

CLASSIFICAÇÃO DE USOS DA TERRA POR ANÁLISE DISCRIMINANTE MULTIGRUPOS

Roberto FILGUEIRAS¹, Tânia Maria de CARVALHO², Paulo Milton Barbosa LANDIM³,
Célia Regina Lopes ZIMBACK¹

- (1) Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Rua José Barbosa de Barros, nº 1780, 18610-307, Botucatu, SP. Endereço eletrônico: betofilgueiras@gmail.com; czimback@gmail.com.
(2) Universidade Federal do Mato Grosso, Instituto de Ciências Agrárias e Ambientais, Avenida Alexandre Ferronato, nº 1200, Setor Industrial, 78557-267, Sinop, MT. Endereço eletrônico: taniacarvalho2010@gmail.com.
(3) Universidade Estadual Paulista, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Avenida 24A, 1515, Bairro Bela Vista, 13506-900, Rio Claro, SP. Endereço eletrônico: plandim@rc.unesp.br

Introdução
Área de estudo
Material e métodos
Imagens orbitais
Aquisição e processamento da imagem
Calibração radiométrica
Sensor *Thematic Mapper*
Análise multivariada
Obtenção da matriz de dados
Análise discriminante multigrupos
Resultados
Estatística descritiva
Análise multivariada
Discussão
Conclusão
Referências bibliográficas

RESUMO – A discriminação de diferentes usos da terra com base em dados orbitais é um procedimento amplamente utilizado, principalmente pela rapidez de processamento e baixo custo de realização, dependendo do sensor utilizado. Uma classificação mais acurada, utilizando muitas variáveis inter-relacionadas, referenciadas a uma localização específica, torna complexo o manuseio e interpretação desses dados. Dessa forma, o estudo teve por objetivo estabelecer relações entre registros espectrais nas diferentes bandas da imagem do satélite Landsat-5/TM, consideradas variáveis independentes, e os diferentes usos da terra, considerados como casos, por meio de análise multivariada. Foi realizada a calibração radiométrica e a retificação das imagens. Após os processamentos foram obtidos de maneira aleatória os valores de reflectância da superfície, para as seis bandas do satélite, excluindo da análise a banda correspondente ao infravermelho termal. Para a classificação dos usos da terra foi utilizada a análise discriminante multigrupos. A identificação das áreas ocupadas por vegetação arbórea e cursos d'água foram adequadamente discriminadas entre si e em relação às demais classes de uso da terra. Houve dificuldade na separação de diferentes tipos de usos relacionados à pastagem, devido às condições de déficit hídrico associada à resolução espectral do sensor.

Palavras-chave – reflectância espectral; cobertura do solo; análise multivariada; déficit hídrico.

ABSTRACT - The discrimination of different land uses based on satellite data is a widely used procedure, mainly because of processing speed and low cost of realization, depending on the sensor used. The process becomes complex when an accurate classification is desired, using many interrelated variables, referenced to a particular location, because is complex handling and understand such data. Thus, the study aimed to establish relationships between records of different spectral bands of the satellite Landsat-5 / TM, considered independent variables, and the different land uses, regarded as cases, through multivariate technique called: multi-groups discriminant analysis. The radiometric calibration was performed, followed by the image rectification process. After this processing, it was obtained, utilizing the randomized method, the values of surface reflectance, for six spectral bands of the satellite, excluding the thermal band. The multi-groups discriminant analysis was utilized to classify the land uses. The identification of forests and water courses were adequately discriminated between them. There were difficulties to separate different types of uses related with pasture, due to water deficit, associated with the sensor spectral resolution.

Keywords - spectral reflectance; ground cover; multivariate analysis; water deficit.

INTRODUÇÃO

A definição para diferentes usos da terra, baseada em imagens de sensoriamento remoto, é um procedimento amplamente utilizado devido a um melhor aproveitamento de recursos

financeiros, operacionais e tempo. A precisão na identificação das classes de uso, no entanto, depende de vários fatores, e é realizada com base em registros de valores de radiância,

percebidos pelos sensores a bordo das plataformas orbitais dos satélites (FLORENZANO, 2012).

Os valores de radiância são medidos em faixas específicas de comprimentos de onda do espectro eletromagnético denominadas bandas e podem ser transformados em outras grandezas, como a reflectância. As radiâncias refletida e emitida pelo alvo/superfície são valores discretizados em números digitais. Cada banda espectral a bordo do radiômetro imageador escalona a energia de uma forma singular, o que torna as operações entre bandas incompatíveis. Por conseguinte, faz-se necessário a calibração radiométrica, para transformar essa energia captada em valores de radiância espectral, ou seja, em correspondentes físicos. Como a radiância é uma característica radiométrica, isto é, está diretamente relacionada à intensidade de energia radiada pela fonte, isso inviabiliza a caracterização espectral de um objeto. Torna-se, portanto, necessário a transformação dos valores para reflectância espectral da superfície, que representa as propriedades de reflexão da radiação de um alvo, sem estar relacionado com a irradiância. Este é o parâmetro mais apropriado para caracterizar a superfície, tornando compatível qualquer operação entre bandas, desde que essas tenham passado pelas correções atmosférica e geométrica (PONZONI et al., 2012).

Dependendo do estudo, as informações a respeito da superfície observada na imagem podem ser mais bem representadas quando realizadas combinações e operações entre bandas (MOREIRA, 2011).

ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo localiza-se em parte dos municípios de Maravilhas, Pequi e Fortuna de Minas, pertencentes à mesorregião Metropolitana de Belo Horizonte, estado de Minas Gerais (Figura 1). Sua delimitação é definida pelas coordenadas: 544.425 E 7.841.845 N; 546.915 E 7.840.075 N Datum WGS-84 zona 23 S, totalizando uma área de 453,6 ha.

Pela classificação de Köppen, o clima é do tipo Aw (tropical estacional de savana), com temperatura média anual de 22,1°C e

Para situações onde muitas variáveis são medidas simultaneamente, referenciadas a uma localização específica e inter-relacionadas, torna-se complexo o manuseio e interpretação do volume de dados envolvidos nas análises estatísticas, muitas vezes inviabilizando o uso de métodos comuns da estatística univariada (HAIR et al., 2009). Os estudos envolvendo produtos de sensoriamento remoto são um exemplo, uma vez que, dependendo do sensor utilizado, são disponibilizados diversos dados referentes a cada ponto da superfície, notadamente para os sensores hiperespectrais (IMANI & GHASSEMIAN, 2015). Surge então a demanda por técnicas que simplifiquem a análise dos dados.

