

Identificação espectral SAM em áreas urbanas com imagem do sensor HSS

Romero da Costa Moreira¹
Lênio Soares Galvão²

¹Instituto de Estudos Avançados - IEAv/CTA
Caixa Postal 6044 – 12.231-970 – São José dos Campos - SP, Brasil
moreira@ieav.cta.br

²Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12201-970 - São José dos Campos - SP, Brasil
lenio@dsr.inpe.br

Abstract. This paper describes the spectral identification of urban materials with the Spectral Angle Mapper (SAM) algorithm applied over 37 bands of the airborne HSS (Hyperspectral Scanner System) sensor. A 2.7 m spatial resolution radiance image of São José dos Campos city, in São Paulo state (Brazil), was atmospherically corrected using the FLAASH algorithm and polished with EFFORT to minimize artifacts due to atmospheric correction. The SAM algorithm was applied using image spectra as references. The resulting rule images were analyzed to provide a quantification of the classification. Pixels samples of swimming pool water, cement-asbestos roofs, galvanized steel roofs, aluminum roofs, terracotta ceramic roofs, PVC fabric roofs, paints and cement pavement were selected as individual classes of material. The average reflectance of each class was used as reference for SAM classification. SAM rule images were then analyzed and rule values of each class were used into a cross tabulation. Results showed that SAM classification has a good precision for general target discrimination with HSS image, reaching 79.79% of global precision, except for classes associated with the same origin material. Although this precision seems to be a good result, classification accuracy decreased drastically when similar materials like cement-asbestos roof and others cement-based objects were treated as different classes to be classified.

Palavras-chave: hyperspectral remote sensing, imaging spectrometry, Spectral Angle Mapper, image classification, sensoriamento remoto hiperespectral, espectrometria por imageamento, Mapeamento de Ângulo Espectral, classificação de imagem.

1. Introdução

A identificação espectral de materiais com imagens tem aplicação multidisciplinar. O interesse por dados e por técnicas de classificação hiperespectral tem crescido na medida em que o usuário constata a necessidade de otimizar o aproveitamento das imagens, no sentido de extrair informações que possibilitem melhor discriminação e/ou identificação de determinados alvos de interesse.

Imagens do sensor HSS (*Hyperspectral Scanner System*) (Souza Filho, 2004; Moreira et al., 2004), em operação desde 2003 para a aquisição de imagens no Sistema de Proteção da Amazônia (SIPAM), têm sido utilizadas na análise espectral de alvos naturais e artificiais, visando à avaliação da qualidade do dado e de técnicas de processamento para a identificação de materiais em área urbana (Moreira, 2008; Moreira et al., 2007).

O Mapeador de Ângulo Espectral (*Spectral Angle Mapper – SAM*), uma das técnicas de identificação utilizadas em análise espectral, tem sido amplamente aplicada para a classificação temática com imagens hiperespectrais, possibilitando o mapeamento dos pixels com base em espectros de referência, e, conseqüentemente, uma rápida espacialização de materiais de interesse ao longo da imagem.

Mas assim como ocorre com outras técnicas de classificação, muitas vezes os resultados da classificação SAM podem parecer inadequados, devido à verificação de erros de inclusão ou exclusão de pixels das classes a que realmente pertencem. Nesse escopo, o objetivo deste trabalho foi verificar a adequabilidade da classificação SAM para a identificação de alvos artificiais urbanos em imagem HSS, tendo sido selecionada para o estudo uma cena da cidade

materiais. Este estudo, entretanto, concentrou-se na discriminação entre alvos artificiais, utilizando a imagem reflectância e as imagens obtidas com o processamento SAM para o tratamento quantitativo dos resultados da precisão de classificação obtida com a técnica.

