

UTILIZAÇÃO DE MODELO DE MISTURA ESPECTRAL PARA ESTRATIFICAÇÃO ETÁRIA EM PLANTIOS DE *EUCALYPTUS spp.*

R. C. Macedo¹

Resumo: O presente trabalho teve como objetivo avaliar a utilização do Modelo de Mistura Espectral para discriminar classes etárias de *Eucalyptus spp.* A premissa é que há relação entre dados radiométricos extraídos da imagem LANDSAT-5/TM e volume estimado dos talhões de *Eucalyptus spp.* Realizaram-se quatro tratamentos e uma testemunha: i) frações vegetação + sombra; ii) frações vegetação + sombra + solo; iii) frações vegetação + sombra + banda 4 (NIR); iv) frações vegetação + sombra + NDVI; e como testemunha, bandas 3 e 4. A área de estudo é coberta por *Eucalyptus*, localizada em Capão Bonito, São Paulo. As imagens-fração foram geradas utilizando superfície de reflectância das bandas 3, 4 e 5. A avaliação da classificação utilizou três critérios: Matriz de Confusão, Acurácia e Coeficiente Kappa. O melhor resultado foi a utilização da fração vegetação + sombra, mas a classificação com a testemunha (bandas 3 e 4) obteve os maiores valores de Acurácia e Coeficiente Kappa.

Palavras-chaves: Modelo de Mistura, biomassa, *Eucalyptus spp.*

Model of Spectral Unmixing for class age stratification on *Eucalyptus spp* stand

Abstract: This present research has the goal to analyse the utilization of Model of Spectral Unmixing for separate *Eucalyptus* classes of age. The premise is that there is relationship between radiometric data extracted from LANDSAT-5/TM images and volume data estimated from *Eucalyptus spp.* stands. There were four treatments and one testimony: i) fractions vegetation plus shadow; ii) fractions vegetation plus shadow plus soil; iii) fractions vegetation plus shadow and band 4 (NIR); iv) fractions vegetation plus shadow and NDVI; and the testimony: bands 3 and 4. The study area is covered by *Eucalyptus* stands from VCP (*Votorantim Celulose e Papel*) company, located in Capão Bonito town, São Paulo state, Brazil. The fractions images was generated using surface reflectance from TM bands (B3, B4 and B5). The evaluation of classifications used three criteria: Confusion Matrix, Accuracy and Kappa Coefficient. The best result (for Model of Spectral Unmixing) was the utilization of fraction vegetation plus shadow, but the classification with the testimony (bands 3 and 4) had higher values of Accuracy and Kappa Coefficient.

Keywords: Model Unmixing, Biomass, *Eucalyptus spp.*

1. Introdução

As florestas desempenham significativo papel nos contextos ambientais, sociais e econômicos da sociedade. Seus benefícios têm justificado um esforço global de inventário e monitoramento, visando a melhor conservação de seus remanescentes e a exploração mais racional de seus recursos.

O inventário florestal de biomassa madeireira é extremamente importante para o gerenciamento adequado de uma população florestal. Consiste na obtenção das medidas: CAP (circunferência a altura do peito) ou DAP (diâmetro a altura do peito); altura dominante; índice de falhas; e classificação de árvores (dominada ou dominante). Em geral, estas variáveis são utilizadas em equações volumétricas ajustadas para características distintas, tais como índices de sítio, materiais genéticos, etc. Neste sentido, a estratificação por faixa etária é extremamente importante, tanto para a escolha das áreas para alocação de parcelas, quanto para o incremento nas equações volumétricas.

O uso sustentável dos recursos florestais tem motivado o uso de dados de sensoriamento remoto não apenas como uma ferramenta de controle e fiscalização, mas também como suporte aos inventários

¹ Engenheiro florestal e mestrando em sensoriamento remoto. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE. Caixa Postal 515 – 12245-970 – São José dos Campos – SP, Brasil. macedo@dsr.inpe.br

florestais, cujos resultados têm contribuído para estudos de emissões globais de carbono, face às transformações em larga escala de uso e cobertura da terra.