A disponibilidade de ferramentas computacionais e desenvolvimento de programas, aliado ao conhecimento de técnicas desenvolvidas para as áreas sociais e biológicas, têm permitido a aplicação da estatística multivariada nas áreas das engenharias. Os métodos da estatística multivariada são assim utilizados para sintetizar a estrutura da variabilidade dos dados ou para realização de inferências estatísticas (MINGOTI, 2005).

O presente estudo teve por objetivo estabelecer relações entre os registros espectrais nas diferentes bandas da imagem do satélite Landsat-5/TM, consideradas variáveis independentes, e os diferentes usos da terra, considerados como casos, por meio da técnica multivariada, denominada análise discriminante multigrupos.

precipitação média anual de 1.340 mm, sendo dezembro o mês mais chuvoso e agosto, o mais seco (MARQUES et al., 1998). O registro de precipitação no mês anterior à aquisição da imagem, divulgado pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) consta zero milímetros para as estações meteorológicas próximas da área, 83586 e 83570, correspondendo às estações da cidade de Sete Lagoas-MG e Pompéu-MG, respectivamente.

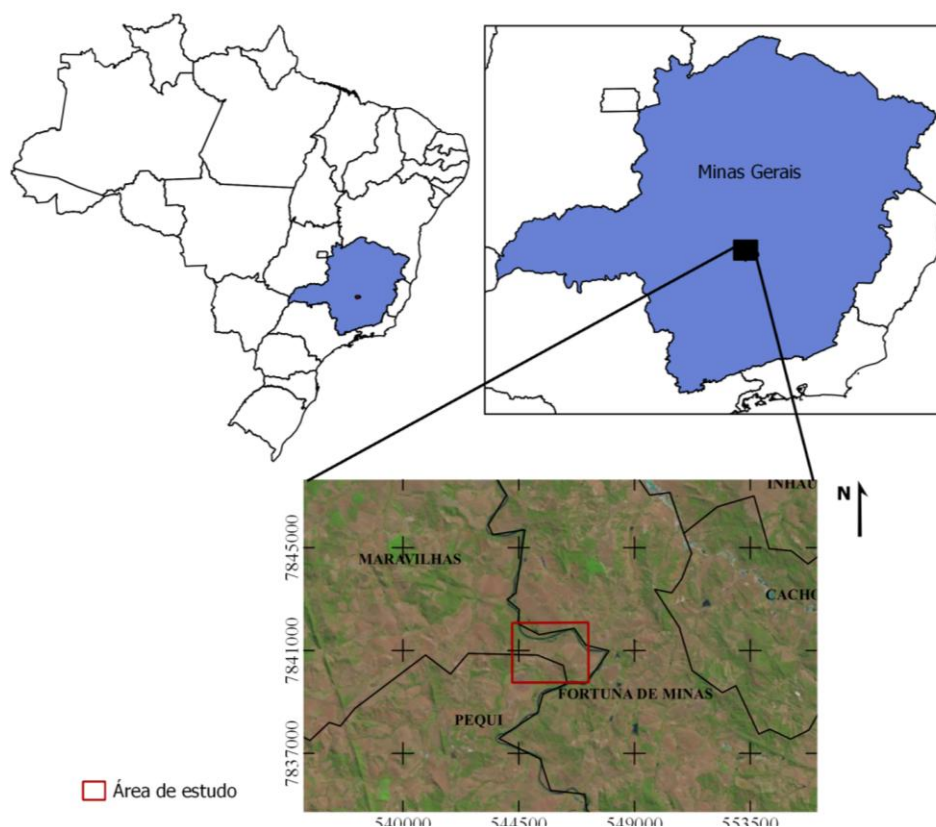


Figura 1. Localização da área de estudo.

MATERIAL E MÉTODOS

Imagens orbitais

Aquisição e processamento da imagem

A imagem orbital da plataforma Landsat-5 sensor TM, objeto de estudo, foi obtida do catálogo de imagens do Instituto de Pesquisas Espaciais (Inpe), definida pela órbita/ponto 218/074 do dia 04/08/2011. Essa imagem foi selecionada levando em conta o critério de ausência de nuvens sobre a área de estudo, apresentando um ângulo zenital no momento da aquisição de $50,35^\circ$ e um ângulo azimutal de $44,28^\circ$. Foi executada a correção geométrica, utilizando-se o procedimento imagem para imagem, com auxílio de dados ortorretificados, cedidos pelo *Global Land Cover Facility* (LANDCOVER, 2015). Para esse procedimento foram coletados 20 pontos de controle nas duas imagens, obtendo-se um erro médio quadrático de 0,163591 pixel.

Calibração Radiométrica

A calibração radiométrica consiste na conversão do ND (número digital) de cada pixel da imagem em radiância espectral monocromática. Esse parâmetro foi obtido segundo a Equação 1:

$$L\lambda_i = L_{\text{mini}} - \frac{(L_{\text{maxi}} - L_{\text{mini}})}{(Q_{\text{maxi}} - Q_{\text{mini}})} \times ND \quad (1)$$

A Equação 1 foi substituída pela Equação 2, proposta por Markham & Baker (1987), uma vez que na descrição do produto (imagem) não estão explícitos os valores L_{maxi} e L_{mini} , sendo considerada essa diferença como 255, adotando-se os valores de “a” e “b” da Tabela 1.

$$L\lambda_i = a_i + \frac{b_i + a_i}{255} \times ND \quad (2)$$

em que a_i e b_i são as radiâncias espectrais mínima e máxima ($\text{Wm}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$, Tabela. 2), ND é a intensidade do pixel (número inteiro de 0 a 255) e $i = 1, 2, \dots, 7$, corresponde às bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7, do sensor TM a bordo do Landsat-5.

