

MAOLA MONIQUE FARIA

**DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DO CAFÉ NA REGIÃO DAS MATAS DE
MINAS**

Tese apresentada a Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas, para obtenção do título de Doctor Scientiae.

VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2015

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da
Universidade Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

F224d Faria, Maola Monique, 1985-
2015 Distribuição espacial do café na região das matas de
Minas / Maola Monique Faria. - Viçosa, MG, 2015.
ix, 78f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Orientador : Elpídio Inácio Fernandes Filho.
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.
Inclui bibliografia.

1. Café - Cultivo. 2. Café - Mapeamento - Sensoriamento
remoto. 3. Café (Bebida) - Qualidade. I. Universidade
Federal de Viçosa. Departamento de Solos. Programa de
Pós-graduação em Solos e Nutrição de Plantas. II. Título.

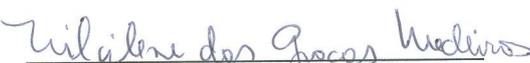
CDD 22. ed. 633.73

MAOLA MONIQUE FARIA

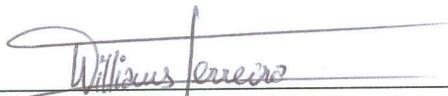
**DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DO CAFÉ NA REGIÃO DAS MATAS DE
MINAS**

Tese apresentada a Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 11 de dezembro de 2015.



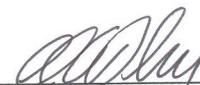
Nilcilene das Graças Medeiros



Williams Pinto Marques Ferreira
(Coorientador)



Édson Márcio Mattiello



Marcelo de Freitas Ribeiro



Elpídio Inácio Fernandes Filho
(Orientador)

“Agradeço todas as dificuldades que enfrentei. Não fosse por elas, eu não teria saído do lugar... As facilidades nos impedem de caminhar. Mesmo as críticas nos auxiliam muito. ”

Chico Xavier

“O sucesso nasce do querer, da determinação e persistência em se chegar a um objetivo. Mesmo não atingindo o alvo, quem busca e vence obstáculos, no mínimo fará coisas admiráveis. ”

José de Alencar

Aos meus pais, José Ivo e Roseni,
DEDICO

AGRADECIMENTOS

Essa tese não é fruto de um trabalho individual, pois eu não teria conseguido escrever uma única palavra se não fosse a colaboração de outras mãos. Por isso, tenho que agradecer primeiramente a Deus e a Nossa Senhora Aparecida pela proteção e por ter me dado forças para perseverar frente aos desafios.

Aos meus pais Roseni e José Ivo e à minha irmã Raiza que sempre confiaram nas minhas escolhas, me incentivando, apoiando e aconselhando frente aos desafios e por entenderem as minhas ausências nos almoços de domingo. Àquele que “recém” chegou em minha vida, meu amor, porém, sua colaboração já é significativa, pois conseguiu através de diversas conversas e conselhos que manter o foco e o objetivo em um único horizonte me levará a conquistas maiores. O apoio e os ensinamentos de vocês foram fundamentais para a conquista do meu título de doutora e mais do que isso para que eu continue a minha caminhada.

A Universidade Federal de Viçosa, especialmente ao Departamento de Solos, pela oportunidade de cursar o meu doutorado em um dos melhores programas de pós-graduação em solos do Brasil. Tenho orgulho de ter me formado em Geografia por essa instituição e por ter feito toda a minha pós-graduação nessa casa. Orgulho de ser UFV!

A FAPEMIG pela concessão da bolsa de estudos. Ao Centro de Excelência do Café (CEC), EPAMIG, Embrapa – Café, CNPQ, SEBRAE – MG pelo apoio financeiro.

Ao Elpidio que desde o final da minha graduação compartilha comigo seus conhecimentos, por estar apostos para ouvir meus desabafos e me aconselhar. Obrigada por juntamente com Dalila e Gabriel, me fazer sentir como parte da família de vocês. A Márcio, Kelia, Gabriel e Maria Júlia pela amizade e pelo carinho.

Aos meus coorientadores Márcio e Williams pelas colaborações, dicas e correções.

Aos membros da banca examinadora, Nilcilene, Mattiello, Marcelo e Williams, pela disponibilidade, compreensão e contribuições.

Mas essa caminhada não teria iniciado sem a participação de três pessoas, que entraram em minha vida ainda durante a minha graduação em Geografia: professores Fábio Oliveira, André Faria e Carlos Schaefer. Fábio obrigada por me despertar para a pesquisa *stricto sensu* e pela amizade e carinho criados ao longo desses anos.

André obrigada por continuar o trabalho do Fábio no encaminhar do meu olhar geográfico crítico e por ter me apresentado o Carlos que juntamente com você e o Fábio me mostrou que era possível sim eu fazer uma pós-graduação e continuar buscando pelos meus objetivos. Carlos obrigada pelo carinho, conselhos e por compartilhar um pouco dos seus conhecimentos. E, além disso, obrigada por juntamente com o Elpidio ter me dado a chance de continuar buscando pelos meus objetivos diante da negativa no processo seletivo do mestrado lá em 2010. As experiências adquiridas durante a convivência com vocês e demais membros das diferentes equipes em diferentes projetos ao longo desses anos foram gratificantes e fundamentais para o meu amadurecimento profissional e pessoal.

Aos amigos do LABGEO Adriano, Cleverson (Cerê), Ariecha, Marcelo, Eliana, Clara, Martin, Marcelle, Pedro Christo, Pedro Almeida, Bruno Neri, Chico e Felipe e todos os que por aqui passaram ao longo desses quase 6 anos de laboratório pelas risadas diárias, ensinamentos e colaborações.

Aos amigos de longa data, como a Karol disse outro dia: que datam da última glaciação, Cibele, Anderson, Karol, Raquel, Mariana (Nana), Bárbara (Bá), Aline, Alyne, Silmara, Isabel (Bel), Rita e Cláudia por escutarem minhas lamúrias, reclamações e por me incentivarem, aconselharem e tornarem mais leve a minha caminhada.

À equipe do projeto “Identificação dos Terroirs com as nuances dos cafés da Região das Matas de Minas”, em especial àqueles que durante dois meses estiveram no campo incansavelmente para que cumpríssemos a meta de georreferenciar e coletar amostras de solo e de folha de 475 propriedades, o meu muito obrigado.

A Ligia que durante 6 meses me ajudou exaustivamente na coleta do conjunto de amostras a ser empregado nos estudos do emprego das técnicas de sensoriamento remoto no mapeamento das áreas cafeeiras das Matas de Minas.

À secretária e ao secretário da pós-graduação, Luciana e Nayan, pela amizade e pelo apoio na resolução das burocracias que surgiram ao longo do meu período de doutoramento.

Aos funcionários do Departamento de Solos. E a todos os professores desse departamento pelos ensinamentos e pelo compartilhamento de experiências.

A FAPEMIG pela concessão da bolsa de estudos.

Enfim, a todos que de alguma forma contribuíram para a minha formação profissional.

BIOGRAFIA

MAOLA MONIQUE FARIA, filha de José Ivo Faria e Roseni Aparecida de Souza Faria, nasceu em Guiricema - MG, em 01 de setembro de 1985. Graduiu-se em Geografia em janeiro de 2010, pela Universidade Federal de Viçosa. Em julho de 2010 ingressou no curso de Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas no Departamento de Solos da Universidade Federal de Viçosa, Viçosa-MG, defendendo sua dissertação em julho de 2012. Iniciou seu curso de Doutorado no mesmo departamento em agosto de 2012, defendendo sua tese em dezembro de 2015.

Sumário

RESUMO.....	viii
ABSTRACT.....	ix
Introdução geral	1
Referências Bibliográficas	3
1. A REGIÃO DAS MATAS DE MINAS	4
1.1. Introdução	4
1.2. Localização	5
1.3. Histórico de uso	6
1.4. Geologia.....	8
1.5. Relevo	9
1.6. Clima.....	12
1.7. Vegetação.....	15
1.8. Solos.....	15
1.8.1. LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	18
1.8.2. LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO húmico	18
1.8.3. LATOSSOLO AMARELO.....	19
1.8.4. LATOSSOLO VERMELHO	20
1.8.5. LATOSSOLO VERMELHO húmico	21
1.8.6. ARGISSOLO VERMELHO	21
1.8.7. ARGISSOLO VERMELHO – AMARELO	22
1.8.8. CAMBISSOLOS HÁPLICOS	23
1.8.9. CAMBISSOLOS HÚMICOS	24
1.8.10. CAMBISSOLOS FLÚVICOS	25
1.8.11. NEOSSOLOS LITÓLICOS.....	26
1.8.12. Os solos cultivados com café na região das Matas de Minas.....	27
1.9. Considerações finais	30
Referências bibliográficas.....	30
2. INFLUÊNCIA DO NÚMERO DE AMOSTRAS DE TREINAMENTO NO ÍNDICE KAPPA DE QUATRO ALGORITMOS DE CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS	33
2.1. Introdução	33
2.2. Material e Métodos	36
2.2.1. Caracterização da área de estudo	36
2.2.2. Base de dados.....	37

2.2.3.	Cálculo do número de amostras a ser utilizado no treinamento.....	39
2.3.	Resultados e Discussão	40
2.3.	Conclusões	43
	Referências Bibliográficas	44
3.	SELEÇÃO DE BANDAS A PARTIR DA UTILIZAÇÃO DO ÍNDICE DE SEPARABILIDADE JEFFERYES-MATUSITA	47
3.1.	Introdução	47
3.2.1.	Caracterização da área de estudo	49
3.2.2.	Base de dados.....	51
3.2.3.	Preparação do arquivo de amostras.....	52
3.2.4.	Avaliação do grau de sobreposição entre as amostras	52
3.2.5.	Refinamento do conjunto de amostras de treinamento	53
4.	MAPEAMENTO DE ÁREAS CAFEIEIRAS DAS MATAS DE MINAS	61
4.1.	Introdução	61
4.2.	Material e Métodos	63
4.2.1.	Caracterização da área de estudo	63
4.2.2.	Base de dados e classificação supervisionada.....	64
4.3.	Resultados e discussão	66
4.4.	Conclusões	75
	Referências bibliográficas.....	75
	Conclusão Geral.....	78

RESUMO

FARIA, Maola Monique, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, dezembro de 2015. **DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DO CAFÉ NA REGIÃO DAS MATAS DE MINAS.** Orientador: Elpídio Inácio Fernandes Filho. Coorientadores: Márcio Rocha Francelino e Williams Pinto Marques Ferreira.

A Região das Matas de Minas caracteriza-se pelo seu relevo movimentado sob solos intemperizados e de baixa fertilidade natural. Originalmente, a região era coberta por matas que, em sua maioria, foram derrubadas dando lugar à de lavouras de café e de pastagens. O mapeamento das áreas cafeeiras a partir do uso de sensoriamento remoto ainda constitui um desafio para os pesquisadores. Diante disso, o presente estudo tem por objetivo mapear o uso e a cobertura do solo, com ênfase nas áreas cultivadas com café, da região das Matas de Minas a partir do emprego do classificador Random Forest. O estudo foi realizado utilizando-se as bandas 1 a 7 do Landsat 8 de 02 de agosto de 2013 com correção atmosférica. O processamento dos dados foi feito utilizando os softwares ArcGis 10.1 e R 3.2. Realizou-se a coleta de 8.500 amostras distribuídas de forma aleatória em toda a área de estudo e envolvendo todas as oito classes de uso de interesse no estudo, a saber: café, mata, eucalipto, solo, água, pastagem, nuvem e sombra. Com base no arquivo de amostras foram extraídos os valores de radiância de cada banda da imagem Landsat 8. A classificação foi realizada utilizando-se a interface do software R. Para avaliar o grau de sobreposição espectral das classes de uso do conjunto de amostras foi utilizado o índice de separação de classes de Jefferyes-Matusita. Para a avaliação da exatidão da classificação foi utilizado o índice Kappa e Kappa condicional. Ao se empregar um conjunto de 80 pixels por classe foi suficiente para se obter bons resultados para todos os classificadores avaliados. O refinamento do conjunto de amostras propiciou a melhora do índice de separabilidade Jefferyes-Matusita dentre as classes florestais envolvidas no presente estudo: café, mata e eucalipto. A cultura cafeeira, na região das Matas de Minas, recobre 424.705,50 hectares.

ABSTRACT

FARIA. Maola Monique, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, December of 2015. **SPATIAL DISTRIBUTION OF COFFEE IN THE REGION OF MATAS DE MINAS.** Advisor: Elpídio Inácio Fernandes Filho. Co-advisors: Márcio Rocha Francelino and Williams Pinto Marques Ferreira.

The Region of Matas de Minas is characterized by its busiest relief under which developed deep and well-drained soil. Originally, the area was covered by forests that, for the most part were torn down giving way to coffee plantations and pastures. The mapping of the coffee areas from remote sensing use is still a challenge for researchers. Therefore, this study aims to map the land use and cover, with emphasis on areas cultivated with coffee, the region of Matas de Minas from the use of the Random Forest classifier. The study was conducted using bands 1-7 Landsat 8 August 2, 2013 with atmospheric correction. Data processing was done using the software ArcGIS 10.1 and R 3.2. It took place collecting 8,500 samples distributed randomly across the study area and involving all eight classes of use of interest in the study, namely: coffee, forest, eucalyptus, soil, water, pasture, cloud and shade. Based on the file samples were taken from the radiance values of each band of Landsat 8. The ratings were performed using the R software interface to assess the degree of spectral overlap between the use of classes of the set of samples was used Jefferyes-Matusita classes separation index. For evaluating the accuracy of the ratings we used the Kappa index and conditional Kappa. When employing a set of 80 pixels per class yielded good results for all evaluated classifiers. The refinement of the set of samples allowed the improvement of Jefferyes-Matusita separability index among forest classes involved in this study: coffee, forest and eucalyptus. The coffee culture in the region of Matas de Minas, covering 424,705.50 hectares.

Introdução geral

No Brasil, maior produtor mundial de café, estima-se que a cafeicultura se faz presente em 1.700 municípios, em um total de 300 mil propriedades rurais, gerando com isso empregos e renda. Sua importância econômica pode ser comprovada pela segunda estimativa de produção para a safra 2015, realizada pela Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB, 2015), a qual estima que o País deva colher cerca de 44,25 milhões de sacas de 60 quilos do produto beneficiado.

A história da atividade cafeeira no Brasil está ligada ao estado de Minas Gerais continua se destacando na produção desta cultura, com previsão de safra para 2015 de 23,64 milhões de sacas de café (CONAB, 2015).

Em 2012, após várias reuniões das lideranças da cafeicultura e de representante das principais instituições privadas a ela vinculadas da região leste de Minas Gerais, buscou-se ações visando criar uma governança regional para a cadeia produtiva do café. Como resultado, em 2013 foi criado o Conselho das Entidades do Café das Matas de Minas, que no mesmo ano estipulou a “Região das Matas de Minas” como local de produção de cafés especiais, que abrange 63 municípios em sua maioria a mesorregião geográfica da Zona da Mata Mineira e pequena parte do Vale do Rio Doce

Nesse trabalho foi adotado esse termo de forma a caracterizar a área de estudo, que apresenta características específicas de clima de montanha devido a sua altitude média (692 m), relevo muito acidentado e semelhanças de manejo na condução da lavoura cafeeira (SILVEIRA, 2015).

Conhecer a distribuição espacial das lavouras dessa região é de suma importância, visto que os dados hoje existentes são os fornecidos pelo IBGE e obtidos a partir da aplicação de entrevistas realizadas com as entidades representantes dos cafeicultores da região. Devido à metodologia adotada, os dados produzidos pelo IBGE possuem incertezas que geram superestimativas da área plantada para alguns municípios e subestimam a área plantada de outros.

Para melhor mapear as áreas cultivadas com café Joaquim (1998) apud Daamen et al. (2003) afirmam que as técnicas de sensoriamento remoto se apresentam como importantes ferramentas para o mapeamento da variabilidade espacial da qualidade das culturas. No caso da cultura cafeeira, essa ferramenta tem sido empregada, principalmente, no mapeamento e na caracterização das áreas produtoras (CAMPOS, 2005).

Visando contribuir para o mapeamento com maior exatidão da cultura cafeeira na região das Matas de Minas - MG objetiva-se com o presente trabalho: “Distribuição Espacial e Modelagem da Qualidade da Bebida” cujos objetivos propostos são:

1. Caracterizar em relação aos aspectos fisiográficos a região das Matas de Minas;
2. Analisar o uso e a cobertura do solo da região das Matas de Minas com enfoque nas áreas produtoras de café;
3. Avaliar a contribuição de diferentes técnicas de sensoriamento remoto na separação entre as feições florestais e áreas cobertas por culturas de café na região das Matas de Minas.

O presente trabalho está organizado em quatro capítulos, a saber:

1. “A Região das Matas de Minas”: tem por objetivo caracterizar a região mineira, produtora de café, Matas de Minas, a partir de uma vasta pesquisa bibliográfica acerca de aspectos físicos, tais como: clima, geologia, solos, relevo e vegetação e da história da conformação dessa região;
2. “Influência do Número de Amostras de Treinamento no Índice Kappa de Quatro Algoritmos de Classificação”: tem por objetivo avaliar o efeito de diferentes tamanhos de conjuntos de amostras de treinamento na acurácia da classificação supervisionada estimada pelo índice Kappa obtido a partir dos classificadores: Logit, Rede Neural, SVM e Random Forest;
3. “Seleção de bandas a partir da utilização do índice de separabilidade Jefferyes-Matusita”: tem por objetivo investigar se o emprego de razões de bandas e eliminação de amostras impuras irá contribuir para a melhora do índice de separabilidade Jefferyes-Matusita entre a classe café e as demais classes florestais da região das Matas de Minas;
4. “Mapeamento de Áreas Cafeeiras da Região das Matas de Minas”: tem por objetivo mapear o uso e a cobertura do solo, com ênfase nas áreas cultivadas com café da região das Matas de Minas a partir do emprego do classificador Random Forest.

Referências Bibliográficas

CAMPOS, D. S. Análise da variabilidade espacial da produtividade na cafeicultura de montanha com uso de técnicas de sensoriamento remoto. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 2005.

CONAB, C. N. DE A. Acompanhamento da Safra Brasileira - Café (Segundo Levantamento Junho/2015). Brasília: CONAB, 2015.

DAAMEN, M. L. J. et al. Comparação entre estimativa de produção de cana-de-açúcar auxiliada por processamento digital de imagens de satélite e métodos tradicionais de observação de campo. XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Anais...Belo Horizonte: INPE, 2003.

SILVEIRA, A. de S. Atributos sensoriais dos cafés cultivados em diferentes altitudes e faces de exposição na região das Matas de Minas. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 2015.

1. A REGIÃO DAS MATAS DE MINAS

1.1. Introdução

No Brasil, maior produtor mundial de café, estima-se que a cafeicultura se faz presente em 1.700 municípios brasileiros, em um total de 300 mil propriedades rurais gerando com isso empregos e renda. Sua importância econômica pode ser comprovada pela primeira estimativa de produtividade para a safra 2015, realizada pela Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB, 2015), no qual o País deve colher 44,25 milhões de sacas de 60 quilos do produto beneficiado.

A história da atividade cafeeira no Brasil está ligada ao estado de Minas Gerais e continua se destacando na produção desta cultura, com previsão de safra para 2015 de 23,64 milhões de sacas de 60 quilos (CONAB, 2015).

A região das Matas de Minas, que abrange em sua maioria a mesorregião geográfica da Zona da Mata Mineira e pequena parte do Vale do Rio Doce, apresenta características específicas de clima de montanha devido à sua altitude média (692 m), à ação constante dos ventos catabáticos e anabáticos e à influência sofrida pelos fenômenos meteorológicos sazonais das Frentes Frias e Zona de Convergência do Atlântico Sul. Por seu relevo muito acidentado e, em decorrência, por suas semelhanças tecnológicas na condução da lavoura cafeeira, pode ser agrupada sob a denominação de Região de Cafeicultura de Montanha (SILVEIRA, 2015).

O café produzido em montanha tem como uma de suas características a dependência de mão de obra intensiva e custos elevados, sendo assim um dos segmentos da cafeicultura que apresentam maior vulnerabilidade às incertezas do mercado e, por isso tem enfrentado dificuldades nas últimas décadas para manter a sustentabilidade, principalmente devido ao dinamismo das transformações da economia e do comércio mundial.

A importância do estudo se justifica, pois 19% do PIB nas Matas de Minas são decorrentes da agropecuária, sendo que desse total 16% é decorrente da cafeicultura que gera o total de 234.978 empregos (IBGE, 2014). Outro aspecto é que os resultados alcançados nos processos de inovação tecnológica que contribuirão para a sustentabilidade, a qualidade, a produtividade e a preservação ambiental poderão ser transferidos para regiões de montanhas, com características semelhantes às da região das Matas de Minas de modo a ser adaptados às condições naturais específicas da região servindo de incentivo aos pequenos e grandes produtores

devido aos desafios e aos avanços socioeconômicos sustentáveis capazes de contribuir para o desenvolvimento regional.

Diante do exposto, o presente capítulo tem por objetivo caracterizar a região mineira, produtora de café, Matas de Minas, a partir de uma vasta pesquisa bibliográfica acerca de aspectos físicos, tais como: clima, geologia, solos, relevo e vegetação e da história da conformação dessa região.

1.2. Localização

A região das Matas de Minas é formada pelos municípios produtores de café das mesorregiões do IBGE: Zona da Mata e Rio Doce, sendo composta por 63 municípios espalhados por uma área de 1.749.114 ha (3% de Minas Gerais) (**Erro! fonte de referência não encontrada.**), estado responsável por aproximadamente 50% da produção nacional de café com população aproximada de 900 mil habitantes (que representam 5% da população do Estado) (IBGE, 2010). A região produz em média 5 milhões de sacas por ano, que representam 24% da produção do Estado, sendo que 80% das fazendas de café são de até 20 ha, ou seja, de pequenos produtores (IBGE, 2006).

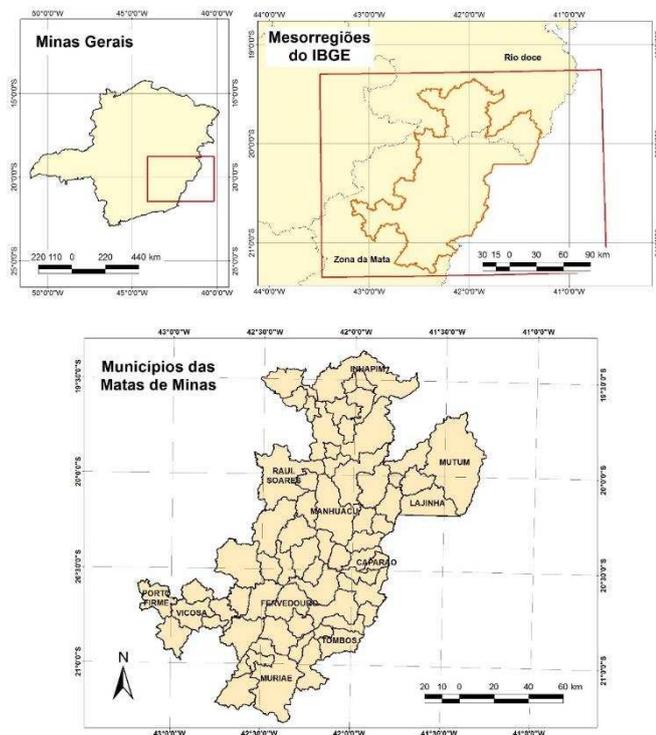


Figura 1. Mapa de localização dos municípios das Matas de Minas.

1.3.Histórico de uso

A história da cafeicultura na região das Matas de Minas remonta ao início do século XVIII quando da instalação da agricultura nas regiões vizinhas às áreas auríferas com o objetivo de diversificar a economia de Minas Gerais (ESPINDOLA, 2005). Porém, a cultura ganhou força e representatividade na economia mineira a partir da metade do século XIX (CARRARA, 1999; PAULA, 2006). A elevação dos preços do café no mercado fez com que a cultura antes plantada somente na província do Rio de Janeiro, passasse a ser cultivada na província mineira, via Caminho Novo, instalando-se nos vales dos rios Pomba e Paraibuna, onde podia-se encontrar terras férteis (ESPINDOLA, 2005; PAULA, 2006; VITTORETO, 2010).

