

## Avaliação de modelos de mistura de pixel para áreas urbanas

Sâmia Serra Nunes<sup>1</sup>  
Carlos Souza Júnior<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Instituto do Homem e Meio Ambiente da Amazônia – Imazon  
Caixa Postal 5101 – 66613-397 – Belém – Pa, Brasil  
{samianunes, souzajr}@amazon.org.br

**Abstract.** The objective of this study is to evaluate the performance of simple Spectral Mixture Analysis (SMA) and Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA) in urban environments, using Landsat image. The study was conducted in the urban environment of Belém. SMA model is a powerful remote sensing technique that allows estimating the abundance of pure materials (endmembers) within each pixel of the image. MESMA uses the same mathematical principles to estimate material abundances, but tests for several SMA models for each pixel. The best model outcome of MESMA is obtained based on predefined criteria such as RMS error and fraction values. We found out that for multispectral Landsat image simple SMA perform as well as MESMA, and has the advantage of using just one combination of endmembers to model all image pixels. This is important for multi-temporal studies of urban environments because just one set of endmembers is used to estimate fractions of urban materials, facilitating pixel comparisons both spatial and temporally.

**Palavras-chave:** Spectral Mixture Analysis, endmembers selection, modelo de mistura de pixel, seleção de componentes puros, MESMA.

### 1. Introdução

Os ambientes urbanos são caracterizados por sua composição heterogênea, formada por superfícies impermeáveis (asfalto, concreto, telhados, etc.), vegetação, solo exposto e outros tipos de materiais que, juntos criam uma paisagem complexa, diferente dos ambientes naturais (Herold et al., 2003). Nestas áreas a qualidade de vida da população está diretamente ligada à presença de vegetação (Song, 2005). Porém, o desenvolvimento urbano gera um aumento das áreas de superfícies impermeáveis em detrimento das áreas verdes. Isso causa maior absorção da radiação solar e uma conseqüente elevação da temperatura nos centros urbanos em comparação às áreas rurais ao seu redor, fenômeno conhecido como ilhas de calor (Weng et al., 2004).

Devido a importância das áreas urbanas para a população mundial, pesquisas vêm sendo realizadas para mapear a sua composição. Estas áreas são geralmente mapeadas com imagens de alta resolução espacial (Herold et al., 2003), (Small, 2003). Os altos custos dessas imagens inibem o acompanhamento constante das mudanças de composição e estrutura de centros urbanos. Alternativamente, imagens de resolução espacial moderada (pixel de 10 a 30 m), como as do satélite Landsat, têm sido usadas para estimar a composição e abundância de materiais e monitorar áreas urbanas (Wu, 2004), (Small, 2006). Técnicas como o Modelo de Análise de Mistura Espectral com Múltiplos Membros Finais (*Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis* - MESMA) (Roberts et al., 1998b), uma variante do modelo de mistura espectral (MME) (Adams et al., 1993), têm sido empregadas para esse propósito.

O MESMA avalia vários MMEs para cada pixel da imagem e seleciona o melhor resultado para o pixel com base em critérios pré-estabelecidos, como menor erro (RMS) e os valores de frações fisicamente possíveis (entre 0 e 100%) (Robert et al., 1998b). É, portanto, uma abordagem poderosa para a decomposição espectral do pixel de regiões heterogêneas, especialmente quando se utiliza dados hiperespectrais (Herold et al., 2003).

Neste estudo, avaliamos o desempenho do MESMA em um ambiente urbano da Amazônia, a cidade de Belém. Pretendemos responder as seguintes perguntas: as estimativas de abundância de um dado material, geradas com diversos MMEs no algoritmo MESMA

geram valores similares? É possível obter um único MME para modelar todos os pixels de um ambiente urbano? Ou seja, um MME genérico para áreas urbanas para imagens Landsat. Essas perguntas são importantes porque imagens multiespectrais, como as Landsat, não possuem resolução espectral suficiente para caracterizar a diversidade dos materiais de ambientes urbanos - como é possível ser feito com dados hiperespectrais. Além disso, um MME genérico facilita a comparação espacial e temporal dos valores de fração obtidos para as áreas urbanas.