Posterior à conversão para radiância, foi necessário transformar esses dados em valores de reflectância monocromática, definida como a capacidade de um objeto de refletir a energia eletromagnética sobre ele incidida, na região e banda espectral analisada (PONZONI et al.,2012). Esse parâmetro foi calculado a partir

dos dados de radiância espectral de cada banda, informações sobre o cosseno do ângulo zenital (Z) e irradiância espectral no topo da atmosfera (Tabela. 1) para cada banda. Assim, foi estimada a refletância espectral planetária em cada banda, por meio da Equação 3 definida por Bastiaanssen (1995):

$$\rho_{\lambda i} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda i}}{K_{\lambda i} \cdot \cos Z \cdot dr} \quad (3)$$

onde: $L_{\lambda i}$: radiância espectral de cada banda ($\text{Wm}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$); $K_{\lambda i}$ é a irradiância solar espectral de cada banda no topo da atmosfera ($\text{W.m}^{-2} \mu\text{m}^{-1}$, TABELA 1); Z o ângulo zenital solar e dr é o quadrado da razão entre a distância média Terra-Sol em determinado dia do ano (DJ). O parâmetro (dr) foi determinado segundo Tasumi (2007). O Z foi obtido diretamente através do cabeçalho da imagem.

Tabela 1. Coeficientes de calibração e irradiâncias espectrais no topo da atmosfera para o satélite LANDSAT-5/TM utilizados na determinação da radiância

| Bandas | Comprimento de onda (μm) | Coeficientes de calibração ($\text{wm}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$) | | Irradiância espectral no topo da atmosfera ($\text{wm}^{-2} \mu\text{m}^{-1}$) |
|----------------|---------------------------------------|---|-------|--|
| | | a | b | |
| 1 (azul) | 0,45-0,52 | -1,5 | 152,1 | 1957 |
| 2 (verde) | 0,52-0,60 | -2,8 | 296,8 | 1829 |
| 3 (vermelho) | 0,63-0,69 | -1,2 | 204,3 | 1557 |
| 4 (IV próximo) | 0,76-0,79 | -1,5 | 206,2 | 1047 |
| 5 (IV médio) | 1,55-1,75 | -0,37 | 27,19 | 219,3 |
| 7 (IV médio) | 2,08-2,35 | -0,15 | 14,38 | 74,52 |

Fonte: Adaptada de CHANDERS & MARKHAM (2003).

Sensor Thematic Mapper

Foi utilizado o sensor TM, a bordo do satélite Landsat-5, que possui sete faixas espectrais, atuando desde o comprimento de onda do azul (0,45 – 0,52 μm) ao comprimento de onda correspondente ao infravermelho termal (10,4 a 12,5 μm).

Os alvos terrestres respondem de uma maneira singular para cada comprimento de onda, o que pode ser denominado de assinatura espectral ou curva de fator de refletância direcional hemisférica dos alvos. Portanto, cada intervalo de comprimento de onda apresenta certas características específicas dos alvos, ou seja, as bandas presentes no sensor apresentam características e aplicações distintas (MOREIRA, 2011).

Na análise da paisagem cada banda correspondente a um certo intervalo de comprimento de onda: O azul tem grande penetração em corpos de água, apresenta comportamento absorptivo em superfícies vegetadas (INPE, 2015), além de ser a banda que sofre o maior grau de espalhamento molecular, ou Rayleigh, cerca de 5,5 vezes mais do que o comprimento de onda correspondente ao vermelho (MOREIRA, 2011); a banda relativa ao comprimento de onda da cor verde apresenta boa penetração em corpos de água,

sendo sensíveis a sólidos em suspensão; a banda do vermelho é muito importante para estudos de diferentes fisionomias vegetais, além de apresentar grande absorção nessas superfícies; a banda do infravermelho próximo apresenta comportamento inverso à banda do vermelho, isto é, essa tende a refletir mais quanto maior o vigor e maior a densidade da vegetação (espectro eletromagnético de muita importância para estudos voltados à agricultura); a banda referente ao infravermelho termal, responde às condições hídricas dos vegetais, sendo sensível ao teor de água presente no interior celular das plantas (comprimento de onda que permite inferir com relação à condição hídrica na qual o vegetal se encontra); banda do infravermelho termal é importante nas estimativas de temperaturas da superfície (cálculos relativos à determinação da radiação de onda longa emitida pela superfície) e a banda equivalente ao comprimento de onda do infravermelho médio utilizada para identificar parâmetros relativos à geomorfologia, solo e geologia, auxiliando na detecção de minerais com íons hidroxilas (ALLEN et al., 2002; INPE, 2015).

Análise multivariada

Obtenção da Matriz dos Dados

A matriz de dados utilizada nesse estudo (Figura 2) foi obtida por uma amostragem aleatória de valores de refletância da superfície, onde foram consideradas seis bandas da imagem B1, B2, B3, B4, B5, B7. Foram

reconhecidos em campo os alvos: solo exposto (E), pastagem degradada (PD), pastagem em uso (PU), pastagem em recuperação (PR), mata (M) e rio (R). O número de amostras, de modo geral, foi proporcional a área ocupada pelo uso da terra.

