

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOLOGIA E GEOQUÍMICA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

RECONHECIMENTO E MAPEAMENTO DE GÊNEROS DE MANGUE A PARTIR DE DADOS ESPECTRORRADIOMÉTRICOS E IMAGENS IKONOS NA ILHA DE MARAJÓ - PA

Dissertação apresentada por:

DIOGO CORRÊA SANTOS Orientador: Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho (UFPA) Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP) Biblioteca Geólogo Raimundo Montenegro Garcia de Montalvão

S237r Santos, Diogo Corrêa

Reconhecimento e mapeamento de gêneros de mangue a partir de dados espectrorradiométricos e imagens Ikonos na Ilha de Marajó – Pa / Diogo Corrêa Santos; Orientador: Pedro Walfir Martins e Souza Filho – 2012

xv, 61 f.: il.

Dissertação (mestrado em geologia) – Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica, Belém, 2012.

1. Sensoriamento remoto 2. Imagens de alta resolução. 3. Identificação de gêneros de mangue. 4. Planície costeira. 5. Classificação orientada a objeto. 6. Identificação de gêneros de mangue I. Souza Filho, Pedro Walfir Martins e, *orient*. II. Universidade Federal do Pará. III. Título.

CDD 22° ed.: 621.3678



Universidade Federal do Pará Instituto de Geociências Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica

RECONHECIMENTO E MAPEAMENTO DE GÊNEROS DE MANGUE A PARTIR DE DADOS ESPECTRORRADIOMÉTRICOS E IMAGENS IKONOS NA ILHA DE MARAJÓ - PA

DISSERTAÇÃO APRESENTADA POR

DIOGO CORRÊA SANTOS

Como requisito parcial à obtenção do Grau de Mestre em Ciências na Área de GEOLOGIA

Data de Aprovação: 11/04/2012

Banca Examinadora:

pushir M. e Socra Liko Prof. PEDRO WALFIR M. E SOUZA FILHO (Orientador - UFPA)

Janis ARNALDO DE QUEIROZ DA SILVA Prof. (Membro - UFPA) Prof. VENERANDO EUSTÁQUIO AMARO (Membro - UFRN)

A Deus, aos meus pais José Santos e Célia Santos, aos meus irmão Leonardo Santos e Leopoldo Santos e a pequena Carolina minha sobrinha.

AGRADECIMENTOS

Registro meus sinceros agradecimentos às pessoas e instituições que colaboraram de alguma maneira para a realização deste trabalho, em especial:

A Universidade Federal do Pará (UFPA), ao Programa de pós-graduação em geologia e geoquímica (PPGG) e em especial ao Laboratório de Análise de Imagens do Trópico Úmido (LAIT) pela infraestrutura e apoio financeiro oferecido para realização desta pesquisa.

A CAPES pela concessão da bolsa.

Ao laboratório GEOPRO da Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN), pela parceria e fornecimento do equipamento espectro-radiômetro.

A minha família, meus pais José Santos e Célia Santos, aos meus irmãos Leopoldo Santos e Leonardo Santos, que sempre me apoiaram e estiveram comigo nos momentos de dificuldades e alegres não só nesta pesquisa, como também durante toda minha vida acadêmica. A minha namorada e amiga Bruna Ribeiro pelo apoio e motivação para a conclusão da pesquisa.

Ao meu orientador Prof. Dr. Pedro Walfir por sua confiança, paciência e amizade, ao longo do desenvolvimento deste trabalho.

Aos amigos do LAIT, Wilson (comando), Paulo, Lorival, Suzan, Helenice, Rafaela, Michele, Afonso Quaresma e Edson, por terem me ajudado de alguma forma no trabalho.

Ao Prof. Arnaldo Queiroz da UFPA, pela ajuda no tratamento estatístico dos dados de campo, e ao amigo e oceanógrafo César Diniz do INPE, pelo apoio não só no tratamento estatístico dos dados como também no processamento das imagens de satélite.

Aos colegas do PPGG pela amizade e pelos momentos de descontração que tornaram suportáveis esses dois anos de estudo e trabalho, em especial aos camaradas de todas as horas: Eduardo, Neto, Patrick, Jeremias, Olavo, Francisco e Rafael. Além dos amigos do LIOG Priscila, Gustavo e a Prof.ª Odete que contribuíram para a impressão do documento.

"Eu nunca realizei um dia de trabalho na minha vida. Tudo foi só diversão" Thomas Edison.

RESUMO

Imagens de alta resolução do satélite Ikonos II e medidas espectrorradiométricas vem sendo bastantes utilizadas para o mapeamento e reconhecimento espectral de ambientes costeiros, em especial os manguezais. O objetivo desta investigação é mapear os diferentes ambientes costeiros e reconhecer os diferentes gêneros de mangue, a partir de dados botânicos e de medição da reflectância das folhas medida no campo com um espectroradiômetro em Soure (Ilha de Marajó/PA). Para este fim, foi utilizado o método automático, orientado a objeto para classificação de imagens Ikonos multiespectrais, que enfatiza as informações de contexto. Na planície costeira foram discriminados 7 ambientes, a saber: campos naturais, cordão arenoso antigo, praia, área inundada, terraço de manguezal e massa d'água. A precisão na classificação geral dos ambientes costeiros apresenta índice Kappa de 94% e acurácia global de 95%. O uso da técnica de classificação orientada a objeto das imagens Ikonos juntamente com os dados de campo (espectro radiômetro), permitiu a separação de três tipos de gêneros de mangue, entre eles *Laguncularia, Avicennia* e *Rizhophora*, cuja avaliação da classificação mostrou valor de 70% para o índice Kappa e 78,29% para exatidão global, indicando uma classificação substancial com os dados adquiridos em campo.

Palavras chaves: Sensoriamento remoto. Imagens de alta resolução. Identificação de gêneros de mangue. Planície costeira. Classificação orientada a objeto. Identificação de gêneros de mangue.

ABSTRACT

Ikonos II satellite high resolution images combined with radiometric data have been successfully used for mapping and spectral characterization of coastal environments, especially mangroves. This research aimed to map the coastal environments and recognize the different types of mangroves in Soure (Marajó Island/PA), using botanical inventory data and reflectance of vegetation. The study methods included automated classification of the Ikonos multispectral images and in situ reflectance measurements of the vegetation leaves with a spectrum radiometer. Seven distinct environments were identified in the coastal plain: grasslands, old sandy barrier, beach, water mass, flooded area, terrace swamp and mangrove. The Kappa index and global accuracy in the general classification of Ikonos images together with spectrum radiometer field data allowed to distinguish between three types of mangrove, including *Laguncularia, Avicennia* and *Rizhophora*. The Kappa index and global accuracy for mangrove classification in this study were 70 % and 78.29% respectively. Evidencing that the classification based on field data was efficient and reliable.

Key words: Remote sensing. High resolution images. Coastal plain. Object oriented classification. Identification of genus mangrove.

Figura 1- Mapa de localização da área de estudo......3 Figura 2- Planície lamosa de supramaré recoberta por vegetação campestre. Ao fundo, contato abrubto com o Planalto costeiro......7 Figura 4- Fluxogramas dos métodos abordados nesta pesquisa......16 Figura 5-Mosaico das imagens Ikonos......17 Figura 6-Zoom de uma parte da imagem Ikonos, mostrando parte da massa d'água e da vegetação. A) Imagem antes da segmentação, B) Imagem já segmantada, os polígonos em B representam Figura 7- Exemplo de amostras ou objetos coletados na imagem. Os polígonos em vermelho representam objetos relacionados à classe campos naturais, os polígonos em azul Figura 9- Rede hierárquica de objetos extraída a partir de pixels da imagem......21 Figura 10- A) Imagem original mostrando o cordão arenoso antigo em cor branca, B) Classe cordão arenoso antigo classificada em cor branca (falsa cor) a partir da relação de área.....25 Figura 11- A) Imagem original mostrando os campos naturais em cor marrom, B) a classe campos naturais classificada em cor vermelha (falsa cor), por relação de área......25 Figura 12- A) Imagem não classificada mostrando a área alagada, B) Área alagada classificada em cor azul (claro e escuro)......25 Figura 13- A) Imagem não classificada mostrando terraço de manguezal aflorando na praia, B) Figura 14- Mapa de classificação dos ambientes costeiros e das subunidades do planalto costeiro.....27

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura	15-	Morfologia	das folhas	e das raízes,	A)	Folha e	bosque	de L	aguncul	aria,	B) l	Folha	e Á	rvore
		de Avicenni	a, C) Folha	a e raiz de <i>Ri</i>	zhop	ohora		•••••						33

Figura 23- Histogramas mostrando a sobreposição de curvas espectrais entre classes. A confusão ocorre onde as curvas dos gráficos se interceptam. Confusão entre as classes: A) Avicennia e Rizhophora, B) Avicennia e Laguncularia, e C) Laguncularia e Rizhophora......40

- Figura 24- Imagem com zoom no canal do Garrote. A) imagem antes da classificação, B) imagem já classificada mostrando o gênero de *Laguncularia* ao longo do canal em verde claro separado por relação de distância, o verde mais escuro representa o gênero *Rizhophora* a cor magenta *Avicennia* e em azul massa d'água......41
- Figura 25- Zoom em bosques de *Rizhophora*, ao longo da praia do Garrote. A) Imagem antes da classificação. B) Imagem classificada, mostra os bosques de Rizhophora em verde escuro, de *Laguncularia* em verde claro, de *Avicennia* em magenta, a classe Outros em azul......42

Figura 32- Mapa de gêneros de mangue na área em estudo......52

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Níveis de qualidade da classificação de acordo com o índice Kappa	.14
Tabela 2- Dados da imagem Ikonos II	.15
Tabela 3- Parâmetros utilizados na segmentação	.19
Tabela 4- Características das subunidades do planalto costeiro	.22
Tabela 5- Características dos ambientes da planície costeira de Soure	.23
Tabela 6- Matriz de erro	.29
Tabela 7- Parâmetros de segmentação utilizados nas imagens Ikonos II	.36
Tabela 8- Árvore de processos para classificação dos gêneros de mangue	.43
Tabela 9- Valores da distância JM para os gêneros de mangue	.47
Tabela 10- Matriz de erro	.55

1 INTRODUÇÃO	1
2 OBJETIVOS	4
3 ÁREA DE ESTUDO	5
3.1 GEOLOGIA	5
3.2 GEOMORFOLOGIA	5
3.3 AMBIENTES COSTEIROS	6
3.3.1 Campos naturais ou Planície de supramaré	7
3.3.2 Manguezais (Planície lamosa de intermaré)	8
3.3.3 Cordões arenosos antigos e praias barreiras	8
3.4 CLIMA	8
4 ABORDAGEM ORIENTADA A OBJETO	9
4.1 SEGMETAÇÃO MULTI-RESOLUÇÃO	9
4.2 CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS	10
4.2.1 Classificação "pixel a pixel"	10
4.2.2 Classificação baseada em segmentos	11
4.2.3 Classificação orientada a objeto	11
4.3 ANÁLISE DO ERRO DE CLASSIFICAÇÃO	12
4.3.1 Matriz de erro e índice de concordância Kappa	12
5 MAPEAMENTO DE AMBIENTES DA PLANÍCIE COSTEIRA DE SOURE	15
5.1 MATERIAIS UTILIZADOS	15
5.2 METODOS	15
5.2.1 Geração de mosaico	17
5.2.2 Segmentação	18
5.2.3 Classificação	19
5.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	22
5.3.1 Classificação dos ambientes costeiros	24
5.3.2 Acurácia da classificação	
5.4 CONCLUSÕES	
6 MAPEAMENTO DE GÊNEROS DE MANGUE	
6.1 MATERIAIS UTILIZADOS	
6.2 MÉTODOS	
6.2.1 Ortorretificação das imagens	
6.2.2 Aquisição de dados de campo	
6.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	45

SUMÁRIO

6.3.1 Análise dos dados estatísticos	45
6.3.2 Classificação orientada a objeto dos gêneros de mangue	50
6.3.3 Avaliação da acurácia da classificação	53
6.4 CONCLUSÕES	56
REFERÊNCIAS	57

1 INTRODUÇÃO

Florestas de mangue ocorrem ao longo de planícies costeiras tropicais, sendo responsáveis por uma infinidade de serviços prestados aos ecossistemas costeiros e marinhos, como a produção pesqueira e ciclagem de nutrientes (Dittmar *et al.*, 2006; Nagelkerken *et al.*, 2008). Além destas funções, as florestas de manguezais protegem a zona costeira da ação de ondas, marés, pororocas e até mesmo tsunamis (Kathiresan & Rajendran, 2005; Alongi, 2008). Atualmente, um dos distúrbios mais discutidos são as alterações climáticas que, de acordo com Alongi (2008), poderá levar a uma perda global máxima de 10% a 15% da floresta de manguezal, mas deve ser considerada de importância secundária quando comparada às atuais taxas médias anuais de desmatamento na ordem de 1 a 2%. Nos últimos anos, a degradação do manguezal vem ocorrendo com mais freqüência devido à exploração exaustiva dos recursos econômicos e a urbanização mal planejada, possibilitando avanço imobiliário e acentuação de atividades turísticas (Hadlich & Uchoa, 2007). Entretanto, alarmantes taxas de desflorestamento de mangue nos últimos 50 anos são observadas ao redor do mundo, como resultado do desenvolvimento de cidades costeiras, expansão da aquacultura e agricultura (Valiela *et al.*, 2001; Alongi, 2002; Giri *et al.*, 2008; Shearman *et al.*, 2009).

