



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

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**RECONHECIMENTO DE AMBIENTES COSTEIROS A
PARTIR DA ANÁLISE DE IMAGENS DO SAR R99 B,
BANDA L**

Dissertação apresentada por:

LÍLIAN POLIANA SOUSA GUALBERTO

**BELÉM
2007**

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação(CIP)
Biblioteca Geól. Rdº Montenegro G. de Montalvão

Gualberto, Lílian Poliana Sousa

G899r Reconhecimento de ambientes costeiros a partir da análise de
imagens SAR do R99 B, Banda L. / Lílian Poliana Sousa Gualberto.
– 2007

96 f. : il.

Dissertação (Mestrado em Geologia) – Programa de Pós-
Graduação em Geologia e Geoquímica, Instituto de Geociências,
Universidade Federal do Pará, Belém, 2007.

Orientador, Pedro Walfir Martins e Souza Filho.

1. Radar de Abertura Sintética (SAR). 2. Aerotransportado. 3.
Banda L. 4. Zona costeira. 5. Amazônia. I.Universidade Federal do
Pará II. Souza Filho, Pedro Waldir Martins e, Orient. III. Título.

CDD 20º ed.:621.3848



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

**RECONHECIMENTO DE AMBIENTES COSTEIROS A
PARTIR DA ANÁLISE DE IMAGENS DO SAR R99 B,
BANDA L.**

DISSERTAÇÃO APRESENTADA POR

LÍLIAN POLIANA SOUZA GUALBERTO

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

Data de Aprovação: **01/11/2007**

Comitê de Dissertação:

Dr. PEDRO WALFIR M. E SOUZA FILHO (Orientador)

Dr. MAÂMAR EL-ROBRINI

Dr. ALBERTINO DE SOUZA CARVALHO

Belém

Para minha querida mãe.

GRADECIMENTOS

Os meus sinceros agradecimentos são a todas aquelas pessoas que contribuíram, de forma direta ou indireta, para a realização deste trabalho, em especial:

Ao Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica (PPGG) do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará pela oportunidade de desenvolver este trabalho;

A CAPES auxílio à pesquisa através da concessão da bolsa de mestrado;

Ao CENSIPAM pela concessão das imagens;

Ao Laboratório de Análises de Imagens do Trópico Úmido - LAIT pelo suporte ao processamento das imagens;

Ao Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho pela oportunidade de desenvolvimento profissional, orientação desta Dissertação e principalmente pela amizade;

A Dra. Solange dos Santos Costa, coordenadora da divisão de processamento de imagens do CENSIPAM CTO-Manaus, pelo apoio, pelas informações referentes às imagens brutas e principalmente pelo bom humor e amizade;

Ao Msc. Fabrício Gonçalves pela ajuda no processamento das imagens SAR R99 B, bem como na utilização do programa PCI Geomatica e sobretudo pela amizade;

Ao Prof. Dr. João Batista pelo apoio e por disponibilizar os dados meteorológicos;

Aos Drs. Mário Ivan Cardoso e Odete de Fátima pela avaliação deste trabalho, sugestões e palavras de incentivo;

A minha mãe Dalvany, por tudo, pelo incentivo e o apoio incondicional;

Aos amigos do Laboratório de Análise de Imagens do Trópico Úmido (LAIT), Francisco Ribeiro (Tatu), Glenda Carvalho, Karlinha, Paula Lima, Paulo, Gabriela, Carlos Eduardo, Fernando, Elainy Martins, Edson pelo apoio, incentivo e por todos os bons momentos vividos;

Aos amigos do CENSIPAM CTO-Belém, em especial a Edna Sales, Marcos Fukner, Juliana Silva, Jamer Costa, Danielle, Carlos Gamba (Chicão) pelo incentivo e bom humor;

Aos amigos Maria Lourdes (Lurdinha), Francileide Rocha (Leide) e André Saraiva pela amizade, apoio, incentivo e companheirismo nos momentos adversos;

Aos grandes amigos Elem, Carol, Cleyton e Gisele pela amizade de longa data e apoio;

E por fim, gostaria de agradecer a Deus, uma vez que tem me guardado e me abençoado de uma forma muito especial, sendo sua bondade comigo a fonte de todas as minhas vitórias.