## 2. Área de Estudo

A área de estudo localiza-se ao norte do Estado do Pará, Brasil (**Figura 1**) e compreende os municípios de Belém, Ananindeua, Marituba, Benevides e Santa Bárbara do Pará. Juntos, os municípios totalizam uma área de 1.820 km<sup>2</sup>, concentrando uma população de aproximadamente 2 milhões de habitantes (IBGE, 2006).

O relevo varia de plano a suavemente ondulado, com altitudes que vão de 4 metros, no município de Belém, a 57 metros em Benevides. O clima da região é quente e úmido, com precipitação anual em torno de 2.800 mm e o período chuvoso ocorre entre os meses de janeiro e junho. A temperatura média é de 26°C, com umidade relativa do ar em torno de 85%. A vegetação predominante é a secundária latifoliada (Mercês, 1997).

A taxa de urbanização passou de 78% em 1991 para 99% em 2000 (PNUD, 2006). Hoje a região enfrenta problemas comuns de outras metrópoles do Brasil, como periferização, ocupação desordenada dos centros urbanos, verticalização (Mercês, 1997) e diminuição de áreas verdes (Paranaguá et al., 2003).

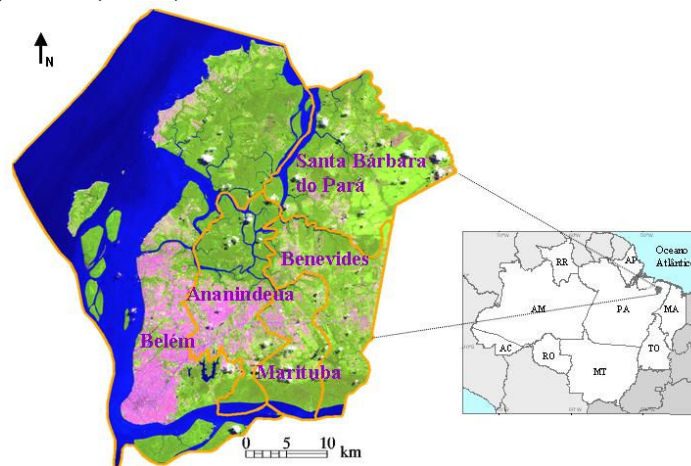


Figura 1: Área de Estudo: Região Metropolitana de Belém.

## 3. Aquisição dos Dados

Utilizamos neste estudo uma imagem do satélite Landsat (ETM+), adquirida em 13 de Julho de 1999, e fornecida pelo *Tropical Rain Forest Information Center* (TRFIC). Para a validação dos dados, utilizamos fotografias digitais aéreas capturadas em 1998 pela Companhia de Desenvolvimento e Administração da Área Metropolitana de Belém (CODEM) e imagens de alta resolução espacial disponíveis no *Google Earth* no site <http://earth.google.com/>.

## 4. Metodologia

### 4.1. Pré-Processamento

#### 4.1.1. Georreferenciamento e Registro das Imagens

A imagem Landsat de 1999 foi registrada a uma imagem Landsat de 2003, previamente georreferenciada à imagem *GeoCover* 2000, disponível no site <https://zulu.ssc.nasa.gov/mrsid/mrsid.pl>. No georreferenciamento e no registro foi utilizado o método de reamostragem por vizinhança mais próxima, disponível no *software Environment for Visualizing Images* (ENVI) 4.2. Foram coletados, no mínimo, 40 pontos de controle e o erro (*Root-Mean-Squared-Error* – RMSE) máximo aceitável foi de 0,5 pixel.

#### 4.1.2. Correção Atmosférica

A imagem de 1999 sofreu uma correção do efeito de neblina e fumaça, através de um algoritmo desenvolvido por (Carlotto, 1999) e implementado no ambiente ENVI/IDL (*Interactive Data Language*). Em seguida, foi convertida para radiância, utilizando os valores de calibração (*gains* e *offsets*) do sensor ETM+ disponíveis no site <http://landsat7.usgs.gov/cpf/cpf.php>. Posteriormente, a imagem radiância foi convertida para reflectância, utilizando o programa ACORN (*Atmospheric Correction Now*) 4.0. Os parâmetros de visibilidade e vapor d'água na atmosfera foram estimados a partir da reflectância de alvos com valores de reflectância conhecidos (água e vegetação). Para estes parâmetros foram utilizados os valores de 45 km e 45 mm, respectivamente.