Vittoreto (2010) afirma que “a Zona da Mata mineira apresentava plenas condições físicas à incorporação da cultura do café no século XIX, uma vez que a adaptação da planta a fatores como o clima, o solo e a topografia matenses ocorreu de modo que sua produtividade não seria comprometida” (p.79). Somou-se a estes fatores a disponibilidade de recursos oriundos da decadência da economia do ouro, sejam vinculados diretamente à atividade mineradora ou através da produção de alimentos, que até então era estabelecida na Serra da Mantiqueira (CARRARA, 1999; ESPINDOLA, 2005; VALVERDE, 1958).

A partir das décadas de 60 e 70, com a modernização dos sistemas de transporte – rodovia e ferrovia – que propiciaram o rápido escoamento da produção, a atividade cafeeira adentra para o interior da Zona da Mata e parte da região do Rio Doce (PAULA, 2006; VALVERDE, 1958), chegando à região de Manhuaçu ao final do século XIX (VALVERDE, 1958). A expansão da cultura cafeeira transformou a região social e economicamente (VALVERDE, 1958). Fez-se presente na região nessa época, grandes fazendas cafeeiras movidas à mão de obra escrava, isso aliado à expansão do capital mercantil e da urbanização, assim como da modernização dos sistemas de transporte, rodovia e ferrovia (PAULA, 2006; VALVERDE, 1958).

A aristocracia rural cafeeira controlou o panorama social, político e econômico da região até o final da primeira República em 1930 (CARRARA, 1999; VALVERDE, 1958). Naquela época as lavouras de café apesar de numerosas ocupavam áreas relativamente pequenas localizadas nas encostas (VALVERDE, 1958). Estas foram plantadas em prol da derrubada da mata. Enquanto o café era novo, os fazendeiros plantavam outras culturas intercaladas, tais como feijão, arroz e com maior ocorrência milho (CARRARA, 1999; VALVERDE, 1958). Em 1855, foi

registrado nos inventários plantações desde 9 até 350 mil pés de café (CARRARA, 1999).

A produção cafeeira era escoada por tropas de muares até 1867, quando da chegada da estrada de ferro em Três Rios, estado do Rio de Janeiro. Desse ano em diante, as tropas só deslocavam a produção até as estações ferroviárias (VALVERDE, 1958). A chegada da estrada de ferro na região das Matas de Minas impulsionou o crescimento da produção cafeeira (VALVERDE, 1958; VITTORETO, 2010).

Já a mão de obra empregada era basicamente escrava, porém, com a abolição dos escravos em 1888, os fazendeiros tiveram que buscar nova forma de relação de trabalho para a manutenção da cultura cafeeira, adotou-se o regime de meeiro e trabalho por pagamento diário (CARRARA, 1999; VALVERDE, 1958; VITTORETO, 2010).

Em 1905, os cafezais dos municípios de Muriaé e Mirai estavam em plena produção. Naquela época, os municípios com maior produção de café da região das Matas de Minas eram Muriaé, Divino, Tombos, Faria Lemos, Espera Feliz e Carangola, que produziam, em média, 40 a 45 arrobas por mil pés. Já em Ponte Nova, a mata continuava a dar lugar à cultura cafeeira, porém a produção era menor do que a dos municípios anteriormente citados (VALVERDE, 1958).

No censo agrícola de 1920, os municípios de Manhuaçu e Carangola foram caracterizados como os dois principais municípios produtores de café do estado de Minas Gerais. Valverde (1958, p.33) afirma que “a lavoura da Mata ainda representava 40% da área ocupada por quase meio milhão de cafeeiros de Minas”.

Em 1930, as lavouras de café da região das Matas de Minas estavam em plena decadência por conta do baixo preço do produto no mercado e a exaustão dos solos (CARRARA, 1999; VALVERDE, 1958; VITTORETO, 2010). Em Espera Feliz, por exemplo, as lavouras eram pequenas e decadentes. Em todos os municípios da região, encontrava-se esse cenário representado pela presença dos vestígios dos velhos cafezais que estavam abandonados (VALVERDE, 1958).

As fazendas que antes se mantinham a partir da cultura do café passaram a explorar a pecuária leiteira e de corte além do cultivo de outras culturas, tais como o milho, a cana e o arroz (VALVERDE, 1958; VITTORETO, 2010). Esse cenário de decadência e da substituição da cultura do café por outras atividades só não teve muita expressividade na região de Manhumirim e Caparaó, pois devido a fatores

naturais, principalmente as elevadas cotas altimétricas e a presença de Latossolos Húmicos, que garantiam boa produtividade dos cafezais, os fazendeiros dessa região optaram ainda por manter os cafezais, pois os custos envolvidos para a produção eram baixos (VALVERDE, 1958).

Em relação à história econômica dos municípios hoje pertencentes à região das Matas de Minas pode-se afirmar que “Esta zona é por motivos a que, no processo geral de desenvolvimento social e econômico de Minas Gerais, se processou em último lugar. Ela surge com o século XIX, do qual reflete todas as suas características” (PEDROSA, 1962, p.189).

Pode-se afirmar, que em resumo, a delimitação da região das Matas de Minas é oriunda da história econômica, ligada à produção cafeeira, dos municípios da região da Zona da Mata e do Rio Doce. Esses municípios hoje são os configuradores da região das Matas de Minas.

1.4. Geologia

A região está assentada na Província geológica da Mantiqueira, representando uma porção do Embasamento Cristalino extremamente alterada por dobramentos e falhamentos. As unidades litoestratigráficas de maior abrangência são o Complexo Juiz de Fora e Piedade, ambos datados do Paleoproterozoico, com predomínio litológico de Ortognaisses variando de enderbitos a tonalíticos. Em porções mais elevadas da paisagem encontram-se rochas de elevado grau metamórfico como migmatitos ou rochas graníticas que ocorrem com muita frequência na porção mais setentrional da área de estudo. Rochas metassedimentares como quartzitos e mica xistos, além de intrusões de rochas máficas aparecem de forma mais restrita na área. Os depósitos quaternários ocorrem ao longo dos vales e vias fluviais formando os terraços e leitos maiores, constituídos por cascalhos, areias, siltes e argilas (RADAMBRASIL, 1983, RADAMBRASIL, 1987).

Os terrenos do Complexo Juiz de Fora se caracterizam por possuírem alto grau metamórfico, cuja origem remonta ao Arqueano, e a última a um tectonito formado no Proterozoico Inferior a desgaste de terrenos com idade provável do Arqueano (RADAMBRASIL, 1983, RADAMBRASIL, 1987).

O Complexo Juiz de Fora é formado por rochas da fácies granulito, evidenciado o material de origem ígneo e metamórfico (RADAMBRASIL, 1983, RADAMBRASIL, 1987). Já o Gnaisse Piedade, datados do Brasiliano, é uma

unidade litoestrutural caracterizada pela presença de gnaisses bandados, com foliação sub-horizontal que demonstra nas bandas a ocorrência de dobras intrafoliais (RADAMBRASIL, 1983, RADAMBRASIL, 1987). O Gnaiss Piedade é caracterizado pela presença de rochas bem foliadas decorrentes do bandeamento gnáissico marcante, dispostos em bandas máficas e félsicas com espessuras variáveis.

1.5. Relevo

Nos municípios da região das Matas de Minas há o predomínio das formas de relevo típicas do domínio dos Mares de Morros (AB'SABER, 2003), onde as elevações se caracterizam pela presença de topos arredondados com vertentes convexas terminando em vales planos (VALVERDE, 1958). Sob estas formas há o predomínio dos gnaisses do Grupo Piedade (RADAMBRASIL, 1983, RADAMBRASIL, 1987).

Nas áreas de relevo montanhoso, caracterizadas pela presença de platôs, pontões e cristas serranas, predominam migmatitos e charnoquitos do Grupo Juiz de Fora (RADAMBRASIL, 1983, RADAMBRASIL, 1987, IEF, 2007).

No tocante à declividade os municípios da região das Matas de Minas (Figura 2) possuem declividade média de 28 %, sendo que grande parte, cerca de 53% da região apresenta relevo fortemente ondulado (Tabela 1). Em relação à altitude média esta é 692 m, sendo que as maiores altitudes são encontradas nas serras do Brigadeiro e do Caparaó e no maciço de Caratinga (Figura 3).

Os mapas de relevo foram obtidos a partir do Modelo Digital de Elevação SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) com resolução espacial de 30 metros.

Tabela 1. Declividade e altitude dos municípios da região das Matas de Minas

Classes de declividade	Área (ha)	Contribuição relativa (%)
Plano (0-3%)	32.694,75	1,90
Suave ondulado (3-8%)	101.789,82	5,92
Ondulado (8-20%)	367.262,37	21,36
Fortemente ondulado (20-45%)	912.112,83	53,04
Montanhoso (45-75%)	280.635,75	16,32
Escarpado (>75%)	25.244,55	1,47
TOTAL	1.752.497,96	-

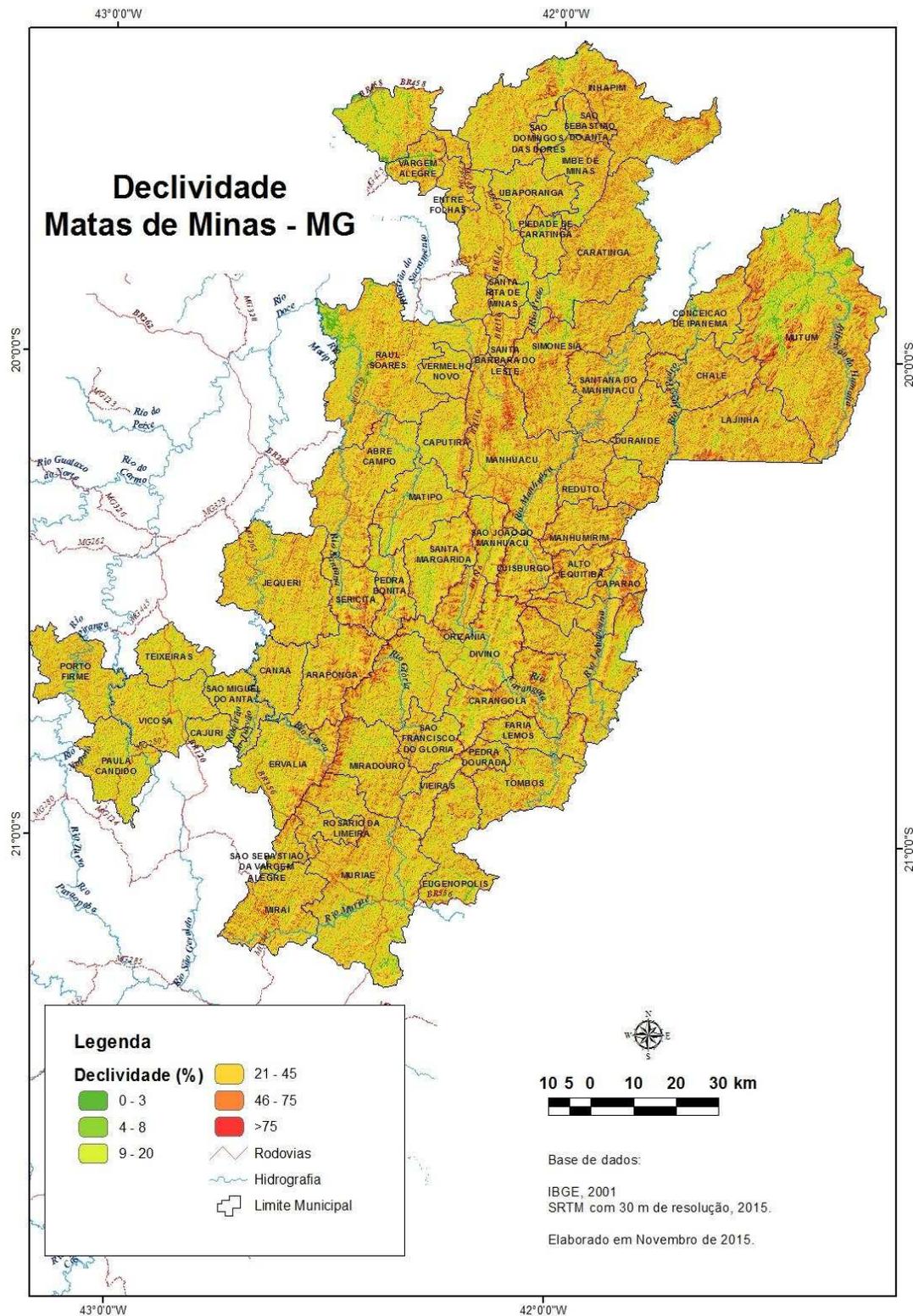


Figura 2. Mapa de Declividade da região das Matas de Minas.

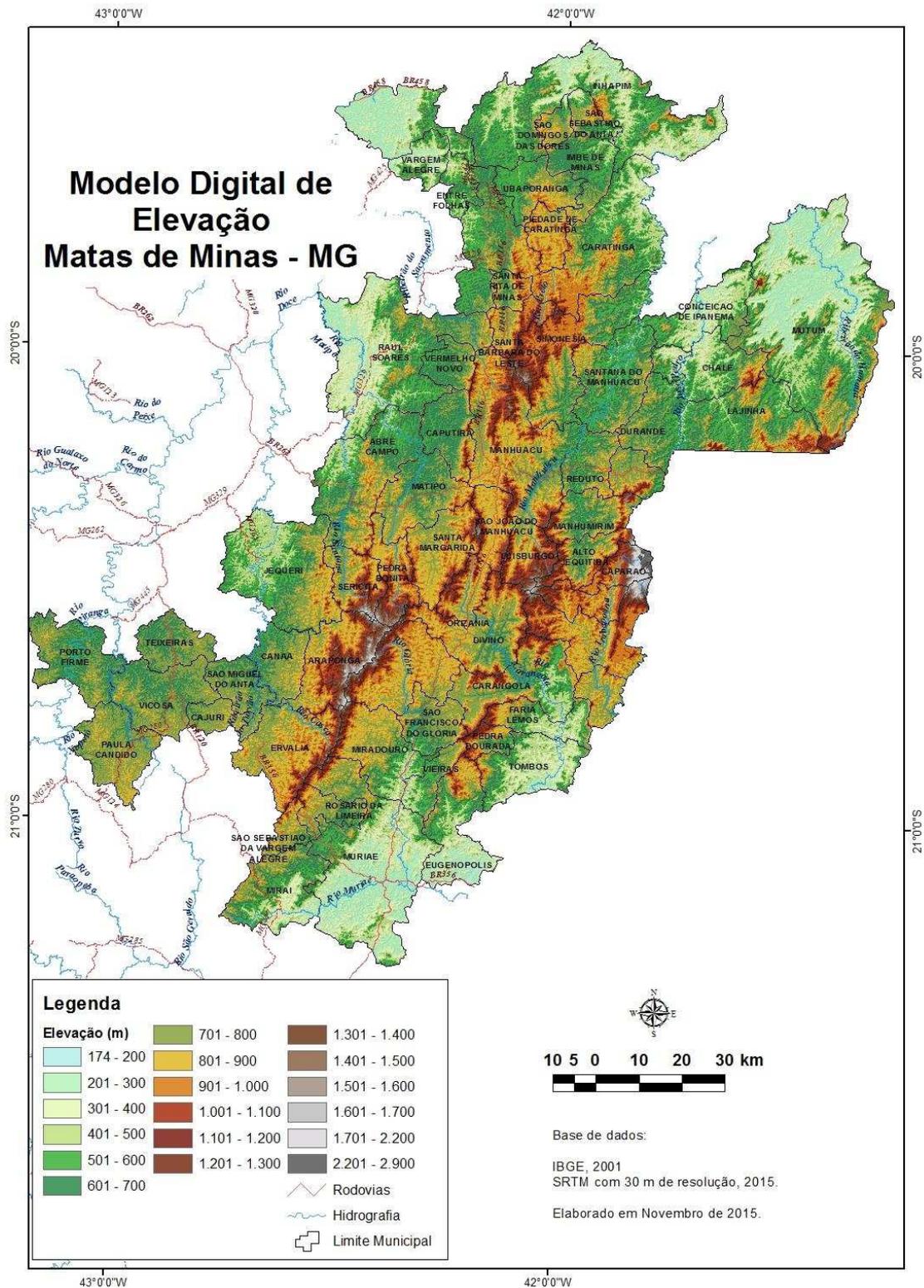


Figura 3. Modelo Digital de Elevação da região das Matas de Minas.

1.6. Clima

Conforme a classificação de Kopp en (1945), nesses munic pios ocorrem os seguintes tipos clim ticos: Cwa (temperatura m dia do m s mais frio inferior a 18  C e temperatura m dia do m s mais quente superior a 22  C, clima tropical de altitude com ver es quentes e chuvosos), ocorre na parte sul da superf cie de Erv lia; Cwb (clima tropical de altitude com ver es frescos e chuvosos), ocorre na regi o de Viçosa; e Cfb (clima temperado mar timo  mido) aparecendo de forma pontual na Serra do Capara , em funç o da altitude mais elevada que propicia chuvas orogr ficas bem distribu das e temperaturas amenas. O clima Cwa   predominante na regi o das Matas de Minas (VALVERDE, 1958) (Figura 4).

Nas  reas mais altas da regi o, pr ximas  s serras do Brigadeiro e a do Capara , em decorr ncia da influ ncia do relevo, a temperatura m dia do m s mais frio   inferior a 10  C e a m dia do m s mais quente   inferior a 23  C. Nessas  reas, a altitude e o relevo s o influenciadores importantes das caracter sticas clim ticas. A altitude e o relevo fazem com que as temperaturas sejam amenizadas, conseq entemente, h  a formaç o de um microclima tipicamente serrano nas regi es mais elevadas, onde se pode notar a presenç , em quase todo o ano, de neblinas cobrindo a serra. Nas noites mais frias a temperatura fica pr xima a 0  C (BRASIL, 1981; IEF, 2007).

A precipitaç o m dia anual varia de 900 mm a 1.900 mm, nas  reas mais elevadas, sendo o per odo de maior precipitaç o entre os meses de dezembro a març o (Figurara 5). As regi es acima de 800 m de altitude n o apresentam d ficit h drico, enquanto as abaixo dessa faixa de altitude apresentam  ndice de umidade variando de (-20) a 20, com excedente h drico de 1 a 400 mm durante 1 a 4 meses por ano e d ficit inferior a 350 mm, em um per odo de 3 a 8 meses do ano (BRASIL, 1981; IEF, 2007; RADAMBRASIL, 1987; RADAMBRASIL, 1983; UFV, 2010, 2011a).

Os mapas com dados clim ticos foram obtidos a partir da base de dados WorldClim (HIJMANS et al., 2005), 30 segundos de arco (aproximadamente 1 km² resoluç o espacial) interpolados para resoluç o espacial de 90 metros.

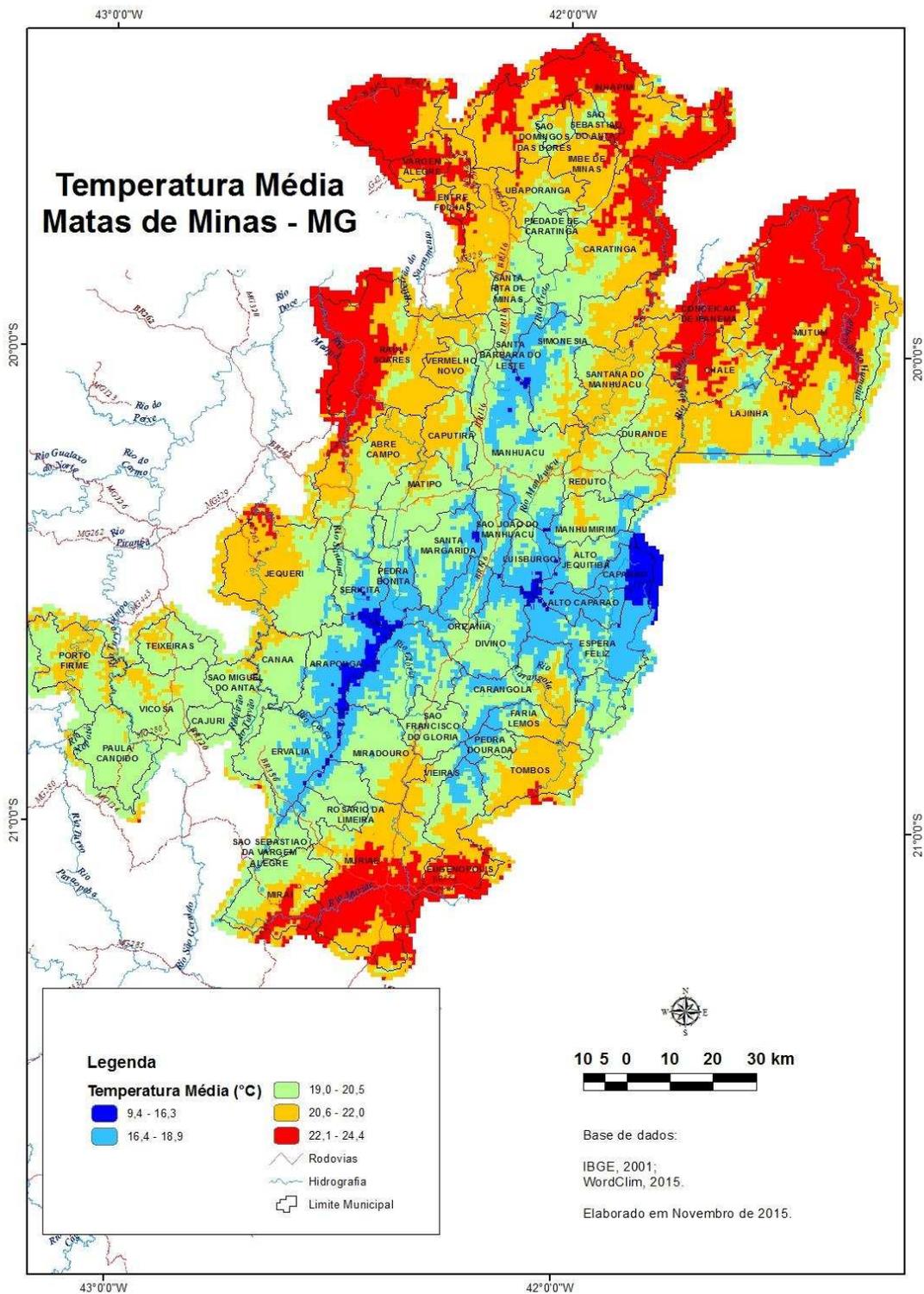


Figura 4. Temperatura média anual da região das Matas de Minas (WordClim, 2015).