Segundo Souza Filho (2005), a leste da foz do Amazonas, em uma costa dominada por macromarés semidiurnas, ocorre o maior cinturão contínuo de manguezais do mundo, com aproximadamente 7.500 km² de extensão, que representa 57% dos manguezais brasileiros. Estudos recentes mostram que de 1996 a 2008, esta área de manguezal expandiu 10% (Nascimento, 2011). No entanto, os manguezais da margem leste da Ilha de Marajó, mais especificamente na planície costeira de Soure, área de investigação deste trabalho, apresentou uma redução de 893m² para 781m², entre 1985 e 1993, respectivamente, sendo esta área caracterizada por França & Souza Filho (2006) como uma costa em erosão.

Em função da redução das áreas de mangue em todo o mundo, um grande esforço tem sido realizado para se desenvolver técnicas de monitoramento de floresta de manguezal, principalmente no que diz respeito ao mapeamento da extensão dos manguezais com sensores de moderada resolução espacial, dada a extensiva cobertura e disponibilidade de dados globais (Spalding *et al.* 2010; Giri *et al.*, 2007). Atualmente, dada a disponibilidade de dados ópticos de alta resolução espacial (Ikonos, QuickBird, RapidEye), novos desafios são postos

para reconhecimento de espécies de mangue, (Kovacs *et al.*, 2010; Diniz, 2011), determinação de índice de área foliar (Kovacs *et al.*, 2005) e estimativa de biomassa (Proisy *et al.*, 2007).

Para os novos desafios com a interpretação de imagens dos sensores de alta resolução espacial, são necessárias concepções inovadoras orientadas não somente para níveis de cinza, mas que considerem a forma dos objetos e as relações de vizinhança como características igualmente importantes dos alvos. Uma solução para esse problema pode ser fornecida por novos métodos de classificação, como, por exemplo, a segmentação de imagens, redes neurais ou conjunto *fuzzy* (Blaschke *et al.*, 2000). Dentre esses métodos, a segmentação orientada a objeto vem ganhando maior notoriedade nos últimos anos, pois permite a intervenção do especialista na manipulação de parâmetros, tais como cor, forma, textura e contexto.

Apesar de menor diversidade vegetal relativa aos mangues, ainda existem dificuldades para a identificação da composição de gêneros dentro de uma mesma unidade vegetal. Esta dificuldade está atrelada a mistura de padrões espectrais, resultado da coexistência dos gêneros, neste caso *Rizhophora*, *Avicennia* e *Laguncularia*, portanto de respostas espectrais similares, em uma mesma unidade de área (Mochel & Ponzoni, 2007).

Diante disso, este trabalho teve como meta avaliar o potencial da imagem Ikonos para o reconhecimento e discriminação dos diferentes gêneros de mangue, para fins de mapeamento das florestas de manguezal de Soure. Para isso, uma investigação foi realizada nos manguezais do canal do Uruci e ao longo da praia do Garrote, em Soure, localizado a leste da Ilha de Marajó (Figura 1).



Figura 1- Mapa de localização da área de estudo (Imagens Ikonos).

2 OBJETIVOS

Objetivo geral: reconhecer e separar os diferentes gêneros de mangue, a partir de imagens Ikonos.

Objetivos específicos:

- Identificar em campo os diferentes gêneros de mangue;
- Avaliar o desempenho da classificação orientada a objeto na identificação e mapeamento de gêneros de mangue.
- Validar os resultados entre a radiometria das imagens Ikonos, com a radiometria medida *in situ* (espectroradiômetro).

3 ÁREA DE ESTUDO

3.1 GEOLOGIA

A evolução geológica da Ilha de Marajó está ligada aos movimentos extensionais que separaram os continentes da América do Sul e África, a partir do final do Mesozóico, às oscilações do nível do mar e aos processos neotectônicos, que do Neogeno ao Holoceno, controlaram a deposição das seqüências estratigráficas Pirabas Barreiras e Pós-Barreiras (Rossetti, 2001; Costa *et al.* 2002, Rossetti *et al.*, 2008).

As estruturas neotectônicas regionais, representadas principalmente por sistemas de falhas transcorrentes NE-SW e de falhas normais NW-SE, controlaram o preenchimento sedimentar da Bacia de Marajó, a direção das desembocaduras do rio Amazonas, rio Pará e Baía de Marajó, a distribuição das unidades de relevo e o traçado retilíneo ou anguloso da costa (Costa *et al.*, 2001).

A história geológica da margem leste da Ilha de Marajó foi determinada por fatores neotectônicos e por flutuações relativas do nível do mar, que atuaram em escala regional durante o Cenozóico Superior, resultando numa morfologia estuarina e em sequências sedimentares constituídas por depósitos fluviais, estuarinos e marinhos (França *et al.* 2007; Rossetti *et al.*, 2008).

3.2 GEOMORFOLOGIA

A margem leste da Ilha de Marajó apresenta uma diversidade de feições, resultante da atuação de processos geomorfológicos ligados às mudanças relativas ao nível do mar, a neotectônica e à dinâmica costeira, durante o Cenozóico Superior (França, 2003). A compartimentação fisiográfica evidencia dois tipos de costas: (1) a costa alta de Salvaterra, caracteriza-se pela presença das falésias esculpidas nos sedimentos do Grupo Barreiras/Pós-Barreiras e por praias estreitas de areias médias a grossa, moderadamente selecionadas; e (2) a costa baixa de Soure, que possui uma extensa planície costeira, resultante de uma fase progradacional durante o Holoceno, onde se desenvolveram manguezais, bordejados por praias-barreiras de baixo gradiente, com areias finas, quartzosas e bem selecionadas (França & Souza Filho, 2006; França *et al.* 2007).

A compartimentação do relevo costeiro da margem leste da Ilha de Marajó apresenta duas principais unidades: o Planalto e a Planície Costeira. A área de estudo está inserida na planície costeira.

O Planalto Costeiro caracteriza-se por um relevo aplainado com suaves ondulações, representando uma superfície de baixos platôs cujas cotas topográficas variam entre 5 e 15 m. A cobertura vegetal é formada por matas secundárias e campos (França & Souza Filho, 2006).

O planalto costeiro, em Soure, é limitado por escarpas de direção NW-SE, N-S e NE-SW, entre 1 e 10 m de altura. Essas escarpas constituem as falésias ativas da margem esquerda do rio Paracauari e as falésias "mortas" das zonas de contato entre o planalto e a 8planície costeira, esculpidas durante as fases transgressivas do Holoceno. As bordas ocidental e oriental do planalto apresentam-se recortadas por antigos sistemas fluviais, que aprofundaram seus vales quando do basculamento de blocos ou da queda do nível de base.

A planície costeira de Soure é representada por duas sucessões estratigráficas. A Sucessão Progradacional, constituída pelas associações de planície de maré, barra de canal e manguezal, correlacionável à Seqüência Regressiva ou de Mar Estável, do modelo de sedimentação proposto por França (2003), para as planícies costeiras de Salinópolis, Bragança e São João de Pirabas. A Sucessão Retrogradacional é constituida pelas associações de praia e de duna, e corresponde à Sucessão Transgressiva Atual (S3) do modelo deposicional da planície costeira de Soure (França *et al.*, 2007).

3.3 AMBIENTES COSTEIROS

A planície costeira de Soure é dominada por um regime de meso a macromarés, sob a dinâmica da baía de Marajó (França *et al.*, 2007).

A dinâmica costeira atual constitui-se de processos erosionais e deposicionais, que influenciam nas variações da linha de costa e mudanças morfológicas costeiras. Submetida a processos naturais e antrópicos, a planície costeira de Soure é constituída pelos ambientes deposicionais descritos a seguir.

3.3.1 Campos naturais ou Planície lamosa de supramaré

São constituídos por sedimentos clásticos lamosos quaternários, cuja origem está relacionada aos processos de afogamento e colmatação de paleocanais, entre o Pleistoceno Superior e o Holoceno (Bemerguy 1981).

No período de dezembro a maio, o regime hídrico é controlado pela pluviosidade, sendo secundária a influência das marés. Entre junho e novembro, a redução das chuvas favorece a maior penetração das marés, tornando salobra a água superficial (França, 2003).

De acordo com França (2003), a planície lamosa de supramaré apresenta cotas topográficas inferiores a 5m, é coberta por vegetação aluvial campestre, onde ocorrem espécies tais como: *Eleocharis interstincta* R. Br. ("junco poque-poque"), *Eleocharis mutata* R. et Sch. ("junco triângulo"), *Fimbristylis capillaris* (L.) Kunth., *Xyris jupicai* L.C.Rich., *Borreria laevis* (Lam.) Gris., *Tonina fluviatilis* Aubl., *Nymphoides indica* O. Kuntze, *Panicum sp.* e *Hidrolea spinosa* L.. São espécies características de brejo herbáceo, de várzea e solos areno-argilosos úmidos.

O contato com a planície de intermaré se dá pela gradação suave no sentido topográfico e, com o planalto costeiro, se dá com pequeno desnível (falésias "mortas") e com mudança vegetal abrupta (da mata secundária ou capoeira para a vegetação campestre) (Figura 2).



Figura 2- Planície lamosa de supramaré recoberta por vegetação campestre. Ao fundo, contato abrupto com o Planalto costeiro. Fonte: Adaptado de França (2003).

3.3.2 Manguezais (Planície lamosa de intermaré)

Os manguezais ocorrem ao longo da costa, desenvolvendo formas acrecionárias responsáveis pela progradação da linha de costa, com o crescimento de espécies vegetais pioneiras e mangues (França *et al.*, 2007). Os gêneros de mangue que ocorrem na área de estudo são *Rhyzophora*, *Avicennia* e *Laguncularia* (Menezes *et al.*, 2008).

3.3.3 Cordões arenosos antigos e praias barreiras

Os cordões arenosos antigos constituem cristas lineares situadas no interior dos manguezais, representando depósitos de antigas praias que ficaram preservadas em meio aos sedimentos siltosos/argilosos das planícies de maré progradantes. As praias arenosas funcionam como barreiras que limitam a progradação das planícies de maré lamosas cobertas por manguezais. As praias formam extensos cordões retilíneos a convexos, de 1,7 a 4,5 km de comprimento (França *et al.*, 2007).