O processamento SAM foi realizado com a utilização de espectros de referência obtidos com a média de espectros de pixels da própria imagem HSS de 37 bandas, considerando os seguintes alvos para a análise: telha de alumínio; telha de aço galvanizado; água de piscina; telha cerâmica de argila; fibrocimento; lonas de PVC (*PolyVinyl Chloride* - Cloreto de Polivinila, muito utilizado em coberturas provisórias); telha com pintura branca; telha de concreto pigmentado; e pavimento de cimento. Para a obtenção dos espectros de referência, foram utilizadas cerca de 10 amostras espectrais de pixels mais característicos de cada classe de alvos, selecionados qualitativamente a partir da avaliação dos espectros de reflectância, e da inspeção visual dos objetos da cena para a confirmação desses materiais.

O SAM foi realizado para todos os alvos de uma só vez, e os resultados das imagens ângulo (*rule images*) foram avaliados com o fatiamento de valores em cores, em uma análise comparativa entre os intervalos de valores SAM obtidos para cada classe de alvos, com o suporte de diagramas espectrais de reflectância, e de diagramas de espalhamento bidimensionais, obtidos com pares das imagens ângulo SAM. A análise da distribuição das amostras nesses diagramas serviu para a verificação das limitações da técnica SAM na discriminação entre classes com espectros da imagem HSS.

Os resultados também foram apresentados de forma quantitativa, com a apresentação de uma tabela de precisão de classificação SAM para as amostra utilizadas. Nesse caso, a definição da classe com os valores SAM foi realizada com base no critério do menor valor angular SAM obtidos para cada pixel da amostra. Por exemplo, se o pixel P da amostra teve o menor valor na imagem ângulo SAM da classe A, ele foi definido como pertencente a esta classe A. Dessa forma foi possível estimar quantitativamente a eficiência na identificação espectral obtida com o procedimento.

3. Resultados e Discussão

Quanto aos materiais utilizados na área, observa-se, em geral, predomínio de coberturas em telha cerâmica, que prevalece nas edificações de menores dimensões – residências em geral. Nas edificações residenciais mais recentes, também se observa a utilização de telhas de concreto, material que tem sido disponibilizado em diversas pigmentações, mas que praticamente só foi encontrado na região em tons de cinza (do branco gelo ao cinza chumbo), bege e vermelho-cerâmica. Alguns exemplos dos materiais mais encontrados em coberturas residenciais são apresentados na Figura 2.

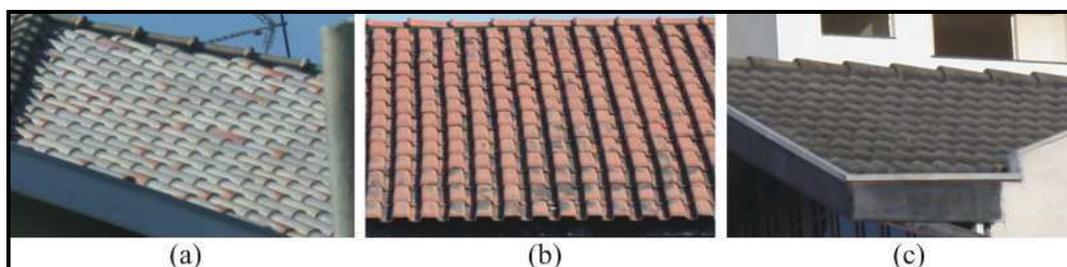


Figura 2. Tipos de materiais tipicamente observados em edificações residenciais: cerâmica de argila clara mesclada (a); cerâmica de argila vermelha (b); e telha de concreto pigmentado cinza escuro (c).

Edificações de maior porte, que abrigam instalações comerciais ou industriais, registram predominantemente a utilização de telhas de fibrocimento – elaboradas em geral com fibras de amianto, ou de telhas metálicas – algumas pintadas em diferentes cores. Na região, as

telhas metálicas não pintadas são predominantemente de aço galvanizado, mas também foram identificadas edificações com telhas de alumínio, presentes principalmente em instalações mais antigas (Figura 3).