Os sensores que operam nas faixas ópticas e de microondas têm demonstrado ampla utilidade no acompanhamento das transformações florestais derivadas da ação humana, e a possibilidade de se obter estimativas de biomassa com dados remotos em diferentes níveis de aquisição, é um anseio de muitos profissionais deste setor.

Desta forma, o desenvolvimento contínuo da tecnologia espacial, com a disponibilidade de imagens de distintas características, aliado ao desenvolvimento de técnicas de extração de informações, tem permitido o acompanhamento contínuo das condições dos variados ecossistemas florestais, facilitando seus inventários.

Neste contexto, o objetivo deste trabalho é analisar a aplicação do Modelo de Mistura Espectral para estratificação etária em plantios de *Eucalyptus spp.* em Capão Bonito-SP.

2. Revisão Bibliográfica

A classificação de imagens como ferramenta para extrair informações tem sido, e é amplamente utilizada em Sensoriamento Remoto. Trata-se de se atribuir a cada *pixel* uma, e somente uma, das classes previamente definida na legenda do trabalho. Sem dúvida, e apesar dos bons resultados obtidos em muitos estudos que empregam classificações; há casos em que este enfoque (um *pixel*, uma classe) não é adequado. Ao atribuir a cada *pixel* uma única classe, assume-se que o *pixel* é homogêneo, ou seja, que toda superfície está coberta pela classe atribuída, o qual nem sempre é certo.

As classificações que proporcionam um único mapa qualitativo em que cada *pixel* se associa a um único tipo de cobertura, são denominadas classificações “duras”. Dentre estas classificações, o método de máxima verossimilhança é comumente utilizada. Sem dúvida, há outros tipos de classificações, chamadas de “brandas”, que permitem obter um conjunto de mapas, ao invés de um único mapa por classe. Porém, como indicou Bastin (1997), a estimação da composição de um *pixel* não proporciona nenhuma informação do lugar dentro do *pixel* onde as classes definidas estão, ou seja, não se trata de um processo para obter imagens de maior resolução espacial. Dentre as classificações “brandas” podemos destacar: os métodos de suavização, redes neurais e os métodos que implementam o Modelo de Mistura Espectral, habitualmente linear, que consideram a refletividade de um *pixel* dado como uma combinação (linear) da refletividade dos componentes básicos para cada banda.

Porém, o Modelo de Mistura Espectral não pode ser considerado unicamente como um classificador. O modelo é uma transformação dos dados de entrada para reduzir sua dimensionalidade. Com esta perspectiva, este modelo poderia ser comparado com técnicas como a Análise de Componentes Principais, apresentando a vantagem de que as novas “dimensões” têm sentido físico que podem ser interpretadas diretamente sem necessidade de tratamento posterior. A classificação será mais sensível computacionalmente devido à redução da dimensionalidade.

Baseando-se nestes resultados, Hapke (1981) desenvolveu a teoria do Modelo de Misturas Espectrais para prever o comportamento espectral das misturas de componentes puros. Com o tempo, este processo se inverteu e os estudos se centraram em destacar a mistura de componentes a partir do *pixel* mistura e as respostas espectrais puras (Smith et al., 1985).

Portanto, Mistura é o termo que se dá para a integração de todos os objetos, denominados componentes de mistura, em um único *pixel*. O Modelo de Mistura Espectral permite transformar as bandas das imagens originais em outras imagens (imagens-frações), que indicam a proporção dos diferentes componentes que existem dentro de um *pixel*. Problemas de mistura ocorrem em imagens de Sensoriamento Remoto devido à resolução espacial dos sensores que, em geral, permite que um elemento de cena inclua mais de um tipo de cobertura do terreno. Pode ser estudado de dois pontos de vista: de um lado, pode ser considerado como um método para efetuar uma classificação “branda” de imagens. E por outro lado, pode ser visto como um tipo de transformação dos dados originais em outros mais úteis ao usuário.

Através da geração de imagens sintéticas, que representem as proporções de cada componente da mistura dentro dos *pixels*, é possível compensar esta perda de informação ocasionada pela integração de respostas. Shimabukuro et al. (1991) avaliaram dois métodos para geração de imagens-fração e expressaram detalhes em aplicações para a área florestal. Afirmaram que a escolha adequada dos elementos considerados como componentes da mistura é crítica para a estimação correta das proporções e o cálculo de erro médio no processo de estimação de proporções e a geração de imagens de erro, são indicadores da adequação dos componentes selecionados e de suas assinaturas.

