

CAROLINA RAMALHO BRITO

**MAPEAMENTO DE MUÇUNUNGAS NO SUL DA BAHIA E
NORTE DO ESPÍRITO SANTO UTILIZANDO TÉCNICAS DE
SENSORIAMENTO REMOTO**

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

VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2013

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

B862m
2013

/

Brito, Carolina Ramalho, 1987-

Mapeamento de muçunungas no sul da Bahia e norte do
Espírito Santo utilizando técnicas de sensoriamento remoto
Carolina Ramalho Brito. – Viçosa, MG, 2013.
x, 65 f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

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

1. Plantas forrageiras. 2. Muçununga. 3. Vegetação -
Mapeamento. 4. Sensoriamento remoto. 5. Mapeamento
ambiental. I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento
de Solos. Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de
Plantas. II. Título.

CDD 22. ed. 633.2

CAROLINA RAMALHO BRITO

**MAPEAMENTO DE MUÇUNUNGAS NO SUL DA BAHIA E
NORTE DO ESPÍRITO SANTO UTILIZANDO TÉCNICAS DE
SENSORIAMENTO REMOTO**

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

APROVADA: 28 de fevereiro de 2013.

Tathiane Santi Sarcinelli
(Coorientadora)

Vicente Paulo Soares

Bruno Araujo Furtado de Mendonça

Elpídio Inácio Fernandes Filho
(Orientador)

*Aos meus amados pais, Dimas e Dora,
aos meus irmãos Natália e Junior e
ao meu namorado Geraldo
pelo amor incondicional.*

AGRADECIMENTOS

Primeiramente à Deus, pelo dom da vida e por ter me dado forças para alcançar meus objetivos.

Aos meus pais, Dimas e Dora, pelo grande amor, apoio e confiança nas minhas decisões, e aos meus irmãos, Natália e Dimas Jr., pelo apoio e carinho nessa conquista.

Ao Geraldo, pelo companheirismo, amor, apoio incondicional, paciência e carinho, por me fazer acreditar na capacidade de realizar meus sonhos e pelo estímulo para concretizá-los.

À todos os amigos e amigas do intercâmbio em Portugal, do curso de Geografia, da minha república, Papakitas, e aos colegas de Departamento de Solos pela amizade e companheirismo em toda minha trajetória em Viçosa.

Ao Prof. Elpídio, meu orientador, pelo convívio, confiança e orientação.

Ao Prof. Carlos Schaefer e a Tathiane Sarcinelli, meus co-orientadores, pelo ensinamento e suporte para a realização deste trabalho.

À Universidade Federal de Viçosa e ao Departamento de Solos, pela oportunidade de realizar este curso e ajudar na viabilização deste projeto.

À Professora Leci Soares de Moura e Dias e ao Pró-Reitor de Ensino Vicente de Paula Lelis juntamente com pessoal da Diretoria de Programas Especiais, pela amizade, orientação e dedicação ao ensino.

Aos colegas do Laboratório de Geoprocessamento de Solos (Labgeo) pelo acolhimento e ajuda nessa longa jornada. Em especial, à estagiária Raíza pela grande ajuda e contribuição.

À Fibria Celulose, pela concessão de dados de geoprocessamento para minha dissertação.

Ao REUNI pelo apoio financeiro e bolsa concedida.

E a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para realização deste trabalho.

BIOGRAFIA

CAROLINA RAMALHO BRITO, filha de Dimas Mariano de Brito e Doraci de Fátima Ramalho Brito, nasceu no dia 15 de janeiro de 1987 em Governador Valadares, Minas Gerais.

Concluiu o curso de graduação em Geografia pela Universidade Federal de Viçosa em janeiro de 2011.

Em março de 2011, iniciou o curso de Mestrado no Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas, na mesma instituição. Durante o mestrado, atuou como monitora nível II, lecionando aulas de Geografia durante oito meses no Colégio de Aplicação (Coluni) para as turmas de 3º ano do ensino médio.

Durante sua formação acadêmica, desenvolveu trabalhos de pesquisa e extensão, atuando principalmente nas áreas de conservação ambiental e geoprocessamento.

Índice

RESUMO	vii
ABSTRACT	ix
INTRODUÇÃO GERAL.....	1
MAPEAMENTO DE MUÇUNUNGAS NO SUL DA BAHIA E NORTE DO ESPÍRITO SANTO UTILIZANDO TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO	5
1. INTRODUÇÃO	6
2. MATERIAIS E MÉTODOS	7
2.1 Caracterização da área de estudo	7
2.2 Obtenção e processamento das imagens	9
2.3 Seleção e validação das amostras de treinamento	9
2.4 Classificação das imagens.....	11
2.5 Avaliação da imagem temática	13
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	16
3.1 Avaliações das imagens classificadas pelo algoritmo MaxVer	16
3.2 Avaliação da classificação pelo algoritmo SVM - <i>Support Vector Machine</i>	25
3.3 Comparação das avaliações das imagens classificadas.....	25
3.4 Mapas temáticos.....	27
4. CONCLUSÕES	35
5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	36
ANÁLISE ESPACIAL DAS MUÇUNUNGAS NA REGIÃO NORTE DO ESPÍRITO SANTO E SUL DA BAHIA	39
1. INTRODUÇÃO	40
2. MATERIAIS E MÉTODOS	41
2.1 Caracterização da área de estudo	41
2.2 Base de dados.....	45
2.2.1 Modelo Digital de Elevação	46
2.3 Análise dos dados.....	47
2.3.1 Classificação automática	47
2.3.2 Classificação visual.....	48
2.4 Análise espacial.....	48
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	51
3.1 Avaliações das imagens classificadas	51
3.2 Análise espacial.....	52
4. CONCLUSÕES	61
5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	62
CONCLUSÕES GERAIS.....	64

RESUMO

BRITO, Carolina Ramalho, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, Fevereiro de 2013. **Mapeamento de Muçunungas no Sul Da Bahia E Norte do Espírito Santo Utilizando Técnicas de Sensoriamento Remoto**. Orientador: Elpídio Inácio Fernandes Filho. Coorientadores: Tathiane Santi Sarcinelli e Carlos Ernesto G. R. Schaefer.

Em áreas de domínio da Formação Barreiras na região sul da Bahia e norte do Espírito Santo ocorre um tipo de ambiente diferenciado em termos de vegetação e características edáficas, denominado regionalmente de Muçununga. São encontradas principalmente sobre Espodosolos, ecologicamente únicas em função das adaptações às condições de pobreza nutricional do solo, com espécies tolerantes a extremos de excessos e falta de água, e ainda representam um dos ecossistemas associados à Mata Atlântica. Esse trabalho teve como objetivos: 1) avaliar o desempenho dos classificadores da Máxima Verossimilhança e *Support Vector Machine* e a contribuição de diferentes composições de bandas multiespectrais, do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), e da análise de componentes principais das imagens do sensor TM/Landsat5 para a separação de feições das muçunungas. 2) Avaliar as classificações supervisionadas para a separação de feições de muçununga, tendo como referência a classificação visual. 3) Avaliar o padrão de distribuição, o tamanho, frequência e densidade das muçunungas na região. Foram adquiridas nove cenas do satélite/sensor Sensor TM/Landsat5-TM (*Thematic Mapper*) da órbita 215, pontos 71, 72 e 73 do dia 29/05/2006; da órbita 216, pontos 71, 72 e 73 do dia 19/07/2007 e da órbita 215, pontos 71, 72 e 73 do dia 27/08/2007 com resolução espacial de 30 metros, que englobam desde o município de Linhares-ES até Prado-BA divididas em três áreas: região litorânea do Espírito Santo, região litorânea da Bahia e região do interior de ambos os estados. Além disso, foram disponibilizados pela empresa Fibria Celulose três mosaicos de imagens do satélite Rapideye com as devidas correções radiométricas e geométricas. As classes de uso do solo foram estabelecidas de acordo com o conhecimento prévio da área. Foram coletadas 75 amostras de treinamento para cada classe estudada e as amostras de validação foram obtidas a partir de base de dados de uso do solo fornecida pela Fibria Celulose. Foi realizada a combinação de dez bandas: seis bandas do Sensor TM/Landsat5 (bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7), uma do índice de vegetação NDVI e as três primeiras componentes principais. Para a classificação supervisionada do algoritmo MaxVer, as bandas foram agrupadas em combinações de uma até 10 bandas

perfazendo um total de 1023 combinações, processadas no *software* ArcGIS10.1. A classificação supervisionada do algoritmo *Support Vector Machine* foi realizada no *software* Envi, testando as dez melhores combinações geradas no MaxVer de cada uma das três áreas estudadas. A avaliação da exatidão das classificações foi realizada a partir das matrizes de confusão que foram obtidas pelo cruzamento dos mapas temáticos, resultantes da classificação. A região foi dividida em faixas de 10 km de extensão a partir do litoral em direção ao interior dos estados da Bahia e do Espírito Santo. Nestas faixas, analisaram a percentagem e a área de muçunungas. Também foram analisados quatro recortes da região na direção leste/oeste, com objetivo de analisar a distribuição, a frequência e a densidade das muçunungas na região. A partir dos resultados das classificações, o desempenho do classificador *Support Vector Machine* (SVM) pode ser considerado satisfatório. Entretanto, classificador MaxVer obteve melhores resultados para as três regiões analisadas. As áreas classificadas como Muçununga confundiram-se com outras classes tais como pastagem, eucalipto, mata, corpo d'água devido às características espectrais desse enclave vegetacional. O mapa temático produzido pela classificação supervisionada da melhor combinação em cada região, utilizando o algoritmo Maxver, atingiu índice Kappa de 0,91 no Espírito Santo; 0,90 na Bahia e 0,81 na região do interior. A combinação de uma e duas bandas obtiveram resultados inferiores enquanto que os melhores resultados foram com combinações de 6 a 8 bandas. O uso do índice de vegetação normalizada (NDVI) promoveu melhora no índice Kappa, mas o incremento é mais notável na classificação obtida a partir da combinação destes com as bandas do visível. A utilização das componentes principais não representou aumento representativo na acurácia das classificações, exceto para aquelas que só apresentavam bandas do visível. A distribuição das muçunungas apresentou um padrão heterogêneo, pois aumenta sua ocorrência à medida que se distanciava do litoral até 40 km. A partir do kilometro 50 até aos 80 houve um decréscimo explicado pela aproximação do Embasamento Cristalino. Foram mapeadas 2254 áreas de muçunungas em toda a região, a partir da imagem satélite Rapideye. Assim, são cerca de 9,08% da região mapeada com presença de muçunungas. Apesar da percentagem baixa de muçunungas, a quantidade delas é representativa na região e a maioria delas são menores que cinco hectares. Assim, fazem-se necessários esforços para se conhecer a distribuição espacial das muçunungas, no sentido de gerar subsídios para a conservação dos remanescentes.

ABSTRACT

BRITO, Carolina Ramalho, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February of 2013. **Supervised classifiers mapping muçunungas in the states of Bahia and Espírito Santo.** Advisor: Elpídio Inácio Fernandes Filho. Co-advisers: Tathiane Santi Sarcinelli and Carlos Ernesto G. R. Schaefer.

In areas of the field of Training Barriers in southern Bahia and northern Espírito Santo is a kind of distinctive environment in terms of vegetation and soil characteristics, known regionally Muçununga. They are mainly found on Spodosols, ecologically unique adaptations depending on the conditions of nutritional poverty of the soil, with species tolerant to extremes of excess and lack of water, and still represent an ecosystem associated with the Atlantic Forest. This study aimed to: 1) evaluate the performance of the Maximum Likelihood classifiers and Support Vector Machine and the contribution of different compositions of multispectral bands, the vegetation index (NDVI), and principal component analysis of sensor images TM/Landsat5 for separating features of muçunungas. 2) Assess the supervised classifications for separating features of muçununga, with reference to the visual classification. 3) evaluate the distribution pattern, size, frequency and density of muçunungas in the region. We acquired nine scenes from the satellite / sensor Sensor TM/Landsat5-TM (Thematic Mapper) orbit 215, paragraphs 71, 72 and 73 days 29/05/2006; orbit 216, paragraphs 71, 72 and 73 on 19 / 07/2007 and orbit 215, paragraphs 71, 72 and 73 day 27/08/2007 with spatial resolution of 30 meters, which range from the municipality of Linhares-up Prado ES-BA divided into three areas: the coastal region of Spirit Santo, Bahia coastal region and the interior region of both states. Moreover, were provided by the company Fibria Cellulose three mosaics of RapidEye satellite images with radiometric and geometric corrections. The classes of land use were established according to the prior knowledge of the area. We collected 75 samples for each training class studied and validation samples were obtained from the database of land use provided by Fibria Cellulose. We performed a combination of ten bands, six bands of the sensor TM/Landsat5 (lanes 1, 2, 3, 4, 5 and 7), one index vegetação NDVI and the first three principal components. For supervised classification algorithm MaxVer, the bands were grouped in combinations of one to 10 bands for a total of 1023 combinations processed using ArcGIS10.1. A supervised classification algorithm of Support Vector Machine was held at Envi software, testing the ten best combinations MaxVer generated in each of the three areas

studied. The evaluation of the accuracy of the classifications was performed from the confusion matrices that were obtained by crossing thematic maps derived classification. The region was divided into ranges of 10 km long from the coast towards the interior of the states of Bahia and Espírito Santo. In these bands, and analyzed the percentage area muçunungas. Were also analyzed four indentations in the region east / west, aiming to analyze the distribution, frequency and density of muçunungas in the region. From the results of ratings, performance classifier Support Vector Machine (SVM) can be considered satisfactory. However, MaxVer classifier obtained better results for the three regions analyzed. The areas classified as Muçununga merged with other classes such as pasture, eucalypt forest, body of water due to the spectral characteristics of vegetation enclave. The thematic map produced by supervised classification of the best combination in each region, using the algorithm Maxver reached Kappa index of 0.91 in the Holy Spirit, 0.90 and 0.81 in the Bahia region of the interior. The combination of one or two bands inferior results obtained while the best results were combinations with 6-8 bands. The use of normalized difference vegetation index (NDVI) has promoted improvement in Kappa, but the increase is most notable in the classification obtained from the combination of these with the visible bands. The use of principal components representative did not represent an increase in the accuracy of the ratings except for those who had only the visible bands. The distribution of muçunungas presented a heterogeneous pattern, it increases its occurrence as it departed from the coast up to 40 km. From kilometer 50 to 80 there was a decrease explained by the approach of Crystalline Basement. 2254 were mapped areas muçunungas across the region, from the RapidEye satellite image. So are approximately 1.08% of the mapped region with presence of muçunungas. Despite the low percentage of muçunungas, the amount of which is representative of the region and most of them are smaller than five hectares. So do efforts are required to know the space of distribuição muçunungas in order to generate information for the conservation of the remnants.

INTRODUÇÃO GERAL

Em áreas de domínio da Floresta Ombrófila Densa de Terras Baixas (Veloso et al., 1991) na região sul da Bahia e norte do Espírito Santo, sobre relevo tabular característico e com amplo domínio de Argissolos e Latossolos Amarelos (Embrapa, 2000), ocorre um tipo de vegetação diferenciado em termos de vegetação e características edáficas, denominado regionalmente de Muçununga. As muçunungas apresentam formações desde campestres até florestais (Meira Neto et al., 2005; Saporetti Junior, 2009; Sarcinelli, 2010), da mesma forma que o Cerrado (Coutinho, 1978), as restingas (Pereira, 1990) e as campinaranas amazônicas (Mendonça 2010; Veloso et al. 1991).

De acordo com Sarcinelli (2010), as muçunungas constituem enclaves de vegetação savânica e florestal inseridos em áreas peculiares dos Tabuleiros Costeiros, onde processos pedogenéticos resultaram em arenização do solo. Sua forma na paisagem varia desde circulares, amebóides até alongadas (Saporetti Jr., 2009). Elas estão associadas às porções abaciadas do terreno (Abrahão, 1995), onde o acúmulo de água advinda de chuvas litorâneas abundantes resulta em solos com características diferentes dos solos típicos dos Tabuleiros Costeiros, principalmente com relação à textura, predominantemente arenosa (Oliveira, 2007), e também em relação ao regime hídrico, uma vez que em algumas fitofisionomias de muçununga ocorrem impedimentos físicos no solo, como fragipã e duripã, que dificultam a percolação de água (Moreau, 2001; Oliveira, 2007). Esse tipo de vegetação é ecologicamente único em função das adaptações às condições de pobreza nutricional e de extremos de excesso e falta de água no solo.

Da mesma forma que a Floresta Atlântica, as muçunungas encontram-se ameaçadas pelo avanço das atividades antrópicas, sendo necessários esforços para se conhecer a distribuição espacial das muçunungas, no sentido de gerar subsídios para a conservação dos remanescentes. Para isso, a utilização de técnicas de classificação supervisionada de imagens, aliada a produtos de Sensoriamento Remoto, pode viabilizar o mapeamento, a mensuração e o monitoramento dessa vegetação.

A classificação supervisionada de imagens orbitais é um método amplamente utilizado em diversos estudos de mapeamento de uso e ocupação do solo (Kavzoglu e Vieira, 1998; Horning et al., 2010; Prado et al., 2009; Moreira et al., 2010; Oliveira, 2011). Dentre os métodos de classificação de imagens, o algoritmo da Máxima

Verossimilhança (MaxVer) é mais aplicado à estudos de caracterização, mensuração e monitoramento de áreas florestais e agrícolas (Amaral et al., 2009; Moreira et al., 2010; Ramirez et al., 2010.). Este algoritmo utiliza a média e a covariância das amostras de treinamento, para calcular a probabilidade estatística de um *pixel* desconhecido pertencer a uma determinada classe. Depois da avaliação probabilística, o número digital da imagem é assinalado à categoria de maior probabilidade (Oliveira, 2011).

Outra metodologia de classificação de imagens é o *Support Vector Machine* (SVM), que é uma técnica de classificação não estatística para reconhecer padrões das amostras das classes pré-definidas. Baseia-se na montagem de um hiperplano ideal de separação entre as classes, focalizando as amostras à margem das classes como uma forma de maximizar a distância entre elas (Foody e Mathur, 2006). O algoritmo do classificador apresenta uma função para minimizar a expectativa de erro, sendo esta uma das suas maiores vantagens (Nascimento et al., 2009).

Este trabalho teve como objetivo principal realizar o mapeamento da distribuição das muçunungas na região sul da Bahia e norte do Espírito Santo, por meio dos classificadores supervisionados de Máxima Verossimilhança e do *Support Vector Machine* (SVM). Os objetivos específicos de cada capítulo estão descritos a seguir.

Capítulo 1 – MAPEAMENTO DE MUÇUNUNGAS NO SUL DA BAHIA E NORTE ESPÍRITO SANTO UTILIZANDO TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO.

Este capítulo teve como objetivo avaliar o desempenho dos classificadores da Máxima Verossimilhança e SVM e a contribuição da combinação de diferentes composições de bandas multiespectrais, do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) e da análise de componentes principais das imagens do satélite Sensor TM/Landsat5 para a separação de feições das muçunungas.

Capítulo 2 – MAPEAMENTO E DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS MUÇUNUNGAS NA PAISAGEM A PARTIR DE IMAGEM RAPIDEYE.

O objetivo deste capítulo foi comparar a classificação de imagens multiespectrais de satélites Sensor TM/Landsat5 e Rapideye e avaliar o desempenho e eficiência do classificador Máxima Verossimilhança para a separação de feições de

muçununga, por meio de comparação com a classificação visual da imagem de satélite Rapideye. Também foi analisado o padrão de distribuição das muçunungas de acordo com seu tamanho, dispersão e a frequência na paisagem.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRAHÃO, W.A.P. **Gênese de Camadas Adensadas em Solos de Tabuleiros Costeiros no Sul da Bahia**. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, MG: UFV. 114 p. 1995.

AMARAL, M.V.F.; SOUZA, A.L.; SOARES, V.P.; SOARES, C.P.; LEITE, H.G.; MARTINS, S.V.; FERNANDES, E.I.F.; LANA, J.M. Avaliação e comparação de métodos de classificação de imagens de satélite para o mapeamento de estágios de sucessão florestal. **Revista Árvore**, v.33, n.3: p.575-582, 2009.

COUTINHO, L. M. O conceito de cerrado. **Revista Brasileira de Botânica**, n.1, p 17-23, 1978.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Levantamento generalizado e semidetalhado de solos da Aracruz no Estado do Espírito Santo e no extremo sul do Estado da Bahia e sua aplicação aos plantios de eucalipto**. 2. Rio de Janeiro: Embrapa Solos. 111p. 2000.

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: p. 179–189, 2006.

HORNING, N.; ROBINSON, J.A.; STERLING, E.J.; TURNER, W.; SPECTOR, S. **Remote sensing for ecology and conservation**. Oxford: New York, p.451. 2010.

KAVZOGLU, T.; VIEIRA, C.A.O. An analysis of artificial neural network pruning algorithms in relation to land cover classification accuracy. *In: Proceedings of the remote sensing students conference*. Oxford: UK, p. 53-58, 1998.

MEIRA NETO, J.A.A.; Souza, A.L.; Lana, J.M.; Valente, G.E. Composição florística, espectro biológico e fitofisionomia da vegetação de Muçununga nos municípios de Caravelas e Mucuri, Bahia. **Revista Árvore**, v.29, n.1: p.139-150, 2005.

MENDONÇA, Bruno Araujo Furtado de, D. Sc., **Campinaranas amazônicas: pedogênese e relações solo-vegetação**. Tese (doutorado) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV. 2010.

MOREAU, A.M.S.S. **Gênese, mineralogia e micromorfologia de horizontes coeso, fragipã e duripã em solos do tabuleiro costeiro do sul da Bahia**. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2001.

MOREIRA, M.A.; RUDORFF, B.F.T.; BARROS, M.A.; FARIA, V.G.C.; ADAMI, M. Geotecnologias para mapear lavouras de café nos estados de Minas Gerais e São Paulo. **Engenharia Agrícola**, v.30, n.6: p.1123-1135, 2010.

NASCIMENTO, R.F.F.; ALCÂNTARA, E.H; KAMPEL, M.; STECH, J.L.; NOVO, E.M.L.M.; FONSECA, L.M.G. O algoritmo Support Vector Machines (SVM):

avaliação da separação ótima de classes em imagens CCD-CBERS-2. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 14.,2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE. Artigos, p. 2079-2086, 2009.

OLIVEIRA, A.P. **Pedogênese de Espodossolos em ambientes da Formação Barreiras e de Restinga do Sul da Bahia**. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV. 2007.

OLIVEIRA, Felipe Pinho, **Monodominância de Aroeira: fitossociologia, relações pedológicas e distribuição espacial em Tumiritinga-MG**. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV. 2011.

PEREIRA, O.J. **Caracterização fitofisionômica da restinga de Setiba - Guarapari, ES**. In: ACIESP (org.) II Simpósio de ecossistemas da costa sul e sudeste brasileira: estrutura, função e manejo. São Paulo, v.3: p. 207-219. 1990.

PRADO, R.B.; FERREIRA, C.E.G.; BENITES, V.M.; NAUMOV, A. **Mapeamento e descrição do padrão de uso e cobertura da terra em municípios do sudoeste goiano a partir de imagens orbitais TM/Sensor TM/Landsat5-5**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 44p, 2009.

RAMIREZ, G.M.; ZULLO, J.J.; ASSAD, E.D.; PINTO, H.S. Comparação de dados dos satélites Ikonos-II e Sensor TM/Landsat5/ETM+ no estudo de áreas cafeeiras. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.41, n.4: p.661-666, 2010.

SAPORETTI JUNIOR, A. W. **Vegetação e solos de Muçununga em Caravelas, Bahia**. Tese (doutorado) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV. 2009.

SARCINELLI, T. S., **Muçunungas: Enclaves de vegetação arenícola na Floresta Atlântica de Tabuleiro**. Tese (doutorado) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV. 2010.

VELOSO, H.P.; RANGEL FILHO, A.L.R.; LIMA, J.C.A. **Classificação da Vegetação Brasileira, adaptada a um Sistema Universal**. Rio de Janeiro. IBGE, 1991.

