

Mapeamento de Florestas Monodominadas por *Myracrodruon urundeuva* com Imagens TM - Landsat 5 e Rapideye

Felipe Pinho de Oliveira^{1,2}, Elpídio Inácio Fernandes Filho¹,
Agostinho Lopes de Souza³, Vicente Paulo Soares³

¹Departamento de Solos, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa/MG, Brasil

²Campus Campo Largo, Instituto Federal do Paraná, Campo Largo/PR, Brasil

³Departamento de Engenharia Florestal, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa/MG, Brasil

RESUMO

O presente trabalho teve por objetivo avaliar o potencial de utilização de imagens de satélites para mapeamento de fragmentos florestais monodominados por *Myracrodruon urundeuva* em Tumiritinga, MG. Foram avaliadas diferentes combinações de bandas multispectrais para a classificação supervisionada de imagens Rapideye e TM - Landsat 5. O melhor resultado encontrado para a classificação da imagem Rapideye apresentou índice Kappa igual a 80 e Kappa Condicional para a classe aroeira monodominante igual a 90. Para a imagem TM - Landsat 5 os índices Kappa e Kappa Condicional para a classe aroeira foram respectivamente 80 e 76. Através dos mapas temáticos produzidos observou-se que 22% do município de Tumiritinga se encontra sob ocupação da aroeira em monodominância. Pode-se concluir que as imagens Rapideye e TM - Landsat 5 podem ser utilizadas no mapeamento do uso e cobertura do solo na região de estudo, e, no entanto, a imagem Rapideye mapeou fragmentos florestais com monodominância de aroeira com melhor acurácia. A análise do uso e cobertura do solo em Tumiritinga não retrata, para a região de estudo, o quadro anunciado de espécie ameaçada de extinção, no qual *M. urundeuva* se encontra.

Palavras-chave: monodominância florestal, sensoriamento remoto, classificação de imagens.

Mapping of Forests Monodominated by *Myracrodruon urundeuva* Through Landsat/TM5 and Rapideye Images

ABSTRACT

The aim of this work was to evaluate the potential of Landsat-TM5 and Rapideye images for the mapping of forests with monodominance of aroeira in the municipality of Tumiritinga, Minas Gerais state, Brazil. We assessed different combinations involving bands of multispectral image, principal components, and normalized difference vegetation index (NDVI) for the supervised classification of Rapideye and Landsat/TM5 images. The thematic maps were evaluated by Kappa and conditional Kappa indexes for "aroeira" soil use class and by the analysis of Confusion Matrix. The best performance for the Rapideye classification showed Kappa 80 and Conditional Kappa 90 indexes. The best Landsat-TM5 classification produced Kappa 80 and conditional Kappa 76 indexes. The thematic map produced shows that 22% of the municipality is under the occupation of aroeira in monodominance. The study showed that both images can be used for mapping land use and land cover in Tumiritinga, and that Rapideye images produced best performance to mapping aroeira monodominance. The thematic map produced shows that 22% of the municipality is under the occupation of *M. urundeuva* in monodominance, and that this species is not endangered in Tumiritinga, Minas Gerais state.

Keywords: forest monodominance, remote sensing, image classification.

1. INTRODUÇÃO

O quadro de avançada degradação ambiental na região do médio rio Doce mineiro é atribuído por diversos autores à prática da pecuária extensiva, somada às interações edáficas, climáticas, geomorfológicas e antrópicas (Favero, 2001). Como agravante da degradação na região, Valente (2005) chama a atenção para a expansão de fragmentos monodominados (Hart & Murphy, 1989) pela espécie florestal aroeira (*Myracrodruon urundeuva* Fr. All.).

Nas regiões onde a aroeira ocorre em monodominância, normalmente a formação de culturas anuais e/ou perenes é comprometida. Nestas áreas observa-se o avanço de processos erosivos do solo, e conflitos de ordem econômica, ambiental e social (Oliveira, 2011). Outro problema associado à monodominância de aroeira está relacionado ao fato da mesma constar na lista de espécies da flora brasileira ameaçadas de extinção (Brasil, 2008), mas ao mesmo tempo manifestar comportamento expansivo e monodominante em algumas regiões de Minas Gerais (Valente, 2005).

Observa-se que o conflito no enquadramento jurídico da espécie na região do médio rio Doce traz aos técnicos ambientais e a outros operadores do direito insegurança no que tange à autorização para intervenção nestas áreas (Murta et al., 2012), seja para a restauração dos ambientes degradados ou para a condução de sistemas produtivos.

Frente à necessidade de agilizar a obtenção e o processamento de informações atualizadas e detalhadas a respeito da distribuição espacial dos “aroeirais”, a utilização de técnicas de sensoriamento remoto, como a classificação supervisionada de imagens de satélite (Congalton, 1991; McCoy, 2005; Liu, 2006; Horning et al., 2010), pode contribuir ao estudo de florestas monodominadas por aroeira, permitindo identificar, mensurar e monitorar estes povoamentos.

No contexto de avaliação de produtividade, mensuração, identificação e monitoramento de áreas agrícolas e florestais, existem na literatura diversos trabalhos desenvolvidos com dados remotos oriundos de satélites (Ramirez et al., 2006; Moreira et al., 2010; Lopes et al., 2013; Duroa et al., 2014; Vittek et al., 2014). Dentre os diferentes produtos hoje disponíveis, as imagens do sensor TM são amplamente utilizadas em função, principalmente, da distribuição gratuita de imagens, por suas características multiespectrais e

de resoluções temporal e espacial (Ervideira, 2006). Como limitação de uso pode-se citar a resolução espacial de 30 m, que traz empecilhos à aplicação direta em estudos que abordam escalas detalhadas, ou menores que 1:100.000.

Ao longo dos anos os sensores remotos evoluíram em escala crescente, em especial no que diz respeito às resoluções espacial, espectral e temporal. Em 2008 foram lançados satélites da constelação Rapideye, equipados com sensores com resolução espacial de 5 m, que capturam imagens em 5 bandas espectrais, sendo 3 bandas na região do visível; a banda Red-Edge (0,69 μm - 0,73 μm) e uma banda no infravermelho próximo (0,76 μm - 0,85 μm) (Felix et al., 2009; Schuster et al., 2010). A banda Red-Edge é sensível ao conteúdo de clorofila das plantas (Schuster et al., 2010), e, segundo esses autores, proporcionou ganhos na acurácia de classificação de florestas decíduas pelo algoritmo de classificação da Máxima Verossimilhança.

