

Análise de Mistura Espectral de Ambientes Úmidos Costeiros com Imagens Landsat

Gustavo Freitas Cardoso^{1,3}
Carlos Moreira de Souza Jr.²
Pedro Walfir M. Souza Filho¹

¹ Laboratório de Análise de Imagens do Trópico Úmido - Instituto de Geociências
UFPA - Universidade Federal do Pará.
Caixa Posta 8608 - 66075-110 – Belém, Pará, Brasil
{gcardoso, [walfir](mailto:walfir@ufpa.br)}@ufpa.br

² IMAZON – Instituto do Homem e Meio Ambiente da Amazônia
Rua Domingos Marreiros, 2020 – Altos
Belém, Pará, 66060-160, Brasil
{[souzajr](mailto:souzajr@amazon.org.br)}@amazon.org.br

³ SIPAM – Sistema de Proteção da Amazônia – Divisão de Sensoriamento Remoto
Centro Regional de Belém, Pará
Av. Julio César, 7060 – Val de Cans, Belém, Pará, 66617-420, Brasil
{[gustavo.cardoso](mailto:gustavo.cardoso@sipam.gov.br)}@sipam.gov.br

Abstract. The objective of this study was evaluate the potencial of Landsat imagery to characterize the pixel composition of coastal wetland environmental classes, including: – mangrove (MAN), degraded mangrove (MAD), beaches and dunes (PRD), initial secondary vegetation (VSI), late secondary vegetation (VST), water with sediment (ACS), water without sediment (ASS), human occupation (OCH) and natural marshes (CAM), using spectral mixture models. This study was conducted in the municipalities of Soure and Salvaterra, eastern side of Marajó Island, State of Pará, Brazil. To do this, first, the encoded radiance of each pixel was converted into physical reflectance values. Then, 20 samples (5x5 pixels) for each type of land cover were collected from the reflectance image, based on extensive field survey. An analysis of variance (ANOVA) and Tukey HSD Test were applied into the reflectance images to evaluate the potential spectral separability of among the coast wetland classes. Futhermore, we applied a spectral mixture model to estimate the fractional composition of Green Vegetation, Shadow/Water, Non-Photosynthetically Active Vegetation and Soil within the pixel classes. The result from ANOVA showed that there are significant differences at least one pair of classes, for all of the bands (1-5 and 7). The Tukey HSD Test showed that the smallest difference between two averages in bands 1, 2 and 3 occurs in the VST-MAN pair, in band 1 and 3 for VSI-MAN, in band 4 for OCH-MAN, in band 5 for OCH-PRD, and in band 7 for ACS-ASS. The spectral mixture analysis improved the class separability, defining distinct regions in ternary plots. Our results holds promise to use optical remotely sensed data to monitor coastal environmental caused by natural and anthropogenic changes.

Palavras-chave: Spectral Analysis Mixture, Statisitcs, Coastal Wetlands, Ternary Diagram, Análise de Mistura Espectral, Estatística, Zonas Úmidas Costeiras, Diagrama Ternário.

1. Introdução

A área de estudo está inserida no maior arquipélago flúvio-marinho do mundo – o arquipélago do Marajó. A ilha de Marajó, a maior do arquipélago, apresenta cobertura do solo complexa na sua margem leste, constituída de zonas úmidas costeiras, que são definidas como áreas de transição entre o sistema terrestre e aquático, onde o lençol freático está geralmente próximo à superfície, ou formando lagos rasos (Frohn et al., 2009). Devido à contínua elevação do nível do mar, com taxas médias de 1,7 mm/ano, provocados principalmente pela expansão termal dos oceanos e degelo das calotas polares (Bindoff. et al., 2007), os ambientes costeiros tornaram-se vulneráveis à rápidas mudanças. Além disso, esses ambientes sofrem fortes pressões antrópicas por desmatamento, extração de madeira e construções urbanas (Turner et al., 1996). Deste modo, o mapeamento da distribuição espacial dos ambientes

úmidos costeiros, o entendimento da pressão sobre os seus recursos naturais e o monitoramento das mudanças desses ambientes tornou-se essenciais para o uso sustentável dessas áreas e para identificação de áreas de riscos (Wei, W. *et.al*, 2008).

