

Revista Brasileira de Cartografia (2012) Nº 64/5: 601-617 Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto ISSN: 1808-0936

APLICAÇÃO DO *MESMA* PARA ANÁLISE MULTITEMPORAL DO PROCESSO DE IMPERMEABILIZAÇÃO DO SOLO URBANO DE MANAUS-AM

MESMA Application for Multitemporal Analysis of Urban land Impermeabilization Process

Tahisa Neitzel Kuck¹ & Diógenes Salas Alves²

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE Divisão de Sensoriamento Remoto – DSR Av. dos Astronautas, 1758 – 12227-010 – São José dos Campos - SP, Brasil tahisakuck@yahoo.com.br

²Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE Divisão de Processamento de Imagens – DPI Av. dos Astronautas, 1758 – 12227-010 – São José dos Campos - SP, Brasil dalves@dpi.inpe.br

Recebido em 28 de junho, 2011/ Aceito em 29 de agosto, 2011 Received on june 28, 2011/ Accepted on august 29, 2011

RESUMO

O acelerado processo de urbanização é responsável por alterações antropogênicas significativas da paisagem. A compreensão e o monitoramento dessas alterações são fundamentais para o planejamento urbano, visando à contenção dos impactos ambientais resultantes da ocupação de novas áreas, como os causados pelas altas taxas de impermeabilização do solo. Neste contexto, o sensoriamento remoto apresenta uma série de ferramentas e produtos que permitem derivar relevantes informações em função da possibilidade de visão sinóptica e multitemporal do território. O objetivo deste trabalho foi avaliar a aplicação de um modelo de mistura baseado em múltiplas componentes (*Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis - MESMA*) em imagens Landsat Thematic Mapper (TM) para a delimitação das frações de superfícies impermeáveis (que indicam a direção do crescimento urbano) da cidade de Manaus, Amazonas, Brasil, entre os anos de 1987 e 2006. No total, 20 espectros foram selecionados para os modelos de duas e três componentes e 18 espectros para os de quatro componentes, os quais modelaram 97,7% da imagem de 2006 e 99,2% da imagem de 1987 com um erro médio quadrático de 2,5%. Foram gerados mapas de frações nos quais o valor de cada pixel representa a porcentagem de determinada componente neste pixel. O resultado obtido mostrou que é viável o uso de imagens de satélite de média resolução espacial e dos modelos de mistura baseados em múltiplas componentes para análises que considerem os elementos físicos da cobertura do solo urbano.

Palavras chaves: Sensoriamento Remoto, Cobertura do Solo Urbano, Frações Vegetação-Impermeável-Solo, Landsat.

ABSTRACT

The accelerated process of urbanization is responsible for significant anthropogenic alterations of landscapes. The understanding and monitoring of these changes are fundamental for urban planning which envisions the spatial planning and the mitigation of environmental impacts resulting from occupation of new areas, including high rates of impervious soils. Remote sensing delivers a series of tools and products suitable for the development of a variety of up-to-date and historical information at a synoptic view to be analyzed within this context. The objective of this research is to delimit the fractions of impermeable surfaces (that indicate the urban growth direction) within the city of Manaus, Amazonas State, Brazil, between the years 1987 and 2006 based on the application of Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (*MESMA*) on a series of Landsat Thematic Mapper (TM) imagery. In total, 30 sample spectra were selected for the modeling of 2 and 3 endmembers and 18 sample spectra for the 4 endmembers, of which 97.7% were correctly modeled for the 2006 image and 99.2% for the 1987 image with a root mean squared (RMS) error of 2.5%. The fraction maps were generated with each of the pixels representing a percentage of the determined endmember present within the pixel. The result obtained using satellite images of moderate spatial resolution and the mixture models based on multiple endmembers has shown to be suitable method for the analysis that consider fisic elements of urban land cover.

Keywords: Remote Sensing, Urban Land Cover, Vegetation-Impervious-Soil Fractions, Landsat.

1. INTRODUÇÃO

O rápido processo de urbanização ocorrido nas últimas décadas tem sido a causa de diversos problemas ambientais urbanos ocasionados em função das alterações nesses ambientes e da deficiência de planejamento e infraestrutura adequados. Dentre outros, os impactos nos recursos hídricos são os mais comumente observados, como poluição dos cursos d'água, processos erosivos e enchentes, causados, dentre outros, pela supressão da cobertura vegetal e sua substituição por superfícies impermeáveis (PAUL e MEYER, 2001; WENG, 2001).

Em Manaus, alvo deste estudo, os resultados desse processo não foram menos impactantes. A capital do Amazonas, hoje com aproximadamente 1,6 milhões de habitantes (IBGE, 2007), apesar de delimitada pela floresta amazônica é cenário de devastação dos recursos naturais, ocasionada pelas ocupações espontâneas, totalmente desprovidas de infraestrutura e em áreas de risco ambiental. Em maior ou menor grau, todos os igarapés intra urbanos estão poluídos e pelo menos dez bairros se encontram em áreas sujeitas a alagamento nos picos de chuvas intensas (CPRM, 2008).

A compreensão e o monitoramento das mudanças na cobertura do solo ocasionadas pela urbanização são fundamentais para as atividades de planejamento urbano, administração dos serviços básicos de saneamento e infraestrutura, alocação da oferta de serviços, dentre outras medidas que buscam a minimização e mitigação dos impactos ocasionados (JAT et al., 2008). As técnicas convencionais de aquisição de informações biofísicas sobre o território urbano, as quais se baseiam em levantamentos *in-loco*, são onerosas temporal e financeiramente e capazes apenas de prover dados pontuais e relativos a um período de aquisição específico. Como forma de reduzir tais esforços e suprir algumas das deficiências deste tipo de levantamento, o sensoriamento remoto constitui um instrumento importante para pesquisas urbanas (GOMARASCA et al., 1993; GREEN et al. 1994; YEH e LI, 2001; YANG e LO, 2003; HAACK e RAFTER, 2006) por possibilitar uma visão sinóptica do território e a aquisição de séries temporais de dados.

Diversos estudos utilizando imagens multi temporais têm sido realizados para monitorar e compreender o fenômeno de expansão urbana (TANG et al., 2008; JAT et al., 2008). Estes se baseiam tanto na comparação entre imagens apenas pré-processadas como na comparação entre resultados de classificação das mesmas.

As técnicas de processamento de imagens visam extrair informações muitas vezes não visíveis numa simples interpretação visual. A identificação visual é especialmente dificultada quando tratamos de imagens de resolução espacial moderada, nas quais cada pixel pode representar a mistura espectral de *n* componentes da cobertura do solo dentro do campo de visada do sensor. Em áreas urbanas, devido à heterogeneidade espectral, tal mistura é ainda maior (SMALL, 2005), pois de uma forma geral, cada pixel pode representar uma mistura de diversos materiais e tecnologias construtivas com respostas espectrais distintas (POWELL et al., 2007). Já as imagens de alta resolução espacial, embora mais adequadas para estudos intra urbanos, só passaram a ser disponibilizadas a partir do ano de 2000, o que inviabiliza análises anteriores a essa data. Além disso, tais imagens têm um custo elevado e classificadores automáticos mais sofisticados.