Neste contexto, o presente trabalho teve por objetivo avaliar o potencial de uso de dados de sensores remotos a bordo dos satélites TM - Landsat 5 e Rapideye para o mapeamento de áreas monodominadas por *M. urundeuva* em Tumiritinga, MG. O estudo também objetivou avaliar a contribuição de diferentes composições de bandas multiespectrais, do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (IVDN) (sigla em inglês NDVI - Normalized Difference Vegetation Index) e da análise de componentes principais para a separação de feições monodominadas por aroeira na paisagem.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

O presente estudo foi desenvolvido no município de Tumiritinga- MG, pertencente à mesorregião do Vale do Rio Doce, Minas Gerais. O município ocupa uma área de 489 km², com sede localizada no ponto de coordenadas 18°58'44" Sul e 41°38'42" Oeste (Figura 1).

O uso predominante do solo são pastagens normalmente degradadas (Valente, 2005). A vegetação original se insere na região fitoecológica da Floresta Estacional Semidecidual (Veloso et al., 1991), inclusa no Bioma Floresta Atlântica. De acordo com levantamentos do censo agropecuário do IBGE (IBGE, 2006), a área municipal ocupada por matas e/ou florestas naturais corresponde a 2% do município.

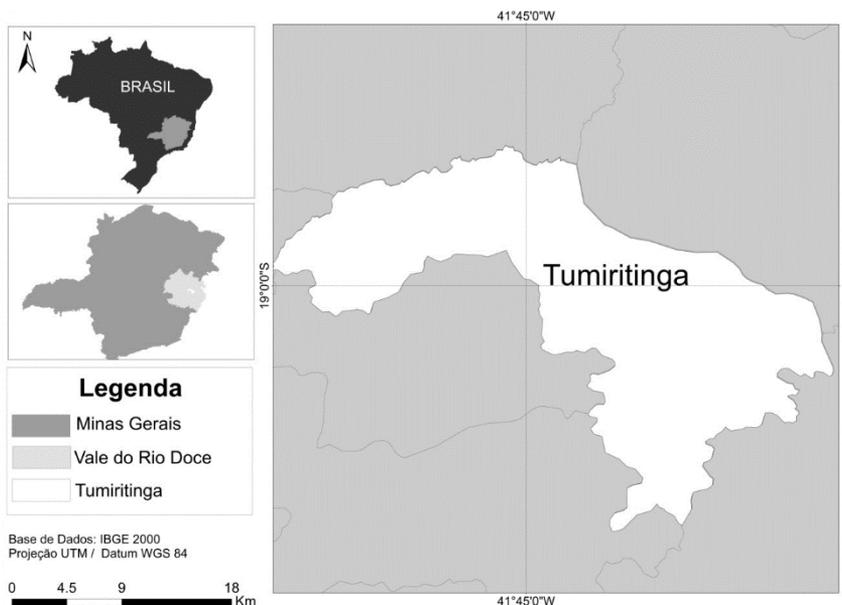


Figura 1. Localização da área de estudo, município de Tumiritinga, MG, Brasil.

Figure 1. Location of the study area, municipality of Tumiritinga, MG, Brazil.

O município está inserido no domínio dos Argissolos vermelhos eutróficos, distribuídos desde o terço inferior até o topo dos morros. Entretanto, ocorrem Neossolos flúvicos eutrófico nas baixadas e em alguns topos planos é comum a ocorrência de Latossolos (Baruqui, 1982).

As unidades geomorfológicas são caracterizadas por dissecação fluvial atuante nas rochas predominante granito-gnaissicas do embasamento cristalino (Baruqui, 1982). Pela classificação de Köppen, o clima predominante na região é o Aw (tropical úmido-megatérmico), caracterizado por elevadas temperaturas e chuvas concentradas no verão, sendo a precipitação do mês mais seco inferior a 60 mm. O balanço hídrico da região mostra acentuado déficit hídrico (Valente, 2005).

2.2. Base de dados

O uso do solo e os estágios fitofisionômicos dos “aroeirais” sofrem grandes transformações sazonais e, portanto, apresentam características espectrais diferenciadas ao longo do ano. Assim, para a escolha da data de aquisição das imagens, optou-se pelo período posterior às chuvas na região, garantindo assim a ausência de nuvens e o vigor da vegetação. É importante salientar que a aroeira é uma espécie caducifólia que perde totalmente suas folhas após o

período da chuva, e por isso ocorre grande influência da superfície do solo na resposta espectral desses ambientes no período da seca.

Para realização do estudo foram adquiridas uma imagem Rapideye recobrindo 100% do município e uma imagem TM - Landsat 5 recobrindo 96% do município, ambas sem a presença de nuvens. Uma porção leste do município situa-se na órbita/ponto 216/73 do satélite TM - Landsat 5. Nesta região não foram encontradas imagens com ausência de nuvens e optou-se por trabalhar na classificação da imagem TM - Landsat 5, com a área do município reduzida.

A imagem Rapideye é referente à data de passagem 13/2/2010, e foi adquirida com as devidas correções radiométricas e geométricas a nível 3A. A imagem TM foi obtida no site www.inpe.br do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), referente à órbita ponto 217/73 e foi imageada em 6/5/2010. Em ambas as imagens, a vegetação se encontra em pleno vigor, característica do período de disponibilidade hídrica no solo. Para o georreferenciamento da imagem TM foram utilizados 22 pontos de controle terrestres coletados com aparelho GPS de navegação, marca Garmin Oregon 450, e a partir da imagem Rapideye. A análise estatística do erro médio quadrático foi utilizada para visualizar a exatidão de cada ponto controle.

2.3. Classificação de imagens

A classificação supervisionada das imagens foi realizada utilizando o algoritmo da Máxima Verossimilhança (maxver) implementado através da interface do *software* ArcGis 10. De acordo com Liu (2006), o algoritmo da Máxima Verossimilhança é um método de classificação supervisionada amplamente utilizado no processo de identificação de classes temáticas. O algoritmo utiliza a média e a covariância das amostras de treinamento, para computar a probabilidade estatística de um pixel desconhecido pertencer a uma determinada classe. Depois da avaliação probabilística, o pixel é assinalado à categoria de maior probabilidade.