Imagens de satélites obtidas por sensores remotos têm sido úteis e amplamente utilizada na extração de informações sobre as zonas úmidas (Edward et al., 1997; Hirano, et al., 2003; Frohn et al., 2009). Estudos que enfocam no mapeamento e monitoramento de zonas úmidas costeiras utilizaram, principalmente, imagens dos sensores de radar (Touzi et al. 2007, Li et al. 2007, Whitcomb et al. 2009). Por exemplo, Souza Filho & Paradella (2002) e Souza Filho et al. (2006) utilizaram imagens Radarsat 1 para identificar feições geomorfológicas costeiras, mapear manguezais e usos do solo, e detectar mudanças na linha de costa. Há estudos de caracterização, mapeamento e monitoramento de zonas úmidas costeiras que utilizaram imagens ópticas (Liu et al. 2009, Ramsey et al., 2009), porém a presença constante de nuvens na região equatorial dificulta o estudo destes ambientes.

Os objetivos deste trabalho foram avaliar o uso das imagens Landsat TM5 para discriminar diferentes ambientes e classes de coberturas do solo de regiões costeiras. As classes estudadas foram: MAN – manguezal, MAD – manguezal degradado, PRD – praias e dunas, VSI – vegetação secundária inicial, VST – vegetação secundária tardia, ACS - água com sedimento, ASS – água sem sedimento, OCH – ocupação humana, e CAM – campos naturais – presente na margem leste da Ilha de Marajó. A discriminação das classes foi testada estatisticamente computando a análise de variância ANOVA e o Teste de Tukey HSD. Por último, avaliamos o potencial de imagens-fração, obtidas com modelo de mistura espectral (MME) na caracterização dos ambientes costeiros a partir da composição dos pixels. Os resultados obtidos mostraram que o sensor Landsat possui resposta espectral suficiente para discriminar a maioria dos ambientes costeiros estudados, e que é possível usar a informação composicional do pixel para delinear esses ambientes. Portanto, as imagens Landsat, por terem registros históricos com mais de 30 anos, podem ser úteis para a caracterização da dinâmica costeira causada por fenômenos naturais e antrópicos.

2. Metodologia de Trabalho

2.1. Área de Estudo e Dados de Campo

A área de estudo se encontra na porção leste da ilha do Marajó, estado do Pará, Brasil, no litoral dos municípios de Soure e Salvaterra (latitude entre 00° 28' S e 00° 52' S; longitude entre 48° 27' W e 48° 33' W) (Figura 1). Com relação à geomorfologia, França & Souza Filho (2006) compartimentaram a área em planalto costeiro e planície costeira. O planalto costeiro é representado por uma superfície rebaixada, cujas cotas topográficas variam de 5 a 20 m acima do nível do mar. Enquanto a planície costeira é constituída por sedimentos lamosos e arenosos, situado entre os limites das marés alta e baixa de sizígia. Quanto à cobertura e uso do solo, que estão relacionados com os compartimentos geomorfológicos costeiros, foram objetos de investigação deste trabalho os ambientes de Manguezal (MAN), Campos Naturais (CAM), Praias e Dunas (PRD), na planície costeira; além da Ocupação Humana (OCH), Vegetação Secundária Inicial (VSI), Vegetação Secundária Tardia (VST), no planalto costeiro; e Água com Sedimento (ACS) e Água sem Sedimento (ASS), identificados a partir da interpretação de imagem de satélite.

Foi realizada uma campanha de campo, no período de 07 a 10 de dezembro de 2008, com o intuito de conhecer, *in locu*, os diferentes ambientes, e auxiliar na identificação de amostras de regiões de interesse (ROIs) na imagem reflectância para cada tipo de cobertura do solo. Para esse propósito, obtivemos coordenadas de GPS e fotografias digitais de amostras representativas desses ambientes.