Uma das soluções de processamento utilizada para ampliar a aplicação das imagens de média resolução espacial no mapeamento do uso e cobertura da terra é a aplicação dos modelos de mistura espectral (ADAMS et al., 1993), os quais buscam estimar as frações de contribuição de cada tipo de cobertura do solo, caracterizando o ambiente urbano em termos de suas componentes físicas (POWELL et al., 2007). Áreas urbanas geralmente podem ser decompostas em três componentes além da água: superfícies impermeáveis, solo e vegetação (RIDD, 1995).

Enquanto os modelos de mistura espectral permitem modelar a resposta espectral de todos os pixels da imagem de acordo com um número fixo de componentes (ou *endmembers*), o Modelo de Mistura Espectral com Múltiplas Componentes (*Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis* - *MESMA*) (ROBERTS et al., 1998), possibilita a incorporação da variabilidade espectral de determinada componente através da variação do número e tipo de componente para modelar cada pixel.

Desta forma, neste trabalho é avaliada a aplicação do modelo *MESMA* em imagens Landsat de três datas, no monitoramento multitemporal do processo de impermeabilização do solo urbano de Manaus, Amazonas. Partiu-se da hipótese de que é possível, através de imagens de média resolução espacial, modelar as componentes físicas da paisagem urbana.

Nas seções 2 e 3 são apresentados o modelo *MESMA* e o aplicativo *VIPER Tools*, que possuí o modelo implementado. Na seção 4 é apresentada a área de estudo, e posteriormente (seção 5) a descrição da metodologia adotada. As seções 6 e 7 apresentam os resultados e as conclusões, respectivamente.

2. O MODELO MESMA

 f_i

O valor associado a cada pixel da imagem, de determinado canal espectral, é resultante da radiância média dos materiais da superfície terrestre, que depende de sua composição físico-química e do comprimento de onda, além da interferência da atmosfera (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009) e das características do sensor.

A geração do sinal espectral de um pixel na faixa do ótico não preserva a heterogeneidade de alvos presentes em um mesmo *IFOV* (*Instantaneous Field of View*), aumentando os erros nas análises quantitativas dos dados gerados a partir da aplicação das técnicas convencionais de classificação digital de imagens orbitais, uma vez que seus resultados resumem-se a apenas uma possibilidade de classe para cada pixel.

Os modelos de análise de mistura espectral (do inglês *Spectral Mixture Analysis - SMA*) são utilizados para estimar a fração de contribuição de determinado componente puro (*endmember*) na resposta espectral de um pixel (ADAMS et al., 1993; ROBERTS et al., 1998).

Esses modelos podem ser classificados em lineares (Modelo Linear de Mistura Espectral – MLME) ou não lineares, de acordo com a complexidade do espalhamento. Se dentro de um campo de visada cada fóton interage com um único tipo de cobertura do solo, então a mistura é dita linear e o espectro pode ser modelado como a soma do espectro de cada tipo de cobertura multiplicado pela sua fração dentro do *IFOV* (ADAMS et al., 1995; ROBERTS et al., 1998).

Para a maioria das aplicações urbanas, o espalhamento pode ser considerado linear (SMALL, 2001; 2002; PHINN et al., 2002), e a reflectância ρ_{λ} de um pixel *i* é dada pela equação (1).

$$\rho'_{\lambda} = \sum_{i=1}^{N} f_{i} * \rho_{i\lambda} + \varepsilon_{\lambda} \quad \text{para} \qquad \sum_{i=1}^{N} f_{i} = 1$$
(1)

em que $\rho_{i\lambda}$ é a reflectância da componente *i* em uma banda específica (λ), é a fração da componente, *N* é o número de componentes e ε_{λ} é o erro residual. O ajuste do modelo é avaliado através do cálculo do erro médio quadrático (*RMSE* – *Root Mean Squared Error*) dos resíduos de cada pixel em todas as imagens das bandas analisadas (ADAMS et al., 1993; ROBERTS et al., 1998), dado pela equação (2).

$$RMSE = \left(\sum_{k=1}^{\lambda} \left(\varepsilon_{i\lambda}\right)^2 / N\right)^{1/2}$$
(2)

A aplicação do algoritmo de mistura resulta em tantas imagens quantas forem as componentes puras utilizadas pelo modelo. O número de componentes em um modelo de mistura pode ser de no mínimo dois e no máximo igual ao número de bandas espectrais utilizadas (SHIMABUKURO e SMITH, 1991). Nos modelos de mistura é possível gerar imagens-erro, as quais permitem avaliar os resultados. A proporção relativa de cada elemento em um modelo de mistura varia de acordo com a área considerada.

No caso específico do modelo desenvolvido por Shimabukuro & Smith (1991), cada pixel da imagem é decomposto em frações de solo, sombra e vegetação. Ridd (1995) propõe que qualquer ambiente urbano pode ser caracterizado através de três componentes físicos primários além da água, sendo estes, vegetação, superfícies impermeáveis e solo (*Vegetation-Impervious Surface-Soil (V-I-S)*), adicionado à sombra/ corpos d'água. Estudos como de Wu e Murray (2003), Rashed et al. (2003) e Wu (2004) utilizam o modelo baseado nas frações V-I-S para a discriminação sub-pixel das componentes de áreas urbanas.

O modelo de mistura espectral com múltiplos componentes (*MESMA*) é uma adaptação do MLME que permite a variação do número e tipo de componente para cada pixel. No *MESMA*, uma série de MLMEs é aplicada na imagem e, para cada pixel, é escolhido o melhor modelo baseado em critérios como RMSE e valores de fração esperados (ROBERTS et al., 1998). Assim, o *MESMA* busca superar as limitações da aplicação dos MLMEs em ambientes urbanos, que exibem um alto grau de heterogeneidade espectral devido à sua composição.

Powell et al. (2007) utilizou o *MESMA* para separar, na escala de sub-pixel, as frações de área impermeável, solo e vegetação da área urbana de Manaus, Amazonas, visando avaliar a sua aplicabilidade para áreas urbanas. Os resultados da autora demonstram a necessidade de se gerar uma biblioteca espectral representativa de uma área de estudo específica, buscando incorporar a variabilidade espectral desta área. Para a construção desta biblioteca, é necessário eliminar os espectros candidatos a componente que possuem uma alta probabilidade de causar confusão entre diferentes classes e identificar e selecionar os espectros mais representativos de cada classe. Algumas métricas, descritas a seguir, auxiliam nesta seleção.

3. O APLICATIVO VIPER TOOLS

O aplicativo Visualization and Image Processing for Environmental Research (VIPER) Tools foi desenvolvido por Roberts et al. (2007) em linguagem IDL (Interactive Data Language), com interface embutida no programa ENVI. É um aplicativo livre, mas não possui código fonte aberto. O VIPER Tools oferece um conjunto de ferramentas para a análise de mistura espectral, desde a criação e gerenciamento das bibliotecas espectrais até a aplicação de modelos de análise de mistura espectral simples ou modelos de mistura espectral com múltiplos componentes (MESMA).

Os dados de entrada podem estar em número digital, radiância ou reflectância, e fatores de escala, tanto de entrada como de saída, podem ser definidos. Os dados de saída possuem formato numérico de ponto flutuante. O programa encontrase na versão 1.5, e é necessário solicitar uma licença para utilizá-lo.

O primeiro módulo do *VIPER Tools* consiste na construção de uma biblioteca espectral, a partir de *ROIs* (*Regions of Interest*) selecionados na imagem que está sendo utilizada. Selecionados os espectros, procede-se com o cálculo de métricas de ajuste, através da criação do arquivo Matriz Quadrada, que auxiliarão na determinação dos espectros mais adequados para a aplicação do modelo.