3.4 CLIMA

O clima da área de estudo é classificado como Am1 (adaptado do método de Köppen), apresentando temperatura média anual de 27,3° C e pluviosidade anual superior a 3.000 mm (Martorano *et al.*, 1993). Divide-se em dois períodos sazonais: (1) o período chuvoso, que se estende de dezembro a maio, com precipitação média de 2.566 mm, representando 86 % do total anual precipitado, e velocidade média do vento de 6,2 m/s, sendo o período de maior influência da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT); e (2) o período menos chuvoso de junho a novembro, com média de 414,3 mm de chuvas, equivalentes a 14 % do total pluviométrico anual, e velocidade média do vento de 7,0 m/s (Ferreira, 2001; Lima, 2002).

4 ABORDAGEM ORIENTADA A OBJETO

4.1 SEGMENTAÇÃO MULTI-RESOLUÇÃO

Baatz & Schäpe (2000), propuseram um novo algoritmo de segmentação, denominado segmentação multi-resolução de crescimento por regiões (*Fractal Net Evolution*-FNEA).

A técnica multi-resolução consiste na divisão da imagem em diferentes níveis de detalhamento, dando origem a diferentes escalas de segmentação. Neste processo, o procedimento de agrupamento dos pixels é similar ao utilizado na técnica de crescimento de regiões. No entanto, a segmentação multi-resolução considera não só os parâmetros espectrais, como também a forma dos segmentos no momento do agrupamento (Schiewe *et al.*, 2001).

Assim, o que se procura com a segmentação da imagem são regiões homogêneas, segundo um critério pré-determinado, que busque a semelhança em forma do objeto real com uma dada região que o representa. Na verdade, apesar dos critérios de homogeneidade presentes no algoritmo de segmentação incluírem parâmetros de escala, cor e forma, o que se procura é sempre uma aproximação do contorno do objeto da imagem com aquele do objeto real (Vasconcelos, 2009).

O ajuste no parâmetro de escala influência diretamente no tamanho dos segmentos gerados. Além disso, a relevância de cada banda espectral, bem como a importância relativa entre forma e cor e entre compactação e suavidade, podem ser ajustadas por intermédio dos parâmetros do algoritmo (Vasconcelos, 2009).

O algoritmo de segmentação multi-resolução é um procedimento interativo de otimização local, que minimiza a heterogeneidade média dos segmentos gerados. A medida de heterogeneidade usada no algoritmo possui um componente espacial e um componente espectral. A heterogeneidade espectral é definida pelos valores das respostas espectrais dos pixels contidos num segmento (Vasconcelos, 2009).

De acordo com Baatz & Schäpe (2000), a segmentação da imagem envolve o valor do pixel e de seus vizinhos, obedecendo os critérios de cor (h_{color}) e forma, também chamado de espacial, (h_{shape}). Estes critérios são utilizados para criar objetos na imagem tendo em vista a homogeneidade relativa dos pixels, com base na chamada função de segmentação (S_f).

$$S_f = W_{color} \cdot h_{color} + (1 - W_{color}) \cdot h_{shape}$$
 Eq. (1)

Onde o peso do valor spectral versus forma é $0 < W_{color} < 1$, Assim, se o usuário necessita enfatizar as características espectrais em detrimento das características de forma no processo de segmentação, basta aumentar o peso relativo à cor (W_{color}).

4.2 CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

Um dos principais objetivos das técnicas de sensoriamento remoto é conseguir distinguir e identificar as feições correspondentes aos diferentes materiais que compõe a superfície da terra. Tal tarefa pode ser realizada a partir de algoritmos de classificação de imagens digitais, cujo objetivo é associar seus elementos (*pixels*) a classes que contenham características semelhantes ou comuns (Lima, 2008).

Segundo Schiewe *et al.* (2001), estes algoritmos podem ser divididos em três grupos: o da classificação "pixel a pixel", o da classificação baseada em seguimentos e o da classificação orientada a objeto

4.2.1 Classificação "pixel a pixel"

A classificação "*pixel a pixel*" utiliza informação espectral de cada *pixel* para achar regiões homogêneas. Neste tipo de classificação, é utilizada a informação espectral de cada *pixel* isolado para associá-lo a uma classe. Desta forma, a informação espectral do *pixel* é comparada com o valor espectral médio de cada classe, sendo o *pixel* associado à classe que possuir o valor espectral mais próximo do seu, segundo determinados critérios estatísticos ou determinísticos (Schiewe *et al.*, 2001). Cada *pixel*, de uma banda possui uma correspondência espacial com um outro *pixel*, em todas as outras bandas, ou seja, para uma imagem de *K* bandas, existem K níveis de cinza associados a cada *pixel*, sendo um para cada banda espectral (Curran, 1995).

Com o aparecimento de sensores remotos de alta resolução, a tradicional classificação "*pixel a pixel*", não se mostrou eficaz, pois o alto grau de detalhe destas imagens realça variações espectrais entre os objetos que antes, com resolução espacial menor, não eram observados (Centeno & Cavassim Junior, 2003).

4.2.2 Classificação baseada em segmentos

A classificação baseada em segmentos, também conhecida como classificação por regiões, utiliza, além da informação espectral de cada *pixel*, a informação espacial que envolve a relação com seus vizinhos. Essa abordagem, procura simular o comportamento de um fotointérprete, reconhecendo áreas homogêneas de imagens, considerando suas propriedades espectrais e espaciais. A informação de borda é utilizada inicialmente para separar regiões; as propriedades espaciais e espectrais unem áreas com mesma textura (Schiewe *et al.*, 2001).

4.2.3 Classificação orientada a objeto

Para Blaschke & Kux (2007), uma grande revolução no processamento digital de dados de sensoriamento remoto vem ocorrendo, principalmente devido às elevadas resoluções espaciais, que exige um novo tipo de processamento, além da observação centrada nos *pixels*. Ao invés de classificar os *pixels* individualmente quanto às suas características espectrais, os novos procedimentos consideram a delimitação de objetos com características espectrais (ou radiométricas) homogêneas como base para o processamento posterior. A classificação passa a considerar informações extraídas desses objetos, como resposta espectral média, variância, dimensões, forma e textura.

Para se trabalhar com este tipo de classificação, é necessário que, primeiramente, a imagem seja segmentada, onde cada segmento representará um objeto a ser classificado. Neste ponto, esta técnica em nada difere da classificação baseada em segmentos (Medina, 2007).

Todavia, no caso da classificação orientada a objetos, a estratégica básica é a construção de uma rede hierárquica através da segmentação multi-resolução. Assim, é possível representar a informação contida na imagem em diferentes resoluções. Tal rede hierárquica de objetos torna viável, então, associar a cada um dos segmentos uma informação de contexto (Baatz & Schäpe, 2000).

4.3 ANÁLISE DO ERRO DE CLASSIFICAÇÃO

Segundo Foody (2002), em classificações temáticas obtidas por sensoriamento remoto, o termo acurácia (ou previsão) é utilização tipicamente para expressar o grau de acerto desta classificação quando comparada com a realidade. Um mapa temático derivado de uma classificação deve ser considerado acurado se ele fornece uma representação não tendenciosa da cobertura terrestre nele expressa. Por outro lado, o erro obtido na classificação corresponde à discrepância entre a situação representada no mapa temático e a realidade (Congalton & Green, 1999).

Vários métodos de avaliação da acurácia de uma classificação temática de dados de sensoriamento remoto podem ser empregados, porém os predominantes correspondem aos valores obtidos a partir da "matriz de erro" ou "matriz de confusão" e do Índice *Kappa* (Foody 2002; Congalton & Green 1999).

4.3.1 Matriz de erro e índice de concordância Kappa

Normalmente, a matriz de erro é quadrada, onde as colunas indicam os dados de referência obtidos pelas amostras de verdade terrestre e as linhas correspodem às informações obtidas pela classificação temática de determinada imagem. A forma mais simples e comumente utilizada destes números é a representação por porcentagem dos casos (*pixels*) em que as amostras correspondem às classes de referência (Cohen, 1960).

Na matriz de erro, as células destacadas em cinza claro representam a diagonal principal, que contém os casos onde os dados de amostragem concordam com a classificação temática. Os outros elementos marginais estão localizados fora da diagonal principal e incluem os casos onde não há concordância da classificação com os dados amostrais (Figura 3).

k	7 n
	∠ n i+
n _{Ik}	n ₁₊
\boldsymbol{n}_{2k}	n ₂₊
n _{kk}	n _{k+}
n_{+k}	n
	<i>n</i> _{+k}

Figura 3- Formulação matemática de uma matriz de erro.

A matriz de erro consiste em um método efetivo para conferir tanto os erros de comissão, quanto os erros de omissão presentes em uma classificação. No primeiro caso, o erro ocorre quando há inclusão de uma amostra em uma categoria da qual ela não faz parte. Já o erro de omissão é o oposto, ou seja, ocorre quando há exclusão de uma amostra de uma classe da qual ela realmente faz parte. Ou seja, erro é resultado ou da exclusão da categoria correta ou da inclusão em uma categoria errada (Congalton & Green 1999).

Outra forma de verificar a acurácia de uma classificação com base em uma matriz de dados é através do índice *Kappa* (Cohen, 1960). Ao contrário da acurácia global, que assume o documento de referência como totalmente verdadeiro, o método utilizado para o cálculo do índice *Kappa* considera que o produto gerado e o documento de referência possuem o mesmo grau de veracidade (Brites *et al.*, 1996; Lobão *et al.*, 2005). Esta técnica de análise é utilizada pela sociologia e psicologia há vários anos. Em sensoriamento remoto, a primeira pesquisa descrevendo a utilização do método foram Congalton & Green (1999).

O coeficiente *Kappa* é obtido a partir da matriz de erro e quantifica a acurácia da classificação. Isso é verificado através da concordância entre o resultado do processamento e o dado de referência das amostras, conforme indicado na diagonal principal da matriz. Além disso, o método determina qual a magnitude da acurácia pode ter sido obtida ao acaso, utilizando um valor que varia entre 0 e 1. O coeficiente é obtido a partir da seguinte equação:

$$\hat{K} = \frac{n \sum_{i=1}^{k} n_{ii} - \sum_{i=1}^{k} n_{i+} n_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^{k} n_{i+} n_{+i}}$$
Eq. (2)

Onde,

k = número de linhas da Matriz de Confusão;

n = número total de amostras;

 $n_{ii} =$ número de obserações na linha i e coluna i;

 n_{i+} = total da linha i;

n + i =total da coluna i.

Os resultados da acurácia global e do coeficiente *Kappa* indicam se uma classificação atingiu um nível aceitável. Para isto, Congalton & Green (1999) estabeleceram em 85% o limiar da acurácia global. Os autores descrevem que este limite foi obtido empiricamente, a partir de diversas observações de dados classificados e a realidade a eles correspondente.

Para definir o quanto a classificação está correta, Landis & Koch (1977) caracterizaram seis níveis de qualidade, de acordo com o valor do índice *Kappa* (Tabela 1).

Concordância	Kappa (K)
Muito Forte	<i>K</i> > 0,80
Substâncial	0,60 < K < 0,79
Moderado	0,40 < <i>K</i> < 0,59
Leve	0,20 < K < 0,39
Pobre	0,00 < K < 0,19
Sem Concordância	K = 0

 Tabela 1- Níveis de qualidade da classificação de acordo com o índice Kappa. (Fonte: Landis & Koch, 1977).

5 MAPEAMENTO DE AMBIENTES DA PLANÍCIE COSTEIRA DE SOURE

5.1 MATERIAIS UTILIZADOS

Para a realização desta primeira parte da pesquisa, foram utilizados os materiais a seguir:

- Duas cenas do satélite Ikonos II, de 29/05/2007, com 4 bandas espectrais cada uma (Tabela 2); código 2000036677201THC. As imagens utilizadas nesta pesquisa foram adquiridas no âmbito do projeto PIATAM mar, e financiado pela PETROBRAS.
- O software Image Linker, para geração de mosaico das imagens Ikonos.
- O software Definiens eCognition Developer 8.0, para a segmentação e classificação orientada a objeto das imagens.
- E o software ArcGis 10, para confecção do mapa temático.