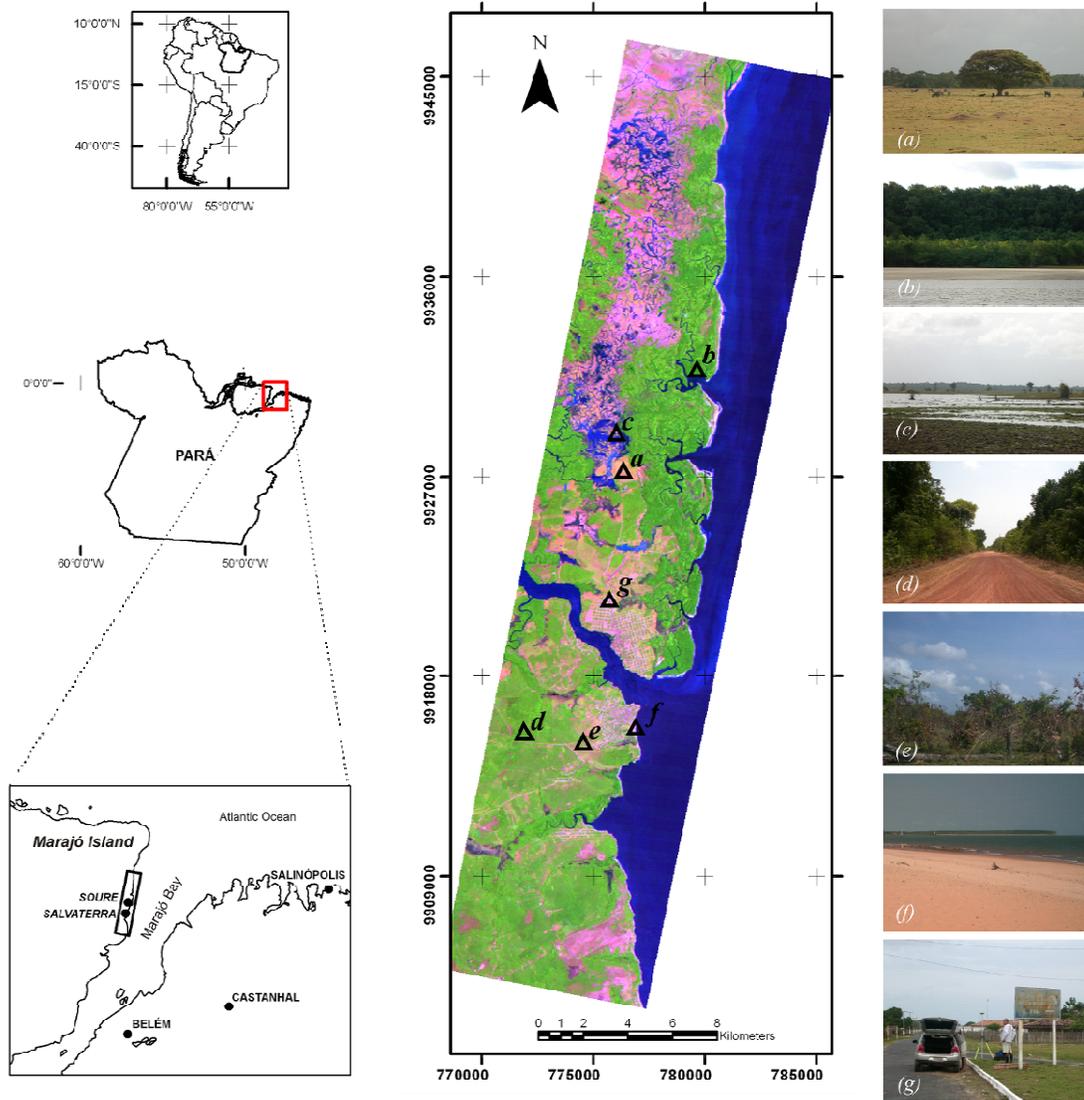


Figura 1: Localização da área de estudo e registros fotográficos utilizados para amostrar as classes de cobertura do solo na imagem Landsat. O triângulo indica a posição geográfica das fotografias: (a) pastagem, (b) manguezal, (c) campo alagado, (d) vegetação secundária tardia, (e) vegetação secundária inicial, (f) praia e duna, e, (g) ocupação humana.

