da cobertura do solo, considerando a influência do conjunto de variáveis explicativas na alocação espacial das mudanças.

Estes submodelos permitiram a simulação dos usos da terra a partir das imagens de 2001 e 2010 para o ano de 2016, utilizando a cadeia de Markov. Esta simulação foi validada com a imagem classificada do mesmo ano. Após esta validação, as imagens de 2001 e 2010 foram novamente utilizadas para a simulação de um cenário futuro, desta vez para 2025.

6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A classificação das imagens de satélite dos anos de 2001, 2010 e 2016, realizada no SPRING, apresentou o resultado que pode ser verificado nas Figuras 5 a 7. Estas imagens foram geradas somente após a verificação do desempenho médio e da confusão média, que deveriam atender valores considerados satisfatórios, acima de 90%. Os valores obtidos encontram-se na Tabela 3, e os demais dados estatísticos se encontram nos Apêndices A, B e C.

Tabela 3 - Dados estatísticos do processo de classificação

	2001	2010	2016
Desempenho Médio (%)	99,38	98,81	97,82
Confusão Média (%)	0,62	1,19	2,18
Estatística KHAT (%)	99,25	98,60	97,38

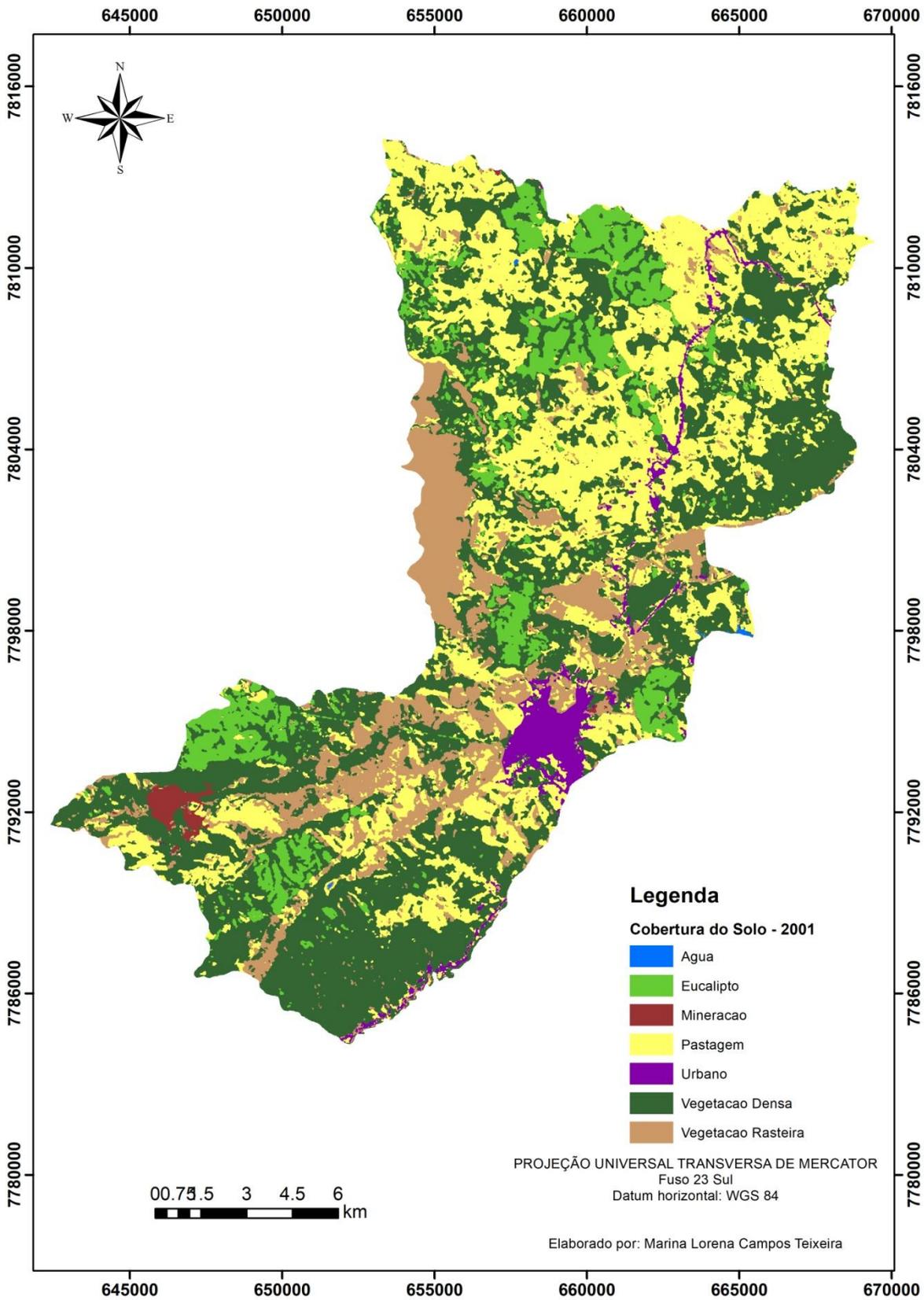


Figura 5 - Mapa de usos da terra para o município de Barão de Cocais em 2001

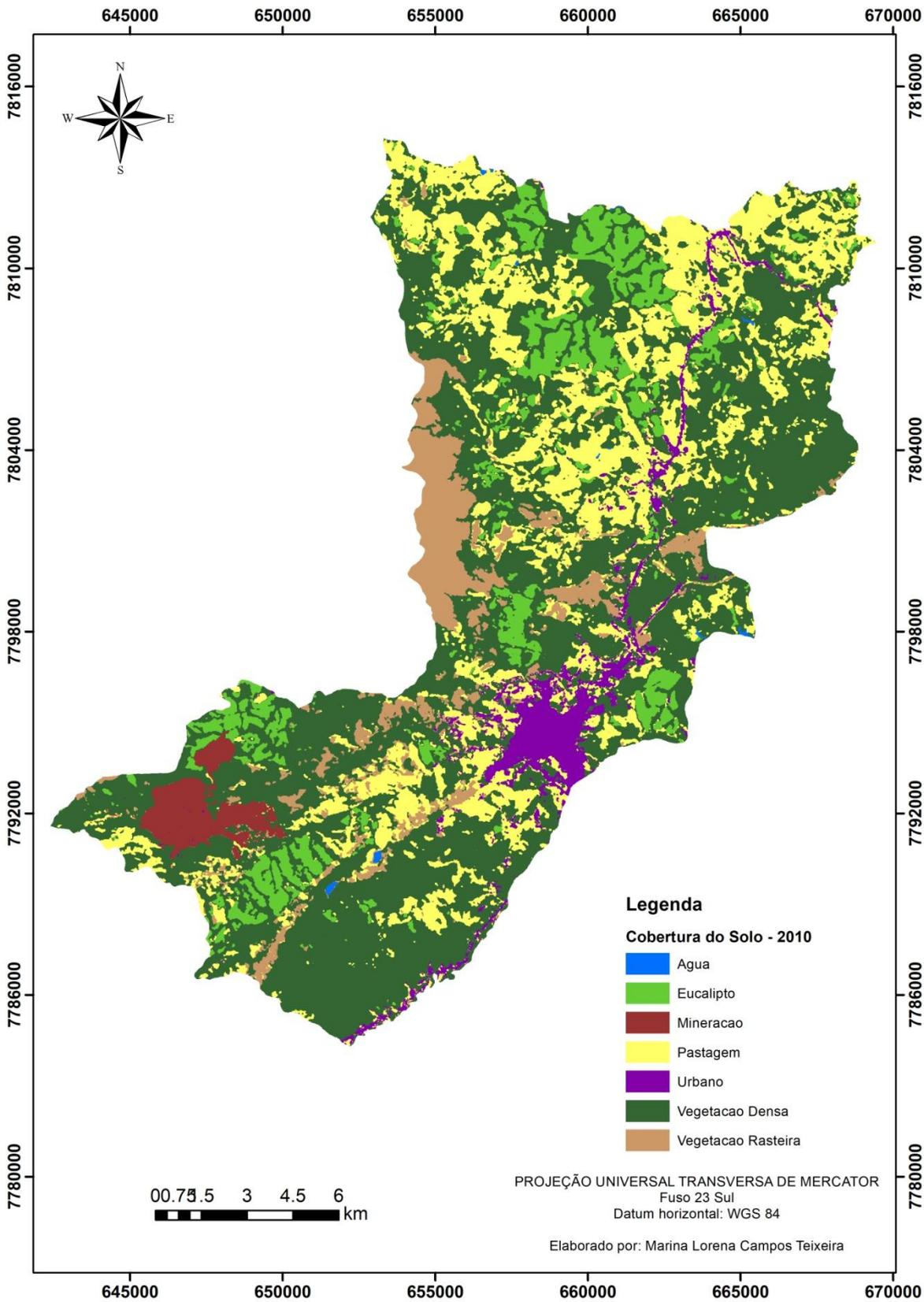


Figura 6 - Mapa de usos da terra para o município de Barão de Cocais em 2010

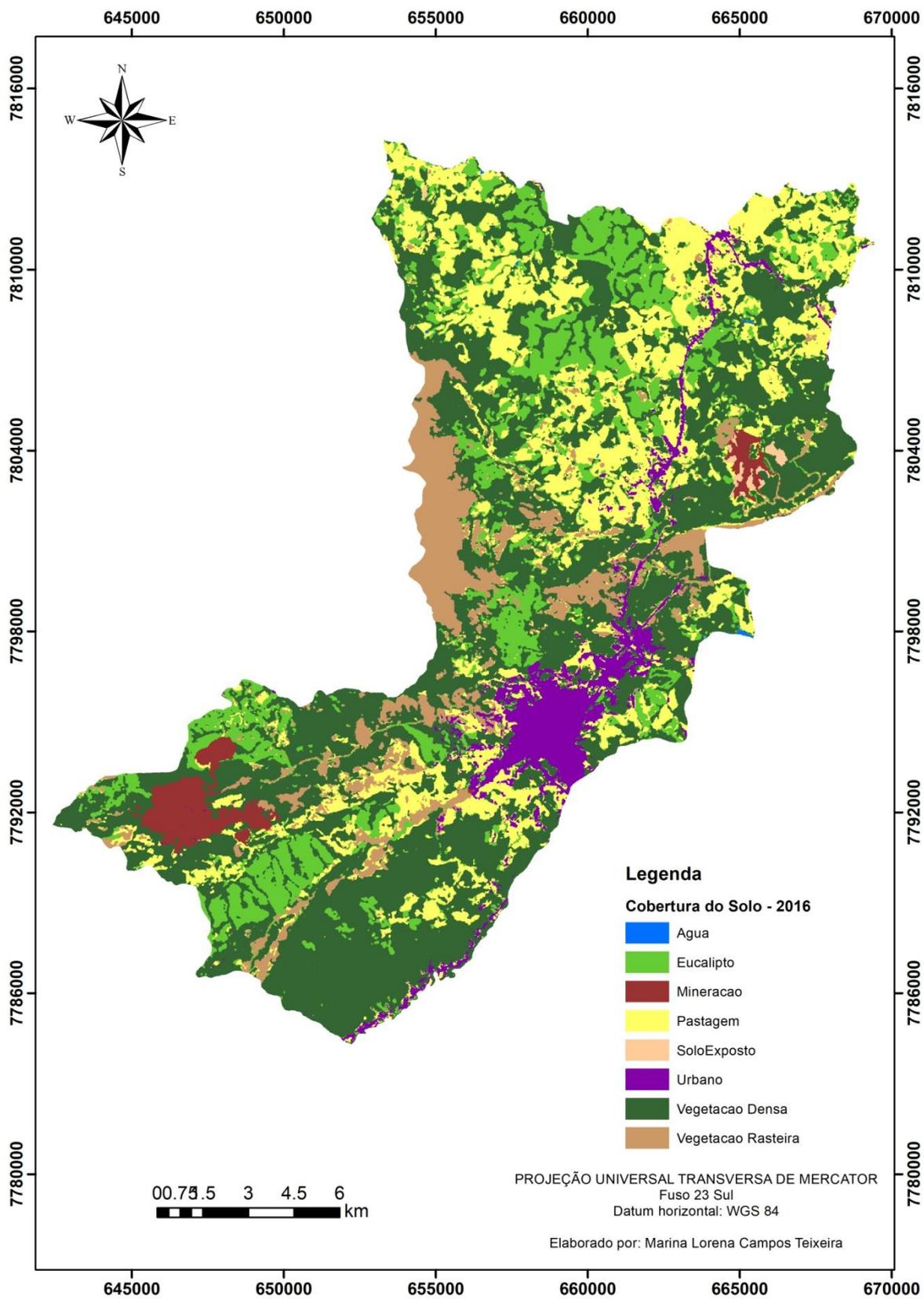


Figura 7 - Mapa de usos da terra para o município de Barão de Cocais em 2016

Em seguida, as imagens classificadas foram inseridas no LCM-IDRISI, para a quantificação da mudança nos usos da terra. A análise foi feita considerando o intervalo de 15 anos, para os anos de 2001 e 2016.

A Figura 8 mostra os ganhos e perdas de cada classe no período analisado, enquanto a Figura 9 mostra a variação líquida de cada classe. A análise destes gráficos mostra que as classes que apresentaram maior incremento de área foram eucalipto, vegetação densa e o meio urbano, enquanto a que apresentou maior perda de área foi a classe de pastagens.

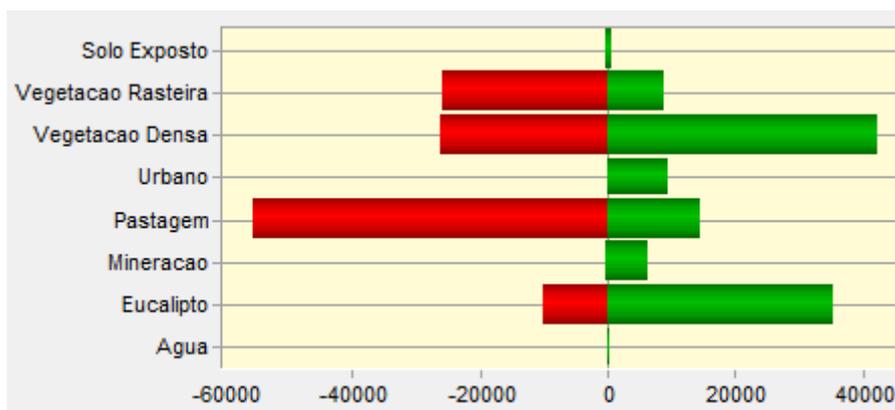


Figura 8 - Gráfico de ganhos e perdas das classes analisadas entre 2001 e 2016, em hectares.

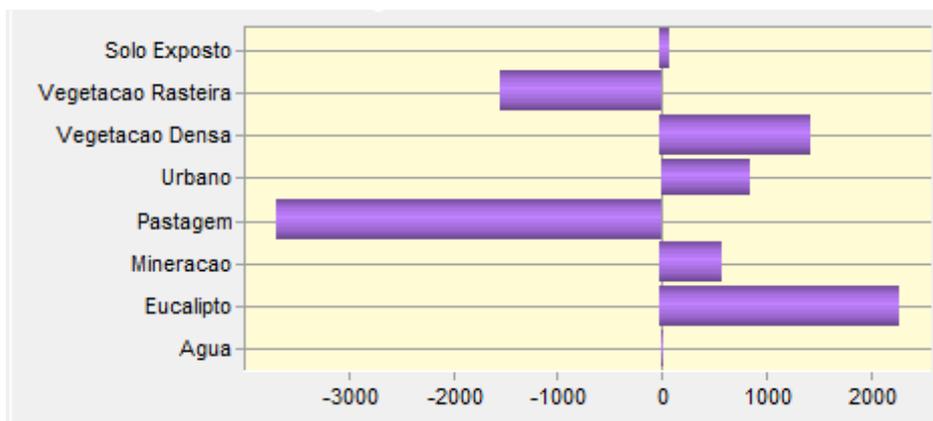


Figura 9 - Gráfico de mudança líquida de cada classe, entre 2001 e 2016, em hectares.