MAPEAMENTO DE MUÇUNUNGAS NO SUL DA BAHIA E NORTE DO ESPÍRITO SANTO UTILIZANDO TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO

RESUMO - A Floresta Atlântica é constituída por um mosaico de formações florestais nativas e ecossistemas associados, dentre eles as muçunungas. Este tipo de vegetação apresenta formações desde campestres até florestais e ocorre sobre solos areno-quartzosos e hidromórficos, principalmente Espodosolos, na região dos Tabuleiros Costeiros do Sul da Bahia e Norte do Espírito Santo. Esse trabalho teve como objetivo avaliar o desempenho dos classificadores da Máxima Verossimilhança e *Support Vector Machine*, bem como a contribuição de diferentes composições de bandas multiespectrais, do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) e da análise de componentes principais das imagens do satélite Sensor TM/Landsat5 para a separação de feições das muçunungas. Foram adquiridas nove cenas do satélite/sensor TM/Landsat5. Foram coletadas 75 amostras de treinamento para cada classe de uso do solo e as amostras de validação foram obtidas a partir da base de dados de uso do solo fornecida pela empresa Fibria Celulose. A região de estudo limitou-se ao Grupo Barreiras e a 5 km de seu entorno, pois se sabe que as muçunungas ocorrem apenas neste grupo geológico. Para fins de análise espacial, dividiu-se a área de estudo em três mosaicos de imagens: região litorânea do Espírito Santo, região litorânea da Bahia e região do interior de ambos os estados. Após a classificação e a avaliação de sua acurácia, as imagens foram utilizadas para confecção de mapas temáticos. Comparando o desempenho dos classificadores MaxVer e Support Vector Machine ambos tiveram resultados satisfatórios, entretanto, o MaxVer mostrou resultados superiores com as 1023 combinações realizadas no ArcGIS. As áreas classificadas como muçununga confundiram-se com outras classes tais como pastagem, eucalipto, mata e corpo d'água devido às características espectrais desta vegetação. O mapa temático produzido pela classificação supervisionada da melhor combinação em cada região, utilizando o algoritmo Maxver, atingiu índice Kappa de 0,91 na região litorânea do Espírito Santo; 0,90 na região litorânea da Bahia e 0,81 na região do interior destes estados. A combinação de uma e duas bandas obtiveram resultados inferiores, enquanto que os melhores resultados foram com combinações de seis a oito bandas. O uso do NDVI promoveu melhoria no índice Kappa, mas o incremento é mais significativo na classificação obtida a partir da combinação deste com as bandas do visível. A utilização das componentes principais não representou aumento significativo na acurácia das classificações, exceto para aquelas que só apresentavam bandas do visível. O classificador superestimou a classe muçununga, o que pode ser explicado pela complexidade do comportamento espectral desta vegetação. As muçunungas representam 22,24% da área total estudada, sendo precedida em ocupação apenas pela classe de solo exposto, com 27,54%.

Palavras-chave: Algoritmo da Máxima Verossimilhança; *Support Vector Machine*; índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI); análise de componentes principais.

1. INTRODUÇÃO

Apesar de não serem mencionadas na Lei da Floresta Atlântica, nº11.428/2006, as muçunungas constituem um ecossistema associado a este bioma (Saporetti Junior, 2009). Elas ocorrem em meio à Floresta Ombrófila Densa de Terras Baixas (Veloso et al., 1991), também conhecida como Floresta de Tabuleiro, e está associada aos depósitos do Grupo Barreiras denominados Tabuleiros Costeiros (RadamBrasil, 1987).

A unidade de paisagem dos Tabuleiros Costeiros vai desde o Amapá até o Espírito Santo (IBGE, 2006) e ocupa 5,92% da área da região Nordeste e 40% do estado do Espírito Santo (Nunes, 2011; Silva et al., 1993). Os Tabuleiros Costeiros são caracterizados por uma topografia plana a suave ondulada, de até 3% de declividade, onde os solos são profundos e possuem baixa fertilidade natural (Cintra e Libardi, 1998; Embrapa, 1994). Rizzini (1997) definiu a Floresta dos Tabuleiros como o corpo florestal que ocorre desde Pernambuco até o Rio de Janeiro e considera a região de ocorrência das muçunungas, entre o sul da Bahia e o norte do Espírito Santo.

O IBGE (1987) apresenta um modelo sobre a origem e o desenvolvimento da vegetação de Muçununga, onde o ambiente de formação dos solos remonta ao Quaternário recente, quando cursos d'água barrados pela acumulação fluviomarinha causaram o alagamento de depressões rasas, ocasionando a formação de lagoas e áreas pantanosas. Assim, com o assoreamento dessas áreas, ocorreu a formação de uma camada laterítica impermeável e posteriormente a abertura de novos canais de drenagem, o que possibilitou a colonização dessas áreas com vegetação arbustiva e arbórea.

Apesar de vários estudos sobre este tipo de vegetação (Simonelli, 1998; Simonelli et al., 2008; Meira Neto et al., 2005; Saporetti Junior, 2009; Sarcinelli, 2010), não se conhece a extensão das áreas de muçunungas, sendo necessários esforços para determinar a distribuição espacial desta vegetação. Para isso, a utilização de técnicas de classificação supervisionada de imagens, aliada a produtos de Sensoriamento Remoto, pode viabilizar os estudos de identificação e distribuição dessa formação vegetal.

A classificação supervisionada de imagens orbitais é um método amplamente utilizado em diversos estudos de mapeamento das modificações sucedidas no uso e ocupação do solo (Kavzoglu e Vieira, 1998; Horning et al., 2010; Prado et al., 2009;

Moreira et al., 2010; Oliveira, 2011). Dentre os métodos de classificação de imagens, o algoritmo da Máxima Verossimilhança (MaxVer) é o mais aplicado em estudos de caracterização de áreas florestais e agrícolas (Amaral et al., 2009; Moreira et al., 2010; Ramirez et al., 2010). Outra metodologia de classificação de imagens é a *Support Vector Machine* (SVM), do grupo de classificadores não-paramétricos, que possui como principal vantagem a possibilidade de reduzir simultaneamente os erros empíricos de classificação e maximizar a separação entre as classes espectrais.

O presente trabalho teve como objetivo avaliar o desempenho dos classificadores da Máxima Verossimilhança e *Support Vector Machine* e a contribuição da combinação de diferentes composições de bandas multiespectrais, do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), e da análise de componentes principais das imagens do satélite Sensor TM/Landsat5, para a separação de feições das muçunungas na região dos Tabuleiros Costeiros no sul da Bahia e norte do Espírito Santo.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Caracterização da área de estudo

As muçunungas ocorrem como enclaves em meio a Floresta Ombrófila Densa de Terras Baixas (Velooso et al. 1991), sobre os Tabuleiros Costeiros do Grupo Barreiras, na região norte do Espírito Santo e sul da Bahia. É um ambiente que apresenta fitofisionomias herbácea, arbustiva ou florestal e seu formato varia desde circulares, amebóides até alongadas (Saporetti Jr., 2009) (Figura 1).



Figura 1. Diferentes tipos de muçununga na região sul da Bahia e norte do Espírito Santo (Fonte: Google Earth).

Os solos das muçunungas são geralmente arenosos, distróficos, ácidos e álicos, sendo a concentração de nutrientes maior à superfície, condicionada ao aporte de matéria orgânica (Saporetti Junior, 2009; Sarcinelli, 2010). As muçunungas ocorrem principalmente sobre Espodosolos, que são desenvolvidos de materiais areno-quartzosos sob condições de umidade elevada, em clima tropical e subtropical, em relevo plano a suave ondulado, áreas de surgente, abaciamentos e depressões (Embrapa, 1999). Estes solos apresentam horizonte com acúmulo iluvial de matéria orgânica e complexos organometálicos de alumínio e ferro, imediatamente abaixo de horizonte de eluviação (Embrapa, 2006).

A área de estudo foi limitada ao Grupo Barreiras, entre os municípios de Linhares-ES e Prado-BA. A partir deste limite, foi adicionada uma margem de 5 km (Figura 2). Os cordões arenosos presentes no litoral foram excluídos da classificação, uma vez que a ocorrência das muçunungas está restrita ao Grupo Barreiras e nos cordões arenosos ocorre a vegetação de restinga, que apresenta características fitofisionômicas semelhantes às muçunungas.

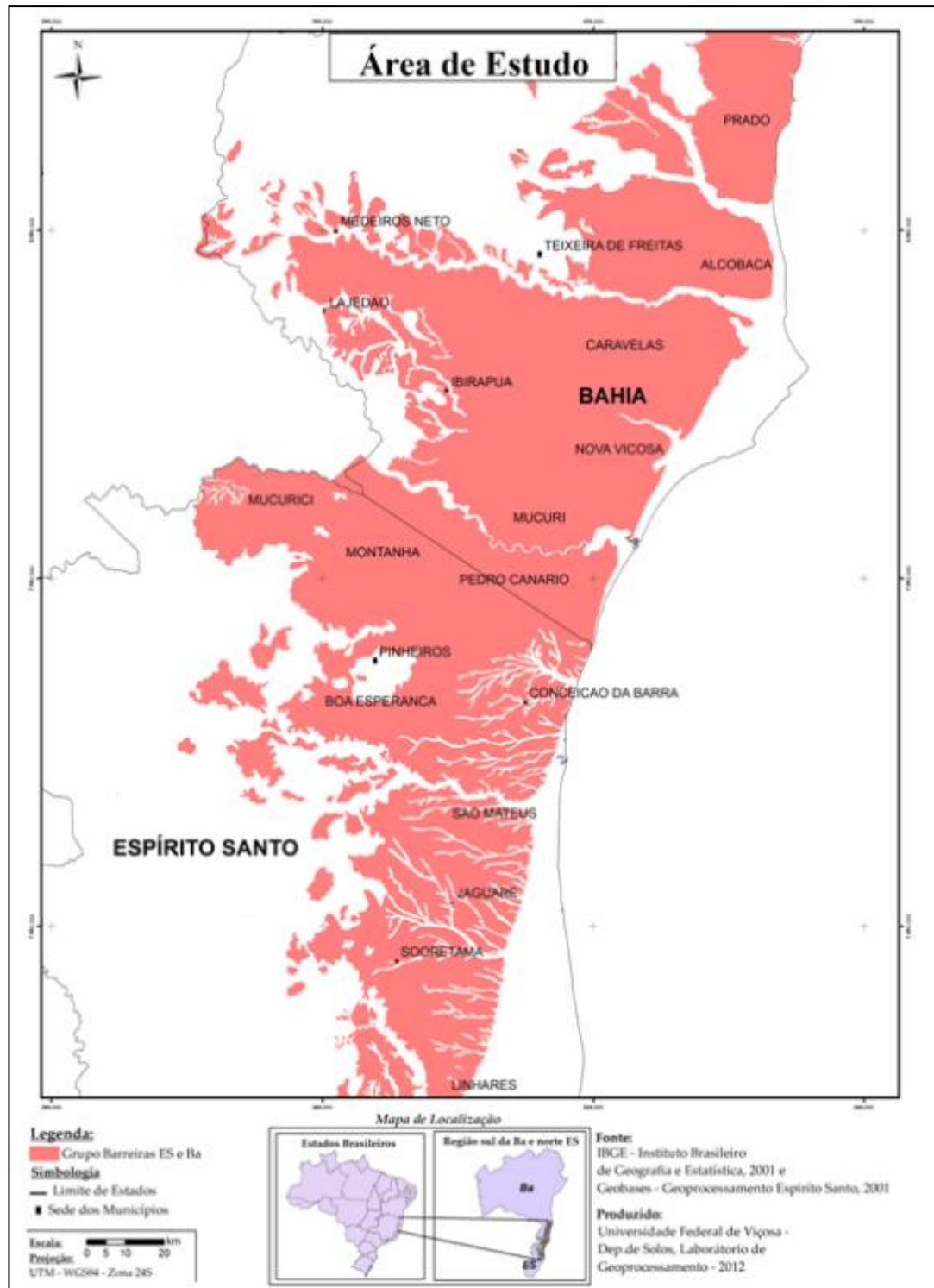


Figura 2. Mapa de localização da área de estudo.

2.2. Obtenção e processamento das imagens

Foram adquiridas nove cenas do sensor Landsat5-TM (*Thematic Mapper*) da órbita 215, pontos 71, 72 e 73 do dia 29/05/2006; da órbita 216, pontos 71, 72 e 73 do dia 19/07/2007 e da órbita 215, pontos 71, 72 e 73 do dia 27/08/2007, com resolução espacial de 30 metros, que englobam a região do município de Linhares-

ES a Prado-BA. As imagens foram obtidas gratuitamente no *site* do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais). Foram utilizadas na classificação as bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7.

Para o georreferenciamento das imagens utilizou-se como base de referência a hidrografia disponibilizada no Geobases (2011), para as áreas do estado do Espírito Santo, e a hidrografia do IBGE (2011) do sul do estado da Bahia, respectivamente. A projeção escolhida foi a *Universal Transverse Mercator* (UTM) – Datum WGS Zona 24S.

Foram produzidos três mosaicos das imagens, separando a área do litoral do norte do Espírito Santo, do litoral do sul da Bahia e do interior desses estados, devido às imagens serem de épocas diferentes (imagem do litoral do Espírito Santo de 29/05/2006, do litoral da Bahia de 19/07/2007 e do interior 27/08/2007), à dificuldade de se encontrar as imagens em condições de uso (sem nuvens), ao tamanho da área ser muito grande, o que dificulta o processamento da imagem nos *softwares*.

2.3. Seleção e validação das amostras de treinamento

Para a definição das classes de uso e cobertura do solo levou-se em consideração o conhecimento prévio da área, as características de resposta espectral dos alvos de interesse e a capacidade das imagens orbitais utilizadas neste estudo em separar feições.

As classes de uso foram separadas em classes de interesse (Tabela 1).

Tabela 1. Classes de uso e cobertura do solo nas diferentes regiões estudadas

Região do litoral do Espírito Santo	Região do litoral da Bahia	Região do interior
Mata	Mata	Mata
Muçununga clara	Muçununga clara	Muçununga clara
Muçununga escura	Muçununga escura	Muçununga escura
Solo exposto	Solo exposto	Solo exposto
Pastagem	Pastagem	Pastagem
Eucalipto	Eucalipto	Eucalipto
Corpo d'água	Corpo d'água	Corpo d'água
Nuvem	Nuvem	Afloramento rochoso
Sombra de nuvem	Sombra de nuvem	-

A diferenciação entre muçunungas claras e escuras foi determinada em razão das diferentes respostas do ponto de vista espectral, na combinação RGB 3,4,5 das imagens Landsat. A muçununga escura apresenta uma coloração vermelha escura que confunde com corpos d'água, devido ao excesso de água no solo, e a muçununga clara tem uma coloração roxa que provoca confusão com áreas de antropizadas, pastagem, e solo exposto.

As amostras de treinamento foram coletadas de acordo com as classes de uso do solo, prezando pela homogeneidade espectral. Para a definição da quantidade de amostras, foi utilizada a recomendação de Congalton & Green (1999), extraindo-se 75 amostras de treinamento por classe de uso do solo, tendo-se evitado a sobreposição de amostras de treinamento com as de validação (Campbell, 1987). Foram utilizadas amostras quadrangulares de 25 a 30 *pixels*.

As amostras de validação foram obtidas a partir de base de dados de uso do solo fornecida pela empresa Fibria Celulose (base novembro de 2012), no qual são limitados polígonos de diferentes usos do solo e tipos de vegetação, incluindo as muçunungas. Depois de coletadas as amostras de treinamento, estas foram transformadas em assinaturas espectrais

2.4 Classificação das imagens

Os métodos de classificação supervisionados utilizados foram a Máxima Verossimilhança (MaxVer) e o *Support Vector Machine* (SVM). Além das bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 também foram utilizados na classificação o índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) e a análise de componentes principais das imagens do satélite Sensor TM/Landsat5.

O algoritmo da Máxima Verossimilhança foi utilizado para a classificação supervisionada das imagens por meio da interface do *software* ArcGis 10.1. Este algoritmo utiliza a média e a covariância das amostras de treinamento para calcular a probabilidade estatística de um *pixel* desconhecido pertencer a uma determinada classe. Depois da avaliação probabilística, o número digital da imagem é assinalado à categoria de maior probabilidade (Oliveira, 2011).

O classificador SVM também foi utilizado para a classificação das imagens, por meio do *software* Envi 4.8. Este classificador utiliza uma superfície de decisão para separar as classes no hiperplano ideal (*optimal hyperplane*). Os pontos próximos à margem do hiperplano ideal chamam-se vetores de suporte (*support vectors*), encontrados durante a fase de treinamento (Sulsoft, 2009).

O índice de vegetação da diferença normalizada, conhecido como NDVI, é baseado na observação de que a vegetação apresenta uma elevada reflectância na banda do infravermelho próximo, e baixa na faixa vermelha (Tso & Mather, 2009). Para calcular este índice foram utilizadas as bandas 4 (Infravermelho próximo) e 3 (Vermelho). O NDVI foi calculado a partir da expressão:

$$\text{NDVI} = \frac{(\text{NIV} - \text{VIS})}{(\text{NIV} + \text{VIS})}$$

em que:

NIV= reflectância da faixa de infravermelho próximo (banda 4 - 0,76 a 0,85 μm)

VIS= reflectância da faixa do visível (banda 3 - 0,63 a 0,67 μm).

Os valores de NDVI oscilam entre -1 e +1. Valores negativos correspondem à ausência de vegetação e o valor máximo (+1) representa uma vegetação exuberante. Esse índice permite identificar a presença de vegetação na superfície e caracterizar sua distribuição espacial.

Segundo Câmara & Carvalho (2006), a análise de componentes principais (PCA) é uma técnica de realce que reduz ou remove a redundância espectral, ou seja, gera um novo conjunto de imagens cujas bandas individuais apresentam informações não disponíveis em outras bandas. Essa transformação é derivada da matriz de covariância entre as bandas e gera um novo conjunto de imagens no qual cada valor de *pixel* é uma combinação linear dos valores originais. O número de componentes principais é igual ao número de bandas espectrais utilizadas e são ordenadas de

acordo com o decréscimo da variância de nível de cinza. A primeira componente principal tem a maior variância (maior contraste), e a última, a menor variância.

A PCA é muitas vezes usada para condensar as informações em uma imagem multibanda definida em menos canais. Desse modo, introduzir as bandas com maiores valores de covariância em um classificador, ao invés dos dados brutos, reduz as exigências de computação e, possivelmente, resulta em melhoria de desempenho. Assim, foram utilizadas as três primeiras componentes que neste trabalho explicam 93% da variância total, conforme a recomendação de Tso & Mather (2009).

Foram geradas de forma automatizada no *software* ArcGIS 10.1 combinações de dez bandas, sendo seis bandas do Sensor TM/Landsat5 (bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7), uma banda do NDVI e três bandas relativas às componentes principais (Tabela 2). Para a classificação, as bandas foram agrupadas em combinações de uma até 10 bandas, perfazendo um total de 1023 combinações (Tabela 3).

Tabela 2. Nomenclatura das bandas

Abreviatuura	Bandas
B1	Banda 1
B2	Banda 2
B3	Banda 3
B4	Banda 4
B5	Banda 5
B6	Banda 7
B7	PCA1
B8	PCA2
B9	PCA3
B10	NDVI

Tabela 3. Combinação de bandas

b1
b2
b1b2
b3
b1b3
b1b2b3
b2b3
:
:
b1b2b3b4b5b6b7b8b9b10

2.5 Avaliação da imagem temática

A avaliação da exatidão das classificações foi realizada a partir das matrizes de confusão que foram obtidas pelo cruzamento dos mapas temáticos, resultantes da melhor classificação de cada região, com as amostras de validação coletadas no mapa de uso do solo disponibilizado pela Fibria (Tabela Tabela 4).

Tabela 4. Número de amostras de validação coletado por cada classe

Classes de uso - Litoral do norte do ES	Nº de amostras de validação	Classes de uso - Litoral do sul da Bahia	Nº de amostras de validação	Classes de uso - Interior ES e BA	Nº de amostras de validação
Mata	25	Mata	32	Mata	30
Eucalipto	30	Eucalipto	25	Eucalipto	31
Muçununga clara	35	Muçununga clara	35	Muçununga clara	35
Muçununga escura	30	Muçununga escura	30	Muçununga escura	30
Sombra de nuvem	15	Sombra de nuvem	15	-	
Nuvem	15	Nuvem	5	Afloramento rochoso	25
Solo exposto	35	Solo exposto	30	Solo exposto	40
Pastagem	40	Pastagem	40	Pastagem	40
Corpo d'água	20	Corpo d'água	20	Corpo d'água	20

A acurácia das classificações foi avaliada pelo índice Kappa, por meio da utilização de amostras de treinamento, cuja equação é apresentada a seguir

(Rosenfield & Fitzpatrick-Lins, 1986):
$$K = \frac{n \sum_{i=1}^c x_{ii} - \sum_{i=1}^c x_{il} x_{li}}{n^2 - \sum_{i=1}^c x_{il} x_{li}}$$

em que:

- k = Estimativa do coeficiente Kappa;
- x_{ii} = Valor na linha i e coluna i (diagonal) da matriz de erros;
- x_{il} = Total da linha i ;
- x_{li} = Total da coluna i ;
- n = Número total de amostras;
- c = Número total de classes.

O índice Kappa pode ser avaliado qualitativamente de acordo com a Tabela 5. Cada banda utilizada aparece em 512 combinações das 1023. Para avaliar as bandas de maior ocorrência nas melhores combinações, foi calculado o Kappa médio de cada banda.

Tabela 5. Qualidade do índice Kappa

Coeficiente Kappa	Interpretação
< 0,00	Péssima
0,01 - 0,20	Ruim
0,21 - 0,40	Razoável
0,41 - 0,60	Boa
0,61 - 0,80	Muito boa
0,81 - 1,00	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis e Koch (1977).

Após a classificação e a avaliação da acurácia, as imagens foram utilizadas para confecção de mapas temáticos.

Os valores de Kappa e Kappa condicionais obtidos a partir dos dois classificadores a partir de diferentes combinações de bandas foram comparados entre si por meio de teste estatístico ao nível de 95% de significância (Vieira, 2001).

$$Z = \frac{C_2 - C_1}{\sqrt{\sigma_{k_2}^2 + \sigma_{k_1}^2}}$$

onde:

C_i = coeficiente de exatidão da combinação i ;

$\sigma_{k_i}^2$ = variância do índice Kappa da combinação i .

Após a avaliação, foram quantificadas, em hectares, as áreas de cada classe, dentre elas as muçunungas.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Avaliações das imagens classificadas pelo algoritmo MaxVer

A classificação supervisionada utilizando o algoritmo MaxVer na região do litoral do Espírito Santo alcançou valores de Índice Kappa variando de 0,1 a 0,9, sendo que 5,1% dos resultados são interpretados como “razoável”, 4,4% como sendo “bom”, 9,9% como “muito bom” e 80,6% como “excelente” (Figura 3). De acordo com o teste Z (0,95), as primeiras 190 combinações, em ordem decrescente do índice Kappa, não diferiram estatisticamente, sendo qualificadas como apresentando valores bons. As combinações menos favoráveis foram obtidas quando foram utilizadas somente uma ou duas bandas.

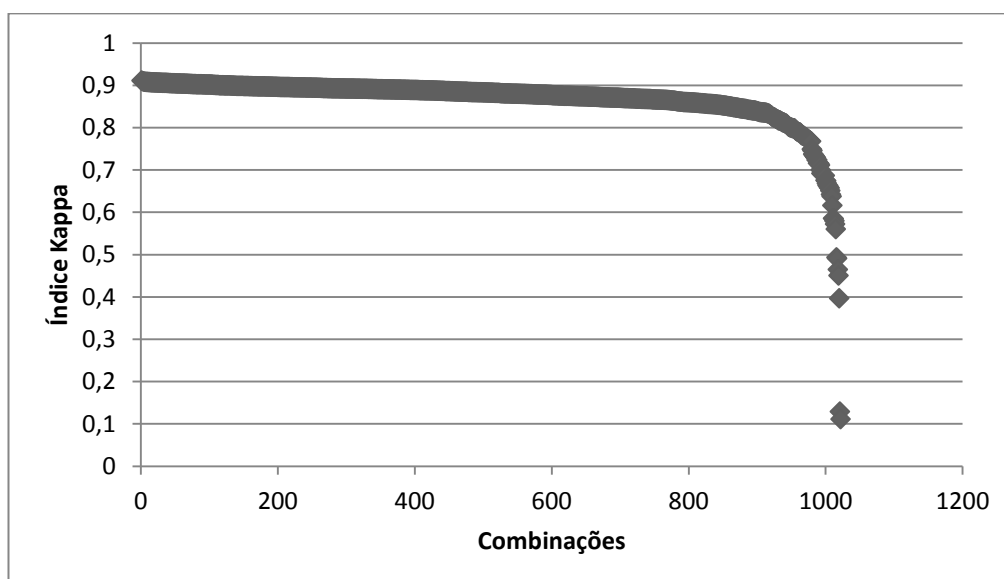


Figura 3. Valores de índice Kappa para diferentes combinações na região norte do Espírito Santo.