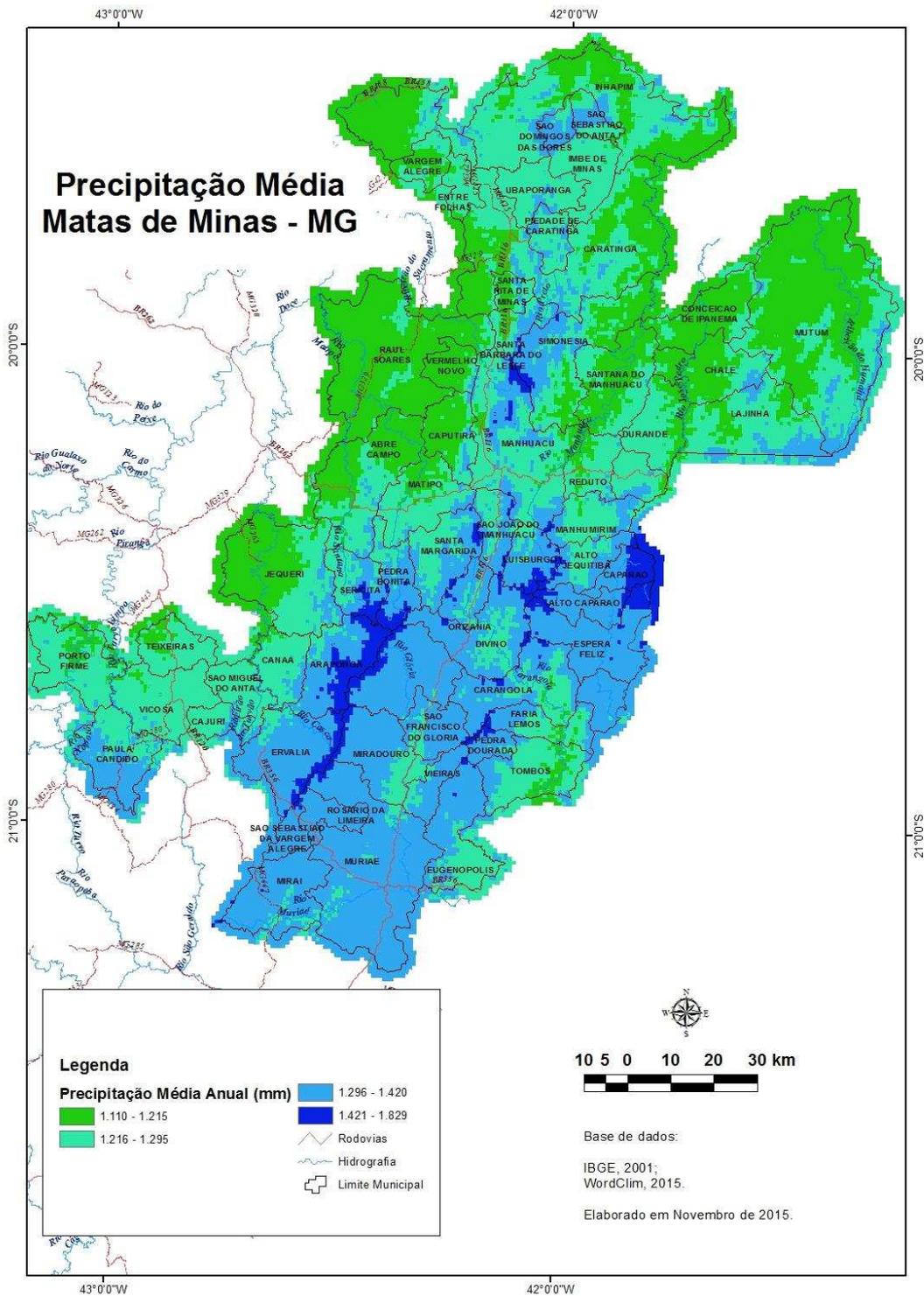


Figura 5. Precipitação média anual da região das Matas de Minas (WordClim, 2015).

1.7. Vegetação

Originalmente, os municípios eram recobertos pela Mata Atlântica, cuja fitofisionomia constitui o grande conjunto florestal extra-amazônico, formado por florestas ombrófilas (densa, aberta e mista) e florestas estacionais semidecíduais e decíduais (VALVERDE, 1958). No entanto, no mapeamento da Flora Nativa e Reflorestamento Regional do Estado de Minas Gerais (SCOLFORO; CARVALHO, 2006), é possível observar que apenas fragmentos da vegetação nativa são encontrados. Segundo este mapeamento, há na área Floresta Ombrófila, Floresta Semidecídua, Campo e Campo Rupestre e eucalipto como espécie de áreas reflorestadas.

Atualmente na região das Matas de Minas, as áreas com Florestas Ombrófilas encontram-se restritas aos ambientes preservados por força de lei como em algumas importantes unidades de conservação e em algumas margens fluviais, apresentando-se de forma bastante alterada (UFV, 2010a, 2010b).

Já as Florestas Semidecíduas localizam-se nas áreas onde o período seco varia de 90 a 120 dias. As classes de solos mais comumente encontradas são a dos Latossolos Vermelho-Amarelo e o Argissolo Vermelho-Amarelo, este com grande capacidade de retenção de água, o que permite em alguns locais uma amplitude maior do período de estiagem (UFV, 2010a, 2010b).

Nas áreas com altitude entre 1.400 e 1.900 m de altitude, encontram-se os vales altimontanos, que se constituem ilhas de vegetação de porte maior (floresta altimontana e escrubes) em meio aos campos de altitude e apresentam significativo acúmulo de resíduos orgânicos sobre a rocha. Tais áreas apresentam elevado endemismo (BRASIL, 1981; IEF, 2007; Ufv, 2010a, 2010b).

1.8. Solos

No tocante às classes de solo, predominam os Latossolos e os Argissolos. Nas áreas mais elevadas são encontrados solos com horizonte húmico (UFV, 2010a, 2010b). Com base nos mapeamentos de solos das duas grandes bacias hidrográficas que banham a região das Matas de Minas, o Rio Doce (UFV, 2010) e Paraíba do Sul (UFV, 2010), nos municípios das Matas de Minas existem as seguintes classes de solos (Tabela 2). O mapa de solos pode ser observado na Figura 6.

Tabela 2. Classes de solo dos municípios das Matas de Minas

Classe	Área (ha)	Contribuição Relativa (%)
CAMBISSOLO FLÚVICO	4.529,91	0,26
CAMBISSOLO HÁPLICO	6.604,29	0,38
LATOSSOLO VERMELHO	7.175,62	0,41
LATOSSOLO AMARELO	30.486,58	1,74
LATOSSOLO VERMELHO húmico	33.262,90	1,90
NEOSSOLO LITÓLICO	58.310,01	3,33
CAMBISSOLO HÚMICO	59.524,17	3,40
ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	69.697,36	3,98
ARGISSOLO VERMELHO	88.982,64	5,08
LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO húmico	202.722,56	11,57
LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO	1.191.201,92	67,97
TOTAL	1.752.497,96	-

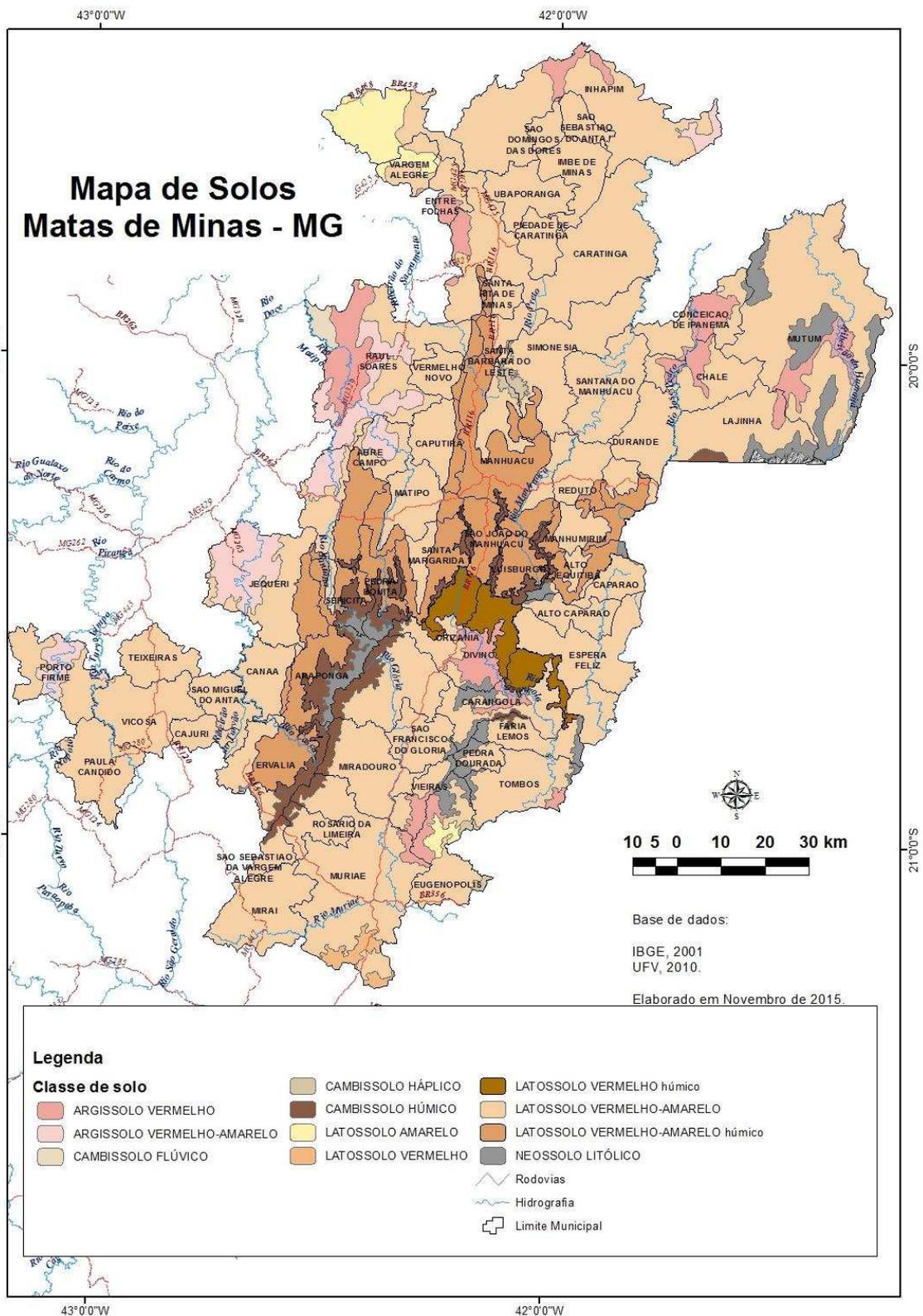


Figura 6. Mapa de solos da região das Matas de Minas.

1.8.1. LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO

Representam a classe de solos de maior ocorrência na área de estudo ocupando quase 68% da mesma. Apresentam distribuição generalizada que abrange todos os municípios da região. São solos minerais, profundos, bem drenados com horizonte B latossólico de coloração vermelho-amarelada dentro dos matizes 5YR, com valores e cromas normalmente iguais ou superiores a 5 (UFV, 2010a, 2010b).

Desenvolvem-se a partir de diversos materiais de origem, principalmente de rochas granito-gnáissicas do embasamento cristalino, representadas na região pelo Complexo Juiz de Fora. São em sua totalidade distróficos, muito profundos e com textura que varia de média a muito argilosa. O relevo de ocorrência destes solos é bastante variável indo desde ondulado até montanhoso (UFV, 2010a, 2010b).

O horizonte A é predominantemente moderado e raramente proeminente. Diferem-se dos Latossolos Amarelos pela ausência de coesão e pelos teores de Fe_2O_3 provenientes do ataque sulfúrico mais elevado normalmente entre 7 e 11%. O uso agrícola predominante destes solos é com pastagens. Porém, o uso com reflorestamento de eucalipto vem crescendo significativamente nas áreas de ocorrência destes solos. O rápido crescimento do uso com reflorestamento de eucalipto se deve, além das questões econômicas, à natureza física destes solos, que são muito profundos e fortemente drenados, favorecendo assim o desenvolvimento de espécies de crescimento rápido e porte florestal. Destacam-se, ainda, pela sua importância econômica e cultural, as lavouras de café que ocupam áreas significativas de relevo mais movimentado com Latossolos Vermelho-Amarelos (UFV, 2010a, 2010b).

As principais limitações ao uso agrícola destes solos são a restrição ao uso de maquinário, conferida pelo relevo movimentado (forte ondulado e montanhoso), a baixa fertilidade natural e a susceptibilidade à erosão principalmente em áreas de pastagens degradadas (UFV, 2010a, 2010b).

1.8.2. LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO húmico

Possuem características semelhantes às apresentadas pelos Latossolos Vermelho-Amarelos, diferenciando-se desses somente por apresentarem horizonte A húmico. Estes ocupam cerca de 12 % da área região. Estão concentrados na porção central da região, associados à região montanhosa que compreende as imediações da Serra do Caparaó, do maciço de Caratinga e da Serra do Brigadeiro. Estas áreas

possuem cotas altimétricas mais elevadas, sendo 800 m a cota mínima identificada para a ocorrência do horizonte A húmico na área de estudo. A textura dos solos que apresentam horizonte húmico é predominantemente muito argilosa (UFV, 2010a, 2010b).

Para a região das Matas de Minas, essa classe assume papel de destaque no tocante à economia e à cultura da mesma, pois são utilizados pelos agricultores para o cultivo das lavouras de café.

1.8.3. LATOSSOLO AMARELO

Apresentam uma ocorrência pouco significativa, menos de 2% da área mapeada. São solos minerais não hidromórficos com horizonte B latossólico de coloração amarelada (bruno-amarelada a bruno forte) com matizes que variam do 7,5 YR ao 2,5Y, com valores e cromas normalmente iguais ou maiores que 5 (UFV, 2010a, 2010b).

Na área em estudo, os Latossolos Amarelos mais típicos possuem uma distribuição concentrada na parte Noroeste da região, se fazendo presente em áreas dos municípios de Caratinga, Vargem Alegre, Raul Soares e com menor expressividade no município de Eugenópolis localizado na porção Sudeste da região.

Estes solos desenvolvem-se a partir de sedimentos Plio-Pleistocênios de cobertura ou produtos da decomposição de rochas mais félsicas do embasamento cristalino, e caracterizam-se pela maior coesão (consistência dura e/ou muito dura quando seco) nos horizontes AB e BA, podendo atingir faixa expressiva do horizonte Bw, onde são comuns valores de densidade aparente que variam de 1,4 a 1,6 g.cm⁻³ (UFV, 2010a, 2010b).

Nestes horizontes mais coesos, a argila dispersa em água apresenta valores mais elevados fazendo com que o grau de floculação apresente valores mais baixos do que aqueles normalmente referendados para B latossólico. Além disso, a estrutura é geralmente em blocos subangulares e fraca ou moderada desenvolvida, onde blocos verdadeiros são difíceis de serem retirados já que a ruptura de material geralmente leva a pequenos blocos placoides horizontalizados (UFV, 2010a, 2010b).

Apesar de serem normalmente enquadrados como bem drenados, é importante destacar que nos Latossolos Amarelos com presença de horizonte coeso, a drenagem é limitada pela pouca porosidade presente nestes horizontes, sendo assim

a percolação da água é mais lenta. A ocorrência de horizontes coesos pode atuar também como uma restrição ao crescimento de sistemas radiculares de plantas cultivadas, representando assim certa limitação ao cultivo de determinadas espécies quando não empregadas técnicas de preparo de solo como subsolagem. Apresentam predominantemente horizonte A moderado e são normalmente álicos ou distróficos com baixos teores de ferro provenientes do ataque sulfúrico (UFV, 2010a, 2010b).

A textura varia de argilosa a muito argilosa no horizonte Bw, não sendo raros os casos de solos com textura média no horizonte A. Ocorrem em áreas de relevo que varia de suave ondulado ao ondulado, e em poucas áreas do domínio dos Latossolos Amarelos ainda preservam a vegetação original (mata atlântica). São utilizados, em sua maior extensão, com pastagens, sobretudo de *Brachiaria*, ou com reflorestamento de *Eucalyptus*. Em menor escala, porém de alguma importância econômica, destacam-se as culturas de cana-de-açúcar, seringueira e café. As principais limitações ao uso agrícola destes solos referem-se à baixa fertilidade natural, ao adensamento excessivo (horizontes coesos) e à suscetibilidade à erosão, sobretudo em áreas de relevo ondulado (UFV, 2010a, 2010b).

1.8.4. LATOSSOLO VERMELHO

Ocupam menos de 1% da área mapeada, encontram-se concentrados principalmente no setor sudeste da região e em menor expressividade na parte sul da mesma.

Compreende a solos minerais, não hidromórficos, profundos e muito profundos, bem a acentuadamente drenados, com horizonte B latossólico de coloração avermelhada, dentro do matiz 10 R ou 2,5 YR. Estes solos ocorrem sobre áreas de geologia marcada pela presença de rochas máficas intrusivas, como Diabásios ou Anfibolitos. Ocorrem também em áreas do embasamento cristalino que possuem rochas mais enriquecidas com minerais ferromagnesianos como Granodioritos e Gnaisses melanocráticos. Nestas áreas os Latossolos Vermelhos se encontram nas geoformas convexas, mais suavizadas em relação ao entorno, ocorrendo em relevos que vão de ondulado a montanhoso. Apresentam horizonte A moderado e textura normalmente argilosa e muito argilosa, são distróficos e possuem teores de Fe_2O_3 , provenientes do ataque sulfúrico, próximos de 13 a 17 %, sendo mais elevados do que aqueles encontrados para os Latossolos Vermelho-Amarelos (UFV, 2010a, 2010b).

De maneira geral, os Latossolos Vermelhos da região apresentam razoável potencial de uso agrícola. São utilizados com pastagem (*Brachiaria*) e atualmente cada vez mais com a cultura do eucalipto em áreas de reflorestamento. Além disso, são utilizados também com lavouras de café, porém em menor escala em relação aos demais usos citados anteriormente. As principais limitações ao uso agrícola destes solos são similares às encontradas nos Latossolos Vermelho-Amarelos: a restrição ao uso de maquinário, conferida pelo relevo movimentado (forte ondulado e montanhoso), a baixa fertilidade natural e a susceptibilidade à erosão principalmente em áreas de pastagens degradadas (UFV, 2010a, 2010b).

1.8.5. LATOSSOLO VERMELHO húmico

Possuem características semelhantes às apresentadas pelos Latossolos Vermelhos, diferenciando-se desses somente por apresentarem horizonte A húmico. Estes ocupam cerca de 2 % da área região e estão concentrados na porção sudeste da região se fazendo presentes nos municípios de Orizania, Divino e Carangola.

Assim como ocorre com os Latossolos Vermelho-Amarelos húmicos, estes assumem papel de destaque para a região no tocante à economia e à cultura da mesma, pois são utilizados pelos agricultores para o cultivo das lavouras de café.

1.8.6. ARGISSOLO VERMELHO

Apresentam ocorrência na área região de cerca de 5% da mesma. Estão distribuídos por toda a região. São solos minerais, não hidromórficos, com horizonte B textural de coloração avermelhada normalmente dentro do matiz 2,5 YR ou 10 R, cujos teores de Fe_2O_3 provenientes do ataque sulfúrico são inferiores a 15% (UFV, 2010a, 2010b).

Desenvolvem-se de materiais de origem diversa, sendo que na área de estudo estão sempre associados a rochas do embasamento cristalino com maior quantidade de minerais ferromagnesianos em sua composição. Embora ocorram Argissolos Vermelhos distróficos, na região, há a predominância de Argissolos Vermelhos eutróficos (UFV, 2010a, 2010b).

Embora se possa verificar solos com maior atividade de argila, são predominantemente de argila de atividade baixa. O horizonte A é predominantemente moderado, de textura média ou, mais raramente, argilosa. Já o horizonte B textural possui textura normalmente argilosa ou muito argilosa. A estrutura do horizonte Bt é,

em geral, moderada ou fortemente desenvolvida, em formato de blocos subangulares ou angulares, onde as faces dos elementos estruturais usualmente revelam a presença de serosidade. Estão associados a geoformas colinosas e tabulares, em áreas de cotas mais baixas (300 a 500 m aproximadamente), com relevo variando de suave ondulado a ondulado (UFV, 2010, 2010b).

O uso agrícola destes solos é quase que exclusivamente com pastagem de *Brachiaria* e capim colonião (*Panicum* sp.). Devido à natureza eutrófica destes solos, que confere, aos mesmos, boa fertilidade natural, o relevo e a precipitação anual (quantidade e distribuição), constituem-se nas principais limitações ao uso agrícola. Além deste fato, destaca-se a enorme erodibilidade que estes solos apresentam. A presença do horizonte B textural, restringe a velocidade de percolação da água, e acaba facilitando que ocorra a saturação do horizonte superficial e conseqüentemente a erosão laminar por escoamento superficial. Não é incomum ainda a ocorrência de solos mais rasos e com pedregosidade superficial (UFV, 2010, 2010b).

1.8.7. ARGISSOLO VERMELHO – AMARELO

Esta classe de solo ocupa cerca de 4% da região. Em sua maioria são solos distróficos, porém ocorrem pequenas manchas de Argissolos Vermelho-Amarelos eutróficos associados aos Argissolos Vermelhos (UFV, 2010, 2010b).

Compreendem solos minerais, não hidromórficos, com horizonte B textural de coloração vermelho-amarelada enquadrada dentro do matiz 5 YR, com profundidade variando de pouco profundos a muito profundos e modeRADAMBRASILente ou bem drenados. Desenvolvem-se a partir de diferentes materiais de origem em condições topográficas e climáticas muito distintas. Assim verificam-se solos eutróficos, de argila de atividades baixas (Tb), distróficos que são normalmente Tb e raramente alta (Ta). Apresentam quase exclusivamente horizonte A moderado com espessura variável e textura que varia de arenosa a argilosa. A textura do horizonte B textural varia de média a muito argilosa, dependendo da espessura do mesmo e do material do qual se originou, às vezes observa-se mudança textural abrupta (UFV, 2010, 2010b).

Verifica-se a presença destes solos em relevo que varia do suave ondulado ao forte ondulado. Geralmente estão associados com encostas ravinadas de aspecto enrugado, ou a terraços em vales mais abertos. Em áreas de domínio latossólico,

onde os Argissolos ocorrem como associação, estes geralmente ocupam as rampas de colúvio no terço inferior das encostas (UFV, 2010, 2010b).

São muito utilizados com pastagens, ou para o cultivo de culturas anuais como milho e feijão ou até para atividade olerícola. No caso dos solos distróficos que possuem baixa fertilidade natural, esta é considerada como um fator que dificulta a utilização agrícola. Porém, em paisagens latossólicas estes solos mesmo que distróficos representam a porção da paisagem mais adequada para o cultivo. A susceptibilidade à erosão é um dos principais empecilhos à utilização agrícola mais intensiva destes solos, principalmente em áreas de relevo mais movimentado (forte ondulado). Além dos fatores climáticos de baixa precipitação em algumas áreas ou mesmo sua distribuição errática em outras, com períodos secos muito pronunciados (UFV, 2010, 2010b).

1.8.8. CAMBISSOLOS HÁPLICOS

Os Cambissolos se fazem presentes com baixa expressividade na região das Matas de Minas, ocupam menos de 1 % da área. No entanto, estes solos estão associados às demais classes de solo (UFV, 2010, 2010b).

Compreendem solos minerais, não hidromórficos, com presença de horizonte B incipiente, que é caracterizado pelo fraco desenvolvimento de estrutura, espessura mínima de 10 cm e presença de mais de 4 % de minerais primários facilmente intemperizáveis e resquícios do material de origem. Estes solos ocorrem sobre diversos materiais de origem, podendo ser desenvolvidos in situ sobre a rocha ou sobre materiais previamente intemperizados. Desta forma, observa-se grande variação nas características físicas, químicas e morfológicas destes solos. Na região, quando os Cambissolos se desenvolvem diretamente de rochas do embasamento cristalino com maiores teores de minerais ferromagnesianos, geralmente são eutróficos e com argila de baixa atividade (Tb), podendo raramente apresentar argila de alta atividade (Ta) (UFV, 2010, 2010b).

O horizonte A é predominantemente moderado, cujos teores de argila encontram-se dentro das classes texturais argilosa e muito argilosa. Já o horizonte Bi apresenta uma variação textural que vai desde franco-arenosa a muito argilosa, de acordo com o material de origem do solo. Sobre Filitos a textura é geralmente média ou argilosa, sobre saprolitos de rochas do embasamento ou rochas ígneas varia de argilosa a muito argilosa (UFV, 2010, 2010b).

Estes solos encontram-se em áreas de relevo forte ondulado ou montanhoso. Geralmente estão associados a vertentes côncavas onde a ação da erosão laminar é mais intensa. Estes solos geralmente são utilizados como pastagem, e não raras são as áreas onde as pastagens sobre os Cambissolos são as mais degradadas da paisagem. Além disso, muitas destas áreas são consideradas Áreas de Preservação Permanente (APP) devido à sua fragilidade ao uso agrícola. No caso dos Cambissolos Háplicos Eutróficos o maior limitante ao seu uso agrícola é o relevo associado à questão de legislação ambiental, sendo que sua fertilidade natural é boa e sustenta boas pastagens. Quanto aos Cambissolos Háplicos Distróficos além do relevo existe também a baixa fertilidade natural (UFV, 2010, 2010b).

1.8.9. CAMBISSOLOS HÚMICOS

Ocupam um total de 3,4 % da região. Apresentam ocorrência concentrada na porção central da região e estão associados a uma região de cotas altimétricas elevadas associada a um relevo estrutural representado pelos maciços da Serra do Caparaó e da Serra do Brigadeiro.

Compreendem solos minerais, não hidromórficos, com sequência típica de horizontes A húmico, B incipiente e C ou CR. O A húmico, é um horizonte mineral superficial, com valor e croma (úmido) igual ou inferior a 4 e com saturação por bases (V%) inferior a 65%, apresentando espessura mínima de 18 cm, se o solo tiver menos de 75 cm, e de 25 cm, se for mais profundo que 75 cm. Possuem também conteúdo de carbono orgânico inferior a 8 % (limite do horizonte Hístico). O horizonte B incipiente é caracterizado pelo fraco desenvolvimento de estrutura, espessura mínima de 10 cm, presença de mais de 4 % de minerais primários facilmente intemperizáveis e resquílios do material de origem (UFV, 2010, 2010b).