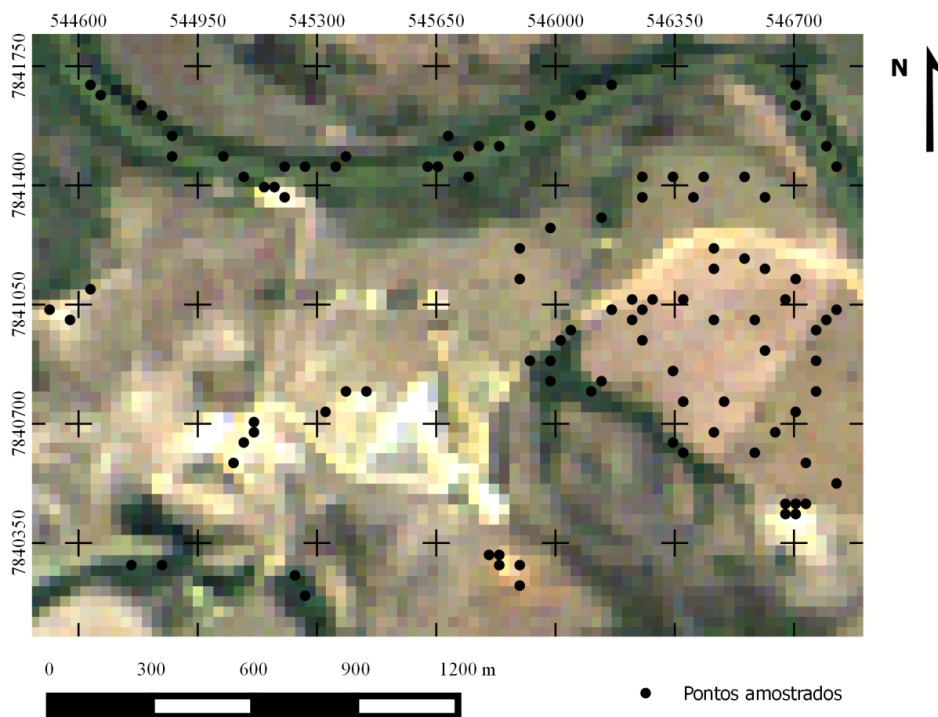


Figura 2. Distribuição dos pontos de controle em campo

Análise discriminante multigrupos

Os dados amostrais foram submetidos à análise discriminante multigrupos, com o objetivo de avaliar a possibilidade de caracterização dos diferentes tipos de usos da terra a partir de valores de refletância registrados nas 6 bandas da imagem.

A análise discriminante, como outras técnicas de análise multivariada, é utilizada para classificar objetos, maximizando a matriz de distribuição dos dados entre classes e minimizando a variabilidade intraclasses (IMANI & GHASSEMIAN, 2015). Essa técnica separa os valores amostrais em dois ou mais grupos, em uma fase exploratória. Nesse procedimento, a partir de grupos previamente definidos, são pesquisadas quais as características das amostras que podem auxiliar na discriminação ou separação das classes (LANDIM, 2011). Nesse estudo, as classes referem-se aos usos da terra reconhecidos previamente no campo.

A análise permite estabelecer funções matemáticas chamadas regras de classificação ou discriminação (MINGOTI, 2005) que utilizam as informações das bandas da imagem como critérios para alocar novos objetos em classes. Essas funções são denominadas funções discriminantes e podem ser testadas por meio de testes estatísticos, como o teste F. É testada a hipótese de que as duas médias multivariadas são iguais, ou seja, a hipótese nula estabelece que a diferença entre os grupos é igual zero (Equações 4 e 5):

$$H_0: [Rp] = 0, \text{ ou } \mu_a = \mu_b \quad (4)$$

$$H_1: [Rp] > 0 \quad (5)$$

onde: [R] é o vetor coluna, $p \times 1$ das “ p ” diferenças entre as médias das variáveis dos dois grupos e μ_a e μ_b são as médias dos grupos A e B, respectivamente.

O valor a ser testado pela distribuição F é dado pela Equação 6:

$$F = \left(\frac{n_a + n_b - p - 1}{(n_a + n_b - 2)p} \right) * \left(\frac{n_a n_b}{n_a + n_b} \right) * D^2 \quad (6)$$

sendo n_a e n_b o número de observações nos grupos A e B com “p” graus de liberdade para o numerador e “ $n_a + n_b - p - 1$ ” para o denominador e D^2 a distância de Mahalanobis, a qual é a medida de separação entre as duas médias multivariadas, expressas em unidades de variâncias combinadas. A distância de Mahalanobis é usada para verificar se os dois grupos considerados pertencem a uma ou duas populações distintas.

Além disso, a análise discriminante também indica, de forma ordenada, quais as bandas que tiveram maior importância na definição das classes. No processo de estimação *stepwise forward* (Hair et al., 2009), as variáveis independentes métricas, ou seja, os valores de refletâncias são inseridos de acordo com o grau de discriminação para o comportamento da variável dependente, ou seja, o uso da terra. Os cálculos para esta análise foram efetuados com a utilização do programa XLStat, versão 2015 (ADDINSOFT SARL, 2015).

RESULTADOS

Estatística Descritiva

Como já referido, a amostragem foi realizada de forma aleatória dentro das classes e a frequência para os diferentes usos da terra são apresentados na Tabela 3. As médias e os desvios padrão das diferentes bandas utilizadas

para reconhecimento dos usos da terra podem ser visualizados na Tabela. 4, onde observa-se que, no geral, os valores de refletância apresentaram baixa variabilidade e os maiores valores foram associados às bandas B5 e B7.

Tabela 3. Frequência das amostragens por categorias de uso da terra

| Variável | Categorias | Frequências | % |
|----------|------------|-------------|--------|
| Uso | E | 12 | 11.321 |
| | M | 21 | 19.811 |
| | PD | 11 | 10.377 |
| | PR | 20 | 18.868 |
| | PU | 21 | 19.811 |
| | R | 21 | 19.811 |

E: solo exposto, M: mata, PD: pastagem degradada, PR: pastagem em recuperação, PU: pastagem em uso e R: rio

Tabela 4. Estatística descritivas das bandas espectrais da imagem

| Variável | Observações | Mínimo | Máximo | Média | Desvio padrão |
|----------|-------------|--------|--------|-------|---------------|
| B1 | 106 | 0.026 | 0.101 | 0.052 | 0.016 |
| B2 | 106 | 0.030 | 0.156 | 0.066 | 0.027 |
| B3 | 106 | 0.019 | 0.218 | 0.082 | 0.045 |
| B4 | 106 | 0.005 | 0.397 | 0.212 | 0.098 |
| B5 | 106 | 0.010 | 0.524 | 0.241 | 0.142 |
| B7 | 106 | 0.000 | 0.372 | 0.145 | 0.101 |

Tabela 5. Correlação entre as bandas utilizadas da imagem

| Variáveis | B1 | B2 | B3 | B4 | B5 | B7 |
|-----------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| B1 | 1.000 | | | | | |
| B2 | 0.975 | 1.000 | | | | |
| B3 | 0.974 | 0.983 | 1.000 | | | |
| B4 | 0.596 | 0.555 | 0.595 | 1.000 | | |
| B5 | 0.848 | 0.803 | 0.868 | 0.813 | 1.000 | |
| B7 | 0.891 | 0.851 | 0.906 | 0.768 | 0.983 | 1.000 |

De modo geral, todas as bandas apresentaram alta correlação entre si (Tabela 5),

com valores superiores a 80%, sendo a banda 4 aquela que apresentou menor valor de

correlação, notadamente com as bandas B1, B2 e B3.