Para a região do litoral da Bahia, as variações entre os valores de Kappa foram muito pequenas nas melhores combinações, o que mostrou que as 152 primeiras combinações não diferiram estatisticamente entre si de acordo com o teste Z (0,95) (Figura 4). Destas combinações, 13% foram interpretados como “razoável”, 1,95% como sendo “bom”, 10,26% como “muito bom” e 74,78% como “excelente”.

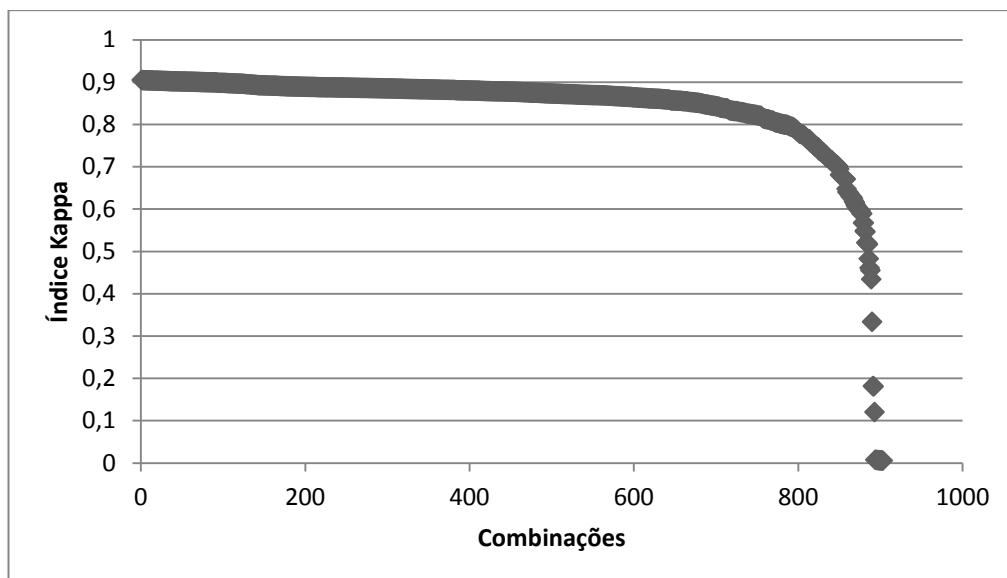


Figura 4. Valores de índice Kappa para diferentes combinações na região no sul da Bahia

Na região do interior do Espírito Santo e da Bahia o índice Kappa variou de 0,15 a 0,81 (Figura 5). Dentre as 1023 composições testadas, 1,27% dos resultados foram interpretadas como “razoável”, 4,98% como “bom”, 87,6% como “muito bom” e 6,4% como “excelente”. As primeiras 167 combinações não diferem estatisticamente entre si, de acordo com o teste Z (0,95). A imagem do interior apresentou a classe afloramento rochoso, o que dificultou a classificação, gerando valores de Kappa mais baixos.

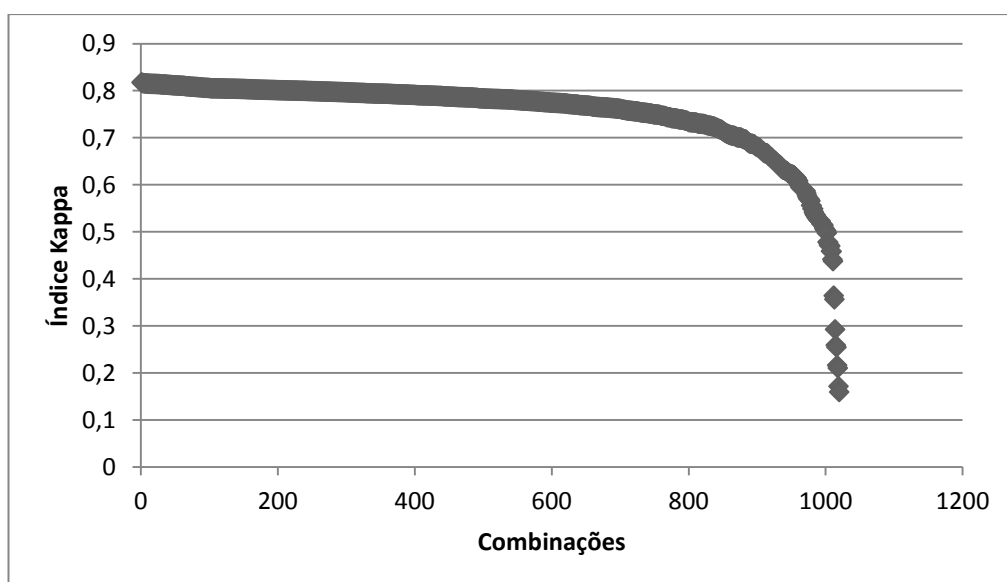


Figura 5. Valores de índice Kappa para diferentes combinações na região interior do Espírito Santo e da Bahia.

A melhor combinação de bandas foi diferente para cada região. A região do litoral do Espírito Santo teve apresentou o melhor Kappa com a combinação de oito bandas (cinco do Sensor TM/Landsat5, com exceção da infravermelho distante, mais três das componentes principais e o NDVI) (Tabela 6). Já a região do litoral da Bahia teve com a combinação das bandas b1, b2, b6, b7, b8 e b10 que corresponde às bandas 1, 2, 6 da imagem sensor TM/Landsat-5, a primeira e a segunda componentes principais e o NDVI (Tabela7). Já a melhor classificação da região do interior foi com a combinação das bandas b1, b2, b3, b7, b9 e b10, que corresponde às bandas 1, 2 e 3 da imagem sensor TM/Landsat5, à primeira e à terceira de componentes principais e ao NDVI (Tabela8).

Tabela 6. Melhores dez combinações na região do litoral do Espírito Santo

Bandas	Kappa
b1b2b3b4b5b8b9b10	0,91025
b1b2b3b4b5b6b8b10	0,90865
b1b2b3b5b7b9b10	0,90835
b1b2b4b5b8b9b10	0,90806
b1b2b3b4b8b9b10	0,9081
b1b2b3b5b6b7b9b10	0,90804
b2b3b4b5b6b8b9b10	0,90744
b1b2b4b5b6b8b9b10	0,90715
b1b2b3b4b5b6b7b10	0,90715
b1b2b3b6b7b9b10	0,90714

Tabela 7. Melhores dez combinações na região do litoral da Bahia

Bandas	Kappa
b1b2b6b7b8b10	0,90496
b1b3b5b6b8b9b10	0,904534
b1b2b5b6b8b10	0,90452
b1b2b3b5b6b7b8b10	0,90431
b1b2b3b5b6b7b8b10	0,90431
b1b3b6b7b8b9b10	0,90408
b1b2b4b5b6b10	0,90406
b1b5b6b8b9b10	0,90405
b2b4b5b6b7b9b10	0,90403
b1b2b6b8b9b10	0,903874

Tabela 8: Melhores dez combinações na região Interior

Bandas	Kappa
b1b2b3b7b9b10	0,81797
b1b2b3b4b5b6b8	0,81642
b1b2b3b4b5b6b7b8b9	0,81641
b2b3b4b5b6b8b10	0,81628
b1b2b3b4b6b8b10	0,81585
b1b2b3b4b5b6	0,81568
b1b2b3b4b5b7b10	0,81557
b1b2b3b4b5b6b7b8	0,81554
b2b3b4b5b7b8b9	0,81551
b2b3b4b5b6b10	0,81514

As dez melhores classificações nas três regiões estudadas foram combinações de seis a oito bandas com a presença do NDVI em quase todas as combinações, juntamente com as bandas do visível e uma das componentes principais.

A combinação das bandas 3, 4 e 5, muito utilizadas nas classificações de imagens, ficou com um Kappa abaixo das melhores combinações. Na região do litoral do Espírito Santo, do litoral da Bahia e do interior, essa combinação ficou nas posições 796^a, com Kappa 0,86; 647^a com Kappa 0,85 e 721^a com Kappa 0,75, respectivamente. Todos esses valores de Kappa diferem estatisticamente do melhor resultado de Kappa encontrado, indicando que a utilização dessa combinação não é a mais indicada para a separação das classes das regiões de estudo.

As Figuras 6, 7 e 8 mostram os Kappas médios obtidos pelas combinações onde determinada banda está presente. Cada banda aparece em 512 combinações no total. Na região do litoral do Espírito Santo, não houve diferença estatística entre os índices Kappa médios. A banda 10, NDVI, apresentou o maior índice Kappa médio e a banda 6, infra-vermelho distante, o menor valor. As demais bandas, de 1 a 5 e as componentes principais, obtiveram os mesmos valores de índices de Kappa médio.

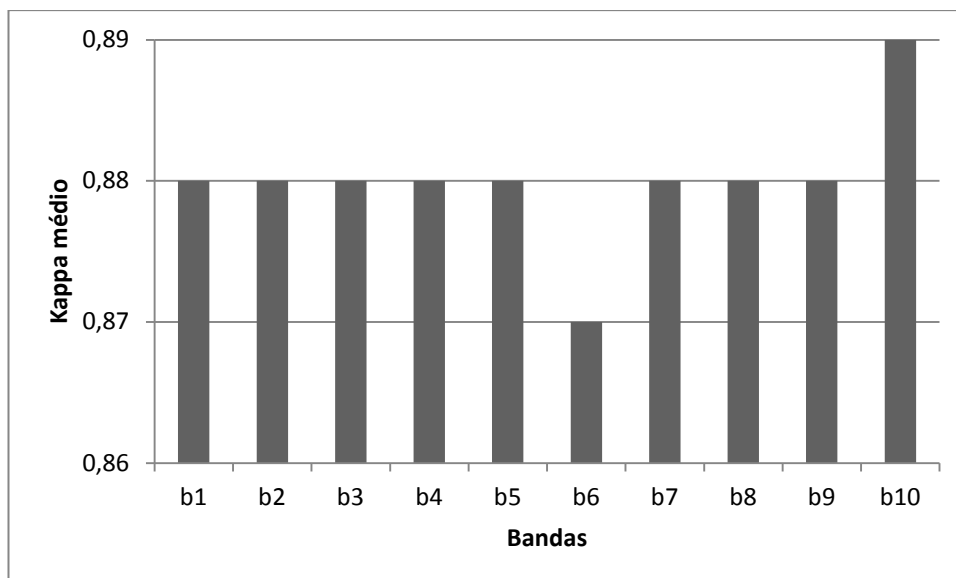


Figura 6. Valores de Kappa médio obtidos para as combinações em que determinada banda está presente - região do litoral do Espírito Santo.

As bandas 3, 4 do sensor TM/Landsat5 e o NDVI, na região do litoral da Bahia, possuem valores de Kappa médios entre 0,64 e 0,66. Estes valores são considerados muito bons, entretanto, são referentes às bandas que apareceram com maior frequência nas combinações menos bem sucedidas. Os maiores valores de Kappa médio foram obtidos para combinações contendo as bandas b5, b6, b7, b8 e b9, que correspondem às bandas 5 e 7 do sensor TM/Landsat5 e às três do PCA (Figura 7/Figura 7).

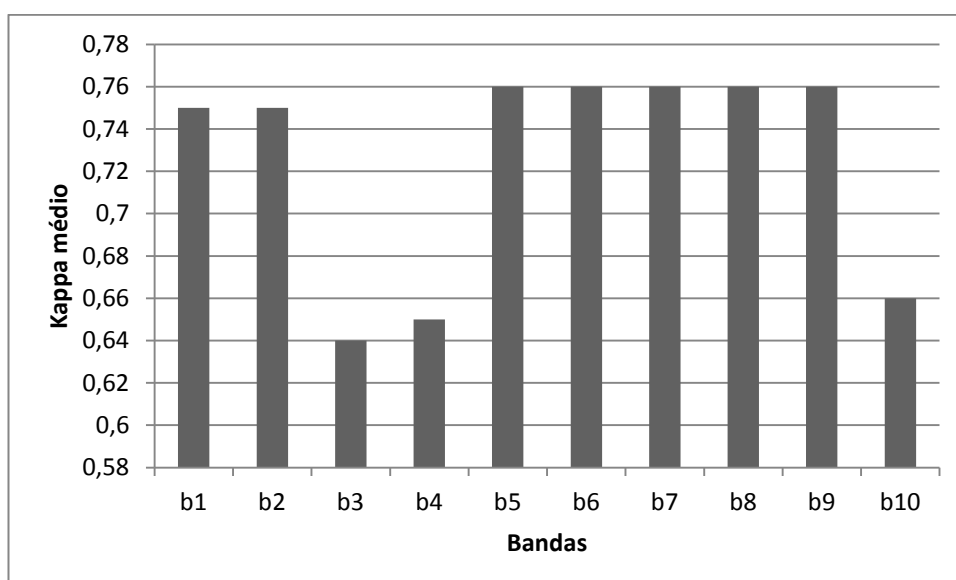


Figura 7. Valores de Kappa médio obtidos para as combinações em que determinada banda está presente - região do litoral da Bahia.

Os valores de índice de Kappa médios obtidos para todas as combinações de bandas para a região do interior dos estados não diferem estatisticamente, de acordo com o teste Z (0,95). As combinações com a presença da banda b1 (visível) apresentou menor valor de Kappa médio, já combinações com a banda 9 apresentaram maior valor (Figura 8).

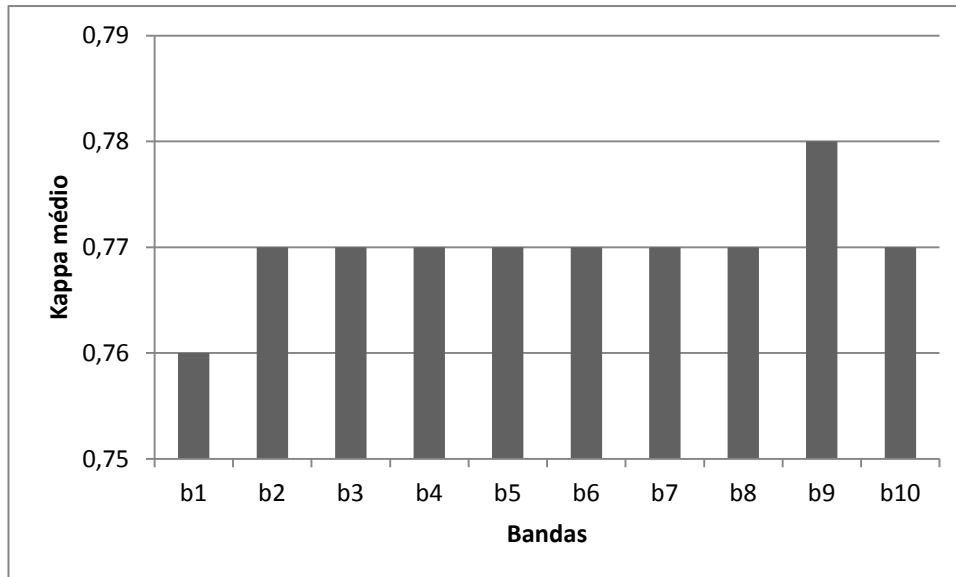


Figura 8. Valores de Kappa médio obtidos para as combinações em que determinada banda está presente - região do interior da Bahia e do Espírito Santo.

A banda 10, que se refere ao NDVI, está presente em praticamente todas as 100 primeiras melhores composições na região norte do Espírito Santo (Figura 9). As bandas sete do Sensor TM/Landsat5 e a primeira componente principal (banda 7) estão presentes nas combinações com menores valores Kappa. Cada região apresentou dados distintos devido a diferenças de épocas do ano e variação espectral.

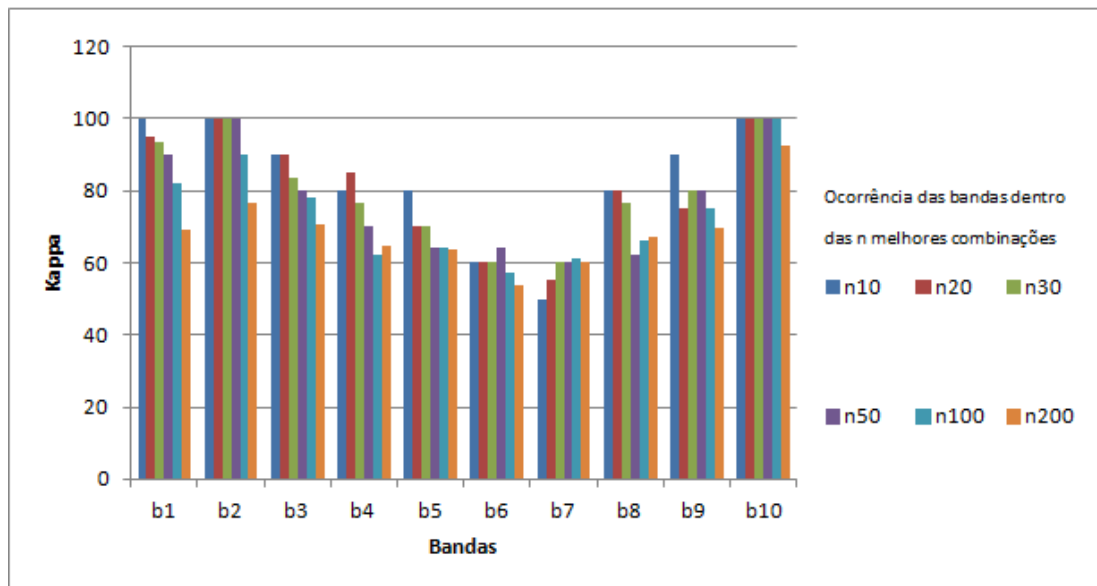


Figura 9. Ocorrência das bandas dentro das n melhores combinações – região do litoral do Espírito Santo.

Para as classificações utilizando o algoritmo MaxVer, o uso do NDVI promoveu melhoria no Kappa global, mas os melhores resultados foram obtidos a partir da combinação deste com as bandas do visível.

Na região do litoral da Bahia, a ocorrência da banda 10 (NDVI) também está presente em todas as cem primeiras combinações, entretanto, as bandas 3 e 4 do Sensor TM/Landsat5, visível e infra-vermelho próximo, foram as presentes nas combinações com menores valores Kappa (Figura 10).

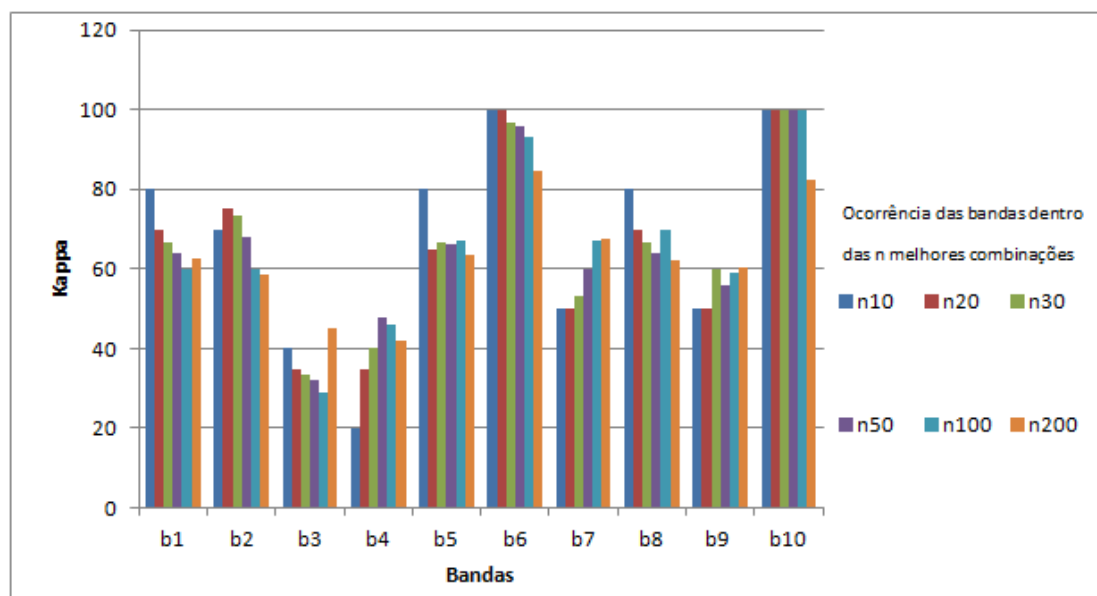


Figura 10. Ocorrência das bandas dentro das n melhores combinações - região do litoral da Bahia.

Na região do interior da Bahia e do Espírito Santo, as bandas b2, b3 e b4 estão presentes nas combinações com maiores valores de Kappa. A banda 9, que corresponde à terceira componente principal, apesar de ter apresentado Kappa médio alto (Figura 8), não resultou em aumento significativo de Kappa nas combinações em que está presente (Figura 11).

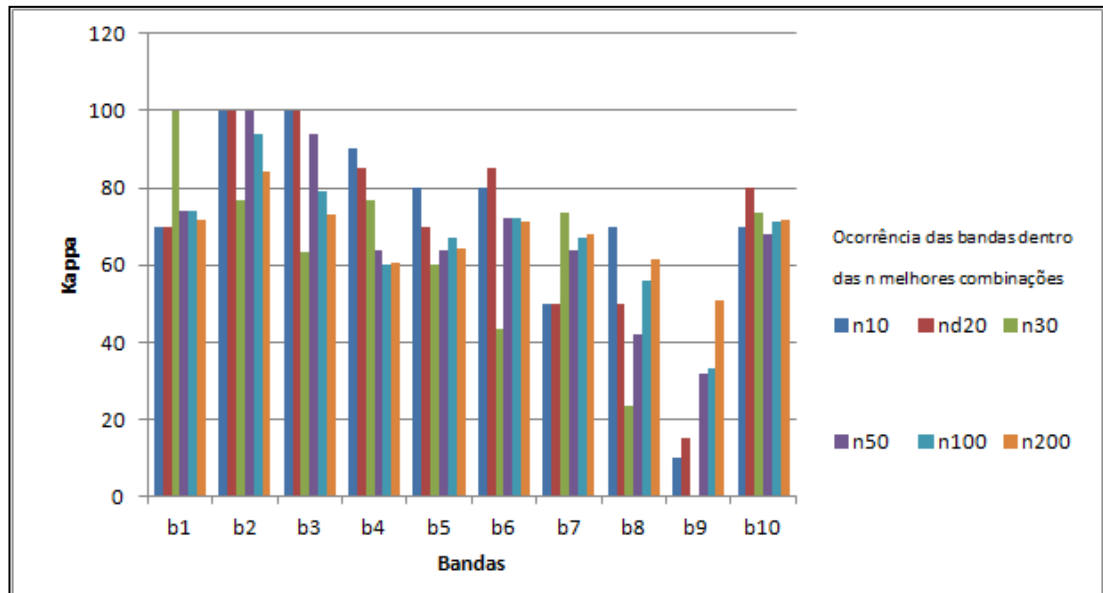


Figura 11. Ocorrência das bandas dentro das n melhores combinações - região do interior Bahia e Espírito Santo.

Para as classificações utilizando o algoritmo Maxver, o uso do NDVI promoveu melhoria no Kappa global, mas o incremento é mais notável na classificação obtida a partir da combinação deste índice com as bandas do visível.

A região do litoral do Espírito Santo se sobressai com os valores de Kappa próximos a 0,90 em mais de 800 combinações (Figura 12). Já a região do litoral da Bahia possui 700 combinações próximas de 0,90. A região do interior da Bahia e do Espírito Santo possui pouco mais de 200 combinações com um Kappa próximo a 0,90 e cerca de 650 combinações estão com valores de Kappa 0,80. Essa imagem apresentou mais de 50 combinações com valores de Kappa muito baixos.