A primeira métrica, denominada RMSE (2), apresenta a raiz do erro médio quadrático de um espectro modelando o outro. A segunda, Ângulo Espectral (3), apresenta os valores de distância angular, em radianos, entre um espectro e outro. Esta métrica é a mesma utilizada pelo *Spectral Angle Mapper (SAM)*, implementada no *ENVI*.

$$\hat{A}nguloEspectral = a\cos\left(\frac{total(A/sqrt(total(A2)))*B}{sqrt(total(B2))}\right)(3)$$

em que A e B são vetores contendo os dados espectrais das componentes A e B. A terceira métrica, Fração de Componente, é a fração de um modelo de mistura quando um componente é utilizado para modelar o outro. A quarta métrica, Fração Sombra, corresponde à fração de sombra de um modelo de mistura quando um componente é utilizado para modelar o outro. É calculada através da subtração do valor da Fração de Componente do valor 1. A quinta métrica, Código Restrito, contém valores 1 se o modelo foi parcialmente

restrito (as frações modeladas excederam o limite, mas não excederam o limiar de aceitação do erro), valores 2 se o modelo foi completamente restrito (o limiar de aceitação do erro foi excedido) e 0 (zero) para modelos sem qualquer restrição (ROBERTS et al., 2007).

A partir dessas métricas é possível selecionar os espectros mais representativos da classe a qual pertencem para comporem a biblioteca espectral final. Para tal, são utilizadas as técnicas de Erro Médio do Componente (*EAR – Endmember Average RMSE*), de Mínimo Ângulo Espectral Médio (*MASA – Minimum Average Spectral Angle*) e de Seleção de Componentes Baseada em Contagem (*COB – Count-based Endmember Selection*).

O *EAR* foi primeiramente proposto por Dennison e Roberts (2003) e consiste na média do RMSE produzido por um espectro de um componente quando utilizado para modelar todos os outros espectros dos demais componentes de sua classe.

O MASA (DENNISON et al., 2004) é similar ao EAR, com a diferença de utilizar como medida de erro, ao invés de RMSE, o ângulo espectral. Segundo Roberts et al. (2007), o MASA é mais seletivo para objetos escuros, enquanto o EAR, para objetos claros. De acordo com os autores, diferenças sutis entre espectros de objetos escuros causam um aumento do ângulo espectral enquanto uma pequena diferença no RMSE. Para objetos claros ocorre o inverso.

A técnica COB foi proposta por Roberts et al. (2003), e baseia-se na seleção de um único componente para modelar tanto os demais componentes de sua classe como pra modelar os componentes das classes diversas da sua. Esse procedimento é repetido utilizando-se todos os componentes da biblioteca. Como resultado, é apresentado o número total de espectros dentro de uma classe modelados por um espectro desta mesma classe (in_COB), e ainda uma medida de confusão entre as classes, out_COB, que apresenta o número total de espectros de uma determinada classe modelados por um espectro de outra classe. Idealmente, procura-se um alto valor de *in_COB* e um baixo valor de out_COB. A seleção desses valores é auxiliada por um terceiro índice, o COBI (Count Based Index), definido pela razão de in_COB por out_COB, este último multiplicado pelo

número de espectros da classe. Altos valores de *in_COB* e *COBI* representam um componente a ser selecionado para o modelo de mistura. Espectros com valores baixos de *COBI* só devem ser aceitos caso possuam um alto valor de *in_COB* (ROBERTS et al., 2007).

O aplicativo *VIPER Tools* permite a aplicação tanto de modelos de mistura simples como com múltiplos componentes. É possível definir valores restritivos às frações mínimas e máximas, limiar de aceitação do erro e fração máxima de sombra permitida.

O arquivo resultante consiste em tantas imagens-fração quantas forem as bibliotecas de entrada (uma a três), uma imagem com a fração sombra, uma imagem com os resíduos para cada banda, uma imagem classificada, na qual cada classe corresponde ao modelo utilizado para modelar o pixel pertencente a esta classe e, por fim, uma imagem erro (*RMSE*). É gerado também um arquivo de metadados, que permite verificar qual componente foi utilizada e quantos pixels foram modelados por cada modelo.

As últimas etapas do aplicativo visam à Normalização de Sombra (Shade Normalize Spectral Mixture Analysis Results) e Correção do Terreno (Terrain Correct Spectral Mixture Analysis Results). Como a sombra não é considerada uma componente da cobertura do solo, mas sim a variação de brilho das componentes, esta é convertida em frações de componentes através do procedimento de Normalização de Sombra (ADAMS et al., 1993), a partir do qual a soma das componentes para cada pixel passa a corresponder ao valor 1. O módulo de Correção do Terreno permite minimizar os efeitos de sombreamento causados pela topografia acidentada, utilizando para isso as imagens fração e um MDE (Modelo Digital de Elevação) para desenvolver uma relação empírica entre a fração de sombra e o ângulo de incidência local. Estudos ainda estão sendo conduzidos para avaliar os benefícios da minimização dos efeitos de sombreamento topográfico antes ou depois da aplicação dos modelos de mistura espectral (ROBERTS et al., 2007).

Conforme implementado no *VIPER Tools*, o *MESMA* permite modelar cada pixel da imagem através de um modelo de até quatro componentes, sendo as combinações efetuadas automaticamente.

Caso um pixel seja modelado por um número de componentes inferior ao necessário, a porção não modelada do pixel será grande, e conseqüentemente o erro será alto. Porém, a utilização de um número de componentes maior do que o necessário resultará em erros de fração, causados pela confusão entre espectros de componentes (RASHED, 2003). Além disso, estudos prévios relatam correlação positiva entre a complexidade do modelo e o gasto com processamento computacional (HALLIGAN, 2002; ROBERTS et al., 1998). Sendo assim, o critério da mínima complexidade deve ser considerado no momento da seleção do melhor modelo para cada pixel (POWELL et al., 2007).

Segundo Fuckner (2007), o fato de não apresentar uma rotina de seleção do melhor modelo para cada pixel ainda é uma das limitações do *VIPER Tools*. Tal procedimento deve ser realizado pelo usuário em cada uma das imagens-fração de dois, três ou quatro componentes, conforme o número de bibliotecas espectrais selecionadas.

4. ÁREA DE ESTUDO E DADOS UTILIZADOS

A área de estudo (Fig. 1) compreende um setor da área urbana do município de Manaus, capital do Amazonas, que é o mais populoso deste estado com aproximadamente 1,6 milhões de habitantes.

O rápido crescimento urbano, aliado à falta de planejamento e monitoramento, produziu uma ocupação desordenada do território, gerando impactos ambientais, altos índices de informalidade ou ilegalidade e desigualdade social. Hoje, por exemplo, em maior ou menor grau, todos os igarapés urbanos estão poluídos, e pelo menos 10 bairros se encontram em áreas sujeitas a alagamento devido a chuvas intensas (CPRM, 2008). Para analisar o processo de impermeabilização urbana de Manaus, os seguintes dados foram utilizados:

1) Três imagens do sensor *TM* do *Landsat*, órbita/ponto 231/062, das seguintes datas: 12 de julho de 1987, 02 de julho de 2001 e 02 de setembro de 2006. A imagem de 2006 foi selecionada como referência, ou seja, a partir desta as demais datas foram calibradas radiometricamente. Esta imagem deu também origem aos espectros de referência (*endmembers*), conforme detalhado na metodologia. As imagens foram obtidas através do sítio <http:// www.dgi.inpe.br/CDSR/>.