Para a definição das classes de uso e cobertura do solo levaram-se em consideração as características de resposta espectral dos alvos de interesse, a observação em campo das formas de uso do solo predominantes no município e a capacidade das imagens orbitais utilizadas neste estudo em separar feições.

Foram definidas dessa forma oito classes de uso para a imagem Rapideye (rio Doce, aroeira monodominante, mata nativa – Floresta Estacional Semidecidual –, área urbana/solo exposto arenoso, solo exposto argiloso, afloramento de rocha, pasto manejado e pasto degradado) e seis classes de uso para a imagem TM (rio Doce, aroeira monodominante, área urbana/solo exposto arenoso, pasto manejado, pasto degradado e afloramento de rocha/sombra). Para a classificação da imagem TM a classe mata nativa foi fundida à classe aroeira monodominante, visto a grande confusão apresentada pelo classificador em separar tais classes a partir da imagem do sensor. A classe “pasto manejado” corresponde à classe de uso solo caracterizada pela atividade de pastoreio ativa, com pastagem formada e algum grau de manejo antrópico. A classe “pasto degradado” corresponde a pastagens abandonadas, com grau avançado de degradação física do solo por erosão laminar ou em sulco, onde se pode observar regeneração natural e não necessariamente a presença de pastoreio ativo. Maiores detalhes sobre a caracterização de pastagens no município de Tumiritinga são encontrados em Valente (2005).

Uma vez definidas as classes temáticas de uso de solo a serem mapeadas, procedeu-se à seleção e coleta de amostras de treinamento. De acordo com McCoy (2005) e Tso & Mather (2009), este é o passo-chave da classificação supervisionada. Para a definição do

tamanho das amostras de treinamento foi utilizada a recomendação de Congalton (1991), extraindo-se no mínimo 75 amostras de treinamento por classe de uso do solo. Para as classes de maior interesse no estudo, foram coletadas em média 300 amostras de treinamento por classe, visto que as mesmas apresentam maior variabilidade espectral (McCoy, 2005).

A seleção das amostras de treinamento das classes aroeira e mata nativa foram orientadas a partir de 158 pontos de controle terrestre coletados em campo, ao longo de todo o município, com uso de aparelho GPS de navegação. Utilizando o *software* ArcGis 10, os pontos foram rotulados com cada classe de uso de solo observada.

A seleção das amostras de treinamento das demais classes de uso foi feita através de interpretação visual de imagens Rapideye e, quando disponível, de cenas do satélite Geoeye, somada a observações de campo, que possibilitaram a seleção e coleta das amostras fidedignas à realidade de campo de forma bem distribuída nas imagens. Foram gerados dois arquivos de treinamento, sendo um para a imagem Rapideye e outro para a imagem TM.

O índice de separação de classes Jefferyes-Matusita, definido pela Equação 1, foi utilizado para avaliar o grau de sobreposição de classes de uso nas amostras de treinamento:

$$JM_{ij} = 2 * (1 - e^{-B_{ij}}) \quad (1)$$

em que: B_{ij} é a distância de Bhattacharyya calculada a partir da Equação 2:

$$B_{ij} = \frac{1}{8} (M_i - M_j)^T \left(\frac{\Sigma_i + \Sigma_j}{2} \right)^{-1} (M_i - M_j) + \frac{1}{2} \left(\frac{\left| \frac{\Sigma_i + \Sigma_j}{2} \right|}{\sqrt{|\Sigma_i| |\Sigma_j|}} \right) \quad (2)$$

em que: M_i e M_j são os vetores das médias das classes i e j .

O valor de JM é calculado por par de classes. O índice varia em uma escala de 0 a 2. Se as classes i e j obtiveram um valor JM igual a 2, significa que as amostras são completamente distintas. Valores maiores que 1,5 expressam ótima separabilidade entre classes para fim de classificação (Vieira, 2001).

O último passo para a classificação propriamente dita das imagens foi a definição das combinações de bandas utilizadas como dado de entrada para geração do arquivo de assinatura espectral.

Para a classificação da imagem TM e Rapideye, foram avaliadas diferentes composições envolvendo índice de vegetação, componentes principais e bandas multispectrais, totalizando 10 combinações para TM e 15 combinações para Rapideye (Tabela 1). O índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) foi utilizado como forma de se obter melhor diferenciação de feições para a análise de cobertura vegetal. O NDVI é calculado pela Equação 3 (Rouse et al., 1973):

$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)} \quad (3)$$

em que: NIR = reflectância na faixa do infravermelho próximo e RED = reflectância da faixa do vermelho.

Para avaliar a contribuição da banda Red Edge na separação de feições sob monodominância por aroeira, foi calculada uma modificação do NDVI tradicional utilizando as bandas Red Edge (0,69 – 0,73 μ m) e NIR

(0,76 – 0,85 μ m) da imagem Rapideye (NDVIed) (Sims & Gamon, 2002). Por não haver banda correspondente na imagem TM, o NDVIed foi avaliado somente quanto à contribuição para o coeficiente Kappa Condicional da classe “aroeira monodominante” para as classificações da imagem Rapideye.

A análise de componentes principais foi utilizada para avaliar o efeito da correlação ou redundância espectral entre bandas individuais. Para tanto foi utilizada a matriz de covariância para gerar um conjunto de autovalores e autovetores. Os autovalores representam as variâncias das componentes principais e os autovetores são coeficientes de transformação que definem a contribuição de cada banda original para uma componente principal, numa combinação aditiva e linear (Ferreira, 2011).

2.4. Avaliação dos mapas temáticos

A verificação dos erros provenientes do processo de classificação e a avaliação da exatidão dos dados obtidos pelo mapeamento temático foram realizadas utilizando coeficientes extraídos a partir de matrizes de confusão. As matrizes de confusão foram geradas a partir do cruzamento de dados dos mapas temáticos com 247 pontos de validação coletados em campo com uso de GPS de navegação. Admitiu-se erro médio de 4 m para o posicionamento dos pontos de validação coletados.

Para realizar a coleta dos pontos de validação, dadas as dimensões geográficas do município de Tumiritinga e a consequente dificuldade de acesso a determinadas regiões, realizou-se a digitalização de todas as estradas vicinais do município a partir de interpretação visual da imagem Rapideye no *software* ArcGis 10.