Segundo Shimabukuro (1987), em áreas florestais são encontrados, principalmente, três componentes: a copa das árvores, solo e sombra. Propõe a utilização da imagem formada pela proporção de sombra em cada *pixel* como indicadora de variações na estrutura da floresta, isto é, a proporção estimada de sombra indica variações na idade, tipo e forma das copas das árvores.

De acordo com Aguiar (1991), a utilização de Modelos de Mistura pode ser considerada como um método alternativo das técnicas convencionais de redução do espaço de atributos, tanto como entrada para métodos de classificação automática pelo método de Máxima Verossimilhança, sendo comparável a métodos tradicionais, como para fins de Interpretação Visual.

Pastor (2002), afirma que a maior parte das aplicações relacionadas com incêndios florestais se emprega as imagens NDVI como sinônimo de estado da vegetação, porém estas imagens nem sempre proporcionam a precisão necessária, pois há influências em grande parte pelo solo e sombra existentes. Um problema similar se apresenta ao considerar a forma de obter parâmetros dasométricas como o volume de madeira. O trabalho de campo é custoso, e as técnicas de sensoriamento remoto começaram a ser utilizadas amplamente nesta área. Habitualmente, busca-se relações entre o volume e alguma banda espectral, ou combinação entre elas. Sem dúvida, investigações atuais têm manifestado o bom comportamento das imagens obtidas através da aplicação do Modelo de Mistura Espectral às imagens

originais. Isto tem motivado que no trabalho presente se busque relações entre as imagens-frações e o volume de madeira.

A maior parte dos pesquisadores concorda que é muito conveniente a inclusão de um componente básico “sombra” para ter em conta os efeitos topográficos e sombrados. Também se recomenda este componente para considerar as variações na iluminação em todas as escalas ocasionadas por variações nos ângulos de incidências e sombras *subpixel* causada por árvores e elementos rugosos.

Numata (1999) afirmou que as imagens fração obtidas através da aplicação de Modelo de Mistura Espectral estabelecem uma relação entre as medidas da imagem e as observações de campo, mais intuitivas que a relação baseada nos níveis digitais originais. Ao analisar a resposta de um *pixel*, é mais razoável imaginar a proporção de componentes existentes nele, do que pensar nos níveis de radiância. Isto facilita a interpretação dos dados.

Shimabukuro e Rudorff (2000) afirmaram que as composições coloridas das frações vegetação, solo e sombra obtidas mediante a aplicação do Modelo de Mistura Espectral em imagens AVHRR são uma fonte adicional de informação para estudos sobre a vegetação a nível global, mais fácil de interpretar que as composições das bandas originais.

Aguiar (1991) observa que o NDVI não é apropriado para medir a cobertura vegetal na Amazônia, pois só considera as bandas 3 e 4 do sensor TM, que são bastante sensíveis à clorofila, mas não aos outros componentes (madeira, solo, sombra). A imagem fração vegetação tampouco mede corretamente a quantidade de vegetação, mas as imagens fração podem ser normalizadas em relação à fração sombra, transformando a fração vegetação uma estimativa da cobertura vegetal muito próxima à cobertura vegetal real.

Shimabukuro et al. (1997) empregaram o Modelo de Mistura Espectral aplicado às duas primeiras bandas de imagens AVHRR para estudar a vegetação no estado de São Paulo, empregando três componentes básicos: vegetação, solo e sombra. Os resultados comparam-se aos obtidos com o emprego do índice NDVI, observando-se que a fração vegetação apresenta correlações muito altas (0,95) com o NDVI. Desta forma, os autores concluem que as imagens fração vegetação, solo e sombra obtidas a partir de dados AVHRR mediante aplicação do Modelo de Mistura Espectral proporcionam informação de grande interesse para estudos globais, especialmente os relacionados com vegetação.