SENSOR	BANDAS ESPECTRAIS	RESOLUÇÃO ESPECTRAL	RESOLUÇÃO ESPACIAL	RESOLUÇÃO TEMPORAL	RESOLUAÇÃO RADIOMÉTRICA	ÁREA IMAGEADA
(PAN) PANCROMÁTICA	Pan	450-900 nm	1 m	2,9 dias		
	Azul	450-520 nm				
(MS)	Verde	520-600 nm			16 bits	11 x 11 km
MULTIESPECTRAL	Vermelho	630-690 nm	4 m	1,5 dia		
	Infravermelho próximo	760-900 nm				

Tabela 2- Dados da imagem Ikonos II.

5.2 MÉTODOS

Neste item serão abordados os métodos utilizados para o mapeamento dos ambientes da planície costeira de Soure. A Figura 4 mostra os fluxogramas dos métodos utilizados na pesquisa.



Figura 4- Fluxogramas dos métodos abordados nesta pesquisa.

5.2.1 Geração de mosaico

Mosaico de imagens é a combinação de um conjunto de imagens, que cobrem a mesma área de estudo, para produzir uma única imagem (Wolf, 1983). Os mosaicos são muito utilizados em projetos que envolvem imagens obtidas por sensores remotos, quando a área de estudo não é totalmente coberta por uma única cena. Um dos problemas na geração de mosaicos é a diferença de radiometria na área de sobreposição (transição), o que pode gerar uma transição abrupta. Diante disso foi gerado o mosaico entres duas cenas Ikonos que cobrem a área de interesse da pesquisa, o programa computacional utilizado foi o Image Linker (Figura 5).



Figura 5- Mosaico das imagens Ikonos.

5.2.2 Segmentação

A segmentação é um importante processo na análise de dados de sensoriamento remoto. Tal processo consiste em subdividir uma imagem em regiões homogêneas e não sobrepostas, considerando algumas de suas características intrínsecas, como, por exemplo, propriedades estatísticas derivadas dos níveis de cinza e a textura, ambos representativos dos objetos presentes na cena (Macomber *et al.*, 1994).

O método empregado nesta etapa foi à segmentação por multiresolução (*Multresolution Segmentation*). Trata-se de um algoritmo desenvolvido para extrair segmentos com base, tanto no nível de cinza do pixel, como no formato do objeto. Ela permite a extração de segmentos homogeneamente primários em qualquer resolução escolhida, principalmente no caso de contrastes locais estarem sendo considerados. Este processo gerou objetos, os quais variam de acordo com as propriedades espaciais das feições identificadas (Figura 6).



Figura 6- Zoom de uma parte da imagem Ikonos, mostrando parte da massa d'água e da vegetação. A) Imagem antes da segmentação, B) Imagem já segmantada, os polígonos em B representam os objetos reconhecidos na imagem.

Para realização deste processo, inicialmente, foram determinados parâmetros de segmentação com base nas características da imagem. Por se tratar de uma imagem de alta resolução, utilizou-se um valor de escala igual a quinze. Valores altos para escala de parâmetro resultam em objetos maiores na imagem, enquanto que valores baixos resultam em objetos menores. Logo foi definido um valor baixo igual a 15, uma vez que este valor mostrou um melhor detalhamento para adquirir as informações necessárias dos objetos na imagem. Em seguida, determinaram-se valores para forma e brilho. Devido à alta variação de respostas

espectrais que a imagem fornece, foi determinado um valor maior para o brilho em relação à forma. Outros valores inseridos foram o de compacidade e suavidade, que em virtude das formas sinuosas da massa d'água de modo geral (rios, lagos, etc.) e da vegetação predominante, empregou-se um valor maior para a suavidade em relação à compacidade. A segmentação foi realizada em quatro bandas espectrais (Vermelho, Verde, Azul e Infravermelho próximo) em um único processo, no qual foram atribuídos pesos 1 para cada banda (Tabela 3).

Escala	15	Bandas espectrais	Peso
Atributos		Vermelho	1
Brilho	0.7	Verde	1
Forma	0.3	Azul	1
Compacidade	0.4	Infravermelho próximo	1
Suavidade	0.6		

Parâmetros

Tabela 3- Parâmetros utilizados na segmentação.

5.2.3 Classificação

Após a segmentação da imagem iniciou-se o processo de classificação a partir da coleta de amostras de classes de referência (Figura 7), de forma a permitir a extração das medidas dos descritores através de análise de histogramas, conforme ilustrado na Figura 8. Este procedimento permitiu uma compreensão do comportamento espectral das classes de objetos criados pela segmentação.

Após a coleta das amostras, os dados foram computados em valores de intervalo de modo a gerar uma função de pertinência, sendo que esta função permite definir o critério que um objeto deve atender para pertencer a uma classe.

Em seguida foi realizada a classificação orientada a objeto propriamente dita, utilizando o algoritmo *Classification* e o operador *mean*. Este procedimento consistiu em um processo que associa segmentos a uma classe. Uma classe descreve o significado semântico do objeto na rede. Segundo Vasconcelos (2009), para uma mesma imagem, a capacidade de

trabalhar com diferentes escalas de percepção espacial, permite a extração de informação com diferentes níveis de detalhe. Dois níveis de objetos já são suficientes para construir uma rede hierárquica. Desta forma, a construção dos níves superiores (super-objetos) pode obedecer aos objetos já criados (sub-objetos), ou seja, como os super-objetos resultam da fusão dos seus sub-objetos, os limites dos primeiros serão determinados pelos últimos (Figura 9).



Figura 7- Exemplo de amostras ou objetos coletados na imagem. Os polígonos em vermelho representam objetos relacionados à classe campos naturais, os polígonos em azul representam a classe massa d'água.



Figura 8- Histograma mostrando o comportamento espectral entre duas classes para todas as bandas, a interseção entre os gráficos condiz à confusão entre as classes. Fonte: Software Definiens eCognition 8.0.



Figura 9- Rede hierárquica de objetos extraída a partir de pixels da imagem.

Em virtude da alta "confusão" entre determinadas classes foi necessário realizar um aprimoramento da classificação, uma vez que na classificação orientadada a objeto é possível a utilização de outras alternativas além das características físicas da imagem, ou seja, criou-se condições utilizando as relações de vizinhanças (área, compacidade, distância, relação de borda, etc.). Nesta etapa foram inseridas condições múltiplas, além da utilização do algoritmo vizinho mais próximo (Nearest Neighbor). O algoritmo vizinho mais próximo é utilizado para atribuir objetos as classes, e exige amostras de treinamento para cada classe que permitem a definição de um espaço de características. Com isso foi possível separar melhor as classes de acordo com a resposta espectral e relação espacial dos objetos.
5.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com a utilização da técnica de classificação orientada a objeto aplicada nas imagens Ikonos, foi possível discriminar 7 ambientes na planície costeira de Soure, além de 4 subunidades no planalto costeiro, conforme descrito na Tabela 4 e 5.

SUBUNIDADES	DESCRIÇÃO DA SUBUNIDADE	AMOSTRA DA SUBUNIDADE
Vias de areia	representa as vias de tráfego observadas na imagem tais como ruas, caminhos, estradas entre outros, em geral cobertas por areia quartzosa.	
Área construída	Compreende as construções, como casas, igreja, praças, hospital, posto, etc.	
Área desmatada com gramíneas	áreas de vegetação nativa devastada, apresentando-se atualmente coberta por gramíneas e pastos.	
Vegetação Urbana	vegetação arbórea de grande porte e vegetação rasteira presente na área urbana.	

Tabela 4- Características das subunidades do planalto costeiro.

AMBIENTES	DESCRIÇÃO DOS AMBIENTES	AMOSTRA DO AMBIENTE	
Campos naturais	áreas cobertas por vegetação rasteira.		
Cordão arenoso antigo	formam cristas lineares situadas no interior dos manguezais, representando depósitos de antigas praias.		
Praia	formam extensos cordões arenosos apresentando forma retilínea a convexa com orientação espacial N-S.		
Manguezal	Planície de maré lamosa densamente vegetada por árvores de mangue.		
Terraço de manguezal	porções da planície lamosa, com resto de vegetação de mangue, formando terraços de abrasão.		
Área alagada	áreas inundadas devido a ação de maré e construção de estradas.		

Tabela 5- Características dos ambientes da planície costeira de Soure.

5.3.1. Classificação dos ambientes costeiros

Para separar a vegetação predominante na imagem, no caso do mangue, utilizou-se o parâmetro NDVI (Índice de Vegetação por diferença normalizada), proposto por Rouse *et al.* (1973). Esse índice expressa a diferença entre as bandas do infravermelho próximo e vermelho normalizada pela soma de suas bandas e realça a presença de vegetação na imagem analisada (Acco, 2004). Tal formulação produz escala de medidas lineares e problemas com divisão por zero são minimizados. A escala de medida tem a propriedade de variar de -1 a +1, com o zero indicando valor sem vegetação (Rosendo, 2005).

$$NDVI = (NIR - RED)/(NIR + RED)$$
 Eq. (3)

Onde NIR é a banda do inframervelho próximo, e RED é a banda do vermelho.

Logo com base nos valores de NDVI foi possível separar a vegetação de mangue predominante na imagem e a classe praia, umas vez que os valores de petinência da classe manguezal eram iguais ou próximos de +1, enquanto que os valores para a classe praia eram iguais ou próximos de -1. Para estabelecer os valores utilizou-se a função de pertinência "área total". Esta função oferece uma relação transparente entre valores de características e o grau de pertinência em uma classe.

Para discriminar a classe cordão arenoso antigo foi aplicado uma condição com base na área do objeto que representava esta classe e a distância entre a classe manguezal. Tendo em vista que a área do objeto relacionado à classe cordão arenoso antigo era igual a 35.855m² e estava rodeada por manguezais, foi estabecido uma condição onde os objetos com área igual à 35.855m² e rodeada pela classe manguezal fossem classificados como cordão arenoso antigo (Figura 10). Outras classes como, campos naturais, área alagada e terraço de manguezal foram discriminadas basicamente aplicando relação de área, variando apenas o valor da área dos objetos de cada classe. (Figura 11, 12 e 13).



Figura 10- A) Imagem original mostrando o cordão arenoso antigo em cor branca, B) Classe cordão arenoso antigo classificada em cor branca (falsa cor) a partir da relação de área.



Figura 11- A) Imagem original mostrando os campos naturais em cor marrom, B) Classe campos naturais classificada em cor vermelha (falsa cor), por relação de área.



Figura 12- A) Imagem não classificada mostrando a área alagada, B) Área alagada classificada em cor azul (claro e escuro).



Figura 13- A) Imagem não classificada mostrando terraço de manguezal aflorando na praia, B) Terraço de manguezal classificado em cor magenta.

O resultado final da classificação consiste em um mapa com todos ambientes prédefinidos da planície costeira de Soure, conforme ilustrado na Figura 14.



Figura 14- Mapa de classificação dos ambientes costeiros e das subunidades do planalto costeiro.

5.3.2 Acurácia da classificação

Após a classificação, a avaliação da mesma foi realizada a partir da criação da matriz de erro, onde a acurácia global da classificação e a acurácia da classificação de cada classe pode ser avaliada individualmente. Esta avaliação se dá através de índices de concordância, tais como erro de omissão, erro de comissão, acurácia global, *kappa* por classe e *kappa* global (Congalton & Green, 1999).

Para elaborar a matriz de erro, foram coletados em campo 401 pontos (coordenadas) com GPS de navegação que serviram como verdade terrestre. Devido à classificação de subunidades do planalto costeiro, a matriz foi elaborada com todas as classes separadas a partir da classificação orientada a objeto, tanto do planalto como da planície costeira. Na planície costeira coletou-se 80 amostras para a classe manguezal, 25 para a classe terraço de manguezal, 22 para cordão arenoso antigo, 15 amostras para área alagada, 43 para campos naturais, 41 para a classe praia e 33 para a massa d' água. Já no planalto costeiro foram coletadas 40 amostras para a classe área construídas, 41 para a classe vegetação urbana, 31 para vias de areia e 30 amostras para áreas desmatadas com gramíneas.