Com o arquivo vetorial das estradas municipais gerado, criou-se um buffer de 200 m ao longo das estradas, onde foi lançada de forma aleatória uma malha de 250 pontos. Estes pontos foram transferidos para um aparelho GPS que orientou o acesso ao ponto de validação e o registro da classe de uso do solo presente naquela localização.

A exatidão da classificação foi avaliada pelo índice Kappa. A avaliação de cada classe informacional, de forma particular, foi realizada calculando-se o índice Kappa Condicional. A interpretação do nível de exatidão relacionada ao valor do índice Kappa foi feita de acordo com Landis & Koch (1977)

Tabela 1. Composições de bandas, índices de vegetação e componentes principais utilizados para a classificação supervisionada de imagens Rapideye e TM - Landsat 5. **Table 1.** Band composition, vegetation index and principal components used in supervised classification of Rapideye e Landsat 5 TM images.

Rapideye	TM - Landsat 5	Bandas
Tot	Tot	1 2 3 4 5 RE
Tot + NDVI	Tot + NDVI	1 2 3 4 5 7 LS
Total + NDVIed	-	-
PCA 3	PCA 3	-
PCA 3 + NDVI	PCA 3 + NDVI	-
PCA 3 + NDVIed	-	-
PCA 2	PCA 2	-
PCA 2 + NDVI	PCA 2 + NDVI	-
PCA 2 + NDVIed	-	-
GRIV _p	GRIV _p	235 RE
GRIV _p + NDVI	GRIV _p + NDVI	234 LS
GRIV _p + NDVIed	-	-
RIV _p	RIV _p IV _m	345
RIV _p + NDVI	RIV _p IV _m + NDVI	-
RIV _p + NDVIed	-	-

RE = Rapideye; LS = TM - Landsat 5; Tot = composição envolvendo todas as bandas; PCA3 e PCA2 = composição de três e duas componentes principais respectivamente; NDVI = índice de vegetação da diferença normalizada; NDVIed = índice de vegetação da diferença normalizada modificado; GRIV_p = composição de bandas das regiões verde (G), vermelho (R) e infravermelho próximo (IVp); RIV_p = composição de bandas das regiões vermelho (R) e infravermelho próximo (IVp); RIV_pIV_m = composição de bandas das regiões vermelho (R), infravermelho próximo (IVp) e infravermelho médio (IVm).

Para avaliar a significância estatística da diferença entre os valores de Kappa calculados, foi utilizado o teste z (Congalton, 1991) dado pela Equação 4:

$$z = \frac{K_2 - K_1}{\sqrt{s^2_{k_2} + s^2_{k_1}}} \tag{4}$$

em que: K_1 = índice Kappa da imagem 1; K_2 = índice Kappa da imagem 2; e s^2 = variância do índice Kappa.

O teste z para os índices Kappa das classificações foi realizado a 95% de significância. Quando $z > 1,96$, o teste é significativo, rejeita-se a hipótese de nulidade, podendo concluir que existe diferença estatística entre os valores calculados.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na avaliação do grau de sobreposição das amostras de treinamento pelo índice de Jefferyes-Matusita, os pares de classe informacional “aroeira monodominante e mata nativa” e “pasto manejado e mata nativa” apresentaram respectivamente valores iguais a 0,8 e 1,0. Os valores expressam maior sobreposição de informação entre estas classes de uso do solo, visto as semelhanças espectrais dos alvos. Todos os demais pares de classe informacional apresentaram valores de índice Jefferyes-Matusita superior a 1,5.

Os mapas temáticos produzidos a partir das classificações supervisionadas da imagem TM apresentaram bons resultados pela interpretação do índice Kappa (Tabela 2), sendo que 80% das composições de bandas, índices de vegetação e componente principais apresentaram resultados interpretados como “muito bom” e 20% interpretados como “excelentes” pela literatura (Landis & Koch, 1977).

Resultados semelhantes foram obtidos a partir da classificação supervisionada da imagem Rapideye, onde 70% das composições envolvendo bandas, índices de vegetação e componentes principais obtiveram valores de Kappa interpretados como “muito bom” e 30% obtiveram valores de Kappa interpretados como “excelentes” pela literatura (Landis & Koch, 1977).

Entre os melhores resultados da classificação supervisionada da imagem TM, destacam-se as composições PCA3 e RIVp, por apresentarem os maiores valores de índice Kappa. Os melhores resultados do índice Kappa para as imagens Rapideye foram obtidos com as composições Tot, PCA3 + NDVI e GRIVp + NDVI.

Não foram observadas diferenças significativas entre os maiores valores de índice Kappa para as imagens Rapideye e TM.

Nota-se que tanto para a imagem TM quanto para a imagem Rapideye, o uso de duas primeiras componentes principais (PCA2) resultou nos menores valores do índice Kappa. Mesmo considerando que as duas primeiras componentes principais detiveram mais de 90% da variabilidade dos dados (Tabela 3), o acréscimo da terceira componente propiciou melhorias significativas nos resultados das classificações. As componentes principais 4 e 5 puderam ser descartadas, pois acrescentaram pouca informação.

Das 10 combinações testadas, Rapideye superou Landsat, em termos de coeficiente Kappa, em 4 combinações, sendo 1 significativamente superior pelo teste z a 95% de significância. A classificação da

Tabela 2. Índices Kappa calculados a partir da classificação supervisionada pelo algoritmo maxver das imagens TM e Rapideye.

Table 2. Kappa index for the maxlike classification of TM and Rapideye images.

Composição	Kappa		z Kappa
	Landsat	Rapideye	
Tot	79	80	0,23 ^{ns}
Tot + NDVI	77	78	0,22 ^{ns}
PCA 3	80	76	0,91 ^{ns}
PCA 3 + NDVI	79	80	0,23 ^{ns}
PCA 2	70	62	1,57 ^{ns}
PCA 2 + NDVI	77	75	0,44 ^{ns}
RIV _p (IV _m)	80	65	1,20 ^s
RIV _p + NDVI	76	67	1,85 ^{ns}
GRIV _p	76	75	0,22 ^{ns}
GRIV _p + NDVI	70	80	2,15 ^s

z Kappa = valor do teste estatístico z a 95% de probabilidade. ^ssignificância do teste z ou diferença estatística entre Landsat e Rapideye. ^{ns}teste z não significativo.

