

Estratificação em cerrado *sensu stricto* a partir de
imagens de sensoriamento remoto e técnicas geoestatísticasStratification in cerrado *sensu stricto* from remote
sensing images and geo-statistical techniquesAliny Aparecida dos Reis¹, José Marcio de Mello²,
Fausto Weimar Acerbi Júnior³ e Luis Marcelo Tavares de Carvalho⁴

Resumo

As imagens de sensoriamento remoto são utilizadas atualmente como uma fonte de dados auxiliares para o inventário de florestas nativas. Estas imagens, quando aliadas a técnicas geoestatística podem propiciar ganhos em precisão nas estimativas do inventário. Nesse sentido, o objetivo deste estudo foi: (a) avaliar a estrutura de dependência espacial dos valores de reflectância do dossel de um fragmento de Cerrado *Sensu Stricto*; (b) determinar as correlações entre os dados espectrais e o volume de madeira; (c) avaliar a eficiência da pré-estratificação com base nos valores de reflectância do fragmento de Cerrado nas imagens do satélite Landsat 5 TM aliado ao estimador de krigagem e comparar as estimativas da amostragem casual estratificada (ACE) com as estimativas da amostragem sistemática (AS), por meio da variável de interesse no inventário florestal. A área de estudo corresponde a um fragmento de Cerrado *Sensu Stricto* localizado no município de Cônego Marinho, MG. Os dados do inventário florestal foram obtidos lançando-se de forma sistemática 41 unidades amostrais. Os volumes de madeira foram obtidos através de equações volumétricas. Os dados espectrais foram coletados em uma imagem do satélite Landsat 5 TM, nas bandas TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 e nos índices de vegetação NDVI e SR. Os dados espectrais passaram por uma análise variográfica e foram correlacionados com o volume total de madeira. Em seguida, realizou-se a estratificação da área com base nos dados espectrais. Todas as variáveis espectrais apresentaram-se espacialmente estruturadas. O volume de madeira apresentou as maiores correlações com as variáveis reflectância na banda TM4 ($r = -0,638$) e reflectância na banda TM5 ($r = -0,501$). O erro de amostragem do inventário foi de 19,11% para a AS, e variou de 13,42 % a 18,39% para as diferentes estratificações geradas. As melhores estratificações foram geradas pelas variáveis espectrais que apresentaram os maiores valores de correlação com o volume de madeira e, também as que apresentaram os maiores graus de dependência espacial (DE).

Palavras-chave: Inventário florestal; krigagem; reflectância; índices de vegetação.

Abstract

Remote sensing images are currently used as a source of auxiliary data for the inventory of native forests. These images when combined with geo-statistical techniques can provide gains in accuracy in inventory estimates. Accordingly, the aim of this study was to: (a) evaluate the spatial dependence structure of canopy reflectance values in a Cerrado *Sensu Stricto* fragment; (b) determine the correlations between the spectral and the wood volume data; (c) evaluate the pre-stratification efficiency based on the reflectance values from images of Landsat 5 TM satellite in a Cerrado fragment combined to kriging estimator and compare the random stratified sampling (RSS) estimates to systematic sampling (SS) estimates through the variable of interest in the forest inventory. The study area corresponds to a Cerrado *Sensu Stricto* fragment in Cônego Marinho city, MG. The forest inventory data were obtained from 41 plots distributed systematically. The wood volume was obtained by volumetric equations. The spectral data were collected from image in the satellite Landsat 5 TM. The spectral data were composed by TM1, TM2, TM3, TM4 and TM5 bands and the NDVI and SR vegetation indices. The spectral data have undergone a variographic analysis and were correlated with the total wood volume. Then, the stratification was carried out in the area from the spectral data. All the spectral variables showed spatially structured. The wood volume presented the highest correlations with

¹Doutoranda em Ciências Florestais. UFLA - Universidade Federal de Lavras. C.P. 3037 - 37200-000 – Lavras, MG. E-mail: alinyreis@hotmail.com.

²Doutor em Recursos Florestais, Prof. Associado. UFLA - Universidade Federal de Lavras. C.P. 3037 - 37200-000 – Lavras, MG. E-mail: josemarcio@dcf.ufla.br.

³Mestre em Engenharia Florestal, Prof. Adjunto. UFLA - Universidade Federal de Lavras. C.P. 3037 - 37200-000 – Lavras, MG. E-mail: fausto@dcf.ufla.br.

⁴Doutor em Geociências e Meio Ambiente, Prof. Associado UFLA - Universidade Federal de Lavras. C.P. 3037 - 37200-000 – Lavras, MG. E-mail: passarinho@dcf.ufla.br.

the reflectance variables in TM4 band ($r = -0,638$) and reflectance in TM5 band ($r = -0,501$). The inventory error for SS was 19.11%, and ranged from 13.42% to 18.39% for different stratifications. Best stratifications were generated by spectral variables that presented the highest correlation values to the wood volume and those also presented the highest degree of spatial dependence (DE).

Keywords: Forest inventory; kriging; reflectance; vegetation indices.

INTRODUÇÃO

O Cerrado brasileiro ocupa aproximadamente 21% do território nacional (KLINK; MACHADO, 2005) e possui elevada importância em termos ambientais globais no que diz respeito aos recursos hídricos, à absorção e estocagem de carbono e à biodiversidade, sendo considerado como um dos *hotspots* mundiais devido à sua altíssima prioridade para a conservação da biodiversidade e por apresentar mais de 75% de sua vegetação original destruída (MYERS et al., 2000; HERRY-SILVA, 2005).

O manejo sustentável do Cerrado constitui uma alternativa para a conservação e, ao mesmo tempo, a utilização racional dos recursos naturais deste bioma (ALVARENGA et al., 2012). No entanto, a quantificação dos fragmentos de Cerrado constitui um problema para a execução dos inventários florestais em decorrência da sua heterogeneidade e complexidade (KLINK; MACHADO, 2005; ALVARENGA et al., 2012). Em áreas com elevada heterogeneidade deve-se adotar procedimentos de amostragem que permitam a estratificação da área em porções de maior homogeneidade, como a Amostragem Casual Estratificada (ACE), reduzindo assim o erro das estimativas do inventário florestal (KANEGAE JR. et al., 2007; ASSIS et al., 2009; ALVARENGA et al., 2012; GUEDES et al., 2012).