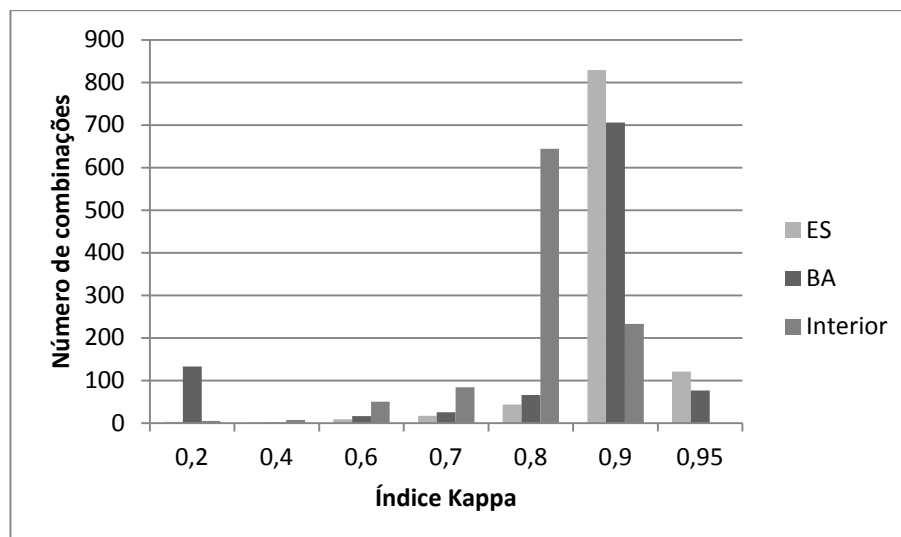


Figura 12. Frequência de valores de Kappa nas três áreas estudadas a partir de classificações de imagens das três regiões de estudo com 1023 combinações de bandas.

Foi quantificado o valor em hectares da área de cada classe de uso do solo (**Tabela 9**). A muçununga representa 21,77% da área do litoral da Bahia, 12,99% da área do litoral do Espírito Santo e 24,56% da área do interior da Bahia e do Espírito Santo. As muçunungas ocupam 175.120,22 ha, representando 22,24% da área total estudada, sendo precedida em ocupação apenas pela classe de solo exposto, que ocupa 27,54% da área total.

Tabela 9. Quantificação das áreas das classes de uso da classificação pelo algoritmo do MaxVer

Classificação MaxVer - Área do sul da Bahia		Classificação MaxVer - Área do norte do ES		Classificação MaxVer - Área do interior ES e BA	
Classes	Área (ha)	Classes	Área (ha)	Classes	Área (ha)
Muçununga	56.907,72	Muçununga	35.925,51	Muçununga	82.286,99
Eucalipto	15.985,26	Eucalipto	43.986,06	Eucalipto	45.024,57
Solo exposto	67.277,88	Solo exposto	68.913,54	Solo exposto	80.628,66
Mata	46.985,94	Mata	24.227,1	Mata	43.831,53
Pastagem	68.006,7	Pastagem	31.736,34	Pastagem	52.490,25
S. nuvem	2.708,82	S. Nuvem	185,4	-	-
Corpo d'água	1.514,83	Corpo d'água	10.730,61	Corpo d'água	3.731,31
Nuvem	1.921,41	Nuvem	835,38	-	-
-	-	-	-	Afloramento	1.406,8
Total	261.308,56	Total	216.539,94	Total	309.400,11

3.2 Avaliação da classificação pelo algoritmo SVM - *Support Vector Machine*

Foram escolhidas as dez melhores combinações de cada região e foi gerada a classificação supervisionada no SVM. Apenas algumas das melhores combinações foram utilizadas, uma vez que não é possível usar mais de sete bandas no software utilizado, devido a limitação do classificador (Tabelas 10, 11 e 12).

Tabela 10. Melhores classificações pelo SVM na região do litoral do Espírito Santo

Bandas	Kappa
b1b2b3b5b7b9b10	0,88562
b1b2b4b5b8b9b10	0,87825
b1b2b3b4b8b9b10	0,87456
b1b2b3b6b7b9b10	0,86036

Tabela 11. Melhores classificações pelo SVM na região do litoral da Bahia

Bandas	Kappa
b1b2b6b7b8b10	0,843698
b1b2b5b6b8b10	0,842698
b1b2b4b5b6b10	0,832045
b1b5b6b8b9b10	0,836547

Tabela 12. Melhores classificações pelo SVM na região interior dos estados

Bandas	Kappa
b1b2b3b7b9b10	0,762686
b2b3b4b5b6b8b10	0,753596
b1b2b3b4b6b8b10	0,750215
b1b2b3b4b5b6	0,752136

3.3. Comparação das avaliações das imagens classificadas

De acordo com os valores resultantes das melhores combinações no SVM nas regiões estudadas, obtiveram-se valores classificados com qualidade “muito boa” na imagem do interior e “excelente” nas imagens do litoral da Bahia e do Espírito Santo (Tabela 13). Ao se utilizar o MaxVer, os valores de Kappa são “excelentes” para as três regiões (Tabela 14). Assim, há tendência geral de superação do algoritmo MaxVer em comparação ao SVM, sendo os coeficientes Kappa das classificações obtidos a partir do algoritmo MaxVer significativamente superiores aos coeficientes Kappa calculados a partir do SVM (teste Z a 95% de probabilidade).

Tabela 13. Índices Kappa obtidos pela classificação utilizando o SVM para as regiões estudadas

Área	Kappa (SVM)	Qualidade
Litoral da Bahia	0,83	Excelente
Litoral do Espírito Santo	0,87	Excelente
Interior da Bahia e do Espírito Santo	0,75	Muito bom

Tabela 14. Índices Kappa obtidos pela classificação utilizando o MaxVer para as regiões estudadas

Área	Kappa (MaxVer)	Qualidade
Litoral da Bahia	0,90	Excelente
Litoral do Espírito Santo	0,91	Excelente
Interior da Bahia e do Espírito Santo	0,81	Excelente

Na região do litoral da Bahia, nota-se que os valores de Kappa condicionais nas classes de eucalipto, solo exposto e os dois tipos de muçununga ficaram com valores “muito bom”, ao passo que no MaxVer, a qualidade da classificação foi “excelente” para esses usos do solo (Tabela 15). O mesmo ocorreu para as classes eucalipto, pastagem, e muçunungas clara e escura a região do litoral do Espírito Santo (Tabela 16) e para sombra de nuvem e corpo d’água na região do interior dos estados (Tabela 17).

Tabela 15. Valores de Kappa obtidos no SVM e MaxVer para a melhor combinação de bandas na região do litoral da Bahia

Classes	Kappa (SVM)	Qualidade	Kappa (MaxVer)	Qualidade
Mata	0,84	Excelente	0,95	Excelente
Eucalipto	0,79	Muito bom	0,94	Excelente
Pastagem	0,83	Excelente	0,94	Excelente
Solo Exposto	0,75	Muito bom	0,92	Excelente
Muçununga clara	0,67	Muito bom	0,82	Excelente
Muçununga escura	0,72	Muito bom	0,85	Excelente
Sombra de nuvem	0,85	Excelente	0,98	Excelente
Corpo d’água	0,86	Excelente	0,90	Excelente
Nuvem	0,81	Excelente	0,95	Excelente

Tabela 16. Valores de Kappa obtidos no SVM e MaxVer para a melhor combinação de bandas na região do litoral do Espírito Santo

Classes	Kappa (SVM)	Qualidade	Kappa (MaxVer)	Qualidade
Mata	0,87	Excelente	0,95	Excelente
Eucalipto	0,83	Excelente	0,92	Excelente
Pastagem	0,79	Muito bom	0,93	Excelente
Solo Exposto	0,78	Muito bom	0,95	Excelente
Muçununga clara	0,80	Muito bom	0,85	Excelente
Muçununga escura	0,76	Muito bom	0,87	Excelente
Sombra de nuvem	0,88	Excelente	0,96	Excelente
Corpo d'água	0,85	Excelente	0,90	Excelente
Nuvem	0,86	Excelente	0,98	Excelente

Tabela 217. Valores de Kappa obtidos no SVM e MaxVer para a melhor combinação de bandas na região do interior do Espírito Santo e da Bahia

Classes	Kappa (SVM)	Qualidade	Kappa (MaxVer)	Qualidade
Mata	0,78	Muito bom	0,85	Excelente
Eucalipto	0,82	Excelente	0,81	Excelente
Pastagem	0,75	Muito bom	0,77	Muito bom
Solo Exposto	0,74	Muito bom	0,80	Muito bom
Muçununga clara	0,67	Muito bom	0,72	Muito bom
Muçununga escura	0,71	Muito bom	0,76	Muito bom
Sombra de nuvem	0,78	Muito bom	0,84	Excelente
Corpo d'água	0,75	Muito bom	0,87	Excelente
Nuvem	0,82	Excelente	0,81	Excelente

Ambos os classificadores ofereceram grande eficiência durante o processo de classificação, entretanto, o MaxVer apresentou, na maioria das vezes, valores para os coeficientes de avaliação Kappa interpretados como “excelente”, enquanto que o SVM apresentou valores considerados “muito bons” em 40% das classes. Os valores inferiores de Kappa ao se utilizar o classificador SVM pode ser devido ao fato do software ENVI não permitir a manipulação acima de sete bandas.

3.4 Mapas temáticos

A confecção dos mapas temáticos de uso e cobertura do solo foi realizada a partir do algoritmo MaxVer, que apresentou melhores resultados de Kappa (Figuras 13, 14 e 15). As muçunungas claras e escuras se confundem entre si, o que é normal devido às suas semelhanças espectrais (Tabelas 18, 19 e 20). Além disso, a muçununga clara apresentou maior confusão com as outras classes que a muçununga

escura. A muçununga escura está associada à presença de água devido ao lençol freático encontrar-se mais próximo à superfície, resultando em alagamento no período chuvoso.

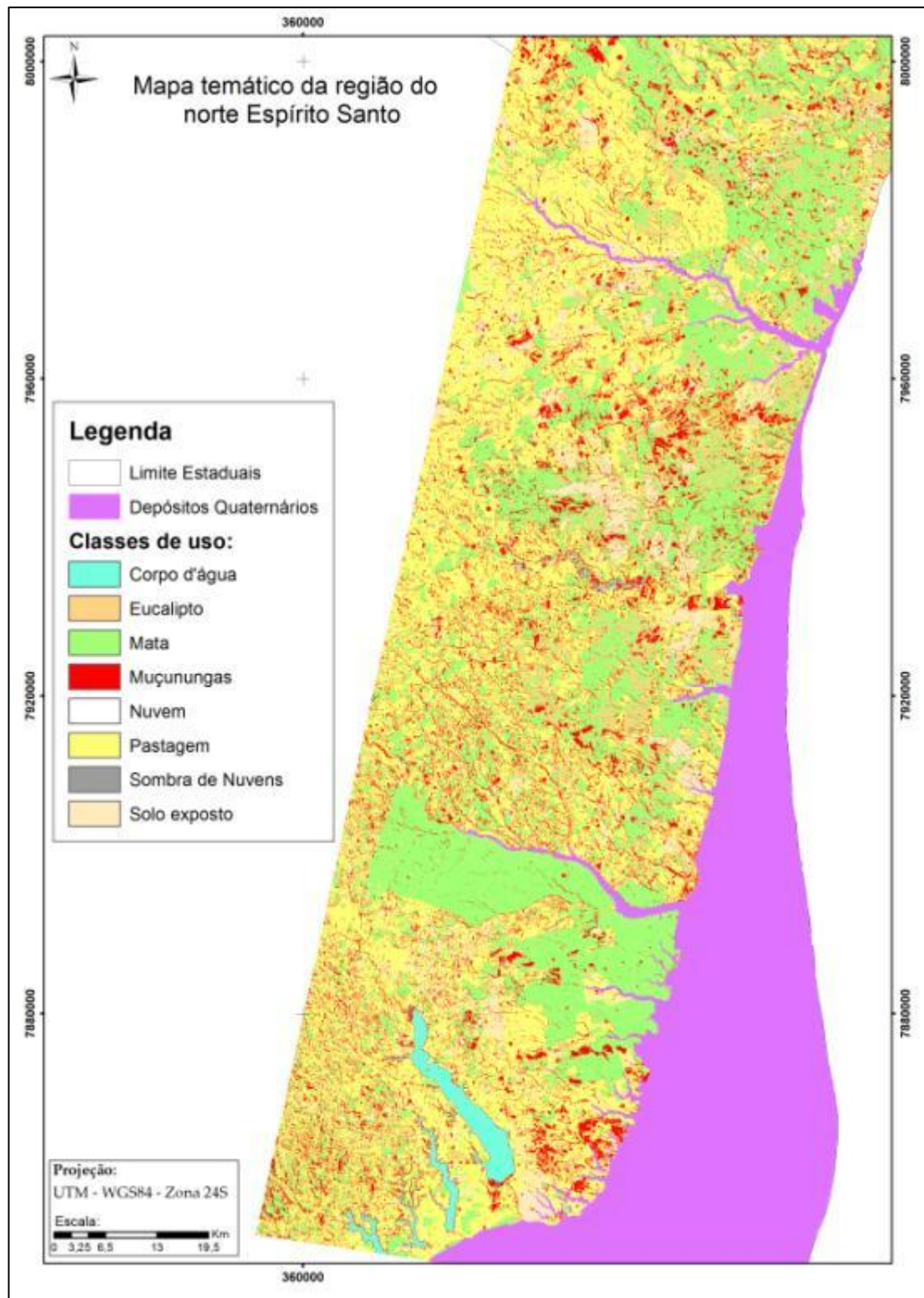


Figura 13. Uso e cobertura do solo utilizando o algoritmo MaxVer na região do litoral do Espírito Santo.

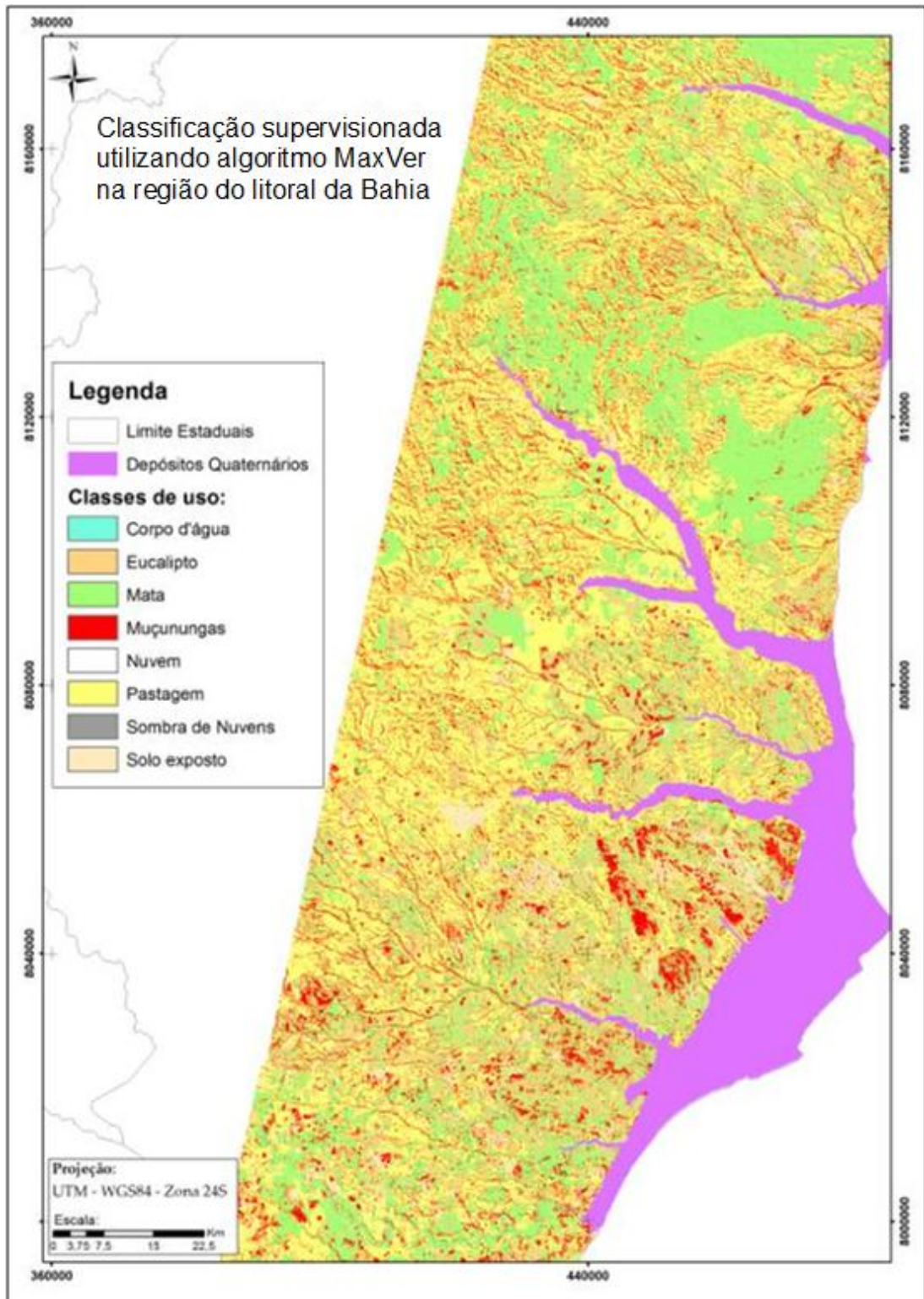


Figura 14. Classificação supervisionada utilizando algoritmo MaxVer na região do litoral da Bahia.

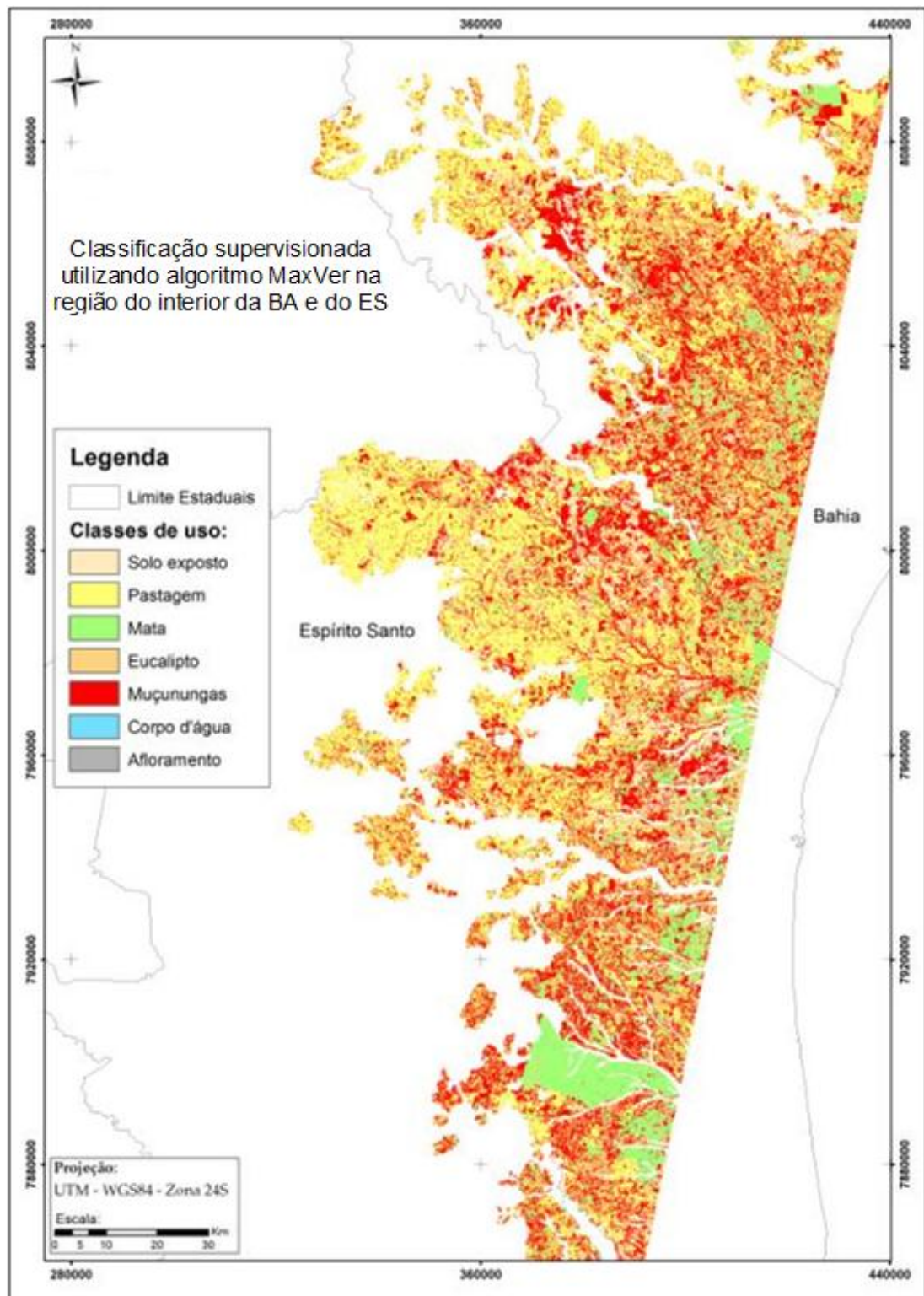


Figura 15. Classificação supervisionada utilizando algoritmo MaxVer na região do interior da Bahia e do Espírito Santo.

Tabela 18. Resumo da matriz de confusão para a região litoral do Espírito Santo

Classes	Muçununga clara	Muçununga escura
Afloramento	-	-
Pastagem	0,20%	-
Muçununga clara	74,21%	5,80%
Muçununga escura	19,6%	93,20%
Corpo d'água	-	1,0%
Mata	6,08%	-

Tabela 19. Resumo da matriz de confusão para a região litoral da Bahia

Classes	Muçununga clara	Muçununga escura
Eucalipto	0,62%	-
Pastagem	5,5%	-
Muçununga clara	76,63%	8,8
Muçununga escura	5,5%	80,4%
Sombra de nuvem	-	0,53%
Corpo d'água	-	10,1

Tabela 20. Resumo da matriz de confusão na região do interior da Bahia e do Espírito Santo

Classes	Muçununga clara	Muçununga escura
Afloramento	-	0,31%
Pastagem	9,75%	0,15%
Muçununga clara	66,75%	2,64%
Muçununga escura	20,30%	86,4%
Corpo d'água	-	10,46%
Mata	0,69%	-

Comparando as imagens classificadas com as respectivas imagens, nota-se que as muçunungas foram bem classificadas pelo algoritmo de MaxVer, que representou bem a forma alongada, amebóide ou arredondada desse enclave vegetacional. Entretanto, esta classe confunde-se com pastagem, corpo d'água e eucalipto. Isto pode ser explicado pela complexidade das muçunungas, uma vez que possuem diferentes microambientes, que podem ou não ter presença de água e/ou solo hidromórfico, dependendo da época do ano. A presença de água, por sua vez, promove a confusão da muçununga com leitos de rio. Já quando a fitofisionomia da muçununga é graminóide, esta pode confundir-se com a pastagem ou solo exposto. Essas confusões entre classes superestimou a área de muçununga nas regiões de estudo (Figuras 16 a 21).