Análise Multivariada

Com a aplicação da análise discriminante multigrupos foram determinadas as cinco funções (Equações 7 a 11), que preveem e explicam as relações que afetam a inserção de um determinado pixel em uma classe de uso da terra.

$$F1 = -151.7 + 1742.1 B1 - 324.3 B2 + 131.0 B3 + 178.8 B4 + 318.2 B5 - 67.5 B7 \quad (7)$$

$$F2 = -75.2 + 925.6 B1 - 267.3 B2 - 549.9 B3 + 529.9 B4 + 26.47 B5 - 249.6 B7 \quad (8)$$

$$F3 = -75.2 + 1823.4 B1 - 604.5 B2 - 77.8 B3 + 86.4 B4 + 322.8 B5 - 94.3 B7 \quad (9)$$

$$F4 = -107.3 + 1977.2 B1 - 776.6 B2 - 210.7 B3 + 114.2 B4 + 351.9 B5 - 146.1 B7 \quad (10)$$

$$F5 = -38.0 + 2111.2 B1 - 963.2 B2 + 100.5 B3 + 66.3 B4 + 360.7 B5 - 38.0 B7 \quad (11)$$

Ao definir as funções discriminantes lineares, a análise resultou que a B5 foi a variável mais importante na definição dos usos da terra, seguida da B4, conforme Tabela 6.

Tabela 6. Resumo da seleção das variáveis

| No. de variáveis | Variáveis | Variável IN | R ² parcial | F | Pr > F |
|------------------|-----------------------------|-------------|------------------------|---------|----------|
| 1 | B5 | B5 | 0.962 | 505.757 | < 0,0001 |
| 2 | B4 / B5 | B4 | 0.904 | 186.190 | < 0,0001 |
| 3 | B2 / B4 / B5 | B2 | 0.780 | 69.485 | < 0,0001 |
| 4 | B2 / B4 / B5 / B7 | B7 | 0.182 | 4.317 | 0.001 |
| 5 | B1 / B2 / B4 / B5 / B7 | B1 | 0.127 | 2.790 | 0.021 |
| 6 | B1 / B2 / B3 / B4 / B5 / B7 | B3 | 0.134 | 2.952 | 0.016 |

Pr foi igual a 0,0001 para todas as variáveis

O valor de $pr < 0,0001$ foi estatisticamente significativo, para três variáveis, correspondente as reflectâncias da faixa do infravermelho médio, infravermelho próximo e da faixa do visível, no comprimento do verde, indicando que essas bandas apresentam maior peso para a discriminação dos usos da terra.

Da aplicação do teste de Fischer (Tabela 6), para testar a hipótese de igualdade entre as matrizes de covariância intra-classe, resultou que, a nível de significância de 5%, as matrizes de covariância são diferentes, o que pode ser verificado na distinção inequívoca de algumas classes, como a classe R e M, e na sobreposição de regiões de alocação de outras, como PU e PD. Na redução da dimensionalidade das variáveis, os autovalores calculados para as funções F1 e F2 permitiram discriminar 62,7% e 94,18% da variabilidade acumulada (Tabela 7).

Todas as bandas tiveram alta correlação com o fator F1. O fator mais baixo foi de 78,2% para a B2 (Figura 3). A variável que mais explica o F2 é a banda do infravermelho próximo (B4), com uma correlação de 0.567, conforme Figura 3.

A Figura 3 mostra o resultado da correlação das bandas espectrais com as funções F1 e F2, que respondem por 94,18% da variabilidade acumulada (Tabela 7). As bandas B5 e B7 apresentam maior correlação com a função F1, sendo a B4 uma maior correlação com F2. A Tabela 8 apresenta a distância de Mahalanobis para os usos da terra, sendo esta análise uma das mais adequadas para avaliação da discriminação dos grupos, visto que, a análise estatística discriminante aplicada foi a *stepwise*. Quanto maior a distância de Mahalanobis entre os centroides de duas classes, menor é o risco de uma má classificação entre essas.

Tabela 7. Variabilidade acumulada das funções discriminantes.

| Autovalores | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|---------|
| Autovalor | 29.238 | 14.669 | 2.515 | 0.142 | 0.058 |
| Discriminação (%) | 62.714 | 31.465 | 5.394 | 0.304 | 0.123 |
| % acumulada | 62.714 | 94.178 | 99.573 | 99.877 | 100.000 |

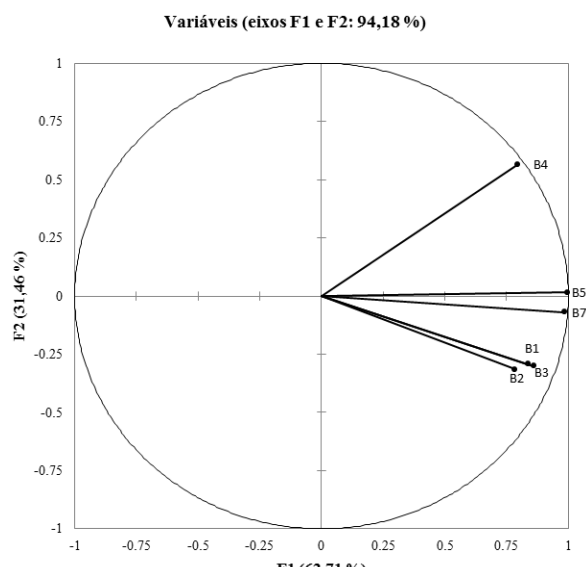


Figura 3. Representação bidimensional da correlação das bandas espectrais com as funções discriminantes F1 e F2.

As duas classes de uso da terra, mata e rio os seus centroides mais afastados dos demais, caracterizando essas como classes bem discriminadas através da reflectância da imagem Landsat-5/TM. A Tabela 9 apresenta as distâncias de Fisher para as classes de uso da terra, os maiores valores ocorrem para as

classes M e R, quando essas foram comparadas com as demais, evidenciando a discriminação dessas em relação aos demais usos. As menores distâncias foram encontradas para a combinação entre as classes PR com PU e PD e PD com PU e E.