Diante disso, a classe que teve maior confusão foi a área desmatada com gramíneas, pois do total de 30 amostras coletadas 2 foram confundidas com vegetação urbana e 1 com manguezal e 27 foram classificadas corretamente, obtendo ainda assim índice *kappa* satisfatório em relação às outras classes (Tabela 6).

Com relação aos erros de omissão e comissão, todas as classes como, massa d' água, praia, campos naturais, área alagada, área desmatada com gramíneas, vias de areia, cordão arenoso antigo, terraço de manguezal, vegetação urbana, área construída e manguezal, obtiveram acurácia com valores menor igual a 0.1 de acordo com a Tabela 6.

Segundo Lands & Koch (1977), o índice *kappa* com valores acima de 0.8 indica concordância muito forte. Portanto os índices *kappa* global e acurácia global da pesquisa indicaram concordância muito forte com valores iguais a 0.94 e 0.95 respectivamente. (Tabela 6).

A classe área desmatada com gramíneas apresentou um índice *kappa* igual a 0.89 indicando uma classificação muito forte, enquanto que as demais classes apresentaram índices maiores que 0.9, ou seja, indicaram também uma classificação muito forte (Tabela 6).

Área desmatada Campos Naturais Cordão Terraço de Vegetação Vias de areia Manguezal CLASSES Massa d'água Área alagada Área construida Praia Total com gramineas manguezal urbana arenosos ar Massa d'água Praia Campos Ô Ô Naturais Área alagada Ô Ô Ô Ô Área desmatada com gramineas Vias de areia Cordão arenoso antigo Terraço de Ô manguezal Vegetação Ô Ô Ô Ô Ô Ô urbana Área construida Manguezal Total de amostras coletadas ACURÁCIA Erro de omissão 0.04 0.05 0.07 0.07 0.1 0.04 0.05 0.08 0.05 0.03 0.02 Erro de 0.04 0.04 0.08 0.03 0.07 0.01 0.1 0.05 comissão Kappa por classe 0.96 0.94 0.92 0.93 0.89 0.96 0.95 0.91 0.94 0.97 0.98 TOTAL Acurácia global 0.95 Kappa por 0.94 classe

Tabela 6- Matriz de erro.

5.4 CONCLUSÕES

As imagens do sensor remoto de alta resolução espacial do satélite Ikonos apresentaram-se como uma importante fonte de dados para o mapeamento de ambientes costeiros em escala de detalhe, pois estas permitiram a discriminação dos ambientes costeiros a partir da aplicação da técnica de classificação automática.

O processo de segmentação orientada a objeto atendeu às perspectivas assumidas para a identificação de cada alvo em seu nível de segmentação.

A classificação orientada a objeto que leva em consideração atributos do alvo como forma, cor (radimetria), brilho, textura, compacidade, área, entre outros, mostrou-se ser eficaz, pois a delimitação dos ambientes costeiros na imagem classificada apresentou índices Kappa de 0.94 e global de 0.95, mostrando que a técnica foi eficiente para o reconhecimento e mapeamento dos ambientes costeiros. É importante ressaltar que a classe manguezal foi a melhor classificada, obtendo índice Kappa por classe igual a 0.98, o que mostra que esta classe é facilmente classificada com imagens Ikonos. Assim, é possível concluir que imagens ópticas de alta resolução espacial são importantes fontes de informação para o mapeamento de ambientes costeiros tropicais, quando as condições climáticas permitem sua aquisição.

6 MAPEAMENTO DE GÊNEROS DE MANGUE

6.1 MATERIAIS UTILIZADOS

Para esta etapa da pesquisa foram utilizados os seguintes recursos:

- Uma cena do satélite Ikonos II, de 29/05/2007, com 4 bandas espectrais cada cena; código 2000036677201THC, oriundas do projeto PIATAM mar, e financiado pela PETROBRAS;
- GPS diferencial de alta precisão (DGPS) ASTECH, modelo ZXTREME para a coleta de pontos de controle em campo;
- GPS de navegação, para coleta de pontos referentes aos bosques de mangues em áreas de difícil acesso para instalação do DGPS;
- Estação total eletrônica TOPCON modelo GTS-210, para a coleta do ponto (coordenada) exato da árvore de determinado gênero de mangue em campo;
- Espectro radiômetro modelo FieldSpec Handheld (325 1075 nm)/Al03000, para a medição da reflectância das folhas de mangue em campo, fornecido pela rede CTPETRO, liderada pela Universidade Federal do Rio Grande do Norte;
- PCI Geomatics 10, para ortorretificação das imagens;
- Definiens eCognition Developer 8.0, para a segmentação e classificação orientada a objetos das imagens;
- Microsoft Excel, para o tratamento estatístico dos dados de campo;
- ArcGis 10, para a confecção do mapa temático, escala 1:10.000.

6.2 MÉTODOS

6.2.1 Ortorretificação das imagens

Este método é baseado em um modelo matemático rigoroso no qual o processo de ortorretificação reflete a realidade física da geometria de aquisição das imagens e corrige as distorções devido à plataforma (posição, velocidade e atitude), ao sensor (azimute de visada, ângulo de incidência), à Terra (elipsóide) e à projeção cartográfica (Luiz *et al.*, 2003). O uso deste método requer a coleta de pontos de controle no terreno (*ground control points*) GCP's, além das informações de efemérides que são fornecidas nos metadados das imagens.

Para o procedimento de ortorretificação, é necessário dispor de informações sobre o relevo da área imageada, tais informações podem ser obtidas através de um Modelo Digital de Elevação (MDE). No caso desta pesquisa foi utilizado o modelo de elevação SRTM (Shuttle Radar Topography Mission), cujas imagens foram adquiridas no site do GLCF com 90m de resolução espacial. A imagem Ikonos foi ortorretificada adotando o elipsóide WGS 84 e aplicou-se o modelo de Toutin (1995). Foram utilizados 10 pontos de controle coletados com DGPS, obtendo-se erros inferiores a um pixel em XRMS = 0,00, YRMS = 0,21 e RMS = 0,21 calculado a partir de ICP's, de acordo com o modelo matemático expressado na ortorretificação. Esta etapa foi realizada no OrthoEngine do software PCI Geomatics 10.

6.2.2 Aquisição de dados de campo

Para a realização do mapeamento de gêneros dos manguezais de Soure, inicialmente foi realizado uma campanha de campo no período de 30/10/2011 a 01/11/2011, em que foram realizadas as seguintes atividades.

6.2.2.1 Reconhecimento dos gêneros de mangue

Foram identificados três gêneros de mangue em campo, com base em características como: morfologia da folha, morfologia da raiz, cor do tronco, distribuição espacial em campo, entre outras. Os gêneros identificados foram: *Rhizophora*, *Avicennia* e *Laguncularia* (Figura 15).



Figura 15- Morfologia das folhas e das raízes, A) folha e bosque de *Laguncularia*, B) Folha e Árvore de *Avicennia*, C) Folha e raiz de *Rizhophora*.

6.2.2.2 Medição de reflectância

Com o uso do espectro-radiômetro, mediu-se a reflectância das folhas de vinte árvores de cada um dos três tipos de gêneros de mangue, sendo 107 folhas de *Lagunculária*, 92 folhas de *Aviccenia* e 81 folhas de *Rhizophora*. As medidas foram realizadas diretamente nas folhas individualmente (Figura 16).



Figura 16- Exemplo de medida de uma folha com espectro-radiômetro. A seta em vermelho mostra o posicionamento da folha com relação ao equipamento.

6.2.2.3 Coleta de pontos de controle (coordenadas geográficas)

Para determinação exata da posição das árvores e dos bosques na imagem de satélite, foram coletados dados georreferênciados em campo, utilizando GPS diferencial de alta precisão (DGPS) com o auxílio de uma estação total. O uso desses aparelhos permitiu a medição da coordenada de cada árvore de diferentes gêneros, além de alguns bosques com precisão decimétrica. Pontos ao longo do canal de maré foram coletados com o uso de GPS de navegação e com auxílio da localização visual dos alvos. A Figura 17 ilustra os equipamentos utilizados.



Figura 17- Equipamentos utilizados em campo na coleta de pontos (coordenadas). A) Estação total. B) Prisma situado no alvo. C) GPS diferencial de alta precisão (DGPS).

Ao todo foram coletados 45 pontos de controle, sendo 11 com GPS de navegação e 35 de DGPS com auxílio da Estação Total. Foram coletados pontos de GPS de navegação em escala de observação de bosque apenas ao longo do canal do Uruci, devido à dificuldade de coleta de pontos em escala de observação de árvore com DGPS no canal. A Figura 18 mostra a distribuição dos pontos coletados em campo e plotados na imagem Ikonos.



Figura 18- Mapa de localização dos pontos de controle coletados com GPS (em vermelho) e com DGPS (em amarelo).

6.2.3 Análises dos dados

6.2.3.1 Tratamento estatístico

Para dar início ao tratamento estatísticos dos dados inicialmente foram analisados os dados medidos em campo com espectro-radiômetro. Em virtude de fatores como variação na energia da radiação solar e variação de ventos, foi necessário descartar algumas medidas realizadas em campo, pois nem todas seguiram um padrão espectral de uma curva de vegetação. É importante enfatizar que o espectro-radiômetro portátil opera como um sensor óptico, ou seja, não possui uma fonte de energia própria como os sensores ativos, e sim necessita da energia dos raios solares para que as medidas possam ser realizadas.

O primeiro passo foi calcular a reflectância média das folhas de cada gênero de mangue, para em seguida analisar o comportamento espectral e em que faixa do espectro estes gêneros são melhor separáveis entre si. Posteriormente, foi realizada uma análise de separabilidade entre pares de gêneros por comprimento de onda, com base na resolução espectral do espectro-radiômetro, utilizando a distância Jefrey Matusita (JM). A distância de JM expressa medidas estatísticas de separabilidade entre duas distribuições e é normalmente usada para seleção de variáveis (Dutra & Huber, 1999), no entanto, também pode ser usada como análise quantitativa de discriminação de classes (Santos *et al.*, 2008). Para duas classes

k e i, por exemplo, à distância JM é calculada de acordo com a equação a baixo, onde B_{ki} representa a distância de Bhattacharyya entre as classes k e i.

$$JM_{ki} = \sqrt{2(1 - e^{-B_{ki}})}$$
 Eq. (4)
$$B_{ki} = \frac{1}{8}(\mu_k - \mu_i)^t \left[\frac{\sum_k + \sum_i}{2}\right]^{-1}(\mu_k - \mu_i) + \frac{1}{2}\ln\frac{\left|\frac{\sum_k + \sum_i}{2}\right|}{\sqrt{\left|\sum_k\right|\left|\sum_i\right|}}$$
 Eq. (5)

Onde μ_k e μ_i são os vetores de média e Σ_k e Σ_i são as matrizes de covariância das classes k e i, respectivamente.

A distância JM tem como limite superior o valor dois, que indica total separabilidade entre as classes, e zero para classes inseparáveis (Santos *et al.*, 2008).

6.2.3.2 Segmentação e classificação orientada a objeto

O método empregado no processo de segmentação foi o de multiresolução, que leva em consideração características espaciais e espectrais dos alvos Baatz & Schäpe, 2000). Foram definidos valores para os parâmetros de segmentação para forma, brilho, compacidade, sinuosidade e peso para as bandas espectrais da imagem Ikonos. A Tabela 7 mostra os valores definidos.

Parâmetros					
Escala	20	Bandas espectrais	Peso		
Atributos		Azul	1		
Brilho	0.7	Verde	5		
Forma	0.3	Vermelho	1		
Compacidade	0.3	Infravermelho	1		
Suavidade	0.7				

Tabela 7- Parâmetros de segmentação utilizados nas imagens Ikonos II.

Definido os valores dos parâmetros, a segmentação por multiresolução foi executada, delimitando objetos com base nas características dos alvos. A Figura 19 ilustra a segmentação de um trecho da área em estudo.



Figura 19- Exemplo da segmentação. A) imagem antes da segmentação. B) imagem segmentada, os polígonos em azul representam os objetos reconhecidos na imagem.