Tabela 3. Variância das componentes principais geradas para as imagens TM e Rapideye.

Table 3. Percentual of change in the main components of the TM and Rapideye images.

Componente	Variância %	
	TM - Landsat 5	Rapideye
PCA 1	78,00	65,00
PCA 2	18,00	33,00
PCA 3	3,00	1,00
PCA 4	1,00	1,00
PCA 5	0,02	0,02

imagem TM derivou 6 mapas temáticos com coeficiente Kappa superior às classificações da imagem Rapideye, sendo 1 significativamente superiores pelo teste z a 95% de significância.

Considerando que o presente estudo teve por objetivo principal o mapeamento de fragmentos florestais com monodominância de aroeira no município de Tumiritinga, MG, procedeu-se à análise do coeficiente Kappa Condicional da classe “aroeira monodominante” (Tabela 4) para definir qual a composição mais recomendada para o mapeamento de tais feições na região de estudo.

Utilizando a classificação proposta por Landis & Koch (1977), para a imagem TM, 100% das classificações são consideradas “muito boas” ($61 < \text{Kappa} < 80$). A composição das três primeiras componentes principais da imagem TM (PCA3), manteve superioridade frente às outras composições, inclusive sobre a composição RIV_p (R3 G4 B5), muito utilizada por pesquisadores em estudos de vegetação (Liu, 2006).

O mapeamento da classe aroeira monodominante, a partir das classificações da imagem Rapideye, produziu resultados interpretados como “muito bom” (50%) e “excelente” (50%) pela literatura (Tabela 4). Os coeficientes Kappa Condicional da classe aroeira para as composições Tot, Tot - NDVI, PCA3 + NDVI, PCA2 + NDVI e GRIV_p + NDVI, calculados a partir da classificação da

Tabela 4. Índices Kappa Condicional para a classe aroeira calculados a partir da classificação supervisionada pelo algoritmo da maxver das imagens TM e Rapideye.

Table 4. Kappa Conditional index for Monodominant Aroeira class of the TM and Rapideye Maxlike classification.

Composição	Kappa Condicional		z Kappa
	TM	Rapideye	
Tot	74	90	2,25 ^s
Tot + NDVI	73	86	1,98 ^{ns}
PCA 3	76	75	0,12 ^{ns}
PCA 3 + NDVI	69	81	1,96 ^s
PCA 2	69	67	0,23 ^{ns}
PCA 2 + NDVI	66	86	2,59 ^s
RIV _p (IV _m)	73	78	0,61 ^{ns}
RIV _p + NDVI	69	72	0,35 ^{ns}
GRIV _p	74	75	0,12 ^{ns}
GRIV _p + NDVI	67	82	1,99 ^s

z Kappa = valor do teste estatístico z a 95% de probabilidade.

^ssignificância do teste z ou diferença estatística entre Landsat 4 Rapideye. ^{ns}teste z não significativo.

imagem Rapideye, foram significativamente superiores aos coeficientes calculados a partir da classificação da imagem TM para as referidas composições pelo teste z a 95% de probabilidade (Tabela 4).

Os resultados demonstram que a classificação da imagem Rapideye originou mapas temáticos mais precisos para retratar a classe temática aroeira (Tabela 4), quando comparado ao mapeamento total do uso do solo na região de estudo (Tabela 2). O oposto foi observado para a imagem TM, onde os índices Kappa calculados são superiores aos índices Kappa Condicional da classe aroeira.

A queda no nível de exatidão das classificações da imagem TM, considerando os coeficientes Kappa e Kappa Condicional, pode em parte ser explicada pela dificuldade de separação entre florestas monodominadas por aroeira e floresta estacional semidecidual, que por sua vez está relacionada à semelhança espectral existente entre os alvos, à pequena variação entre os valores numéricos dos pixels e a existência de sobreposição entre classes.

A diferença de resolução espacial entre as imagens Rapideye (5 × 5 m) e TM (30 × 30 m) somente resultou em classificações de melhor qualidade (z significativo; $p = 0,05$) quando avaliada pelo coeficiente Kappa Condicional. Neste caso a resolução espacial da imagem TM não forneceu dados suficientes para a distinção entre aroeira monodominante e mata nativa, em que a estrutura da comunidade florestal, composição florística e arquitetura das árvores são um dos principais critérios de diferenciação entre classes. Os efeitos de resolução observados neste estudo são condizentes com resultados obtidos por Ponzoni & Rezende (2002), que observaram que a identificação de temas na paisagem é comprometida quando se utilizam imagens de resoluções espaciais de dimensões elevadas.

Conforme observado no presente estudo, espera-se melhor resultado nas classificações com imagens de alta resolução, contudo padrões de tonalidade, textura e nível de reflectância podem contribuir na diferenciação das referidas classes temáticas. Cabe salientar que para o presente estudo a inexistência de repetições não permite concluir sobre o efeito individual da resolução espacial no processo de classificação de aroeira monodominante e mata nativa.

O NDVI proporcionou ganho de informação nas composições da imagem Rapideye e, conseqüentemente,

permitiu maior separabilidade da classe temática aroeira. O NDVIed condicionou aumento nos índices Kappa Condicionais para a classe aroeira, quando comparado à utilização do NDVI (Figura 2). No entanto, a diferença entre os valores de Kappa Condicional calculados com NDVI e NDVIed não foi significativa, a 95% de probabilidade pelo teste z. Assim como observado por Schuster et al. (2010), a banda Red Edge apresentou sensibilidade para a distinção de vegetação arbórea e arbustiva na paisagem.

Considerando que para as classificações da imagem Rapideye os melhores índices Kappa Condicionais não diferem entre si (z a 95%), a composição de todas as bandas Tot é recomendada para o mapeamento da aroeira em monodominância visto que esta apresentou “excelente” resultado para o mapa temático produzido e “excelente” resultado para o mapeamento da classe

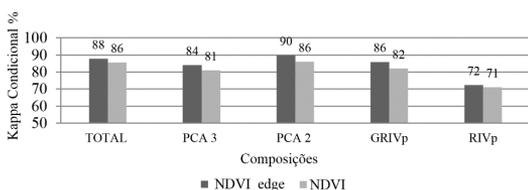


Figura 2. Índices Kappa Condicional para classe aroeira utilizando o NDVI e NDVIedge, para a imagem Rapideye.