As aplicações de sensoriamento remoto para inventários florestais tiveram início na década de 90, com os trabalhos de Ardo (1992), Zerbini (1992), Bernardes (1996), Sousa (1997) e Trotter et al. (1997).

Como exemplo, Ardo (1992) e Gemmell (1995) se depararam com a saturação dos valores de FRB na região do infravermelho médio para valores específicos de biomassa. Estes mesmos autores mencionaram que estudos anteriores mostraram que valores do FRB provenientes dessa mesma região espectral estão inversamente relacionados com o volume de madeira. Consequentemente, inversamente relacionada com a idade.

Pastor (2002), concluiu que não foi possível obter uma expressão que permita estimar o volume a partir da imagem-fração sombra, sem empregar informação adicional externa às imagens. A principal razão é que se está trabalhando próximo ao ponto de saturação da fração-sombra. Uma vez determinada a relação entre o volume previsto ou através de outras fontes de informação, empregando uma simples equação linear se obtém o volume estimado.

3. Materiais e Métodos

a. Área de Estudo

A área de estudo está localizada no município de Capão Bonito, porção sudoeste do Estado de São Paulo, na Zona Fisiográfica do Paranapiacaba, Vale do Alto Paranapanema, em altitude média de 705m (CEPAM, 2005). Segundo a classificação de Köppen, o clima é do tipo Cwa, com média anual de 22,2°C e precipitação anual de 1221.6mm (CEPAGRI, 2007).

A região está na borda da Bacia Sedimentar do Paraná e é caracterizada principalmente por rochas graníticas e granitóides, ocorrendo localmente diques de diabásio (Souza Júnior e Porsani, 2003). Predominam os solos do tipo Latossolo Vermelho associado ao Argissolo Vermelho-Amarelo e Latossolo Vermelho-Amarelo (Sgarbi, 2002).

A área de plantio de *Eucalyptus spp*, objeto do presente estudo, ocupa uma área de 43.000 hectares, entre as coordenadas 48°30'34.58'' de longitude oeste e 24°10'20.99'' de latitude sul (canto inferior esquerdo) e 48°10'20.65'' de longitude oeste e 23°40'39.35'' de latitude sul (canto superior direito).

b. Imagens TM

As imagens utilizadas neste trabalho foram obtidas pelo satélite/sensor LANDSAT-5/TM, órbita/ponto 220/77, adquiridas em 05/09/2006. Tais imagens foram processadas e seus níveis digitais foram convertidos em valores de reflectância de superfície.

Utilizando-se os coeficientes de calibração apresentados por Chander e Markhan (2003), os níveis digitais da imagem foram convertidos para valores de fator de reflectância bidirecional (FRB) aparente, considerando-se o zênite e a elevação solar no momento da aquisição das imagens. A conversão dos valores de FRB aparente para valores de FRB de superfície foi feita utilizando-se como base o algoritmo de correção atmosférica 6S (Vermote et. al., 1997).

c. Parâmetros Biofísicos

As informações sobre os talhões foram fornecidas pela empresa VCP e por meio de duas campanhas de campo: uma de 14 a 18 de agosto e outra de 28 a 31 de agosto de 2006. As informações coletadas em campo foram referentes à: data de plantio, data da medição, idade (anos), espécie, coordenadas da parcela, número de árvores, área da parcela (m²), DAP (cm), altura total (m), altura dominante (m),

número de fustes (ha), área basal (m^2/ha), volume total com casca (m^3/ha) e IMA (incremento médio anual) ($m^3/ha.ano$).

d. Seleção de Espectros

O Modelo de Mistura Espectral linear permite decompor cada elemento da imagem (*pixel*) em seus componentes básicos, a partir de seus espectros. Os espectros dos componentes básicos devem ter características reconhecíveis na cena e ser significativos para o observador, já que constituem abstrações de objetos reais que possuem propriedades similares. Para poder distinguir completamente dois espectros de componentes básicos, é necessário que estes sejam ortogonais, linearmente independentes e completamente separáveis espectralmente (**Figura 01**). Para a seleção dos espectros dos componentes básicos, é conveniente selecionar os valores extremos do diagrama de dispersão das bandas da imagem considerada. Isto permite assegurar que os componentes são distinguíveis espectralmente e que as bandas escolhidas apresentem uma correlação baixa.