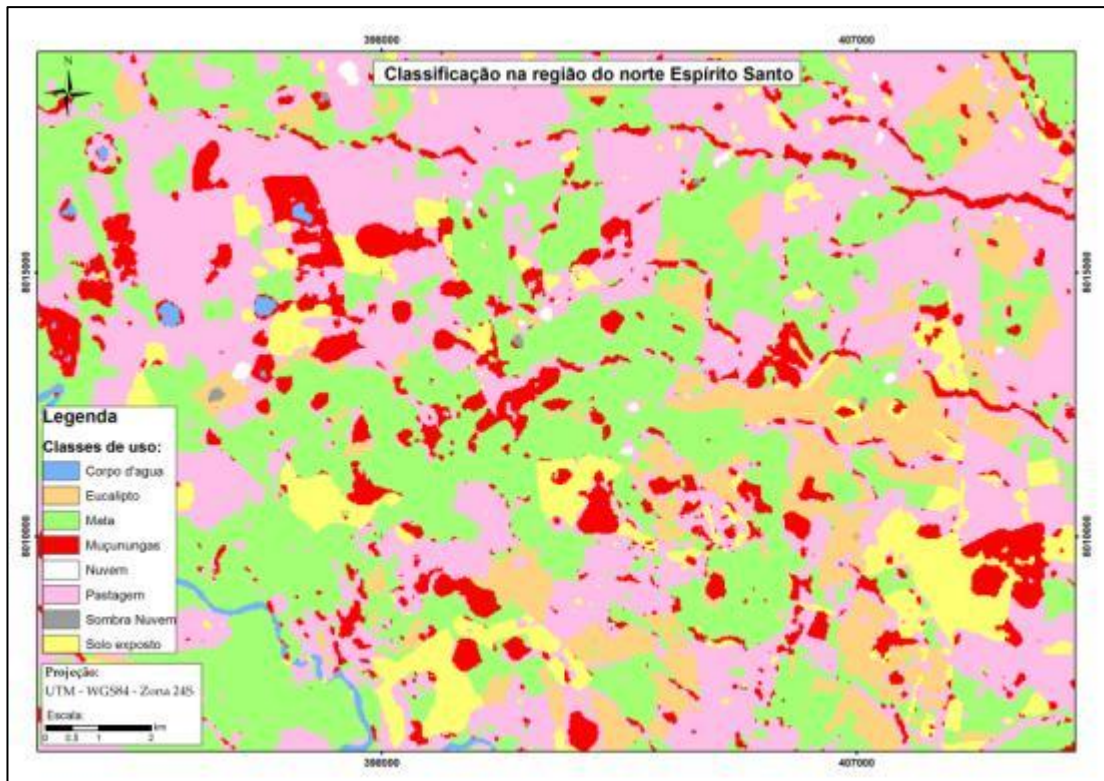


Figura 16. Mapa temático utilizando o MaxVer na região do litoral do Espírito Santo.

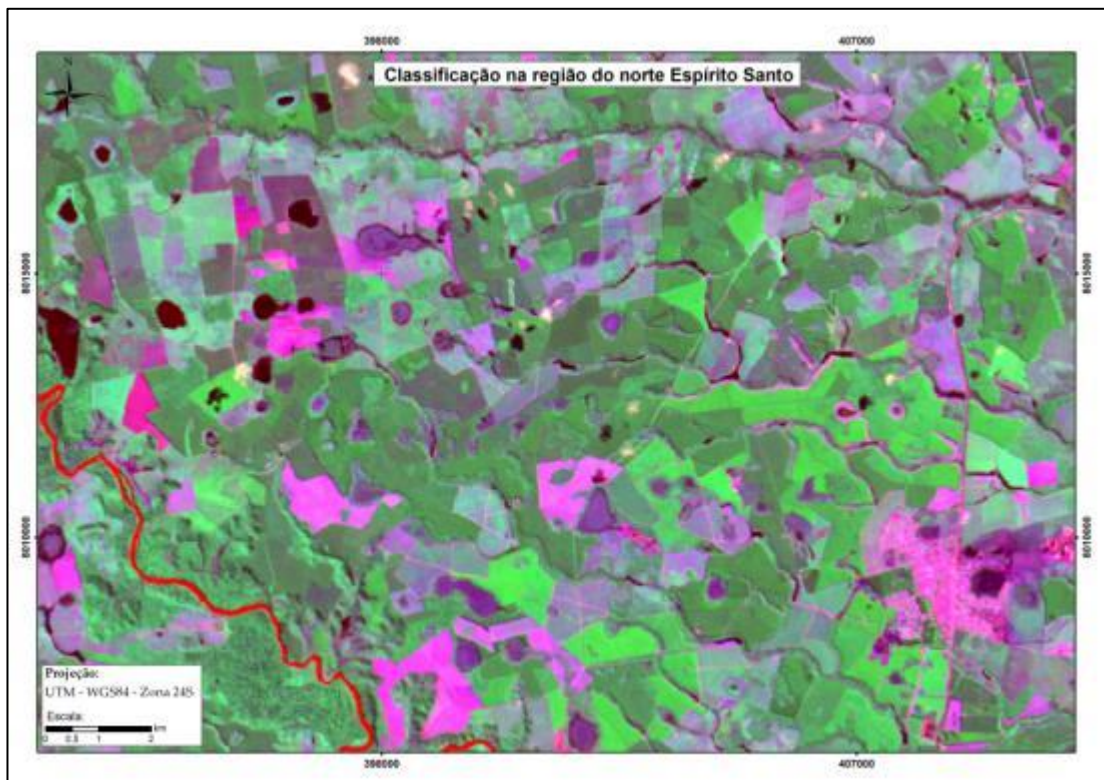


Figura 17. Imagem do sensor TM/Landsat5 da região do litoral do Espírito Santo.

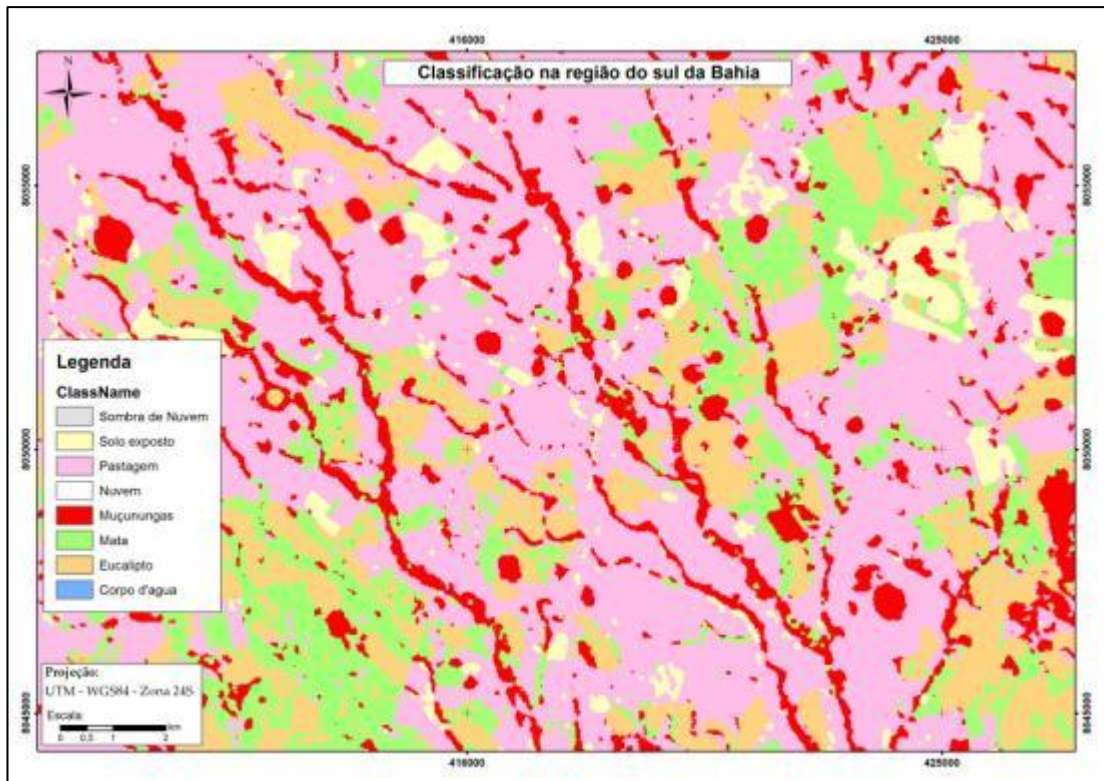


Figura 18. Mapa temático utilizando o algoritmo MaxVer na região do litoral da Bahia.

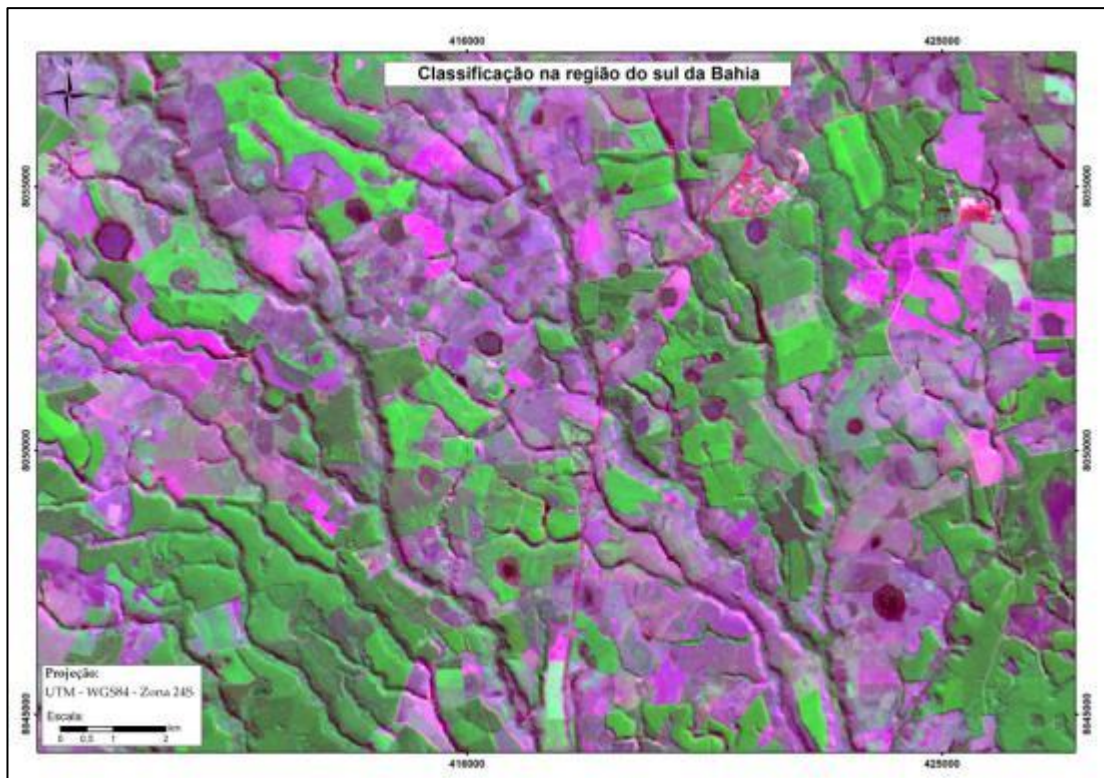


Figura 19. Imagem do sensor TM/Landsat5 da região litoral da Bahia.

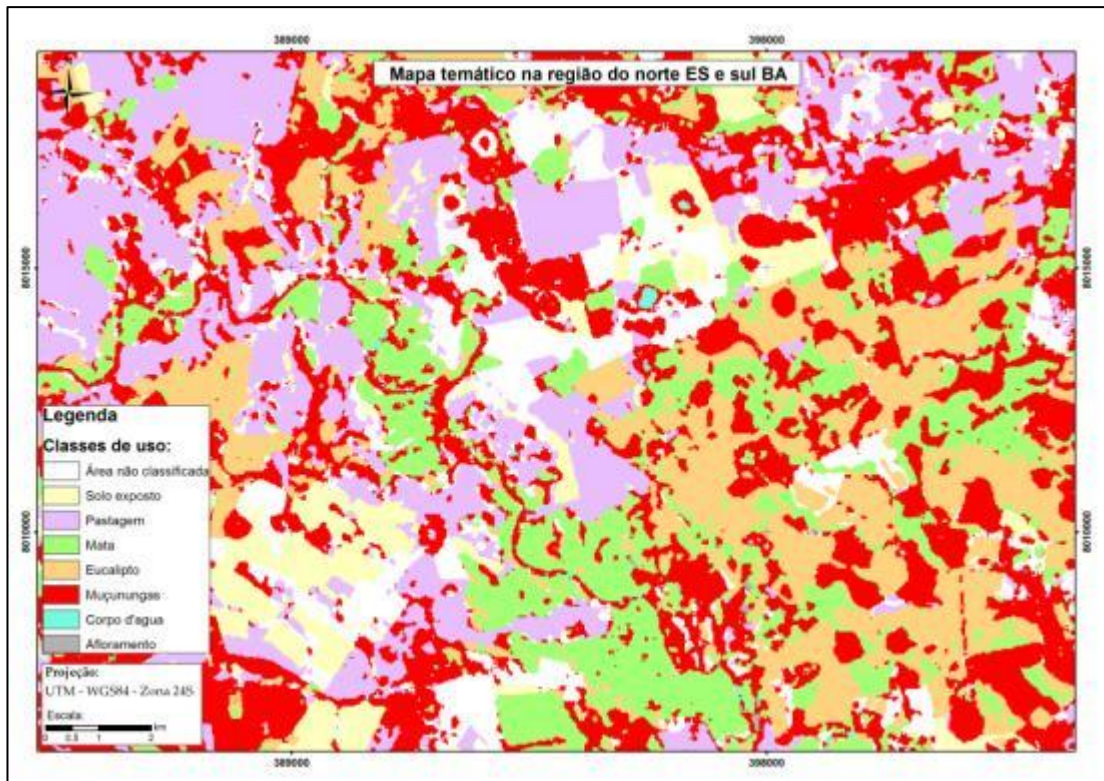


Figura 20. Mapa temático utilizando o MaxVer na região do interior da Bahia e do Espírito Santo.

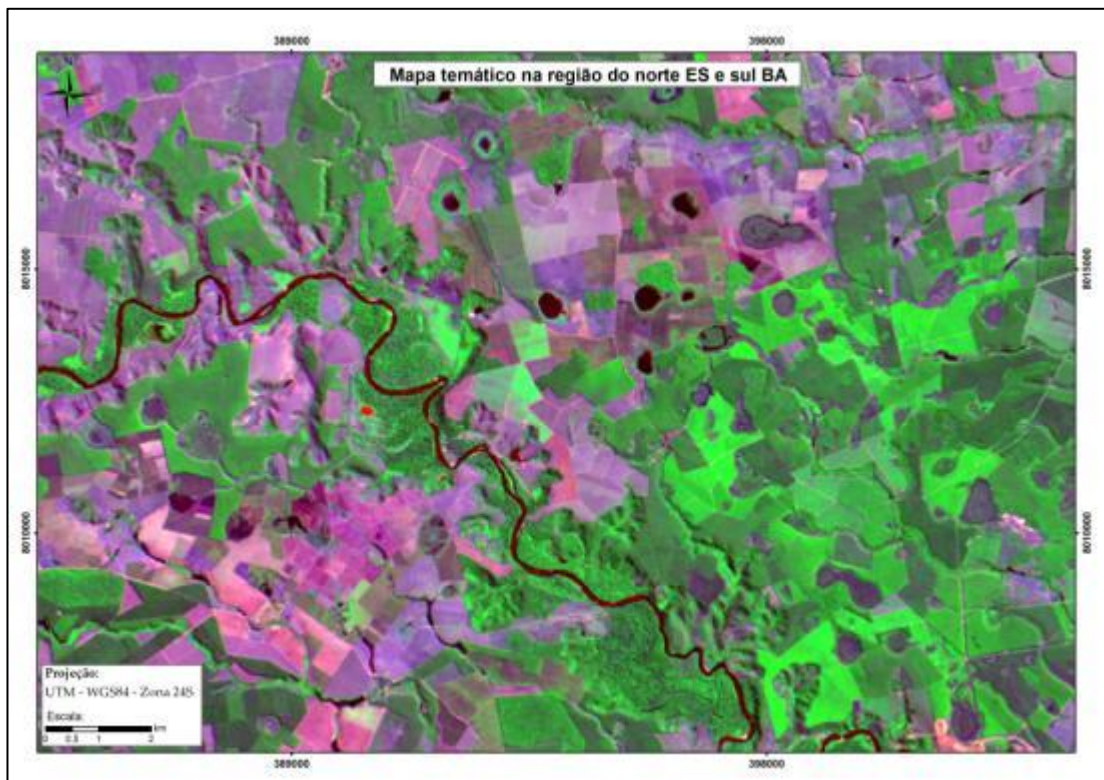


Figura 21. Imagem do sensor TM/Landsat5 no interior da Bahia e do Espírito Santo.

4. CONCLUSÕES

O desempenho do classificador o *Support Vector Machine* (SVM) pode ser considerado satisfatório, porém a classificação por este método se mostrou menos eficaz que por meio do MaxVer, que apresentou resultados superiores com as 1023 combinações realizadas no ArcGIS para as três regiões analisadas.

As classes de muçununga (clara e escura) confundiram-se entre si. Também houve confusão das muçunungas com as classes corpos d'água, pastagem e mata.

O uso do índice de vegetação normalizada (NDVI) promoveu melhoria no índice Kappa, mas o incremento é mais significativo na classificação obtida a partir da combinação deste índice com as bandas do visível. A utilização das componentes principais não resultou em aumento significativo na acurácia das classificações, exceto para aquelas que só apresentavam bandas do visível.

As informações extraídas do mapa temático permitem indicar que as muçunungas ocupam 22,24% da área de estudo, o que equivale a 175.120,22 hectares. Este número é representativo, denotando a importância deste tipo de vegetação na paisagem regional.

5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMARAL, M.V.F.; SOUZA, A.L.; SOARES, V.P.; SOARES, C.P.; LEITE, H.G.; MARTINS, S.V.; FERNANDES, E.I.F.; LANA, J.M. Avaliação e comparação de métodos de classificação de imagens de satélite para o mapeamento de estádios de sucessão florestal. **Revista Árvore**.33 (3): 575-582, 2009.

BOAS, G da S. V. **O Grupo Barreiras na região nordeste do estado da Bahia: estratigrafia, sedimentologia e geologia ambiental - um modelo de gestão**. Curso de Pós-Graduação em Geologia (UFBA). Disponível em: <<http://www.cpgg.ufba.br/lec/Barreiras.htm>>. Acesso: 25 jan. 2012.

CÂMARA, G.; CARVALHO, M. S. **Análise espacial de dados geográficos**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2006.

CAMPBELL, J.B. **Introduction to remote sensing**. New York: The Guilford Press, 551 p., 1987.

CINTRA, F.L.D. & LIBARDI, P.L. Caracterização física de uma classe de solo do ecossistema de Tabuleiros Costeiros. **Scientia Agricola**.: 55: 367-378, 1998.

CONGALTON, R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing Environmental** 37 (1): 35-46, 1999.

EMBRAPA. Centro de Pesquisa Agropecuária dos Tabuleiros Costeiros. **Plano Diretor do Centro de Pesquisa Agropecuária dos Tabuleiros Costeiros (CPATC)**. Brasília: Embrapa, SPI, 37 p., 1994.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Levantamento generalizado e semidetalhado de solos da Aracruz no Estado do Espírito Santo e no extremo sul do Estado da Bahia e sua aplicação aos plantios de eucalipto**. 2ª. ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 111 p., 1999.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 2ª. ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 306 p., 2006.

GEOBASES - Bases Geoespaciais do Estado do Espírito Santo. **Base de hidrografia**. Disponível em: <http://www.geobases.es.gov.br/portal/index.php/navegadores.html>. Acesso: 20 set. 2011.

GUINDON, Luc, 2002. **Spectral signatures, the coleap project**. Natural Resources Canada. Disponível em: <http://www.cfl.cfs.nrcan.gc.ca/ECOLEAP/data/spec_sign.html>. Acesso: 15 set. 2012.

HORNING, N.; ROBINSON, J.A.; STERLING, E.J.; TURNER, W.; SPECTOR, S. **Remote sensing for ecology and conservation**. Oxford: New York, p.451, 2010.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Carta do Brasil**. Folha SE-24 Rio Doce: geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação e uso potencial da terra. Rio de Janeiro: IBGE, 548 p., 1987.

- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Mapa de Unidades de Relevo do Brasil**. Rio de Janeiro: IBGE, 2006.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Base cartográfica**. Rio de Janeiro: IBGE, 2011.
- INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). Catálogo de imagens. Disponível em: <http://www.inpe.br/>. Acesso: 15 nov. 2011.
- KAVZOGLU, T.; VIEIRA, C.A.O. An analysis of artificial neural network pruning algorithms in relation to land cover classification accuracy. *In: Proceedings of the remote sensing students conference*. Oxford: UK, p. 53-58, 1998.
- MEIRA NETO, J.A.A.; Souza, A.L.; Lana, J.M.; Valente, G.E. Composição florística, espectro biológico e fitofisionomia da vegetação de Muçununga nos municípios de Caravelas e Mucuri, Bahia. **Revista Árvore** 29 (1): p.139-150, 2005.
- MOREIRA, M.A.; RUDORFF, B.F.T.; BARROS, M.A.; FARIA, V.G.C.; ADAMI, M. Geotecnologias para mapear lavouras de café nos estados de Minas Gerais e São Paulo. **Engenharia Agrícola** 30 (6): 1123-1135, 2010.
- NUNES, F. C.; SILVA, E. F. **Grupo Barreiras: conhecer para melhor atuar**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2011.
- OLIVEIRA, Felipe Pinho, **Monodominância de Aroeira: fitossociologia, relações pedológicas e distribuição espacial em Tumiritinga-MG**. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV, 2011.
- PRADO, R.B.; FERREIRA, C.E.G.; BENITES, V.M.; NAUMOV, A. **Mapeamento e descrição do padrão de uso e cobertura da terra em municípios do sudoeste goiano a partir de imagens orbitais TM/Sensor TM/Landsat5-5**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 44 p., 2009.
- RADAMBRASIL. **Levantamento de Recursos Naturais**. v. 34. Folha SE.24 Rio Doce. Rio de Janeiro: IBGE, 548 p., 1987.
- RAMIREZ, G.M.; ZULLO, J.J.; ASSAD, E.D.; PINTO, H.S. Comparação de dados dos satélites Ikonos-II e Sensor TM/Landsat5/ETM+ no estudo de áreas cafeeiras. **Pesquisa Agropecuária Brasileira** 41 (4): 661-666, 2010.
- RIZZINI, C. T. **Tratado de Fitogeografia do Brasil**. São Paulo: HUCITECEDUSP, v.2, 374 p., 1979.
- ROSENFELD, G. H.; FITZPATRICK-LINS, K.A. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing** 52 (2): 223-227, 1986.
- SAPORETTI JUNIOR, A. W. **Vegetação e solos de muçununga em Caravelas, Bahia**. Tese (doutorado) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV, 127p. 2009.
- SARCINELLI, T. S., **Muçunungas: Enclaves de vegetação arenícola na Floresta Atlântica de Tabuleiro**. Tese (doutorado) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV, 186p. 2010.
- SIMONELLI, M. **Comparação florística e estrutura do estrato arbóreo de uma muçununga na Reserva Florestal de Linhares, Espírito Santo**. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV. 101 p. 1998.

SIMONELLI, M.; SOUZA, A.L.; PEIXOTO, A.L.; SILVA, A.F. Floristic composition and structure of the tree component of a Muçununga Forest in the Linhares Forest Reserve, Espírito Santo, Brazil. In: Thomas, W. (ed.). **The Atlantic Coastal Forest of Northeastern Brazil**. New York: The New York Botanical Garden, p. 345-364, 2008.

SILVA, A. B. da; ARAÚJO FILHO, J. C. de. **Zoneamento agroecológico do Nordeste**: diagnóstico do quadro natural e agrossocioeconômico. v.1, p.46-48; 1993.

SULSOFT. Envi: curso avançado (Manual do Curso de Envi 4.6). SULSOFT, 2009.

TSO, B.; MATHER, P. **Classification methods for remotely sensed data**. Danvers: Taylor e Francis Group, p. 317, 2009.

VELOSO, H.P.; RANGEL FILHO, A.L.R.; LIMA, J.C.A. **Classificação da Vegetação Brasileira, adaptada a um Sistema Universal**. Rio de Janeiro: IBGE, 1991.

VIEIRA, C.A.O. **Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study**. Tese (Doutorado) - Universidade de Nottingham, 353p., 2000.