Os Cambissolos Húmicos, dentro da área, ocorrem sobre rochas migmatíticas do Complexo Juiz de Fora, em cotas altimétricas que geralmente excedem a faixa de 800 a 900 m. O horizonte A húmico possui textura geralmente argilosa assim como o horizonte Bi, que por sua vez apresenta maiores teores de frações mais grosseiras do que o primeiro (UFV, 2010, 2010b).

Encontram-se em áreas de relevo predominantemente montanhoso. Estão associados aos alinhamentos de cristas ocupando geralmente os terços médio e superior das encostas. Encontram-se em um contexto geoambiental onde a cultura do café é vizinha, em quase toda a totalidade de sua área de ocorrência, de unidades de

conservação: PARNA Serra do Caparaó e Parque Estadual da Serra do Brigadeiro. Os solos que mais estão associados aos Cambissolos Húmicos são os Neossolos Litólicos Húmicos ou distro-úmbricos (UFV, 2010, 2010b).

1.8.10. CAMBISSOLOS FLÚVICOS

Apresentam ocorrência concentrada na porção oeste da região. Ocupam um total de 0,26 % da área, e estão associados à região de cotas altimétricas mais baixas (cerca de 100 m).

Compreendem solos minerais com sequência errática de carbono e de textura dentro de 120 cm a partir da superfície do solo, normalmente com mudança textural abrupta entre um ou mais horizontes ao longo do perfil, ocorrendo em áreas aplainadas de planícies e/ou terraços aluviais recentes ou não, e distinguem-se de Neossolos Flúvicos por já apresentarem um nível tal de pedogênese que já possibilitou o desenvolvimento de estrutura individualizando o horizonte B incipiente (UFV, 2010, 2010b).

Os Cambissolos Flúvicos ocorrem sobre sedimentos inconsolidados do Terciário/ Quaternário e apresentam horizonte A predominantemente moderado. Possuem textura variando de areia-franca a franco-argilosa. O horizonte B incipiente apresenta textura geralmente argilosa ou franco- argilosa. São em sua maioria solos eutróficos que apresentam esta característica devido a se desenvolverem sobre materiais depositados mais recentemente (escala de tempo geológico), e que não tinham sofrido total transformação pelos processos de intemperismo, conservando assim, ainda muitos minerais primários fornecedores de nutrientes ao sistema (UFV, 2010, 2010b).

Os Cambissolos Flúvicos encontram-se em áreas de relevo que varia de plano a suave ondulado e são amplamente utilizados com pastagem, sendo que possuem estimado valor para os pecuaristas, pois nos mesmos a pastagem permanece verde por mais tempo nas épocas de estiagem. Estes solos são também para o cultivo de plantas anuais. Como o relevo suave e a boa fertilidade natural são facilitadores do uso agrícola, o principal empecilho a utilização destes solos é a questão climática, principalmente o volume de precipitação anual e as altas temperaturas que promovem taxas de evapotranspiração muito elevadas combinadas à drenagem tida como moderada a imperfeita (UFV, 2010, 2010b).

1.8.11. NEOSSOLOS LITÓLICOS

As manchas onde estes solos são predominantes ocupam 3,33 % da região. Apresentam ocorrência mais expressiva no extremo leste da região e na porção sudeste.

Constituem solos minerais não hidromórficos, pouco desenvolvidos, com espessura inferior a 50 cm, com horizonte A disposto diretamente sobre a rocha íntegra (contato lítico), ou sobre fragmentos da mesma (contato fragmentário), ou ainda sobre horizonte C (UFV, 2010, 2010b).

Estes solos podem ocorrer sobre os mais distintos tipos de material de origem. Na região ocorrem sobre rochas migmatíticas do Complexo Juiz de Fora, na Serra do Brigadeiro e do Caparaó, e sobre rochas graníticas do embasamento cristalino na porção leste. Devido a esta heterogeneidade geológica e ao fato de que os Neossolos Litólicos são solos pouco desenvolvidos, que conservam ainda uma herança nítida do material originário, os mesmos apresentam características físicas, químicas e morfológicas bem distintas (UFV, 2010, 2010b).

A maior parte dos Neossolos Litólicos apresenta horizonte A moderado, no entanto não é rara a ocorrência de horizonte A proeminente, principalmente em Neossolos desenvolvidos nas áreas de cotas mais elevadas sobre as rochas graníticas e migmatíticas. A ocorrência do horizonte A proeminente caracteriza os Neossolos Litólicos Distro-úmbricos. Associado ao horizonte A proeminente ocorre também o horizonte A húmico, caracterizando os Neossolos Litólicos Húmicos, que estão intimamente relacionados com as áreas de cotas altimétricas mais elevadas da região. A textura dos Neossolos também varia significativamente, sendo arenosa nos solos desenvolvidos sobre os quartzitos, e média ou argilosa naqueles solos desenvolvidos sobre as rochas migmatíticas ou graníticas (UFV, 2010, 2010b).

O relevo de ocorrência destes solos é predominantemente montanhoso e os mesmos ocupam normalmente os terços médios e superiores das encostas, e ocasionalmente os terços inferiores como nas imediações de pontões graníticos da região (UFV, 2010, 2010b).

O uso agrícola destes solos é limitado pelo relevo movimentado, pelo excesso de pedregosidade e rochiosidade em superfície, pela fertilidade natural baixa e também pela espessura destes solos que em sua maioria são muito rasos. Ainda assim, encontram-se muitas áreas com estes solos sendo utilizadas com pastagem (UFV, 2010, 2010b).

O pH variou de 3,55 a 7,09, sendo que cerca de 51% (Figura 8b) das lavouras visitadas apresentam pH classificados como baixos (4,5 a 5,4) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999).

Os teores de cálcio (Ca^{2+}) variaram de 0,22 a 7,89 $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$, onde cerca de 49% foram classificados como bom/muito bom (Figura 8c) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999). Em relação aos de magnésio (Mg^{2+}), que é o outro cátion com contribuição para a SB, estes em cerca de 43% das lavouras visitadas possuem teores ditos médios (Figura 8e) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999), com teores variando de 0,08 a 2,35 $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$.

A soma de bases (SB) dos solos variou de 0,48 a 10,59 $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$, cerca de 47% foram classificados como bom/muito bom (Figura 8d) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999).

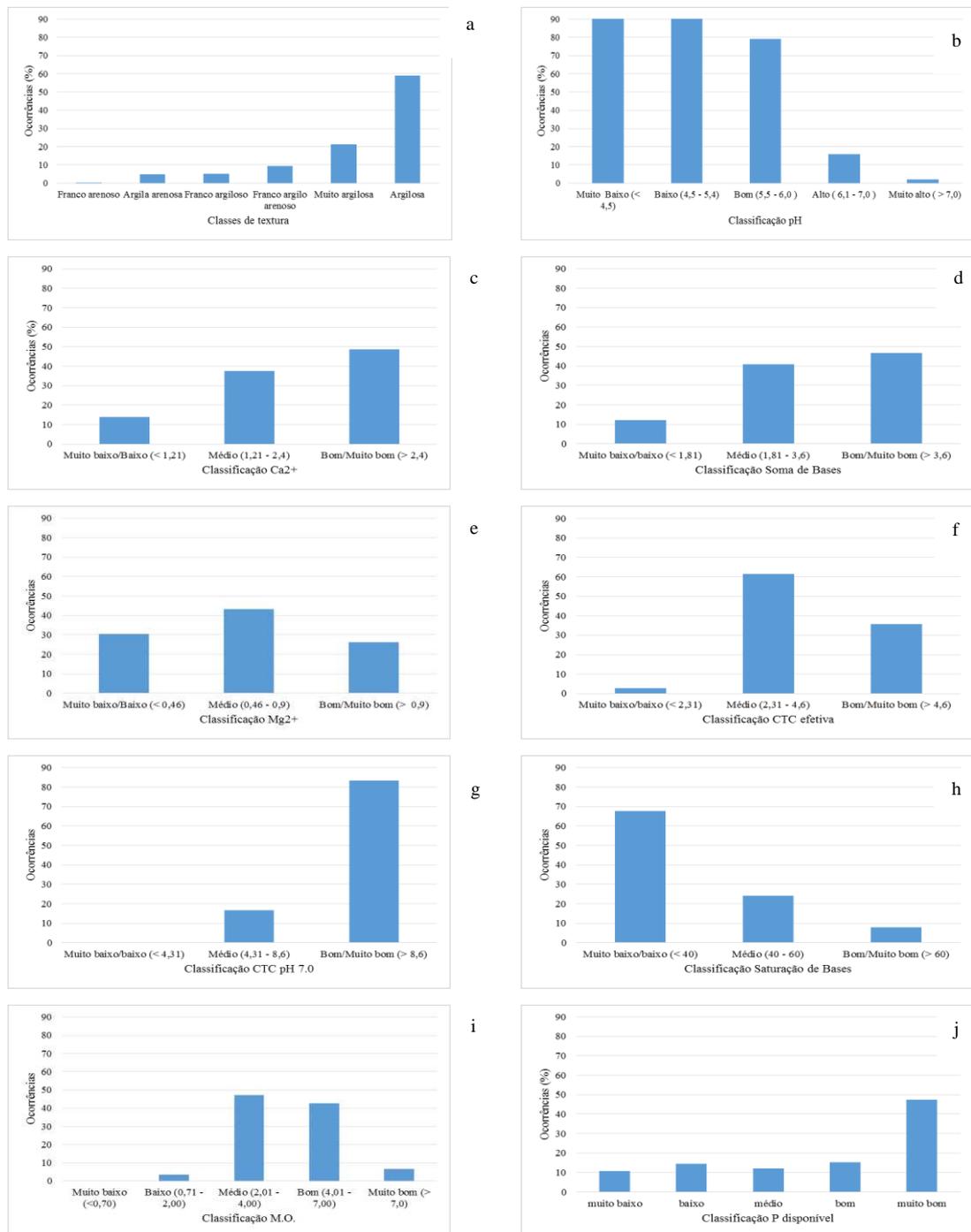
A CTC efetiva (t) variou de 1,60 a 10,59 $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$, onde cerca de 62% dos solos têm seus teores considerados como médio (Figura 8f) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999). Já a CTC a pH 7,0 (T) variou de 4,93 a 22,83 $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$, onde 83% dos solos são classificados como bom/muito bom (Figura 8g) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999). Em relação à saturação por bases (V%) cerca de 68% dos teores dos solos são classificados como baixo/muito baixo (Figura 8h) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999), com teores variando de 5,70% a 89,60%.

Os teores de matéria orgânica variaram de 0,92 a 11,63 dag/kg , sendo que estes em cerca de 47% dos solos analisados são classificados como médio (Figura 8i) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999). Em relação ao fósforo disponível (P), considerando a variação dos teores deste de acordo com a quantidade de argila dos solos, em cerca de 47% dos solos são ditos como sendo muito bom (Figura 8j) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999).

Para potássio (K), os teores variaram de 24 a 506 mg dm^{-3} , onde em cerca de 72% das propriedades estes são classificados como sendo muito bom (Figura 8l) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999).

Os teores de alumínio (Al^{3+}) em cerca de 52% dos solos analisados foram classificados com teores muito baixo/baixo (Figura 8m) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999), variando de 0 a 2,83 $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$. A acidez potencial (H+Al) variou de 0,60 a 17,70 $\text{cmol}_c/\text{dm}^3$, sendo que cerca de 82% dos solos foram classificados pertencentes à classe de solos com acidez potencial alta/muito alta

(Figura 8n) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999). O índice de saturação por alumínio (m) nos solos analisados variou de 0% a 77,60%, onde cerca de 73% são classificados com teores muito baixo/baixo (Figura 8o) (RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999).



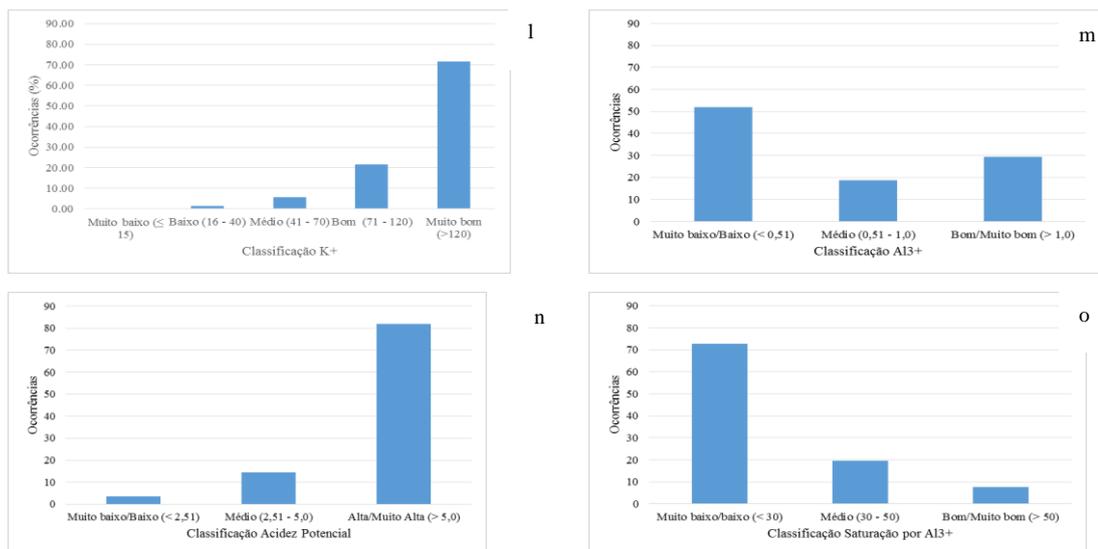


Figura 8. Classificação dos solos cultivados com café das Matas de Minas: (a) textura; (b) pH; (c) Ca²⁺; (d) soma de bases; (e) Mg²⁺; (f) CTC efetiva; (g) CTC a pH 7,0; (h) saturação de bases; (i) matéria orgânica; (j) P disponível; (l) K⁺; (m) Al³⁺; (n) acidez potencial; (o) saturação por Al³⁺. pH em água (relação 1:2,5.); P - Na - K (Extrator Mehlich-1); Ca -Mg - Al (Extrator: KCl - 1mol/L); H + Al (Extrator: Acetato de Cálcio 0,5mol/L - pH 7,0); SB = Soma de Bases Trocáveis; CTC (t) - Capacidade de Troca Catiônica Efetiva; CTC (T) - Capacidade de Troca Catiônica a pH 7,0; V= Índice de Saturação de Bases; m= Índice de Saturação de Alumínio; Mat. Org. (MO) = C.Org x 1,724 -Walkley-Black.

1.9. Considerações finais

A Região das Matas de Minas caracteriza-se pelo seu relevo movimentado sob o qual se desenvolveram solos profundos e bem drenados. Originalmente, a região era coberta por matas que foram substituídas por lavouras de café e pastagens, principalmente.

O clima predominante é o CWa, onde nas regiões com maior cota altimétrica esse é controlado pelos fatores altitude e relevo. A precipitação média anual varia de 900 mm a 1.900 mm, sendo o período de maior precipitação entre os meses de dezembro a março.

De modo geral os solos dos cafezais da Matas de Minas são solos com boa fertilidade quando avaliados agronomicamente, visto que grande parte dos teores dos nutrientes avaliados são classificados como sendo bom a muito bom. Em relação ao teor de K, principal nutriente que influência na qualidade da bebida do café produzida, os solos avaliados são adequados para as lavouras de café.

Referências bibliográficas

AB'SABER, A. N. Os Domínios de Natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas. São Paulo: Atêlie Editorial, 2003.

- BRASIL. Plano de Manejo do Parque Nacional do Caparaó. Brasília: MMA, 1981.
- CARRARA, A. A. ESTRUTURAS AGRÁRIAS E CAPITALISMO: contribuição para o estudo da ocupação do solo e da transformação do trabalho na zona da Mata mineira (séculos XVIII e XIX). Mariana: UFOP, 1999.
- CONAB, C. N. DE A. Acompanhamento da Safra Brasileira - Café (Segundo Levantamento Junho/2015). Brasília: CONAB, 2015.
- EMBRAPA. Manual de métodos de análises de solo. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 1997.
- ESPINDOLA, H. S. Sertão do Rio Doce. Bauru: EDUSC, 2005.
- HIJMANS, R.J., et al. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, v.25, p.1965-1978, 2005.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Censo Agropecuário: Brasil, Grandes Regiões e Unidades da Federação. Rio de Janeiro: IBGE, 2006.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. CENSO DEMOGRÁFICO 2010. Rio de Janeiro: IBGE, 2010.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Produção Agrícola Municipal: culturas temporárias e permanentes. Rio de Janeiro: IBGE, 2014.
- INSTITUTO ESTADUAL DE FLORESTAS - IEF. Plano de Manejo do Parque estadual serra do brigadeiro - Encarte 1: Diagnóstico do Parque. Belo Horizonte: IEF, 2007.
- PAULA, R. Z. A. DE. Região e regionalização: um estudo da formação regional da. *Revista de História Econômica & Economia Regional Aplicada*, v. 1, n. 1, p. 66–80, 2006.
- PEDROSA, M. X. D. V. Zona silenciosa da historiografia mineira – a Zona da Mata. *Revista do Instituto Histórico e Geográfico de Minas Gerais – IHGMG*, v. 9, 1962.
- RADAMBRASIL. Folha SE.24 Rio Doce: geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação, uso potencial da terra. Rio de Janeiro: IBGE, 1987.
- RADAMBRASIL. Folhas SF 23/24 Rio de Janeiro/ Vitória, geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação e uso potencial da terra. Rio de Janeiro: IBGE, 1983.
- RIBEIRO, A. C.; GUIMARÃES, P. T. G.; ALVAREZ, V. H. Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais - 5ª Aproximação. Viçosa: Comissão de Fertilidade do Solo do Estado de Minas Gerais, 1999.

RUIZ, H. A. Dispersão física do solo para análise granulométrica por agitação lenta. XXX CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS DO SOLO. Anais...Recife: UFRPE, 2005a.

RUIZ, H. A. Incremento da exatidão da análise granulométrica do solo por meio da coleta da suspensão (silte + argila). Revista Brasileira de Ciência do Solo, v. 29, p. 297–300, 2005b.

SCOLFORO, J. R.; CARVALHO, L. M. T. DE. Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais. Lavras: UFLA, 2006.

SILVEIRA, A. de S. Atributos sensoriais dos cafés cultivados em diferentes altitudes e faces de exposição na região das Matas de Minas. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 2015.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV. Levantamento de solos e aptidão agrícola da porção mineira da bacia do rio doce. Belo Horizonte: FEAM, 2010.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV. Levantamento de Solos e Aptidão Agrícola das Terras da Bacia do Rio Paraíba do Sul, Minas Gerais. Belo Horizonte: FEAM, 2010.

VALVERDE, O. Estudo regional da Zona da Mata de Minas Gerais. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 20, n. 1, p. 3–32, 1958.

VITTORETO, B. N. A conformação da Zona da Mata Mineira no Mercado Mundial do Café no Século XIX. Revista de História Econômica & Economia Regional Aplicada, v. 5, n. 9, p. 67–91, 2010.

2. INFLUÊNCIA DO NÚMERO DE AMOSTRAS DE TREINAMENTO NO ÍNDICE KAPPA DE QUATRO ALGORITMOS DE CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

Resumo. O procedimento de classificar e agrupar pixels de uma imagem digital com base em suas características espectrais utilizando algoritmos em um programa computacional é denominado classificação de imagens. Com o presente artigo tem-se por objetivo avaliar qual o efeito de diferentes tamanhos de conjuntos de amostras de treinamento na acurácia da classificação supervisionada estimada pelo índice Kappa obtido a partir dos classificadores: Logit, Rede Neural, SVM e Random Forest com ênfase no mapeamento das áreas cafezeiras da região das Matas de Minas, Minas Gerais. Utilizou-se o recorte de uma cena Landsat 8 para a área de interesse. Sobre essa cena procedeu-se a coleta de 8.500 polígonos, correspondendo a 83.347 pixels, distribuídos de forma aleatória em toda a área de estudo e abrangendo as oito classes de uso de interesse no estudo: café, mata, eucalipto, solo, água, pastagem, nuvem e sombra. Com base no arquivo de amostras no formato de pontos foram extraídos os valores de radiância de cada banda da imagem Landsat 8. Foram testados 24 tamanhos de conjunto de amostras por classe. Para a validação dos modelos utilizou-se 150 amostras para cada classe. As classificações foram realizadas utilizando-se a interface do software R. Ao utilizar os classificadores Random Forest, Logit, SVM e Rede Neural, o emprego de amostra com 80 pixels por classe é suficiente para atingir a melhor performance dos classificadores. O classificador Random Forest é o menos sensível ao emprego de pequenos conjuntos de amostras de treinamento.

Palavras-chave: Logit, SVM, Random Forest, Rede Neural, Mapeamento café.

2.1. Introdução

O procedimento de classificar e agrupar pixels de uma imagem digital com base em suas características espectrais utilizando algoritmos em um programa computacional é denominado por Richards e Jia (2006) como classificação de imagens. Esse procedimento pode se dar a partir da interação do analista no treinamento do algoritmo ou não, caracterizando, respectivamente, a classificação supervisionada e a não supervisionada. O primeiro tipo requer que o analista treine o algoritmo com base na coleta de amostras das diferentes classes de usos de interesse no estudo em áreas homogêneas, para que com base nessas o classificador possa identificar os pixels espectralmente similares aos das demais amostras.

Na fase de treinamento dos classificadores, atenção especial deve ser dada à seleção e coleta de amostras de treinamento, tanto no nível de qualidade representativa das classes de uso e cobertura presente na cena, como no nível quantitativo. Tso e Mather (2009) afirmam que o tamanho das amostras é importante para a determinação da acurácia dos parâmetros estatísticos que descrevem as classes a serem obtidas. Os mesmos afirmam também que o número de amostras de treinamento relaciona-se diretamente com o intervalo de confiança das estimativas de

exatidão de uma classificação e com os parâmetros estatísticos estimados utilizados pelos algoritmos de classificação. Porém, o processo de coleta de amostras é trabalhoso e caro, só que exige que o tamanho da amostra seja mantido a um mínimo para assegurar a boa exatidão do mapa produzido (CONGALTON, 1991).

A determinação do número adequado de amostras por classe para treinamento dos classificadores é importante para a obtenção de bons resultados. Para Campbell (1987), o tamanho do conjunto de treinamento deve ser definido com base no número de classes a serem mapeadas e a diversidade espectral existente entre essas. Esse mesmo autor descreve ainda que os principais pontos que devem ser considerados na hora de se definir o tamanho da amostra de treinamento são os seguintes:

1. O número de observações determina o intervalo de confiança da precisão de uma classificação;
2. O estabelecimento de um número mínimo de amostras por classe.

Nos primeiros estudos em sensoriamento remoto aplicado à classificação de uso do solo, pesquisadores utilizavam uma equação baseados na distribuição binominal para a definição do número de amostras por classe. A desvantagem dessa técnica é que ela não considera na definição do número de amostras a geração da matriz de erro (CONGALTON, 1991). Diante disso, é recomendável a utilização da distribuição multinominal para o cálculo do tamanho do conjunto de amostras (CONGALTON, 1991; TORTORA, 1978). Dessa forma, o número de amostras passe a ser calculado com base no número de classes de uso do solo a serem mapeadas, na exatidão desejada e a abrangência da classe de maior interesse (CONGALTON, 1991).

Mather (1999) e Swain (1978) recomendam que para a obtenção de um conjunto de amostras de treinamento que seja representativo, deve-se considerar que o tamanho deste deverá ser igual a $30p$ pixels por classe, sendo p o número de características. Nesse caso, “características” pode se referir ao número de classes a serem discriminadas ou ao número de bandas espectrais. Já Campbell (1987) sugere que seja coletado um conjunto de no mínimo 100 pixels por cada classe de uso. Jensen (2007) propõe que se utilize 10 vezes o número de bandas a serem utilizadas.