Como o objetivo da pesquisa é principalmente separar os gêneros de mangue, inicialmente foram definidas duas classes: uma denominada Vegetação e a segunda Outros, que engloba tudo aquilo que não é vegetação de mangue na imagem. A classe Vegetação relacionada ao manguezal, foi dividida em três sub-classes: gêneros *Rizhophora*, *Avicennia* e *Laguncularia* (Figura 20).



Figura 20- Hierarquia das classes mapeadas.

Para separar as classes Vegetação e Outros, utilizou-se o índice de vegetação NDVI (Vegetação por diferença normalizada). Considerando que o NDVI possui valores de -1 a 1, por tentativa e erro determinou-se um intervalo entre -1 a -0,3, no qual foi possível separar as classes que não condiz à vegetação de mangue, ou seja, a classe Outros. Enquanto que, os valores de NDVI fora deste intervalo (-1 a -0,3) correspondiam à classe Vegetação. Portanto, aplicou-se o processo de similaridade invertida para discriminar essas duas grandes classes (Figura 21).



Figura 21- Separação entre as classes Outros e Vegetação, utilizando NDVI. A) Imagem mostrando as duas classes antes da separação. B) Brilho dos objetos na imagem com base no intervalo de pertinência do NDVI, onde a tonalidade em cinza condiz aos objetos relacionados à vegetação que não estão inseridos no intervalo de -1 a -0.3, as cores azul e verde mostram os objetos inseridos no intervalo de -1 a -0.3. C) Imagem classificada a partir do algoritmo *classification*, onde a classe vegetação (em vermelho) e Outras (em azul) são discriminadas.

Depois de separada a classe vegetação, iniciou-se a separação das classes relacionadas aos gêneros de mangue. Para separar as classes *Laguncularia*, *Avicennia* e *Rizhophora*, primeriamente foi utilizado o método de coleta de amostras.. Essa abordagem detecta segmentos similares, analisando amostras de treinamento (Tóvári, 2006) e são consideradas propriedades como, média das bandas espectrais, brilho e NDVI. Cada segmento é associado à classe que mais se aproxima de determinado conjunto de amostras dentro do espaço de características, a coleta foi realizada com base na reflectância dos objetos (segmentos), ou seja, com base na resposta espectral de cada gênero de mangue na imagem. Foram coletadas 81 amostras, sendo 17 de *Langunculari*a, 17 de *Avicenni*a, e por sua vez 47 de *Rizhophora* em virtude de sua maior distribuição na área de estudo (Figura 22).



Figura 22- Exemplo de coleta de amostras para as três classes. Os polígonos em azul representam à classe *Laguncularia*, os polígonos em amarelo à classe *Rizhophora* e os polígonos em magenta condizem à classe *Avicennia*.

Em virtude da vegetação de mangue na imagem Ikonos ter apresentado valores de reflectância semelhantes, principalmente na região do visível, as três classes foram confundidas entre si na classificação por amostras. Essa confusão foi confirmada a partir da análise de histogramas (Figura 23). Para solucionar este problema foi necessário utilizar outros métodos para refinar a classificação e separar melhor as classes de acordo com suas distribuições espaciais em campo. Os parâmetros utilizados foram principalmente relação de área, distância entre classes, posição do objeto na imagem, além do uso de operadores lógicos como *mean* e *and (min)*, que assim como um operador aritmético, é uma classe de operação sobre variáveis ou elementos pré-definidos e correspondem a variáveis binários cujos possíveis valores atribuidos são 0 ou 1. O algoritmo utilizado para auxiliar nesta etapa foi o *Assign Class*.



Figura 23- Histogramas mostrando a sobreposição de curvas espectrais entre classes. A confusão ocorre onde as curvas dos gráficos se interceptam. Confusão entre as classes: A) *Avicennia* e *Rizhophora*, B) *Avicennia* e *Laguncularia*, e C) *Laguncularia* e *Rizhophora*.

Para discriminar melhor a classe *Laguncularia* de acordo com sua distribuição espacial, foi utilizado basicamente relação de distância e o operador *and (min)*. De acordo com o levantamento de campo, o gênero de mangue *Laguncularia* situava-se predominantemente ao longo do canal do Uruci e mais ao sul da área de estudo. Logo para separar os bosques e as árvores ao longo do canal, foi criada uma equação baseada na distância com relação à subclasse massa d'água que estava enquadrada na classe Outros. Conforme observado em campo e mensuração na imagem, a distância da classe *Laguncularia*

para a massa d'água era de aproximadamente 30m. Portanto, os objetos que deveriam ser classificados como *Laguncularia*, mas que foram classificados como *Rizhophora* ou *Avicennia* a 30m de distância da massa d'água, estes foram reclassificados como *Laguncularia* de fato, utilizando o algoritmo *Assign Class*. Já mais ao sul da área e da imagem, os objetos foram reconhecidos como *Laguncularia* apenas com o auxílio do operador *and (min)* e o algoritmo *Classification* (Figura 24).



Figura 24- Imagem com zoom no canal do Garrote. A) imagem antes da classificação, B) imagem já classificada mostrando o gênero de *Laguncularia* ao longo do canal em verde claro separado por relação de distância, o verde mais escuro representa o gênero *Rizhophora* a cor magenta *Avicennia* e em azul massa d'água.

O gênero *Rizhophora* era o que predomina na área de estudo, sendo representado por árvores de grande porte. A classe *Rizhophora* foi a que apresentou menor confusão com relação às demais, pois apresentou menor reflectância na imagem e em campo. Para separar esta classe utilizou-se o operador *mean (Arithm)* que utiliza a média da reflectância das bandas espectrais para classificar os objetos (Figura 25).

Já o gênero *Avicennia*, era o menos expressivo na área de estudo e apresentou uma alta confusão espectral com relação à *Rizhophora* e *Laguncularia*. Para discriminar esta classe utilizou-se relação de área do dossel das árvores. Como na imagem as árvores de *Avicennia* apareciam isoladas, foi utilizado o valor da área (m²) do objeto relacionado ao dossel de cada árvore, ou seja, determinou-se uma condição, onde para cada objeto foi atribuído um valor diferente de área. O algoritmo utilizado para a realização deste processo foi o *Assign Class* (Figura 26).



Figura 25- Zoom em bosques de *Rizhophora*, ao longo da praia do Garrote. A) Imagem antes da classificação. B) Imagem classificada, mostra os bosques de Rizhophora em verde escuro, de *Laguncularia* em verde claro, de *Avicennia* em magenta, a classe Outros em azul.



Figura 26- Exemplo da classificação de árvores de *Avicennia* por relação de área. A) imagem antes da classificação, os círculos em vermelho identifica as árvores de *Avicennia*. B) imagem já classificada, a cor magenta na imagem representa as *Avicennias* classificadas.

A Tabela 8 mostra a árvore de processos utilizada na classificação orientada a objeto para separar as três classes (*Laguncularia*, *Avicennia* e *Rizhophora*). Com as classes discriminadas foi possível elaborar o mapa de gêneros de mangue de acordo com suas distribuições espaciais.

CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO					
Processo	Algoritmo	Operador	Função/Condição	Classe	
Segmentação	Multiresolution segmentation				
Classificação	Classification	and (min)	"área total" para o NDVI (-1 a -0.3)	Outros	
Classificação	Classification	and (min)	"Inverted Similarity" not Outros ◀━━●	Vegetação	
Classificação	Classification	and (min)		Laguncularia	
Classificação	Classification	and (min)		Avicennia	
Classificação	Classification	mean (arithm)		Rizhophora	
Processo Filho					
Classificação	Assign Class	and (min)	Distância <= 30m da classe Massa d'água.	Laguncularia	
Classificação	Assign Class	and (min)	Área (m ²)	Avicennia	
Classificação	Assign Class	mean (arithm)	Área (m ²)	Rizhophora	

Tabela 8- Árvore de processos para a classificação dos gêneros de mangue.

6.2.3.3 Avaliação da classificação

A avaliação da classificação foi realizada a partir da elaboração de uma matriz de erro, além de índices de concordância Kappa e Exatidão Global, sendo que o índice Kappa é obtido a partir da matriz de erro e quantifica a acurácia da classificação. Isto é verificado através de concordância entre o resultado do processamento e o dado de referência das amostras, conforme indicado na diagonal principal da matriz (Vasconcelos, 2009). A Exatidão Global indica à proximidade de uma determinada medida ao seu valor real, logo, a confiabilidade de um mapa está vinculada a sua exatidão. Neste contexto, é necessário realizar algum procedimento estatístico, no produto de uma classificação de imagens, para determinar a acurácia ou exatidão desta classificação (Bernardes, 2006). Calculou-se também, Kappa por classe, erro de comissão, erro de omissão, exatidão do produtor e exatidão do usuário.

Nesta etapa, foi realizada outra campanha de campo com o intuito de validação dos resultados obtidos em laboratório, principalmente para elaboração e análise da matriz de erro e análise dos índices Kappa e Exatidão Global. Foi utilizado GPS de navegação para coleta de pontos (coordenadas) e câmera fotográfica digital para registro dos dados. Esta campanha foi realizada no dia 27 de fevereiro de 2012.

6.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

6.3.1 Análise dos dados estatísticos

A partir do cálculo da média de reflectância das folhas das árvores dos três gêneros de mangue foi possível observar a faixa do espectro eletromagnético onde os três gêneros de mangue são melhor separáveis e qual das espécies possui maior reflectância. O gênero *Rizhophora* apresentou menor reflectância, enquanto a *Laguncularia* mostrou ter a maior reflectância e *a Avicennia* reflectância intermediária.

A *Laguncularia* apresentou valores máximos de reflectância de aproximadamente 0.65 no infravermelho próximo e 0.29 no visível. A *Avicennia* apresentou valores de reflectância máxima igual a 0.59 no infravermelho próximo e 0.21 no visível, enquanto a Rizhophora apresentou valores de reflectância máxima igual a 0.49 no infravermelho próximo e 0.12 no visível. A Figura 27 ilustra que os três gêneros são melhor separáveis principalmente na região do infravermelho próximo e na região do visível, mais especificamente no verde (~ 550 nm). Estas faixas representam a porção do espectro onde os gêneros de mangue são mais facilmente separados do ponto de vista espectral.

Com relação ao comportamento espectral, a vegetação apresenta alta absorção da energia eletromagnética na região do espectro visível, que é capturada pela clorofila para a realização da fotossíntese. Neste intervalo espectral, a absorção é mais fraca na região correspondente ao verde, que caracteriza a coloração da vegetação. A alta reflectância no infravermelho próximo é devida a estrutura celular; a partir deste comprimento de onda, é o conteúdo de água na vegetação que modula o comportamento espectral.

No que se refere ao dossel, o arranjo das folhas influência a interação da radiação eletromagnética com as plantas. Em particular, a fotossíntese e a sua produção são determinadas pelo espalhamento de luz dentro do dossel, o qual depende do azimute, da inclinação e da distribuição espacial das folhas (Goel & Strebel, 1984). De acordo com estes autores, são muitos os fatores que determinam a reflectância do dossel incidente, propriedades espectrais dos elementos da vegetação (folhas, galhos, troncos), arquitetura do dossel e espalhamento pelo solo.



Maior reflectância

Laguncularia > Avicennia > Rizhophora

Menor reflectância

Figura 27- Gráfico do comportamento espectral entre os gêneros de mangue, a partir de cálculo de média da reflectância.

Depois de realizado o cálculo da média da reflectância das folhas dos três tipos de gêneros de mangue da área de estudo, realizou-se o cálculo de separabilidade entre pares de gêneros, com base na distância JM. A separabiliadade JM foi calculada considerando o valor médio de reflectância nas faixas espectrais do visível (azul, verde e vermelho) e do infravermelho próximo. Primeiramente foram analisados os valores de JM para *Rizhophora* e *Laguncularia*, no qual a Tabela 9 mostra que com base nesses valores alcançam uma melhor separabilidade na região do azul, verde e infravermelho próximo obtendo-se valores de distância JM iguais a 1,41421, 1,41386 e 1,41421 respectivamente, no vermelho o valor de distância JM sofre uma pequena queda para 1,33707 indicando que a separabilidade nesta região não é a melhor alcançada.