Tabela 8. Distância de Mahalanobis para discriminação dos grupos de uso da terra

| | E | M | PD | PR | PU | R |
|----|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|---|
| E | 0 | | | | | |
| M | 174.827 | 0 | | | | |
| PD | 15.439 | 128.864 | 0 | | | |
| PR | 43.756 | 97.349 | 10.213 | 0 | | |
| PU | 28.107 | 139.738 | 5.655 | 6.276 | 0 | |
| R | 233.851 | 146.617 | 165.506 | 126.845 | 174.493 | 0 |

E: solo exposto, M: mata, PD: pastagem degradada, PR: pastagem em recuperação, PU: pastagem em uso e R: rio.

Tabela 9. Tabelas de valores de F de Fisher para os grupos

| | E | M | PD | PR | PU | R |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| E | 0 | 211.382 | 14.029 | 51.960 | 33.984 | 282.747 |
| M | 211.382 | 0 | 147.288 | 157.896 | 232.314 | 243.751 |
| PD | 14.029 | 147.288 | 0 | 11.476 | 6.464 | 189.168 |
| PR | 51.960 | 157.896 | 11.476 | 0 | 10.179 | 205.737 |
| PU | 33.984 | 232.314 | 6.464 | 10.179 | 0 | 290.094 |
| R | 282.747 | 243.751 | 189.168 | 205.737 | 290.094 | 0 |

E: solo exposto, M: mata, PD: pastagem degradada, PR: pastagem em recuperação, PU: pastagem em uso e R: rio.

A Tabela 10 contém centroides dos usos da terra para as diferentes funções discriminantes. Esses centroides, quando combinados duas funções, nos informam a distribuição de cada grupo em um espaço bidimensional, que por sua vez, mostrará o quão distinto é um uso dos demais. Quanto mais próximos estiverem os centroides de duas classes, maior a chance de ocorrer erro na discriminação dos pontos dessas classes.

O mapa territorial (Figura 4) distingue os pontos amostrais das classes de uso da terra com base nas funções discriminantes F1 e F2 e não em termos das bandas espectrais. Examinando a distribuição dos centroides se percebe que a função F1 diferencia prioritariamente os grupos M e R, mas também, contribui na diferenciação dos demais grupos,

embora os centroides de PU e PD estejam próximos, implicando em uma má classificação das observações desses grupos. A função F2 reforça a distinção entre os grupos M e R, porém, não apresenta poder discriminante para as demais classes de uso. A classe E teria uma redução no risco de má classificação, com a inserção de F3, pois essa apresenta uma correlação positiva com essa classe de uso, elevando a explicação da variabilidade acumulada a 99,57% (Tabela 7).

A avaliação do ajuste geral do modelo é realizada de acordo com o grau de precisão preditiva da função discriminante. Isso é feito por meio da razão de sucesso, que corresponde ao percentual de amostras corretamente classificadas (HAIR et al., 2009).

Tabela 10. Distâncias dos eixos dos fatores com relação aos centroides das variáveis dependentes.

| | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 |
|----|--------|--------|--------|--------|--------|
| E | 6.291 | -0.449 | 3.534 | -0.360 | -0.091 |
| M | -4.225 | 6.812 | 0.161 | -0.007 | 0.044 |
| PD | 4.141 | -0.781 | 0.570 | 1.021 | 0.043 |
| PR | 2.162 | -0.481 | -1.617 | -0.085 | -0.401 |
| PU | 4.480 | -1.025 | -1.395 | -0.217 | 0.335 |
| R | -8.078 | -4.663 | 0.456 | -0.024 | 0.032 |

E: solo exposto, M: mata, PD: pastagem degradada, PR: pastagem em recuperação, PU: pastagem em uso e R: rio.

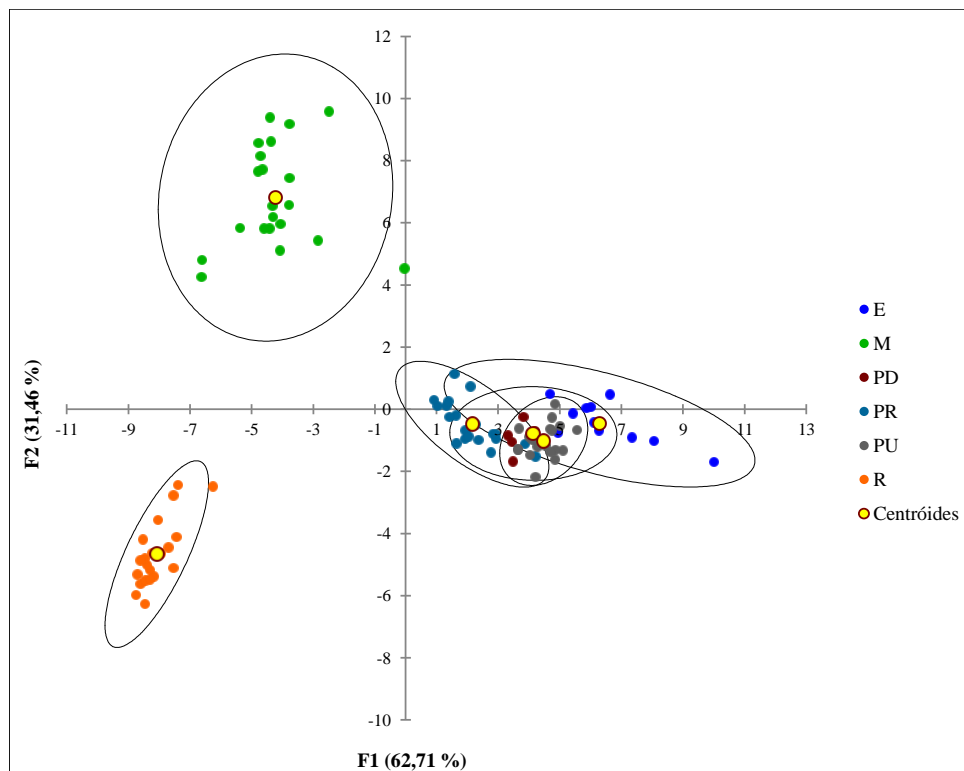


Figura 4. Mapa territorial bidimensional da análise discriminante dos usos da terra.