#### 4.2. Seleção dos Componentes Puros

Os candidatos a componentes puros (*endmembers*) para superfície impermeável, solos, vegetação e água (uma aproximação para o componente sombra) foram extraídos de quatro amostras (400x400 pixels) da imagem reflectância através do algoritmo *Pixel Purity Index* (PPI) (Boardman et al., 1995) disponível no ENVI 4.2. O resultado do PPI foi visualizado em gráficos de dispersão para facilitar a identificação de candidatos a componentes puros. Estes estão localizados nas extremidades das nuvens de dados dos gráficos de dispersão (Souza Júnior, 2005). As curvas espectrais e a localização geográfica dos pixels candidatos a componentes puros foram então extraídas da imagem de reflectância. Em seguida, identificamos nas fotografias aéreas digitais os tipos de materiais de cada candidato a componentes puro. Finalmente, os quatro componentes finais (vegetação, superfície impermeável, solos e água) foram selecionados baseados em seu comportamento espectral e na interpretação das fotografias digitais aéreas para serem usados no algoritmo MESMA.

#### 4.3. Modelos de Mistura Espectrais

O modelo de mistura espectral (MME) (Adams et al., 1993) estima a fração de componentes puros na imagem, com a reflectância de cada pixel sendo modelada por uma combinação linear do produto da reflectância dos  $N$  componentes puros pelas suas respectivas frações:

$$R_b = \sum_{i=1}^N F_i R_{i,b} + \varepsilon_b, \quad \text{para} \quad \sum_{i=1}^N F_i = 1 \quad \text{Equação (1)}$$

Onde,  $R_b$  é a reflectância medida na banda  $b$ ,  $F_i$  é a fração do componente  $i$ ,  $R_{i,b}$  é a reflectância medida para o componente  $i$  na banda  $b$ , e  $\varepsilon_b$  é o erro residual para cada banda, que indica as porções do espectro que não foram modeladas, e  $n$  o número de bandas (Roberts et al., 1998a). O erro do MME é determinado por:

$$RMS = \left( \sum_{b=1}^N \varepsilon_b^2 / n \right)^{1/2} \quad \text{Equação (2)}$$

#### 4.4. Modelo de Análise de Mistura Espectral com Múltiplos Membros Finais (MESMA)

O MESMA é uma variante do MME a qual permite a variação do número e do tipo de componentes puros para cada pixel (Roberts et al., 1998b). No MESMA é aplicada uma série de MMEs na imagem e, para cada pixel, é escolhido o melhor modelo baseado em critérios como RMS e valores de frações esperados (Roberts et al., 1998b). Neste estudo, foi selecionado como melhor resultado do MESMA o MME com menor RMS e com valores de frações fisicamente coerentes (entre 0 e 100%).

O algoritmo MME foi implementado na linguagem de programação IDL (*Interactive Data Language*) com base na sua função de decomposição de valores singulares (SVDC – *singular value decomposition*). O MESMA foi implementado também em IDL para gerar modelos de dois, três e quatro componentes puros, baseados nas diferentes combinações entre esses componentes. Este procedimento resultou em um total de 11 classes de modelos para cada pixel, incluindo 6 classes com dois componentes, 4 classes com três e 1 classe com quatro (**Tabela 1**). Para avaliar os resultados dos modelos gerados com o MESMA, extraímos os valores das frações (superfície impermeável, solos, vegetação e sombra) de uma amostra de 1x40 pixels, com diversidade em sua composição (vegetação, água, prédios, etc.). Esta região não apresentou mudanças significativas na sua composição entre os períodos de aquisição das fotografias digitais e da imagem Landsat (i.e., 1998 e 1999, respectivamente). Por essa razão, avaliamos os resultados dos modelos com base na interpretação das fotografias aéreas.

Tabela 1: Possíveis modelos gerados pela combinação entre os componentes puros.

Classe	2 Endmembers	Classe	3 Endmembers	Classe	4 Endmembers
1	*SI + Solos	7	SI + Solos + Veg	11	SI + Solos + Veg + Sombra
2	SI + Veg	8	SI + Solos + Sombra		
3	SI + Sombra	9	SI + Veg + Sombra		
4	Solos + Veg	10	Solos + Veg + Sombra		
5	Solos + Sombra				
6	Veg + Sombra				

\*SI: Superfície impermeável.