Em seguida analisou-se os valores de distância JM para *Rizhophora* e *Avicennia*, no qual mostraram que a separabilidade entre esses gêneros é menor alcançada em praticamente toda faixa do visível, ou seja, possuem baixos valores de distância JM, tais como 0,25080 no azul, 0,74077 no verde e 0,48588 para o vermelho, no entanto na região do infravermelho próximo o valor 1,14458 de distância JM mostra que a separabilidade nesta região é melhor a alcançada, onde o valor apresentado é mais mais próximo de 2 (Tabela 9).

Por fim analisou-se a separabilidade entre *Laguncularia* e *Avicennia*, onde obtiveram valores de distância JM iguais a 1,41420 no azul, 1,41126 no verde, 1,30431 no vermelho e 1,41421 para o infravermelho próximo, estes valores indicam que a separabilidade entre esse par de gêneros é melhor alcançada no infravermelho próximo e em praticamente toda a faixa do visível apenas com uma pequena queda no vermelho (Tabela 9).

Analisando os valores da distância JM com os valores do gráfico da Figura 28, os valores de distância JM mostraram que a separabilidade entre os gêneros de mangue ocorre na região do visível e infravermelho próximo e que a separabilidade entre *Rizhophora* e *Avicennia* é bem menor com relação à *Laguncularia* e *Rizhophora/Avicennia*. A Figura 28 ilustra os valores da Tabela 9 graficamente.

DISTÂNCIA (JM)				
	Comprimento de onda			
Gêneros	Azul	Verde	Vermelho	Infravermelho próximo
Rizhophora/Laguncularia	1,41421	1,41386	1,33707	1,41421
Rizhophora/Avicennia	0,25080	0,74077	0,48588	1,14458
Lagunculária/Avicennia	1,41420	1,41126	1,30431	1,41421

Tabela 9- Valores da distância JM para os gêneros de mangue.



Figura 28- Distância JM. A) Grau de separabilidade entre *Rizhophora* e *Laguncularia*, B) *Laguncularia* e *Avicennia* e C) *Rizhophora* e *Avicennia*.

Analisou-se também o grau de separabilidade dos três gêneros de mangue por faixa de comprimento de onda das 4 bandas da imagem Ikonos II, tendo como base as medidas de reflectância obtidas em campo. Para cada faixa espectral, calculou-se a média dos valores de reflectância, ou seja, para cada uma das bandas da imagem obteve-se um valor de reflectância como mostra a Figura 29. Com base nestes valores a classe *Laguncularia* foi a que obteve maior reflectância em todas as bandas com relação às outras classes, onde na banda 4 (760-900nm) faixa do infravermelho próximo alcançou o maior valor de reflectância ~0.66, indicando que nessa faixa do espectro esta classe é melhor discriminada. Na banda 2 (520-600nm) região do verde também foi alcançado um valor de reflectância satisfatório para discriminar esta classe ~0.29.

As classes *Avicennia* e *Rizhophora* apresentaram valores de reflectância semelhantes em quase todas as bandas da imagem, porém na banda 2 é mostrado um maior intervalor dos valores de reflectância com relação as outras bandas entre essas duas classes, ~0.14 e ~0.11 respectivamente, indicando que esta banda é a região onde a separabilidade entre esses dois gêneros é melhor alcançada. Na banda 4, no qual a reflectância entre essas duas classes é maior, os valores mostram que também é possível discriminar essas classes, sendo ~0.48 para *Rizhophora* e ~0.49 para *Avicennia* (Figura 29).

Com base nesta análise conclui-se que a discriminação entre os três gêneros de mangue é melhor alcançada nas bandas 3 e 4 do satélite Ikonos II, que correspondem as faixas do verde (visível) e infravermelho próximo respectivamente, e que o gênero *Laguncularia* possui maior reflectância com relação a *Avicennia*, e *Rizhophora* que possui menor reflectancia.



Figura 29- Comportamento espectral dos gêneros de mangue nas diferentes bandas da imagem Ikonos

6.3.2 Classificação orientada a objeto dos gêneros de mangue

A partir dos métodos descritos na pesquisa, foi possível separar os três gêneros de mangue na imagem Ikonos, a partir da classificação orientada a objeto.

A Figura 30A condiz a uma parte da imagem Ikonos selecionada para mostrar a eficácia da classificação orientada a objeto. Nesta figura observa-se um contato (linha tracejada em vermelho) que separa bosques de *Laguncularia* e *Rizhophora*, com base na reflectância da imagem Ikonos, enquanto que na Figura 30B observa-se a imagem classificada com os bosques discriminados a partir do método orientado a objeto. Na Figura 31 observa-se as imagens Ikonos com a localização de áreas testes, assim como a classificação destas, além das fotografias das áreas obtidas no campo. A Figura 31B ilustra um detalhe da predominância de grandes bosques de *Rizhophora* (em verde escuro) ao longo da praia, cuja classificação é apresentada na Figura 31C. A Figura 31F mostra um detalhe do mangue ao longo do canal do Uruci, onde nas bordas predomina a *Laguncularia*, representada pela cor *verde claro* na Figura 31G. A Figura 31J mostra um detalhe de árvores isoladas de *Avicennia*, representadas na Figura 31D, 31H e 31L mostram a distribuição observada em campo dos bosques e das árvores de *Rizhophora*, *Laguncularia* e *Avicennia*.



Figura 30- A) Imagem Ikonos mostrando bosques de *Rizhophora* (verde escuro) e *Laguncularia* (verde claro). B) Imagem classificada onde é possível observar os bosques discriminados pelo método orientado a objeto. A linha tracejada em vermelho mostra o contato entre os referidos bosques. A cor azul representa a classe Outros. A cor magenta representa árvores de *Avicennia*.



Figura 31- Detalhes de setores da imagem Ikonos, mostrando a aplicação da técnica de classificação orientada a objeto, e fotografias de campo da distribuição dos bosques e das árvores dos três tipos de gêneros mapeados na área de estudo.

Após realizada a separação dos três gêneros de mangue encontrado na área de estudo, pela técnica da classificação orientada a objeto, foi elaborado o mapa final em escala de detalhe 1:10.000, mostrando onde e como estão distribuidos os gêneros *Laguncularia*, *Rizhophora* e *Avicennia* (Figura 32).



Figura 32- Mapa de gêneros de mangue na área em estudo.

6.3.3 Avaliação da acurácia da classificação

Para a construção da matriz de erro, foram coletados em campo 129 pontos relacionados aos gêneros de mangue, sendo 35 de *Avicennia*, 38 de *Laguncularia* e 56 de *Rizhophora* (Figura 33), em virtude da dificuldade do acesso entre os bosques de mangue, a coleta dos pontos foi realizada ao longo do canal do Uruci e da praia do Garrote. A área ocupada no mapa classificado de cada um dos gêneros de mangue corresponde a 2.1km² para *Rizhophora*, 0.3km² para *Laguncularia* e 0.06km² para *Avicennia*. Registros fotográficos mostram a morfologia de cada gênero e suas distribuições espaciais ao longo da planície mapeada nesta pesquisa (Figura 34).



Figura 33- Mapa de pontos de controle utilizados para validação da classificação orientada a objetos. Em vermelho pontos de *Rhizophora*, em amarelo pontos de *Laguncularia* e em azul ponto de *Avicennia*.



Figura 34- Registro fotográfico dos pontos de validação. A) Bosques de *Rizhophora* ao longo da praia, B) Bosques de *Rizhophora* ao longo do canal de maré com destaques para as raízes subaéreas. C) Bosque jovem de *Laguncularia* na foz de um canal de maré. D) Bosque de *Laguncularia* na margem de um canal de maré. E) Bosque de *Avicennia* em primeiro plano, limitado por um bosque de *Rizhophora*; a linha tracejada em vermelha ilustra o limite entre os dois gêneros. F) Árvore de *Avicennia* isolada no interior de um campo natural.

Diante disso, de 35 amostras coletadas de *Avicennia* 24 ou 82,75% foram classificadas coerentemente, sendo que 9 foram classificadas como *Laguncularia* e 2 como *Rizhophora*, com erro de comissão igual a 31,42%. Para *Laguncularia*, das 38 amostras 32 ou 62,74% foram classificadas corretamente, ao passo que 4 amostras foram confundidas com *Avicennia* e 2 com *Rizhophora*, sendo o erro de comissão igual a 15,78%. Com relação à Rizhophora, das 56 amostras 45 ou 91,83% delas foram classificadas corretamente, sendo que 10 confundiram com Laguncularia e 1 com Avicennia, sendo o erro de comissão igual a 19,64% (Tabela 10).

O índice Kappa por classe apresentou valores semelhantes para as três classes, sendo 78,21% para a classe *Avicennia*, 78,17% para a classe *Laguncularia* e 78,15% para a classe *Rizhophora*. A exatidão global apresentou valor de 78,29 %, ou seja, de 129 pontos 101 foram classificados de acordo com os dados coletados em campo (Tabela 10).

CLASSIFICAÇÃO	Avicennia	Laguncularia	Rizhophora	Total	Erro comissão	Exatidão do usuário
Avicennia	24	9	2	35	31,42%	82,75%
Laguncularia	4	32	2	38	15,78%	62,74%
Rizhophora	1	10	45	56	19,64%	91,83%
Total	29	51	49	129		
Erro omissão	17,21%	37,25%	8,16%		·	
Exatidão do produtor	68,57%	84,21%	80,35%			
Kappa por classe	78,21%	78,17%	78,15%			

Tabela 10- Matriz de erro.

Exatidão global = 78,29%

Índice Kappa = 70%

6.4 CONCLUSÕES

Imagens de sensores remotos de alta resolução espacial apresentaram-se como uma importante alternativa para o monitoramento de manguezais e na construção e atualização de bases cartográficas e cartas temáticas em escalas de detalhe para a planície costeira de Soure, facilitando a identificação não só dos ambientes costeiros, como também dos três gêneros de mangue presentes na área de estudo: *Rizhophora, Laguncularia* e *Avicennia*.

A técnica de segmentação e classificação orientada a objeto foi importante na discriminação dos gêneros de mangue, uma vez que esta permitiu usar informações específicas destes alvos como, forma, cor (radiometria), textura, posição do alvo na imagem, além da reflectância. Este processo atendeu as perspectivas assumidas para identificação de cada gênero de mangue em Soure.

A partir da análise estatística dos dados de campo (distância JM), foi possível identificar que a região do visível e infravermelho próximo do espectro eletromagnético é onde a separabilidade dos gêneros de mangue é melhor alcançada. Os valores de distância JM indicaram que o infravermelho próximo é onde ocorre a melhor separabilidade entre os pares de gêneros de mangue. Conforme observado em campo os dados estatísticos mostram que o gênero *Laguncularia* é melhor separável seguida da *Rizhofora* e *Avicennia* com base na reflectância.

Os valores alcançados na validação da classificação do índice Kappa e exatidão global foram, 70% e 78,29% respectivamente, isso mostra que a técnica de segmentação e classificação orientada a objeto foi eficiente na separação dos gêneros de mangue (*Laguncularia*, *Avicennia* e *Rizhophora*) em escala de detalhe (1:10.000).

Baseado nos resultados alcançados conclui-se que, a área de estudo possui cerca de 2.46km² de cobertura de mangue preservado, no qual predominam árvores de *Rizhophora*. A pesquisa mostrou que a metodologia abordada pode ser considerada importante no monitoramento de florestas de manguezais principalmente na individualização de gêneros. E que estes resultados possam subsidiar futuras pesquisas principalmente com intuito de preservação deste ecossistema.

REFERÊNCIAS

Acco, M. 2004. *Modelagem de dados do satélite Ikonos II para estimativa de micronutrientes na floresta ombrófila mista montana*. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal.

Alongi, D.M. 2002. Present state and future of the world's mangrove forests. *Environmental Conservation*, **29**: 331-349.