A dificuldade da adoção do procedimento de ACE em florestas nativas está na definição dos estratos antes do levantamento de campo, uma vez que não existem informações sobre a floresta antes da realização do inventário florestal. Nesse sentido, uma possibilidade para a realização da pré-estratificação em florestas nativas seria a utilização de informações obtidas em imagens de sensoriamento remoto (ALVARENGA, 2012).

Nas imagens, as florestas podem ser caracterizadas pela sua reflectância em cada uma das bandas espectrais ou através de índices de vegetação (BERRA et al., 2012). As características de reflectância dos dosséis florestais podem ser associadas a outras características dendrométricas para identificar produtividade, estoque de biomassa e outras variáveis de interesse da vegetação (TOMPPO et al., 2008). A existência de uma correlação

linear entre a reflectância dos dosséis florestais e características dendrométricas foi corroborada por Foody, Boy e Cutler (2003), Thenkabail et al. (2003), Lu et al. (2004), Mäkelä e Pekkari (2004), Watzlawick, Kirchner e Sanquetta (2009), Canavesi et al. (2010) e Berra et al. (2012).

Diante do exposto, o objetivo deste estudo foi: (a) avaliar a estrutura de dependência espacial dos valores de reflectância do dossel de um fragmento de Cerrado *Sensu Stricto*; (b) determinar as correlações entre os dados espectrais e o volume de madeira; (c) avaliar a eficiência da pré-estratificação com base nos valores de reflectância do próprio fragmento na imagem do satélite Landsat 5 TM aliado ao estimador de krigagem e comparar as estimativas da amostragem casual estratificada (ACE) com as estimativas da amostragem sistemática (AS), por meio da variável de interesse no inventário florestal.

MATERIAL E MÉTODOS

A área de estudo corresponde a um fragmento de Cerrado *Sensu Stricto* localizado no Parque Estadual Veredas do Peruaçu, no município de Cônego Marinho, região norte do estado de Minas Gerais, cujas coordenadas geográficas são $14^{\circ}55'40''S$, $44^{\circ}37'00''W$ e altitude de 723 metros, e uma área aproximada de 302,35 ha. O clima da região, segundo a classificação climática de Köppen, é Aw, tropical úmido com inverno seco, e temperatura média anual em torno de $22,9^{\circ}C$. A precipitação anual média é de 1.022mm e a classe de solo predominante da região é o Gleissolo (SCOLFORO; MELLO; OLIVEIRA, 2008), classificado segundo EMBRAPA (2006), tratando-se, portanto, de área possível de ocorrer alagamento.

Os dados do inventário florestal foram obtidos lançando-se de forma sistemática 41 unidades amostrais retangulares de 1000 m², sendo que nestas foram medidas a circunferência a 1,30 m do solo (CAP) e a altura total com uma vara telescópica de todas as árvores com circunferência mínima de 15,7 cm. Todas as unidades amostrais foram georreferenciadas e as estimativas de volume total de madeira (correspondente ao volume do fuste e de galhos com diâmetro

mínimo de 3 cm) foram obtidas aplicando-se as equações volumétricas geradas por fitofisionomia desenvolvidas por Rufini et al. (2010).

Os dados da imagem de sensoriamento remoto foram obtidos a partir de uma imagem do satélite Landsat 5 TM com data correspondente com a coleta dos dados em campo, com resolução espacial de 30 m; na data de passagem de 10/08/2010, na órbita 219, ponto 070; nas bandas TM1 (0,45 – 0,52 μm), TM2 (0,52 – 0,60 μm), TM3 (0,63 – 0,69 μm), TM4 (0,76 – 0,90 μm) e TM5 (1,55 – 1,75 μm), correspondente às faixas espectrais do azul, verde, vermelho, infravermelho próximo e infravermelho médio, respectivamente.

A imagem foi corrigida geometricamente e para que fosse possível associar os dados inventariados com a reflectância da imagem orbital, realizou-se a conversão dos números digitais dos *pixels* para radiância/reflectância, segundo a metodologia descrita por Gürtler et al. (2005). Complementarmente, foram calculados os índices de vegetação NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), apresentado na Equação 1, e SR (*Simple Ratio*), obtido a partir da divisão da reflectância referente à região do infravermelho próximo (TM4) pela região do vermelho (TM3).

$$\text{NDVI} = \frac{\text{IVP}-\text{V}}{\text{IVP}+\text{V}} \quad (1)$$

Em que: IVP = região espectral do infravermelho próximo (TM4); V = região espectral do vermelho (TM3).

Para a determinação do coeficiente de correlação linear de Pearson (r) entre os dados obtidos na imagem e o volume de madeira foram coletados os valores de reflectância dos *pixels* pertencentes à área das unidades amostrais nas cinco bandas e nos índices NDVI e SR. Juntamente com o coeficiente de correlação de Pearson, foram determinados também os p -valores associados às estatísticas do teste.

Para a realização do estudo variográfico dos dados espectrais, correspondentes aos valores de reflectância do fragmento de cerrado, foram distribuídos 159 pontos aleatoriamente pela área de estudo onde foram coletados os valores de reflectância nas bandas TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 e nos índices NDVI e SR. A primeira etapa da análise variográfica consistiu da análise exploratória de dados. Foram determinadas as medidas de posição e dispersão, análise de tendência da disposição das amostras em relação à latitude e à longitude e identificação de valores discrepantes.