Figure 2. Conditional Kappa index for the “aroeira” class using the NDVI and NDVIedge, for the Rapideye image.

temática “aroeira monodominante.” Além disso, destaca-se a maior praticidade e simplicidade de utilização dessa composição visto que a mesma não passa por nenhum pré-processamento antes da classificação.

A Tabela 5 apresenta as estatísticas do teste z para os valores do índice Kappa Condicional da classe aroeira para a imagem Rapideye.

A Tabela 6 apresenta a matriz de confusão gerada a partir da tabulação cruzada entre o mapa temático produzido pela classificação supervisionada de todas as bandas da imagem Rapideye (Tot) e os 247 pontos de validação coletados em campo com auxílio de um GPS de navegação.

Cada frequência observada na matriz corresponde a uma frequência esperada. A frequência observada na diagonal apresenta a concordância entre o esperado e o observado em cada categoria, ou seja, aqueles corretamente classificados. A coluna marginal representa o número total de elementos da imagem para cada classe (X_{i+}), e a linha marginal (X_{+i}) o número de pontos atribuídos a cada classe.

A partir dos índices de exatidão do usuário e produtor (Tabela 6), verifica-se que 93% da classe aroeira na imagem foram corretamente identificados como aroeira pelo classificador, ou seja, 93% dos pixels dessa classe foram corretamente assinalados à sua verdade de campo e 90% da área classificada como aroeira correspondem realmente à classe aroeira no mapa.

Tabela 5. Resultados do teste z para o índice Kappa Condicional da classe aroeira, produzidos pela classificação das imagens rapideye.

Table 5. Results of the z test for the Kappa Conditional index of the class aroeira, produced by the images classifications Rapideye.

	Total	Total NDVI	PCA 3	PCA 3 NDVI	PCA 2	PCA 2 NDVI	RIV _p	RIV _p NDVI	GRIV _p	GRIV _p NDVI
KAPPA	90	86	75	81	67	86	78	72	75	82
Total	21,27									
Total NDVI	0,62 ^{ns}	17,52								
PCA 3	2,08 ^s	1,44 ^{ns}	12,86							
NDVI	1,29 ^{ns}	0,67 ^{ns}	0,74 ^{ns}	14,53						
PCA 2	3,03 ^s	2,38 ^s	0,93 ^{ns}	1,66 ^{ns}	10,63					
NDVI	0,63 ^{ns}	0,00 ^{ns}	1,46 ^{ns}	0,68 ^{ns}	2,40 ^s	17,93				
RIV _p	1,69 ^{ns}	1,06 ^{ns}	0,37 ^{ns}	0,38 ^{ns}	1,30 ^{ns}	1,07 ^{ns}	13,68			
RIV _p NDVI	2,40 ^s	1,77 ^{ns}	0,35 ^{ns}	1,08 ^{ns}	0,57 ^{ns}	1,79 ^{ns}	0,71 ^{ns}	11,60		
GRIV _p	2,09 ^s	1,45 ^{ns}	0,00 ^{ns}	0,75 ^{ns}	0,93 ^{ns}	1,46 ^{ns}	0,37 ^{ns}	0,35 ^{ns}	12,92	
NDVI	1,18 ^{ns}	0,56 ^{ns}	0,89 ^{ns}	0,13 ^{ns}	1,83 ^{ns}	0,56 ^{ns}	0,52 ^{ns}	1,23 ^{ns}	0,89 ^{ns}	15,55

Kappa = valor do teste estatístico z a 95% de probabilidade. ^sindica significância do teste z. ^{ns}teste z não significativo.

Os erros de comissão ocorrem quando se incluem pixels em uma classe quando ele pertence a outra classe e os erros de omissão ocorrem quando são atribuídos a determinada classe os erros de classificação das outras classes. Os erros de omissão em relação à classe aroeira monodominante, embora em baixa frequência, foram observados nas classes 3, 6, 7 e 8. Os erros de comissão tiveram ocorrência nas classes 3 e 7. As confusões observadas entre as classes 1, 3 e 7 ocorrem devido à semelhança na assinatura espectral entre as mesmas.

A Tabela 7 apresenta a matriz de confusão, gerada a partir da tabulação cruzada entre o mapa temático produzido pela classificação supervisionada das três principais componentes (PCA3) da imagem TM e os 215 pontos de validação, coletados em campo, com auxílio de GPS de navegação.

Os índices de exatidão do usuário e produtor (Tabela 7) indicam que 84% da classe aroeira na imagem foram corretamente identificados como aroeira pelo classificador, ou seja, 84% dos pixels dessa classe foram corretamente assinalados à sua verdade de campo e 99% da área classificada como aroeira correspondem realmente à classe aroeira monodominante no mapa. A maior confusão na classificação da imagem TM se deu entre as classes aroeira monodominante (1) e sombra (6) e aroeira monodominante (1) e pasto manejado (4).

Importante destacar que para a classificação da imagem TM, as classes mata nativa e aroeira monodominante foram fundidas. Para o município de Tumiritinga, onde os dados produzidos neste estudo corroboram a informação do IBGE (IBGE, 2006) e indicam o percentual de 2% de remanescentes de Floresta Estacional Semidecidual, a fusão entre classes

Tabela 6. Matriz de confusão da classificação da composição Tot da imagem Rapideye.

Table 6. Confusion matrix by Tot classification of Rapideye imag.

Uso	Classe								X_{i+}	EU
	1	2	3	4	5	6	7	8		
1	9	0	0	0	0	0	0	0	9	100
2	0	66	2	0	0	1	1	1	71	93
3	0	4	12	0	0	0	4	0	20	60
4	0	0	0	18	0	0	0	0	18	100
5	0	0	0	2	3	0	0	0	5	60
6	0	0	0	0	0	9	0	0	9	100
7	0	3	0	4	0	0	49	12	68	72
8	0	0	0	5	0	1	0	39	45	87
X_{+i}	9	73	14	30	3	11	54	52	247	-
EP	100	90	86	60	100	82	91	75	-	-

1 = Rio Doce; 2 = aroeira monodominante; 3 = mata nativa; 4 = solo exposto arenoso e área urbana; 5 = solo exposto argiloso; 6 = afloramento de rocha; 7 = pasto manejado; 8 = pasto degradado; EP = exatidão do produtor; EU = exatidão do usuário.