O tamanho do conjunto de amostras pode gerar impacto considerável na exatidão dos resultados obtidos, no entanto, não há um consenso acerca de qual tamanho deve ter o arquivo de treinamento em estudos que empregam classificação

supervisionada. Du et al. (2012) com o objetivo de obter melhores resultados de classificação empregando os algoritmos Support Vector Machines (SVM) e Random Forest, utilizaram 4.507 amostras distribuídas por nove classes de uso, obtendo valores de Índice Kappa de 0,93 (SVM) e 0,94 (Random Forest), sendo que os resultados não apresentaram diferenças estatísticas. Seto e Kaufmann (2005) em estudo onde empregaram o algoritmo Logit para mapear os usos do solo existentes em duas cenas Landsat 5 TM, empregaram um conjunto de amostras de treinamento composto por 7.807 pixels distribuídos entre as 23 classes de interesse, encontrando índice de exatidão global de 78,9%. Com o objetivo de verificar o desempenho do algoritmo Maxver, esses mesmos autores processaram a base de dados e encontraram exatidão global de 79,6%, sendo que quando comparados estatisticamente os resultados não apresentaram diferença.

Li et al. (2014) também empregando Landsat 5 TM avaliaram o efeito de doze conjuntos de amostras de treinamento com quinze diferentes algoritmos e observaram que muitos desses produziram bons resultados com conjuntos maiores que 200 amostras por classe. Sendo que os melhores resultados foram dependentes do grau de pureza e de representatividade espectral das amostras. Ainda no citado estudo os algoritmos Maxver, Regressão Logística, SVM e Árvore de Regressão Logística (LMT) foram os menos sensíveis à variação do tamanho do conjunto de treinamento, pois apresentaram bons resultados quando foram utilizados 60 pixels para cada uma das onze classes avaliadas.

O mapeamento das áreas cafeeiras a partir do uso de sensoriamento remoto ainda constitui um desafio para os pesquisadores. Isto se deve ao fato de que estas estão inseridas em um contexto ambiental complexo, onde há interferências múltiplas, tanto dos alvos adjacentes, como o solo e de outras culturas presentes na adjacência, como também da variação das próprias características biofísicas da cultura (CAMPOS et al., 2013). Além disso, diversos estudos vêm apontando que o comportamento espectral do café é complexo e variado, e que cafezais com mais de três anos de plantio possuem resposta espectral análoga à da mata (CAMPOS et al., 2013; EIPHANIO; LEONARDI; FORMAGGIO, 1994; VIEIRA; LACERDA; ALVES, 2000).

Diante do exposto e considerando-se o mapeamento das áreas cafeeiras da região das Matas de Minas (MG), o presente trabalho teve por objetivo avaliar o efeito de diferentes tamanhos de conjuntos de amostras de treinamento na acurácia

Sobre essa geologia, desenvolveu-se um relevo com formas diversificadas, onde se destacam áreas planas, onduladas e montanhosas; elevações de topos arredondados com vertentes convexas terminando em vales planos (VALVERDE, 1958). Ab'Saber (2003) denominou essa paisagem de Domínio dos Mares de Morros.

Segundo Valverde (1958) o clima Cwa é predominante na região e a pluviosidade média anual oscila entre 900 e 1.900 mm.

Originalmente, os municípios eram recobertos pela Mata Atlântica, cuja fitofisionomia constitui o grande conjunto florestal extra-amazônico (VALVERDE, 1958). Mas, o mapeamento da Flora Nativa e Reflorestamento Regional do Estado de Minas Gerais (SCOLFORO e CARVALHO, 2006), mostra que apenas fragmentos da vegetação nativa são encontrados. Segundo este mapeamento, há na área Floresta Ombrófila, Floresta Semidecídua, Campo e Campo Rupestre e eucalipto como espécie de áreas reflorestadas.

No tocante às classes de solo, predominam os Latossolos e os Argissolos. Nas áreas mais elevadas são encontrados solos com horizonte húmico (UFV, 2010, 2010b).

2.2.2. Base de dados

O estudo foi realizado utilizando-se as bandas 1 a 7 da imagem, com correção atmosférica, Landsat 8 de 02 de agosto de 2013, disponibilizada no site Earth Explorer (<http://earthexplorer.usgs.gov/>). Optou-se pela utilização da cena do mês de agosto devido à alta porcentagem de nuvens existentes nas cenas de outras épocas.

O satélite Landsat 8 é composto pelos sensores OLI (Operational Land Imager) e TIRS (Thermal Infrared Sensor) (NASA, 2013). O sensor OLI, por ser um sensor Pushbroom, onde há um menor basculamento do sensor devido à organização dos detectores característicos desse tipo de sensor (MENESES, 2012), confere às imagens Landsat 8 maior acurácia geométrica (NASA, 2013). O erro de posicionamento das imagens dos sensores anteriores variava entre 60 a 80 metros, sendo que para as do Landsat 8 esse passou a ser de 12 metros (NASA, 2013). No entanto, antes da disponibilização das imagens a NASA, em cooperação com o Serviço Geológico Norte Americano (United States Geological Survey – USGS), foram feitos alguns processamentos, conseqüentemente, é dispensado ao usuário a aplicação de técnicas de correção geométrica nas cenas. A USGS (2013) afirma que

para o processo de correção geométrica são utilizados Pontos de Controle adquiridos a partir das bases de dados disponíveis pelo projeto Global Land Surveys 2000.

A cena Landsat 8 foi recortada de acordo com os limites da área de estudo. Foram utilizados o software ArcGis 10.1 (ESRI, 2011) e o R 3.2 (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2015) para o processamento dos dados.

Além das bandas da cena Landsat 8, empregou-se 21 razões entre as bandas da imagem Landsat (Tabela 1). Essas foram calculadas com base na seguinte fórmula:

$$R_{A_B} = \frac{(A - B)}{(B + A)} \quad \text{Equação 1}$$

Em que, A= radiância da primeira banda e B = radiância da segunda banda.

Tabela 1. Variáveis Utilizadas no presente estudo

Código	Variável	Código	Variável	Código	Variável	Código	Variável
1	b1	8	R_2_1	15	R_4_2	22	R_7_3
2	b2	9	R_3_1	16	R_5_2	23	R_5_4
3	b3	10	R_4_1	17	R_6_2	24	R_6_4
4	b4	11	R_5_1	18	R_7_2	25	R_7_4
5	b5	12	R_6_1	19	R_4_3	26	R_6_5
6	b6	13	R_7_1	20	R_5_3	27	R_7_5
7	b7	14	R_3_2	21	R_6_3	28	R_7_6

No ArcGis foi realizada a coleta das amostras de treinamento, totalizando um conjunto amostral formado por 8.500 polígonos contendo em média 12 pixels, totalizando 83.347 pixels distribuídos de forma aleatória em toda a área de estudo e considerando as oito classes de uso de interesse no estudo: café, mata, eucalipto, solo, água, pastagem, nuvem e sombra. Posteriormente, os polígonos foram convertidos para o formato de pontos.

Com base no arquivo de amostras no formato de pontos foram extraídos os valores de radiância de cada banda da imagem Landsat 8.

2.2.3. Cálculo do número de amostras a ser utilizado no treinamento

Inicialmente, utilizou-se a equação multinomial proposta por Tortora (1978) e Congalton (1991) para calcular o número de amostras para a área de estudo, conforme a Equação 2:

$$n = \frac{B \Pi_i (1 - \Pi_i)}{b_i^2} \quad \text{Equação 2}$$

Onde, B é determinado com base no qui-quadrado tabelado com 1 grau de liberdade e $1 - \alpha/k$; Π_i é a abrangência da classe de particular interesse para o estudo; b é o nível de significância.

Assim, os parâmetros predeterminados para o processamento foram oito classes de uso do solo na área de estudo ($k = 8$), precisão desejada de 95%, e que a classe de especial interesse no estudo, no caso o café, abranja 30% da área do mapa ($\Pi_i = 30\%$).

O valor de B foi determinado a partir do qui-quadrado tabelado com 1 grau de liberdade e $1 - \alpha/k$. Neste caso, o valor apropriado para B é $\chi^2 = 7.568$. Assim, o tamanho da amostra será (Equação 3):

$$n = \frac{7,568 * 0,30 * (1 - 0,30)}{0,05^2} \quad \text{Equação 3}$$
$$n = \frac{1,58928}{0,0025}$$
$$n = 636$$

A distribuição multinomial sugere a utilização de 636 amostras divididas entre as oito classes de uso, cerca de 80 amostras por classe.

Já considerando a proposição de Mather (1999) e Swain (1978), na qual o tamanho da amostra deve ser igual a 30p pixels por classe, o número mínimo de amostras a ser coletado por classe deve ser de 240, totalizando 1.920 amostras.

Ao considerar a proposição de Jensen (2007), onde se deve coletar no mínimo 10 vezes o número de bandas, pelo fato de no presente trabalho serem empregadas 28 bandas (7 bandas Landsat e 21 razões de bandas), coletou-se 2.800 amostras, equivalentes a 350 amostras por classe de uso.

Além dos tamanhos de amostras calculados, foram testados outros tamanhos de conjunto de amostras por classe, totalizando 24 conjuntos, sendo eles: 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 120, 140, 160, 180, 200, 225, 250, 275, 300, 350, 400, 450, 500 e 600.

Foi implementada uma rotina em ambiente R que extraiu aleatoriamente do arquivo de amostras contendo 83.347 pixels de acordo com os tamanhos de conjunto de amostras por classe a serem testados. Para a validação dos modelos utilizou-se 150 amostras para cada classe, também extraída aleatoriamente do arquivo de pontos amostrais. Salienta-se que foi garantida a não sobreposição entre as amostras de treinamento e as de validação.

O processo de obtenção de amostras de treinamento e validação foi repetido de forma aleatória 10 vezes para cada uma das intensidades de amostragem. A rotina em linguagem R foi implementada de tal forma a garantir que o mesmo conjunto de amostras de treinamento e validação fosse empregado nos quatro classificadores utilizados.

Para a avaliação da exatidão das classificações obtidas foi utilizado o índice Kappa (CONGALTON, 1991), cujos valores obtidos a partir dos diferentes algoritmos foram comparados entre si aplicando o teste estatístico Z ($\alpha = 95\%$), conforme Vieira (2000).

Foram realizadas 10 repetições para cada tamanho de amostras de treinamento, assim, considerou-se como diferentes aqueles que apresentaram diferença estatística em cinco ou mais repetições dentro de um mesmo tamanho de amostra.

Foram apresentados os resultados e as discussões da influência dos seguintes intervalos: 10, 20, 50, 80, 250, 500 e 600 pixels por classe.

2.3. Resultados e Discussão

Na Figura 2 pode-se observar o efeito do número de amostras no valor do índice Kappa (IK) média de 10 repetições, com até 600 amostras por classe processado para cada um dos quatro classificadores avaliados.

Ao observar o gráfico representado na Figura 2 e o IK mínimo, médio e máximo apresentados na Tabela 2, nota-se que à medida que aumenta o número de amostras ocorre o aumento do IK. Esse incremento é estatisticamente significativo até o valor de 80 pixels de treinamento para cada uma das classes. Este fato é confirmado pelo teste Z ($\alpha = 95\%$) no qual é possível observar que os IK's obtidos por todos os classificadores avaliados, quando comparados, não são diferentes estatisticamente. Salienta-se que os resultados obtidos pelos algoritmos Logit e SVM não diferem estatisticamente, de modo geral, independente do número de pixels por

classe. O mesmo ocorre quando foram comparados os resultados obtidos pelos algoritmos Random Forest e Rede Neural.

Ao comparar o IK obtido pelos diferentes classificadores com amostras de treinamento menores que 80 pixels, é possível observar que o algoritmo Random Forest difere estatisticamente pelo teste Z ($\alpha = 95\%$) (Tabela 2) somente do classificador Logit. Em relação aos resultados obtidos empregando o SVM, estes se diferenciam estatisticamente do Random Forest quando foram utilizadas menos de 50 amostras por classe.

Na Tabela 2 pode ser identificado que a utilização de amostras de treinamento com tamanho superior a 80 pixels por classe não leva a um incremento significativo nos valores de IK, como pode ser observado pela não existência, de modo geral, de diferença estatística pelo teste Z ($\alpha = 95\%$).

Avaliando-se o valor de IK para o conjunto resultante da equação multinomial com 80 amostras por classe, observa-se que o valor do IK médio variou de 0,84 a 0,91, sendo que o maior IK médio foi atingido pelo algoritmo Random Forest. Já o IK mínimo variou de 0,82 a 0,90 (Tabela 2), sendo que o menor valor foi obtido pelos algoritmos Logit, Rede Neural e SVM.

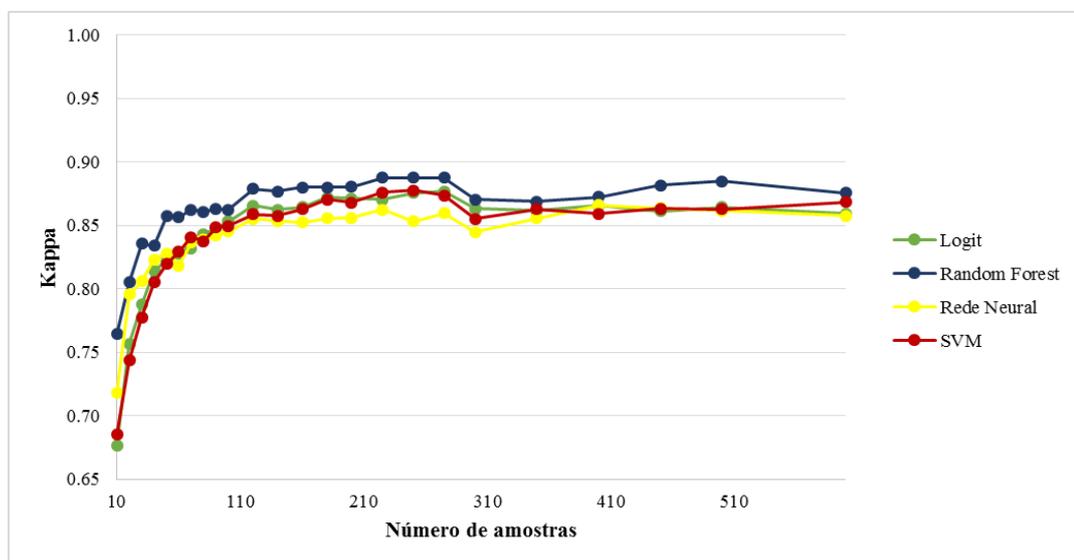


Figura 2. Efeito de diferentes conjuntos de treinamento no Kappa médio de classificações obtidas a partir de quatro algoritmos.

Tabela 2. Valores de Kappa mínimo (Min.), máximo (Max.) e médio (Med.) resultante de dez repetições de acordo com os diferentes tamanhos do conjunto de amostras de treinamento para os quatro algoritmos avaliados

Número de Amostras	Logit			Random Forest		
	Min.	Max.	Med.	Min.	Max.	Med.
10	0,60	0,74	0,68Be	0,71	0,80	0,76Ae
20	0,70	0,79	0,76Bd	0,78	0,82	0,81Ad
30	0,76	0,82	0,79Ac	0,82	0,85	0,84Ac
50	0,80	0,86	0,82Ab	0,84	0,87	0,86Ab
80	0,82	0,87	0,84Aa	0,90	0,92	0,91Aa
90	0,83	0,87	0,85Aa	0,85	0,88	0,86Ab
250	0,86	0,89	0,88Aa	0,87	0,91	0,89Ab
500	0,84	0,88	0,86Aa	0,87	0,90	0,88Ab
600	0,84	0,87	0,86Aa	0,86	0,88	0,88Ab
Número de Amostras	Rede Neural			SVM		
	Min.	Min.	Min.	Min.	Max.	Med.
10	0,66	0,64	0,64	0,64	0,73	0,69Be
20	0,76	0,70	0,70	0,70	0,81	0,74Bd
30	0,76	0,75	0,75	0,75	0,80	0,78Ac
50	0,81	0,79	0,79	0,79	0,85	0,82Ab
80	0,82	0,82	0,82	0,82	0,85	0,84Aa
90	0,82	0,82	0,82	0,82	0,85	0,84Aa
250	0,83	0,86	0,86	0,86	0,89	0,88Aa
500	0,85	0,85	0,85	0,85	0,88	0,86Aa
600	0,84	0,85	0,85	0,85	0,88	0,87Aa

*Médias seguidas pela mesma letra não diferem entre si pelo teste de Z ($\alpha = 95\%$).

*Letras maiúsculas indicam a comparação entre colunas; letras minúsculas indicam comparação entre linhas.

Ao observar os IK's obtidos a partir do arquivo de amostras de treinamento com 240 pixels, avaliados com 250 pixels por classe, conforme proposto por Mather (1999) e Swain (1978), nota-se que os IK's obtidos são, de modo geral, estatisticamente iguais aos encontrados empregando-se arquivos de amostras com 80 pixels por classe quando comparados pelo teste Z ($\alpha = 95\%$). Todavia, ao se avaliar individualmente cada repetição pode-se observar que em algumas delas há diferença estatística entre os resultados obtidos com 80 pixels e 250 pixels. Tal fato refletiu nas médias dos valores de IK que foram utilizados na construção do gráfico apresentado na Figura 2. Essa anomalia interna presente no conjunto amostral de 250 pixels pode ser explicada pelo fato da amostragem ter sido realizada de forma aleatória, sendo que no início do processamento era retirado a partir do conjunto amostral total, o conjunto a ser testado, e este era empregado em todos os classificadores.

Ao comparar os IK's obtidos com os obtidos dos trabalhos desenvolvidos por Du et al. (2012), Seto e Kaufmann (2005) e Andrade, et al. (2013), supõe-se que estes autores podem ter realizado uma superamostragem para o treinamento dos algoritmos por eles utilizados. Considerando os resultados obtidos no presente trabalho, provavelmente os mesmos resultados de IK's poderiam ser obtidos empregando um conjunto menor de amostras de treinamento.

Considerando que os resultados obtidos empregando 80 pixels por classe são estatisticamente iguais àqueles resultados empregando-se o total de pixels igual a 30 vezes ao número de classes de interesse para o estudo (240 pixels por classe) para qualquer um dos algoritmos avaliados, estes são consonantes aos resultados encontrados por Foody e Mathur (2006), que empregando SVM com enfoque no mapeamento de uma única classe observaram que o aumento do número de amostras não promoveu melhora nos resultados da classificação.

Os resultados obtidos neste estudo estão em concordância com os de Li et al. (2014), que, mesmo trabalhando em áreas com características espectrais diferentes obtiveram resultados semelhantes quando observaram que os algoritmos Maxver, Regressão Logística, SVM e LMT foram os menos sensíveis à variação do tamanho do conjunto de treinamento e que produziram bons resultados com 60 amostras ou mais por classe, sendo que o incremento no tamanho da amostra não promoveu ganhos significativos do IK.

Ao se avaliar os valores de IK's mínimo, máximo e médio (Tabela 2) observa-se que para o atendimento do objetivo do presente estudo, mapeamento com maior exatidão das áreas cafeeiras das Matas de Minas, o algoritmo Random Forest foi o que apresentou menor sensibilidade à variação do tamanho de conjunto de amostras, fato este comprovado com valores de IK's considerados excelentes (LANDIS; KOCH, 1977) pela literatura, mesmo com o emprego de amostras de treinamento de 50 pixels por classe de uso.

2.3. Conclusões

Uma amostra de 80 pixels por classe é suficiente para atingir a melhor performance dos classificadores no mapeamento de uso e cobertura do solo na região das Matas de Minas.

Os resultados obtidos pelos classificadores Random Forest, Logit, SVM e Rede Neural não diferem entre si para amostras maiores que 80 pixels.

O classificador Random Forest é o menos sensível ao emprego de pequenos conjuntos de amostras de treinamento, produzindo resultados excelentes com o emprego de amostras de treinamento com 50 ou mais pixels por classe de uso.

Referências Bibliográficas

AB'SABER, A. N. Os Domínios de Natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas. São Paulo: Atêlie Editorial, 2003.

BERNARDES, T. et al. Variáveis e modelos para estimativa da produtividade do cafeeiro a partir de índices de vegetação derivados de imagens Landsat. XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 13 a 18 de abril de 2013, INPE. Anais...Foz do Iguaçu: INPE, 2013.

CAMPBELL, J. Introduction to remote sensing. 5. ed. New York: The Guilford Press, 1987.

CAMPOS, A. R. et al. Classificação orientada a objeto para mapeamento do uso e cobertura do solo do município de Rio Acima - MG: por crescimento de regiões e por extração de objetos. XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Anais...Foz do Iguaçu: INPE, 2013.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, v. 37, n. 1, p. 35 - 46, 1991.

DU, P. et al. HYPERSPECTRAL REMOTE SENSING IMAGE CLASSIFICATION BASED ON THE INTEGRATION OF SUPPORT VECTOR MACHINE AND RANDOM FOREST. International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Anais...Monique: GRSS, 2012.

EPIPHANIO, J. C. N.; LEONARDI, L.; FORMAGGIO, A. R. Relação entre parâmetros culturais e resposta espectral de cafezais. Pesq. agropc. bras., v. 29, n. 3, p. 439-447, 1994.

ESRI. ArcGIS Desktop: Release 10. Redlands, CA Environmental Systems Research Institute, 2011.

FOODY, G. M.; MATHUR, A. The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image classification: Training on mixed spectral responses for classification by a SVM. Remote Sensing of Environment, v. 103, n. 2, p. 179-189, 2006.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Censo Agropecuário: Brasil, Grandes Regiões e Unidades da Federação. Rio de Janeiro: IBGE, 2006.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. CENSO DEMOGRÁFICO 2010. Rio de Janeiro: IBGE, 2010.

JENSEN, J. R. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2007.

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

LI, C. et al. Comparison of classification algorithms and training sample sizes in urban land classification with landsat thematic mapper imagery. *Remote Sensing*, v. 6, n. 2, p. 964–983, 2014.

MATHER, P. M. *Computer Processing of Remotely Sensed Images: An Introduction*. Chichester: John Wiley and Sons, 1999.

MENESES, P.R. Sensores Imageadores Multiespectrais na Faixa Óptica (0,45 – 2,5 μm). In: MENESES, P.R; ALMEIDA, T. de. *Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto*. Brasília: UNB, 2012. p.34 - 46.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA). *Landsat Data Continuity Mission: Continuously Observing Your World*. Disponível em: <http://ldcm.gsfc.nasa.gov/mission_details.html>. Acesso em: 19 jul 2015.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. *R: A language and environment for statistical computing*. Viena, Áustria, R Foundation for Statistical Computing, 2015. Disponível em: <http://www.r-project.org/>.

RADAMBRASIL. *Levantamento exploratório de solos Folha Rio Doce*. Rio de Janeiro: IBGE, 1983.

RADAMBRASIL. *Folhas SF 23/24 Rio de Janeiro/ Vitória, geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação e uso potencial da terra*. Rio de Janeiro: IBGE, 1983.

RICHARDS, J. A; JIA, X. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Berlin: Springer, 2006.

SCOLFORO, J. R.; CARVALHO, L. M. T. DE. *Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais*. Lavras: UFLA, 2006.

SETO, K. C.; KAUFMANN, R. K. Using logit models to classify land cover and land-cover change from Landsat Thematic Mapper. *International Journal of Remote Sensing*, v. 26, n. 3, p. 563–577, 2005.

SWAIN, P. H. Fundamentals of pattern recognition. In: SWAIN, P. H.; DAVIS, S. M. (Eds.). *Remote Sensing: the Quantitative Approach*. New York: McGraw-Hill, 1978. p. 136–187.

TORTORA, R. D. A note on sample size estimation for multinomial populations. *The American Statistician*, v. 32, n. 3, p. 100–102, 1978.

TSO, B.; MATHER, P. M. *Classification methods for remotely sensed data*. New York: CRC Press, 2009.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). Landsat Project Description. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/about_project_descriptions.php> Acesso em: 19 jul 2015.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV. Levantamento de solos e aptidão agrícola da porção mineira da bacia do rio doce. Belo Horizonte: FEAM, 2010.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV. Levantamento de Solos e Aptidão Agrícola das Terras da Bacia do Rio Paraíba do Sul, Minas Gerais. Belo Horizonte: FEAM, 2010.

VALVERDE, O. Estudo regional da Zona da Mata de Minas Gerais. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 20, n. 1, p. 3–32, 1958.

VIEIRA, C. A. O. Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study. Nottingham, Universidade de Nottingham, 2000: Universidade de Nottingham, 2000.