Tabela 11. Matriz de confusão para as amostras de estimação coletadas na área

| de \ a | E | M | PD | PR | PU | R | Total | % correto |
|--------|----|----|----|----|----|----|-------|-----------|
| E | 10 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 12 | 83.33% |
| M | 0 | 21 | 0 | 0 | 0 | 0 | 21 | 100.00% |
| PD | 1 | 0 | 6 | 1 | 3 | 0 | 11 | 54.55% |
| PR | 0 | 0 | 0 | 18 | 2 | 0 | 20 | 90.00% |
| PU | 0 | 0 | 0 | 0 | 21 | 0 | 21 | 100.00% |
| R | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 21 | 21 | 100.00% |
| Total | 11 | 21 | 7 | 19 | 27 | 21 | 106 | 91.51% |

E: solo exposto, M: mata, PD: pastagem degradada, PR: pastagem em recuperação, PU: pastagem em uso e R: rio.

Tabela 12. Matriz de confusão para os dados de validação cruzada

| de \ a | E | M | PD | PR | PU | R | Total | % correto |
|--------|----|----|----|----|----|----|-------|-----------|
| E | 9 | 0 | 2 | 0 | 1 | 0 | 12 | 75.00% |
| M | 0 | 20 | 0 | 1 | 0 | 0 | 21 | 95.24% |
| PD | 2 | 0 | 5 | 1 | 3 | 0 | 11 | 45.45% |
| PR | 0 | 0 | 0 | 17 | 3 | 0 | 20 | 85.00% |
| PU | 0 | 0 | 0 | 0 | 21 | 0 | 21 | 100.00% |
| R | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 21 | 21 | 100.00% |
| Total | 11 | 20 | 7 | 19 | 28 | 21 | 106 | 87.74% |

E: solo exposto, M: mata, PD: pastagem degradada, PR: pastagem em recuperação, PU: pastagem em uso e R: rio.

A validação externa é alcançada por meio da matriz de confusão das amostras de estimação (Tabela 11), em que o maior percentual de amostras mal classificadas corresponde ao uso da terra PD.

A validação cruzada (Tabela 12) é um método onde o modelo discriminante é testado desconsiderando uma das amostras, a qual será

estimada posteriormente por meio do mesmo modelo. O processo de validação é repetido para todas as observações, de modo que uma observação nunca influenciará na sua própria classificação. A classe de uso PD apresentou uma classificação com uma eficiência próxima a 50 %, conforme observado também, pela matriz de confusão.

DISCUSSÃO

Cada banda do satélite corresponde a um comprimento de onda distinto, a banda quatro representa o comprimento de onda do infravermelho próximo e as bandas de 1 a 3 ao comprimento de onda na faixa visível (NOVO, 2008). Com isso, essas bandas representam comportamentos espectrais diferentes, pois, enquanto a banda quatro reflete mais (quanto maior o vigor vegetativo de uma determinada planta), a região do visível tem um comportamento mais absorptivo do que refletivo, nessa mesma condição, explicando assim, a menor correlação entre essas bandas (Tabela 5).

A sobreposição de regiões para as classes PD, E, PR e PU ocorreu porque a pastagem em uso encontrava-se extremamente rebaixada e com folhas secas, devido a ausência de chuva no período de passagem do satélite. A análise não conseguiu discernir com uma maior eficiência, as regiões de pastagens e solo

exposto devido, principalmente, à condição de déficit hídrico em que se encontravam as áreas. Essa deficiência hídrica foi detectada nas respostas das reflectâncias estimadas para a banda correspondente ao infravermelho médio (banda 5). Neste comprimento de onda, normalmente, em vegetação que não apresenta nenhuma restrição hídrica, tende a ser observada maior absorção, relacionada ao teor de umidade presente no interior das células do limbo foliar (MENESES & MADEIRA NETTO, 2001). Ao invés deste resultado, observou-se maiores valores de refletância para as pastagens na banda 5, aproximando-se mais da assinatura espectral de solos, fator agravante para a confusão na classificação.

A variável que apresentou maior peso na função F2 foi a banda do infravermelho próximo (B4), como apresentado na Figura 3. Isso explicou o uso da terra caracterizado por

mata, visto que, o comprimento de onda correspondente ao infravermelho próximo que reflete mais, quanto maior a exuberância da vegetação. Como a região de estudo estava com déficit hídrico, a classe com maior vigor vegetativo foi a mata.

Volpi et al. (2013) alcançaram uma classificação adequada para superfícies cobertas por água, utilizando o sensor TM, em um tributário do rio Missouri nos Estados Unidos. Embora, alguma diferenciação na resposta espectral de superfícies hídricas possa acontecer em função de algas ou sedimentos (CHENG et al., 2013), essas superfícies possuem baixa variabilidade intra e interbandas, pois apresentam características absorptivas da radiação eletromagnética, constituindo um padrão observável, independente da localização geográfica. Thessler et al. (2008), com dados Landsat-5/TM e *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) com intuito de classificar diferentes subfisionomias de florestas de várzeas na Costa Rica, encontraram resultados promissores na discriminação dessas áreas utilizando análise discriminante. Esse resultado potencializa o que foi encontrado para o uso da terra M, na área de estudo, visto que, a intenção foi discriminar essa classe frente a outros usos da terra, e não em sub-classes, como o proposto por esses autores.

A diminuição do risco de classificação para solo exposto seria alcançado caso fosse inserido a função F3 no mapa territorial (Figura 4), pois esse fator apresentou correlação positiva com a classe E. A dificuldade em discriminar essa classe foi agravada, devido a imagem da plataforma Landsat-5/TM do dia 14/08/2011 representar a realidade de campo em época de escassez hídrica, quando a pastagem extensiva apresenta menor vigor vegetativo e baixa biomassa, o que explicou a dificuldade em discriminar os grupos PD, PU e PR.

A classe de uso da terra PD apresentou uma classificação com eficiência em torno de 50%, conforme Tabela 11 e 12. Essa classe é realmente de difícil distinção, principalmente em casos de nível de degradação mais severa e solo seco, utilizando imagens de média resolução espacial (EMBRAPA, 2015). A identificação dessa classe consistiu em um dos

objetivos iniciais desse estudo, pois o manejo sustentável das pastagens tem como foco a recuperação das áreas de ocorrência desse uso. No entanto, os resultados observados evidenciam a inadequação desse sensor, com resolução espacial de 30 metros, no discernimento da pastagem degradada para a região de estudo, pois essa classe apresenta mistura espectral das classes E, PU e PR nas condições de estudo, dentro de um mesmo pixel, visto que esse apresenta uma área de 900 m².