O estudo variográfico foi realizado com o intuito de verificar a estrutura de dependência espacial dos valores de reflectância nas bandas TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 e nos índices NDVI e SR. Este estudo foi constituído das etapas de geração do semivariograma experimental, ajustes de modelos teóricos ao semivariograma e seleção do melhor modelo para a representação dos dados. Inicialmente foram gerados os semivariogramas experimentais para todas as variáveis em estudo. A partir destes, foram ajustados os modelos esférico, exponencial e gaussiano, descritos por Journel e Huijbregts (1978), para obtenção do conjunto de parâmetros a serem utilizados na estimação da krigagem ordinária. Os ajustes foram feitos pelo Método dos Mínimos Quadrados Ponderados.

A avaliação do desempenho de cada modelo se deu através da validação cruzada. A validação cruzada é uma forma de medir a incerteza da predição dos dados. McBratney e Webster (1986), Cressie (1993) e Vieira (2000), afirmam que aplicando-se a condição de não tendenciosidade, o valor populacional para o erro médio reduzido deve ser zero e do desvio padrão do erro reduzido deve ser igual a um. O valor médio da predição do erro próximo de zero indica que os valores são não enviesados, e o desvio padrão do erro reduzido próximo de um indica o bom ajuste entre os pontos observados e pontos estimados.

Após a obtenção do melhor modelo espacial foi determinado o grau de Dependência Espacial (DE) a partir dos parâmetros desse modelo. O grau de DE é uma relação percentual entre a variação estruturada (σ^2) em relação ao patamar ($\tau^2 + \sigma^2$), apresentado por Biondi et al. (1994), com a seguinte classificação: DE > 75 %, alto grau de dependência espacial; $35 \leq \text{DE} \leq 75$ %, médio grau de dependência espacial e < 35 %, fraca estrutura de dependência espacial.

A interpolação dos valores de reflectância foi realizada por meio da krigagem ordinária utilizando os modelos espaciais selecionados para cada variável em estudo. A krigagem é um interpolador geoestatístico, desenvolvido por Matheron (1963) que estima os valores de pontos não amostrados com base nos pontos amostrados, levando em consideração a estrutura de dependência espacial. Foram gerados mapas que demonstram o comportamento de dependência espacial para os valores de reflectância nas bandas TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 e nos índices NDVI e SR, considerando duas classes de valores.

A Tabela 1 apresenta os códigos e as descrições dos estratificadores, correspondentes as krigagens dos dados espectrais, que foram testados neste estudo. Dentre estes foram considerados a reflectância na banda 1 (KoTM1), a reflectância na banda 2 (KoTM2), a reflectância na banda 3 (KoTM3), a reflectância na banda 4 (KoTM4), a reflectância na banda 5 (KoTM5), o índice NDVI (KoNDVI), o índice SR (KoSR) associados ao interpolador estatístico de krigagem.

Tabela 1. Estratificadores utilizados nesse estudo.
Table 1. Stratifiers used in this study.

Código	Estratificador
KoTM1	Krigagem da reflectância na banda 1
KoTM2	Krigagem da reflectância na banda 2
KoTM3	Krigagem da reflectância na banda 3
KoTM4	Krigagem da reflectância na banda 4
KoTM5	Krigagem da reflectância na banda 5
KoNDVI	Krigagem do índice NDVI
KoSR	Krigagem do índice SR

Para validar o desempenho dos estratificadores, utilizou-se o processamento do inventário florestal com os valores de volume coletados em campo. Efetuou-se o cálculo do erro de amostragem (E%) considerando as seguintes situações: a) adoção de toda a área como um único estrato, com o processamento do inventário utilizando-se a amostragem sistemática (AS) com os estimadores da amostragem casual simples (ACS); b) considerando as estratificações geradas pela krigagem ordinária, com o processamento do inventário efetuado pelos estimadores da Amostragem Casual Estratificada (ACE). Após a estratificação, definiram-se as parcelas de cada estrato e os processamentos da ACE foram comparados àqueles da AS. A formulação detalhada desses dois procedimentos pode ser encontrada em Cochran (1977) e Péllico Netto e Brena (1997). A comparação do desempenho de cada um dos estratificadores foi realizada através da sobreposição dos intervalos de confiança. A sobreposição dos mesmos significa que as estimativas de média foram semelhantes e que a qualidade dos estimadores a partir das diferentes estratificações são parecidas.

Tabela 2. Valores médios, desvios padrões da média e coeficientes de variação para os valores de reflectância nas bandas TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 e para os índices NDVI e SR.

Table 2. Mean values, standard deviations and coefficients of variation for the reflectance values in TM1, TM2, TM3, TM4 and TM5 bands and the NDVI and SR indices.

Estatística	Variáveis						
	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	NDVI	SR
Média	0,0365	0,0378	0,0319	0,226	0,1617	0,7526	7,1559
Desvio Padrão	0,0028	0,0029	0,0037	0,013	0,0105	0,0232	0,786
CV (%)	7,72	7,58	11,64	5,74	6,74	3,088	10,98

Em que: TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 = reflectância nas bandas do azul, verde, vermelho, infravermelho próximo e infravermelho médio, respectivamente; NDVI = Normalized Difference Vegetation Index; SR= Simple Ratio; CV= coeficiente de variação (%).

Os programas utilizados para as análises foram R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2014), por meio do pacote geoR (RIBEIRO JR.; DIGLLE, 2001), e ArcGis versão 10.1 (ESRI, 2010), por meio da extensão *Geostatistical Analyst* (ESRI, 2010).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Tabela 2 apresenta os valores médios, desvios padrões da média e coeficientes de variação para os valores de reflectância nas bandas TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 e para os índices NDVI e SR. Observando os valores médios de reflectância é possível perceber o comportamento espectral típico das florestas, com respostas baixas na região do visível (TM1, TM2 e TM3), aumentando no infravermelho próximo (TM4).

Não foram detectados dados discrepantes em todos os dados analisados neste estudo e não foram observadas tendências em relação à latitude e à longitude para a maioria das variáveis analisadas, exceto para os valores de reflectância na banda TM4, sendo esta removida para a análise variográfica.