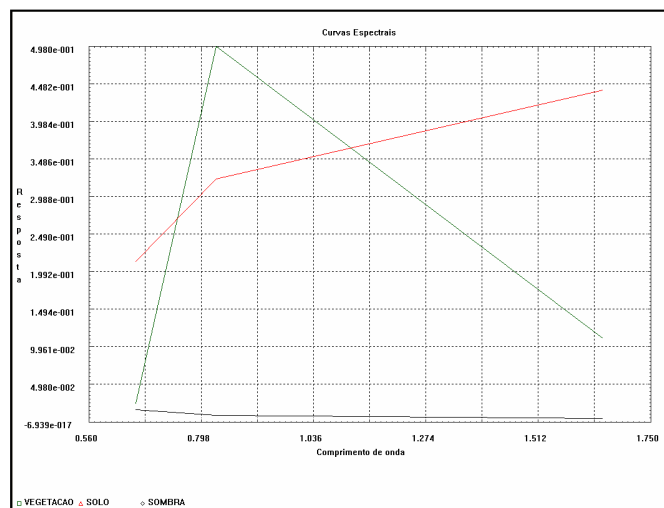


Figura 01 – Curva espectral de cada fração.

Aguiar et al. (1999) concluíram que bons resultados proporcionados pelo Modelo de Mistura Espectral estão condicionados à escolha adequada dos componentes básicos que compõem as frações.

e. Processamento Digital de Imagens

Esta seção reúne as etapas dos processamentos realizados: i) Modelo de Mistura Espectral, gerando-se frações vegetação, solo e sombra, utilizando-se as bandas 3, 4 e 5 do sensor TM-5; ii) Classificação supervisionada, utilizando-se MaxVer para diversas combinações de frações: i) Frações Sombra e Vegetação; ii) Frações Sombra, Vegetação e Solo; iii) Frações Sombra, Vegetação e Canal 4; iv) Frações Sombra, Vegetação e Imagem NDVI, e, visando comparar os resultados: v) Canais 3 e 4.

Foram consideradas três classes de idades: 2-3, 4-5 e 6-8, totalizando 88 observações de campo. 46 utilizadas para classificação e 42 para avaliação da classificação.

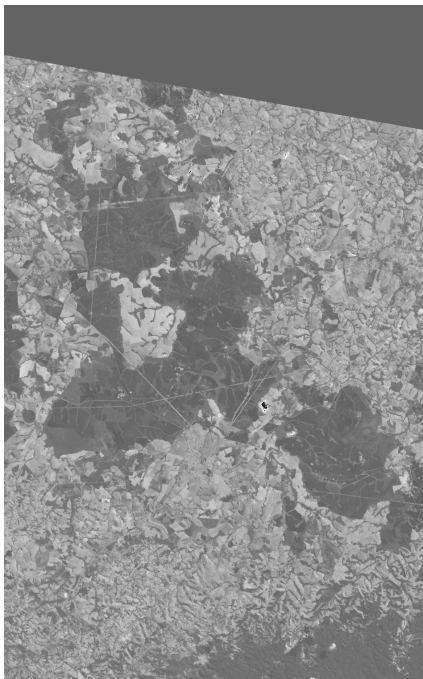
Os parâmetros espectrais foram obtidos conforme descrição da seção 3b, sendo que cada parcela foi identificada na imagem por meio de suas coordenadas geográficas e os valores do FRB de superfície referentes a cada parcela foram extraídos. Além dos FRB de superfície das bandas do sensor TM, foram ainda considerados os valores dos índices de vegetação obtidos a partir dessas mesmas bandas. Os parâmetros biofísicos, por sua vez, foram obtidos conforme descrição da seção 3c.