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	11
1.1	OBJETIVOS	12
1.2	JUSTIFICATIVA DA INVESTIGAÇÃO	12
2.	ÁREA DE ESTUDO	13
2.1	LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	13
2.2	GEOLOGIA	14
2.3	GEOMORFOLOGIA E AS VARIAÇÕES DO NÍVEL DO MAR	14
2.3.1	Planície Costeira Bragantina	15
2.4	VEGETAÇÃO	15
2.5	CLIMA	17
3.	SENSORIAMENTO REMOTO COM RADAR	18
3.1	RADAR DE ABERTURA SINTÉTICA - SAR	18
3.2	CARACTERÍSTICAS DAS IMAGENS DE RADAR	20
3.3	TEXTURA	24
3.3.1	Medidas Texturais de Primeira Ordem	27
3.3.2	Medidas Texturais de Segunda Ordem	28
3.3.3	Aplicações de medidas Texturais de primeira e segunda ordem em Imagens SAR	30
4.	MATERIAIS E MÉTODOS	32
4.1	RADAR DE ABERTURA SINTÉTICA R99 B	32
4.2	AQUISIÇÃO DAS IMAGENS SAR R99 B	34
4.3	PRÉ-PROCESSAMENTO	35
4.3.1	Correção Radiométrica	35
4.3.2	Correção Geométrica	36
4.3.3	Pré-Processamento de Imagens SAR R99 B	38
4.4	PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS	38
4.4.1	Classificação de Imagens	38
4.4.3	Acurácia da Classificação	41
4.4.2	Análise e Interpretação Visual	42

4.5	PROCESSAMENTO DIGITAL DAS IMAGENS SAR R99 B	43
4.5.1	Análise Textural das Imagens SAR R99 B	43
4.5.2	Composição colorida de Imagens SAR R99 B	44
4.5.3	Composição Colorida a partir de Imagens Texturais do SAR R99 B, Banda L, polarizações VV e HH	44
4.5.4	Classificação das Imagens SAR R99 B	46
5.	RESULTADOS E DISCUSSÕES	47
5.1.	ANÁLISE DAS IMAGENS SAR R99 B (BANDA L, POLARIZAÇÃO VV E HH)	47
5.1.1.	Características das Imagens SAR R99 B	47
5.1.2.	Distorção Radiométrica	49
5.2.	AVALIAÇÃO DA CAPACIDADE DISCRIMINATÓRIA DA BANDA L, NAS POLARIZAÇÕES VV E HH, EM AMBIENTES COSTEIROS	50
5.3.	RECONHECIMENTO DE AMBIENTES COSTEIROS ATRAVÉS DA ANÁLISE TEXTURAL DE IMAGENS SAR R99 B (BANDA L, POLARIZAÇÕES HH E VV)	61
5.3.1.	Análise Textural de Imagens SAR R99 B, na Banda L (Polarização VV)	61
5.4.	CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE IMAGENS DE COMPOSIÇÃO COLORIDA SAR R99 B, BANDA L, POLARIZAÇÕES VV E HH	69
5.4.1	Classificação não-supervisionada	69
5.4.2	Classificação Supervisionada	78
5.4.3	Classificação Híbrida	79
5.4.4	Avaliação da Classificação das imagens de composição colorida SAR R99 B	82
5.5	AVALIAÇÃO DOS PARÂMETROS DO RADAR E ALVO NAS IMAGENS SAR R99 B83	
6.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	86
	REFERÊNCIAS	88

RESUMO

Em resposta as condições climáticas e por suas características de imageamento, o Radar de Abertura Sintética – SAR é uma das opções para o mapeamento e monitoramento de zonas costeiras tropicais. O SAR R99 B, por suas características operacionais (elevada resolução espacial, ângulo de incidência, polarização, comprimento de onda) apresenta um grande potencial para o reconhecimento de ambientes tropicais úmidos, como a planície costeira Bragantina.

A análise e interpretação das imagens SAR R99 B foram baseadas nos elementos básicos de extração de informações de objetos, área ou fenômenos.

A seguir a avaliação da capacidade discriminatória da banda L nos ambientes costeiros: 1) Os pântanos salinos apresentam amplitudes tonais de médios a escuros devido à reflexão especular e difusa, os fatores que influenciam a intensidade do retorno das ondas eletromagnéticas são o micro-relevo, presença de água e a vegetação. Assim, a resposta da interação da banda L, na polarização HH, com os pântanos é caracterizada por tons escuros e os limites dos campos com o manguezal são melhor definidos, do que com a polarização VV; 2) Somente na polarização VV foi identificada à praia de macromaré de Ajuruteua, que esta representada por uma superfície enegrecida, que corresponde à resposta da interação da banda L com a zona de intermaré; 3) As dunas costeiras têm a mesma orientação de *ranger* do SAR R99 B durante a aquisição das imagens (E-W), ou seja, forma um ângulo de reto com a direção de iluminação (N-S). Assim, as dunas são muito bem discriminadas na banda L, em ambas as polarizações; 4) A planície costeira foi melhor individualizada na polarização VV, em relação à polarização HH; 5) Em ambas as polarizações, a discriminação dos antigos cordões de praia é favorecida pelo efeito dupla reflexão, que proporciona um maior brilho destes corpos em relação ao manguezal, ao seu entorno; 6) A distinção do manguezal de intermaré deve-se ao espalhamento volumétrico e ao efeito dupla reflexão. Esta condição particular de respostas da interação das microondas com o dossel do mangue é responsável por uma textura muito rugosa e brilhante desta unidade geobotânica. Este comportamento é observado em ambas as polarizações; 7) O manguezal de supramaré apresenta um comportamento semelhante que o manguezal de intermaré, porém as árvores desse dossel são menores e espaçadas, reduzindo o efeito dupla reflexão. Conseqüentemente, há uma atenuação da rugosidade; 8) No mangue degradado, o solo argiloso expôs, e a resposta do sinal dessa superfície lisa é caracterizada na imagem pelos tons de cinza