A Figura 10 mostra a variação da classe "eucalipto" em relação às demais classes. Verifica-se que houve ganho desta classe em parcelas de classes relativas à vegetação rasteira, vegetação densa e pastagem. Por outro lado, ocorreram perdas de áreas de eucalipto para regiões de mineração. De uma maneira geral, a Figura 8 mostra que o acréscimo de áreas

foi maior do que a perda, o que pode ser explicado pelo fato da exploração do eucalipto ser uma das principais atividades econômicas do município.

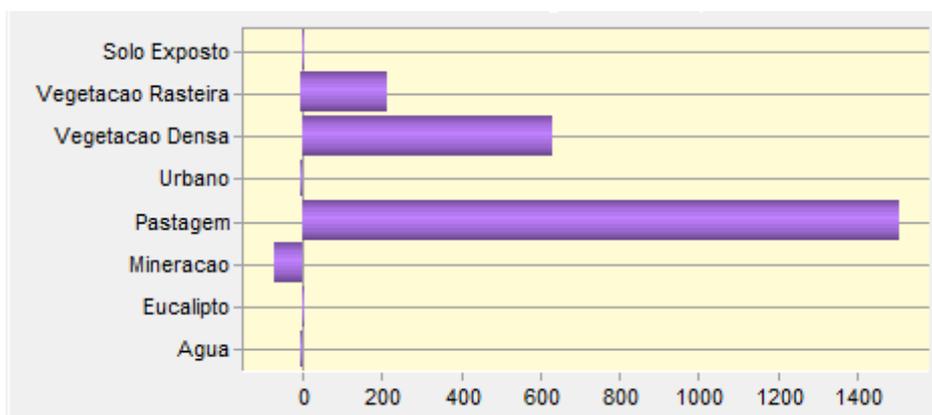


Figura 10 - Variação da classe eucalipto frente às demais classes, em hectares

A mineração foi outra classe que apresentou crescimento no período analisado, como mostra a Figura 9. A Figura 11 apresenta o detalhamento da maneira como ocorreu este crescimento: as classes de vegetação densa e de pastagem foram as que mais perderam áreas (257 e 210 hectares, respectivamente), sendo que as classes de vegetação rasteira e eucalipto também apresentaram perdas. A única classe que apresentou crescimento frente à mineração foi o meio urbano; como este crescimento foi muito pequeno (6 ha), é possível que este resultado seja causado por um erro no processo de classificação, já que o comportamento espectral das duas classes é semelhante.

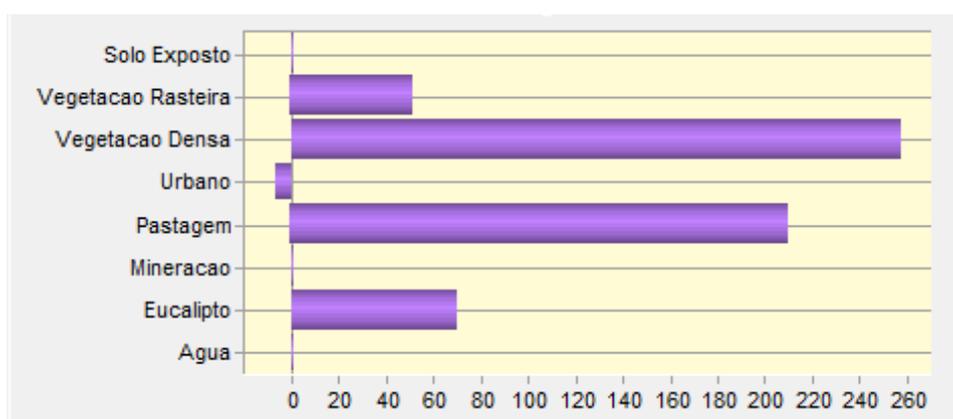


Figura 11 - Variação da classe mineração frente às demais classes, em hectares

A classe de pastagens apresentou significativas perdas de área no período analisado, como mostram as Figuras 9 e 12. Estas perdas ocorreram principalmente para as classes de

vegetação densa e de eucalipto, e também para as demais classes tipicamente antrópicas (mineração e meio urbano). Uma explicação possível para o crescimento da classe "vegetação densa" frente às pastagens é o abandono de pastos, principalmente por pequenos produtores, permitindo que a vegetação de maior porte se desenvolvesse em um período de 15 anos.

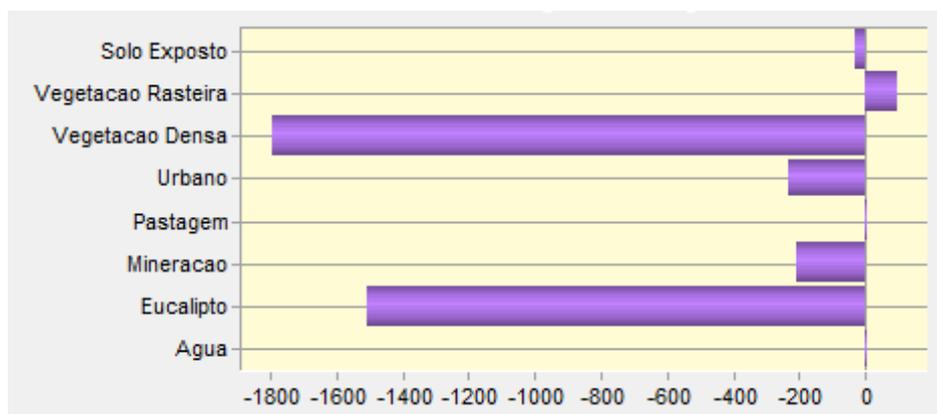


Figura 12 - Variação da classe pastagem frente às demais classes, em hectares

A classe "meio urbano" apresentou crescimento frente a todas as demais classes, como pode ser visto na Figura 13. A tendência deste tipo de uso da terra é continuar crescendo, visto que os municípios da Região Metropolitana de Belo Horizonte apresentam tendência à urbanização. O maior crescimento aconteceu sobre as classes de vegetação rasteira e de pastagens (510 e 232 hectares, respectivamente), visto que são classes mais "favoráveis" à mudança, por apresentar vegetação de menor porte - o que facilita a sua remoção.

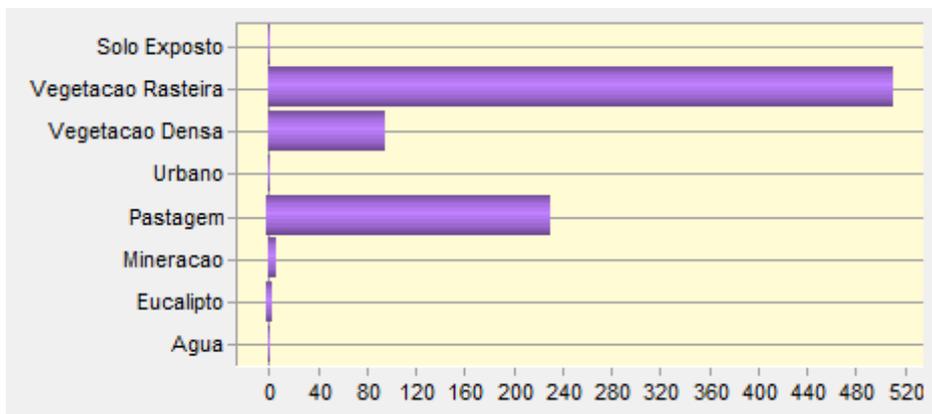


Figura 13 - Variação da classe "meio urbano" frente às demais classes, em hectares

As mudanças verificadas para a classe "vegetação densa" se encontram na Figura 14. A supressão de vegetação densa ocorreu para a ocupação de classes essencialmente antrópicas, como o meio urbano, a mineração e o plantio controlado de eucalipto. Por outro lado, verificou-se que esta classe se sobrepôs, em algumas regiões, às classes de vegetação rasteira e de pastagens.