VIEIRA, T. G. C.; LACERDA, M. P. C.; ALVES, H. M. R. Imagens Orbitais Aplicadas Ao Levantamento Da Cultura Do Café em Minas Gerais. Simpósio de Pesquisa dos Cafés do Brasil. Anais...Poços de Caldas: Embrapa Café, 2000.

3. SELEÇÃO DE BANDAS A PARTIR DA UTILIZAÇÃO DO ÍNDICE DE SEPARABILIDADE JEFFERYES-MATUSITA

Resumo: O mapeamento das áreas cafeeiras a partir do uso de sensoriamento remoto ainda constitui um desafio para os pesquisadores. Com o presente artigo tem-se por objetivo empregar o índice de separabilidade Jefferyes-Matusita (JM) como técnica de refinamento do conjunto de amostras para o mapeamento com maior exatidão das áreas cafeeiras da região das Matas de Minas, estado de Minas Gerais. O estudo foi realizado utilizando-se as bandas 1 a 7 do Landsat 8 de 02 de agosto de 2013 com correção atmosférica. O processamento dos dados foi feito utilizando os softwares ArcGis 10.1 e R 3.2. No ArGis foi realizada a coleta das amostras, totalizando um conjunto amostral formado por 8.500 amostras distribuídas de forma aleatória em toda a área de estudo e envolvendo todas as oito classes de uso de interesse no estudo, a saber: café, mata, eucalipto, solo, água, pastagem, nuvem e sombra. Com base no arquivo de amostras foram extraídos os valores de radiância das bandas da imagem Landsat 8. Para avaliar o grau de sobreposição espectral das classes de uso do conjunto de amostras foi utilizado o índice de separação de classes de JM. O escopo do presente trabalho buscou a obtenção de valores de JM superior a 1,5. Com base neste resultado, foi realizado o refinamento do conjunto de amostras coletado com o uso da interface do software ArcGis 10.1. Foi observado que o emprego do conjunto de amostras coletado não possibilitou a separabilidade entre a classe café de nenhuma das outras classes florestais de interesse (mata e eucalipto) para nenhuma das variáveis empregadas, fato semelhante ao ocorrido quando a tentativa pela separabilidade total dentre as classes. O refinamento do conjunto de amostras propiciou a melhora do índice de separabilidade JM dentre as classes florestais envolvidas no presente estudo: café, mata e eucalipto.

Palavras-chave: Mapeamento de café, amostras de treinamento, exatidão de mapeamento, bandas espectrais.

3.1. Introdução

O mapeamento das áreas cafeeiras a partir do uso de sensoriamento remoto ainda constitui um desafio para os pesquisadores. Isto se deve ao fato de que os cafezais estão inseridos em um contexto ambiental complexo, no qual há interferências múltiplas, tanto dos alvos adjacentes, como o solo e de outras culturas presentes, como também da variação das próprias características biofísicas da cultura (ANDRADE et al., 2013). Estudos como os realizados por Andrade et al. (2013); Epiphânio; Leonardi e Formaggio (1994); Vieira; Lacerda e Alves (2000) têm apontado que o comportamento espectral do café é complexo e variado, e que cafezais com mais de três anos de plantio possuem resposta espectral análoga à da mata.

Vieira; Lacerda e Alves (2000) ao analisarem a correlação existente entre as variáveis da cultura cafeeira com suas assinaturas espectrais, empregando imagens TM/Landsat 5 concluíram que a cultura apresenta resposta espectral complexa já que

passou por modificações fenológicas durante o ano, o que torna necessário o estudo da variação temporal desta cultura.

A exatidão dos mapas temáticos gerados através dos sistemas de classificação automatizada de imagens orbitais está diretamente relacionada ao grau de separabilidade entre as classes de uso e cobertura do solo, o qual é dado pela diferença entre as respostas espectrais de cada uma das classes nas diferentes bandas da imagem. A resposta espectral é definida como sendo a reflectância de um determinado objeto em função do comprimento de onda (LILLESAND; KIEFER; CHIPMAN, 2007).

Tradicionalmente emprega-se nos estudos de sensoriamento remoto métodos de correspondência espectral (HOMAYOUNI; ROUX, 1998), que se baseiam na caracterização de um pixel do alvo desconhecido ou conhecido combinando os espectros deste com o espectro do alvo na imagem utilizada ou com o de pixels conhecidos armazenados em uma biblioteca espectral (VISHNU; NIDAMANURI; BREMANANTH, 2013).

Dentre os métodos de correspondência espectral existentes, o índice de separação de classes de Jefferyes-Matusita (JM) é o mais empregado (BRUNFELDT et al., 1995; SWAIN; KING, 1973). Ainda segundo esses autores, este índice é utilizado para quantificar a separabilidade espectral dos alvos a partir da medida da distância média entre duas funções de densidade de classe. A separação entre as classes é ótima quando JM apresenta valor superior a 1,5 (OLIVEIRA et al., 2013; VIEIRA, 2000).

Durante o processo de coleta de amostras de treinamento podem ocorrer erros na alocação das mesmas em áreas nas quais a interpretação visual se confunde na análise da textura das classes fazendo com que haja coleta de amostras não pertencente a uma determinada classe. Essa identificação errônea contribui, então, para que não aconteça a separabilidade entre as classes de interesse dos estudos, conseqüentemente, não serão obtidos resultados de classificação com boa exatidão.

A busca por novas técnicas que possam auxiliar no mapeamento com maior exatidão da cultura cafeeira é constante. Diante disso, o uso da Razão entre Bandas surge como uma técnica a ser testada, considerando que essa técnica permite a discriminação de pequenas diferenças existentes no comportamento espectral dos diferentes alvos, uma vez que nas bandas originais somente diferenças grosseiras são observadas (ARAÚJO; MELLO, 2010; SESTINI; FLORENZANO, 2004). Sestini;

Florenzano (2004) afirmam que a aplicação da Razão entre Bandas faz com que os gradientes da curva espectral dos objetos de interesse se expressem, conseqüentemente, haverá o realce dos mesmos.

Dentre as diversas razões entre bandas empregadas em estudos de sensoriamento remoto com o objetivo do mapeamento de vegetação, o mais utilizado é o Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI). Ele é empregado na estimativa da proporção de biomassa vegetal (KAWAKUBO; MORATO; LUCHIARI, 2004), a partir da captura da resposta espectral da clorofila (CARVALHO JÚNIOR et al., 2008), sendo que para seu cálculo é considerada a diferença normalizada da resposta espectral das bandas do vermelho e do infravermelho próximo (ROUSE et al., 1974). No Brasil ele tem sido empregado em diversos estudos, principalmente nos que envolvem o monitoramento da dinâmica temporal da cobertura florestal dos diferentes biomas (FERREIRA; HUETE, 2004; FERREIRA et al., 2003, 2006; HUETE et al., 2006; KUPLICH; MOREIRA; FONTANA, 2013).

Com base no exposto anteriormente com o presente trabalho tem-se por objetivo investigar se o emprego de razões de bandas e eliminação de amostras impuras irá contribuir para a melhora do índice de separabilidade Jefferyes-Matusita entre a classe café e as demais classes florestais da região das Matas de Minas.

3.2. Material e Métodos

3.2.1. Caracterização da área de estudo

A região das Matas de Minas localiza-se na porção sudeste do estado de Minas Gerais (Figura1), sendo composta por 63 municípios espalhados por uma área de 1.749.114 ha, 3% de Minas Gerais, estado responsável por aproximadamente 50% da produção nacional de café com uma população de 899.876 habitantes, que representa 5% da população do Estado (IBGE, 2010). A região produz em média 5 milhões de sacas por ano, que representa 24% da produção do Estado, sendo que 80% das fazendas de café são de até 20 ha, ou seja, de pequenos produtores (IBGE, 2006).

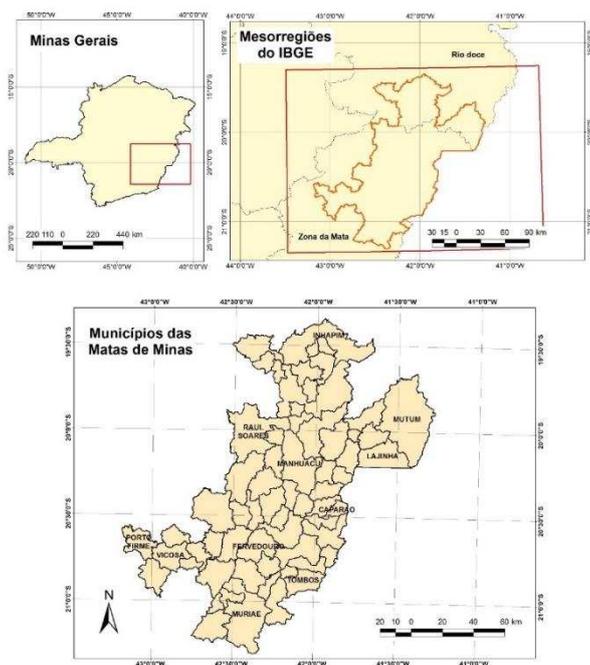


Figura 1. Mapa de localização dos municípios das Matas de Minas.

Caracterizam-se geologicamente por estar localizadas sobre rochas datadas do Pré-Cambriano, pertencentes ao Complexo Cristalino, tais como gnaisses diversos e migmatitos, com variado grau de metamorfismo; em menor proporção por metassedimentos, compreendendo quartzitos e mica xistos, e intrusões de basalto; de forma restrita aparecem formações sedimentares recentes, datadas do Terciário e Quaternário (RADAMBRASIL, 1987; RADAMBRASIL, 1983).

Sobre essa geologia, desenvolveu-se um relevo com formas diversificadas, onde se destacam áreas planas, onduladas e montanhosas; elevações de topos arredondados com vertentes convexas terminando em vales planos (VALVERDE, 1958). Ab'Sáber (2003) denominou essa paisagem de Domínio dos Mares de Morros.

Segundo Valverde (1958) o clima Cwa é predominante na região e a pluviosidade média anual oscila entre 900 e 1.900 mm.

Originalmente, os municípios eram recobertos pela Mata Atlântica, cuja fitofisionomia constitui o grande conjunto florestal extra-amazônico (VALVERDE, 1958). Mas, o mapeamento da Flora Nativa e Reflorestamento Regional do Estado de Minas Gerais (SCOLFORO e CARVALHO, 2006), mostra que apenas fragmentos da vegetação nativa são encontrados. Segundo este mapeamento, há na área Floresta Ombrófila, Floresta Semidecídua, Campo e Campo Rupestre e eucalipto como espécie de áreas reflorestadas.

No tocante às classes de solo, predominam os Latossolos e os Argissolos. Nas áreas mais elevadas são encontrados solos com horizonte húmico (UFV, 2010, 2010b).

3.2.2. Base de dados

O estudo foi realizado utilizando-se as bandas 1 a 7 da imagem do Landsat 8, com correção atmosférica, de 02 de agosto de 2013, disponibilizada no site Earth Explorer (<http://earthexplorer.usgs.gov/>). Optou-se pela utilização da cena do mês de agosto devido à alta porcentagem de nuvens existentes nas cenas de outras épocas.

O satélite Landsat 8 é composto pelos sensores OLI (Operational Land Imager) e TIRS (Thermal Infrared Sensor) (NASA, 2013). O sensor OLI, por ser um sensor Pushbroom, onde há um menor basculamento do sensor devido à organização dos detectores característicos desse tipo de sensor (MENESES, 2012), confere às imagens Landsat 8 maior acurácia geométrica (NASA, 2013). O erro de posicionamento das imagens dos sensores anteriores variava entre 60 a 80 metros, sendo que para as do Landsat 8 esse passou a ser de 12 metros (NASA, 2013). No entanto, antes da disponibilização das imagens a NASA, em cooperação com o Serviço Geológico Norte Americano (United States Geological Survey – USGS), faz alguns processamentos, conseqüentemente, é dispensado ao usuário a aplicação de técnicas de correção geométrica nas cenas. A USGS (2013) afirma que para o processo de correção geométrica é utilizado Pontos de Controle adquiridos a partir das bases de dados disponíveis pelo projeto Global Land Surveys 2000.

O processamento dos dados foi feito utilizando os softwares ArcGis 10.1 (ESRI, 2011) e R 3.2 (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2015). No ArcGis utilizando a imagem Landsat, o acervo de imagens do Basemap (ESRI, 2011) e pontos de GPS coletados em campo foi realizada a coleta das amostras de classes de uso da terra, totalizando um conjunto amostral formado por 8.500 polígonos, equivalente a 83.347 pixels, distribuídos de forma aleatória em toda a área de estudo e abarcando todas as oito classes de uso de interesse no estudo, a saber: café, mata, eucalipto, solo, água, pastagem, nuvem e sombra.

3.2.3. Preparação do arquivo de amostras

Para a entrada dos dados no software R, fez-se necessário a conversão do arquivo de amostras para pontos. Em seguida foi feita a extração dos valores de radiância das 8 bandas da imagem Landsat para cada um dos pontos amostrados.

O arquivo de pontos proveniente do ArcGis foi processado no software R, onde foi realizado o cálculo das razões de bandas. As razões entre as bandas da imagem Landsat foram calculadas com base na seguinte fórmula:

$$R_{A_B} = \frac{(A - B)}{(B + A)} \quad \text{Equação 1}$$

Em que, A= radiância da primeira banda e B = radiância da segunda banda.

A fórmula acima foi implementada em um script elaborado no software R para o cálculo de 21 razões de bandas utilizadas no presente estudo (Tabela 1).

Tabela 1. Variáveis utilizadas no presente estudo

Código	Variável	Código	Variável	Código	Variável	Código	Variável
1	b1	8	R_2_1	15	R_4_2	22	R_7_3
2	b2	9	R_3_1	16	R_5_2	23	R_5_4
3	b3	10	R_4_1	17	R_6_2	24	R_6_4
4	b4	11	R_5_1	18	R_7_2	25	R_7_4
5	b5	12	R_6_1	19	R_4_3	26	R_6_5
6	b6	13	R_7_1	20	R_5_3	27	R_7_5
7	b7	14	R_3_2	21	R_6_3	28	R_7_6

3.2.4. Avaliação do grau de sobreposição entre as amostras

Para avaliar o grau de sobreposição espectral das classes de uso do conjunto de amostras foi utilizado o índice de separação de classes de Jefferyes-Matusita (JM).

A distância JM entre um par de classes é definida por:

$$JM = 2 \times (1 - e^{-B_{ij}}) \quad \text{Equação 1}$$

em que, B_{ij} é a distância de Bhattacharyya calculada a partir da expressão:

$$B_{ij} = \frac{1}{2}(M_i - M_j)^T \left(\frac{\sum M_i + \sum M_j}{2} \right)^{-1} (M_i - M_j) + \frac{1}{2} \ln \left(\frac{|\frac{\sum i + \sum j}{2}|}{\sqrt{|\sum i| |\sum j|}} \right) \quad \text{Equação 2}$$

em que, M_i e M_j são os vetores das médias das classes i e j . Quanto maior o valor de B maior a separabilidade das classes.

O cálculo de JM foi realizado em ambiente R a partir da utilização de um script R compartilhado em <http://stats.stackexchange.com/questions/78849/measure-for-separability>, que foi adaptado para esse estudo.

O valor da distância JM varia de 0 a 2 (RICHARDS; JIA, 2006). Se a distância entre as classes i e j for 2, significa que as amostras são completamente separáveis. A separação entre as classes é dita ótima quando o índice de Jefferys-Matusita (JM) apresenta valor superior a 1,5 (OLIVEIRA et al., 2013; VIEIRA, 2000).

3.2.5. Refinamento do conjunto de amostras de treinamento

Com o objetivo de melhorar a separabilidade entre as lavouras de café das demais classes de uso existentes na área de estudo, principalmente das demais classes florestais (mata e eucalipto), foi realizada a avaliação da pureza do arquivo de amostras coletado com o uso do software ArcGis 10.1.

A avaliação foi realizada a partir do emprego do classificador Máxima Verossimilhança (Maxver), tendo como entrada as bandas da imagem Landsat 8 e o arquivo contendo os polígonos de amostras de treinamento anteriormente coletados. Após a classificação, foi feito um cruzamento entre o dado raster de classes de uso com os polígonos das amostras de treinamento.

Os polígonos classificados erroneamente ou os polígonos de que foram classificados como pertencentes a mais de uma classe de uso foram identificados. Esses polígonos foram removidos e o arquivo resultante foi convertido novamente para pontos, com os devidos processamentos. Posteriormente, foi armazenado em disco, constituindo um novo conjunto amostral composto por 6.532 polígonos, totalizando 57.172 pixels distribuídos de forma aleatória em toda a área de estudo e considerando todas as oito classes de uso de interesse no estudo mencionadas anteriormente.

O arquivo de amostras refinado e o conjunto de amostras coletado foram utilizados como dado de entrada do script em R mencionado anteriormente de geração dos índices de separabilidade, sendo os resultados comparados.

3.3. Resultados e Discussão

Ao analisar a separabilidade das classes no arquivo de amostras de treinamento, é possível observar que ocorreu a separabilidade total (índice de separabilidade [IS] igual a 2) somente entre as classes florestais café, mata e eucalipto e as não florestais sombra, pastagem, água, nuvem e sombra de nuvem; não ocorrendo, portanto, separação entre as classes florestais (Figura 2).

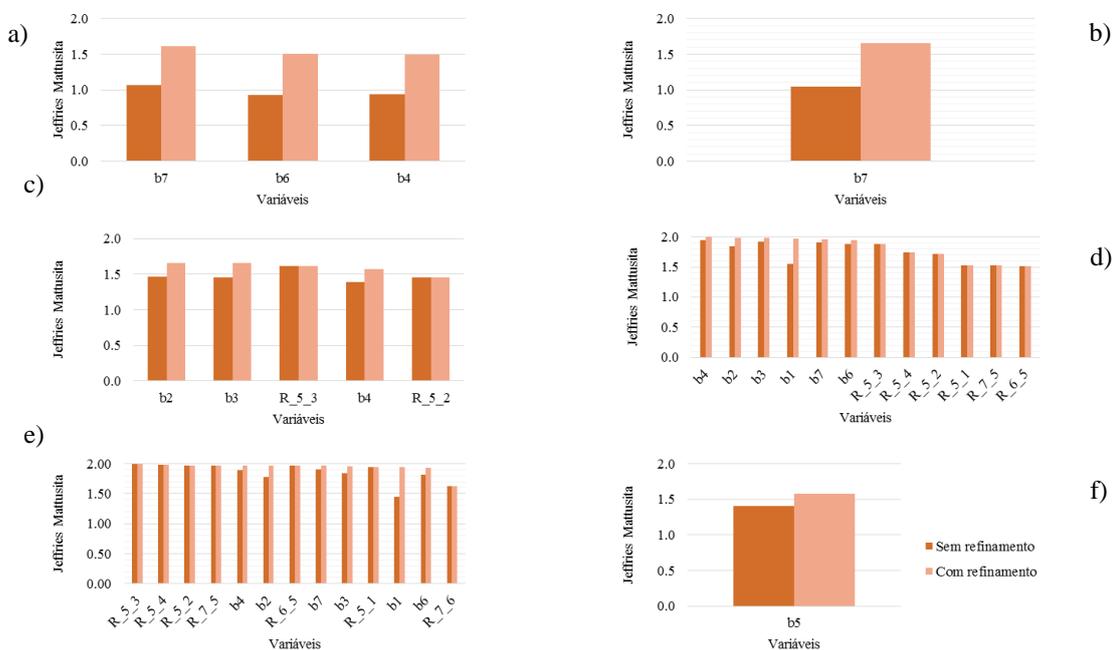


Figura 2. Índice Jefferys-Matusita entre classes empregando arquivo de amostras refinado: (a) classe café x mata; (b) café x eucalipto; (c) café x pastagem; (d) eucalipto x pastagem; (e) mata x pastagem; (f) mata x eucalipto.

Os baixos IS's obtidos a partir do emprego do arquivo de amostras coletado são explicados pela alocação das amostras em áreas nas quais para o foto-intérprete a textura é pertencente à determinada classe, mas quando ocorre o processo de classificação, a textura apresenta características espectrais pertencentes à outra classe. Esse tipo de amostra faz com que os resultados obtidos tenham baixa exatidão devido à inserção de amostras de treinamento com rotulação errada no classificador.

Ao avaliar os resultados obtidos utilizando o conjunto amostral refinado, apesar de ainda estes não demonstrarem total separabilidade entre as classes florestais e as não florestais, é possível observar nos resultados considerável melhora

na separabilidade entre as classes de uso. Ao se avaliar a separabilidade entre a classe de especial interesse para o presente estudo com o café, observa-se que a classe café passou a ter separabilidade ótima em relação às demais classes florestais: mata e eucalipto (Figura 2a e Figura 2b), sendo que a melhor separabilidade ocorreu com a classe eucalipto, na qual o índice chegou a 1,7.

A separabilidade entre a classe café e mata foi ótima para as bandas: b7; b6 e b4 (Figura 2a). Já para as classes café e eucalipto a separabilidade ocorreu somente para a banda b7 (Figura 2b).

Considerando que a área de estudo apresenta grandes áreas cobertas por pastagem, foi também avaliada a separabilidade entre essa e a classe café. A separabilidade entre essas classes foi boa para as seguintes bandas: b2; b3; R_5_3; b4, e; R_5_2 (Figura 2c).

Avaliando-se a separabilidade existente entre as outras duas classes florestais mata e eucalipto foi observado que o resultado obtido foi ótimo empregando-se somente a banda b5 (Figura 2d).

Na Tabela 2 é possível ser visualizado as variáveis que apresentaram maior índice de separabilidade, após o refinamento do conjunto de amostras, para cada classe de interesse no presente estudo.

Tabela 2. Variáveis que apresentam índice de separabilidades maior que 1,5 entre as classes

	A	B	C	D	E	F
B	4;6; 7					
C	7	5				
D	3;2; 4; 11; 16; 20; 23; 24;26;27	3; 4; 6; 7; 11; 20;21; 23; 24; 26;27;28	2; 3;4;5; 7; 11;16; 19; 20; 23; 24;26; 27;28;			
E	5;6;7;11;12;16 ;17;20;21	5; 11;12;16;17; 21; 23	5; 6; 11; 16;20;23	4;5;6;7		
F	2; 3;4;16; 20	2;3; 4;5;6; 7; 20;23; 27; 28;	2;3;4;7;11;16;20;23; 26;27;28	5	3;4;5;6; 7;21	
G	2;3;4;5;6;7	4;3;5;6;7	3;5;6;7;16;20;23;26; 27	4;5;6;7;2 1;23		2;3;4;5;6;7; 20; 23

Em que, A-café; B-Mata; C-Eucalipto; D-Solo; E-Água; F-Pastagem; F-Nuvem; G-Sombra; 1-b1; 2-b2; 3-b3; 4-b4; 5-b5; 6-b6; 7-b7; 8-R_2_1; 9-R_3_1; 10-R_4_1; 11-R_5_1; 12-R_6_1; 13-R_7_1; 14-R_3_2; 15-R_4_2; 16-R_5_2; 17-R_6_2; 18-R_7_2; 19-R_4_3; 20-R_5_3; 21-R_6_3; 22-R_7_3; 23-R_5_4; 24-R_6_4; 25-R_7_4; 26-R_6_5; 27-R_7_5; 28-R_7_6.

Dentre as 32 possibilidades de ocorrência para cada uma das variáveis combinadas classe a classe, totalizando 783 combinações possíveis, ao avaliar a Tabela 2 e a Figura 3 observa-se que as bandas do canal do infravermelho da imagem

Landsat (b5, b6 e b7) foram as que mais contribuíram para a melhor separabilidade entre as classes de uso, cada uma ocorreu 14 vezes. Em seguida as bandas do visível 3, 4 e 2 ocorreram, respectivamente, 12, 12 e 10 vezes.

Em relação às razões de bandas, em termos de contribuição para a separabilidade entre classes de uso, essas aparecem somente após as bandas da imagem Landsat, sendo as razões obtidas a partir da divisão de uma banda do canal do infravermelho por uma banda do canal do visível. A razão entre as bandas 5/4 (que é o NDVI) e a razão entre as bandas 5/3, apresentaram maior ocorrência (Figura 3). Essas são seguidas das razões obtidas da divisão das bandas do infravermelho por outra banda do infravermelho.