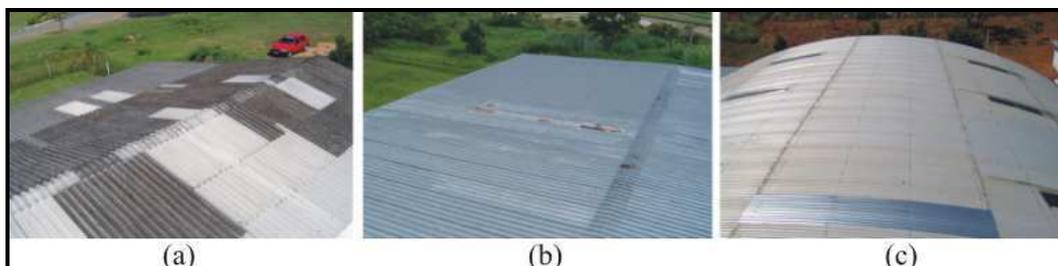


Figura 3. Tipos de materiais tipicamente observados em edificações comerciais e industriais: fibrocimento (a); aço galvanizado (b); e alumínio (c).

O PVC é geralmente utilizado em coberturas de menores proporções como toldos para a proteção de janelas, pátios e acessos a edificações, e para a proteção de veículos, em garagens provisórias. No entanto, conforme ilustrado na Figura 4, verificou-se a presença desse material também no revestimento de grandes galpões, e na cobertura de tendas de eventos do tipo itinerantes, como instalações circenses.



Figura 4. Toldos em PVC colorido são utilizados mais freqüentemente em pequenas coberturas, como em (a) e (b), mas também foram encontrados em estruturas de maior porte, como galpões de campanha (c).

Na análise espectral genérica, verificou-se boa discriminação entre a maioria dos alvos artificiais, como a cerâmica de argila, o alumínio, o aço e o fibrocimento, mas também constatou-se uma visível confusão entre alvos de materiais similares, com o fibrocimento dos telhados e o cimento de pavimentos. Essa observação, entretanto, deve considerar a multidimensionalidade do dado, sendo mais fácil a discriminação em algumas regiões espectrais do que em outras. Esses aspectos podem ser visualizados com a análise dos diagramas de espelhamento bidimensionais, apresentados na Figura 5. Com o par de bandas B02 (2,326 μm) vs. B35 (0,466 μm) constata-se uma grande mistura entre o aço galvanizado e as três classes espectrais de alvos constituídos de cimento, ocorrendo boa separabilidade das classes pintura branca e alumínio. Dos materiais em cimento, as telhas de concreto pigmentado claro, apresentadas com a legenda “cimento claro”, têm mistura mais intensa com o os pavimentos novos de cimento (“pav cimento claro”), enquanto as telhas novas de fibrocimento apresentam melhor distinção.

Utilizando-se o par de bandas B09 (0,668 μm) vs. B21 (1,583 μm), observa-se uma visível melhora da separabilidade do aço galvanizado, principalmente em relação às telhas de concreto (“cimento claro”), mas piora-se a separabilidade entre o fibrocimento claro e as telhas de pintura branca, e persiste a confusão dos materiais de cimento entre si.