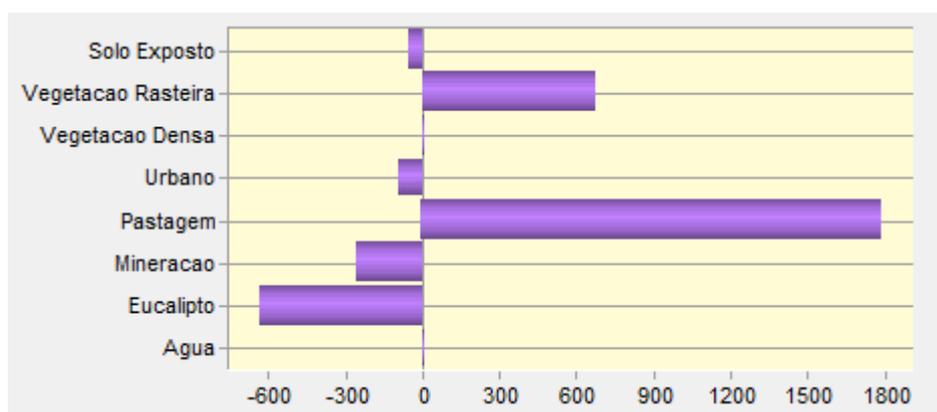


Figura 14 - Variação da classe vegetação densa frente às demais classes, em hectares

Como a classe "solo exposto" foi verificada apenas na imagem de 2016 e restrita à região da expansão da mina de Brucutu, o seu avanço fica essencialmente restrito às classes existentes nesta pequena região, que eram de vegetação densa e pastagens, como mostra a Figura 15.

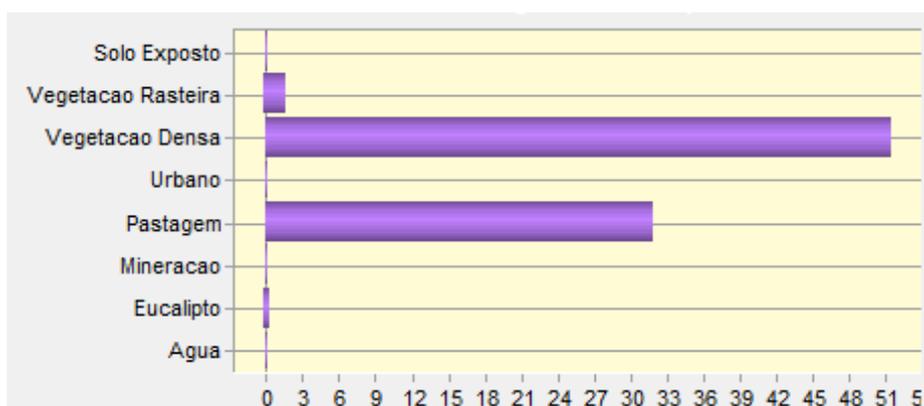


Figura 15 - Variação da classe "solo exposto" frente às demais classes, em hectares

A classe "vegetação rasteira" foi a segunda classe que apresentou maiores perdas (perdendo apenas para as pastagens, conforme Figura 9), tendo sido suprimida por todas as demais classes, com exceção da classe "água". É importante destacar que a classe de

vegetação rasteira considerou também os afloramentos rochosos da região. Este agrupamento foi feito para evitar que houvesse uma confusão significativa no processo de classificação.

A classe "água" não apresentou variações significativas. Este resultado já era esperado, visto que não houve o surgimento de novos barramentos na região.

A Figura 16 mostra o mapa com todas as mudanças verificadas entre os anos de 2001 e 2016. Verifica-se, por este mapa, que as mudanças foram bastante difusas, tendo ocorrido em toda a extensão do município. Visualmente, nenhuma transição específica fica em forte evidência no mapa, o que demonstra a complexidade da dinâmica da região.

A Figura 17, por sua vez, mostra o mapa de persistência. Neste mapa, ficam evidenciadas as áreas que não sofreram alterações no intervalo analisado. A vegetação densa se mostra bastante evidente neste mapa, o que indica que ainda ocorre uma preservação destas áreas. Outra classe evidente foi a de eucalipto, visto que existem extensas fazendas na região dedicadas à extração de eucaliptos, que visam abastecer as indústrias de papel e celulose do estado de Minas Gerais.

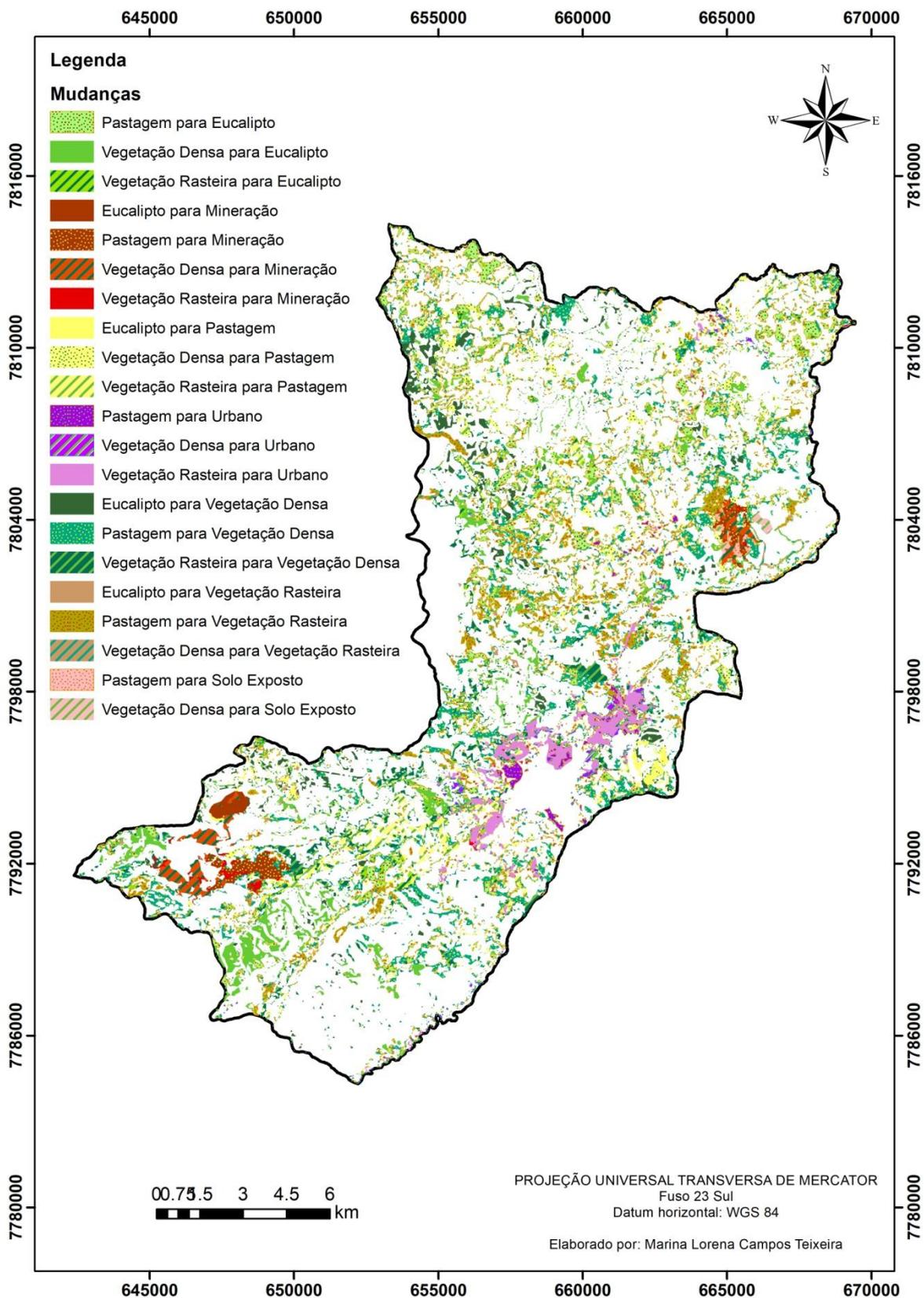


Figura 16 - Mapa de mudança das classes de usos da terra entre os anos de 2001 e 2016, para o município de Barão de Cocais.