As razões de bandas obtidas pela divisão das bandas do visível por outras bandas, também do visível, não contribuíram para a maior separabilidade entre as classes. No entanto, era esperado que esse comportamento ocorresse somente para as razões que envolvessem a divisão das bandas 2 e 3 pela banda 1, já que esta foi desenvolvida para emprego no monitoramento de áreas costeiras.

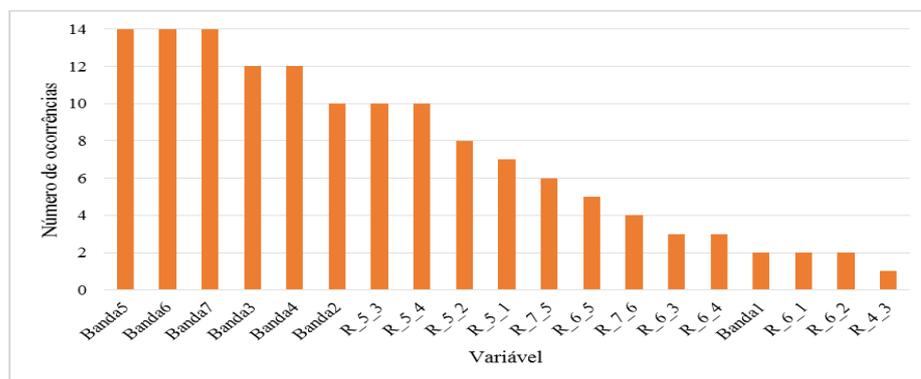


Figura 3. Número ocorrência de cada variável na separabilidade entre classes.

Alguns dos resultados obtidos no presente trabalho corroboram com os encontrados por Moreira; Adami; Rurdorff (2004) e Tardin; Assunção; Soares (1992). Ambos os autores afirmam que ao se empregar a banda 4 do Landsat 7 (equivalente à banda 5 do Landsat 8) ocorre a separação das áreas cafeeiras daquelas cobertas por mata e por pastagem. No presente estudo pode ser observado que esta banda está presente nas razões de bandas 5/3 e 5/2, as quais contribuíram para a melhor separabilidade entre a classe café e a pastagem. Em relação ao confundimento espectral do café com a classe pastagem, Tardin; Assunção; Soares

(1992) afirmam que durante o período seco, de modo geral, estas não se confundem. O fator decisivo para isso é o baixo vigor da pastagem nesse período.

Em relação à separação da mata com o café, Moreira; Adami; Rurdorff (2004) afirmam que essas classes se distinguem espectralmente ao se empregar as bandas 3 e 5 do Landsat 7, equivalentes às bandas 4 e 6 do Landsat 8, no entanto, no presente estudo foi encontrado que há maior separabilidade entre essas classes empregando a banda 7 do Landsat 8 (Tabela2). No escopo do presente trabalho a banda 6 do Landsat 8 contribuiu para separabilidade entre as classes florestais – café, mata e eucalipto –, e as classes não florestais.

3.4. Conclusões

A utilização da técnica de refinamento do conjunto de amostras mostrou-se eficiente não só pela melhora da separabilidade entre as classes, mas também por colaborarem com a eliminação dos erros decorrentes do processo de coleta da amostra.

O refinamento do conjunto de amostras de treinamento possibilitou a melhoria do índice de separabilidade Jefferyes-Matusita entre as classes florestais: café, mata e eucalipto.

As bandas do canal do infravermelho da imagem Landsat (b5, b6 e b7), foram as que mais contribuíram para a melhor separabilidade entre as classes de uso.

As bandas do canal do visível 3, 4 e 2, em termos de contribuição foram seguidas pelas razões de bandas obtidas a partir da divisão de uma banda do canal do infravermelho por uma banda do canal do visível, bem como das razões obtidas da divisão das bandas do infravermelho por elas mesmas.

As razões de bandas obtidas a partir da divisão das bandas do visível por outras bandas também do visível não contribuíram para separabilidade entre as classes.

Referências Bibliográficas

AB’SABER, A. N. Os Domínios de Natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas. São Paulo: Atêlie Editorial, 2003.

ANDRADE, L. N. et al. Aplicação de redes neurais artificiais na classificação de áreas cafeeiras em Machado-MG. *Coffee Science*, v. 8, n. 1, p. 78–90, 2013.

ARAÚJO, T. P. DE; MELLO, F. M. DE. Processamento de imagens digitais - Razão entre bandas. *Geociências*, v. 29, n. 1, p. 121–131, 2010.

BRUNFELDT, R. et al. An extension of the Jeffreys-Matusita distance to multiclass cases for feature selection.pdf. v. 33, n. 6, p. 1318–1321, 1995.

CARVALHO JÚNIOR, O. A. DE et al. Classificação de padrões de savana usando assinaturas temporais NDVI do sensor MODIS no Parque Nacional Chapada dos Veadeiros. *Revista Brasileira de Geofísica*, v. 26, n. 4, p. 505–517, 2008.

EPIPHANIO, J. C. N.; LEONARDI, L.; FORMAGGIO, A. R. Relação entre parâmetros culturais e resposta espectral de cafezais. *Pesq. agropc. bras.*, v. 29, n. 3, p. 439–447, 1994.

ESRI. ArcGIS Desktop: Release 10 Redlands, CA Environmental Systems Research Institute, 2011.

FERREIRA, L. G. et al. Seasonal landscape and spectral vegetation index dynamics in the Brazilian Cerrado: An analysis within the Large-Scale Biosphere-Atmosphere Experiment in Amazônia (LBA). *Remote Sensing of Environment*, v. 87, n. 4, p. 534–550, 2003.

FERREIRA, L. G.; HUETE, A. R. Assessing the seasonal dynamics of the Brazilian Cerrado vegetation through the use of spectral vegetation indices. *International Journal of Remote Sensing*, v. 25, n. 10, p. 1837–1860, 2004.

FERREIRA, M. E. et al. Análise comparativa dos produtos modis ecologia para o monitoramento biofísico ambiental do bioma cerrado. *Revista Brasileira de Geofísica*, v. 24, p. 251–260, 2006.

HOMAYOUNI, S.; ROUX, M. Hyperspectral Image Analysis for Material Mapping Using Spectral Matching. *Energy*, 1998.

HUETE, A. R. et al. Amazon rainforests green-up with sunlight in dry season. *Geophysical Research Letters*, v. 33, n. 6, p. 2–5, 2006.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Censo Agropecuário: Brasil, Grandes Regiões e Unidades da Federação. Rio de Janeiro: IBGE, 2006.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. CENSO DEMOGRÁFICO 2010. Rio de Janeiro: IBGE, 2010.

KAWAKUBO, F. S.; MORATO, R. G.; LUCHIARI, A. Processamento das Imagens HRG-Spot 5 na Determinação de Classes de Uso da Terra e Manchas de Cobertura Vegetal na Região de Teodoro Sampaio - Pontal do Paranapanema. *GeoUSP*, v. 15, n. 6, p. 127–136, 2004.

KUPLICH, T. M.; MOREIRA, A.; FONTANA, D. C. Série temporal de índice de vegetação sobre diferentes tipologias vegetais no Rio Grande do Sul Time series of

vegetation index for different vegetation types in Rio Grande do Sul. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 17, n. 55, p. 1116–1123, 2013.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. *Remote Sensing and Image Interpretation*. 6. ed. New York: Wiley, 2007.

MENESES, P.R. Sensores Imageadores Multiespectrais na Faixa Óptica (0,45 – 2,5 μm). In: MENESES, P.R; ALMEIDA, T. de. *Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto*. Brasília: UNB, 2012. p.34 - 46.

MOREIRA, M. A.; ADAMI, M.; RURDORFF, B. F. T. Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens Landsat. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v. 39, n. 3, p. 223 - 231, 2004.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA). *Landsat Data Continuity Mission: Continuously Observing Your World*. Disponível em: <http://ldcm.gsfc.nasa.gov/mission_details.html>. Acesso em: 19 jul 2015.

OLIVEIRA, F. P. de; et al. Mapeamento de fragmentos florestais com monodominância de aroeira a partir da classificação supervisionada de imagens Rapideye. *Revista Árvore*, v. 37, n. 1, p. 151–161, 2013.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. *R: A language and environment for statistical computing*. Viena, Áustria, R Foundation for Statistical Computing, 2015. Disponível em: <http://www.r-project.org/>.

RADAMBRASIL. *Levantamento exploratório de solos Folha Rio Doce*. Rio de Janeiro: IBGE, 1983.

RADAMBRASIL. *Folhas SF 23/24 Rio de Janeiro/ Vitória, geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação e uso potencial da terra*. Rio de Janeiro: IBGE, 1983.

RICHARDS, J. A; JIA, X. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Berlin: Springer, 2006.

ROUSE, J. J. et al. *Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS*. NASA special publication, p. 309–317, 1974.

SCOLFORO, J. R.; CARVALHO, L. M. T. DE. *Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais*. Lavras: UFLA, 2006.

SESTINI, M. F.; FLORENZANO, T. G. Caracterização de Cicatrizes de Deslizamentos por Processamento de Dados TM Landsat em Caraguatatuba - SP. *Geologia USP - Serie Científica*, v. 4, n. 2, p. 57–69, 2004.

SWAIN, P. H.; KING, R. C. *Two effective feature selection criteria for multispectral remote sensing*. 1973.

TARDIN, A. T.; ASSUNÇÃO, G. V. de; SOARES, J. V. Análise preliminar de imagens TM visando a discriminação de café, citrus e cana-de-açúcar na região de Furnas-MG.pdf. Pesquisa Agropecuária Brasileira, v. 27, n. 9, p. 1355–1361, 1992.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). Landsat Project Description. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/about_project_descriptions.php> Acesso em: 19 jul 2015.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV. Levantamento de solos e aptidão agrícola da porção mineira da bacia do rio doce. Belo Horizonte: FEAM, 2010.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV. Levantamento de Solos e Aptidão Agrícola das Terras da Bacia do Rio Paraíba do Sul, Minas Gerais. Belo Horizonte: FEAM, 2010.

VALVERDE, O. Estudo regional da Zona da Mata de Minas Gerais. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 20, n. 1, p. 3–32, 1958.

VIEIRA, C. A. O. Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study. Nottingham, Universidade de Nottingham, 2000: Universidade de Nottingham, 2000.

VIEIRA, T. G. C.; LACERDA, M. P. C.; ALVES, H. M. R. Imagens Orbitais Aplicadas Ao Levantamento Da Cultura Do Café em Minas Gerais. Simpósio de Pesquisa dos Cafés do Brasil. Anais...Poços de Caldas: Embrapa Café, 2000.

VISHNU, S.; NIDAMANURI, R. R.; BREMANANTH, R. Spectral material mapping using hyperspectral imagery: a review of spectral matching and library search methods. Geocarto Int., v. 28, p. 171–190, 2013.

4. MAPEAMENTO DE ÁREAS CAFEIRAS DAS MATAS DE MINAS

Resumo. As técnicas de sensoriamento remoto ligadas à classificação de imagens têm se destacado como as principais metodologias empregadas no mapeamento do uso e cobertura do solo. O presente artigo tem por objetivo mapear o uso e a cobertura do solo, com ênfase nas áreas cultivadas com café, da região das Matas de Minas a partir do emprego do classificador Random Forest. O estudo foi realizado utilizando-se as bandas 1 a 7 do Landsat 8 de 02 de agosto de 2013. Foram utilizados os softwares ArcGis 10.1 e R 3.2 para o processamento dos dados. Para a avaliação da exatidão da classificação obtida foi utilizado o índice Kappa e condicional. A cultura cafeeira, na região das Matas de Minas, recobre 424.705,50 hectares. As pastagens recobrem grande parte da área, 533.346,39 hectares. As matas que deram origem ao nome da região recobrem somente 277.896,15 hectares. Mais de 25% das lavouras de café das Matas de Minas possuem 500 ha ou mais de área, sendo que a classe de menor ocorrência é a representada por pequenas lavouras com tamanho variando de 1 ha a 2 ha, que se faz presente em menos de 5% da região.

Palavras-chave: Mapeamento café, Random Forest, classificação de imagem.

4.1.Introdução

A história da atividade cafeeira no Brasil está ligada ao estado de Minas Gerais e continua se destacando na produção desta cultura, com previsão de safra para 2015 de 23,64 milhões de sacas de café (CONAB, 2015). Já a região das Matas de Minas produz 5 milhões de sacas por ano, que representa 24% da produção do Estado. Devido à grande produção e importância para o Estado da cultura cafeeira há a necessidade do emprego de imagem de satélite para a obtenção de informações associadas à área plantada com café.

O emprego de imagens de satélite possibilita a obtenção de informações precisas da região, como a área ocupada pela cafeicultura e a caracterização ambiental. Essas informações contribuirão para com os estudos desenvolvidos pela entidade representante dos cafeicultores da região que buscam pelo registro de Denominação de Origem do café produzido nessa região junto ao Instituto Nacional de Propriedade Industrial. Esse registro é de grande interesse desse segmento do agronegócio da cafeicultura, pois além de agregar valor ao café da região, possibilitará aumento no setor de exportação de grão de qualidade no nicho do mercado de cafés especiais, os quais participam das misturas “blends” dos melhores cafés vendidos no mundo, assegurando assim, a sustentabilidade social, econômica e ambiental da produção cafeeira na região das Matas de Minas.

O emprego das técnicas de sensoriamento remoto ligadas à classificação de imagens justifica-se pelo fato de que nas últimas três décadas essas metodologias têm

se destacado como as principais técnicas empregadas no mapeamento do uso e cobertura do solo (FOODY; MATHUR, 2004; KRAMER, 2002). Sendo este tipo de mapeamento essencial em estudos de gestão ambiental, em avaliações de biodiversidade e no apoio a decisão de ações ambientais, sociais e políticas econômicas (SOUSA et al., 2010).

Richards e Jia (2006) definem a classificação de imagens como sendo o procedimento de classificar e agrupar pixels de uma imagem digital com base em suas características espectrais utilizando algoritmos em um programa computacional. Esse procedimento pode-se dar a partir da interferência do analista no treinamento do algoritmo ou não, caracterizando, respectivamente, a classificação supervisionada e a não supervisionada. O primeiro tipo requer que o analista treine o algoritmo com base na coleta de amostras das diferentes classes de usos de interesse no estudo em áreas homogêneas, para que com base nessas o mesmo identifique os pixels espectralmente similares aos das amostras.

Inúmeros são os classificadores supervisionados existentes, sendo que atualmente o classificador Random Forest tem sido apontado pela literatura como sendo mais robusto na separação de classes com similaridade espectral (CARUANA; KARAMPATZIAKIS; YESSINALINA, 2008), como acontece no caso do presente trabalho.

Esse classificador foi proposto por Breiman (2001) e seu funcionamento se baseia em uma técnica de agregação de diversos classificadores do tipo árvore de decisão, organizados de forma que sua estrutura seja constituída sempre de forma aleatória (GHOSAL; TIKMANI; GUPTA, 2009). O resultado final da classificação é dado com base na combinação dos resultados das várias árvores de decisão, onde a classificação final é produzida a partir da classe que recebeu o maior número de votos entre todas as árvores existentes no modelo de predição (BREIMAN, 2001). Salienta-se que para árvore gerada no modelo é empregado um conjunto de treinamento diferente, formado por n instâncias de treinamento escolhidas aleatoriamente dentro do conjunto de amostras fornecido (BREIMAN, 2001).

Diante disso, com o presente artigo tem-se por objetivo mapear o uso e a cobertura do solo, com ênfase nas áreas cultivadas com café da região das Matas de Minas a partir do emprego do classificador Random Forest.

4.2. Material e Métodos

4.2.1. Caracterização da área de estudo

A região das Matas de Minas localiza-se na porção sudeste do Estado de Minas Gerais (Figura 1), sendo composta por 63 municípios distribuídos por uma área de 1.749.114 ha, equivalente a 3% da área total do estado de Minas Gerais, com uma população aproximada de 900 mil habitantes, 5% da população do Estado (IBGE, 2010). A região produz em média 5 milhões de sacas por ano, que representa 24% da produção do Estado, sendo que 80% das fazendas de café são de até 20 ha, ou seja, de pequenos produtores (IBGE, 2006).

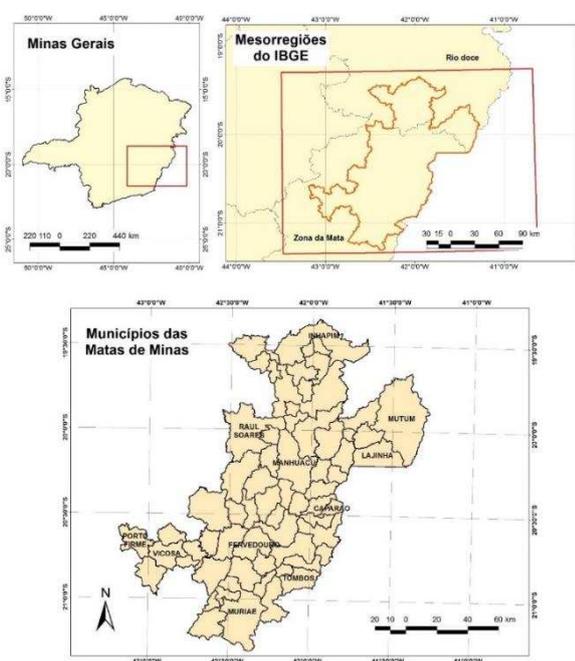


Figura 1. Mapa de localização dos municípios das Matas de Minas.

Caracterizam-se geologicamente por estar localizada sobre rochas datadas do Pré-Cambriano, pertencentes ao Complexo Cristalino, tais como gnaisses diversos e migmatitos, com variado grau de metamorfismo; em menor proporção por metassedimentos, compreendendo quartzitos e mica xistos, e intrusões de basalto; de forma restrita aparecem formações sedimentares recentes, datadas do Terciário e Quaternário (RADAMBRASIL, 1987; RADAMBRASIL, 1983).

Sobre essa geologia, desenvolveu-se um relevo com formas diversificadas, onde se destacam áreas planas, onduladas e montanhosas; elevações de topos arredondados com vertentes convexas terminando em vales planos

(VALVERDE, 1958). Ab'Saber (2003) denominou essa paisagem de Domínio dos Mares de Morros.

Segundo Valverde (1958) o clima Cwa é predominante na região e a pluviosidade média anual oscila entre 900 e 1.900 mm.

Originalmente, os municípios eram recobertos pela Mata Atlântica, cuja fitofisionomia constitui o grande conjunto florestal extra-amazônico (VALVERDE, 1958). Mas, o mapeamento da Flora Nativa e o Reflorestamento Regional do Estado de Minas Gerais (SCOLFORO e CARVALHO, 2006), mostram que apenas fragmentos da vegetação nativa são encontrados. Segundo este mapeamento, há na área Floresta Ombrófila, Floresta Semidecídua, Campo e Campo Rupestre e eucalipto como espécie de áreas reflorestadas.

No tocante às classes de solo, predominam os Latossolos e os Argissolos. Nas áreas mais elevadas são encontrados solos com horizonte húmico (UFV, 2010, 2010b).

4.2.2. Base de dados e classificação supervisionada

O estudo foi realizado utilizando-se as bandas 1 a 7 do Landsat 8 de 02 de agosto de 2013, disponibilizado no site Earth Explorer (<http://earthexplorer.usgs.gov/>) com correção atmosférica e ortorretificada. A cena foi recortada de acordo com os limites da área de estudo. Foram utilizados os softwares ArcGis 10.1 (ESRI, 2011) e R 3.2 (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2015) para o processamento dos dados. Optou-se pela utilização da cena do mês de agosto devido à alta porcentagem de nuvens existentes nas cenas de outras épocas.

O satélite Landsat 8 é composto pelos sensores OLI (Operational Land Imager) e TIRS (Thermal Infrared Sensor) (NASA, 2013). O sensor OLI, por ser um sensor Pushbroom, onde há um menor basculamento do sensor devido à organização dos detectores característicos desse tipo de sensor (MENESES, 2012), confere às imagens Landsat 8 maior acurácia geométrica (NASA, 2013). O erro de posicionamento das imagens dos sensores anteriores variava entre 60 a 80 metros, sendo que para as do Landsat 8 esse passou a ser de 12 metros (NASA, 2013). Porém, antes da disponibilização das imagens a NASA, em cooperação com o Serviço Geológico Norte Americano (United States Geological Survey – USGS), faz alguns processamentos, conseqüentemente, é dispensado ao usuário a aplicação de técnicas de correção geométrica nas cenas. A USGS (2013) afirma que para o

processo de correção geométrica é utilizado Pontos de Controle adquiridos a partir das bases de dados disponíveis pelo projeto Global Land Surveys 2000.

Na área do estudo são de interesse as seguintes classes de uso e cobertura do solo: café, mata, eucalipto, solo, água, pastagem, nuvem e sombra. Com base nos resultados obtidos no Capítulo 2 utilizou-se para treinamento do classificador, 80 amostras para cada uma das 8 classes totalizando 640 amostras. Já para validação, empregou-se 150 amostras por classe totalizando 1200 amostras, sendo garantido a não sobreposição entre as amostras de treinamento e as de validação.

Com a utilização do software R, foi realizado o cálculo de 21 razões (Tabela 1) entre bandas para a imagem Landsat, com base na seguinte fórmula:

$$R = \frac{(A - B)}{(B + A)} \quad \text{Equação 1}$$

em que, A é a radiância da primeira banda e B é a radiância da segunda banda.

Tabela 1. Variáveis Utilizadas no presente estudo

Código	Variável	Código	Variável	Código	Variável	Código	Variável
1	b1	8	R_2_1	15	R_4_2	22	R_7_3
2	b2	9	R_3_1	16	R_5_2	23	R_5_4
3	b3	10	R_4_1	17	R_6_2	24	R_6_4
4	b4	11	R_5_1	18	R_7_2	25	R_7_4
5	b5	12	R_6_1	19	R_4_3	26	R_6_5
6	b6	13	R_7_1	20	R_5_3	27	R_7_5
7	b7	14	R_3_2	21	R_6_3	28	R_7_6

A classificação supervisionada empregando o classificador Random Forest foi realizada em ambiente R. Conforme os resultados obtidos no Capítulo 3, foram utilizados como dados de entrada as sete bandas da imagem Landsat 8 e doze razões entre bandas (R_5_3, R_5_4, R_5_2, R_5_1, R_7_5, R_6_5, R_7_6, R_6_3, R_6_4, R_6_1, R_6_2 e R_4_3). Esta combinação de bandas e razões de banda segundo a autora contribuíram para a maior separabilidade dentre as oito classes de uso e cobertura do solo de interesse para o presente estudo.

Para a avaliação da exatidão da classificação obtida foram utilizados os índices Kappa e Kappa condicional (CONGALTON, 1991).

Empregando-se a interface do ArcGis, o resultado da classificação, em formato raster foi submetido a procedimentos de filtragem para a eliminação de áreas menores que 1 hectare. Após esse procedimento, foi realizada a conversão para formato shapefile e calculada a área de cada uma das classes de interesse no presente estudo.

Com o objetivo de identificar quais classes de uso e cobertura do solo são vizinhas às lavouras de café, procedeu-se análise de vizinhança com determinação do perímetro de confrontação entre os demais usos e as áreas cultivadas com café.

4.3. Resultados e discussão

A validação do resultado da classificação da imagem Landsat, mostrou um índice Kappa igual a 0,97, classificado como excelente conforme Landis e Koch (1977) e exatidão global de 0,98 (Tabela 2). Este resultado foi superior ao índice Kappa obtido nos diferentes estudos que teve por objetivo o mapeamento de lavouras de café em diferentes regiões, tais como os desenvolvidos por Andrade et al. (2013), Bispo; Lamparelli; Rocha (2014), Mota et al. (2013), Sousa et al. (2008).

Andrade et al. (2013) ao mapear as áreas cafeeiras no município de Machado (MG) empregando Rede Neural encontraram nas áreas de relevo menos movimentado exatidão global de 73,33% e índice Kappa de 0,60, enquanto que nas áreas com relevo mais movimentado esses foram de 70,42% e 0,56, respectivamente. Sousa et al. (2008) mapeando as áreas cafeeiras da região de Três Pontas encontraram exatidão de 99%. Já para a região de Machado, os mesmos autores encontraram exatidão de 97%. Mota et al. (2013) ao empregar imagem Landsat-5/TM para o mapeamento das áreas cafeeiras em Vila Valério obtiveram exatidão de 0,68 enquanto que empregando imagem Cbers-2B/CCD foi de 0,50. Bispo, Lamparelli e Rocha (2014) ao mapear para a época seca as áreas cafeeiras de Monte Santo empregando dados do sensor Modis encontraram Kappa de 0,41 com exatidão de 67%.