2) Mosaico do sensor *Quickbird* do ano de 2006, ortorretificado. O mosaico foi cedido pela Prefeitura Municipal de Manaus, com as imagens das multiespectrais e a pancromática fusionadas.

3) Mosaico do sensor *IKONOS* do ano de 2001, ortorretificado. O mosaico foi cedido pela Prefeitura Municipal de Manaus, com as bandas RGB e pancromática previamente fusionadas.

5. METODOLOGIA

Os procedimentos metodológicos realizados estão resumidos no diagrama de blocos da Fig. 2. A descrição detalhada desses procedimentos é apresentada a seguir.

5.1 Georreferenciamento das Imagens TM

Pelo fato de as imagens *TM* multitemporais e a imagem *Quickbird* terem sido obtidas em datas diferentes e segundo diferentes parâmetros



Fig. 1 – Localização da área de estudo em relação ao município, estado e país.



Fig. 2 – Fluxograma dos procedimentos metodológicos.

geométricos de aquisição, foi realizado o co-registro antes das demais fases de processamento. A imagem *Quickbird* foi adquirida já com as devidas correções geométricas, e foi utilizada como base.

No registro utilizou-se o método dos pontos homólogos nas duas imagens: imagem base e imagem a ser registrada. Polinômios de segundo grau foram utilizados na modelagem das equações de correspondência. Os valores de *RMS* obtidos foram inferiores a 0,5 pixel, tanto para as imagens TM como para a *IKONOS*, conforme recomendado por Dai e Khorram (1998).

5.2 Transformações Radiométricas

As transformações radiométricas nas imagens foram realizadas segundo o proposto por Schroeder et al. (2006). Inicialmente, transformou-se os valores digitais da imagem selecionada como referência (Landsat TM de 2006) nos valores de reflectância de superfície através do método físico de correção dos efeitos atmosféricos para a geração de imagens reflectância de superfície implementado no aplicativo FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes - Research Systems, 2004), que utiliza o código MODTRAN (Moderate Resolution Transmission Model). Este método pode ser usado para correção de imagens de qualquer sensor, desde que sejam fornecidas as características espectrais e os dados de calibração radiométrica do sensor.

Para a correção atmosférica e obtenção da imagem de reflectância de superfície, foram inseridos no aplicativo FLAASH os seguintes parâmetros de aquisição de imageamento: coordenada geográfica central da cena, elevação do terreno, altitude de vôo e horário de aquisição. A elevação do terreno adotada foi a média da cena, de 90 metros. Foi adotado o modelo Tropical de atmosfera e o modelo Urbano de aerossóis, sem a utilização da opção de processamento com a estimativa K-T (Kauffman-Tanré) de aerossóis ou da estimativa WR (Water Retrieval) de vapor d'água. Para a correção do vapor d'água foi utilizada a opção de multiplicador WCM (Water Column Multiplier) de valor fixo de 0.35 (MOREIRA, 2008). A concentração de CO2 utilizada foi a sugerida no guia do usuário do FLAASH, em 390 ppm. O valor de visibilidade adotado foi de 50 Km, o qual foi estipulado empiricamente com base no valor de profundidade óptica de aerossol à 550nm obtida através do

produto MOD04, uma vez que a visibilidade e a profundidade óptica de aerossol estão diretamente relacionadas (PINTO, 2001).

Com a imagem referência em valores de reflectância de superfície, procedeu-se à normalização radiométrica das demais datas, através do método proposto por Canty e Nielsen (2008), denominado *Iteratively Re-weighted Multivariate Alteration Detection (IR-MAD)*. O parâmetro de entrada chamado de "*penalization*" foi definido como nulo, conforme sugerido por Nielsen e Canty (2005).

5.3 Composição da Biblioteca Espectral

A fase mais importante para a aplicação de qualquer modelo de análise de mistura espectral consiste na seleção dos espectros que comporão a biblioteca espectral, pois estes devem ser representativos da complexidade espectral dos alvos da área em estudo. As bibliotecas espectrais dos MLMEs padrões geralmente são compostas por espectros extremos, conhecidos como puros, para representar cada alvo de interesse (ADAMS et al., 1995; Boardman et al., 1995; SMITH et al., 1985). Já para compor a biblioteca do MESMA, é considerado idealmente o conjunto de espectros que representam a variação espectral de cada material na cena em estudo (POWELL et al., 2007; OKIN et al., 2001; PAINTER et al., 1998; ROBERTS et al., 1998).

A metodologia de seleção das componentes para este estudo é mostrada na Fig. 3. Todos os componentes foram derivados da imagem, conforme proposto por Smith et al., 1990 e Adams et al., 1995. Como se trata de um estudo de área urbana, os componentes selecionados podem ser agrupados em Vegetação, Superfícies Impermeáveis, Solo e Sombra (RIDD, 1995). A componente vegetação foi dividida em vegetação verde e vegetação seca.

Inicialmente, uma máscara de água foi gerada fatiando-se a imagem da banda 7, de 02 de julho de 2001. Em seguida, os resultados foram analisados e editados manualmente. Também foi gerada uma máscara de nuvens e sombras (de nuvens) através de vetorização manual das imagens das três datas. Tanto os corpos d'água quanto as nuvens e suas sombras foram eliminados da análise por não fazer parte do objetivo deste estudo.



Fig. 3 – Diagrama de blocos da metodologia da primeira, segunda e terceira seleção de componentes.

Na primeira seleção de componentes aplicouse o *Pixel Purity Index (PPI)* nas três primeiras bandas resultantes da transformação *Minimum Noise Fraction (MNF)* da imagem referência. O resultado foi analisado visualmente e os pixels que representavam as componentes alvo deste estudo e que foram identificados como puros através do *PPI* foram transformados em Regiões de Interesse (*ROI – Regions of Interest*), formato necessário para a entrada de dados no aplicativo *VIPER Tools*.

O primeiro módulo do *VIPER Tools* executa a função de importação das *ROIs* e criação de uma biblioteca espectral com extensão ".sli". Logo em seguida, gera-se um arquivo de metadados, contendo os identificadores de cada pixel e sua localização na imagem (x,y), que pode ser incrementado em qualquer editor de tabela, tendose o cuidado de manter a formatação original dos dados gerados na etapa anterior. Este arquivo foi editado no *Microsoft Excel* e inserida a informação de qual classe o pixel pertence (solo, vegetação, vegetação seca ou superfície impermeável).

Nos dois módulos seguintes, é possível visualizar os espectros de cada pixel e gerenciar as bibliotecas espectrais, realizando fusões entre duas ou mais bibliotecas e alterando-se o fator de escala da reflectância. Como apenas uma biblioteca foi gerada a partir dos *ROIs*, nenhuma fusão fez-se necessária. O fator de escala selecionado foi de 1000, uma vez que as imagens de reflectância de superfície geradas a partir do aplicativo *FLAASH* encontram-se nessa escala.

Posteriormente, foi gerado o arquivo de matriz quadrada a partir do módulo "*Create Square Array*". Este arquivo contém as métricas de ajuste, base para o cálculo das técnicas de seleção de componentes no *VIPER Tools*. Os valores para essas métricas foram definidos conforme sugere a literatura (ROBERTS et al., 1998), -0,05 para fração mínima, 1,05 para fração máxima, 0,025 para o limiar de aceitação de erro, e o método adotado foi o parcialmente restrito.