## 5. Resultados

### 5.1. Seleção dos Componentes Puros

Um total de 446 pixels foram selecionados como candidatos a componentes puros do algoritmo PPI. Os melhores gráficos de dispersão para selecionar os componentes puros finais foram os das combinações entre as bandas três e quatro, quatro e cinco e cinco e sete (**Figura 2**). Após a inspeção espectral e visual nas fotografias digitais, foram selecionados os quatro componentes puros finais: vegetação, superfície impermeável, solos e água (sombra) (**Figura 3**).

### 5.2. MESMA

Quase todos os pixels (97%) da área de estudo foram modelados pelo modelo com quatro componentes puros (classe 11). A maioria das classes apresentou valores considerados fisicamente aceitáveis (entre 0 e 100%) para todas as frações, com exceção de sombra, em que todas as classes apresentaram valores incoerentes.

As classes de modelos geraram valores distintos para uma mesma fração, exceto para vegetação na qual não houve grandes variações entre as classes (**Figura 4**). Para superfície

impermeável, dois grupos de classes de modelos foram obtidas. O primeiro grupo foi formado pelas classes 2, 3 e 9, e o segundo pelas classes 1, 7, 8 e 11 (**Figura 4**). O primeiro grupo gerou estimativas de superfície impermeável em média 130% maior do que a do segundo grupo. Para solos não houve um padrão definido, havendo grande variação entre as frações. Finalmente, nenhum modelo gerou frações de sombra fisicamente coerentes, para a maioria dos pixels analisados (**Figura 4**).

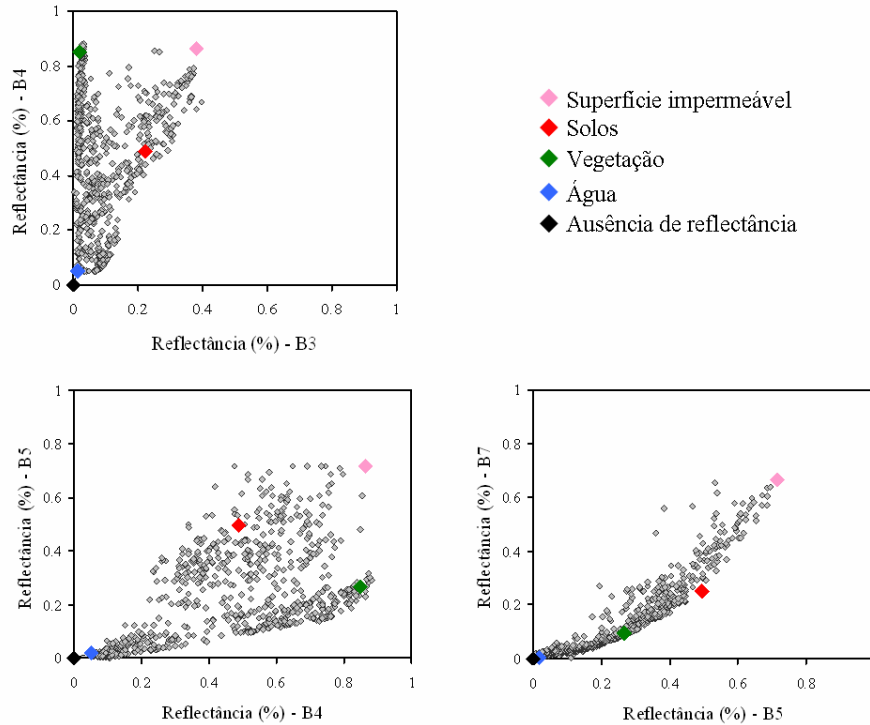


Figura 2: Gráficos de dispersão utilizados para a seleção dos componentes puros finais.