A análise variográfica mostrou que todas as variáveis espectrais apresentaram-se espacialmente estruturadas. A Tabela 3 apresenta os parâmetros efeito pepita (τ^2), que indica a variação aleatória; patamar (σ^2), que corresponde a variação explicada pela componente espacial e alcance (Φ), ponto a partir do qual os dados se comportam de forma independente; e o grau de dependência espacial (DE) para os modelos de função de semivariância selecionados para cada uma das variáveis espectrais estudadas.

Observa-se na Tabela 3 que todas as variáveis apresentaram o grau de dependência espacial considerado como médio (DE < 75%), segundo a classificação proposta por Biondi et al. (1994).

O alcance apresentado na Tabela 3 para os modelos exponenciais é chamado de alcance teórico, uma vez que o parâmetro alcance nos modelos exponenciais é considerado infinito, e, portanto, utiliza-se o alcance prático, que cor-

responde a três vezes o valor do alcance teórico (JOURNEL; HUIJBREGTS, 1978; McBRATNEY; WEBSTER, 1986). Assim sendo, o alcance prático correspondeu para estes modelos a 3300 m para a banda TM2, 3000 m para a banda TM4 e 2400 m para o NDVI. O parâmetro alcance é um indicativo da magnitude da continuidade espacial da variável em estudo (MELLO et al., 2006).

A presença da estrutura de dependência espacial nos dados espectrais TM1, TM2, TM3, TM4, TM5, NDVI e SR permite a geração de mapas que correspondem a uma pré-estratificação do fragmento de Cerrado, sem tendência e não enviesados. Nas Figuras 1, 2, 3 e 4 têm-se as diferentes estratificações geradas para o fragmento de Cerrado em estudo.

Tabela 3. Parâmetros do modelo e grau de dependência espacial para os modelos selecionados para todas as variáveis em estudo.

Table 3. Model parameters and degree of spatial dependence for selected models for all variables in study.

Variável	Modelo Selecionado	τ^2	σ^2	Φ (m)	DE (%)
TM1	Esférico	$3,135 \times 10^{-6}$	$5,016 \times 10^{-6}$	400	61,54
TM2	Exponencial	$4,342 \times 10^{-6}$	$7,105 \times 10^{-6}$	1100	62,07
TM3	Esférico	$5,387 \times 10^{-6}$	$1,010 \times 10^{-5}$	1000	65,22
TM4	Exponencial	$3,090 \times 10^{-5}$	$8,429 \times 10^{-5}$	1000	73,17
TM5	Esférico	$3,267 \times 10^{-5}$	$7,946 \times 10^{-5}$	700	70,87
NDVI	Exponencial	$2,561 \times 10^{-4}$	$4,384 \times 10^{-4}$	800	63,12
SR	Esférico	0,352	0,664	1300	65,34

Em que: TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 = reflectância nas bandas do azul, verde, vermelho, infravermelho próximo e infravermelho médio, respectivamente; NDVI = Normalized Difference Vegetation Index; SR= Simple Ratio; τ^2 = efeito pepita; σ^2 = patamar; Φ = alcance; DE= grau de dependência espacial (%).

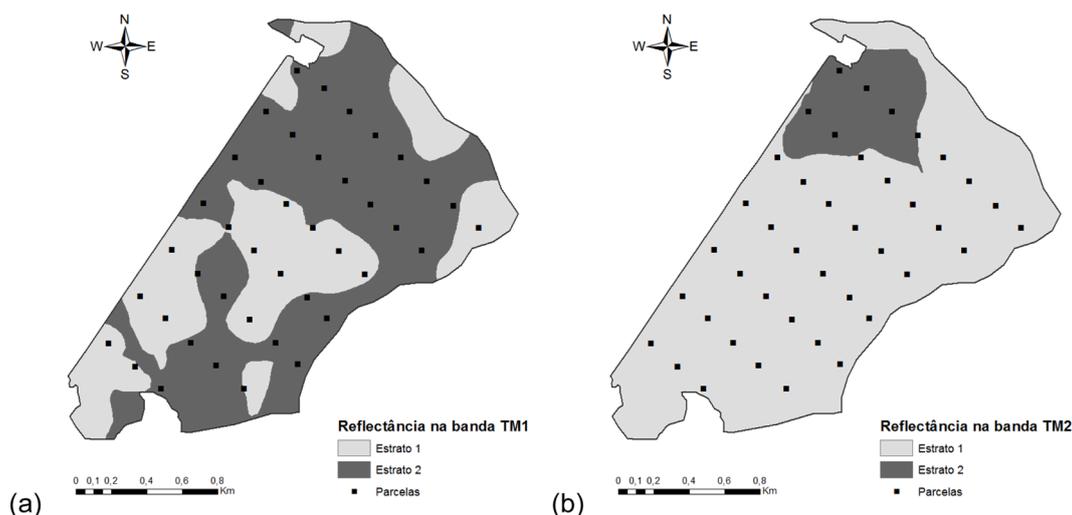


Figura 1. Estratificações obtidas a partir dos dados de reflectância na banda TM1 (a) e na banda TM2 (b).
Figure 1. Stratifications obtained from the reflectance data in the TM1 band (a) and the TM2 band (b).