As métricas de ajuste calculadas através da matriz quadrada são utilizadas, no módulo seguinte – "Calculate EAR/MASA/CoB", para a determinação dos espectros mais representativos de sua classe. Nesta etapa, foram selecionados para compor a biblioteca espectral os espectros que apresentaram os menores valores de EAR, MASA e out COB e maiores valores de in COB.

Como os pixels mais representativos da biblioteca espectral não necessariamente correspondem aos mais representativos dos alvos em estudo (SONG, 2005), a biblioteca espectral gerada a partir do *VIPER Tools* não foi considerada como sendo a biblioteca espectral final, uma vez

que todos os parâmetros de seleção utilizados até então se basearam na relação entre os espectros integrantes da biblioteca. Para a seleção final de espectros, o MESMA foi aplicado na imagem referência, inicialmente utilizando-se apenas 2 componentes, sendo o primeiro proveniente da biblioteca espectral e o segundo, sombra fotométrica. Optou-se pela utilização da sombra fotométrica, porque em estudos anteriores concluiuse que a inclusão de um pixel como referência para modelar a fração sombra conduz ao aumento da fração de erro (FUCKNER, 2007; NUNES e SOUZA Jr., 2007). Os parâmetros definidos nessa etapa foram: -0.05 e 1.05 para fração mínima e máxima permitida de componente, respectivamente, 0.80 para fração máxima de sombra permitida e 0.025 para RMSE. A mesma biblioteca espectral foi também aplicada sobre a imagem de 2001, utilizando-se os mesmos parâmetros.

A partir dos resultados gerados, foram selecionados para compor uma nova biblioteca espectral aqueles espectros que modelaram maior quantidade de pixels nas duas imagens e ao mesmo tempo geraram menores valores de *RMSE*. Tais pixels foram inspecionados visualmente na imagem *Quickbird* (para os resultados obtidos na imagem de 2006) e na imagem *IKONOS* (para os resultados obtidos na imagem de 2001) a fim de confirmar sua adequação às componentes que os modelaram.

Criou-se então uma máscara para os pixels das imagens das duas datas (uma máscara para cada imagem) não modelados segundo os critérios adotados, e nestes foi aplicado o modelo MESMA com três componentes, sendo os dois primeiros compostos pelos espectros selecionados segundo a metodologia descrita anteriormente, e o terceiro, sombra fotométrica. Uma nova máscara foi criada para os pixels não modelados através de duas ou três componentes, e neles aplicou-se o modelo MESMA com quatro componentes, sendo os três primeiros compostos por espectros da biblioteca e o quarto, sombra fotométrica. Estudos anteriores demonstraram que a utilização de mais componentes não resulta em melhores resultados (POWELL et al., 2007). Portanto, os pixels não modelados através de duas, três ou quatro componentes foram incluídos na classe "não modelados". Todas as frações resultantes foram normalizadas segundo à fração de sombra.

Deste modo, foi possível considerar os pixels selecionados como sendo os mais representativos da biblioteca espectral bem como os mais representativos da área em estudo. Portanto, a mesma biblioteca foi utilizada para a aplicação do *MESMA* na imagem de 1987.

5.4 Avaliação dos Resultados

As frações resultantes da aplicação do *MESMA* nas imagens *Landsat TM* de 2006 2001 foram avaliadas utilizando-se como referência as imagens *Quickbird* e *Ikonos*, respectivamente. Para a realização da validação, foram selecionadas amostras aleatórias com tamanho equivalente a 9 pixels *Landsat TM* (270m x 270m), a fim de minimizar os erros devido às distorções geométricas entre as imagens fração e as imagens de alta resolução espacial e à influência dos alvos vizinhos na resposta espectral de determinado pixel (POWELL et al., 2007).

Foram selecionadas 98 amostras na imagem *Quickbird*, e 68 na imagem *Ikonos*. As amostras foram classificadas através de interpretação visual e vetorização manual, para posterior comparação com as frações resultantes do *MESMA*.

A acurácia das frações e das componentes dominantes modeladas foi avaliada utilizando-se todo o conjunto de amostras, separadamente para cada data, através do cálculo do índice de exatidão global (EG) e Kappa (ê) (COHEN,1960; CONGALTON, 1991), a partir da matriz de confusão. Para o cálculo da acurácia das componentes dominantes, cada amostra foi denominada como pertencendo à componente que correspondia à maior fração modelada, ou seja, se em determinada amostra a maior parte foi modelada como "solo", então essa amostra pertence à componente solo. Como a acurácia das componentes dominantes não representam bem a acurácia das áreas heterogêneas modeladas, foi calculada também a acurácia das frações de componentes, as quais foram agrupadas nos seguintes intervalos na matriz de confusão: 0%, 0-10%, 10 - 25%, 25 - 50%, 50 - 75%, 75 - 90%e 90 – 100% (Dennison e Roberts, 2003).

Foi realizado ainda um teste estatístico Z para avaliar individualmente os valores de *Kappa* obtidos, a fim de verificar se os resultados foram significativamente melhores que uma classificação casual.

6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na primeira seleção de componentes (Fig. 3), realizada através da aplicação do *Pixel Purity Index* sobre a imagem referência (Landsat TM 2006), identificaram-se 1332 pixels como sendo extremos, ou seja, puros. Depois de analisados na imagem de alta resolução espacial (1ª seleção de componentes), e da aplicação das métricas *EAR*, *MASA* e *COB* (2ª seleção de componentes) foram selecionados para comporem a biblioteca espectral de entrada do *MESMA*, 142 espectros, sendo 65 de superfícies impermeáveis, 10 de vegetação seca, 16 de solo e 51 de vegetação verde.

Após a aplicação do MESMA nas imagens de 2006 e 2001, com a biblioteca composta por todos os 142 espectros independentemente dos valores obtidos das métricas, verificou-se que as componentes com menores valores de EAR (parâmetro que expressa quão representativo determinado espectro é de sua classe) não foram capazes de modelar algumas regiões da imagem. O que explica esse resultado. Também observado por Powell et al. (2007), é o pressuposto de que um espectro pode ser representativo de sua classe, mas não necessariamente dos materiais que compõem a cena em estudo. Por isso, para a seleção final de espectros, procurou-se evitar apenas a confusão entre as classes de componentes (ou seja, as classes nas quais as imagens são modeladas, selecionandose os espectros que resultaram em menores valores de out_COB, que modelaram uma maior fração de pixels nas imagens de 2006 e 2001 e geraram valores baixos de erro. Assim, foram selecionados (3ª seleção de componentes) 30 espectros para compor a biblioteca espectral final (Fig. 4).