Sobre os índices de vegetação, diversos deles têm sido propostos na literatura com o objetivo de explorar o comportamento espectral da vegetação, especialmente nas regiões do visível e do infravermelho próximo. Segundo Ponzoni (2001), os índices de vegetação servem como indicadores do crescimento e do vigor de vegetação verde e podem ser utilizados no diagnóstico de vários parâmetros biofísicos, como biomassa, IAF, uso do solo, atividade fotossintética, produtividade, estresse hídrico, entre outros. Para descrição detalhada dos principais índices de vegetação existentes, sugere-se os trabalhos de Huete (1988), Rouse et al. (1974), Huete et al. (2002), Kaufman e Tanré (1992).

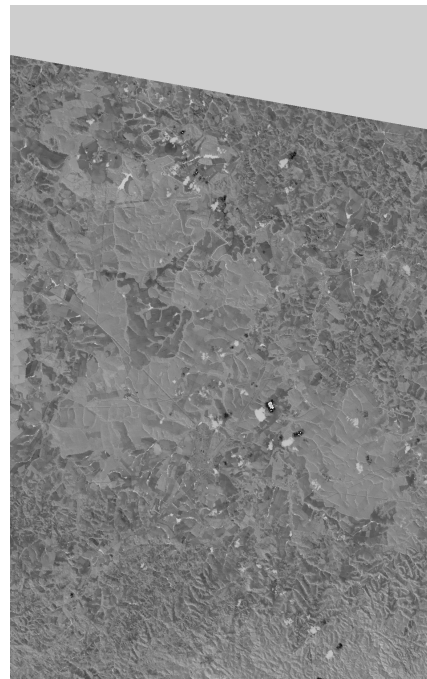
Conforme estabelecido nestes trabalhos, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) foi obtido a partir dos valores de FRB de superfície.

4. Resultados e Discussão

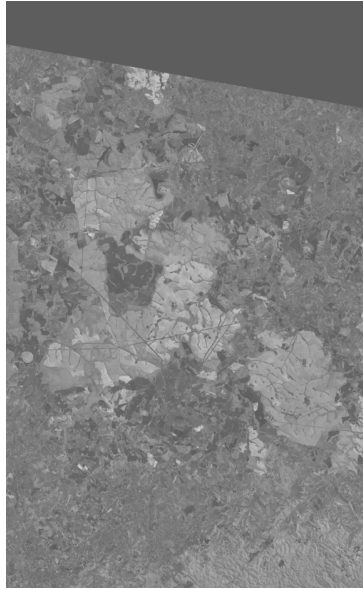
Utilizando-se os canais 3, 4 e 5, foram geradas as frações Solo, Sombra e Vegetação (**Figura 02**).



(a) Fração Solo



(b) Fração Sombra



(c) Fração Vegetação

Figura 02 – Imagens: (a) Fração Solo; (b) Fração Sombra; (c) Fração Vegetação.

As imagens-fração foram classificadas, com o objetivo de se gerar mapas de estratificação etária. A avaliação destes mapas foi realizada através da matriz de contingência, utilizando-se os seguintes critérios: Acurácia, Coeficiente Kappa, Matriz de Confusão e Erros de Omissão e Comissão. Na Tabela 01 podem ser visualizados alguns resultados:

Tabela 01 – Acurácia e Coeficiente Kappa para todos os tratamentos.

| | Acurácia | Kappa |
|--|----------|--------|
| Fração Sombra + Fração Vegetação | 56,10% | 0,3463 |
| Fração Sombra + Fração Vegetação + Fração Solo | 51,22% | 0,2428 |
| Fração Sombra + Fração Vegetação + NIR | 30,02% | 0,1156 |
| Fração Sombra + Fração Vegetação + NDVI | 43,90% | 0,1706 |
| Banda 3 + Banda 4 | 63,41% | 0,4316 |

A melhor classificação foi obtida utilizando-se as bandas 3 e 4 (**Figura 03**).