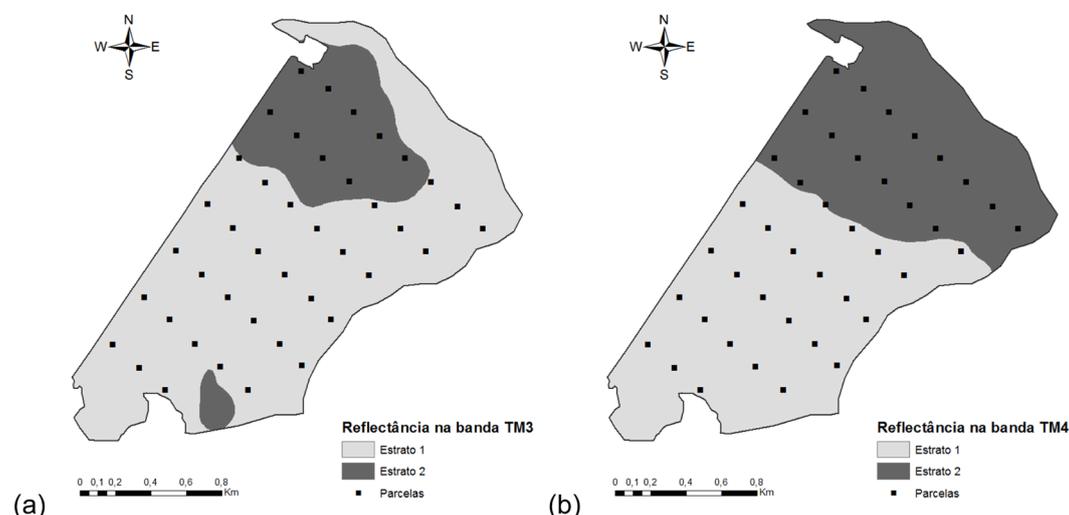


Figura 2. Estratificações obtidas a partir dos dados de reflectância na banda TM3 (a) e na banda TM4 (b).
Figure 2. Stratifications obtained from the reflectance data in the TM3 band (a) and the TM4 band (b).

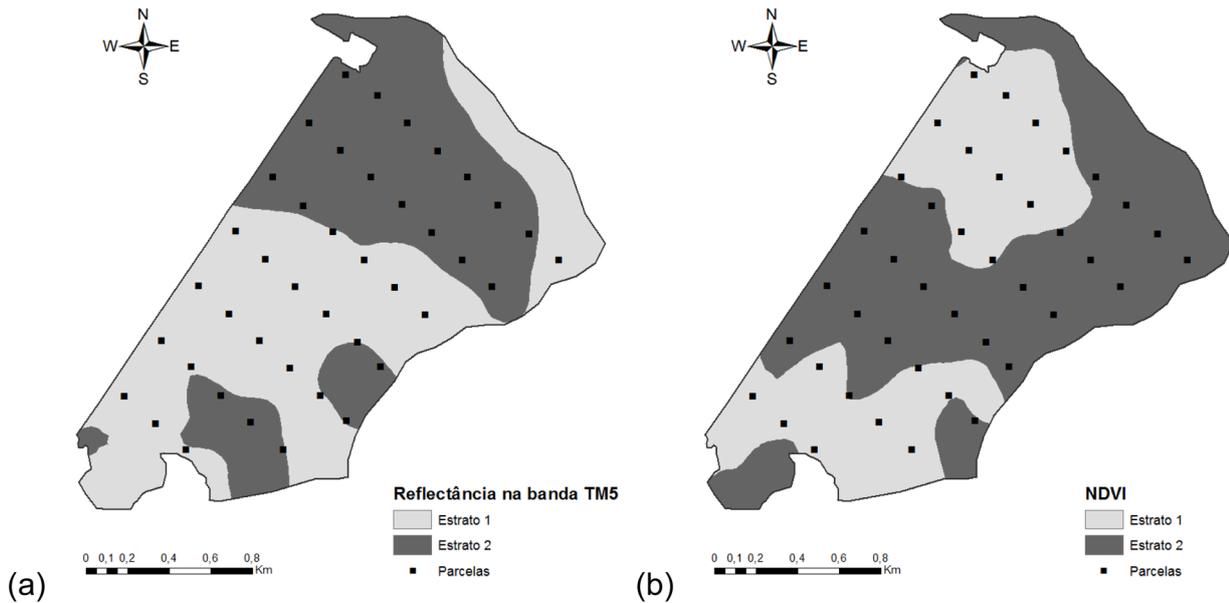


Figura 3. Estratificações obtidas a partir dos dados de reflectância na banda TM5 (a) e do índice NDVI (b).
Figure 3. Stratifications obtained from the reflectance data in the TM5 band (a) and the NDVI index (b).

Observa-se que as estratificações obtidas a partir das bandas espectrais (Figura 1(a), 1(b), 2(a), 2(b) e 3(a)) apresentam um comportamento diferenciado das estratificações geradas pelos índices NDVI e SR (Figura 3(b) e 4), nas quais foi observada uma inversão na localização espacial dos estratos 1 e 2. Esse comportamento se deve ao fato dos índices serem obtidos por uma razão entre as bandas espectrais do vermelho e infravermelho próximo (TM3 e TM4) e em virtude do comportamento espectral da vegetação nestas bandas. A vegetação vigorosa de espécies folhosas absorve radiação na região do vermelho (TM3) e reflete a maior parte da energia incidente na região do infravermelho próximo (TM4) (BERRA et al., 2012). Assim, áreas onde a vegetação apresentou menores valores de reflectância na banda TM3 resultaram em maiores valores dos índices NDVI e SR (JENSEN, 2009), proporcionando assim a inversão dos estratos 1 e 2 nas estratificações geradas pelas bandas e pelos índices.

Na Tabela 4 encontram-se os valores dos coeficientes de Pearson entre os valores de reflectância nas bandas TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 e nos índices NDVI e SR e o volume de madeira.

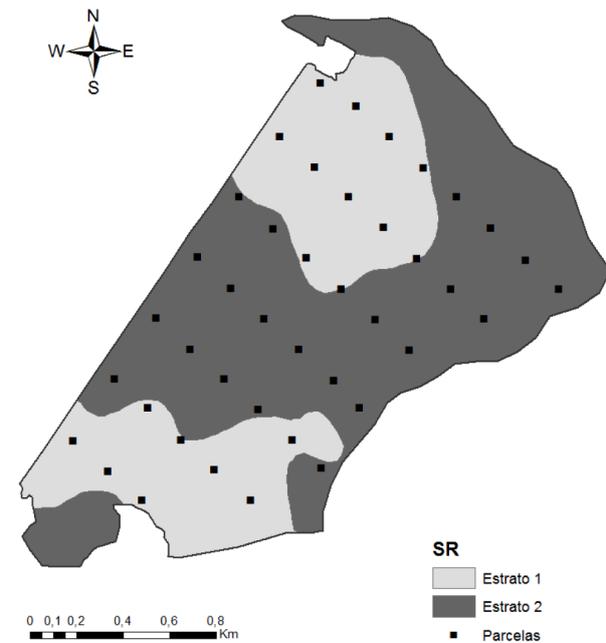


Figura 4. Estratificação obtida a partir dos dados do índice SR.