Tabela 7. Matriz de confusão da classificação PCA3 da imagem TM.

Table 7. Confusion matrix by PCA3 classification of TM image.

Uso	Classe						X_{i+}	EU
	1	2	3	4	5	6		
1	10	0	0	0	0	0	10	100
2	0	66	0	6	1	6	79	84
3	0	0	18	0	0	0	18	100
4	0	0	1	48	0	0	49	98
5	0	0	10	7	36	0	53	68
6	0	1	0	0	0	4	5	80
X_{+i}	10	67	29	61	37	10	215	--
EP	100	99	62	79	97	40	--	--

1 = Rio Doce; 2 = aroeira monodominante; 3 = solo exposto arenoso e área urbana; 4 = pasto manejado; 5 = pasto degradado; 6 = sombra; EP = exatidão do produtor; EU = exatidão do usuário.

não trouxe grande implicação ao mapeamento de fragmentos florestais com monodominância de aroeira, contudo é importante validar o método de classificação aqui proposto em regiões que apresentem maior área recoberta por outras feições florestadas.

As Figuras 3 e 4 apresentam, respectivamente, os mapas temáticos produzidos a partir da classificação supervisionada pelo algoritmo maxver, da composição Tot da imagem Rapideye e da composição PCA3 da imagem TM.

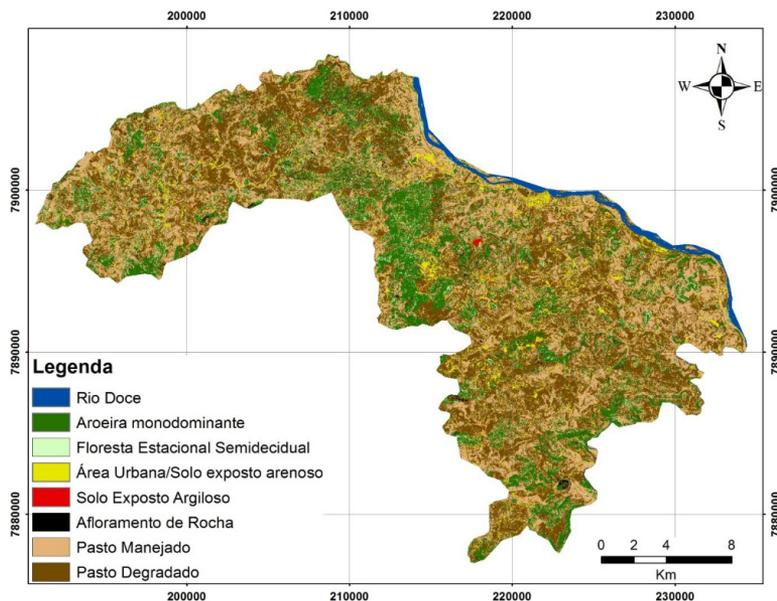


Figura 3. Mapa temático de uso e ocupação do solo do município de Tumiritinga, MG, produzido através da classificação supervisionada de todas as bandas multiespectrais do satélite Rapideye.

Figure 3. Thematic map produced by the supervised Maxlike classification of all multispectral bands of the Rapideye satellite.

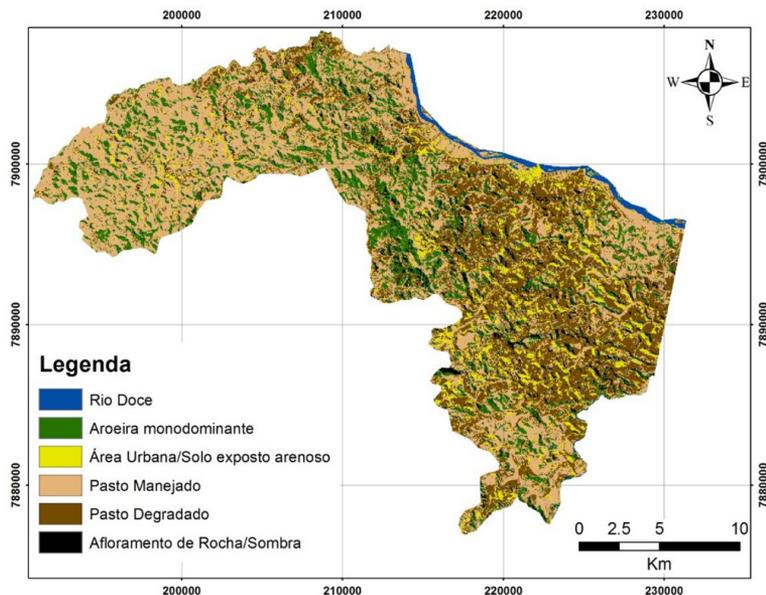


Figura 4. Mapa temático de uso e ocupação do solo do município de Tumiritinga, MG, produzido através da classificação supervisionada da composição das três principais componentes da imagem TM.

Figure 4. Thematic map produced by the supervised Maxlike classification of the PCA3 composition of the TM.

4. CONCLUSÕES

A imagem Rapideye foi superior à imagem TM para o mapeamento de fragmentos florestais monodominados por aroeira, quando avaliado pelo índice Kappa Condicional. O teste z apontou 5 classificações significativamente superiores para Rapideye quando comparado à imagem TM.

A classificação supervisionada da composição de todas as bandas multispectrais do satélite Rapideye, através do algoritmo da Máxima Verossimilhança, foi o método selecionado para o mapeamento de fragmentos monodominados por aroeira em Tumiritinga-MG. A metodologia adotada possibilitou mapear fragmentos monodominados por aroeira com acurácia interpretada como “excelente” pela literatura.

A análise do uso e cobertura do solo em Tumiritinga não retrata, para a região de estudo, o quadro anunciado de espécie ameaçada de extinção, no qual *M. urundeuva* se encontra, onde os fragmentos monodominados pela espécie representam 22% da cobertura do solo do município estudado.

Considerando que as classes “mata nativa” e “aroeira monodominante” apresentam características espectrais muito semelhantes, torna-se necessário o desenvolvimento de novos estudos aplicados à utilização de imagens TM para mapeamento da aroeira em monodominância. É também sugerido validar o método de classificação aqui proposto em regiões que apresentem maior área recoberta por outras feições florestadas.