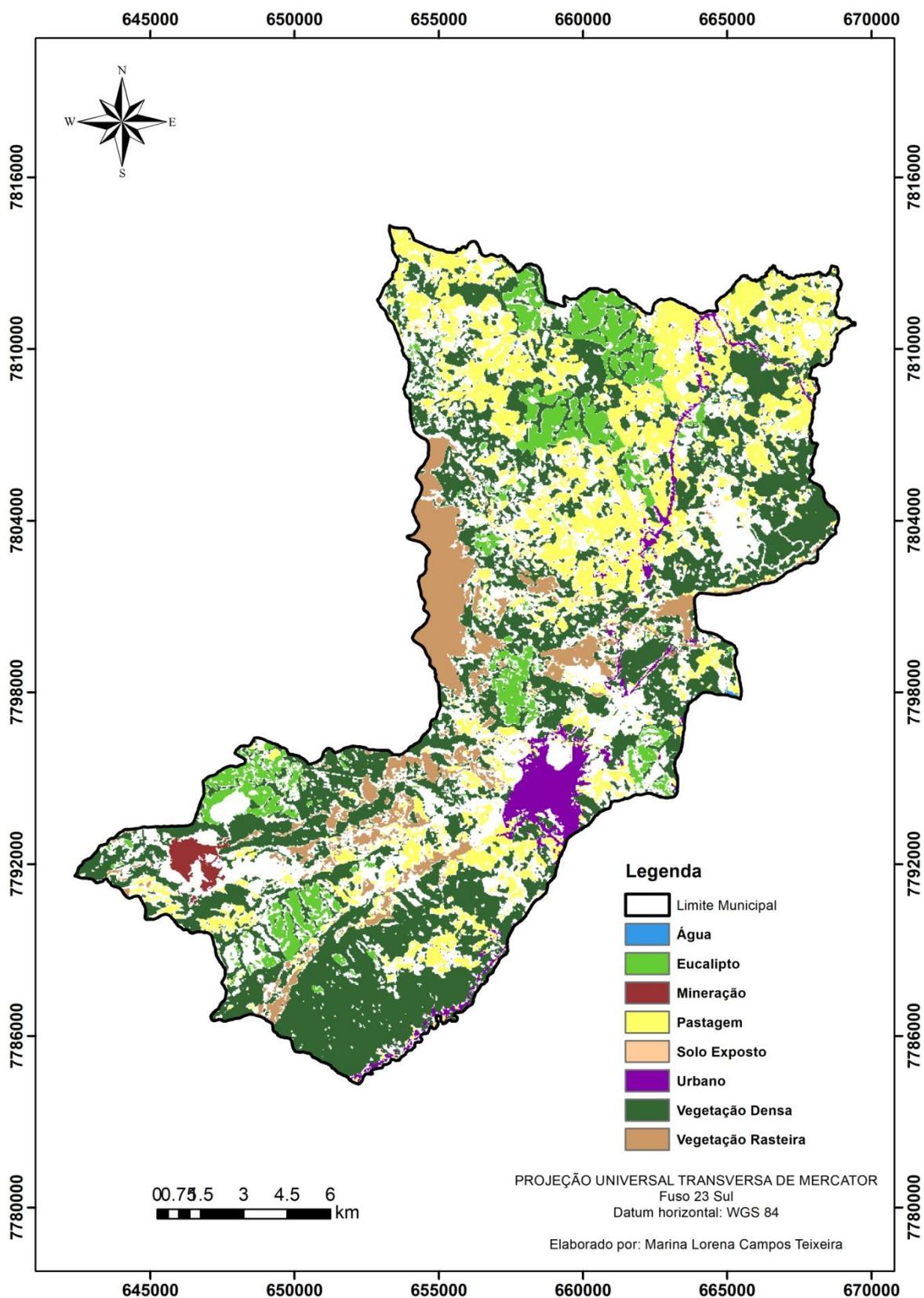


Figura 17 - Mapa de persistência das classes de usos da terra entre os anos de 2001 e 2016, para o município de Barão de Cocais.

Em seguida, foi realizada a projeção dos usos da terra para o ano de 2016, que foi validado com a imagem *Landsat* previamente classificada. Esta é a etapa de validação do modelo, para que a previsão para o ano de 2025 seja realizada.

As variáveis selecionadas como explicativas do processo de mudança foram, além do mapa de distância das rodovias da região, os mapas com as tendências de mudança de todas as classes para as classes predominantemente antrópicas (meio urbano, mineração e eucalipto). A Tabela 4 apresenta os valores de Cramer (ϕ) para as variáveis selecionadas

Tabela 4- Valores de Cramer obtidos para as variáveis analisadas

Variável	Cramer (ϕ)
Tendência de mudança de todas as classes para mineração	0,3587
Tendência de mudança de todas as classes para meio urbano	0,2356
Tendência de mudança de todas as classes para eucalipto	0,3066
Distância de rodovias	0,1125

Após a escolha das variáveis explicativas o submodelo foi rodado, permitindo assim a geração do mapa de simulação de mudanças para o ano de 2016. O resultado pode ser visto na Figura 18.