ANÁLISE ESPACIAL DAS MUÇUNUNGAS NA REGIÃO NORTE DO ESPÍRITO SANTO E SUL DA BAHIA

RESUMO - Em áreas de domínio da Formação Barreiras na região sul da Bahia e norte do Espírito Santo, com seu relevo tabular característico e com predominância de Argissolos e Latossolos Amarelos, ocorre um tipo de vegetação associado a Floresta Atlântica denominado regionalmente de Muçununga. As muçunungas ocorrem em áreas depressionais, de formato circular, alongado ou amebóide, sobre solos de textura arenosa, que acumulam água no período de chuvas. O presente trabalho teve o objetivo de avaliar a classificação supervisionada pelo algoritmo MaxVer na imagem Rapideye por meio de classificação visual e analisar o padrão de distribuição, tamanho, frequência e densidade das áreas de muçununga. Para realizar a análise espacial das áreas de muçununga, a região foi dividida em faixas de 10 km a partir do litoral em direção ao interior dos estados da Bahia e do Espírito Santo onde foi comparada a percentagem e a área de muçunungas em cada faixa. Foram mapeadas visualmente 6.366 áreas de muçunungas em toda a região, ocupando cerca de 9,08% da região. Por meio da classificação supervisionada, estimou-se que 16,75% da região estudada é ocupada por muçununga. Esta classificação superestimou as áreas de muçununga, pois esta classe foi confundida com outros usos do solo como pastagem, mata e corpo d'água. A maioria das áreas de muçununga apresenta tamanho inferior a cinco hectares, e apenas treze áreas possuem acima de 100 hectares, o que dificultou sua classificação e quantificação. No litoral, a presença de muçunungas é menor em relação ao interior devido a presença dos depósitos de areia do Quaternário. Já nas distâncias de 20 a 40 km do litoral, as muçunungas mapeadas apresentaram percentuais de frequência semelhantes, além disso, apresentou quase 70% de muçunungas. Já adentrando mais ao interior nota-se uma diminuição da frequência das áreas de muçunungas uma vez que vai chegando próximos de afloramentos rochosos. Foi constatado neste estudo um número muito elevado de pequenas áreas de muçununga, o que indica uma grande fragilidade ambiental, pois muita dessas áreas estão em meio a plantios de eucalipto, pastagens entre outros, restando apenas as áreas mais centrais dessa vegetação.

Palavras-chave: Muçunungas, frequência, Espodosolos, padrão de distribuição.

1. INTRODUÇÃO

Na região sul da Bahia e norte do Espírito Santo, em áreas de domínio da Formação Barreiras, com seu relevo tabular característico e predominância de Argissolos e Latossolos Amarelos (Embrapa, 2000), ocorre um tipo de vegetação associado à Floresta Ombrófila Densas de Terras Baixas (Veloso et al., 1991) denominado regionalmente de Muçununga.

O termo Muçununga é um substantivo feminino usado na Bahia para designar terra arenosa, úmida e fofa (Ferreira 1988). As muçunungas ocorrem na região de forma descontínua, na forma de manchas que variam desde circulares, ameboides até alongadas. Além do sul da Bahia e norte do Espírito Santo, Barbosa (1996) aponta a existência de áreas de vegetação semelhante às muçunungas no estado da Paraíba, também sobre solos arenosos e em domínio da Floresta Atlântica. Já Mendonça (2011) indica a ocorrência de uma vegetação denominada Campinarana em meio à Floresta Tropical Amazônica, sobre solos arenosos e hidromórficos.

Segundo Saporetti Junior (2009), no sul da Bahia essas formações vegetais são chamadas “Muçunungas” e no norte do Estado do Espírito Santo chamadas de “campos nativos” ou “nativos”. A Muçununga é uma vegetação pouco conhecida e vulnerável, pois de acordo com a Lei nº 11.428, de 22 de dezembro de 2006, capítulo 1, artigo 2º, que dispõe sobre a proteção legal das formações florestais e ecossistemas relacionados ao Bioma Floresta Atlântica, a Muçununga não está incluída. A falta de amparo legal coloca esse tipo de vegetação em grande risco, uma vez que está sujeito a qualquer tipo de degradação. A carência de conhecimento e incentivo à pesquisa condiciona à ausência de mecanismos legais de conservação da sua biodiversidade (Saporetti Junior, 2009).

“Art. 2º Para os efeitos desta Lei, consideram-se integrantes do Bioma Mata Atlântica as seguintes formações florestais nativas e ecossistemas associados, com as respectivas delimitações estabelecidas em mapa do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, conforme regulamento: Floresta Ombrófila Densa; Floresta Ombrófila Mista, também denominada de Mata de Araucárias; Floresta Ombrófila Aberta; Floresta Estacional Semidecidual; e Floresta Estacional Decidual, bem como os manguezais, as vegetações de restingas, campos de altitude, brejos interioranos e encaves florestais do Nordeste.”.

Apesar das diferenças edáficas, em alguns casos, a Muçununga apresenta formação florestal à semelhança de áreas de Floresta Atlântica (Simonelli et al., 2008; Saporetti Junior, 2009; Sarcinelli, 2010). Em outros casos, entretanto, assume fitofisionomias campestres ou uma mistura de espécies herbáceas e arbustivas (Meira

Neto et al., 2005; Araujo et al., 2008; Sarcinelli, 2010). As muçunungas estão relacionadas a regiões com maior precipitação, podendo indicar climas atuais ou pretéritos úmidos ou superúmidos, com prevalência de processos pedogenéticos que levaram à destruição de argilas, mobilidade de complexos organominerais e perdas acentuadas de nutrientes (Schaefer, dados não publicados). O acúmulo de água em porções rebaixadas do relevo ou pequenas depressões de platôs (Schwartz, 1988) ocasionaria um ambiente propício à ocorrência de ferrólise (Brinkman, 1970), promovendo a destruição das argilas e a permanência de material mais arenoso, relacionado com a gênese dos Espodosolos no domínio dos Tabuleiros Costeiros. Desta maneira, os solos das muçunungas são geralmente arenosos, distróficos, ácidos e álicos, sendo a concentração de nutrientes maior à superfície, condicionada ao aporte de matéria orgânica (Saporetti Junior, 2009; Sarcinelli, 2010). Além de relativamente pequenas em extensão, este tipo de vegetação é ecologicamente único em função das adaptações às condições de pobreza nutricional do solo, com espécies tolerantes a extremos de excessos e falta de água. Mais estudos são necessários para suprir a deficiência de conhecimento acerca deste tipo de vegetação. Não existem trabalhos que delimitam a distribuição espacial das muçunungas e correlacionam sua ocorrência a fatores ambientais.

Neste contexto, o presente trabalho teve o objetivo de avaliar a classificação supervisionada pelo algoritmo MaxVer a partir da imagem Rapideye por meio da classificação visual, analisar o padrão de distribuição espacial das muçunungas na região sul da Bahia e norte do Espírito Santo de acordo com o seu tamanho, heterogeneidade, densidade e frequência das mesmas, a fim de entender o processo de formação desse enclave vegetacional.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Caracterização da área de estudo

A vegetação de Muçununga, alvo do presente estudo, está inserida na região norte do Espírito Santo e sul da Bahia como enclaves em áreas de Floresta Ombrófila Densa de Terras Baixas, também conhecida como Floresta de Tabuleiro, por ocorrer sobre os Tabuleiros Costeiros do Grupo Barreiras (Figura 1).

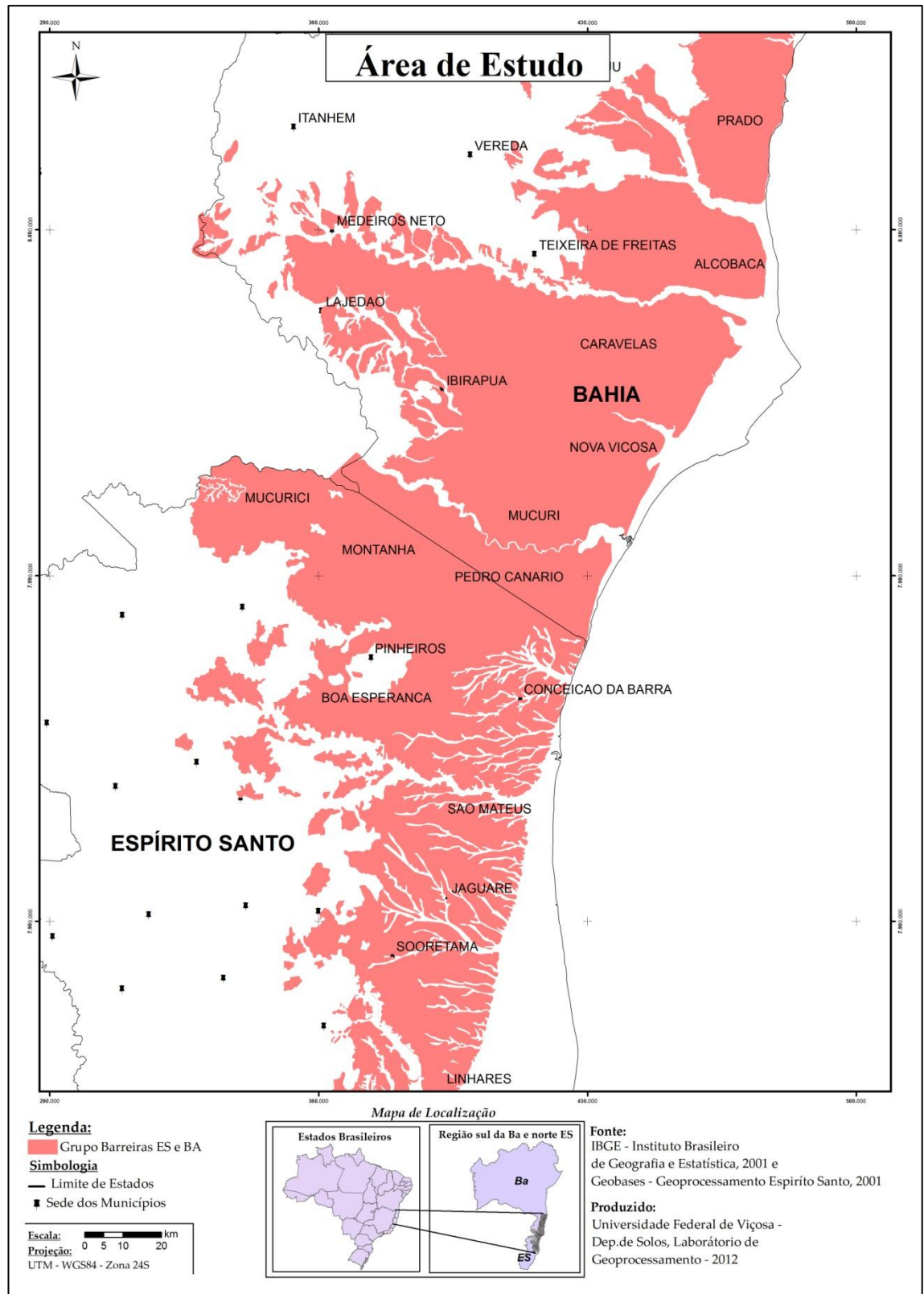


Figura 1. Mapa de localização da área de estudo.

Há várias diferenciações entre as muçunungas quanto ao formato, quantidade de água, quantidade de vegetação em sua borda e quantidade de solo exposto (Figura 2 e 3). No trabalho de Saporetto Junior (2009) foi proposta uma classificação

fisionômica da vegetação de Muçununga quanto à estrutura e florística (Figura 4Erro! Fonte de referência não encontrada., 5 e 6).

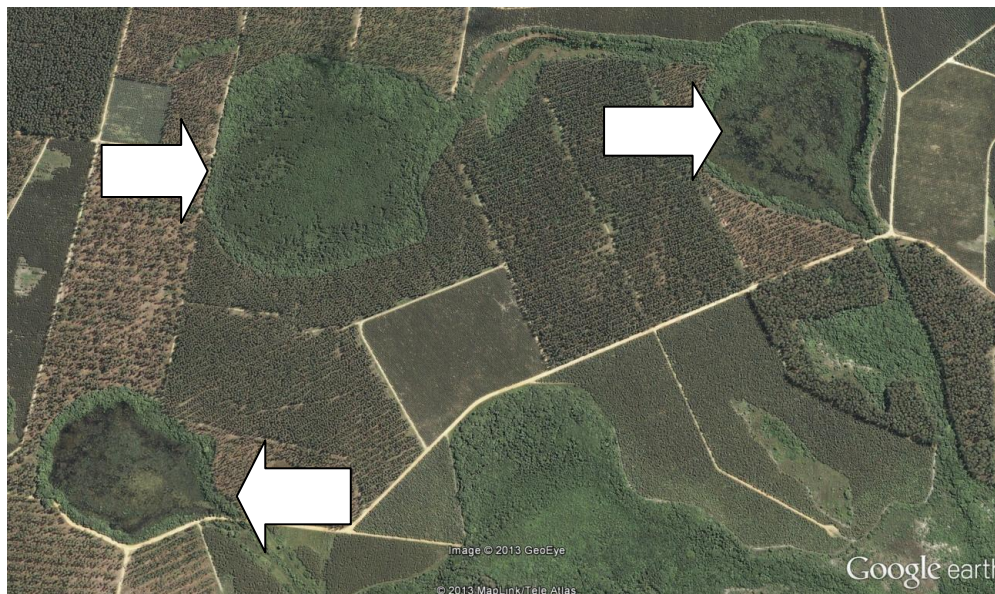


Figura 2. Três áreas de muçununga, interligadas pela rede de drenagem, apresentam formato circular e alongado, e são cercadas por plantio de eucalipto, em Nova Viçosa, Bahia (Fonte: Google Earth).



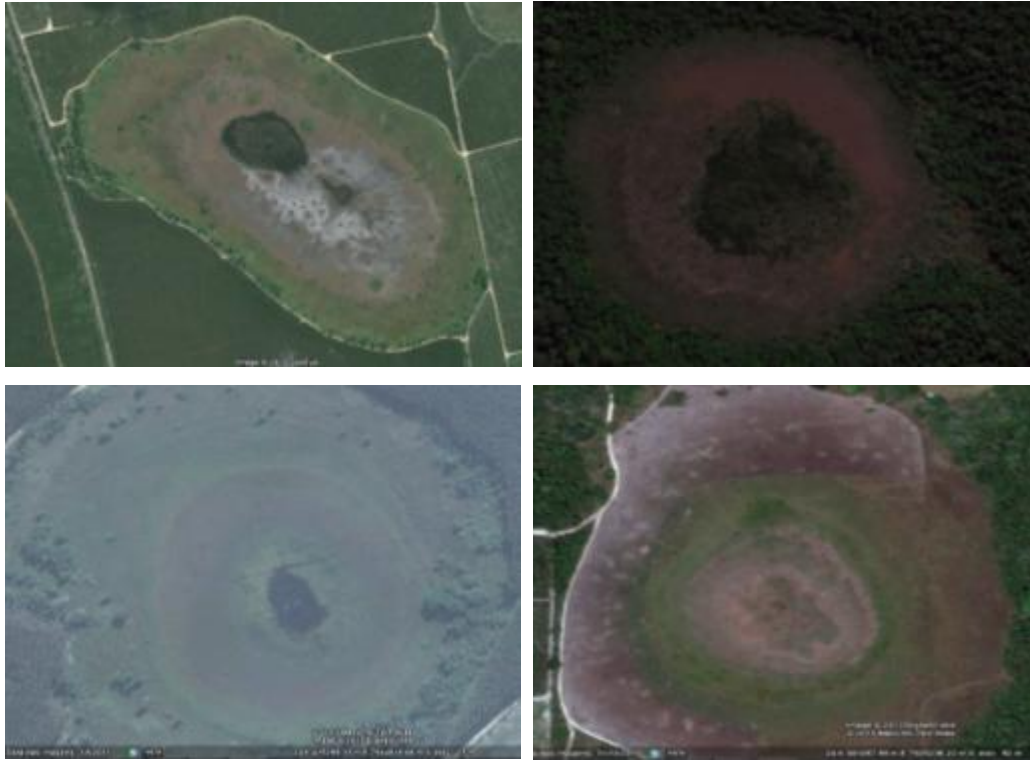


Figura 3. Muçunungas de formato alongado e circular na região norte do Espírito Santo e sul da Bahia (Fonte: Google Earth).



Figura 4. Muçununga gramíneo-lenhosa graminóide e Muçununga gramíneo-lenhosa de *Bonnetia*, respectivamente. Fonte: Saporetti Junior, 2009.



Figura 5. Muçununga arborizada aberta e Muçununga arborizada típica, respectivamente. Fonte: Saporetti Junior, 2009.



Figura 6. Formação de ilhas com bromélias e Muçununga florestada, respectivamente. Fonte: Saporetti Junior, 2009.

As muçunungas ocorrem principalmente sobre Espodosolos, desenvolvidos predominantemente de materiais arenoquartzosos, sob condições de umidade elevada, em clima tropical e subtropical, em relevo plano a suave ondulado, áreas de surgente, abaciamentos e depressões (Embrapa, 1999). Estes solos apresentam horizonte com acumulação iluvial de matéria orgânica e complexos organometálicos de alumínio e ferro, imediatamente abaixo de horizonte de eluviação (Embrapa, 2006).

Pela classificação de Köppen, os tipos climáticos que predominam na região de ocorrência das muçunungas são: Af - tropical quente e úmido em que o mês mais frio atinge temperatura superior a 18°C e o mês mais seco têm precipitação igual ou superior a 60 mm; e Am - tropical chuvoso de monção, com inverno seco, onde o mês menos chuvoso acusa precipitação inferior a 60 mm (Embrapa, 2000).

2.2 Base de dados

Foram utilizados três mosaicos de imagem Rapideye com as devidas correções radiométricas e geométricas, disponibilizados pela empresa Fibria Celulose. Os mosaicos cobrem uma região desde Linhares, norte do Espírito Santo, até Prado, sul da Bahia. As imagens Rapideye possuem resolução espacial de 5 m, sendo composta pelas bandas azul (440 – 510 μm), verde (520 – 590 μm), vermelho (630 – 685 μm), *red-edge* (690 – 730 μm) e infravermelho próximo (760 – 850 μm) (Felix; Kazmierczak e Espindola, 2009). Os três mosaicos foram apresentados com as seguintes datas: o mosaico 1 do dia 23/07/12, e os mosaicos 2 e o 3 formados por cenas dos dias 22/09/12, 13/09/12, 03/09/12, 19/09/12, 18/09/12 e 22/08/12.

Como a área litorânea onde se localizam os cordões arenosos do Quaternário possui vegetação de restinga com resposta espectral muito próxima àquela das

muçunungas, recortamos a imagem retirando a área do Quaternário, de modo a reduzir a confusão entre os dois tipos de vegetação.

2.2.1 Modelo Digital de Elevação

Para confecção do Modelo Digital de Elevação (MDE) utilizaram-se as imagens disponibilizadas gratuitamente na *web* pela *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), missão da NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) com resolução de 90 x 90 metros (Figura 7).

Foi realizado o cruzamento do MDE com as muçunungas mapeadas, para se extrair dados de altitude e declividade predominantes nesta vegetação.

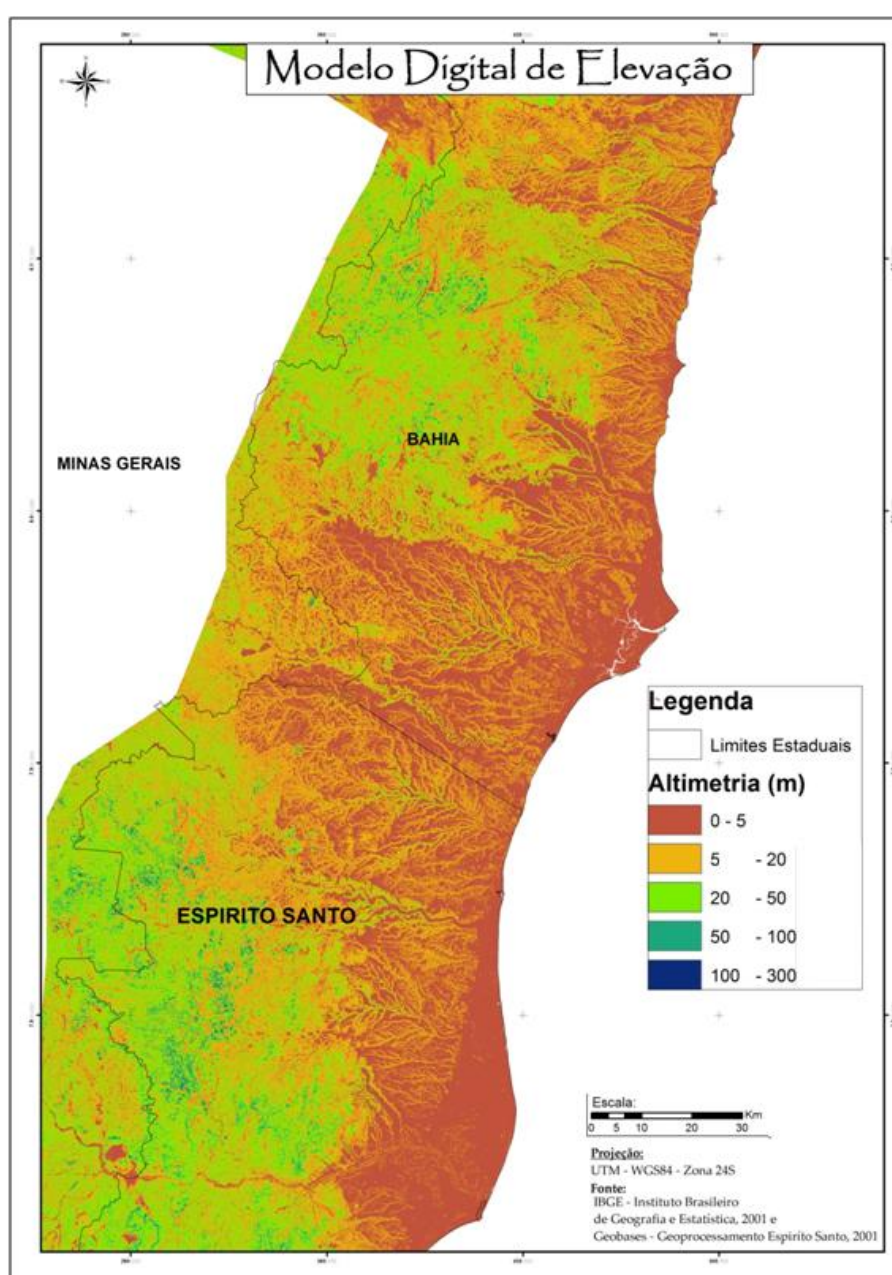


Figura 7. Modelo Digital de Elevação da região do sul da Bahia e norte do Espírito Santo.

2.3 Análise dos dados

2.3.1 Classificação automática

Para a definição das classes de uso e cobertura do solo levou-se em consideração o conhecimento prévio da área, as características de resposta espectral dos alvos de interesse e a capacidade das imagens orbitais utilizadas neste estudo em separar feições.

Foram definidas nove classes de uso e cobertura do solo: mata, solo exposto, pastagem, eucalipto, muçununga clara, muçununga escura, corpo d'água, sombra de nuvens e nuvens.

A diferenciação entre muçunungas claras e escuras foi determinada em razão das diferentes respostas do ponto de vista espectral, na combinação RGB 3,4,5. A muçununga escura apresenta uma coloração vermelha escura que causa confusão com corpos d'água, devido ao excesso de água no solo, e a muçununga com reflectância clara tem uma coloração roxa que provoca confusão com áreas de pastagem e solo exposto.

Para a definição das amostras de treinamento foi utilizada a recomendação de Congalton & Green (1999), extraindo-se 75 amostras por classe de uso do solo e não houve sobreposição de amostras de treinamento com as de validação (Campbell, 1987). Foram utilizadas amostras quadrangulares de 10 a 15 m.

As amostras de validação foram obtidas a partir de base de dados de uso do solo fornecida pela Fibria Celulose, onde são limitados polígonos de diferentes usos do solo e tipos de vegetação, incluindo as muçunungas.

A classificação supervisionada foi realizada utilizando-se o algoritmo MaxVer, por meio do *software* ArcGis10.1 da ESRI.