muito escuros nas polarizações HH e VV; 9) O restabelecimento do fluxo das marés, em algumas áreas do manguezal degradado tem gerado novas condições ambientais, que estão revitalizando esse manguezal. Assim, a resposta à interação com as microondas é distinta, se comparado aos demais, com aspecto rugoso com tons de cinza intermediários aos dos manguezais de intermaré e supramaré.

Em termos de dispersão dos níveis de cinza, a imagem na polarização VV apresenta uma variabilidade de 25% maior que na HH. Desde modo, atribuindo uma maior capacidade de identificação de alvos na polarização VV. Os principais parâmetros do sensor que influenciam a capacidade de discriminação dos ambientes costeiros foram a polarização e ângulo de incidência. Assim, foi identificado um maior número de alvos com a polarização VV. Contudo, na polarização HH os limites dos ambientes foram melhor definidos. Estes resultados demonstraram que as polarizações são complementares na resposta dos alvos na planície costeira.

Palavras Chave: SAR, aerotransportado, banda L, zona costeira, Amazônia.

ABSTRACT

In response to climatic conditions and imaging characteristics, Synthetic Aperture Radar (SAR) become an option to mapping and monitor tropical coastal zones. SAR R99 B, for their operational characteristics (high space resolution, incidence angle, polarization, wavelength) it presents a great potential for the recognition of tropical zone, as the coastal plain of Bragança.

The analysis and interpretation of the images SAR R99 B were based on the basic elements of extraction of information of objects, area, or phenomena.

To follow the evaluation of band L discriminatory capacity in the coastal atmospheres: 1) the salt marsh present tonal widths of medium to darkness due to the reflection to speculate and diffuse, the factors that influence the intensity of the return of the electromagnetic waves are the personal micro-relief, presence of water and the vegetation. Like this, the response of the interaction of the band L, in the polarization HH, with the marsh is characterized by dark tones and the limits of the fields with the marsh are defined better, that with the polarization VV; 2) only in the polarization VV was identified to the beach of Ajuruteua, that this acted by a blackened surface, that it corresponds to the response of the interaction of the band L with the intertidal zone; 3) the coastal dunes have the same orientation of screeching of SAR R99 B during the acquisition of the images (E-W), in other words, it forms a rectum angle with the illumination direction (N-S). Like this, the dunes are very well discriminated in the band L, in both polarizations; 4) the coastal plain was individualized better in the polarization VV, in relation to the polarization HH; 5) in both polarizations, the discrimination of the old beach ridges is favored by the double-bounce effect, that provides a larger shine of these bodies in relation to the growth of mangroves; 6) the distinction of the intertidal mangrove is due to the volumetric scattering and double-bounce mechanism. This condition peculiar of answers of the interaction of the microwaves with the dossal of the marsh is responsible for a very wrinkled texture and diamond of this unit geobotanical. This behavior is observed in both polarizations; 7) the supratidal mangrove presents a similar behavior that the intertidal mangrove, however the trees of that dossal are smaller and spaced, reducing the effect couple reflection. Consequently, there is a reduction of the rugosity; 8) in the deflorested swamp, the clay soil exposed, and the answer of the sign of that flat surface is characterized in the image by the very dark ash tones in the polarizations HH and VV; 9) the re-establishment of the flow of the tides, in some areas of the deflorested mangrove has been

generating new environmental conditions, that they are revitalizing that mangrove. Like this, the answer to the interaction with the microwaves is different, if compared to the others, with wrinkled aspect with intermediate ash tones to the of the intertidal mangrove and supratidal.

In terms of dispersion of the ash levels, the image in the polarization VV presents a variability of 25% larger than in HH. From way, attributing a larger capacity of identification of objectives in the polarization VV. The main parameters of the sensor that you/they influence the capacity of discrimination of the coastal atmospheres were the polarization and incidence angle. Like this, it was identified a larger number of objectives with the polarization VV. However, in the polarization HH the limits of the atmospheres were defined better. These results demonstrated that the polarizations are complementary in the answer of the objectives in the coastal plane.

Key words: SAR, air-borne, L-band, coastal zone, Amazon.