As combinações entre as componentes são apresentadas na Tabela 1. Ao todo, foram selecionados 5 espectros de vegetação seca, 14 de superfícies impermeáveis, 6 de solo e 5 de vegetação. O aplicativo *VIPER Tools* permite como entrada o número de bibliotecas espectrais quantas forem as componentes desejadas para o modelo. Como somente uma biblioteca espectral foi criada, no caso dos modelos de três componentes inseriuse a biblioteca espectral final duas vezes, e três vezes no caso dos modelos com quatro componentes. Isso possibilita todas as combinações possíveis entre componentes, bem como a repetição do mesmo componente por até três vezes. O problema deste tipo de abordagem é o número final de modelos,



Fig. 4 – Espectros que compuseram a biblioteca espectral final.

uma vez que em uma biblioteca espectral formada por 30 componentes o número de modelos seria igual a 27000, o que torna o tempo de processamento muito alto. Portanto, para os modelos formados por quatro componentes, foram selecionados apenas os espectros que modelaram a maior quantidade de pixels através de modelos com duas e três componentes, o que resultou em uma biblioteca espectral de 18 componentes, sendo **Tabela 1 –** Possíveis combinações entre componentes.

2 componentes	3 componentes	4 componentes		
(30 modelos)	(900 modelos)	(5832 modelos)		
vs + sombra	vs + vv + sombra	vv + imp + imp + sombra		
vv + sombra	vs + imp + sombra	solo + imp + imp + sombra		
imp + sombra vs + solo + sor		vs + imp + imp + sombra		
solo + sombra vv + imp + sombra		solo + vv + imp + sombra		
	vv + solo + sombra	solo + vs + imp + sombra		
	solo + imp + sombra	vv + solo + vn + sombra		
	imp + imp + sombra	vv + vs + imp + sombra		

3 de vegetação verde, 2 de vegetação seca, 9 de superfícies impermeáveis e 4 de solo.

A Tabela 2 apresenta a quantidade de pixels modelados em cada uma das imagens a partir da aplicação da biblioteca espectral final.

Para a geração dos mapas finais de fração das componentes (Fig. 5), as frações de cada componente da cobertura do solo, resultantes da aplicação de modelos com duas, três e quatro componentes, foram somadas. As componentes vegetação verde e vegetação seca foram unidas em uma única classe para melhor visualização dos mapas de fração, uma vez que a porção de vegetação seca não é significativa.

As matrizes de confusão, comparando as componentes dominantes extraídas a partir de interpretação visual das imagens de alta resolução espacial de 2006 e 2001 (imagem referência) às frações obtidas pelo *MESMA* nas imagens *Landsat* da mesma data (imagem modelada), são apresentadas na Tabela 3.

A classe dominante foi corretamente modelada em 93 das 98 amostras coletadas na imagem de 2006, representando exatidão global de 95% e ê igual a 0,90. Já na imagem de 2001, em 61 das 64 amostras a classe dominante foi corretamente modelada, representando exatidão global de 94% e ê igual a 0,89. O índice ê obtido para as duas datas é classificado como excelente por Landis e Koch (1977). Segundo Foody (2002), uma boa classificação deve apresentar exatidão global superior a 85%, como é o caso dos resultados obtidos. O teste Z indicou que para ambas as datas os resultados obtidos foram melhores que em uma classificação casual.

É possível observar nas duas datas analisadas um alto erro de omissão na classe solo, a qual foi modelada como sendo vegetação. Analisando-se os dados, verificou-se que apesar de na interpretação visual das imagens de alta resolução espacial os pixels das amostras terem sido identificados como solo exposto, é provável que esses sejam cobertos por vegetação seca, como pôde ser visualizado na sua resposta espectral nas imagens Landsat. Portanto, deve-se considerar a possibilidade de erros na interpretação das imagens de alta resolução espacial, utilizadas como referência. Similarmente, algumas áreas de sombreamento devido à presença de prédios altos foram interpretadas visualmente como sendo vegetação, o que pode ter sido responsável pelo erro de omissão desta componente na imagem do ano de 2001. O mesmo foi observado por Powell et al. (2007). Já na imagem de 2006 ocorreu o inverso, ou seja, pixels identificados como superfícies impermeáveis foram modelados como sendo vegetação. Posteriormente, foi observado que algumas áreas alagadas foram erroneamente interpretadas como superfícies impermeáveis, devido à sua semelhança com asfalto. A amostra em questão é um desses casos.

Tabela 2 – Pixels modelados em cada uma das imagens de acordo com o número de componentes utilizadas.

imagem	n° de componentes	n° de pixels modelados	porcentagem de pixels modelados	total de pixels modelados na imagem
Landsat TM 2006	2 componentes	706211	70,10%	
	3 componentes	276005	27,40%	97,70%
	4 componentes	2402	0,20%	
	2 componentes	775518	77,00%	
Landsat TM 2001	3 componentes	210358	20,90%	98,80%
	4 componentes	9032	0,90%	
Landsat TM 1987	2 componentes	851676	84,50%	
	3 componentes	145027	14,40%	99,20%
	4 componentes	2916	0,30%	

Tabela 3 – Matrizes de confusão das componentes dominantes na imagem modelada e na imagem referência: (a) imagem *landsat tm* de 2006; (b) imagem *landsat tm* de 2001.

(A)

Componente	Componente dominante na imagem referência						
dominante na imagem modelada	vegetação	superfícies impermeáveis	solo	não modelado	erro de comissão		
vegetação	56	1	4	0	0,08		
superfícies impermeáveis	0	35	0	0	0		
solo	0	0	2	0	0		
não modelado	0	0	0	0	0		
erro de omissão	0	0,03	0,67	0	Total: 98		

(B)

Componente	Componente dominante na imagem referência						
dominante na imagem modelada	vegetação	superfícies impermeáveis	solo	não modelado	erro de comissão		
vegetação	30	0	2	0	0,06		
superfícies impermeáveis	2	31	0	0	0,06 0		
solo	0	0	3	0			
não modelado	0	0	0	0	0		
erro de omissão	0,06	0	0,4	0	Total: 68		

Na Tabela 4, são apresentadas as matrizes de confusão entre os intervalos de frações modeladas e a fração de cobertura gerada a partir da imagem *Quickbird*.. Ao todo, foram 294 frações modeladas na imagem de 2006 e 204 na imagem de 2001.

A exatidão global obtida na imagem de 2006 foi de 70,41% e ê igual a 0,62. Já na imagem de 2001, a exatidão global foi de 66,18% e ê igual a 0,59. Os valores de Kappa obtidos são considerados muito bons segundo a classificação de Landis e Koch (1977). Esses resultados apontam que, embora a fração dominante tenha sido corretamente modelada, grande parte das demais frações foi sub ou super estimada, com exceção das referentes aos intervalos 0% e 90-100%, nos quais ocorreram menores erros de omissão e comissão. Neste caso, o teste Z também indicou que para ambas as datas os resultados obtidos foram melhores que em uma classificação casual.

Apesar dos altos erros de comissão e omissão, é possível observar que os valores obtidos estão em intervalos próximos ao valor real da fração, ou seja, uma fração com 10-25% de determinada componente não foi modelada como contendo 50-75%, 75-90% ou 90-100% desta componente, mas pode ter sido modelada como 0%, 0-10% ou 25-50%, como pode ser observado nos dados destacados pela borda mais grossa (Tabela 4). Os dados sombreados em cinza são exceções, mas representam apenas 1,47% das frações analisadas. A análise dos dados sem agrupá-los em intervalos de frações possibilitou quantificar a porcentagem média de erro de fração, a qual resultou em 17% para mais ou para menos.