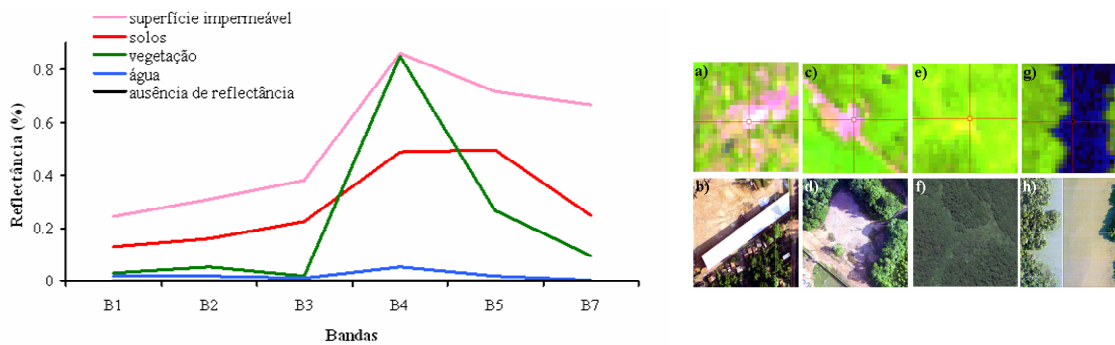


Figura 3: Curvas espectrais dos componentes puros finais, com suas referidas localizações na imagem de satélite e nas fotografias digitais aéreas. *a* e *b* são relativos ao componente de superfície impermeável; *c* e *d*, de solos; *e* e *f*, de vegetação; *g* e *h*, de água.

### 5.3. Seleção do melhor MME

Como mais de 95% dos pixels da área urbana foram modelados pela classe 11 (superfície impermeável, solos, vegetação e sombra; **Tabela 1**), poderíamos concluir que esse seria o melhor MME para a área de estudo. Contudo, a classe 7 gerou frações virtualmente iguais às

frações de superfície impermeável, solos e vegetação geradas pela classe 11. Como o modelo da classe 11 não gerou frações de sombra fisicamente coerentes, decidimos estimar a fração de sombra assumindo valores igual a zero para todas as bandas para esse componente (*photometric shade*). Dessa forma, calculamos sombra para a classe 7 como complemento, através da fórmula:

$$F_{S,7} = 1 - \sum_{i=1}^N F_{i,7} \quad \text{Equação (3)}$$

Onde,  $F_{S,7}$  é a fração de sombra calculada para a classe 7 e  $\sum F_{i,7}$  é a soma das frações dos componentes  $i$  (superfície impermeável, vegetação e solos) da classe 7.

A diferença entre as frações das classes 7 e 11 ocorre apenas no componente de sombra modelado na classe 11 como uma aproximação do componente puro de água (**Figura 5**). Portanto, como o modelo da classe 11 gerou frações de sombra fisicamente incoerentes, optamos pelo modelo da classe 7, que utiliza apenas os componentes de superfície impermeável, solos e vegetação, com a fração de sombra podendo ser estimada como complemento e, portanto, dentro dos valores aceitáveis.

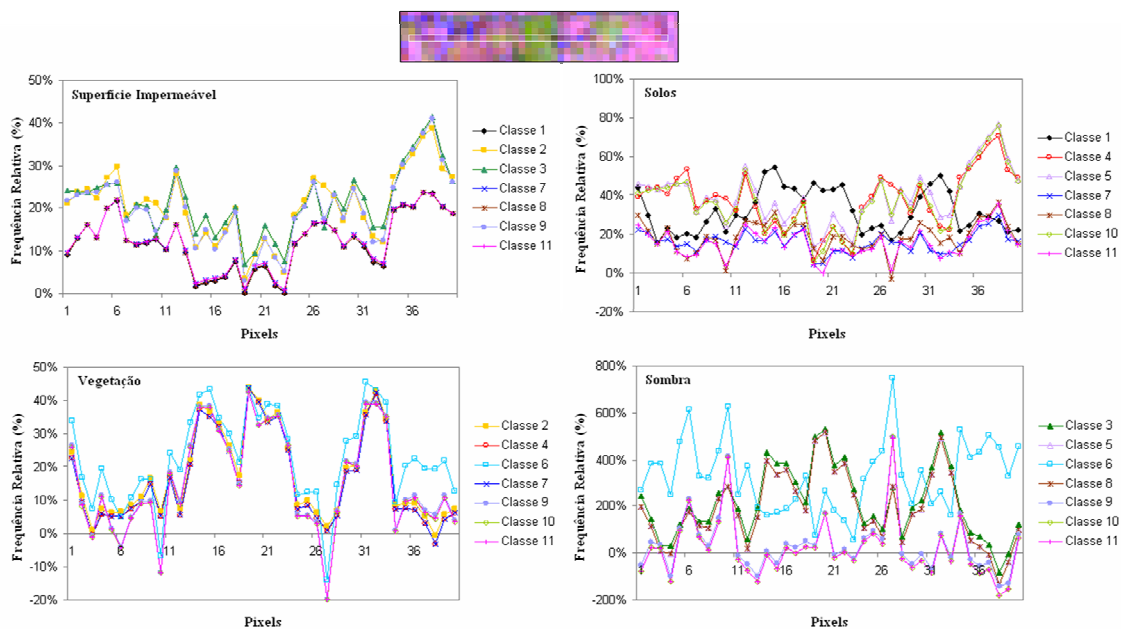


Figura 4: Frações do MESMA, relativo a cada pixel da amostra (1x40 pixels) selecionada.