O tamanho do pixel para esse sensor espectral dificulta o discernimento mais detalhado de alvos mais específicos da superfície, como o encontrado por Fiorio et al. (2009), o qual utilizou o sensor TM para avaliar a possibilidade de discriminar diferentes tipos de solos. Esses autores obtiveram um nível de acerto total de 40,4 %, considerando que os solos que apresentavam características químicas e físicas semelhantes tiveram maior confusão. Raciocínio semelhante pode ser aplicado para os usos da terra E e PD, visto que, o último apresenta mistura de pixels de solo exposto, pela ocorrência de falhas na vegetação. Nas áreas em estudo onde foram verificadas confusões na classificação, para esses grupos, são uniformes em termos de classes de solos.

Chagas et al. (2008), utilizando imagens Aster e Landsat 7 na classificação de níveis de degradação de pastagens no município de Viçosa-MG, constataram que a plataforma Aster apresentou uma maior exatidão na classificação, quando comparado com a plataforma Landsat 7. Isso foi associado à maior resolução espectral do sensor, o que aumentou significativamente o poder discriminante deste frente ao outro. Os mesmos autores encontraram na classificação de pastagens com baixo vigor, qualidade e baixa população, uma maior contribuição das bandas correspondentes ao comprimento de onda do infravermelho médio, quando comparado com as bandas do visível, fato esse, também constatado para o presente estudo. Dificuldades na discriminação entre áreas de solo exposto e pastagens com diferentes níveis de degradação usando imagens Landsat, também foram observado por Chagas et al. (2008).

CONCLUSÃO

Foram determinadas as funções discriminantes que relacionam as bandas espectrais do sensor TM com as classes de uso da terra. A variabilidade acumulada das refletâncias das diferentes bandas do Landsat-5/TM foi explicada em grande parte por duas de cinco funções discriminantes.

As áreas ocupadas por vegetação arbórea e cursos d'água são adequadamente

discriminadas entre si e em relação às demais classes de uso da terra.

A condição de déficit hídrico associada à resolução espectral do sensor dificultaram a separação dos usos relacionados à pastagem. A obtenção de melhor detalhamento das nuances de degradação da classe pastagem requer uso de imagens com maior resolução espectral e/ou espacial.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ALLEN, R.G.; TASUMI, M.; TREZZA, R.; WATERS, R.; BASTIAANSEN, W. **Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL)** - Advanced training and Users Manual. Kimberly: Idaho Implementation, 2002. 98 p.
2. BASTIAANSEN, W. G. M. **Regionalization of Surface Flux Densities and Moisture Indicators in Composite Terrain – A Remote Sensing Approach under Clear Skies in Mediterranean Climates**. Thesis, Landbouw UNIVERSITEIT Wageningen, Netherlands, 273, 1995.
3. CHANDER, G.; MARKHAM, B. L., Revised Landsat-5 TM radiometric calibration procedures and post calibration dynamic ranges. **IEEE Transactions on geosciences and remote sensing**, v. 41, n. 11, november, 2003.
4. CHENG, C.; WEI, Y.; XU, J.; YUAN, Z. Remote sensing estimation of Chlorophyll a and suspended sediment concentration in turbid water based on spectral separation. **Optik - International Journal For Light And Electron Optics, Amsterdam**, v. 124, n. 24, p.6815-6819, dez. 2013. Quinzenal.
5. FIORIO, P.R. Diferenciação espectral de solos utilizando dados obtidos em laboratório e por sensor orbital. **Bragantia**, Campinas, v. 69, n. 2, p.543-466, 2010. Trimestral.
6. FLORENZANO, T.G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. 3. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2011. 128 p.
7. HAIR JUNIOR, J.F.; BLACK, W.C.; BABIN, B.J.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. **Análise Multivariada de Dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009. 688 p.
8. IMANI, M.; GHASSEMIAN, H. Feature Space Discriminant Analysis for hyperspectral data feature reduction. **Isprs Journal Photogrammetry And Remote Sensing**, Amsterdam, v. 102, p.1-13, abr. 2015.
9. LANDIM, P.M.B. **Análise Estatística de Dados Geológicos Multivariados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2011. 208 p.
10. MARKHAM, B. L.; BARKER, J. L. Thematic mapper bandpass solar exoatmospherical irradiances. **Journal of remote sensing**, New York, v. 8, n. 3, p. 517-523, 1987.
11. MENESES, P.R.; NETTO, J. da S. M. **Sensoriamento Remoto: Refletância dos Alvos Naturais**. Brasília: UnB, 2001. 262 p.
12. MINGOTI, S.A. **Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada: uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: UFMG, 2007. 297 p.
13. MOREIRA, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. 4. ed. Viçosa: Editora UFV, 2011. 422p.
14. NOVO, E.M. L. de M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 3. ed. São Paulo: Blucher, 2008. 388 p.
15. PONZONI, F.J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T.M. **Sensoriamento Remoto da Vegetação**. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2012. 160 p.
16. TASUMI, M.; ALLEN, R.G. Satellite-Based ET mapping to assess variation in the ET with timing of crop development. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 88, p. 54-62, 2007.
17. VOLPI, M.; PETROPOULOS, G.P.; KANEVSKI, M. Flooding extent cartography with Landsat TM imagery and regularized kernel Fisher's discriminant analysis. **Computers & Geosciences**, Amsterdam, n. 57, p.24-31, ago. 2013.
18. THESSLER, S.; SESNIE, S.; BENDANA, R.; RUOKOLAINEN, E.T.; FINEGAN, B. Using k-nn and discriminant analyses to classify rain forest types in a Landsat TM image over northern Costa Rica. **Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v. 112, p.2485-2494, 15 maio 2008. Mensal.
19. XLSTAT 2015. AddinSoft SARL. Disponível em: <<http://www.xlstat.com>>. Acesso em: 01 jun. 2015.
20. EMBRAPA monitoramento por satélites. **Desenvolvimento de Geotecnologias para Identificação e Monitoramento de Níveis de Degradação em Pastagens**. 2011. Disponível em: <<http://www.geodegrade.cnpem.embrapa.br/web/geodegrade/apresentacao>>. Acesso em: 11 mar. 2015.

*Manuscrito recebido em: 08 de Julho de 2015
Revisado e Aceito em: 15 de Outubro de 2015*