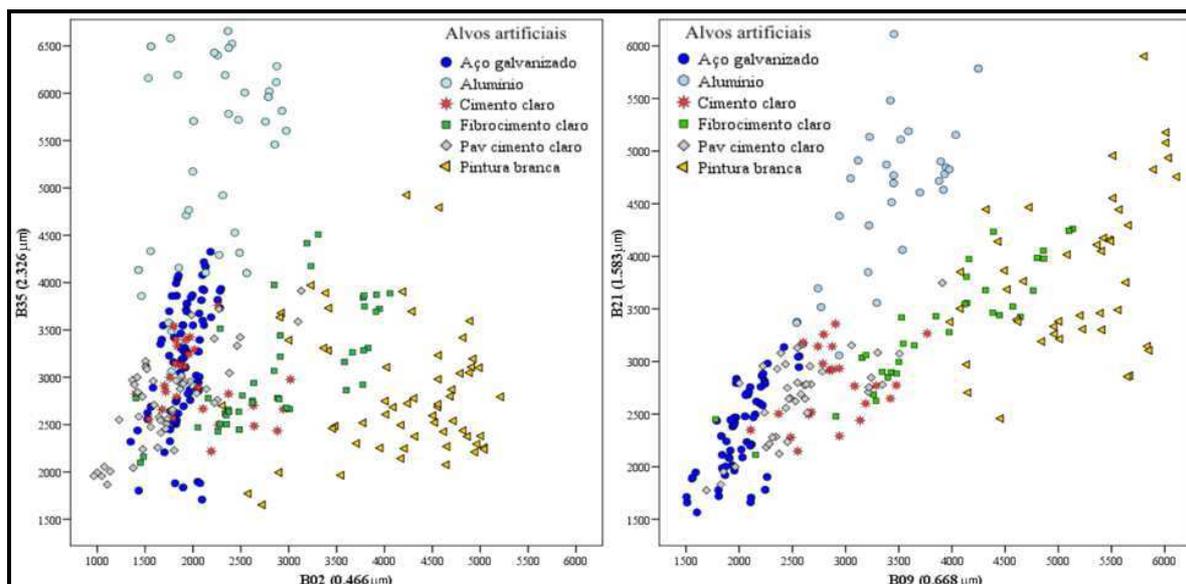


Figura 5. Diagrama de espalhamento de classes de alvos artificiais similares na imagem reflectância do HSS, para os pares de bandas B02 (VIS) vs. B35 (SWIR), e B09 (VIS) vs. B21 (SWIR).

A água de piscina, a cerâmica de argila vermelha e, em particular, a lona de PVC azul foram facilmente identificadas com o SAM, reflexo da fácil separabilidade dos espectros de reflectância desses alvos. Uma maior confusão espectral entre o PVC azul e a água de piscina na região do visível pareceria lógica, mas a inclusão das bandas do infravermelho (próximo, NIR – *near infrared*; e de ondas curtas, SWIR – *shortwave infrared*) facilitou a discriminação entre esses alvos. O diagrama de espalhamento dos valores das imagens ângulo SAM de cada classe auxilia na avaliação da separabilidade das classes, que refletem a facilidade de identificação com a técnica: na Figura 6 é possível verificar a fácil separabilidade do PVC azul e da água de piscina das demais classes utilizadas no estudo; também se verifica que a cerâmica de argila pode ser mais bem discriminada na combinação entre a imagem cerâmica e a imagem aço galvanizado, na qual se observa uma baixíssima dispersão da classe de cerâmica; a classe de água de piscina, apesar de ser facilmente discriminada das demais, é a que apresenta maior dispersão de valores, o que justifica a eventual confusão com outros alvos mais escuros, como as áreas de sombra; extensivamente, a grande proximidade entre as classes de materiais derivados de cimento, como pode ser verificada entre as classes de fibrocimento, telha de cimento e pavimento de cimento, refletem a mistura dessas classes.

O fatiamento em cores das imagens ângulo ratifica essas observações. Na Figura 7, pode-se observar que os alvos de piscina têm amplitude angular entre 0 e 0,64 rad (Figura 7a), intervalo relativamente abrangente, em que também são encontrados pixels de sombra (Figura 7b). Já os pixels de aço galvanizado e de alumínio apresentam maior concentração e puderam ser bem discriminados nas respectivas imagens SAM, como pode ser verificado na Figura 8: um beiral de aço galvanizado é identificado na respectiva imagem SAM, pela qual são discriminados os pixels de aço (Figura 8a), mas não os de alumínio do galpão vizinho maior; este, por sua vez é discriminado adequadamente na imagem SAM do alumínio (Figura 8b), mesmo estando ambos os alvos na mesma escala de valores. Em relação ao fibrocimento claro, apesar dos alvos de referência terem sido adequadamente identificados na imagem SAM (Figura 9a), verificou-se grande confusão com outros alvos, como a pintura branca desgastada, o pavimento de cimento e também o asfalto claro, como pode ser constatado na (Figura 9b).