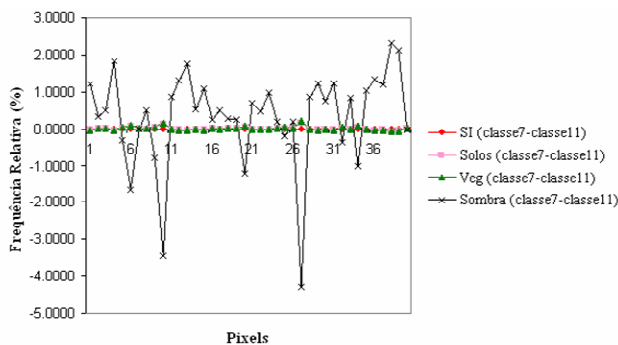


Figura 5: Resultado da diferença das frações das classes 7 e 11.

#### 5.4. MME da Cidade de Belém

Utilizamos o melhor MME (classe 7, com sombra sendo calculada como complemento) para avaliar a situação da distribuição de superfície impermeável, solos, e vegetação na área urbana da cidade. Para isso, extraímos uma amostra da área urbanizada do município de Belém e calculamos as frequências acumulada e relativa de cada fração para esta área (**Figura 6**). Nota-se na figura que as frações de solos e de superfície impermeável apresentam maior frequência, enquanto que vegetação possui a menor. Cerca de 80% dos pixels que possuem vegetação, estão com menos de 20% desse material no seu interior. No caso de solos e superfície impermeável, grande parte dos pixel (>90%) apresenta cerca de 50% desses materiais. Esses resultados têm o potencial para serem usados em estudos sobre a dinâmica e composição de vegetação, superfície impermeável e solos da cidade de Belém.

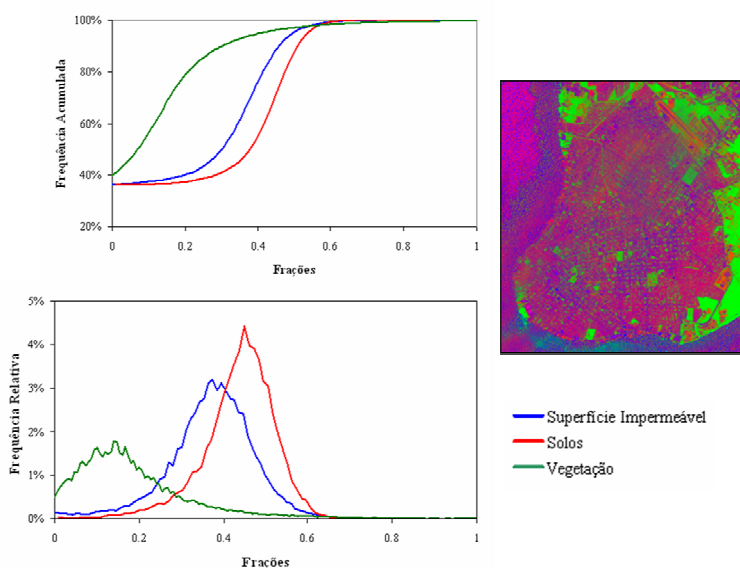


Figura 6: Frequência acumulada e relativa das frações para uma amostra do centro de Belém.

#### 6. Discussões e Conclusão

Os MMEs são robustos para o estudo da composição de áreas urbanas com dados multiespectrais de resolução espacial moderada. Porém a escolha do modelo e a seleção dos componentes puros precisam ser criteriosas. A seleção destes componentes tem sido tratada como uma tarefa difícil, combinando componentes puros coletados na própria imagem, em campo e em laboratório com espectrômetros, utilizando vários espectros para um mesmo material. Porém, demonstramos neste trabalho que a coleta de componentes puros para áreas urbanas, embora rigorosa, pode ser realizada de maneira mais simples, utilizando a própria imagem calibrada, seguindo a metodologia proposta por Souza Júnior (2005).