1. INTRODUÇÃO

A costa amazônica apresenta grande riqueza ecológica e baixo grau de impactos ambientais associados a uma grande diversidade de ecossistemas. Entre esses ecossistemas destacam-se os manguezais. A costa de manguezais de macromaré da Amazônia apresenta uma área de 7.591 Km², e distribuem-se por mais de 480 km de contorno da costa. Esta área representa a maior faixa de manguezais contínuos do planeta e corresponde a 57% dos manguezais do Brasil (SOUZA FILHO, 2005). A área de estudo deste trabalho, a planície costeira Bragantina/PA, está inserida nesse litoral.

Nos trópicos úmidos, a utilização de imagens óticas é limitada devido às condições adversas do clima. A necessidade de minimizar os fatores limitantes na distinção dos alvos, frente às imagens óticas, tem incentivado a pesquisa para melhorar os resultados a serem gerados a partir da interpretação de imagens dos radares de abertura sintética (SAR). O radar aerotransportado SAR R99 B, por suas características operacionais (elevada resolução espacial, ângulo de incidência, polarização, comprimento de onda, etc.) apresenta um grande potencial para o mapeamento de ambientes costeiros dominados por macromaré.

A textura é definida através de um conjunto de medidas estatísticas que descrevem as variações espaciais ou a frequência dos níveis de cinza em uma determinada área (SIMONETT; DAVIS, 1983). As propriedades texturais e tonais mantêm uma relação intrínseca, na qual uma pode predominar sobre a outra, isto é, quando uma pequena área da imagem possui pouca variação de níveis de cinza, a propriedade dominante é a tonalidade, caso contrário, é a textura (HARALICK, 1973). Tais medidas são calculadas utilizando-se matrizes de co-ocorrência.

A análise textural de imagens SAR é utilizada para discriminação de diversos tipos de cultura em regiões agrícolas e diferentes tipos de florestas. Isto pode ser constatado em trabalhos de Ulaby et al. (1986), Rennó (1995), Soares et al. (1997). Assim como, para caracterização de ambientes aquáticos (NOVO et al., 1998); estudo da interface gelo-mar (CLAUSI, 2001); classificação de imagens (NASCIMENTO et al., 2003); distinção do ambiente de várzea (SILVA; KUX, 1996) e no reconhecimento de ambientes costeiros (GUALBERTO; SOUZA FILHO, 2007).

Neste contexto, é interessante avaliar o potencial do uso de medidas de textura para discriminação de ambientes costeiros, através de imagens SAR R99 B, na banda L, polarização

HH e VV. Como o relevo do litoral paraense apresenta pequenas variações de altitude (maiores cotas em torno de 65 m), espera-se que os atributos texturais das imagens SAR, sejam controlados pela rugosidade superficial, permitindo assim a discriminação das diferentes unidades geobotânicas.

1.1 OBJETIVOS

Avaliar o potencial das imagens do radar aerotransportado, SAR R99 B, na discriminação de unidades geobotânicas na planície costeira Bragantina.

Os objetivos específicos da investigação são:

- a) avaliar a capacidade discriminatória das imagens SAR R99 B na banda L, nas polarizações HH e VV;
- b) avaliar o uso de atributos texturais de imagens SAR, obtidos via critérios estatísticos baseados na matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza das imagens;
- c) avaliar a influência dos parâmetros do sensor e do alvo nos resultados das classificações texturais.

1.2 JUSTIFICATIVA DA INVESTIGAÇÃO

O radar de abertura sintética SAR R99 B, que compõem o Sistema de Proteção da Amazônia – SIPAM, foi construído para mapear e monitorar a Amazônia brasileira, tendo como meta gerar informações sobre seus diversos ecossistemas. Assim, faz-se necessário a avaliação destas imagens e de suas aplicabilidades no reconhecimento de diferentes ambientes dos trópicos úmidos. A investigação se torna mais interessante pelos motivos, a saber:

- a) A existência do acervo de imagens SAR R99 B, na Banda L, do litoral paraense, ainda não avaliado em sua totalidade;
- b) O grande potencial de uso de dados SAR R99 B na discriminação dos diversos ambientes do litoral amazônico;
- c) Dar suporte a tomada decisão em relação às condições ambientais e parâmetros do sensor.

2. ÁREA DE ESTUDO

2.1 LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo está localizada na planície costeira de Bragançana (PA) entre os estuários de Caeté e Quatipuru, no município de Bragança, na folha AS.23-V-A-V, entre os meridianos $45^{\circ}55'11''\text{W}$ e $46^{\circ}31'16''\text{W}$, e os paralelos $00^{\circ}43'18''\text{S}$ e $01^{\circ}04'17''\text{S}$, distante aproximadamente 200 km de Belém, região Norte do Brasil (Figura 2.1).