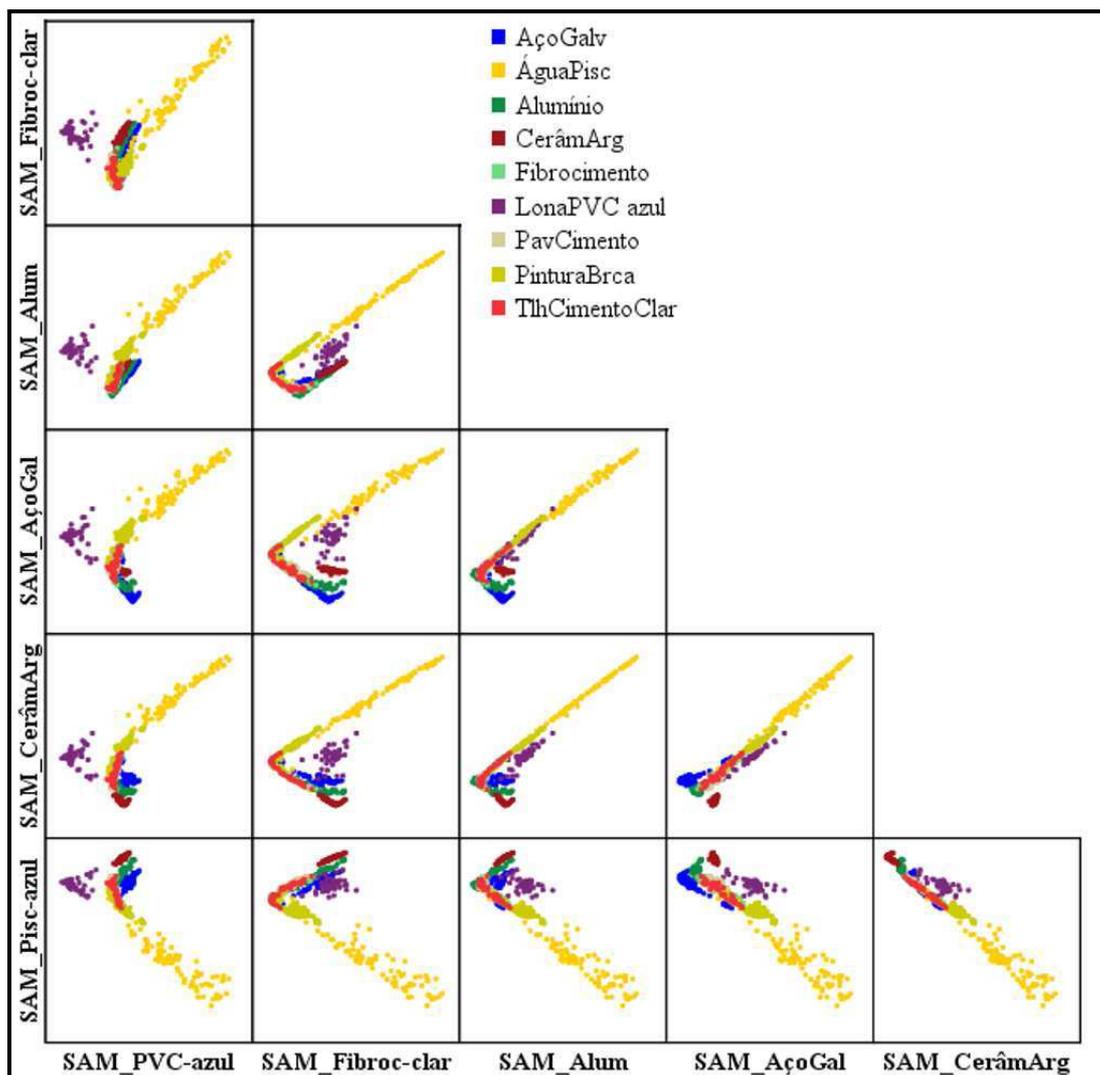


Figura 6. Diagrama de espalhamento das amostras de classes de alvos diversos com dados das imagens ângulo obtidas com o processamento SAM.

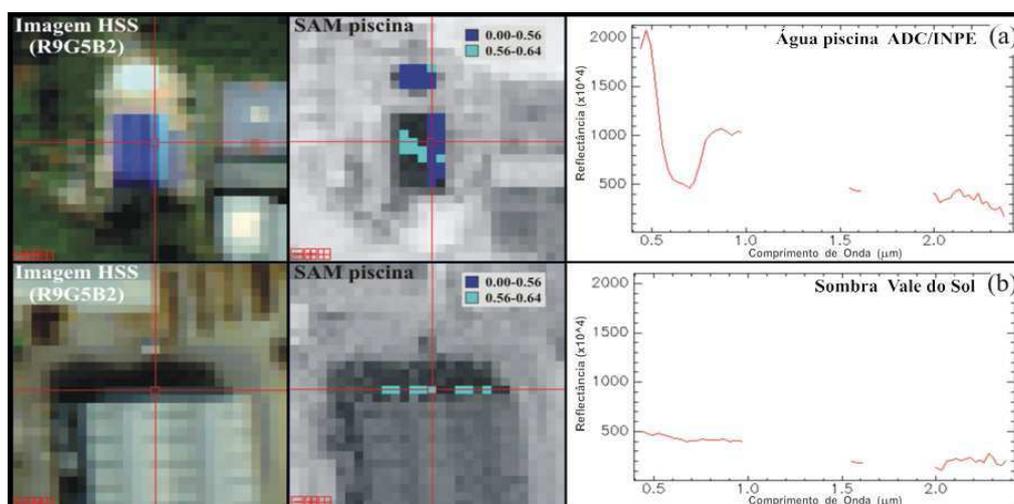


Figura 7. Composição colorida HSS normal (R9-0,668 μm ; G5-0,551 μm ; e B2-0,466 μm), imagem SAM (ângulo) e espectro de reflectância de dois recortes da cena: em (a) um alvo de piscina de fato; e em (b) um pixel de sombra, alvo que apresentou valores angulares muito baixos na imagem SAM, no mesmo intervalo de valores dos pixels de piscinas.