A distribuição das componentes nas diferentes datas sugere coerência nas frações obtidas. O ano de 1987 apresenta grandes áreas com concentração de solo exposto, enquanto que em 2006 as frações desta componente ocupam áreas menores, e encontram-se menos concentradas e mais dispersas, o que pode estar associado às altas taxas de ocupação e consequente indisponibilidade de grandes áreas vagas para novos empreendimentos ou novas obras de infra-estrutura. É provável que devido a isso, o mapa fração de solo de 2006 (Fig. 5) apresentou níveis de cinza mais escuros em relação ao de 1987, o que representa valores de fração menores.

A perda de cobertura vegetal ocorrida entre os anos de 1987 e 2006, e um incremento proporcional das áreas impermeáveis, também pode ser observado nas frações de vegetação e superfícies impermeáveis. A análise visual dos resultados indica um possível eixo de expansão da ocupação no sentido sudoeste-nordeste, concordando com o das principais bacias urbanas de Manaus, São Raimundo

Tabela 4 – Matrizes de confusão dos intervalos de frações modeladas na imagem modelada e na imagem referência: (a) imagem *landsat tm* de 2006; (b) imagem *landsat tm* de 2001. (A)

			E ~ 1	1	- image of the start (Onighting)				
		tração de cobertura na imagem referência (Quickbird)							erro de
		0%	0-10%	10-25%	25-50%	50-75%	75-90%	90-100%	comissão
=	0%	91	22	4	2	0	0	0	0,24
Ingen	0-10%	11	20	9	1	0	0	0	0,51
	10-25%	2	0	12	3	1	0	0	0,33
a para	25-50%	0	3	2	13	3	0	0	0,38
F ab	50-75%	0	0	0	3	17	4	3	0,37
	75-90%	0	0	0	1	3	8	3	0,47
ção	90-100%	0	0	0	0	2	5	46	0,13
Fra	erro de omissão	0,13	0,56	0,56	0,43	0,35	0,53	0,12	Total: 294

(B)

		Fração de cobertura na imagem referência (IKONOS)							erro de
		0%	0-10%	10-25%	25-50%	50-75%	75-90%	90-100%	comissão
E	0%	51	7	3	0	1	0	0	0,18
age	0-10%	10	12	2	1	0	0	0	0,52
ão de cobertara na in modekda	10-25%	4	4	14	6	0	1	0	0,52
	25-50%	0	1	5	18	2	0	0	0,31
	50-75%	0	0	0	3	13	5	0	0,38
	75-90%	0	0	0	0	2	5	8	0,67
	90-100%	0	1	0	0	2	1	22	0,15
Fraç	erro de omissão	0,22	0,5	0,42	0,36	0,35	0,58	0,27	Total: 204

e Educandos. Esse eixo de ocupação foi o responsável pela substituição da cobertura vegetal por superfícies impermeabilizadas. Segundo Oliveira (2008), os igarapés serviram como eixos de expansão urbana em Manaus, o que pode explicar o eixo visualizado na imagem-fração de superfícies impermeáveis. Tal expansão foi contida ao sul e oeste da Reserva Florestal Adolpho Ducke, cujos limites são realçados na fração de superfícies impermeáveis da imagem de 2006.

7. CONCLUSÕES

Os resultados deste trabalho indicaram a validade do uso das componentes vegetação, superfícies impermeáveis e solo obtidas a partir de imagens *Landsat* multitemporais, na identificação de mudanças na cobertura do solo urbano, em especial através da componente superfícies impermeáveis, que mostra quais áreas estão sendo ocupadas, bem como sua taxa de adensamento.

No mapa de fração de superfícies impermeáveis, observou-se um possível eixo de expansão no sentido sudoeste-nordeste, concordando com o da bacia hidrográfica do São Raimundo. Na Reserva Florestal Adolfo Ducke fica evidente a pressão demográfica, uma vez que a expansão urbana já invadiu (em alguns locais) seus limites, visíveis nas frações de vegetação e superfícies impermeáveis, esta última sugerindo também o surgimento de novas centralidades.

Uma única biblioteca espectral poderia ser utilizada para modelar imagens de datas diversas, desde que estas sejam do mesmo sensor e cubram a mesma área. É indispensável calibrar a biblioteca espectral através da sua aplicação em uma imagem de data diversa daquela em que os espectros foram selecionados. É necessário o uso de uma imagem de alta resolução espacial para avaliar os resultados,



Fig. 5 – Frações resultantes da aplicação do MESMA, sendo: (A) fração de vegetação; (B) fração de superfície impermeável; (C) fração de solo; (1) frações no ano de 1987; (2) frações no ano de 2001; (3) frações no ano de 2006.

bem como no processo de seleção dos espectros da biblioteca, etapa fundamental para a obtenção de bons resultados. Mais esforços devem ser despendidos em análises de outras áreas urbanas para aprimorar a metodologia utilizada e confirmar a sua aplicabilidade.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à FAPEAM – Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas, pelo apoio financeiro à execução deste trabalho; à Prefeitura Municipal de Manaus, pela cessão das imagens Quickbird e Ikonos; ao Dr. Morton J. Canty, do *Jülich Research Center*, pelo esclarecimento de duvidas a respeito da normalização radiométrica IR-MAD; ao Marcos Adami e Marcio Pupin Mello pelo apoio no desenvolvimento do trabalho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADAMS, J. B.; SABOL, D. E.; KAPOS, V.; ALMEIDA FILHO, R.; ROBERTS, D. A.; SMITH, M. O.; GILLESPIE, A. R. *Classification* of multispectral images based on fractions of endmembers: Application to land-cover change in the Brazilian Amazon. **Remote Sensing of Environment**, v. 52, p. 137-154, 1995.

ADAMS, J. B., SMITH, M. O., JOHNSON, P. E. *Imaging spectroscopy: Interpretation based on spectral mixture analysis*. In: PIETERS, C. M.; ENGLERT, P. A. J. **Remote geochemical analysis: elemental and mineralogical**

composition. Cambridge, England: Cambridge University Press, p. 145-165, 1993.

BOARDMAN, J. W.; KRUSE, F. A.; GREEN, R. O. *Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data*. In: ANNUAL JPL AIRBORNE GEOSCIENCE WORKSHOP, 5., 1995, Pasadena, CA. **Summaries...** Pasadena: Jet Propulsion Laboratory Publications, 1995. p. 23-26.

CANTY, M. J.; NIELSEN, A. A. Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery with the iteratively re-weighted MAD transformation. **Remote Sensing of Environment**, v.112, n.3, p. 1025-1036. 2008

COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. Educational and Psychological Measurement, v. 20, p. 37–46, 1960.

CONGALTON, R. A review of assessment the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, p. 35–46, 1991.

CPRM - Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais - Serviço Geológico do Brasil. **Gerenciamento da cheia de Manaus – evento 2008**. Disponível em < http:// www.cprm.gov.br/ rehi/manaus/pdf/rel_final_2008.pdf>

DAI, X.; KHORRAM, S. *The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection*. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 36, n. 5, p. 1566-1577, 1998.

DENNISON, P. E., HALLIGAN, K. Q.; ROBERTS, D. A. A comparison of error metrics and constraints for multiple Endmember spectral mixture analysis and spectral angle mapper. **Remote Sensing of Environment**, v. 93, n. 3, p. 359-367, 2004.

DENNISON, P. E.; ROBERTS, D. A. Endmember selection for multiple endmember spectral mixture analysis using endmember average RMSE. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, p. 123-135, 2003.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. Remote Sensing of Environment, v. 80, n. 1, p. 185-201, 2002. FUCKNER, M. A. Aplicação de imagens ASTER no estudo do ambiente urbano de São Paulo e Rio de Janeiro. 2007. 230p. (INPE-15203-TDI/1303). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos-SP, 2007.