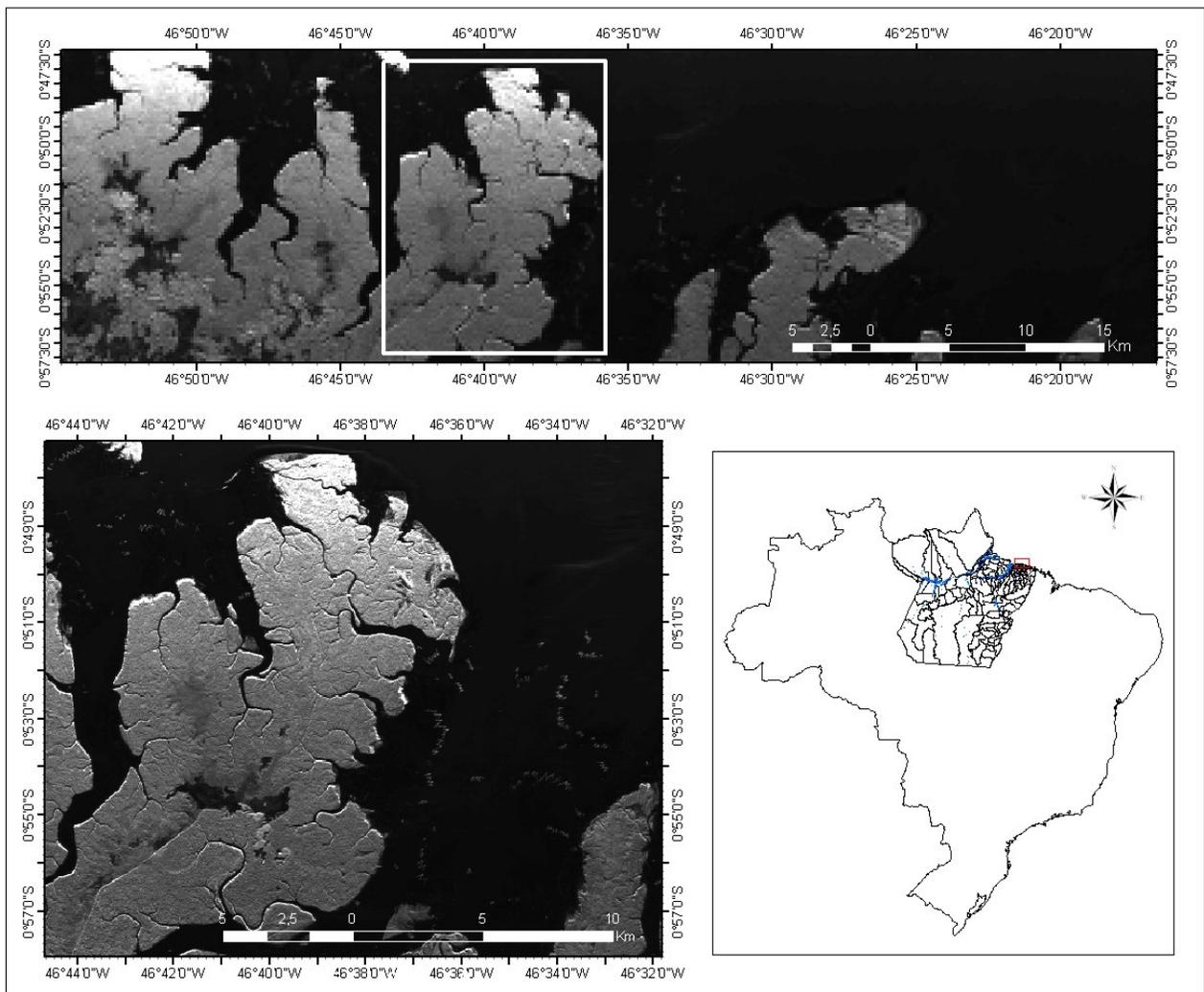


Figura 2.1: Mapa de localização da área de estudo.

2.2 GEOLOGIA

A Planície Costeira Bragantina está localizada na bacia costeira de Bragança - Viseu (Cretáceo) e sua geometria e paleotopografia estão associadas às movimentações tectônicas, que tem controlado as espessuras dos depósitos terciários e quaternários (SOUZA FILHO, 2000).

O embasamento da planície costeira é formado por sedimentos da Formação Barreiras que constitui o Planalto Costeiro, e apresenta uma superfície plana arrasada, suavemente ondulada e fortemente dissecada, com cotas entre 50 e 60m, que diminuem progressivamente em direção à planície costeira, a norte. O contato é marcado por uma mudança litológica (sedimentos areno-argilosos avermelhados da Formação Barreiras e lamosos da planície costeira), vegetacional (floresta secundária e mangue) e morfológica brusca (falésias mortas de até 1m de altura) (SOUZA FILHO; EL-ROBRINI, 1996; 1997).