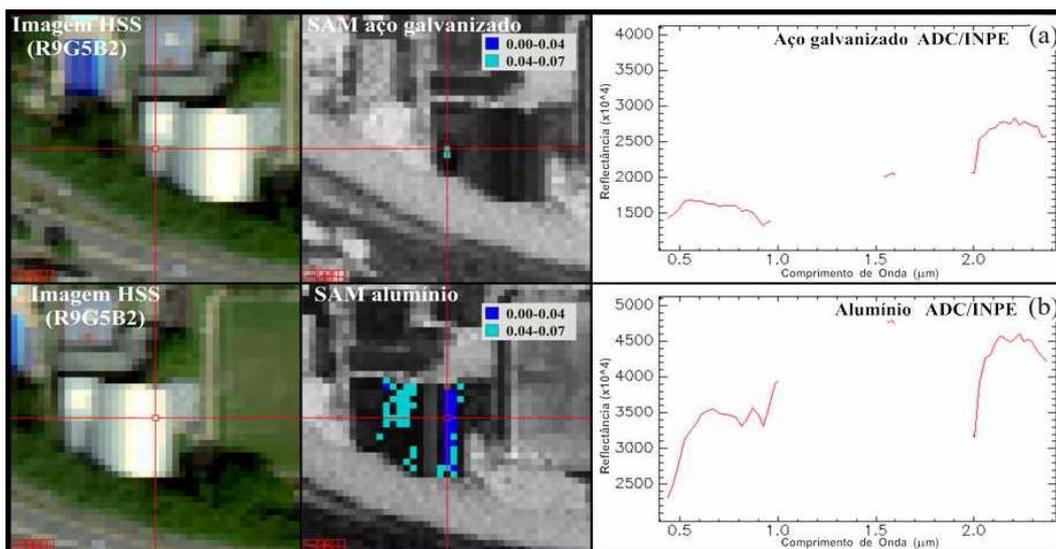


Figura 8. Apesar de apresentarem valores angulares próximos, pixels de aço galvanizado e de alumínio foram bem discriminados nas respectivas imagens SAM: em (a), um beiral de aço galvanizado é identificado na respectiva imagem SAM, pela qual são discriminados os pixels de aço, mas não os de alumínio do galpão vizinho maior, discriminado em (b), mesmo estando ambas na mesma escala.

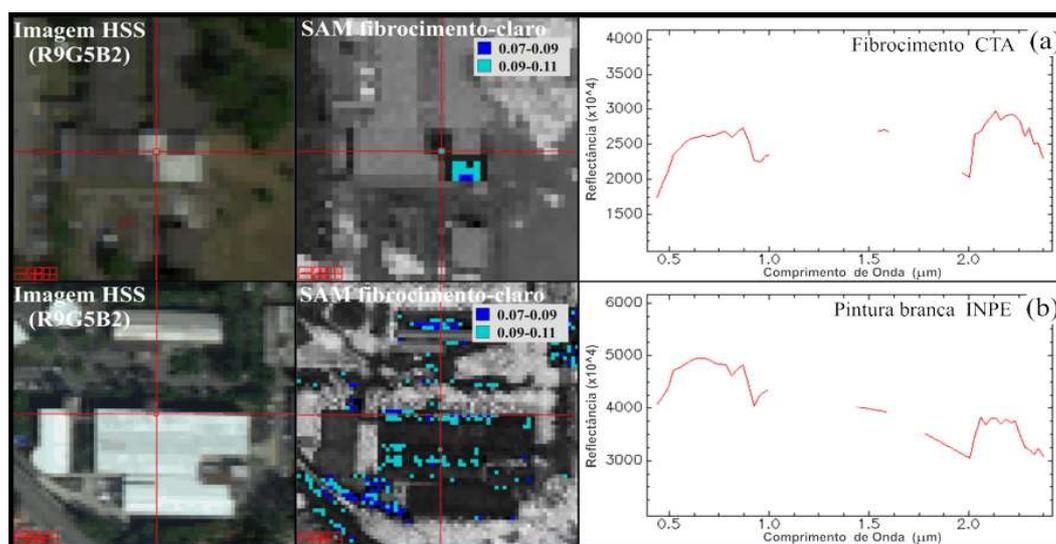


Figura 9. Pixels de fibrocimento claro foram identificados nas amostras de referência (a), porém grande confusão foi observada com pavimentos de cimento, asfalto claro e até mesmo em relação a alvos com pintura branca (b).