GOMARASCA, M. A.; BRIVIO, P. A.; PAGNONI, F.; GALLI, A. One century of land use changes in the metropolitan area of Milan (*Italy*). **International Journal of Remote Sensing**, v. 14, n. 2, p. 211-223, 1993.

GREEN, K.; KEMPKA, D.; LACKEY, L. Using Remote sensing to detect and monitor land-cover and land-use change. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 60, p. 331-337, 1994.

HAACK, B. N.; RAFTER, A. Urban growth analysis and modeling in the Kathamandu valley, Nepal. Habitat International, v. 30, n. 4, p. 1056-1065, 2006.

HALLIGAN, K. Q. Multiple Endmember spectral mixture analysis of vegetation in the northwest corner of Yellowstone National Park. 2002. Dissertação (Mestrado em Geografia) – University of California Santa Barbara (UCSB), Santa Bárbara-CA, 2002.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Contagem da população 2007**. Disponível em < http://www.ibge.gov.br/ home/estatistica/populacao/contagem2007/ default.shtm> Acessado em 12/01/2009.

JAT, M. K.; GARG, P. K.; KHARE, D. Monitoring and modeling of urban sprawl using remote sensing and GIS techniques. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 10, p. 26-43, 2008.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. *The measurement of observer agreement for categorical data*. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

MOREIRA, R. C. Estudo espectral de alvos urbanos com imagens do sensor HSS (Hyperspectral Scanner System). 2008. 238 p. (INPE-15339-TDI/1375). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos-SP, 2008. NIELSEN, A. A.; CANTY, M. J. Multi- and hyperspectral remote sensing change detection with generalized difference images by the IR-MAD method. In: Third International Workshop on the Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images, 2005. **Proceedings...** Biloxi, Mississippi, USA. p. 169-173.

NUNES, S. S.; SOUZA Jr., C. *Avaliação de modelos de mistura de pixel para áreas urbanas.* XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2007. **Anais...** Florianópolis, Brasil, 21-26 abril 2007, INPE, p. 6885-6892.

OKIN, G. S.; ROBERTS, D. A.; MURRAY, B.; OKIN, W. J. *Practica limits on hyperspectral vegetation discrimination in arid and semiarid environments*. **Remote Sensing of Environment**, n. 77, p. 212–225, 2001.

OLIVEIRA, J. A. de. *Espaço-tempo de Manaus: a natureza das águas na produção do espaço urbano*. **Espaço e Cultura - UERJ**, n. 23, p. 33-41, 2008.

PAINTER, T.H.; ROBERTS, D.A.; GREEN, R.O.; DOZIER, J. *The Effect of Grain Size on Spectral Mixture Analysis of Snow-covered Area from AVIRIS Data.* **Remote Sensing of Environment**, v. 65, p. 320-332, 1998.

PAUL, M. J.; MEYER, J. L. *Streams in the urban landscape*. Annual Review of Ecological Systems, v. 32, p. 333-365, 2001.

PHINN, S.; STANFORD, M.; SCARTH, P.; MURRAY, A. T.; SHYY, T. Monitoring the composition and form of urban environments based on the vegetation-impervious surface-soil (VIS) model by sub-pixel analysis techniques. **International Journal of Remote Sensing**, v. 23, n. 20, p. 4131-4153, 2002.

PINTO, M. L. A. **Relação empírica da** visibilidade com profundidade óptica, concentração de aerossóis e focos de queimadas em Alta Floresta e Cuiabá, em 1993 e 1994. 2001. 141 p. (INPE-10097-TDI/893). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos-SP, 2001.

PONZONI, J. F.; SHIMABUKURO, Y. E. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação.

1^a Edição. Parêntese Editora: São José dos Campos, 2009. 127p.

POWELL, R. L.; ROBERTS, D. A.; DENNISON, P. E.; HESS, L. L. Sub-pixel mapping of urban land cover using multiple endmember spectral mixture analysis: Manaus, Brazil. **Remote Sensing of Environment**, n. 106, p. 253-267, 2007.

RASHED, T.; WEEKS, J.R.; ROBERTS, D.; ROGAN, J.; POWELL, R. *Measuring the Physical Composition of Urban Morphology using Multiple Endmember Spectral Mixture Models*. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 69, n. 9, p. 1011-1020, 2003.

RESEARCH SYSTEMS, INC. FLAASH User's Guide: ENVI FLAASH Version 4.1. Boulder: RSI, 2004. 80 p.

RIDD, M. K. Exploring a V-I-S (vegetation – impervious surface – soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities. International Journal of Remote Sensing, v. 16, p. 2165-2185, 1995.

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**, v. 65, p. 267–279, 1998.

ROBERTS, D.; HALLIGAN, K.; DENNISON, P. **VIPER Tools user manual**. UC Santa Barbara, Department of Geography, Visualization and Image Processing for Environmental Research Laboratory, 2007. Disponível em http://www.vipertools.org/ ?q=content/envi-plugin-0>. Acessado em 12/01/ 2009.

ROBERTS, D. A.; KELLER, M.; SOARES, J. V. Studies of land-cover, land-use, and biophysical properties of vegetation in Large Scale Biosphere Atmosphere experiment in Amazonia. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, n. 4, p. 377-388, 2003.

SHIMABUKURO, Y. E.; Smith, J. A. The leastsquares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on**

Geoscience and Remote Sensing, v. 29, n.1, p. 16-20, 1991.

SMALL, C. Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis. International Journal of Remote Sensing, v. 22, 1305-1334, 2001.

SMALL, C. *Multitemporal analysis of urban reflectance*. **Remote Sensing of Environment**, v. 81, 427-442, 2002.

SMALL, C. *A global analysis of urban reflectance*. International Journal of Remote Sensing, n. 26, p. 661-681, 2005.

SMITH, M. O.; JOHNSON, P. E.; ADAMS, J. B. Quantitative determination of mineral types and abundances from reflectance spectra using principal component analysis. Journal of Geophysical Research, n. 90, p. 792-804, 1985.

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, p. 1-25, 1990.

SONG, C. Spectral mixture analysis for subpixel vegetation fraction in the urban environment: How to incorporated endmember variability. **Remote Sensing of Environment**, v. 95, p. 248-263, 2005.

TANG, J.; WANG, L.; YAO, Z. Analyses of urban landscape dynamics using multi temporal satellite images: A comparison of two petroleumoriented cities. Landscape and Urban Planning, v. 87, p. 269-278, 2008.

WENG, Q. Modeling urban growth effects on surface runoff with the integration of remote sensing and GIS. Environmental Management, v. 28, n. 6, p. 737-748, 2001.

WU, C. S. *Normalized spectral mixture analysis for monitoring urban composition using ETM+ imagery*. **Remote Sensing of Environment**, n. 4, p. 480-492, 2004.

WU, C.; MURRAY, A. T. *Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis*. **Remote Sensing of Environment**, v. 84, p. 493-505, 2003.

YANG, X.; LO, C. P. *Modelling urban growth and landscape changes in the Atlanta metropolitan area*. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 17, n. 5, p. 463-488, 2003.

YEH, A. G. O.; LI, X. *Measurement and monitoring of urban sprawl in a rapidly growing region using entropy*. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 67, n. 1, p. 83-90, 2001.