2.3 GEOMORFOLOGIA E AS VARIAÇÕES DO NÍVEL DO MAR

A formação do quadro ambiental atual do litoral nordeste paraense vincula-se ao final do Pleistoceno (BORGES et al. 1995, 1997). Nesse período, houve quiescência dos movimentos tectônicos e o desenvolvimento do perfil laterítico imaturo na região, principalmente sobre os sedimentos da Formação Barreiras (HORBE; COSTA, 1999). Adicionalmente, houve forte influência das glaciações no final do Pleistoceno, quando a linha de costa encontrava-se próximo da quebra da plataforma e um sistema de vales fluviais recortava o planalto costeiro e a plataforma continental, que se encontrava exposta e sujeita a processo de erosão subaérea. Os principais rios da região, como o Amazonas e o Tocantins formavam extensos vales na plataforma continental, depositando diretamente no talude, erodindo os sedimentos depositados no Terciário Superior (SOARES JÚNIOR, 2002).

A subida continua do nível do mar durante o Holoceno, provocou o afogamento de parte da planície costeira e a modelagem de falésias em depósitos da Formação Barreiras, que sustenta o planalto costeiro. Esse evento afogou a rede de drenagem, que foi progressivamente colmatada, evoluindo para uma sucessão de preenchimentos de paleoestuários, além de esculpir as falésias de um metro de altura, fossilizadas no contato do planalto com planície costeira, representativas da linha de costa do período. A partir deste afogamento de drenagens, ocorreu a individualização da Ilha do Marajó, com a formação do rio Pará e definição dos seus limites a sul e sudeste. Este

representou a última modificação importante na paisagem da região, nesta escala de magnitude (SOARES JUNIOR, 2002).

2.3.1 Planície Costeira Bragantina

Toda a zona costeira do norte do Brasil é dominada por macromarés com feições geomorfológicas características, e extensos depósitos de planície de maré (manguezais), com estuários, baixios, pântanos salinos, chêniers, dunas, praias e leques de lavagens associados (SANTOS, 1996, SILVA, 1996; SOUZA FILHO, EL- ROBRINI, 1996, 1998). Estas planícies costeiras dominadas por maré são desenvolvidas sob condições de subida (costas retrogradacionais), de estabilidade ou mesmo de queda do nível relativo do mar (costas progradantes), em resposta às diferentes combinações de história das variações de nível relativo do mar, largura e gradiente da plataforma continental, incidência de ondas, nível de energia, amplitude de maré e suprimento sedimentar (SOUZA FILHO, 2000).

A Planície Costeira Bragantina está inserida em uma costa embaiada transgressiva dominada por macromaré que, Franzinelli (1992) subdividiu em dois setores: (1) a oeste da Baía de Pirabas, onde as baías delimitam as falésias ativas do Planalto Costeiro e; (2) a leste, o Planalto Costeiro que recua rumo ao sul, constituindo falésias mortas e as baías recortam a planície costeira.

A compartimentação geomorfológica apresenta três domínios (SOUZA FILHO, 1995): (1) Planície Aluvial, com canal fluvial, diques marginais e planície de inundação; (2) Planície Estuarina, com um canal estuarino subdividido em funil estuarino, segmento reto, segmento meandrante e canal de curso superior, canal de maré, e planície de inundação; e (3) Planície Costeira, com os ambientes de pântanos salinos (interno e externo), planície de maré (manguezais de supramaré e intermaré e planície arenosa com baixios de maré), antigos cordões de praia, dunas costeiras e praias (Figura 2.2).

2.4 VEGETAÇÃO

A vegetação da Planície Costeira Bragantina é caracterizada pela ocorrência de mangues que ocupam 95% de toda a área costeira. Os gêneros dominantes são *Rhizophora*., *Avicenia* e *Lagunculária*. Associada a esta vegetação, ocorre *Spartina sp.* e *Conocarpus L.* A vegetação de campo nos pântanos salinos é predominantemente *Aleucharias sp.* (juncos), enquanto que nos

antigos cordões de praia e campos de dunas observa-se vegetação arbustiva (SOUZA FILHO, EL-ROBRINI, 1996).