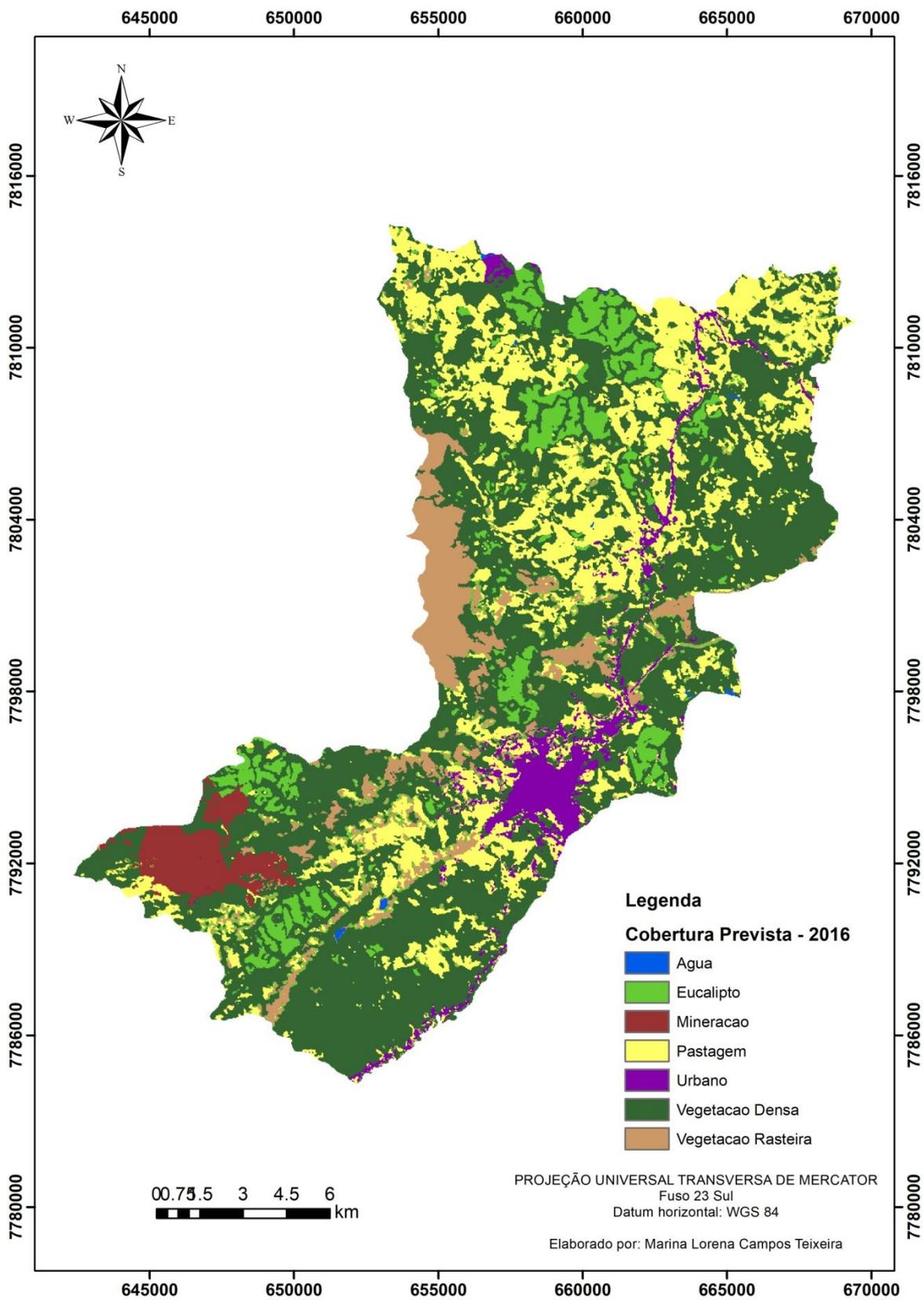


Figura 18 - Mapa de usos da terra para o ano de 2016, gerado pelo *Land Change Modeler*

Considerando que este mapa foi projetado tendo como referência as imagens dos anos de 2001 e 2010, é esperado que as mudanças propostas estejam relacionada a fatores já identificados na paisagem nesta época. Desta forma, as inserções de elementos nesta paisagem datados após o ano de 2010 não são considerados na projeção, o que contribui para o grau de imprecisão destes tipos de projeção.

No caso específico estudado neste trabalho, uma das mudanças ocorridas após 2010 foi a expansão da mina de Brucutu, localizada no município de São Gonçalo de Rio Abaixo. Esta expansão vêm ocorrendo desde 2014 em direção ao município de Barão de Cocais, como parte do projeto "Expansão Oeste de Brucutu", da mineradora Vale. Sabe-se que a mineração é uma das atividades econômicas que mais alteram a paisagem, tanto pela área necessária para o desenvolvimento do empreendimento quanto pelos diversos impactos causados em sua área de influência.

Os resultados da validação do modelo LCM podem ser vistos na Tabela 5 e no Apêndice D.

Tabela 5 - Resultado da validação das mudanças simuladas pelo LCM

Parâmetros Estatísticos	Valores
K standard	0,8271
K no	0,8820
K location	0,8911
K location Strata	0,8911

O índice kappa (k standard) pode ser considerado como uma medida de concordância observada entre os valores reais e os valores simulados para a definição dos usos da terra, de forma que, quanto mais próximo a 1, maior a concordância entre os resultados. O valor obtido para o índice K standard foi de 0,8271, o que indica um grau de concordância aceitável.

A questão da mineração não considerada no mapa de projeções para 2016 é um dos motivos para que o índice kappa não ser mais elevado. Outra explicação possível é a grande fragmentação da área analisada, o que implica em mais erros no processo de classificação, e por sua vez, nos modelos de projeção.

Tendo feitas as devidas considerações para o valor obtido para o índice kappa, o mapa com as projeções de usos da terra para o ano de 2025 foi gerado, como mostra a Figura 19.

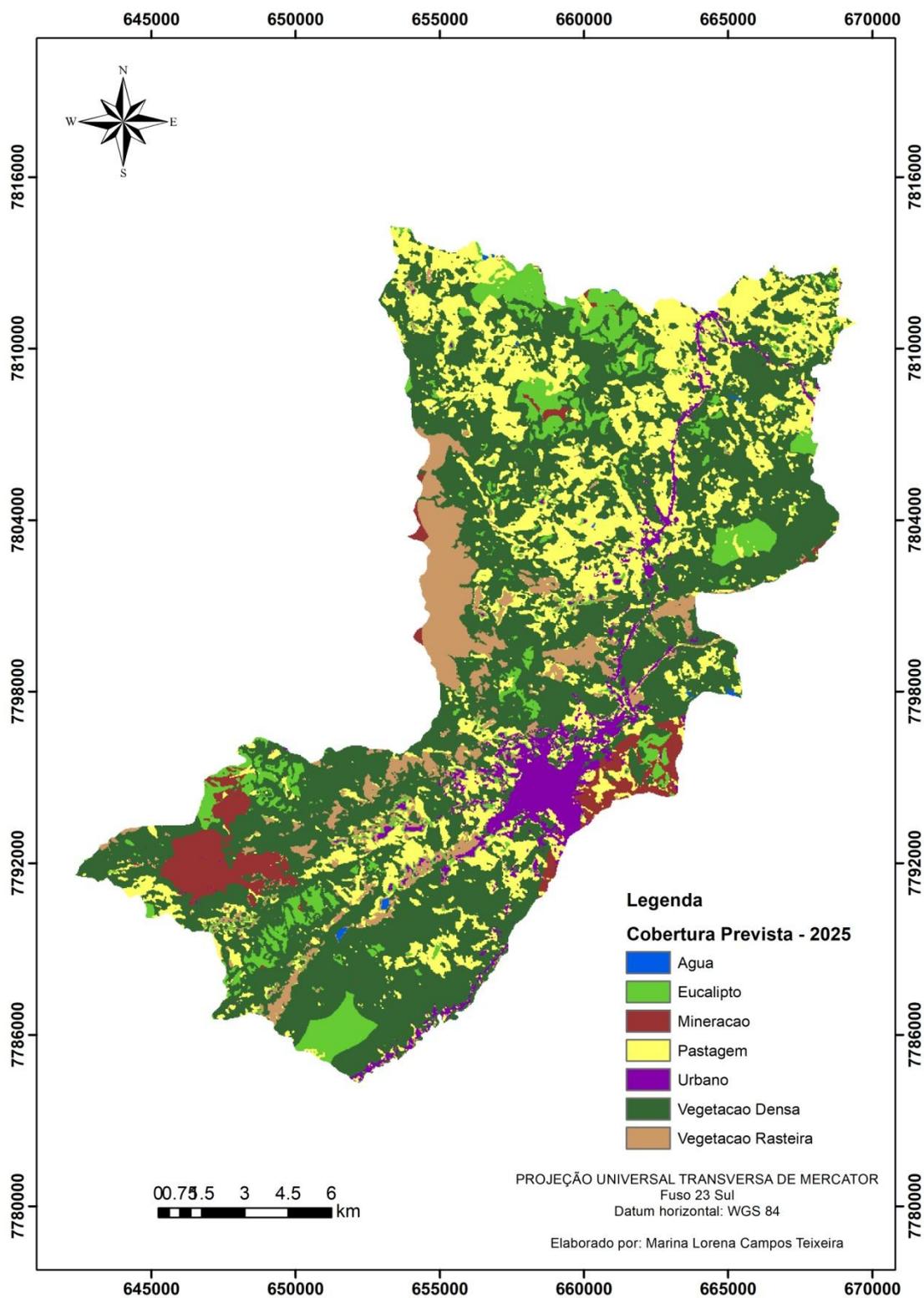


Figura 19 - Mapa de usos da terra para o ano de 2025, gerado pelo *Land Change Modeler*

Ainda que seja uma previsão para um momento futuro, já é possível identificar algumas falhas neste modelo. A mina de Gongo Soco, localizada na porção sul do município, encerrou suas atividades no ano de 2016. Desta forma, a tendência é que a área da mesma apresente diminuição no decorrer dos anos.

Além disso, verifica-se que o modelo projetou manchas de mineração em outras parcelas do município que não apresentam tendência para tanto, como por exemplo nas áreas próximas à mancha urbana de Barão de Cocais. Assim como no ano de 2016, não ocorreu a projeção da expansão oeste de Brucutu, pelos mesmos motivos citados anteriormente.