2.2. Processamento de Imagem

A imagem Landsat TM 5, de 21/08/2008, fornecida pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), foi georreferenciada com base no mosaico da National Aeronautics and Space Administration (NASA) GeoCover (imagem S-22-00_2000, através do site <https://zulu.ssc.nasa.gov/mrsid>). O erro quadrático médio (RMS) extraído da imagem registrada aferiu valores inferiores a 1 (um) pixel. Após registro, a imagem foi radiometricamente corrigida usando os valores de ganho e “offset”, para cada banda, fornecidos pelo Serviço Geológico Norteamericano (USGS, 2007). Para conversão dos valores digitais em reflectância, foi necessário aplicar correção atmosférica na imagem. Para isso, utilizamos o módulo FLAASH, do ENVI, baseado no MODTRAN 4.

As imagens em reflectância foram usadas então nos testes estatísticos para discriminação espectral dos diferentes ambientes costeiros, e também como referencia para aplicação do modelo de mistura espectral.

O modelo de mistura espectral assume que o comprimento de onda medido pelo sensor é uma combinação linear da resposta espectral de n componente puro presente no IFOV. (Adams *et.al*, 1993). Com a escolha ideal dos n componentes puros, os coeficientes da combinação linear são não-negativos, e somados a 1, e, portanto, interpretáveis como frações da cobertura do solo. (Bateson *et.al*, 2000).

Os dados das imagens reflectância de cada pixel foram decompostos nas frações Sombra, Solo, Vegetação Verde (VV) e Vegetação Não Fotossinteticamente Ativa (VNF) a partir da análise de mistura espectral. (Adams *et al.*, 1993). Estes quatro tipos de constituintes puros (*endmembers*) são esperados em ambientes florestais degradados na Amazônia (Souza Jr. *et. al.*, 2005) e foram testados neste estudo para zonas úmidas costeiras.

2.3. Seleção das Regiões de Interesse e Teste Estatístico

Para extração estatística das classes de cobertura do solo utilizou-se o software ENVI 4.5, onde foram criadas no mínimo 20 amostras de regiões de interesse (ROIs), retangulares (5x5 pixel) na imagem reflectância para cada ambiente, totalizando 500 pixels (Figura 2). Através do uso da linguagem estatística R, aplicou-se Análise de Variância (ANOVA) para verificar diferenças na reflectância média (variável reflectância) entre os diferentes ambientes úmidos costeiros. Para estimar quais pares dos ambientes ocorrem diferenças significativas (nível de significância de 95%), na reflectância média em cada banda e entre quais pares as diferenças são maiores, utilizou-se o teste de Tukey HSD, onde as diferenças significativas foram aquelas cujo “lwr” (ponto final mais baixo do intervalo) foi positivo.

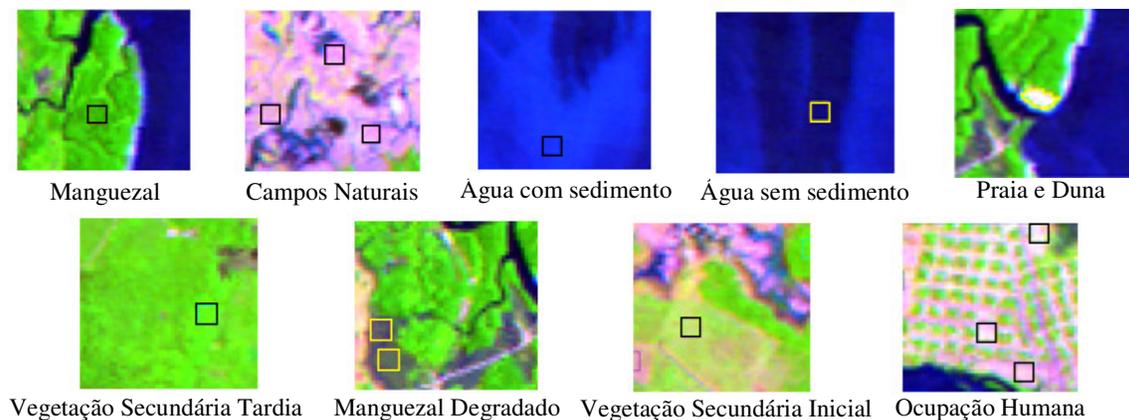


Figura 2: seleção das regiões de interesse para cada ambiente analisado na extração das informações espectrais na imagem reflectância Landsat -5 TM, composição R5G4B3.