STATUS DA SUBMISSÃO

Recebido: 9 abr., 2014

Aceito: 17 fev., 2015

AUTOR(ES) PARA CORRESPONDÊNCIA

Felipe Pinho de Oliveira

Instituto Federal do Paraná, Campus Campo Largo – IFPR, Rua Engenheiro Tourinho, 829, Bairro Vila Solene, CEP 83607-140, Campo Largo, PR, Brasil
e-mail: pinhofelipe@hotmail.com

REFERÊNCIAS

- Baruqui FM. *Inter-relações solo-pastagem nas regiões mata e rio doce do estado de Minas Gerais* [dissertação]. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa; 1982. 119 p.
- Brasil. Ministério do Meio Ambiente. *Instrução Normativa nº 06 de 23 de setembro de 2008. Traz a lista oficial de espécies da flora brasileira ameaçadas de extinção e com deficiência de dados*. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF (2008).
- Congalton RG. *A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data*. *Remote Sensing of Environment* 1991; 37(1): 35-46. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B).
- Duroa DC, Girarda J, Kinga D, Fahriga JL, Mitchella S, Lindsaya K et al. *Predicting species diversity in agricultural environments using Landsat TM imagery*. *Remote Sensing of Environment* 2014; 144(24): 214-225. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.001>.
- Ervideira A. *Classificação temática de imagens Landsat recorrendo ao software Ecognition* [dissertação]. Lisboa: Universidade de Lisboa; 2006. 23 p.
- Favero C. *Uso e degradação dos solos na microregião de Governador Valadares Minas Gerais* [dissertação]. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa; 2001. 68 p.
- Felix IM, Kazmierczak ML, Espindola GM. RapidEye: a nova geração de satélites de observação da terra. In: *Anais do XIV Simpósio Brasileiro De Sensoriamento Remoto*; 2009; Natal. Natal: INPE; 2009. p. 7619-7622.
- Ferreira DF. *Estatística multivariada*. Lavras: UFLA; 2011. 676 p.
- Hart TB, Murphy PG. *Monodominant and species-rich forests of the humid tropics: causes for their co-occurrence*. *American Naturalist* 1989; (5): 613-633. <http://dx.doi.org/10.1086/284941>.
- Horning N, Robinson JA, Sterling EJ, Turner W, Spector S. *Remote sensing for ecology and conservation*. New York: Oxford University; 2010.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE. *Censo agropecuário*. Brasil: IBGE; 2006.
- Landis JR, Koch GG. *The measurement of observer agreement for categorical data*. *Biometrics* 1977; 33(1): 159-174. <http://dx.doi.org/10.2307/2529310>. PMID:843571.
- Liu WTH. *Aplicações de sensoriamento remoto*. Campo Grande: UNIDERP; 2006. 908 p.
- Lopes HL, Cabral JJS, Araújo JC Fo, Montenegro SMG. *Mapeamento de áreas aluvionares no semiárido brasileiro por meio de dados colaterais e imagens orbitais*. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* 2013; 17(7): 763-769. <http://dx.doi.org/10.1590/S1415-43662013000700011>.
- McCoy RM. *Field methods in remote sensing*. New York: Guilford Press; 2005. 177 p.

- Moreira MA, Rudorff BFT, Barros MA, Faria VGC, Adami M. *Geotecnologias para mapear lavouras de café nos estados de Minas Gerais e São Paulo. Engenharia Agrícola* 2010; 30(6): 1123-1135. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-69162010000600013>.
- Murta RO, Mafra RM, Oliveira FO, Coelho FMG. *Desenvolvimento regional no médio rio Doce/MG: análise da viabilidade jurídica do manejo sustentável da aroeira. Revista Direito GV* 2012; 8(2): 455-483. <http://dx.doi.org/10.1590/S1808-24322012000200004>.
- Oliveira, FP. *Monodominância de aroeira: fitossociologia, relações pedológicas e distribuição espacial em Tumiritinga, MG [dissertação]*. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa; 2011. 87 p.
- Ponzoni FJ, Rezende ACP. *Influência da resolução espacial de imagens orbitais na identificação de elementos da paisagem em Altamira-PA. Revista Árvore* 2002; 26(4): 403-410. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-67622002000400002>.
- Ramirez GM, Zullo J Jr, Assad ED, Pinto HS. *Comparação de dados dos satélites Ikonos-II e Landsat/ETM+ no estudo de áreas cafeeiras. Pesquisa Agropecuária Brasileira* 2006; 41(4): 661-666. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-204X2006000400017>.
- Rouse JW, Haas RH, Schell JA, Deering DW. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: *Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*; 1973. Washington, DC: NASA; 1973.
- Schuster C, Forster M, Kleinschmit B. Evaluation of the RapidEye red edge channel for improving land-use classifications. In: Kohlhofer G, Franzen M, editores. *Tagungsband Dreiländertagung OVG, DGPF und SGPF 30. Wissenschaftlich-Technische Jahrestagung der DGPF*. Austria: Technische Universität Wien; 2010.
- Sims D, Gamon J. *Relationships Between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. Remote Sensing of Environment* 2002; 81(2-3): 337-354. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00010-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00010-X).
- Tso B, Mather P. *Classification methods for remotely sensed data*. Danvers: Taylor & Francis Group; 2009. 317 p. <http://dx.doi.org/10.1201/9781420090741>.
- Valente EL. *Caracterização da intensidade de degradação do solo e da cobertura vegetal de uma área no médio Rio Doce, utilizando imagens IKONOS II [dissertação]*. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa; 2005. 89 p.
- Veloso HP, Rangel ALR Fo, Lima JCA. *Classificação da vegetação brasileira, adaptada a um sistema universal*. Rio de Janeiro: IBGE; 1991. 124 p.
- Vieira CAO. *Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study [tese]*. Nottingham: Universidade de Nottingham; 2001. 353 p.
- Vittek M, Brink A, Donnay F, Simonetti D, Desclée B. *Land cover change monitoring using Landsat MSS/TM satellite image data over west africa between 1975 and 1990. Remote Sensing* 2014; 6(1): 658-676. <http://dx.doi.org/10.3390/rs6010658>.