Figure 4. Stratification obtained from the SR index data.

De maneira geral, todas as bandas (TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5) responderam inversamente ao aumento de volume, enquanto que os índices NDVI e SR se correlacionaram diretamente, porém de forma muito baixa.

Tabela 4. Coeficientes de Pearson (r) entre o volume de madeira e os valores de reflectância para o fragmento de Cerrado *Sensu Stricto*.

Table 4. Pearson's coefficients (r) between the wood volume and the reflectance values for the Cerrado *Sensu Stricto* fragment.

Variável	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	NDVI	SR
Volume (m ³ /ha)	-0,241 ^{ns}	-0,437*	-0,334*	-0,638*	-0,501*	0,187 ^{ns}	0,180 ^{ns}

Em que: TM1, TM2, TM3, TM4 e TM5 = reflectância nas bandas do azul, verde, vermelho, infravermelho próximo e infravermelho médio, respectivamente; NDVI = Normalized Difference Vegetation Index; SR= Simple Ratio; ^{ns}=não significativo a 5% e *significativo a 5%.

As baixas correlações com as variáveis TM1 (banda do azul) e TM2 (banda do verde), podem ser explicadas pelo comportamento espectral da vegetação na região do azul (0,4 a 0,5 μ m), região onde ocorre uma absorção por todos os pigmentos fotossintetizantes, resultando assim em valores muito baixos de reflectância nesta faixa espectral. Na região do verde (0,5 a 0,6 μ m) ocorre uma diminuição na absorção pelos pigmentos fotossintetizantes ocasionando um pico de reflectância em 0,55 μ m, em consequência da coloração esverdeada da maioria das folhas. A baixa correlação entre volume e a banda do vermelho (TM3), correspondente à região de 0,6 a 0,7 μ m do espectro eletromagnético e se deve à máxima absorção da radiação pela clorofila nos comprimentos de onda de 0,67 a 0,68 μ m (BERRA et al., 2012).

Na região que compreende os comprimentos de onda do infravermelho próximo e do infravermelho médio existe uma pequena absorção da radiação, consequentemente temos uma região de alta reflectância da vegetação, resultado da interação da energia incidente com a estrutura celular da vegetação (JENSEN, 2009).

Observa-se na Tabela 4 que o volume de madeira apresenta os maiores valores de correlação com as variáveis reflectância na banda TM4 ($r = -0,638$) e reflectância na banda TM5 ($r = -0,501$), correspondente as reflectâncias na região do infravermelho próximo e do infravermelho médio. O valor da correlação entre o volume e o NDVI ($r = 0,187$) e entre o volume e o SR ($r = 0,180$), apesar de indicar a existência de relação direta entre as variáveis, é muito baixo e não significativo a 5% de probabilidade.

Ponzoni e Shimabukuro (1998) encontraram correlação positiva de 0,33 entre NDVI e volume de madeira (m^3/ha) ao estudar a relação entre índices de vegetação e parâmetros biométricos de plantios de *Eucalyptus urophylla* e *Eucalyptus camaldulensis* utilizando imagens Landsat 5 TM.

Berra et al. (2012) estudaram a correlação entre volume de madeira de plantios de *Eucalyptus* sp. com dados espectrais obtidos em imagens Landsat 5 TM, encontrando uma correlação negativa entre as bandas do visível (TM1, TM2 e TM3) e o volume de madeira, corroborando com os resultados obtidos nesse estudo. No entanto, esses autores encontraram uma correlação positiva entre o volume de madeira e a banda TM4, e altos valores de correlação com os índices NDVI ($r = 0,79$) e SR ($r = 0,82$).

Lu et al. (2004), trabalhando em três regiões na Amazônia, encontraram correlações negativas entre os parâmetros da população e as bandas do visível (TM1, TM2 e TM3) e as bandas do infravermelho próximo e médio (TM4, TM5 e TM7). Segundo esses autores, a estrutura da vegetação apresenta maior influência sobre a correlação entre os parâmetros da população e os valores de reflectância do que a fisionomia ou a quantidade de biomassa de cada região.

Watzlawick, Kirchner e Sanquetta (2009) utilizaram dados espectrais de imagens do satélite IKONOS II para estimar biomassa e carbono orgânico em floresta com Araucária. Os autores encontraram correlações negativas entre biomassa e carbono orgânico e as bandas TM1, TM2, TM3 e TM4 e os índices NDVI e SR, sendo que a melhor correlação encontrada foi de -0,80 entre a biomassa e a banda TM4, corroborando a melhor correlação encontrada nesse estudo.

O processamento do inventário florestal foi realizado utilizando-se as 41 unidades amostrais de duas maneiras distintas: através da amostragem sistemática (AS) e através da amostragem casual estratificada (ACE), onde os estratos foram definidos pelas interpolações geoestatísticas das variáveis espectrais TM1, TM2, TM3, TM4, TM5, NDVI e SR.

Os resultados do processamento do inventário, considerando os dois procedimentos de amostragem estão apresentados na Tabela 5. O erro de amostragem do inventário foi de 19,11% para a AS, e variou de 13,42% a 18,39% para as diferentes estratificações geradas. Os menores erros foram observados para as estratificações geradas a partir dos valores de reflectância na banda TM4 (13,42%) e reflectância na banda TM5 (14,40%), correspondendo a uma redução de 29,77% e 24,65%, respectivamente, no erro da ACE quando comparada com a AS.