O algoritmo MESMA pode ser útil na primeira etapa da modelagem de áreas urbanas para ajudar a selecionar o(s) melhor(es) modelo(s). Porém, seus resultados devem ser avaliados para definir se as frações de um dado material, geradas por diversos modelos, são ou não consistentes. Demonstramos com esse tipo de análise que o MME, com uma única combinação de componentes puros, pode ser usado para modelar toda a área urbana de Belém, não necessitando, portanto, de múltiplos modelos. Isso permite utilizar o mesmo modelo em séries temporais, radiometricamente calibradas, para avaliar a dinâmica da composição dos ambientes urbanos.

## Agradecimentos

Agradecemos à Fundação Gordon & Betty Moore pelo apoio a esta pesquisa.

## Referências

- Adams, J. B.; M. O. Smith; A. R. Gillespie. Imaging spectroscopy: Interpretation based on spectral mixture analysis. **Remote Geochemical Analysis**, C. M. Pieters e P. A. J. Englert, Eds., Topics in Remote Sensing, v. 4, Cambridge University Press, p. 145-166, 1993.
- Boardman, J. W.; Kruse, F. A.; Green, R. O. **Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data**. Summaries of the Fifth Airborne Earth Science Workshop. Pasadena, CA: Jet Propulsion Laboratory. Publication 95(1) p. 23-26, 1995.
- Carlotto, M. J. Reducing the effects of space-varying wavelength-dependent scattering in multispectral imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 20, n. 17, p. 3333-3344, 1999.
- Herold, M.; Roberts, D. A. Spectral resolution requirements for mapping urban areas. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. v. 41, n. 9, p. 1907-1919, 2003.
- IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). População estimada 2005 em 01.07.2005 e Área da unidade territorial (km<sup>2</sup>). Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/cidadesat/>>. Acesso em: 05 jul. 2006.
- Mercês, S. S. S. **Relatório ambiental da Região Metropolitana de Belém**. Belém: COHAB, 1997. 261p.
- Paranaguá, P.; Melo, P.; Sotta, E. D.; Veríssimo, A. **Belém sustentável**. Belém: Imazon, 2003. 111 p.
- PNUD (Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento). **Atlas de desenvolvimento humano no Brasil**. Disponível em: <<http://www.pnud.org.br/atlas/>>. Acesso em: 05 jul. 2006.
- Roberts, D. A.; Batista, G. T.; Pereira, L. G.; Waller, E. K.; Nelson, B. W. Change identification using multitemporal spectral mixture analysis: Applications in eastern Amazonia. **Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring Methods and Applications**, R. S. Luneetta and C. D. Elvidge, Eds., Ann Arbor Press, p. 137-159, 1998a.
- Roberts, D. A.; Gardner, M.; Church, R.; Ustin, S.; Scheer, G.; Green, R. O. Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixture models. **Remote Sensing of Environment**. n. 65, p. 267-279, 1998b.
- Small, C. High spatial resolution spectral mixture analysis of urban reflectance. **Remote Sensing of Environment**. n. 88, p. 170-186, 2003.
- Small, C.; Lu, J. W. T. Estimation and vicarious validation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis. **Remote Sensing of Environment**, n. 4, p. 441-456, 2006.
- Song, C. Spectral mixture analysis for subpixel vegetation fractions in the urban environment: how to incorporate endmember variability? **Remote Sensing of Environment**. n. 95, p. 248-263, 2005.
- Souza Júnior, C. M. **Mapping and spatiotemporal characterization of degraded forests in the Brazilian Amazon through remote sensing**. Santa Bárbara, Califórnia, 2005. 159p. Tese (Doutorado em Geografia) – Universidade da Califórnia.
- Weng, Q.; Lu, D.; Schubring, J. Estimation of land surface temperature – vegetation abundance relationship for urban heat island studies. **Remote Sensing of Environment**. n. 89, p. 467-483, 2004.
- Wu, C. S. Normalized spectral mixture analysis for monitoring urban composition using ETM plus imagery **Remote Sensing of Environment**, n. 4, p 480-492, 2004.