2.4. Análise Composicional dos Ambientes

Para conhecer a distribuição das frações VV, Sombra, e VNF+Solo nos pixels amostrados, utilizou-se o programa Triplot, versão 4.1.2¹. (Triplot, 2010). Neste software, os valores da fração ou abundância de todos os pixels ($n = 500$) de cada amostra foram tabelados e plotados no diagrama ternário. Isso permitiu visualizar a distribuição composicional dos ambientes em termos das imagens-fração VV, Sombra e VNF+Solo, e avaliar se há regiões no espaço de mistura características de cada ambiente estudado.

¹ Disponível no sítio <http://mypage.iu.edu/~tthomps/programs/html/tnttriplot.htm>.

3. Resultados e Discussão

3.1. Análise Estatística da Variabilidade Espectral

Os resultados do teste ANOVA demonstraram que as diferenças entre as médias de reflectância dos ambientes costeiros estudados são altamente significativas, ou seja, há diferenças significativas em no mínimo um par de classes, para todas as bandas analisadas. Para o Teste de Tukey HSD, os resultados foram aferidos num nível de confiança de 95%. Comparações múltiplas nas médias dos pares foram analisadas banda a banda e apresentadas com os maiores (*lwr* positivos e maiores que a média), e menores valores (*lwr* negativos) significativamente diferentes em duas médias, como exemplificados na Tabela 1.

Tabela 1: Teste Tukey HSD para os pares de classes nas bandas 1-a, 2-b, 3-c, 4-d, 5-e, e 7-f. Em cinza claro, as diferenças negativas entre duas reflectâncias médias distintas, e em cinza escuro, as positivas. *lwr* – ponto final mais baixo do intervalo. 1 – MAN; 2 – PRD; 3 – ACS; 4 – ASS; 5 – VST; 6 – VSI; 7 – MAD; 8 – OCH; 9 – CAM.

<i>Pares</i>	<i>lwr</i>								
5--1a	-33.9584	5--1c	-38.0805	1--7d	1354.597	2--6e	984.0246	8--4e	2767.973
7--6a	-30.4684	8--5c	884.4715	5--7d	1500.177	6--1e	984.5846	4--3f	-89.9444
3--9a	-17.8164	8--1c	906.8455	6--7d	1558.993	8--6e	1004.395	9--7f	1022.936
2--4a	961.8816	2--8c	1226.142	9--3d	1726.305	9--5e	1253.727	8--6f	1126.862
2--7a	1097.59	2--9c	1426.854	9--4d	2039.395	9--7e	1395.381	9--5f	1156.684
2--6a	1104.678	2--3c	1518.186	2--3d	2407.045	9--1e	1629.833	2--6f	1304.716
2--5a	1244.182	2--4c	1817.352	8--3d	2448.355	6--3e	1638.099	9--1f	1313.672
2--1a	1247.78	2--7c	1887.268	1--3d	2451.659	6--4e	1674.907	9--4f	1424.002
3--9b	-16.5214	2--6c	1888.95	5--3d	2597.239	2--5e	1681.175	9--3f	1424.006
5--1b	-13.1054	2--5c	2171.068	6--3d	2656.055	8--5e	1701.545	8--7f	1443.542
2--8b	1082.689	2--1c	2193.442	2--4d	2720.135	2--7e	1822.829	8--5f	1577.29
2--3b	1189.167	1--8d	-80.8711	8--4d	2761.445	8--7e	1843.199	2--7f	1621.396
2--9b	1223.385	8--2d	-42.8651	1--4d	2764.749	2--1e	2057.281	8--1f	1734.278
2--4b	1419.267	1--2d	-39.5611	5--4d	2910.329	8--1e	2077.651	2--5f	1755.144
2--6b	1497.817	6--5d	-25.3591	6--4d	2969.145	9--3e	2283.347	8--4f	1844.608
2--7b	1595.667	7--3d	1012.887	8--2e	-68.3014	9--4e	2320.155	8--3f	1844.612
2--5b	1751.839	2--7d	1309.983	3--4e	-51.8634	2--3e	2710.795	2--1f	1912.132
2--1b	1789.473	7--4d	1325.977	5--3e	940.9486	8--3e	2731.165	2--4f	2022.462
7--6c	-58.7725	8--7d	1351.293	5--4e	977.7566	2--4e	2747.603	2--3f	2022.466