Na tabulação cruzada entre os resultados da classificação SAM e a verdade das classes, apresentada na Tabela 1, constata-se a alta precisão de classificação global (79,79%) obtida quando são considerados apenas alvos com materiais de diferentes naturezas (não similares). Nesses casos, mesmo o fibrocimento claro apresenta precisão de classificação elevada sendo sua maior confusão com alvos mais claros da análise, como o alumínio. Para os cinco alvos avaliados na Tabela 1, a classe da cerâmica de argila apresentou a melhor precisão de classificação da identificação espectral com o SAM, seguida pela classe de lona de PVC azul e de água de piscina. Já o alumínio, em virtude da proximidade espectral com o aço galvanizado apresentou a pior precisão de classificação, com 49,59%. O mesmo não foi verificado para o fibrocimento porque classes de materiais similares não foram incluídas na

população dessa análise. Entretanto, caso fossem incluídas classes de telhas de cimento pigmentado ou de pavimento de cimento, a expectativa é de redução drástica na precisão do fibrocimento, em virtude da mistura espectral constatada no diagrama de espalhamento dos resultados da classificação SAM, verificado na Figura 6.

Tabela 1. Classificação de alvos diversos obtida com o mapeador SAM^a para dados da imagem reflectância do HSS^b.

Classe Observada	Prevista						Total	Precisão
	2	5	7	8	9	Outras ^c		
2 (Alumínio)	60	0	0	16	0	45	121	49.59%
5 (Fibrocimento)	21	105	0	0	0	4	130	80.77%
7 (Piscina)	2	1	119	0	0	39	161	74 %
8 (Telha cerâmica)	0	0	0	158	0	0	158	100 %
9 (Lona PVC azul)	1	0	0	0	79	3	83	95.18%
Total	84	106	119	174	79	91	653	79.79%

Obs.: ^a definição das classes com base nos menores valores das imagens SAM em cada *pixel*;

^b caso de utilização das 37 bandas do espectro refletido do sensor HSS;

^c referente a outras classes de materiais: lona branca de PVC, aço galvanizado e cerâmica de argila.

4. Conclusão

Foi observada boa capacidade de identificação espectral com a técnica SAM, cujos resultados possibilitaram o mapeamento adequado de alvos de espectros mais diferenciados como o aço galvanizado, o alumínio, o PVC, e principalmente, a cerâmica de argila. Entretanto, em virtude da variabilidade natural dos espectros provenientes de imagens, as classes de alvos com materiais de mesma natureza, com o fibrocimento e os demais derivados de cimento, foram confundidas entre si, resultando em um mesmo intervalo de valores angulares nas imagens SAM. Quando considerada apenas classes de alvos de materiais de diferente natureza, a precisão de classificação global foi elevada, com 79,79%, sendo o pior resultado observado para a classe alumínio, em virtude da confusão com alvos de aço galvanizado presentes na população amostrada.

Referências

- Boardman, J.W. Post-ATREM polishing of AVIRIS apparent reflectance data using EFFORT: a lesson in accuracy versus precision. In: AVIRIS WORKSHOP, 7., Pasadena, 1998. **Proceedings**. Pasadena: Jet Propulsion Laboratory, 1998. (JPL Publ.n. 97-21).
- Moreira, R.C.; Castro, R.M.; Esposito, E.S.C.; Lucca, E.V.D. Sensor hiperespectral HSS: sumário das características técnicas. In.: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR, 12., Goiânia, 2005. **Anais**. Epiphany, J.C.N.[et al.]. São José dos Campos: INPE, p. 4517-4524. 2004.
- Moreira, R.C.; Galvão, L.S.; Castro, R.M. Caracterização da reflectância espectral de materiais urbanos com imagens do sensor HSS. In.: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR, 13., Florianópolis, 2007. **Anais**. Epiphany, J.C.N.[et al.]. São José dos Campos: INPE, p. 6489-6496. 2007.
- 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, 2008.
- Research Systems, Inc. **FLAASH User's Guide: ENVI FLAASH Version 4.1**. Boulder: RSI, 2004. 80 p.
- Sensytech Inc. AA5201 **Airborne hyperspectral scanner system: operator manual**. Rev.2. Ann Arbor: SenSyTech. Apr, 2004. 82 p.
- Souza Filho, C.R. Sensores hiperespectrais a bordo do SIVAM. **Revista InfoGEO**, ed. 34, p. 32-34, Jul/Ago, 2004.