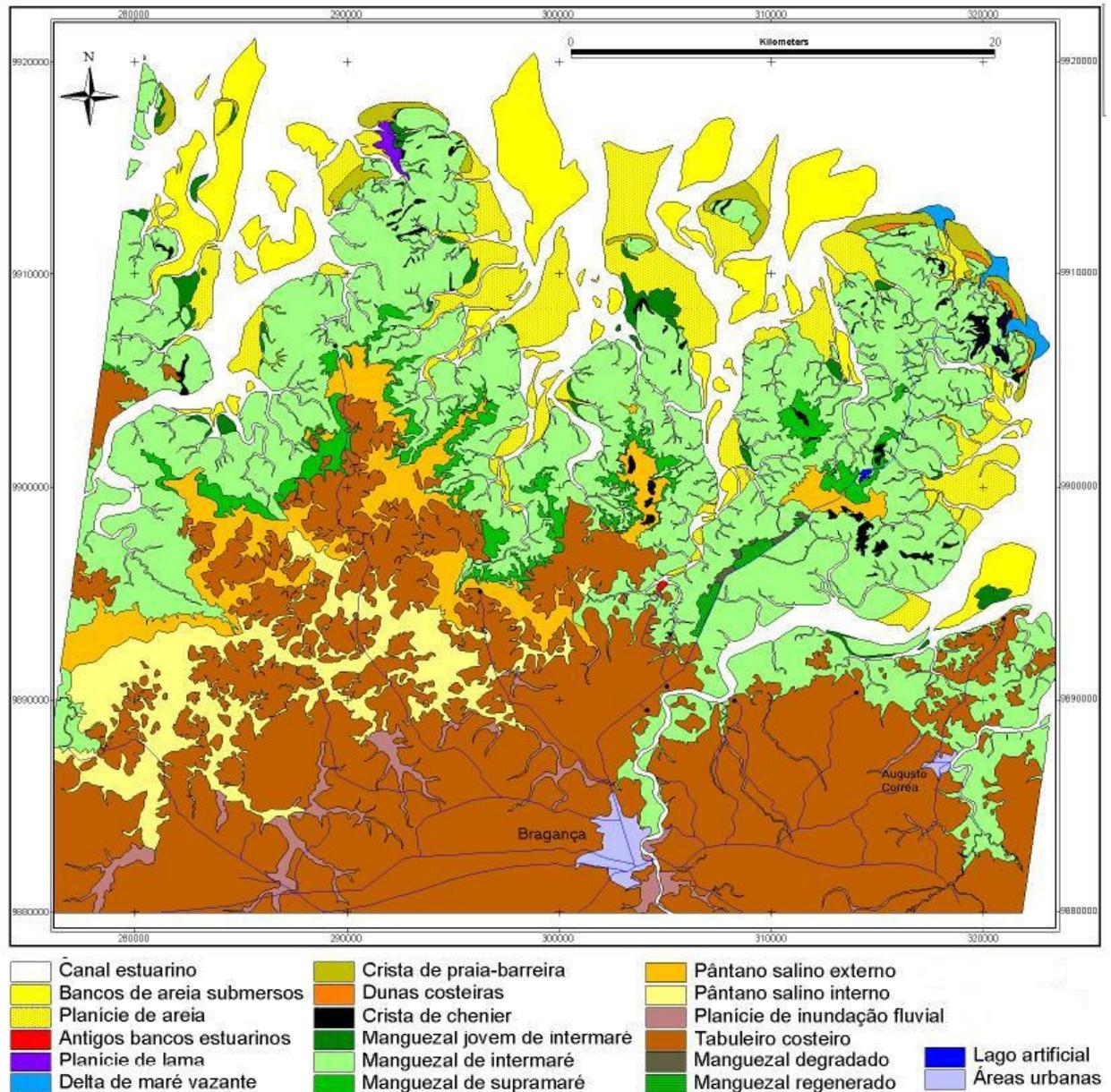


Figura 2.2: Mapa dos ambientes sedimentares da Planície Costeira Bragantina (SOUZA FILHO; PARADELLA, 2005).

2.5 CLIMA

O clima da área é equatorial quente e úmido (Amw, de acordo com a classificação de Köppen), tem como característica uma sazonalidade pronunciada (Figura 2.3), com a estação chuvosa que dura de dezembro a maio (NORDHAUS, 2003).

A temperatura de ar mostrou uma pequena variabilidade, de 25.0°C a 28.1°C de março a dezembro/2001 (Figura 2.3). Com temperatura de ar de máximo de 30.3°C em maio/2001, e mínimo de 21.5°C em janeiro/2001 (NORDHAUS, 2003).