De acordo com os dados apresentados na Tabela 1, verificamos que a menor diferença entre duas médias, ou seja, os pares mais difíceis de separar, nas bandas 1, 2 e 3, ocorre nos pares VST-MAN, nas bandas 1 e 3, nas classes VSI-MAD, na banda 2, no par de classes ACS-CAM, e na banda 4, nos pares OCH-MAN, PRD-OCH, MAN-PRD, VST-VSI. Para a banda 5, os pares OCH-PRD e ACS-ASS mostraram a menor diferença na resposta espectral, e na banda 7, ACS-ASS. Podemos constatar também que as bandas 1, 2, 3 podem ser aplicadas para discriminar melhor a classe PRD dos demais ambientes, e a banda 4 para separar as classes ASS, ACS e MAD. As bandas 5, 4 e 7 mostraram ser as faixas de comprimento de onda que separam a maioria dos ambientes estudados, com 21, 19 e 17 possíveis combinações de pares de classes com valor positivo e maior que a média de *lwr*, respectivamente.

3.1. Análise do Diagrama Ternário

A Figura 3 mostra a disposição espacial espectral dos pixels coletados nas imagens fração (VV, Sombra e VNF+Solo) geradas a partir do MME na imagem reflectância do ano de 2008. Podemos a partir de uma interpretação visual no diagrama tri linear, caracterizar e distinguir composicionalmente todas as amostras dos nove ambientes úmidos.

A visualização da composição dos ambientes costeiros estudados no diagrama ternário aponta que esses ambientes possuem composição distinta em termos de VV, SOMBRA e VNF+SOLO. A classe PRD apresentou a maioria dos pixels com valores acima de 50% de VNF+SOLO e menos de 40% e 50% de VV e SOMBRA, respectivamente. As classes ASS e ACS apresentaram também composições distintas com mais de 80% dos seus pixels compostos por SOMBRA, o que indica alta absorção da energia eletromagnética. As classes VST e VSI indicaram uma distribuição dos pixels similares entre 30% e 70% de VNF+SOLO, e 30% a 80% de VV, porém diferente na composição de SOMBRA, mostrando valores acima de 90% para o VST. Esta mesma composição de SOMBRA foi também verificada na classe MAN, evidenciando diferenças na estratificação horizontal do dossel das árvores em relação à classe VSI, o que geralmente implica em maior sombreamento das folhas das árvores e maior rugosidade na imagem para as classes VST e MAN. Com relação à classe MAD, esta apresentou uma composição com a maioria dos pixels entre 60% e 90% de VNF+SOLO, mais de 80% de SOMBRA, e entre 10% e 40% de VV. Já a distribuição composicional dos pixels referente às classes CAM e OCH se sobrepõem, o que sugere respostas espectrais similares e de difícil distinção na região entre 40% e 70% de VNF+SOLO, menos de 40% de VV, e 50% a 80% de SOMBRA.