7. CONCLUSÕES

A análise realizada a partir das imagens de 2001 e 2016 mostrou que as classes que mais sofreram alterações no período analisado foram as pastagens e as plantações de eucalipto. Vale destacar também o incremento de áreas verificadas pelas classes cuja influência antrópica é mais evidente - mineração e meio urbano. As atividades antrópicas provocam alterações mais significativas na paisagem em um espaço de tempo mais curto - o que pode ocasionar maiores impactos ao meio. Os resultados verificados pelo *Land Change Modeler* se mostraram compatíveis com a realidade de campo, o que evidencia a sua potencialidade para o mapeamento das mudanças já ocorridas em uma paisagem.

Em relação à projeção futura dos usos da terra, o modelo apresentou um resultado satisfatório, mas que ainda pode ser melhorado. A complexidade da paisagem estudada pode ter influenciado diretamente o índice kappa obtido.

Assim como todo modelo, é preciso que sua aplicação seja feita com cautela. A modelagem de usos da terra para o futuro permite que seja realizado um planejamento da ocupação territorial na região, o que permite o melhor aproveitamento da terra e diminui os potenciais impactos de uma ocupação desregulada.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVES, A. C. ; CONCEIÇÃO, P. E. A. . Levantamento do uso e ocupação do solo por meio de imagens TM-Landsat-5 e ADS-80 para o município de Manaus/AM. In: **XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 2015, João Pessoa - PB. Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR.

ÁVILA, J.; MONTE-MÓR, R. DE M. Urbanização e Impactos Ambientais: uma análise da relação entre as características dos espaços urbanos e a poluição hídrica na região do médio Rio Doce. **Anais do VII Encontro da Sociedade...** v. 1, p. 21, 2007. Disponível em: <http://www.ecoeco.org.br/conteudo/publicacoes/encontros/vii_en/mesa3/trabalhos/urbanizacao_e_impactos_ambientais.pdf>. Acesso em: 20 nov. 2017.

BRIDGE, G. Contested terrain: mining and the environment. **Annual Review of Environment and Resources** v. 29, p. 205–259 , 2004

BUENO, B. P. S. Caminhos da história da urbanização no Brasil-colônia Introdução. **Anais do Museu Paulista** v. 20, n. 1, p. 11–40 , 2012.

CARVALHO, G.A. Análise Espacial por Modelos de Simulação de Paisagem. In: MOURA, A.C.M. **Tecnologias de Geoinformação para Representar e Planejar o Território Urbano**. Editora Interciência, 2016, p.157-183.

CARVALHO, M.A.G. **Processamento Digital de Imagens - Aplicações**. I Jornada de Inteligência Computacional. Santos, 2004. Disponível em: < http://www.ft.unicamp.br/~magic/Gerais/jornada_unisantos2004.PDF>. Acesso em 30 jul. 2017.

CBH PIRACICABA. **A Bacia**. 2017. Disponível em: < <http://www.cbhpiracicabamg.org.br/rio-piracicabamg>>. Acesso em: 10 out. 2017

CLIMATE-DATA.ORG. **Clima: Barão de Cocais**. Disponível em: < <https://pt.climate-data.org/location/24994/>>. Acesso em: 10 out. 2017

EASTMAN, J.R. **IDRISI Selva: Guide to GIS and Image Processing**. Worcester: ClarkLabs, 2011. 327 p.

FLORENZANO, T, G. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. 2002. São Paulo: Oficina de Textos: 97 p.

FREITAS, M.I.C.; PANCHER, A.M. **Classificação de Imagens**. Universidade Estadual Paulista, 2011. Disponível em: < http://www.rc.unesp.br/igce/planejamento/download/isabel/sist_inf_geografica/Aula%2011/classificacao_imagens.pdf>. Acesso em: 28 jul. 2017

HOUGHTON, R. A. The Worldwide Extent of Land-use Change. **BioScience** v. 44, n. 5, p. 305–313 , 1994.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Barão de Cocais - MG - Histórico**. sem data. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/dtbs/minasgerais/baraodecocais.pdf>>. Acesso em: 05 out. 2017

MAS, J.F. et al. Modelling Land use / cover changes : a comparison of conceptual approaches and softwares. **Environmental Modelling and Software**, v. 51, p. 94–111, 2014.

METZGER, J.P. O que é ecologia de paisagens? **Biota neotrópica**, São Paulo, v.1, n.12, 2001.

MINAS GERAIS. Superintendência Regional de Regularização Ambiental Central Metropolitana. Parecer Único nº 0222/2012 - Protocolo nº 491701/2012. 01/12/2012.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações**. São Paulo: Edgard Blücher. 2010. 4ª Edição: 387 p.

OLIVEIRA, M.S. **Deteção de mudanças de uso e cobertura da terra no Sinclinal Moeda (MG) no período de 1991 a 2011 e previsões de mudanças futuras através de modelo especial de simulação**. 56f., 2012. Dissertação (Mestrado em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais). Instituto de Geociências, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2012.

PEDROSA, B.M. **Ambiente Computacional para Modelagem Dinâmica Espacial**. 2003. 111f. Tese (Doutorado em Computação Aplicada) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2003.

PIRES, P. S. " Capacidade de carga" como paradigma de gestão dos impactos da recreação e do turismo em áreas naturais. **Revista Turismo em Análise**, v. 16, n. 1, p. 5-28, 2005.

PORTAL DIÁRIO DO AÇO. **Mina de Gongo Soco tem atividades encerradas**. 2016 Disponível em: < http://www.diariodoaco.com.br/ler_noticia.php?id=46015&t=mina-de->. Acesso em 10 out. 2017

PREFEITURA DE BARÃO DE COCAIS. **Institucional - História**. 2013. Disponível em: <<http://www.baraodecocais.mg.gov.br/detalhe-da-materia/info/historia/6495>>. Acesso em 03 out. 2017

RIBEIRO, R.J.C.; BAPTISTA, G.M.M.; BIAS, E.S. Comparação dos métodos de classificação supervisionada de imagem Máxima Verossimilhança e Redes Neurais em ambiente urbano. In: **XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 2007, Florianópolis - SC. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, p.5471-5478.

SAMPAIO, D.M.; ELMIRO, M.A.T.; NÓBREGA, R.A.A. Modelagem da dinâmica da expansão urbana no Vetor Norte da Região Metropolitana de Belo Horizonte e análises sobre as novas infraestruturas viárias previstas até 2031. **Geografias UFMG**, Belo Horizonte, v.10, n.2, p.78-99, 2014

SÁNCHEZ. L.E. **Avaliação de Impacto Ambiental: Conceitos e Métodos**. Oficina de Textos. São Paulo, 2008.

SANTOS, S.I.P. **Cenários de Alterações de Uso e Ocupação do Solo até 2040 em Portugal Continental**. 71f., 2014. Dissertação (Mestrado em Ciência e Sistemas de Informação Geográfica). Instituto Superior de Estatística e Gestão da Informação, Universidade Nova de Lisboa, 2014.

SANTOS, M. **A urbanização brasileira**. São Paulo: HUCITEC, 1993. 147 p.

SANTOS, M. **Técnica, espaço, tempo: globalização e meio técnico-científico informacional**. São Paulo: HUCITEC, 1994. 190 p.

SILVA. N.L. **Mapeamento e análise multitemporal da cobertura do solo do município de São Thomé das Letras**. 2014. 42f. Monografia (Especialização em Geoprocessamento). Instituto de Geociências, Universidade Federal de Minas Gerais, 2014.

SOARES-FILHO, B. S.; RODRIGUES, H.; FOLLADOR, M. A hybrid analytical-heuristic method for calibrating land-use change models. **Environmental Modelling & Software** v. 43, p. 80–87 , 2013.

SONTER, Laura J.; BARRETT, Damian J.; et al. Global demand for steel drives extensive land-use change in Brazil's Iron Quadrangle. **Global Environmental Change** v. 26, n. 1, p. 63–72 , 1 maio 2014. Disponível em: <https://espace.library.uq.edu.au/view/UQ:329830#.VQ7Kjch0d_E.mendeley> . Acesso em: 17 out. 2017.

SONTER, Laura J.; MORAN, Chris J.; et al. Processes of land use change in mining regions. **Journal of Cleaner Production** v. 84, n. 1, p. 494–501 ,1 dez. 2014 Disponível em: <<https://espace.library.uq.edu.au/view/UQ:329831#.VQ7JFlz0BC0.mendeley>>. Acesso em: 20 nov. 2017.