Alongi, D.M. (2008). Mangrove forests: Resilience, protection from tsunamis, and responses to global climate change. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, **76**: 1-13.

Baatz, M. & Schäpe, A. 2000. "Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation". *AGIT-Symposium*, Wichmann Verlag Heidelberg, p. 12-23.

Bemerguy, R. L. 1981. *Estudo sedimentológico dos paleocanais da região do rio Paracauari, Ilha do Marajó – Estado do Pará.* 95 f. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Pará. Centro de Geociências, Belém.

Bernardes, T. *Caracterização do ambiente agrícola do Complexo Serra Negra por meio de sensoriamento remoto e sistemas de informação geográfica*. 119f. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais, 2006.

Blaschke, T. & Kux, H. 2007. Sensoriamento remoto e SIG avançados: novos sistemas sensores e métodos inovadores. Oficina de textos, São Paulo, 286p.

Blaschke, T.; Lang, S.; Lorup, E.; Strobel, J.; Zeil, P. 2000. *Object-oriented image processing in an integrad GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications*, **2**: 555-570.

Brites, R. S.; Soares, V. P.: Ribeiro, C. A. A. 1996. Efeitos da estratégia de amostragem na exatidão reportada pelo índice Kappa na classificação de imagens orbitais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 8., Salvador, BA, *Anais...* Salvador, BA. p. 823-829.

Centeno, J. & Cavassim Junior, I. 2003. Classificação de uma imagem Ikonos utilizando as técnicas "pixel a pixel" e a análise orientada a região. In: Colóquio Brasileiro de Ciências Geodésicas, 3., Curitiba, PR. *Anais...* Curitiba, PR. p.43-50.

Cohen, J. 1960. A coefficient of agreement for nominal classes. *Educational and Psychological Measurament*, **20**: 37-40.

Congalton, R. G. & Green, K. 1999. Assessing the accuracy of remote sensed data: principle and pratices. Boca Raton – FL, Lewis Publishers. p. 123.

Costa, J.B.S.; Léa Bemerguy, R.; Hasui, Y.; Da Silva Borges, M. 2001. Tectonics and paleogeography along the Amazon river. *Journal of South American Earth Sciences*, **14**: 335-347.
Costa, J.B.S.; Hasuy, Y.; Bemerguy, R.L.; Soares Júnior, A.V.; Villegas, J.M.C. 2002. Tectonic and paleogeography of the Marajó Basin, Northern Brazil. *Anais da Academia Brasileira de Ciências*, **74** (3): 1-13.

Curran, P.J., 1995. *Principle of Remote Sensing*. Longman Scientific & Technical. New York-EUA, p. 282.

Diniz, C. G. 2011. Uso de imagens de alta resolução, características espectrais e classificação orientada a objeto no mapeamento de vegetação de manguezal. 73 f. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Pará, Centro de Geociências, Belém.

Dittmar, T.; N. Hertkorn, G.; Kattner, & Lara R. J. 2006. Mangroves, a major source of dissolved organic carbon to the oceans. *Global Biogeochem*. Cycles, 20, GB1012, doi:10.1029/2005GB002570.

Dutra, L. V. & Huber, R. 1999. Feature extraction and selection for ERS-1/2 InSAR classification. *International Journal of Remote Sensing*. **20** (5): 993-1016.

Ferreira, D. B. 2001. Variação sazonal e intra-regional do vento em superfície nos ecossistemas de floresta, manguezal e campo. 26 f. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Federal do Pará. Centro de Geociências, Belém.

Foody, G. M. 2002. Status of land cover classification acuuracy assessment Rmote Sensing of Environment. **80**: 185-201.

França, C. F. & Souza Filho, P. W. M. 2006. Compartimentação Morfológica da Margem Leste da Ilha de Marajó Soure e Salvaterra – Estado do Pará. *Revista Brasileira de Geomorfologia*. **7** (1): 33-42.

França, C. F. 2003. *Morfologia e mudanças costeiras da margem Leste da Ilha de Marajó* (*PA*). 144 f (Tese de Doutorado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Belém.

França, C.F.; Souza Filho, P.W.M.; El-Robrini, M. 2007. Análise faciológica e estratigráfica da planície costeira de Soure (margem leste da ilha de Marajó-PA), no trecho compreendido entre o canal do Cajuúna e o estuário Paracauari. *Acta Amazônica*. **37**: 261-268.

Giri, C.; Pengra, B.; Zhu, Z.; Singh, A. & Tieszen, L. 2007. Monitoring mangrove forest dynamics of the sundarbans in Bangladesh and India using multi-temporal satellite data from 1973–2000. *Esturine, Coastal and Shelf Science*. **73**: 1–2, 91–100.

Giri, C.; Zhu, Z.; Tieszen, L.L.; SINGH, A.; Gillette, S. & Kelmelis, J.A. 2008. Mangrove forest distributions and dynamics (1975–2005) of the tsunami-affected region of Asia: *Journal of Biogeography.* **35**: 519-528.

Goel, N.S. & Strebek, D. E. 1984. Simple beta distribution representation of leaf orientation in vegetation canopies. *Agronomy Jornal*. **76**: 22-29.

Hadlich, G. M. & Ucha, J. M. (Coord.). 2007. *Apicuns e manguezais na Baía de Todos os Santos, Bahia*. Salvador: UFBA/IGEO/Núcleo de Estudos Ambientais. 1 mapa color. Escala 1:100.000.

Kathiresan, K & Rajendran, N. (2005). Coastal mangrove forests mitigated tsunami. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*. **65**: 601-606.

Kovacs, J.M.; Wang, J.; Flores-Verdugo, F. 2005. Mapping mangrove leaf area index at the species level using IKONOS and LAI-2000 sensors for the Agua Brava Lagoon, Mexican Pacific: *Estuarine, Coastal and Shelf Science*. **62**: 377-384.

Kovacs, J.; De Santiago, F.; Bastien, J.; Lafrance, P., 2010. An Assessment of Mangroves in Guinea, West Africa, Using a Field and Remote Sensing Based Approach: *Wetlands*: 1-10.

Landis, J. & Koch, G. 1977. "The measurement of observer agreement for categorical data". In: *Biometrics*. **33**: 159-174.

Lima, K. 2002. Variação sazonal da precipitação pluviométrica, temperatura do ar e umidade relativa do ar em ecossistemas de manguezal, floresta e pasto no leste da Amazônia, no período de agosto/2000 a dezembro/2001. 43 f. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Federal do Pará. Centro de Geociências. Belém.

Lima, S.C., 2008. Utilização de imagens SAR para detecção de exsudações de óleo na porção offshore da Bacia de Camumu-Almada (BA), Brasil. 187 f. Dissertação de Mestrado. UFRJ/COPPE/PEC, Rio de Janeiro, RJ.

Lobão, J. S. B.; França Rocha, W. J. S.; Silva, A. B., 2005. Aplicação dos índices Kappa e Pabak na validação da classificação automática de imsgem de satélite em Feira de Santana – BA. *Anai – XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Goiania, GO: 1207-1214.

Luiz, S.; Oliveira C. G.; Okida, R. 2003. Comparação entre diferentes métodos de correção geométrica em imagem RADARSAT-1 no Flona Tapajós, In: *Anais XI SBSR*, Belo Horizonte, Brasil. INPE: 325-332.

Macomber, S. A.; Woodcock, C.E. 1994. *Mapping and monitoring conifer mortality using remote sensing in the Lake Taho Basin*: 255 – 266.

Medina, G. L. P. 2007. *Identificação de áreas de riscos de transmissão de Leishmaniose Tegumentar através de imagens de satélites e análise espacial.* 114 f. Dissertação de Mestrado. Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro, RJ.

Menezes, M.P.M.D.; Berger, U. & Mehlig, U. 2008. Mangrove vegetation in Amazonia: a review of studies from the coast of Pará and Maranhão States, north Brazil. *Acta Amazonica*, **38**: 403-420.

Mochel, F.R.. & Ponzoni, F. J. 2007. Spectral characterization of mangrove leaves in the Brazilian Amazonian Coast: Turiaçu Bay, Maranhão State. *Anais da Academia Brasileira de Ciências [S.I]*. **79**: 683-692.

Nagelkerken, I.; Blaber, S.J.M.; Bouillon, S.; Green, P.; Haywood, M.; Kirton, L.G.; Meynecke, J.O.; Pawlik, J.; Penrose, H.M.; Sasekumar, A.; & Somerfield, P.J. 2008. The habitat function of mangroves for terrestrial and marine fauna: A review. *Aquatic Botany.* **89**: 155-185.

Nascimento, W. R. N. 2011. Detecção de mudanças na costa de manguezais da amazônia a partir da classificação de imagens multisensores orientada a objetos. 45 f. Universidade Federal do Pará. Instituto de Geociências. Belém.

Proisy, C.; Couteron, P.; Fromard, F. 2007. Predicting and mapping mangrove biomass from canopy grain analysis using Fourier-based textural ordination of IKONOS images. *Remote Sensing of Environment.* **109**: 379-392.

Rosendo, J. S. 2005. Índices de Vegetação e Monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na Bacia do rio Araguari -MG - utilizando dados do sensor Modis. 81 f. Dissertação Mestrado. Universidade Federal de Uberlândia.

Rossetti, D.F. 2001. Late Cenozoic sedimentary evolution in northeastern Pará, Brazil, within the context of sea level changes. *Journal of South American Earth Sciences*. **14**: 77-89.

Rossetti, D.F.; Góes, A.M.; Valeriano, M.M.; Miranda, M.C.C. 2008. Quaternary tectonics in a passive margin: Marajó Island, northern Brazil. *Journal of Quaternary Science*. 23: 121-13.

Rouse, J.W.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. 1973. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In *Earth Resources Tecnology Satellite- 1 Symposium*,3. Proceedings. Washington. 1: 309-317.

Santos, J.R; Mura, J.C; Paradella, W.R.; Dutra, L.V.; Gonçalves, F. G. 2008. Mapping recent deflorestation in the Brazilian Amazon using simulated L-band MAPSAR imagens. *International Journal of Remote Sensing*. **29** (16): 4879- 4884.

Schiewe, J; Tufte, L.; Ehlers, M. 2001. Potencial and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing. *GIS-informationsystem*. **6**: 34-39.

Schiewe, J.; Tufte, L.; Ehlers, M., 2001. *Potencial and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing*. **6**: 34-39.

Shearman, P.L.; Ash, J.; Mackey, B., Bryan, J.E. & Lokes, B. 2009. Forest Conversion and Degradation in Papua New Guinea 1972–2002. *Biotropica*. **41**: 379-390.

Souza Filho, P. W. M. 2005. Costas de manguezais de macromaré da Amazônia: cenários morfológicos, mapeamento e quantificação de áreas usando dados de sensores remotos. *Revista Brasileira de Geofísica*. **23** (4): 427-435.

Spalding, M.; Kainuma, M.; Collins, L. 2010. *World Atlas of Mangroves*. UK: Earthscan, ISME, ITTO, FAO, UNESCO-MAB, UNEP-WCMC and UNU-INWEH. 336 f.

Toutin, T. 1995. Intégration de Données Multi-Source: Comparasion de Méthodes Géométriques et Radiométriques. *International Journal of Remote Sensing*.

Tóvarí, D. 2006. Segmentation Based Classification of Airborne Laser Scanner Data. University of Karlsruhe, Karlsruhe.

Valiela, I.; Bowen, J.L.; & York, J.K. 2001. Mangrove Forests: One of the World's Threatened Major Tropical Environments. *BioScience*. **51**: 807-815.

Vasconcelos, A. O. 2009. Análise Multitemporal da Área de Proteção Ambiental de Guapi-Mirim Utilizando Técnicas da Segmentação e Classificação Orientada a Objeto de Imagens IKONOS II dos anos 2006 e 2008. 139 f. Dissertação de Mestrado. COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro.

Wolf, P. R. 1983. Elements of Photogrammetry. Singapure: McGraw-Hill Book Company.