Observa-se na Tabela 5 que os intervalos de confiança são semelhantes entre si, fato este que evidencia que a estratificação com base em variáveis obtidas em imagens de sensoriamento remoto produz resultados satisfatórios na redução do erro de amostragem do inventário. Nota-se que as melhores estratificações foram geradas pelas variáveis espectrais que apresentaram os maiores valores absolutos do coeficiente de correlação de Pearson com a variável dendrométrica volume (Tabela 4), e as que apresentaram também os maiores graus de dependência espacial (DE) (Tabela 3).

Tabela 5. Volume médio (m^3/ha), desvio padrão (m^3/ha), erro do inventário (m^3/ha), erro de amostragem (%) e intervalo de confiança (m^3/ha) para a amostragem sistemática (AS) e as diferentes amostragens casual estratificada (ACE).

Table 5. Mean volume (m^3/ha), standard deviation (m^3/ha), inventory error (m^3/ha), sampling error (%) and confidence interval (m^3/ha) for the systematic sampling (AS) and the different stratified random samplings (ACE).

Estimadores	Volume Médio (m^3/ha)	Desvio Padrão (m^3/ha)	Erro do inventário (m^3/ha)	Erro de amostragem (%)	Intervalo de confiança (m^3/ha)
AS	55,34	33,73	10,57	19,11	44,76 – 65,91
KoTM1	56,56	31,72	9,75	17,24	46,81 – 66,32
KoTM2	55,07	31,04	9,70	17,61	45,37 – 64,77
KoTM3	54,99	28,30	8,83	16,06	46,16 – 63,82
KoTM4	54,23	23,46	7,28	13,42	46,95 – 61,50
KoTM5	57,65	25,92	8,30	14,40	49,34 – 65,95
KoNDVI	55,97	33,17	10,30	18,39	45,67 – 66,26
KoSR	56,98	31,73	9,80	17,20	47,18 – 66,78

Em que: AS= Amostragem Sistemática; KoTM1 = krigagem da reflectância na banda 1; KoTM2 = krigagem da reflectância na banda 2; KoTM3 = krigagem da reflectância na banda 3; KoTM4 = krigagem da reflectância na banda 4; KoTM5 = krigagem da reflectância na banda 5; KoNDVI = Krigagem do índice NDVI e KoSR = Krigagem do índice SR.

Resultados satisfatórios foram encontrados também por Alvarenga et al. (2012), quando, utilizando-se do procedimento de estratificação com base na própria característica de interesse volume em um fragmento de cerrado *sensu stricto*, observou uma redução de 43,15% no erro de amostragem da AS em relação a ACE.

Silva (2009) avaliou o processo de estratificação de fragmentos florestais de cerrado *stricto sensu* destinados ao inventário florestal aplicando-se técnicas de interpretação visual de imagens Landsat 5 TM e comparou as estimativas da AS com as estimativas da ACE. O autor observou uma redução de mais de 40% no erro do inventário empregando-se os estimadores da ACE em relação aos estimadores da AS nos três fragmentos de cerrado estudados, concluindo que o procedimento de estratificação, baseado em interpretação visual para segmentação e classificação de imagens foi eficiente, produzindo estratos homogêneos e reduzindo os erros do inventário florestal.

Alvarenga (2012) avaliou o desempenho da segmentação e classificação orientada ao objeto de uma imagem RapidEye na estratificação de um fragmento de cerrado *sensu stricto* e comparou estimativas geradas pela AS com as estimativas da ACE, encontrando uma redução de 10,38% do erro de inventário para a ACE com base em segmentação visual em relação a AS, e de 4,65% para a ACE com base em segmentação automática em relação à AS.

CONCLUSÕES

A reflectância da banda TM4 e a reflectância na banda TM5 foram as variáveis que mais

se correlacionaram com a variável volume e as estratificações geradas a partir dessas variáveis foram as que proporcionaram os menores erros da ACE. Essas variáveis apresentaram também a melhor estruturação espacial.

Os estimadores da amostragem casual estratificada (ACE) foram mais precisos que da amostragem sistemática (AS), indicando que a estratificação com base em variáveis obtidas em imagens de sensoriamento remoto produz resultados satisfatórios na redução do erro de amostragem do inventário, principalmente quando se utiliza como estratificador variáveis correlacionadas com a variável de interesse, podendo ser utilizadas como ferramentas de pré-estratificação em áreas de florestas nativas a serem inventariadas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVARENGA, L. H. V. *Imagens de alta resolução e geoestatística na estratificação da fisionomia cerrado para inventários florestais*. 2012. 92 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2012.

ALVARENGA, L. H. V.; MELLO, J. M.; GUEDES, I. C. L.; SCOLFORO, J. R. S. Desempenho da estratificação em um fragmento de cerrado *stricto sensu* utilizando interpolador geoestatístico. *Cerne*, Lavras, v. 18, n. 4, p. 675-681, 2012.

ASSIS, A. L.; MELLO, J. M.; GUEDES, I. C. L.; SCOLFORO, J. R. S.; OLIVEIRA, A. D. Development of a sampling strategy for young stands of *Eucalyptus* sp using geostatistics. *Cerne*, Lavras, v. 15, n. 2, p. 166-173, abr./jun. 2009.