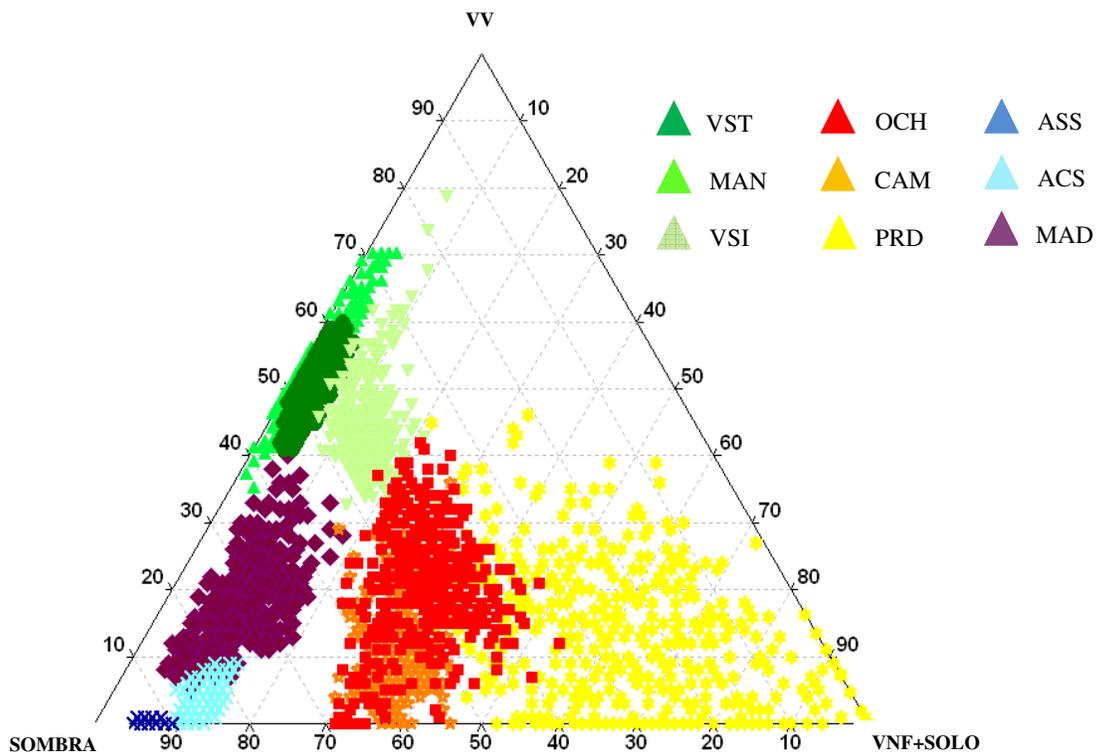


Figura 3: Distribuição Ternária dos pixels nas frações VV, SOMBRA e VNF+SOLO. Manguezal – MAN, Vegetação Secundária Tardia – VST, Vegetação Secundária Inicial – VSI, Ocupação Humana – OCH, Campos Naturais – CAM, Praias e Dunas – PRD, Água com Sedimento – ACS e Água sem Sedimento – ASS, e Manguezal Degradado – MAD.

4. Conclusões

Os resultados dos testes estatísticos e da visualização composicional das classes de ambientes costeiros estudadas apontam que imagens Landsat têm grande potencial para caracterizar esses tipos de ambientes e para monitorar a dinâmica costeira. Além disso, devido à disponibilidade de dados históricos, as imagens Landsat oferecem a possibilidade de estudos temporais de larga escala (i.e. > 25 anos) de zonas costeiras, para identificar e caracterizar mudanças naturais e antrópicas. A combinação de imagens Landsat com imagens de radar e modelos digitais de terreno pode também melhorar a discriminação desses ambientes e o entendimento da transição dos ambientes costeiros, fundamental para identificar áreas com alta vulnerabilidade de erosão, sedimentação e de alagamento. Esse tipo de informação ainda não existe para o litoral Atlântico norte, e para grande parte do litoral brasileiro, mas pode ser gerada combinando a robustez espectro-temporal de imagens Landsat com a capacidade de imageamento de sensores radar.

Agradecimentos

Os autores deste trabalho agradecem o Sistema de Proteção da Amazônia (SIPAM), o Instituto do Homem e Meio Ambiente da Amazônia (IMAZON), o CNPQ, e o Laboratório de Análise de Imagens do Trópico Úmido da Universidade Federal do Pará (LAIT/UFPA) por fornecerem condições financeiras e toda a infra-estrutura física e computacional para o processamento das imagens, campanhas de campo e o desenvolvimento desta pesquisa.

Referências Bibliográficas

Adams, J. B., Smith, M. O. and Gillespie, A. R. Imaging spectroscopy: Interpretation based on spectral mixture analysis. In V. M. Pieters and P. Englert (Eds.), **Remote geochemical analysis: Elemental and mineralogical composition**. New York, Cambridge University Press, v.7, p. 145–166, 1993.

Bateson C.A. Asner G.P., and Wessman, C.A. Endmember Bundles: A New Approach to Incorporating Endmember Variability into Spectral Mixture Analysis. **IEEE Transactions on Geoscience And Remote Sensing**, v.38, n.2, p.1083 – 1094, 2000.