O grau de exatidão da classificação pode ser comprovado também a partir da análise da matriz de confusão (Tabela 2), na qual se nota que o erro de comissão, que se refere à confiabilidade de uma classe corresponder à verdade de campo (CONGALTON, 1991), foi baixo, fato este comprovado pela porcentagem de acerto e pelo erro de omissão. E também pela análise do índice Kappa condicional (Tabela

3) das classes de interesse para o estudo, onde se observa que para todos os casos, este é considerado excelente pela literatura (LANDIS; KOCH, 1977).

Tabela 2. Matriz de confusão da classificação de uso e cobertura do solo dos municípios das Matas de Minas

Classe	Classe								Erro de omissão (%)
	Café	Mata	Eucalipto	Solo	Água	Pastagem	Nuvem	Sombra	
Café	146	8	3	0	0	1	0	0	7,59
Mata	0	142	0	0	0	0	0	0	0,00
Eucalipto	3	3	148	0	0	0	0	0	3,90
Solo	1	0	0	142	0	3	0	0	2,74
Água	0	0	0	0	142	0	0	0	0,00
Pastagem	3	0	0	2	0	153	0	0	3,16
Nuvem	0	0	0	0	0	0	149	0	0,00
Sombra	0	0	0	0	2	0	0	149	1,32
% de acerto	95,4	92,8	98,0	98,6	98,6	97,5	100	100	
Erro de comissão (%)	4,58	7,19	1,99	1,39	1,39	2,55	4,58	7,19	
Exatidão					0,98				
Kappa					0,97				

Tabela 3. Kappa condicional para as classes de uso e cobertura do solo da região das Matas de Minas

Classe	Kappa condicional
Café	0,95
Mata	0,96
Eucalipto	0,98
Solo	0,99
Água	1,00
Pastagem	0,97
Nuvem	1,00
Sombra	0,99

A cultura cafeeira, na região das Matas de Minas, ocupa 424.705,50 ha, cerca de 30 % da área total dessa (Figura 2). As lavouras com café são caracterizadas pela heterogeneidade referente ao tamanho das lavouras, estágio fenológico e nutricional e práticas de manejo, os quais diferem de um cultivo para outro, bem como pela presença nas áreas de relevo mais acidentado. As lavouras de café também se diferem em relação ao tamanho, sendo que no presente estudo a menor lavoura mapeada possui 1 ha e a maior possui 5.104,44 ha. As lavouras mapeadas têm área média de 3,44 ha.

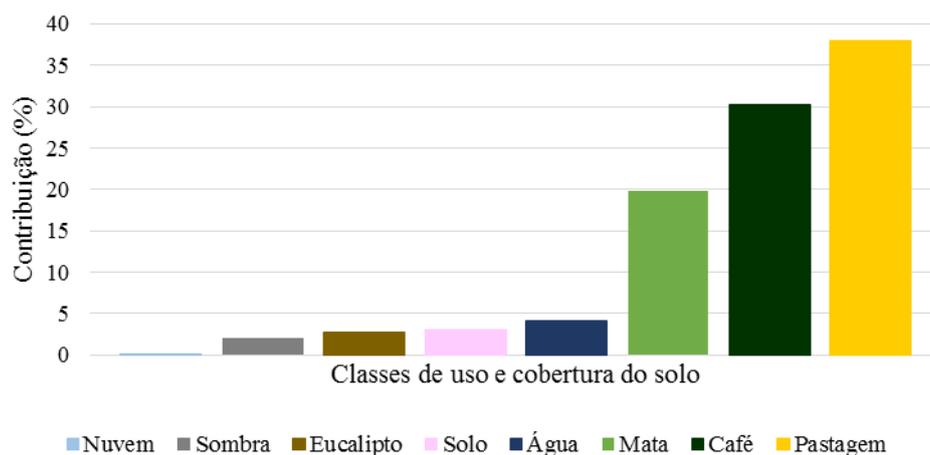


Figura 2. Distribuição Percentual das Classes de Uso e Cobertura do solo das Matas de Minas.

Ao considerar os grupos de tamanho propostos pelo IBGE (2006) apresentados na Tabela 4, nota-se que há uma predominância de pequenas lavouras, com 36% das lavouras com área de até 2ha. Ao analisar a Tabela 4 nota-se que cerca de 60% das lavouras possuem até 5 ha, caracterizando a tipicidade das lavouras existentes na região desde a sua ocupação, nas quais quem produz café são os agricultores familiares. A presença significativa de pequenas lavouras é reflexo da estrutura fundiária da região, onde mais de 90% das propriedades agrícolas das Matas de Minas são menores que 100 ha (IBGE, 2010, 2006).

Ao analisar a área abrangida por cada uma das classes de tamanho de lavouras das Matas de Minas (Tabela 4), observa-se que apesar da predominância de lavouras pertencentes às classes com menos de 100 ha, as lavouras com mais de 100 ha são de maior contribuição quando comparadas à área total plantada de café das Matas de Minas.

Tabela 4. Ocorrência por classe de tamanho de lavouras de café das Matas de Minas e por área ocupada por cada classe de tamanho de lavouras de café em relação à área plantada com café total

	Grupo de tamanhos de lavouras (IBGE, 2006)								
	1 a 2 ha	2 a 5 ha	5 a 10 ha	10 a 20 ha	20 a 50 ha	50 a 100 ha	100 a 200 ha	200 a 500 ha	> 500 ha
Porcentagem em relação ao número total de lavouras de café	36,32	31,65	14,69	8,62	5,77	1,76	0,69	0,30	0,20
Porcentagem em relação à área total das lavouras de café	4,4	8,3	8,6	10,1	14,8	10,1	7,9	7,9	28,0

As lavouras de café encontram-se concentradas junto às Serras do Brigadeiro e do Caparaó e ao Maciço de Manhuaçu, como pode ser observado na Figura 3. Quando se compara a área total do município com a área cultivada com café em cada um dos 61 municípios das Matas de Minas, nota-se que os municípios de São Domingos das Dores e São João do Manhuaçu possuem mais de 50% de sua área coberta por café enquanto São Francisco do Glória apresenta menos de 17% da sua área (Tabela 5).

Ao comparar as áreas cobertas com café obtidas a partir do presente estudo com o resultado apresentado no relatório da Produção Agrícola Municipal produzido pelo IBGE (2014) observa-se que as áreas se diferem, como pode ser observado na Tabela. Essa diferença de área das lavouras de café pode ser explicada pelos diferentes métodos adotados nos dois estudos. O IBGE adota para a determinação do tamanho das áreas cultivadas com café a consulta a entidades públicas, a iniciativa privada, a produtores, a técnicos e órgãos ligados direta ou indiretamente aos setores da produção, comercialização, industrialização e fiscalização de produtos agrícolas, sendo que essa metodologia se baseia na coleta de um conjunto de dados representativo de cada município que periodicamente é atualizado (IBGE, 2014). Já a metodologia adotada no presente estudo está baseada no processo de classificação de imagem que por definição pode possuir erros advindos da confusão espectral entre classes e também da forma de quadrado dos pixels da imagem Landsat empregada, que fazem com que os formatos dos limites das áreas não sejam exatos.

Considerando que o processo de classificação de imagens possui erros, foi necessário checar o resultado da classificação sobre imagens de alta resolução. Para isso, recortou-se o arquivo de uso e cobertura do solo para os municípios: Ervália e Orizânia e procedeu-se a checagem polígono a polígono sobrepondo os limites das áreas ocupadas com café sobre as imagens de satélite de alta resolução disponibilizadas no software Google Earth Pro 7.1. Os dois municípios foram escolhidos devido ao fato de que em Ervália pelo presente estudo, possui área plantada com café de 9.360,45 ha enquanto que pelo IBGE (2014) essa é de 7.200 ha. Já em Orizânia, a discrepância de área cultivada com café entre os dois estudos é ainda maior, pois pelo presente estudo obteve-se uma área plantada de 5.456,7 ha enquanto que pelo IBGE (2014) há somente 2.700 ha plantados com café.

Para Ervália, a análise, demonstrou que dos 1.129 polígonos, com área total de 9.360,45 ha, classificados como pertencentes à classe café somente 16 polígonos,

totalizando 153,85 ha, não corresponderam a áreas cultivadas com café. Foi observado que alguns polígonos classificados como café incluíam no seu limite além de lavoura de café outras classes, demonstrando que o classificador em alguns momentos generalizou a vizinhança da lavoura de café como pertencente a ela. Já para o município de Orizânia, constatou-se que dos 225 polígonos mapeados pela classificação de imagem, correspondente a um total de 5.456,92 ha, classificados como pertencentes à classe café somente 18 polígonos, totalizando 39,85 ha, não são áreas cultivadas com café.

As áreas cobertas por café se alternam, em sua maioria, em toda a região das Matas de Minas, com as áreas de pastagem e mata, sendo que cerca de 54% dos limites das lavouras têm como confrontante pastagem e cerca de 34% confrontam com fragmentos de mata (Tabela 6). No tocante às matas, que dão nome à região, essas hoje não possuem grande expressividade, pois recobrem somente cerca de 20% da área (277.896,15 ha) (Figura 3), visto que elas foram derrubadas inicialmente para o cultivo do café e em alguns momentos da história de ocupação da região para o plantio de pastagens (ESPINDOLA, 2005; VALVERDE, 1958).

As pastagens ocupam cerca de 38% da área total da região de estudo (533.346,39 ha), e são em sua maioria naturais e predominantemente encontram-se degradadas (INAES, 2015). As florestas plantadas constituídas por eucalipto estão presentes em pequena parte da área da região, cerca de 3%, ou seja, um total de 39.130,02 ha.

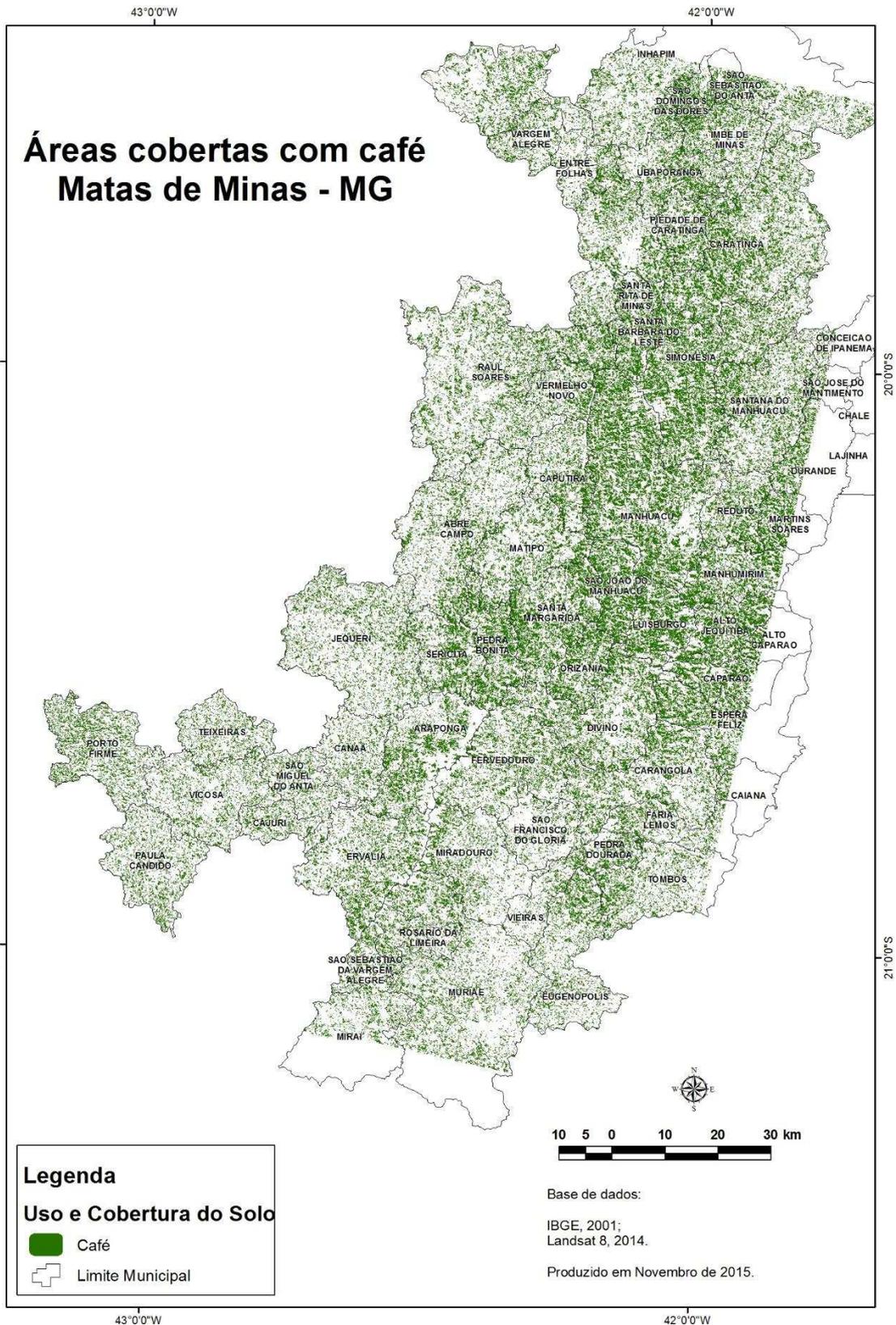


Figura 3. Mapa de Uso e Cobertura do Solo das Matas de Minas.

Tabela 5. Área coberta por café nos municípios da região das Matas de Minas¹

Município	Área café (ha)	Área café (IBGE, 2014) (ha)	Porcentagem da área total do município cultivada com café
SÃO JOÃO DO MANHUAÇU	7.358,4	4.700	50,7
SÃO DOMINGOS DAS DORES*	2.995,65	2.830	49,7
MARTINS SOARES*	3.180,6	2.900	49,2
ALTO CAPARAÓ*	4.133,79	3.600	48,7
LUISBURGO	7.217,73	6.300	48,7
SANTA BÁRBARA DO LESTE	5.360,04	2.880	47,7
ALTO JEQUITIBÁ*	6.755,13	5.400	46,3
PEDRA BONITA	7.499,7	4.300	45,3
ORIZÂNIA	5.456,7	2.700	44,7
MANHUAÇU	27.532,44	17.000	43,5
MANHUMIRIM*	7.391,34	5.520	42,4
SANTA MARGARIDA	10.915,65	9.000	42,4
DURANDÉ*	3.030,21	4.700	42,1
CAIANA*	573,48	2.600	42,0
CAPARAÓ*	1.548,18	3.600	42,0
SÃO SEBASTIÃO DO ANTA*	1.957,14	1.300	41,9
SIMONÉSIA	20.044,62	5.000	41,1
ESPERA FELIZ*	6.723	8.920	40,5
SANTA RITA DE MINAS	2.548,62	2.850	37,6
PIEDADE DE CARATINGA	4.179,42	2.000	36,4
REDUTO	5.443,29	2.740	36,2
SERICITA	5.966,82	5.000	36,1
PEDRA DOURADA	2.442,6	1.300	34,9
SÃO JOSÉ DO MANTIMENTO*	567,63	600	34,8
UBAPORANGA	6.434,73	3.515	33,8
IMBÉ DE MINAS	6.280,74	2.700	32,7
DIVINO	10.970,82	9.500	32,6
SANTANA DO MANHUAÇU	10.741,95	4.700	31,6
CAPUTIRA	5.783,67	4.750	31,5
VERMELHO NOVO	3.480,48	3.660	31,3
CARATINGA	37.175,67	29.560	30,2
MATIPÓ	7.947,36	5.800	29,3
ARAPONGA	8.835,48	4.220	29,2
PORTO FIRME	7.979,58	900	29,1
CARANGOLA	9.997,74	3.900	28,6
ROSÁRIO DA LIMEIRA	3.023,46	1.140	28,1
SÃO SEBASTIÃO DA	2.623,41	1.250	27,7

Município	Área café (ha)	Área café (IBGE, 2014) (ha)	Porcentagem da área total do município cultivada com café
VARGEM ALEGRE			
FARIA LEMOS*	3.491,46	860	27,1
FERVEDOURO	9.376,74	4.350	27,1
ERVÁLIA	9.360,45	7.200	26,9
VARGEM ALEGRE	2.985,93	300	26,4
CAJURI	2.060,1	800	25,8
TOMBOS*	6.221,7	1.000	25,2
CONCEIÇÃO DE IPANEMA*	809,64	582	24,9
RAUL SOARES	18.345,69	4.630	24,8
INHAPIM*	11.295,18	2.000	24,7
EUGENÓPOLIS	6.957,63	1.730	23,7
ABRE CAMPO	10.639,53	5.400	23,6
SÃO MIGUEL DO ANTA	3.236,04	1.300	22,9
PAULA CÂNDIDO	5.713,29	1.400	22,8
TEIXEIRAS	3.457,44	900	22,4
MIRADOURO	6.191,1	2.200	21,7
JEQUERI	11.052,63	4.000	21,5
MURIAÉ	13.597,2	1.300	21,5
CANAÃ	3.453,84	1.820	21,0
ENTRE FOLHAS	1.706,76	350	20,7
VIÇOSA	5.744,34	1.896	20,6
MIRAÍ	3.080,52	665	20,1
VIEIRAS	2.126,07	2.212	19,9
SÃO FRANCISCO DO GLÓRIA	2.784,24	1.460	18,2
TOTAL	415.784,8	233.790	-

¹ os municípios: Mutum, Chalé e Lajinha não foram abarcados na presente análise por possuírem 100% de sua área total fora dos limites da cena utilizada.

* esses municípios possuem somente parte de sua área dentro dos limites da cena Landsat 8 empregada.

Tabela 6. Vizinhança das áreas de café das Matas de Minas

Classe 1	Classe 2	Comprimento (km)	%
Café	Pastagem	54.726,36	53,77
Café	Mata	34.969,59	34,36
Café	Eucalipto	4.043,58	3,97
Café	Água	3.771,09	3,71
Café	Solo	2.119,02	2,08
Café	Café	845,82	0,83

4.4. Conclusões

O emprego da imagem Landsat 8 e do classificador Random Forest resultou na obtenção de classificação com Kappa e Kappa condicional classificados como excelente pela literatura.

A cultura cafeeira ocupa 30,24% da área total da região das Matas de Minas, sendo que a pastagem é o uso e a cobertura do solo com maior área, visto que essa se faz presente em 37,97% da região. As matas, atualmente, ocupam somente 19,79% da área.

As lavouras de café encontram-se concentradas junto às Serras do Brigadeiro e do Caparaó e ao Maciço de Manhauçu.

As pequenas lavouras de café, com menos de 10 ha, são características da região das Matas de Minas.

Referências bibliográficas

AB'SABER, A. N. Os Domínios de Natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas. São Paulo: Atêlie Editorial, 2003.

ANDRADE, L. N. DE et al. APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK IN THE CLASSIFICATION OF COFFEE AREAS IN MACHADO, MINAS GERAIS STATE. *Coffee Science*, v. 8, n. 1, p. 71–81, 2013.

BISPO, R. C.; LAMPARELLI, R. A. C.; ROCHA, J. V. Using fraction images derived from MODIS data for coffee crop mapping. *Engenharia Agrícola*, v. 34, n. 1, p. 102–111, 2014.

BREIMAN, L. Random Forests. *European Journal of Mathematics*, v. 45, n. 1, p. 5–32, 2001.

CARUANA, R.; KARAMPATZIAKIS, N; YESSENALINA, A. An Empirical evaluation of supervised learning in high dimensions. In: *International Conference on Machine Learning*, 25, Helsinki, Proceesdings... Helsinki: ACM, p.96-103, 2008.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO - CONAB. Acompanhamento da Safra Brasileira - Café (Segundo Levantamento Junho/2015). Brasília: CONAB, 2015.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, v. 37, n. 1, p. 35–46, 1991.

ESPINDOLA, H. S. Sertão do Rio Doce. Bauru: EDUSC, 2005.

ESRI. ArcGIS Desktop: Release 10 Redlands, CA Environmental Systems Research Institute, 2011.

FOODY, G. M.; MATHUR, A. A relative evaluation of multi-class image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 42, n. 6, p. 1335–1343, 2004.

GHOSAL, V.; TIKMANI, P.; GUPTA, P. Face Classification Using Gabor Wavelets and Random Forest. *Canadian Conference on Computer and Robot Vision Face. Anais...*2009.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. Censo Agropecuário: Brasil, Grandes Regiões e Unidades da Federação. Rio de Janeiro: IBGE, 2006.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. CENSO DEMOGRÁFICO 2010. Rio de Janeiro: IBGE, 2010.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Produção Agrícola Municipal: culturas temporárias e permanentes. Rio de Janeiro: IBGE, 2014.

INSTITUTO ANTÔNIO ERNESTO DE SALVO - INAES. Estado da arte das pastagens em minas gerais. Belo Horizonte: INAES, 2015.

KRAMER, H. J. Observation of the earth and its environment: Survey of missions and sensors. 4. ed. Berlin: Springer, 2002.

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

MENESES, P.R. Sensores Imageadores Multiespectrais na Faixa Óptica (0,45 – 2,5 μm). In: MENESES, P.R; ALMEIDA, T. de. Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto. Brasília: UNB, 2012. p.34 - 46.

MOTA, F. M. et al. CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS LANDSAT-5/TM E CBERS-2B/CCD PARA MAPEAMENTO DO PARQUE CAFEEIRO, VILA VALÉRIO, ESPÍRITO SANTO, BRASIL. *Enciclopédia Biosfera*, v. 9, n. 16, p. 1421 - 1432, 2013.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA). Landsat Data Continuity Mission: Continuously Observing Your World. Disponível em: <http://ldcm.gsfc.nasa.gov/mission_details.html>. Acesso em: 19 jul 2015.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. Viena, Áustria, R Foundation for Statistical Computing, 2015. Disponível em: <http://www.r-project.org/>.

RADAMBRASIL. Levantamento exploratório de solos Folha Rio Doce. Rio de Janeiro: IBGE, 1983.

RADAMBRASIL. Folhas SF 23/24 Rio de Janeiro/ Vitória, geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação e uso potencial da terra. Rio de Janeiro: IBGE,

1983.

SCOLFORO, J. R.; CARVALHO, L. M. T. DE. Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais. Lavras: UFLA, 2006.

SOUSA, B. F. S. et al. Avaliação de classificadores baseados em aprendizado de máquina para a classificação do uso e cobertura da terra no bioma caatinga. Revista Brasileira de Cartografia, v. 2, n. 62, p. 385–399, 2010.

SOUSA, R. DE B. et al. MAPEAMENTO DE ÁREAS CAFEEIRAS DO SUL DE MINAS GERAIS – MACHADO E TRÊS PONTAS. VI Simpósio de Pesquisa dos Cáfes do Brasil. Anais...2008.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). Landsat Project Description. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/about_project_descriptions.php> Acesso em: 19 jul 2015.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV. Levantamento de solos e aptidão agrícola da porção mineira da bacia do rio doce. Belo Horizonte: FEAM, 2010.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV. Levantamento de Solos e Aptidão Agrícola das Terras da Bacia do Rio Paraíba do Sul, Minas Gerais. Belo Horizonte: FEAM, 2010.

VALVERDE, O. Estudo regional da Zona da Mata de Minas Gerais. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 20, n. 1, p. 3–32, 1958.

Conclusão Geral

A região das Matas de Minas é caracterizada pela presença de relevo fortemente ondulado a montanhoso. Os solos em sua maioria são solos profundos e bem drenados.

Os solos dos cafezais da região das Matas de Minas, de modo geral, são solos com boa fertilidade quando avaliados agronomicamente, visto que grande parte dos teores dos nutrientes avaliados são classificados como sendo bom a muito bom.

A cultura cafeeira recobre 30,24% da área total da região das Matas de Minas, sendo que a pastagem é o uso e a cobertura do solo com maior área recoberta, visto que essa se faz presente em 37,97% da região. As matas que dão nome à região, atualmente, recobrem somente 19,79% da área total.

As lavouras de café encontram-se concentradas junto às Serras do Brigadeiro e do Caparaó e ao Maciço de Manhuaçu.

As pequenas lavouras de café, com menos de 10 ha, são típicas das Matas de Minas.