- BERRA, E. F.; BRANDELERO, C.; PEREIRA, R. S.; SEBEM, E.; GOERGEN, L. C. G.; BENEDETTI, A. C. P.; LIPPERT, D. B. Estimativa do volume total de madeira em espécies de eucalipto a partir de imagens de satélite Landsat. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 22, n. 4, p. 853-864, 2012.
- BIONDI, F.; MYERS, D. E.; AVERY, C. C. Geostatistically modeling stem size and increment in an old-growth forest. **Canadian Journal of Forest Research**, Ottawa, v. 24, n. 7, p. 1354-1368, jul. 1994.
- CANAVESI, V.; PONZONI, F. J.; VALERIANO, M. M. Estimativa de volume de madeira em plantios de *Eucalyptus* spp. utilizando dados hiperespectrais e dados topográficos. **Revista Árvore**, Viçosa, v. 34, n. 3, p. 539-549, mai./jun. 2010.
- COCHRAN, W. G. **Sampling techniques**. 3.ed. New York: J. Wiley, 1977. 555 p.
- CRESSIE, A. G. **Statistics for spatial data**. New York: J. Wiley, 1993. 900 p.
- EMBRAPA – EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 2.ed. Rio de Janeiro, 2006. 306 p.
- ESRI - ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE **ArcGIS Desktop**: Release 10.1. Redlands, 2010.
- FOODY, G. M.; BOY, D. S.; CUTLER, M. E. J. Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 85, n. 4, p. 463-474, 2003.
- GUEDES, I. C. L.; MELLO, J. M.; MELLO, C. R.; OLIVEIRA, A. D.; SILVA, S. T.; SCOLFORO, J. R. S. Técnicas geoestatísticas e interpoladores espaciais na estratificação de povoamentos de *Eucalyptus* sp. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 22, n. 3, p. 541-550, jul./set. 2012.
- GÜRTLER, S.; EPIPHANIO, J. C. N.; LUIZ, A. J. B.; FORMAGGIO, A. R. Planilha eletrônica para o cálculo da reflectância em imagens TM e ETM+ LANDSAT. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, n. 57, p. 162-167, ago. 2005.
- HERRY-SILVA, G. G. A importância das unidades de conservação na preservação da diversidade biológica. **Revista LOGOS**, Mossoró, n. 12, p. 127-151, 2005.
- JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 598 p.
- JOURNAL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. London: Academic, 1978. 600 p.
- KANEGAE JR., H.; MELLO, J. M.; SCOLFORO, J. R. S.; OLIVEIRA, A. D. Avaliação da continuidade espacial de características dendrométricas em diferentes idades de povoamentos clonais de *Eucalyptus* sp. **Revista Árvore**, Viçosa, v. 31, n. 5, p. 859-866, set./out. 2007.
- KLINK, C. A.; MACHADO, R. B. A conservação do Cerrado brasileiro. **Megadiversidade**, Rio de Janeiro, v. 1, n. 1, p. 147-155, 2005.
- LU, D.; MAUSEL, P.; BRONDÍZIO, E.; MORAN, E. Relationships between forest stand parameters and Landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 198, n. 1-3, p. 149-167, 2004.
- MÄKELÄ, H.; PEKKARIEN, A. Estimation of forest stand volumes by Landsat TM imagery and stand-level field-inventory data. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 196, n. 2-3, p. 245-255, 2004.
- MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic geology**, Littleton, v. 58, n. 8, p. 1246-1266, 1963.
- McBRATNEY, A. B.; WEBSTER, R. Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sampling estimates. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v. 37, n. 4, p. 617-639, dez. 1986.
- MELLO, J. M.; OLIVEIRA, M. S.; BATISTA, J. L. F.; JUSTINIANO JR., P. R.; KANEGA JR., H. Uso do estimador geoestatístico para predição volumétrica por talhão. **Floresta**, Curitiba, v. 36, n. 2, mai./ago. 2006.
- MYERS, N.; MITTERMEIER, R. A.; MITTERMEIER, C. G.; FONSECA, G. A. B.; KENT, J. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, London, v. 403, p. 853-858, 2000.
- PÉLLICO NETTO, S.; BRENA, D. A. **Inventário florestal**. Curitiba, 1997. 316 p.

- PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. Relação entre índices de vegetação e parâmetros biométricos de plantios de *Eucalyptus urophylla* e *Eucalyptus camaldulensis* em Cachoeira do Manteiga (MG). **Revista Árvore**, Viçosa, v. 22, n. 3, p. 357-366, jul./set. 1998.
- R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: a language and environment for statistical computing**. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2014. Disponível em: . Acesso em: 10 jun 2014.
- RIBEIRO JR., P. J.; DIGGLE, P. J. GeoR: a package for geostatistical analysis. **R-NEWS**, Pelotas, v. 1, n. 2, p. 15-18, 2001.
- RUFINI, A. L.; SCOLFORO, J. R. S.; OLIVEIRA, A. D.; MELLO, J. M. Equações volumétricas para o cerrado sensu stricto em Minas Gerais. **Cerne**, Lavras, v. 16, n. 1, p. 1-11, jan./mar. 2010.
- SCOLFORO, J. R. S.; MELLO, J. M.; OLIVEIRA, A. D. **Inventário florestal de Minas Gerais: Cerrado, florística, diversidade, similaridade, distribuição diamétrica e de altura, volumetria, tendências de crescimento e áreas aptas para manejo florestal**. Lavras: UFLA, 2008. 216 p.
- SILVA, S. T. **Estratificação da fitofisionomia cerrado para inventário florestal utilizando geotecnologia**. 2009. 68 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2009.
- TOMPPO, E.; OLSSON, H.; STAHL, G.; NILSSON, M.; HAGNER, O.; KATILA, M. Combining national forest inventory field plots and remote sensing data for forest databases. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 112, n. 5, p. 1982-1999, 2008.
- THENKABAIL, P.S.; HALL, J.; LIN, T.; ASHTON, M. S.; HARRIS, D.; ENCLONA, E. A. Detecting floristic structure and pattern across topographic and moisture gradients in a mixed species Central African forest using IKONOS and Landsat-7 ETM+ images. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 4, n. 3, p. 255-270, 2003.
- VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H.; SCHAEFER, C. E. G. R. (Ed.). **Tópicos em Ciências do Solo**. Viçosa: SBCS, 2000. v. 1, p. 1-54.
- WATZLAWICK, L. F.; KIRCHNER, F. F.; SANQUETTA, C. R. Estimativa de biomassa e carbono em floresta com araucária utilizando imagens do satélite IKONOS II. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 19, n. 2, p. 169-181, abr./jun. 2009.

Recebido em 24/04/2014
Aceito para publicação em 09/02/2015