STEINITZ, C. **A Framework for Geodesign**. Redlands: ESRI Press, 2012. 360 p.

STOMPH, T. J.; FRESCO, L. O.; KEULEN, H. V. Land use system evaluation: concepts and methodology. **Agricultural Systems** v. 44, p. 243–245 , 1994.

VELDKAMP, A.; FRESCO, L. O. CLUE: a conceptual model to study the conversion of land use and its effects. **Ecological Modelling** v. 85, n. 2-3, p. 253–270 , 1996.

VELDKAMP, A.; LAMBIN, E. Predicting land-use change. **Agriculture, Ecosystems and Environment** v. 85, p. 1–6 , 2001.

9. APÊNDICES

APÊNDICE A - Matriz de Confusão SPRING - Imagem 2001 (Landsat 5)

MATRIZ DE ERROS DE CLASSIFICACAO

(colunas: dados de referencia)

	Agua	Pastagem	Aflorcampo	Eucalipto	Mineracao	Urbano	Vegnativa	Sombra	Nuvem	Abstencao	Soma lin.
Agua	302 5.70%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	302
Pastagem	0 0.00%	922 17.40%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	1 0.02%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	923
Aflorcampo	0 0.00%	12 0.23%	1356 25.59%	0 0.00%	1 0.02%	5 0.09%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	1374
Eucalipto	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	1104 20.83%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	1104
Mineracao	0 0.00%	0 0.00%	1 0.02%	0 0.00%	175 3.30%	1 0.02%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	177
Urbano	0 0.00%	7 0.13%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	528 9.96%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	535
Vegnativa	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	2 0.04%	0 0.00%	1 0.02%	702 13.25%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	705
Sombra	0 0.00%	0 0.00%	1 0.02%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	94 1.77%	0 0.00%	0 0.00%	95
Nuvem	0 0.00%	1 0.02%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	83 1.57%	0 0.00%	84
Soma col.	302	942	1358	1106	176	536	702	94	83	0	5299

	Exatidao do produtor	Exatidao do usuario
Agua	100.00%	100.00%
Pastagem	97.88%	99.89%
Aflorcampo	99.85%	98.69%
Eucalipto	99.82%	100.00%
Mineracao	99.43%	98.87%
Urbano	98.51%	98.69%
Vegnativa	100.00%	99.57%
Sombra	100.00%	98.95%
Nuvem	100.00%	98.81%

Desempenho geral: 99.38 %
 Confusao media : 0.62 %
 Abstencao media : 0.00 %
 Estistica KHAT : 99.25 %
 Variancia KHAT : 1.711e-006
 Estistica TAU : 99.30 %

APÊNDICE B - Matriz de Confusão SPRING - Imagem 2010 (Landsat 5)

MATRIZ DE ERROS DE CLASSIFICACAO

(colunas: dados de referencia)

	Agua	Pastagem	Aflorcampo	Eucalipto	Mineraçao	Urbano	Vegnativa	Abstencao	Soma lin.
Agua	453 8.27%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	1 0.02%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	454
Pastagem	0 0.00%	635 11.60%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	2 0.04%	0 0.00%	0 0.00%	637
Aflorcampo	0 0.00%	4 0.07%	961 17.55%	0 0.00%	0 0.00%	1 0.02%	0 0.00%	0 0.00%	966
Eucalipto	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	823 15.03%	0 0.00%	0 0.00%	7 0.13%	0 0.00%	830
Mineraçao	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	766 13.99%	20 0.37%	0 0.00%	0 0.00%	786
Urbano	0 0.00%	24 0.44%	0 0.00%	0 0.00%	2 0.04%	660 12.05%	0 0.00%	0 0.00%	686
Vegnativa	0 0.00%	0 0.00%	3 0.05%	1 0.02%	0 0.00%	0 0.00%	1112 20.31%	0 0.00%	1116
Soma col.	453	663	964	824	769	683	1119	0	5475

	Exatidao do produtor	Exatidao do usuario
Agua	100.00%	99.78%
Pastagem	95.78%	99.69%
Aflorcampo	99.69%	99.48%
Eucalipto	99.88%	99.16%
Mineraçao	99.61%	97.46%
Urbano	96.63%	96.21%
Vegnativa	99.37%	99.64%

Desempenho geral: 98.81 %
 Confusao media : 1.19 %
 Abstencao media : 0.00 %
 Estistica KHAT : 98.60 %
 Variancia KHAT : 2.979e-006
 Estistica TAU : 98.61 %

APÊNDICE C - Matriz de Confusão SPRING - Imagem 2016 (Landsat 8)

MATRIZ DE ERROS DE CLASSIFICACAO

(colunas: dados de referencia)

	Agua	Pastagem	Aflorcampo	Eucalipto	SoloExpost	Mineracao	Urbano	Vegnativa	Abstencao	Soma lin.
Agua	243 4.01%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	6 0.10%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	249
Pastagem	0 0.00%	736 12.16%	13 0.21%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	749
Aflorcampo	0 0.00%	24 0.40%	1175 19.41%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	1 0.02%	0 0.00%	0 0.00%	1200
Eucalipto	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	1236 20.42%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	8 0.13%	0 0.00%	1244
SoloExpost	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	32 0.53%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	32
Mineracao	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	828 13.68%	22 0.36%	0 0.00%	0 0.00%	850
Urbano	0 0.00%	1 0.02%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	20 0.33%	408 6.74%	0 0.00%	0 0.00%	429
Vegnativa	0 0.00%	2 0.03%	0 0.00%	35 0.58%	0 0.00%	0 0.00%	0 0.00%	1264 20.88%	0 0.00%	1301
Soma col.	243	763	1188	1271	32	854	431	1272	0	6054

	Exatidao do produtor	Exatidao do usuario
Agua	100.00%	97.59%
Pastagem	96.46%	98.26%
Aflorcampo	98.91%	97.92%
Eucalipto	97.25%	99.36%
SoloExpost	100.00%	100.00%
Mineracao	96.96%	97.41%
Urbano	94.66%	95.10%
Vegnativa	99.37%	97.16%

Desempenho geral: 97.82 %
 Confusao media : 2.18 %
 Abstencao media : 0.00 %
 Estistica KHAT : 97.38 %
 Variancia KHAT : 5.099e-006
 Estistica TAU : 97.51 %

APÊNDICE D - Validação dos Resultados de Modelagem - IDRISI

```

Number of total runs      :      1
Multi-resolution VALIDATE :      Categorical Image Comparison
=====
Comparison image file    :      landcov_predict_2016
Reference image file     :      2016_raster_new
Strata/Mask image file   :      N/A

```

```

Number of valid strata:    1;  Number of valid categories:    9

```

```

//Beginning of run:      1
Resolution scale:      1 x 1

```

Classification agreement/disagreement
According to ability to specify accurately quantity and
allocation

Quantity	Information of	
Information of Allocation	No[n]	Medium[m]
Perfect[p]		
Perfect[P(x)]	P(n) = 0.4472	P(m) = 0.9564
P(p) = 1.0000		
PerfectStratum[K(x)]	K(n) = 0.4462	K(m) = 0.9564
K(p) = 0.9989		
MediumGrid[M(x)]	M(n) = 0.3861	M(m) = 0.8951
M(p) = 0.8872		
MediumStratum[H(x)]	H(n) = 0.1111	H(m) = 0.3932
H(p) = 0.3889		
No[N(x)]	N(n) = 0.1111	N(m) = 0.3932
N(p) = 0.3889		

```

AgreementChance = 0.1111
AgreementQuantity = 0.2821
AgreementStrata = 0.0000
AgreementGridcell = 0.5019
DisagreeGridcell = 0.0613
DisagreeStrata = 0.0000
DisagreeQuantity = 0.0436

```

```

          Kno = 0.8820
        Klocation = 0.8911
    KlocationStrata = 0.8911
        Kstandard = 0.8271
//Ending of run:      1

```