A acurácia das classificações foi avaliada pelo índice Kappa, por meio da utilização de amostras de treinamento, cuja equação, segundo Rosenfield e Fitzpatrick-Lins 1986, é apresentada a seguir:

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^c x_{ii} - \sum_{i=1}^c x_{il} x_{li}}{n^2 - \sum_{i=1}^c x_{il} x_{li}}$$

em que:

k = Estimativa do coeficiente Kappa;

x_{ii} = Valor na linha i e coluna i (diagonal) da matriz de erros;

x_{il} = Total da linha i ;

x_{li} = Total da coluna i;

n = Número total de amostras;

c = Número total de classes.

O índice Kappa pode ser avaliado qualitativamente de acordo com a Tabela 1 Tabela 5.

Tabela 3. Qualidade do Índice Kappa

Coeficiente Kappa	Interpretação
< 0,00	Péssima
0,01 - 0,20	Ruim
0,21 - 0,40	Razoável
0,41 - 0,60	Boa
0,61 - 0,80	Muito boa
0,81 - 1,00	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis e Koch (1977).

Após a classificação e a avaliação da acurácia, as imagens foram utilizadas para confecção de mapas temáticos, que permitiram a análise espacial da distribuição geográfica das muçunungas.

2.3.2 Classificação visual

Realizou-se a classificação visual das imagens, tomando-se por base padrões de fotointerpretação clássica, a saber: forma, cor, textura, padrão e fitofisionomias, facilmente detectáveis nas imagens de satélite. O mapeamento foi realizado com este método em razão das confusões que os classificadores fazem para separar muçununga de mata, eucalipto, pastagem, corpo d'água, e solo exposto, conforme apresentado no Capítulo 1 desta dissertação.

2.4 Análise espacial

A região foi dividida em faixas de 10 km a partir do litoral em direção ao interior dos estados da Bahia e do Espírito Santo. Para isso, foram criados sete *buffers* a partir da linha da costa (Figura 8). Além disso, foram feitos quatro recortes da região de estudo na direção leste/oeste (Figura 9). Foram analisados o tamanho, a distribuição, a frequência e a densidade das muçunungas na região, nas diferentes seções criadas.

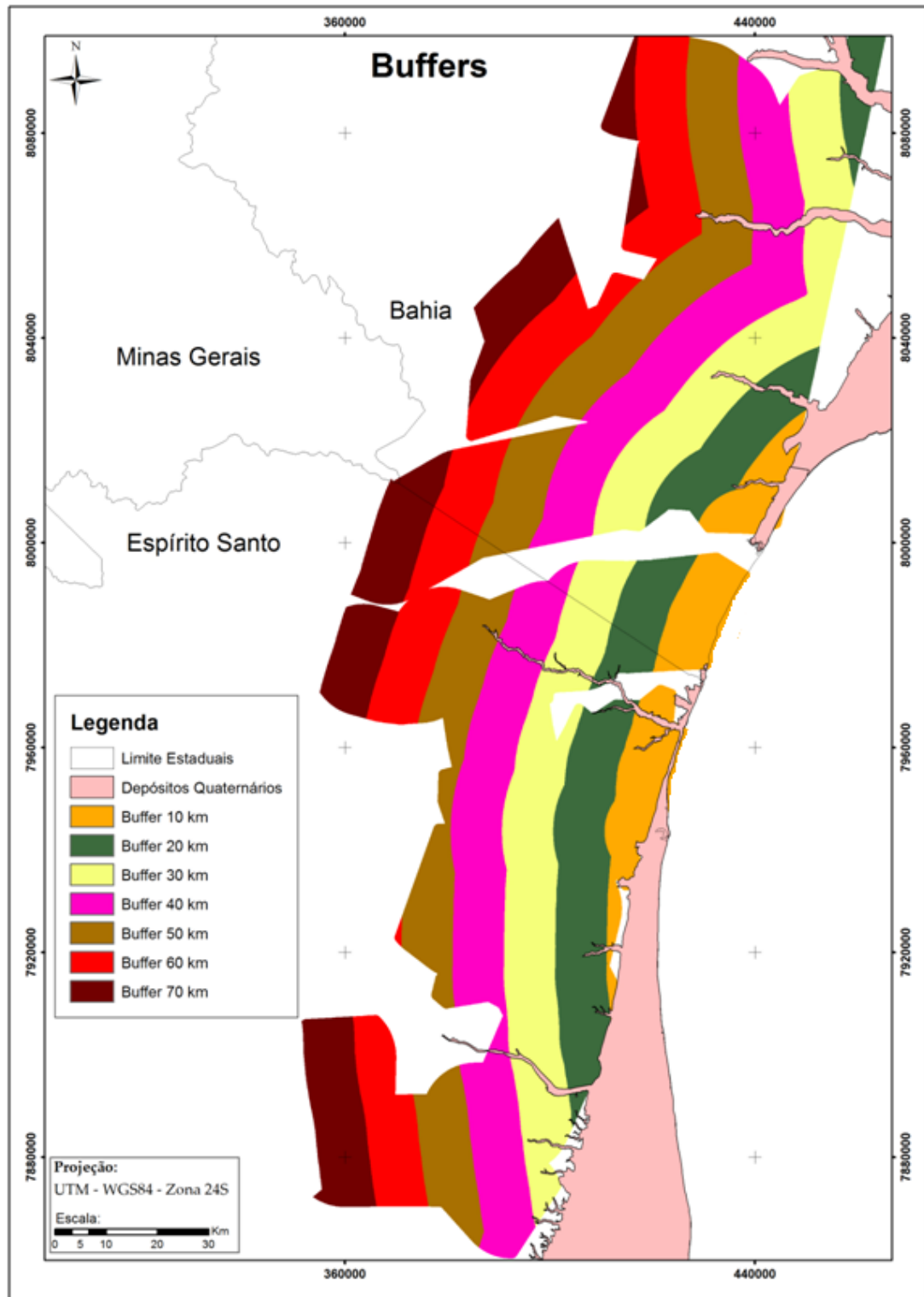


Figura 8. Buffers realizados a partir da linha da costa na área de estudo para análise da distribuição das muçunungas.

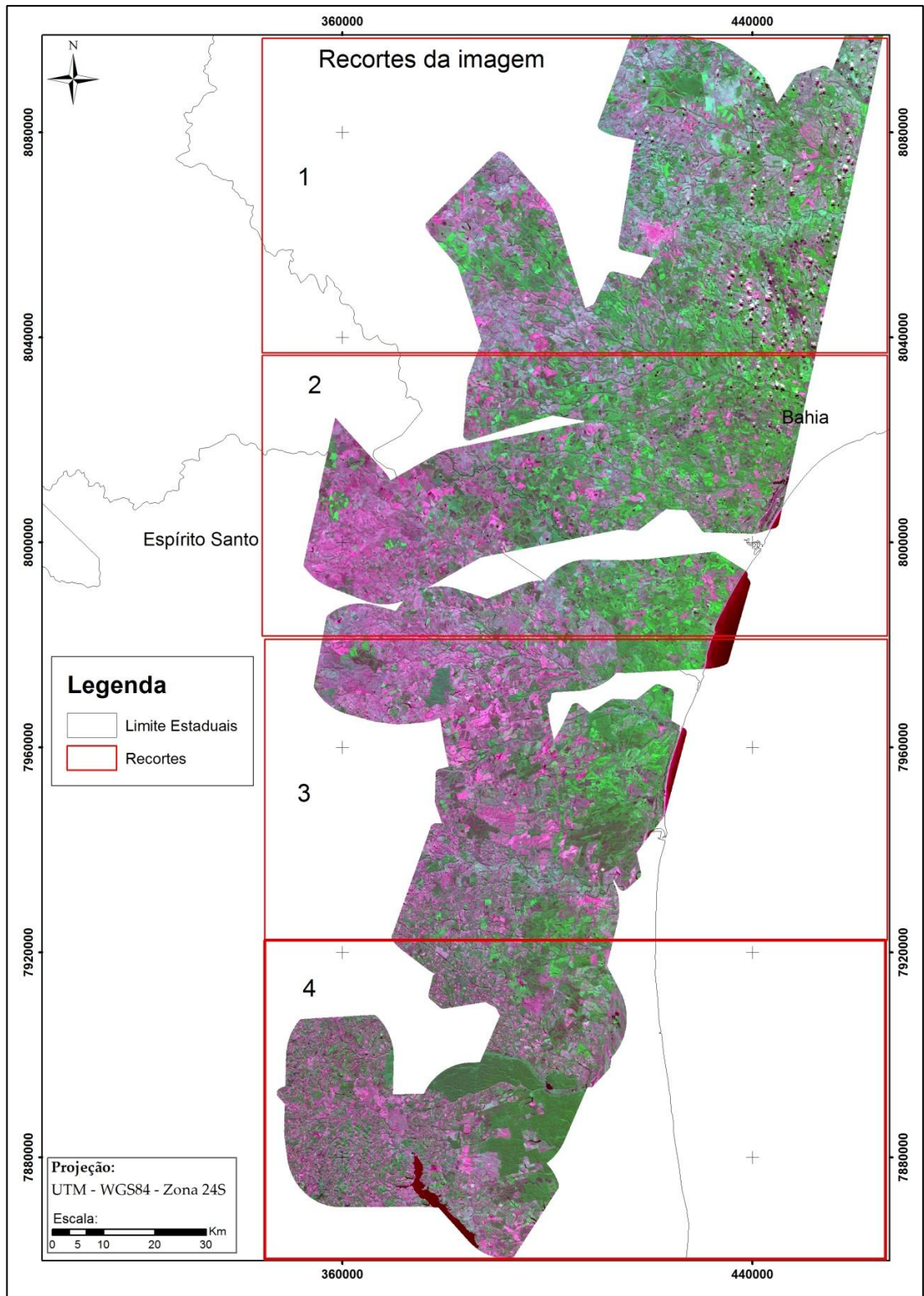


Figura 9. Quatro recortes da área de estudo para análise da distribuição das muçungas

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Avaliação das imagens classificadas

A partir da classificação supervisionada da imagem Rapideye constatou-se que a maior confusão entre as classes de usos do solo foi entre muçununga clara e escura. Essa confusão era esperada devido à se tratar do mesmo tipo de vegetação, possuindo por isso muitas características espectrais em comum. A muçununga clara confunde-se mais com as outras classes que a muçununga escura, sobretudo com áreas de pastagem. Já a muçununga escura confunde-se mais com áreas de eucalipto. Esta muçununga possui presença de água em seu interior, o que é explicado pelo lençol freático encontrar-se mais próximo à superfície, podendo resultar em alagamento na época das chuvas. Por essa razão, ela também se confunde com corpos d'água (Tabelas 2 e 3).

Tabela 4. Resumo da matriz de confusão da imagem Rapideye

Classes	Muçununga clara	Muçununga escura
Eucalipto	3,3%	3,2%
Pastagem	7,1%	-
Mata	0,4%	0,8%
Muçununga clara	71,6%	32,8%
Muçununga escura	12,9%	61,2%
Sombra de nuvem	-	0,8%
Corpo d'água	-	1,2%
Nuvem	-	-
Solo exposto	-	-

Tabela 3. Índices Kappa da imagem Rapideye para as diferentes classes de uso do solo na região estudada

Classes	Kappa	Qualidade
Mata	0,67	Muito boa
Eucalipto	0,80	Muito boa
Pastagem	0,88	Excelente
Solo exposto	0,98	Excelente
Muçununga clara	0,55	Bom
Muçununga escura	0,21	Razoável
Sombra de nuvem	0,04	Ruim
Corpo d'água	0,97	Excelente
Nuvem	0,99	Excelente

Por meio da classificação visual da imagem Rapideye, foram detectadas 6.366 áreas de muçunungas. Já pela classificação supervisionada, foram contabilizadas 150 muçunungas. A área total das muçunungas pela classificação

visual foi de 57.695,30 hectares, o que equivale a 9,08% da área de estudo, enquanto a área total de muçunungas pela classificação supervisionada no MaxVer foi de 145.690,83 hectares, o equivalente a 16,75% da área total estudada.

3.2 Análise espacial

A Figura 10 apresenta o mapa temático produzido a partir da classificação supervisionada utilizando o algoritmo MaxVer na região do sul da Bahia e norte do Espírito Santo.

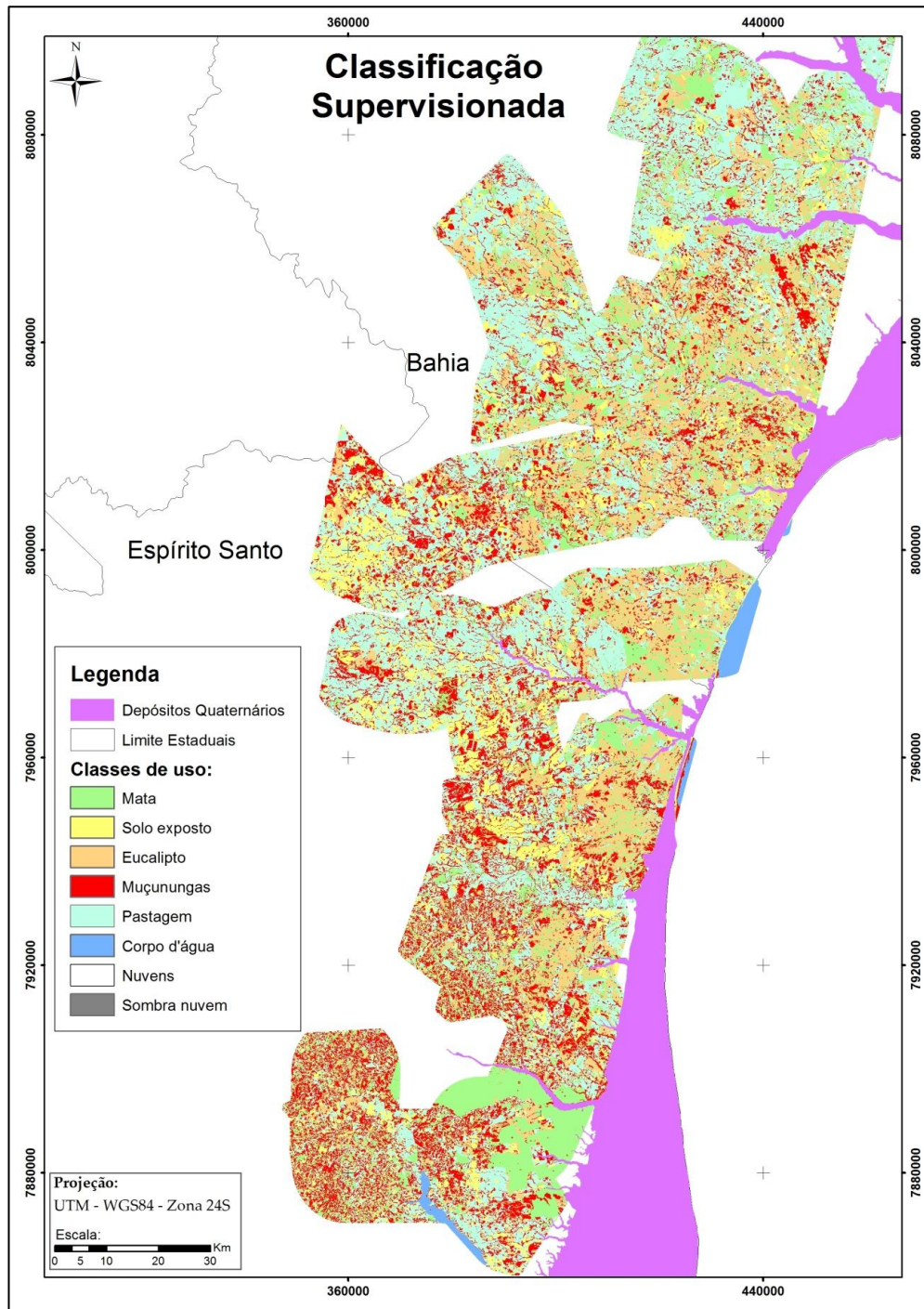


Figura 10. Classificação Supervisionada na região do sul da Bahia e norte do Espírito Santo, obtida a partir da imagem Rapideye.

As muçunungas na região do Espírito Santo estão mais concentradas na parte norte do Espírito Santo quase divisa com a Bahia. No litoral há poucas muçunungas devido à predominância de áreas do Quaternário (Cordões Arenosos) onde se encontram a vegetação de restinga, sendo as muçunungas localizadas nas áreas do Terciário (Grupo Barreiras), quando este alcança áreas próximas ao litoral.

De modo geral, se encontram distribuídas de forma alinhada com as drenagens pelo terreno (traçados na Figura 11), ocorrendo poucas concentrações destas em pequenas porções.

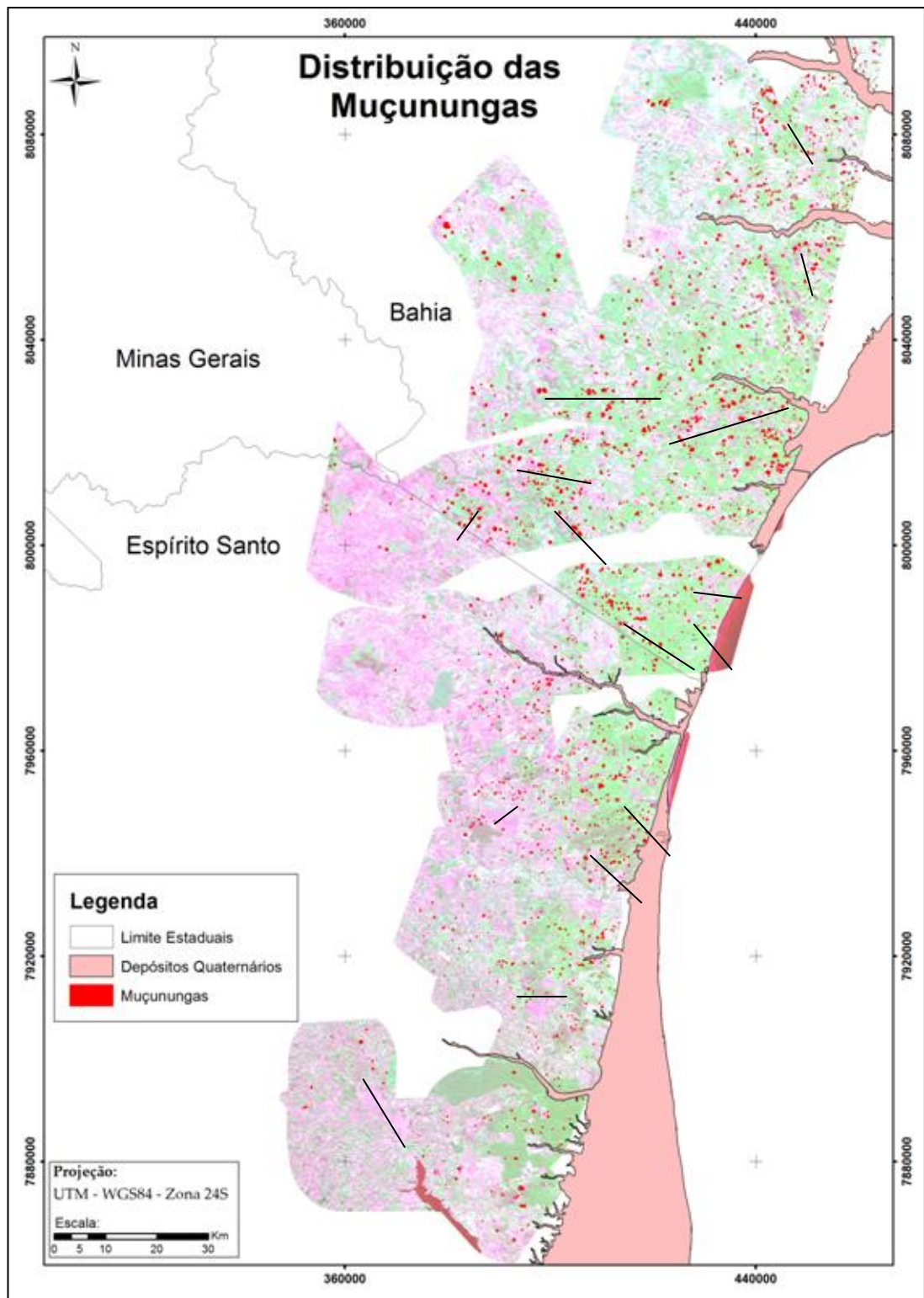


Figura 11. Distribuição das muçunungas na região do norte do Espírito Santo e sul da Bahia na imagem Rapideye.

A distância horizontal do litoral do Espírito Santo é de 70 km, onde a frequência das muçunungas mostram-se bastante heterogênea (Tabela 4). Os quatro recortes feitos na imagem estão distribuídos na região estudada para visualização da presença das muçunungas.

Na região entre a divisa do Espírito Santo com a Bahia (Figura 9), observa-se o maior número de muçunungas detectadas visualmente, com 1727 de acordo com a Tabela 4. A área litorânea não possui muçunungas devido à maior extensão dos cordões arenosos do Quaternário. Quando vai adentrando ao interior diminui o número de muçunungas devido a proximidade do Embasamento Cristalino onde é sabido que não existem muçunungas.

Tabela 4. Análise das muçunungas em quatro recortes de imagens da região.

	Recorte 1	Recorte 2	Recorte 3	Recorte 4
Número de Muçunungas	1582	1727	1468	1230
Área total (ha)	549925	554183	524302	305329
Área mínima (ha)	0,0005	0,009	0,003	0,10
Área máxima (ha)	78,46	115,79	58,42	124,09
Média	8,45	5,74	5,61	4,56
(%) Muçununga	2,69	2,91	2,46	1,03

Na Figura 12, observa-se muçunungas consideradas de tamanho grande no interior Bahia e nota-se a presença marcante de muçunungas nas proximidades dos leitos de rios com poucos alinhamentos (linhas no mapa), entretanto, a distribuição não se encontra de forma uniforme e com um número considerável, 1582 áreas de muçunungas.

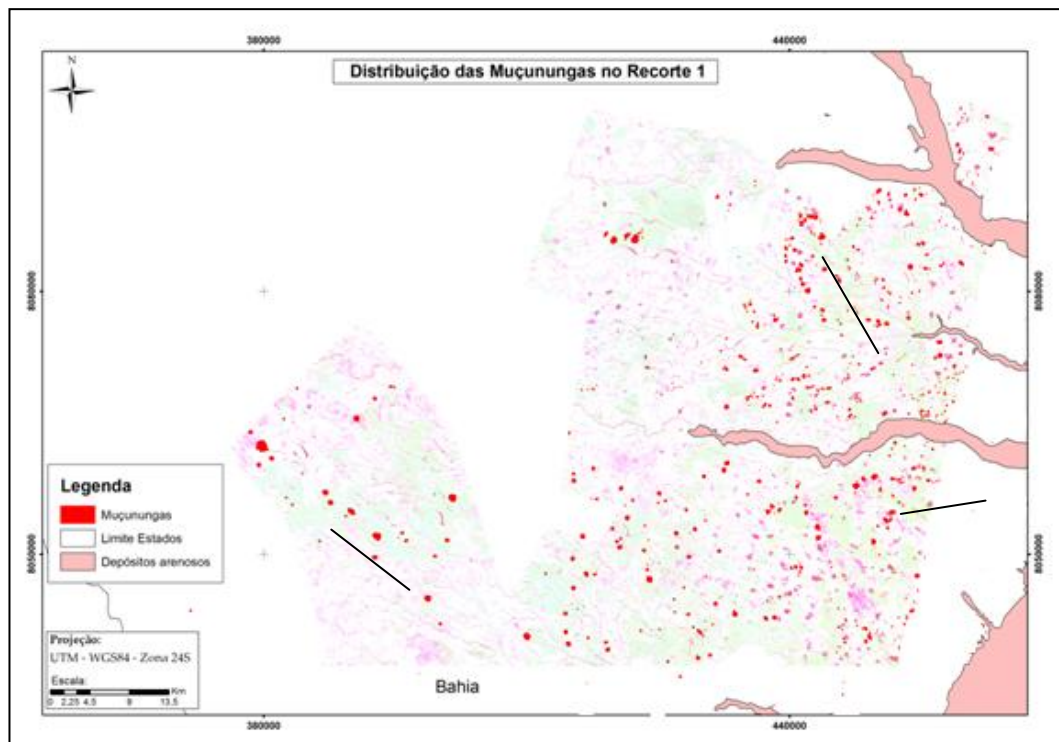


Figura 12. Recorte da imagem 1.