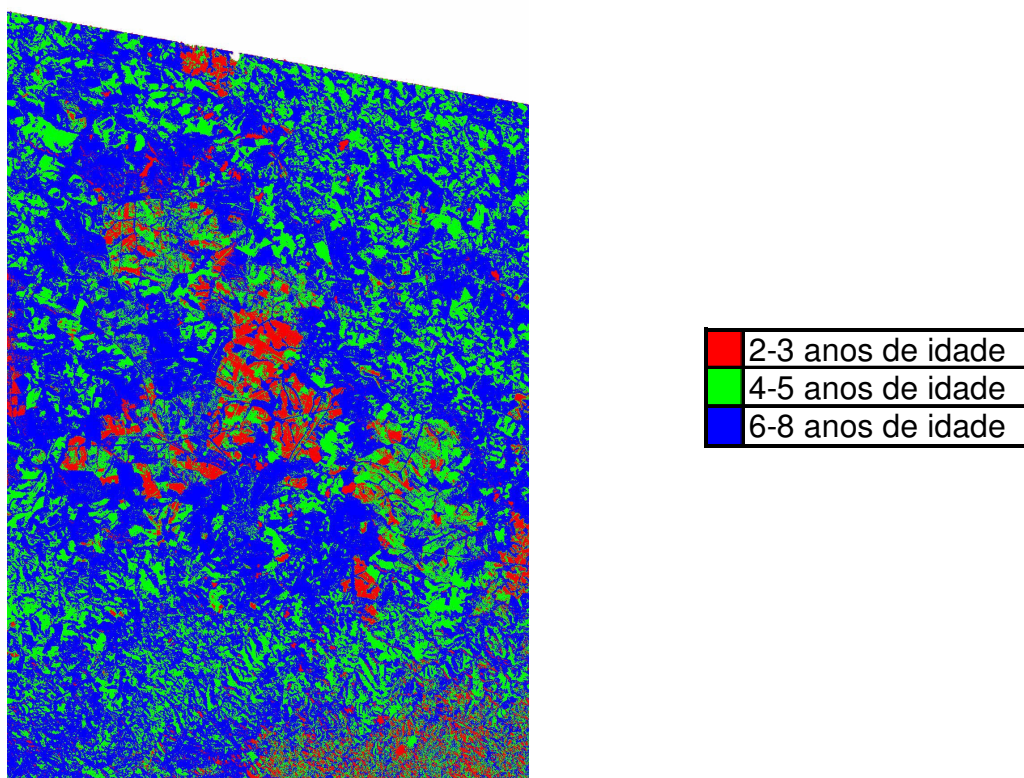


Figura 03 – Imagem classificada utilizando-se as bandas 3 e 4.

5. Conclusão

Comparando-se somente as combinações que utilizaram imagens-fração, as frações sombra e vegetação foram as que apresentaram melhor resultado na classificação. Esta constatação está em plena concordância com a literatura citada. Porém, ainda insuficientes e com valores baixos. A classificação dos canais 3 e 4 foi a que apresentou maior correlação com o parâmetro biofísico de idade.

Os resultados deste estudo comprovaram que a quantidade de sombras no dossel e os efeitos da topografia influenciam muito a resposta espectral da vegetação. Porém, dados de faixa etária são melhor descritos de forma contínua. A discretização dos resultados através de classificação não demonstrou ser adequada para dados desta natureza.

Referências Bibliográficas

AGUIAR, A. Utilização de atributos derivados de proporções de classes dentro de um elemento de resolução de imagem (*pixel*) na classificação multiespectral de imagens de sensoriamento remoto. **Dissertação de mestrado**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, SP. 1991.

AGUIAR, A., SHIMABUKURO, Y., MASCARENHAS, N. Use of Synthetic bands derived from Mixing Models in the Multispectral Classification of Remote Sensing Images. **International Journal of Remote Sensing**. V. 20. pp. 647-657. 1999.

BASTIN, L. Comparison of Fuzzy C-Means Classification, Linear Mixture Modelling and MLC Probabilities as Tools for Unmixing Coarse *Pixels*. **International Journal of Remote Sensing**. Vol. 18, n. 17. pp. 3629-3648. 1997

CEPAGRI – **Centro de Pesquisas Meteorológicas e Climáticas Aplicadas à Agricultura**. Disponível em: <http://www.cpa.unicamp.br>. Acessado em 28/08/07.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. Revised Landsat 5 TM radiometric calibration procedures and post-calibration dynamic ranges. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 11, p. 2674-2677, 2003.

GEMMELL, F.M. Effects of forest cover, terrain, and scale on timber volume estimation with Thematic Mapper data in a Rocky Mountain site. **Remote Sensing of Environment**, n. 51, p. 291-305, 1995.