Bindoff, N.L., J. Willebrand, V. Artale, A. Cazenave, J. Gregory, S. Gulev, K. Hanawa, C. Le Quéré, S. Levitus, Y. Nojiri, C.K.Shum, L.D.Talleyand, A. Unnikrishnan. **Observations: Oceanic Climate Change and Sea Level**. In: Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor and H.L. Miller (eds.)]. Cambridge: Cambridge University Press, 2007.

Edward, B. **Economic Value of Wetland**. Ramsar Convention Bureau. Gland, Switzerland, p. 143-154, 1997.

França C.F. and P.W.M. Souza Filho. Compartimentação morfológica da margem leste da ilha de marajó: zona costeira dos municípios de soure e salvaterra – Estado do Pará. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v.7, p.33-42, 2006.

Frohn, R. C., M. Reif, C. Lane and B. Autrey. Satellite Remote Sensing of Isolated Wetlands Using Object-Oriented Classification of Landsat-7 Data. **Wetlands**, v.29, p. 931-941, 2009.

Hirano, A.; Madden, M. and Welch, R. Hyperspectral Image Data for Mapping Wetland Vegetation. **Wetlands**, v.23, n. 2, p. 436 – 448, 2003.

Li, J., W. Chen and R. Touzi. Optimum RADARSAT-1 configurations for wetlands discrimination: a case study of the Merbleue peat bog. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 33, p. 46-55, 2007.

Liu, K., X. Li, X. Shi and S. Wang. Monitoring mangrove forest changes using remote sensing and GIS data with decision-tree learning. **Wetlands**, v. 28, p. 336-346, 2009.

Ramsey, E., A. Ragoonwala, B. Middleton and Z. Lu. Satellite optical and radar data used to track wetland forest impact and short-term recovery from Hurricane Katrina. **Wetlands**, v. 29, p. 66-79, 2009.

Souza Filho, P.W.M., E.S.F. Martins and F.R. Costa. Using mangrove as a geological indicator of coastal changes in the Bragançamacrotidal flat, Brazilian Amazon: A remote sensing data approach. **Ocean & Coastal Management**, v. 49, p. 462-475, 2006.

Souza Filho, P.W.M. and W.R., Paradella. Recognition of the main geobotanical features in the Bragança mangrove coast (Brazilian Amazon Region) from Landsat TM e RADARSAT-1 data. **Wetlands Ecology and Management**, v. 10, p. 123-132, 2002.

Souza Jr., C.M.; Roberts, D.A.; Cochrane, M.A. Combining spectral and spatial information to map canopy damage from selective logging and forest fires. **Remote Sensing of Environmental**, v. 98, p. 329–343, 2005.

Touzi, R., A. Deschamps and G. Rother. Wetland characterization using polarimetric RADARSAT-2 capability. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 33, p. S56-S67, 2007.

Turner, R.K.; Subak, S.; Adger, W. Pressures, trends, and impacts in coastal zones: Interactions between socioeconomic and natural systems. **Environmental Management**, v.20, n.2, p.159 -173, 1996.

Triplot, 2010. Todd Thompson Software. Versão 4.2.1. Disponível em: <<http://mypage.iu.edu/~tthomps/programs/html/tntriplot.htm>>. Acessado em: 12 de fevereiro de 2010.

USGS. 2007. Revised Landsat 5 Thematic Mapper Radiometric Calibration. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/documents/L5TM_postcal_v11.pdf>. Acessado em: 07 de abril de 2009.

Wei, W.; Zhang, X.; Chen, X.; Tang J. and Jiang, M. Wetland Mapping Using Subpixel Analysis And Decision Tree Classification In The Yellow River Delta Area. The International Archives of the Photogrammetry. **Remote Sensing and Spatial Information Sciences**. Beijing, v. 37, n. 7, p. 667 – 670, 2008

Whitcomb, J., M. Moghaddam, K. McDonald, J. Kellndorfer and E. Podest. Mapping vegetated wetlands of Alaska using L-band radar satellite imagery. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 35, p. 54-72, 2009.