Nota-se a predominância das muçunungas nos 30 km próximos ao litoral. (Figura 13). Encontram-se bem concentradas na faixa de 20 a 30 km de distância em relação ao litoral. Na área extrema do litoral, entre 10 a 20 km, demonstradas na figura como depósito já não são encontradas as muçunungas, pois são áreas sobre o Embasamento Cristalino incluídas no *buffer* de 5 km do limite do Barreiras feito na imagem. Esse recorte é onde se encontra o maior número de muçunungas 1.727 delas.

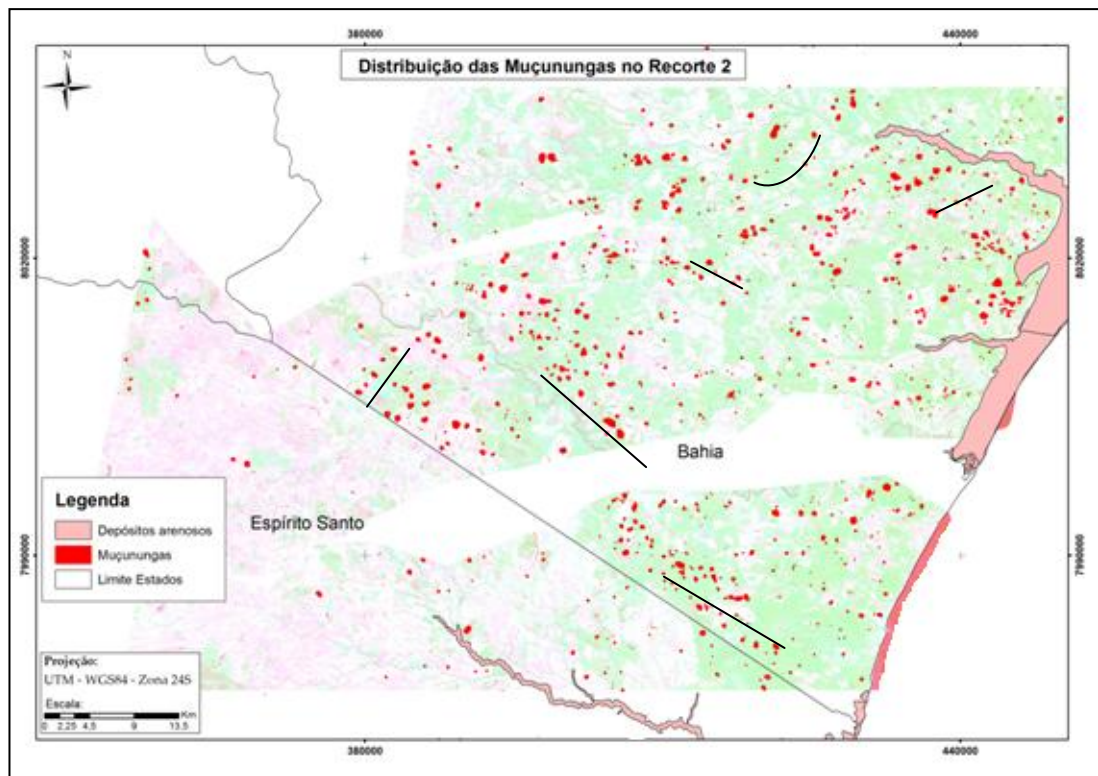


Figura 13. Recorte da imagem 2.

Na Figura 14, as muçunungas estão bem distribuídas na imagem. Verifica-se que as muçunungas se tornam menos densas nas áreas mais interiores próximas aos afloramentos rochosos. E possuem agrupamentos alinhados de muçunungas (ver linhas no mapa).

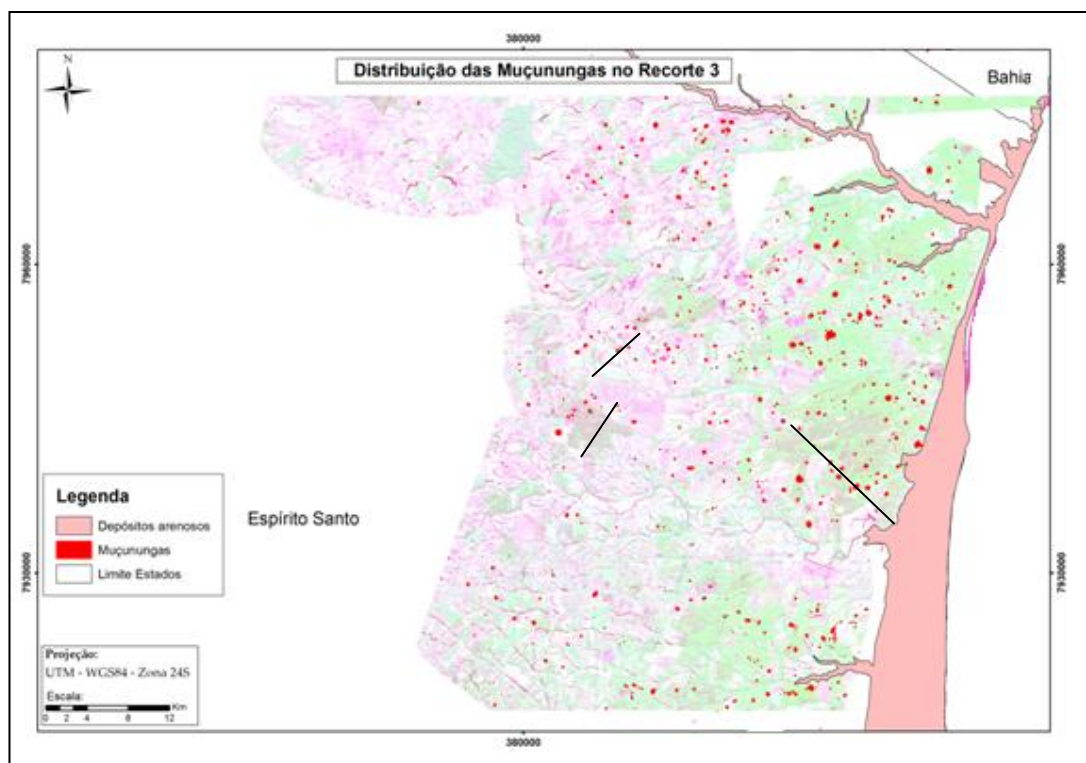


Figura 14. Recorte da imagem 3.

Na figura 15, observa-se o menor número de muçunungas e poucos alinhamentos. Esta região possui muçunungas maiores que dez hectares no seu interior e na porção sul da imagem, que é a região do município de Linhares – ES.

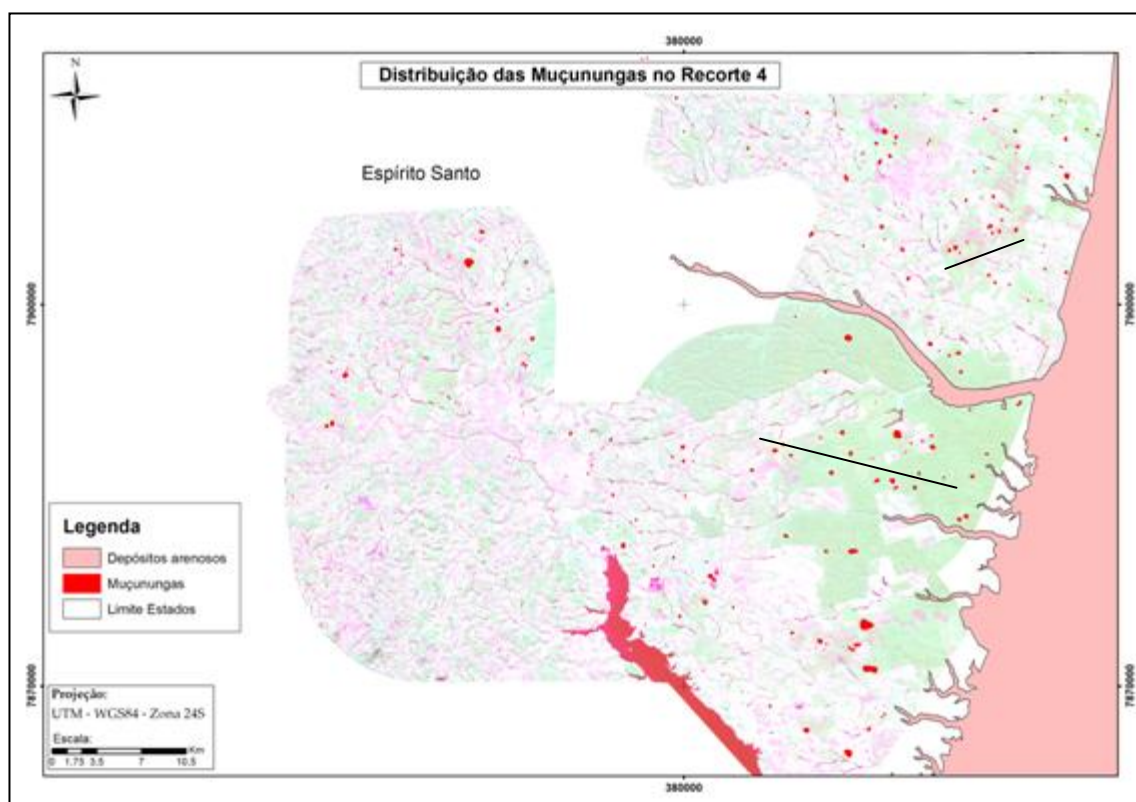


Figura 15. Recorte da imagem 4.

Observando os quatros recortes feitos de forma distribuída na região, observa-se que há somente alinhamento em algumas áreas, uma vez que se encontram espaçados e de forma heterogênea. O padrão entre as imagens foi a concentração de muçunungas entre 10 a 30 km de distância em relação ao litoral.

Em relação à distribuição de tamanho das muçunungas (Figura 16), observa-se que a maioria das muçunungas possuem áreas menores que 5 ha (4.719 delas), de 10 a 30 ha foram encontradas 1.500, com 50 a 100 ha 142, e apenas treze delas possuem áreas acima de 100 ha. A maior frequência é de 3 ha, com 1.605 muçunungas, o que equivale a 25,21% do total.

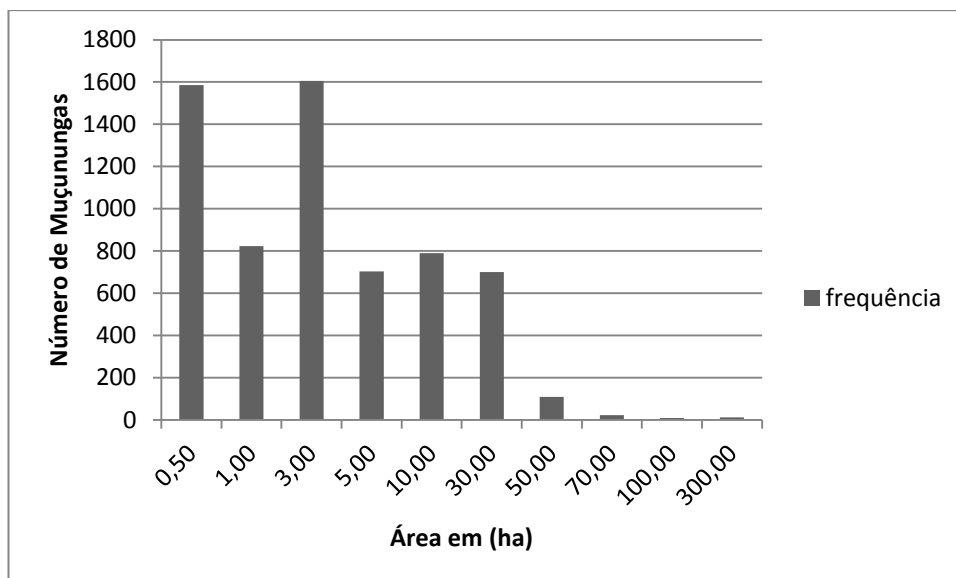


Figura 16. Frequência em tamanho das Muçunungas na região estudada.

Para avaliar a densidade de muçunungas foram feitos 7 *buffers* de 10 km do litoral em direção ao interior, de leste para oeste, dos estados da Bahia e do Espírito Santo onde foi comparado a percentagem e a área de muçunungas em cada *buffer* da imagem classificada Rapideye e a muçununga classificada visualmente, foi produzido também um mapa com os valores de densidades de muçununga (Figura 17).

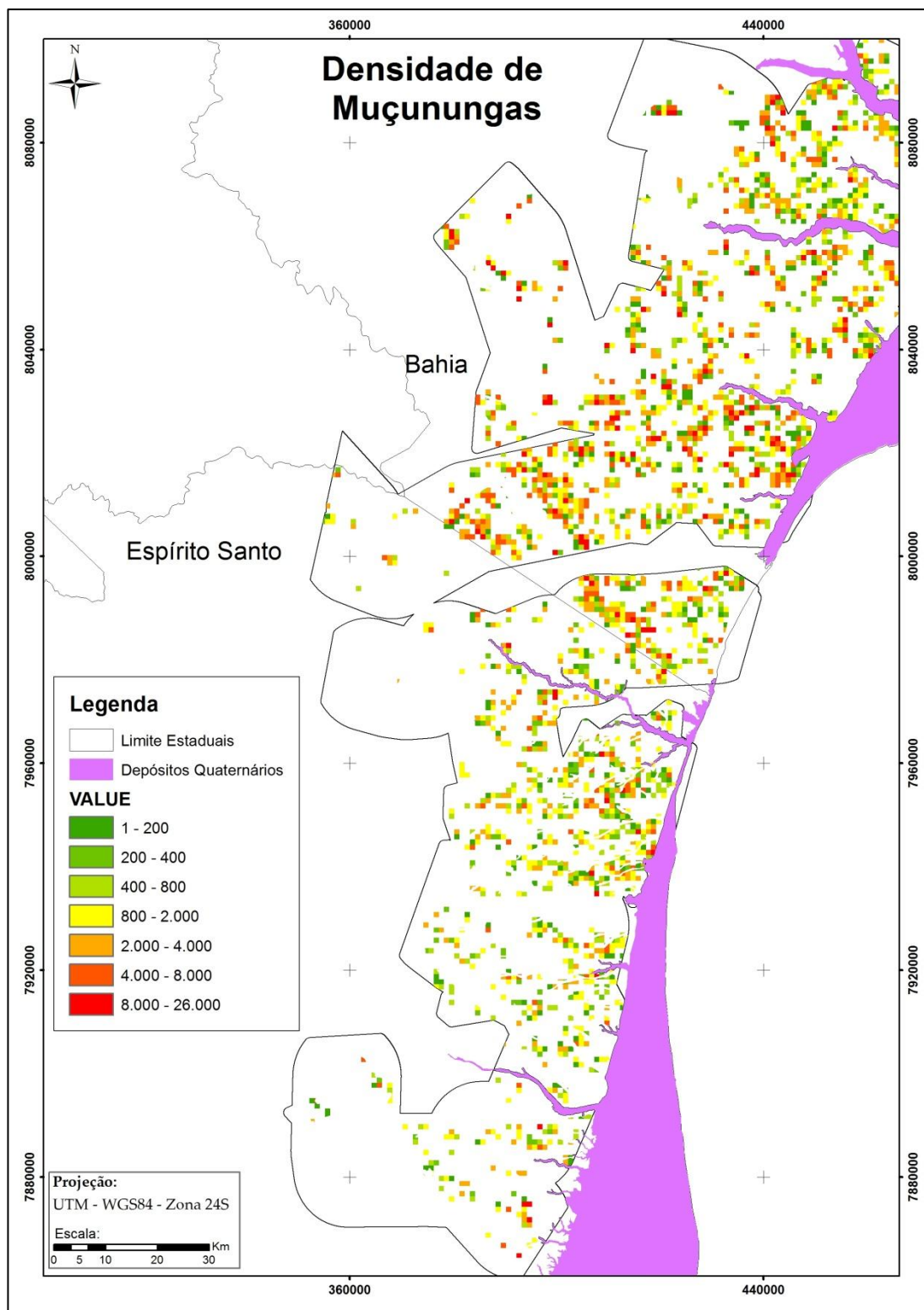


Figura 17. Densidade de Muçunungas na área em estudo

A maior densidade de muçunungas se encontra no extremo sul do estado da Bahia e na região de 20 a 40 km de distância do litoral.

Conforme a Tabela 5, na área litorânea a presença de muçunungas é menor. Já nas distâncias de 20 a 40 km do litoral as muçunungas classificadas visualmente

encontram-se com percentuais próximos, além disso, mais da metade das muçunungas (4.149) já adentrando mais ao interior nota-se uma diminuição das muçunungas, diminui a área do Grupo Barreiras e se aproxima do Cristalino.

Tabela 5. Distribuição de Muçunungas em relação a Distância ao litoral

Buffer (Km)	Muçununga (%)	Muçununga (ha)	Número de Muçunungas
10	1,99	1941,43	738
20	4,12	4013,44	1226
30	5,16	4762,94	1520
40	4,32	5467,47	1403
50	2,07	4007,96	902
60	1,47	2565,47	406
70	0,94	1181,17	118
80	0,29	495,41	53

4. CONCLUSÕES

A classificação supervisionada utilizando o algoritmo MaxVer na imagem Rapideye para mapeamento das muçunungas conseguiu identificá-las, entretanto apresentou confusão desta formação vegetal com outras classes, tais como água, sombra de nuvem, mata, pastagem e eucalipto, não sendo possível obter valores fidedignos da quantificação dessa vegetação na região.

Comparando-se classificação visual de imagem de boa resolução (Rapideye) com a classificação supervisionada de imagens, é possível estimar o erro dos classificadores em cerca de 35%.

A distribuição das muçunungas apresenta alinhamentos com a drenagem como também de forma dispersa pela região, com o aumento do número de manchas a medida que se distancia do litoral até 40 km. De 50 até 70 km tem-se um decréscimo explicado pela diminuição da área do grupo Barreiras.

Na área coberta pela imagem Rapideye a muçununga ocupa cerca de 9,08% da área, apresentando as mais variadas formas: florestadas, arbustivas, com água no centro, com solo exposto. Apesar da percentagem de muçunungas poder ser considerado um número pequeno, a quantidade delas é um número representativo e a maioria das muçunungas são menores que cinco hectares, reforçando a necessidade de se preservar e conservar estes ambientes.

A muçununga apresenta uma diversidade de ambientes, que possibilita a existência de diferentes habitats. Foi constatado neste estudo um número muito elevado de pequenas manchas de muçununga, o que indica uma grande fragilidade ambiental, pois muita dessas áreas estão em meio a plantios de eucalipto, pastagens, entre outros, restando apenas as áreas mais centrais dessa vegetação.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARAÚJO, D.S.D.; LIMA, H.C.; FARÁG, P.R.C.; LOBÃO, A.Q.; SÁ, C.C. & KURTZ, B.C. O centro de diversidade vegetal de Cabo Frio: levantamento preliminar da flora. In: **Anais do IV Simpósio de ecossistemas brasileiros**. vol. 3, São Paulo: ACIESP, p.147-157. 1998.

BARBOSA, M.R.V. **Estudo florístico e fitossociológico da mata do buraquinho, remanescente de mata atlântica em João Pessoa, PB**. Tese (Doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP: Unicamp, 1996.

BRINKMAN, R. Ferrollysis, a hydromorphic soil forming process. **Geoderma** 3: 199-206, 1970.

CAMPBELL, J.B. **Introduction to remote sensing**. New York: The Guilford Press, 551p., 1987.

CONGALTON, R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing Environmental** 37: 35 – 46. 1999.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Levantamento generalizado e semidetalhado de solos da Aracruz no Estado do Espírito Santo e no extremo sul do Estado da Bahia e sua aplicação aos plantios de eucalipto**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 111p. 2000.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 2ª. ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 306 p. 2006.

FELIX, I. M.; KAZMIERCZAK, M. L.; ESPINDOLA, G. M. de. RapidEye: a nova geração de satélites de Observação da Terra. In: **Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Natal-RN: INPE, p.7619-7622. 2009.

FERREIRA, A.B. de H. **Dicionário Aurélio escolas da língua portuguesa**. Rio de Janeiro: Nova Fronteira, 687p.1988.

GOOGLE EARTH. Disponível em: <<http://www.google.com.br/intl/pt-BR/earth/index.html>>. Consulta realizada em: 15 abr. 2011.

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

MEIRA NETO, J.A.A.; Souza, A.L.; Lana, J.M.; Valente, G.E. Composição florística, espectro biológico e fitofisionomia da vegetação de Muçununga nos municípios de Caravelas e Mucuri, Bahia. **Revista Árvore** 29: 139-150, 2005.

MENDONÇA, B.A.F. **Campinaranas amazônicas: pedogênese e relações solo-vegetação**. Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Viçosa, julho de 2011.

ROSENFELD, G.H., FITZPATRICK-LINS, K.A. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Bethesda, v.52, n.2: p. 223-227, 1986.

SAPORETTI JUNIOR, A. W.. **Vegetação e solos de Muçununga em Caravelas, Bahia**. Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa. Viçosa-MG: UFV, 2009.

SARCINELLI, T. S., **Muçunungas**: Enclaves de vegetação arenícola na Floresta Atlântica de Tabuleiro. Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa. Viçosa-MG: UFV, 2010.

SCHAEFER, C.E.G.R; MAGNAGO, L.F.S; SAPORETTI JUNIOR, A.W.; SARCINELLI, T.S.; MEIRA NETO, J.A.A.; FERNANDES FILHO, E.I. **Muçunungas, Campos Nativos, Dunas & Restingas**: Diversidade de Ecossistemas Arenosos do Espírito Santo. Revista Ação Ambiental (submetido).

SCHWARTZ, D. Some podzol on Bateke Sands and their origins, People's of Republic of Congo. **Geoderma** 43: 229-247, 1988.

SIMONELLI, M. **Comparação florística e estrutura do estrato arbóreo de uma Muçununga na Reserva Florestal de Linhares, Espírito Santo**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Viçosa. Viçosa-MG: UFV. 1998.

CONCLUSÕES GERAIS

A combinação das dez bandas (seis do landsat, as três dos componentes principais e o NDVI) gerando 1023 combinações mostrou resultados interessantes, uma vez que confirmou que a combinação mais utilizada para classificação, a combinação 3,4,5 não obteve um Kappa com o maior valor o que mostra que a combinação das bandas do Landsat com as bandas artificiais foram eficientes para melhorar a classificação, principalmente a combinação do visível com o NDVI.

O desempenho dos classificadores supervisionados mostrou que o algoritmo Máxima Verossimilhança foi superior ao Support Vector Machines devido à incompatibilidade do programa ENVI para gerar uma classificação acima de sete bandas.

Os classificadores supervisionados superestimaram a quantificação das muçunungas, devido à confusão com as classes: pastagem, corpo d'água, eucalipto e área antropizada. Isto pode ser explicado pela complexidade das muçunungas, uma vez que possui diferentes micro-ambientes, onde pode ter ou não a presença de água, solo hidromórfico, dependendo da época do ano que conseqüentemente confunde com leitos de rio, quando a vegetação é tipo campestre confunde com a pastagem e ainda quando a vegetação é gramínea confunde-se com solo exposto.

O uso do índice de vegetação normalizada (NDVI) promoveu melhora no índice Kappa, mas o incremento é mais significativo na classificação obtida a partir da combinação deste com as bandas do visível. A utilização das componentes principais não representou aumento significativo na acurácia das classificações, exceto para aquelas que só apresentavam bandas do visível. O classificador superestimou a classe muçununga, o que pode ser explicado pela complexidade do comportamento espectral da muçununga.

No litoral, a presença de muçunungas é menor em relação ao interior devido a presença dos depósitos de areia do Quaternário. Já nas distâncias de 20 a 40 km do litoral, as muçunungas mapeadas apresentou percentuais de frequência semelhantes, além disso, apresentou quase 70% de muçunungas. Já adentrando mais ao interior nota-se uma diminuição da frequência das áreas de muçunungas uma vez que vai chegando próximos de afloramentos rochosos. Foi constatado neste estudo um

número muito elevado de pequenas áreas de muçununga, o que indica uma grande fragilidade ambiental, pois muita dessas áreas estão em meio a plantios de eucalipto, pastagens entre outros, restando apenas as áreas mais centrais dessa vegetação.