HAPKE, B. Bidirectional reflectance spectroscopy, 1, theory. **Journal of Geophysical Research**. V. 86 pp. 3039-3054. 1981.

HUETE, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**. Vol. 25, pp. 295-309. Aug. 1988

HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRÍGUEZ, E.P.; GAO, X.; FERREIRA, L.G. Overview of the radiometric and biofísica performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. , p. 195-213, Mar. 2002.

KAUFMAN, Y.J. & TANRÉ, D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, vol.30, nº 2, p.261-270, 1992.

LACRUZ, P.M.S.; SHIMABUKURO, Y.E.; WILLIAMS, M.; RENNÓ, C.D.; HERBERT, D.; RASTETTER, E.B. Utilização do sensoriamento remoto e dados de campo para modelagem das atividades biogeoquímicas na Floresta Nacional de Tapajós. In: Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 10., 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2001. Artigos, p. 1699-1701. On-line . Disponível em: <http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2001/09.24.10.28/doc/1699.1701.256.pdf>. Acesso em: 24 out. 2006.

NUMATA, Y. Avaliação da conversão de floresta para pastagem na Amazônia usando sensoriamento remoto e a fertilidade do solo. **Dissertação de mestrado em sensoriamento remoto**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, SP. 1999.

PASTOR, C. Q. Aplicación del modelo de mezclas espectrales en la teledetección forestal. 2002. 222p. **Tesis doctoral**. Universidad de Valladolid, 2002.

PONZONI, F.J. Comportamento espectral da vegetação. In: Meneses, P.R.; Madeira Neto, J.S. **Sensoriamento Remoto: reflectância de alvos naturais**. Brasília, DF: UNB Planaltina Embrapa Cerrados, 2001. 262 p.

ROUSE, J. W., HAAS, J. A., SHELL, D.W., DEERING, J.C., HARLAN, 1974. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. **Final Report**, Type III, NASA/GSFC, Greenbelt, MD, 371 pp.

SGARBI, F. Produtividade do Eucalyptus sp. em função do estado nutricional e da fertilidade do solo em diferentes regiões do Estado de São Paulo. 2002. 114 p. **Dissertação** (Mestrado em Recursos Florestais) ESALQ – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba. 2002.

SHIMABUKURO, Y. E. Shade images derived from linear mixing models of multispectral measurements of forested areas. **Dissertation Degree of Doctor of Philosophy**. Colorado State University. Fort Collins, Colorado. USA.

SHIMABUKURO, Y. E., CARVALHO, V. C., RUDORFF, B. F. T. NOAA-AVHRR data processing for the mapping of vegetation cover. **International Journal of Remote Sensing**. V. 18. pp. 671-677. 1997.

SHIMABUKURO, Y. E., MELLO, E. K., MOREIRA, J. C., DUARTE, V. **Segmentação e classificação da imagem de sombra do modelo de mistura para mapear desflorestamento na Amazônia**. São José dos Campos, SP. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. 1997

SHIMABUKURO, Y. E., RUDORFF, B. F. T. Fraction images derived from NOAA AVHRR data for global studies. **International Journal of Remote Sensing**. V. 21. pp. 3191-3194. 2000.

SHIMABUKURO, Y. E., SMITH, J. A. The Least-Squares Mixing Models to Generate Fractions Images Derived From Remote Sensing Multispectral Data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 29, n. 1, 5p. 1991.

SMITH, M. O., USTIN, S. L., ADAMS, J. B., GILLESPIE, A. R. Vegetation in deserts: I. A regional measure of abundance from multispectral images. **Remote Sensing of Environment**, V. 31 pp. 1-26. 1990.

SOUZA JÚNIOR, A.O., Porsani, J.L. Localização de fraturas em rochas graníticas no município de Capão Bonito – SP. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 20 (2), p. 123-128, 2002.

VERMOTE, E.F.; TANRE, D.; DEUZE, J.L.; HERMAN, M.; MORCRETTE, J.J. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum. 6S: An overview. **IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, n. 3, p. 675-686, 1997.