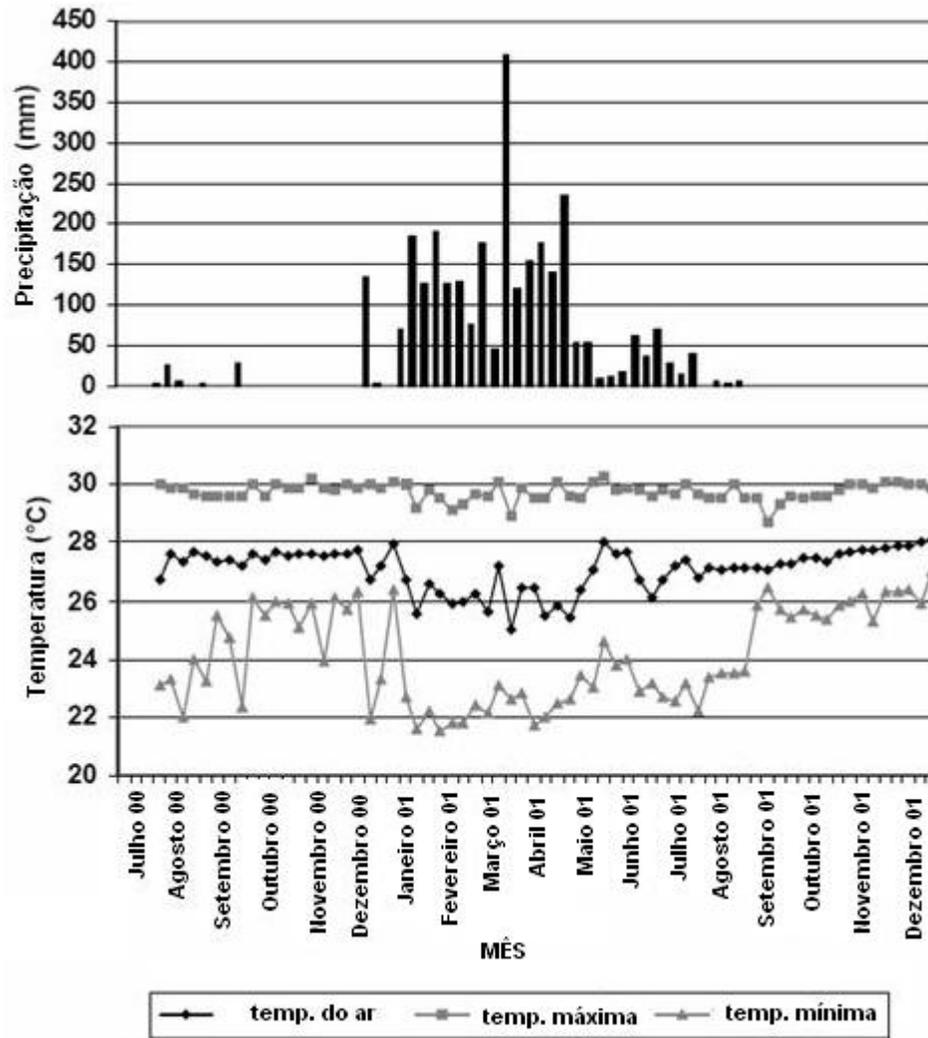


Figure 2.3: Temperatura e precipitação medidas por uma estação meteorológica automática no Furo Grande, no período de 7/2000 a 12/2001 (NORDHAUS, 2003).

3. SENSORIAMENTO REMOTO COM RADAR

O sensoriamento remoto com radar utiliza um sistema ativo, que emprega ondas eletromagnéticas na faixa de microondas, embarcado em aeronaves (aertransportado) ou plataformas orbitais. Devido às características de penetração na atmosfera do sinal nessa faixa do espectro eletromagnético, o imageamento pode ser realizado na presença de nuvens, neblina e chuva.

3.1 RADAR DE ABERTURA SINTÉTICA - SAR

Os sistemas de radar podem ser agrupados em imageadores e não imageadores. Os imageadores compreendem os radares de visada lateral de abertura real (RAR/SLAR) e os radares de visada lateral de abertura sintética (SAR), e entre os não imageadores destacam-se os escaterômetros, os espectrômetros e os altímetros (MOREIRA, 2001).

Um típico sistema radar imageador é composto basicamente por um coletor, um transmissor, um detector e uma antena. Seu princípio de funcionamento consiste na emissão de um pulso de microondas e no registro do sinal de retorno pela antena. O transmissor produz pulsos de microondas, que são regulados por um sincronizador e padronizados a uma potência conhecida por um modulador. A chave de transmissão / recepção previne a interferência entre os pulsos transmitidos e recebidos, bloqueando o circuito de recepção durante a transmissão e o circuito de transmissão durante a recepção dos dados. A antena focaliza o pulso de energia na forma desejada para a transmissão e também para a coleta do sinal que retorna do terreno. Um receptor amplifica as fracas ondas de energia coletadas pela antena, preservando o tempo de retorno e as variações de intensidade e fase do pulso recebido. Os pulsos são convertidos para uma forma adequada para amplificação e processamento pelo *mixer* e pelo oscilador local, sendo em seguida enviados para o receptor. O receptor amplifica o sinal, passando-o para o detector, que produz um sinal eletrônico adequado para gravação e armazenamento (CURRAN, 1985).

A resolução do sistema SAR é dependente do comprimento da antena. Contudo, existe a vantagem da técnica de abertura sintética. Esta técnica consiste no processamento de sinais que simula uma antena de comprimento maior que o real pela compensação coerente de cada sinal de retorno. Quando o radar se aproxima de um ponto na superfície, os sinais de retorno são alterados

pelo efeito Doppler (construtivamente na aproximação e destrutivamente no distanciamento alvo-antena), o que possibilita o imageamento do ponto durante todo o tempo em que este se encontra sob a iluminação do radar (SOARES, 1998), pode-se observa na Figura (3.1) a geometria de aquisição do SAR e os parâmetros envolvidos.

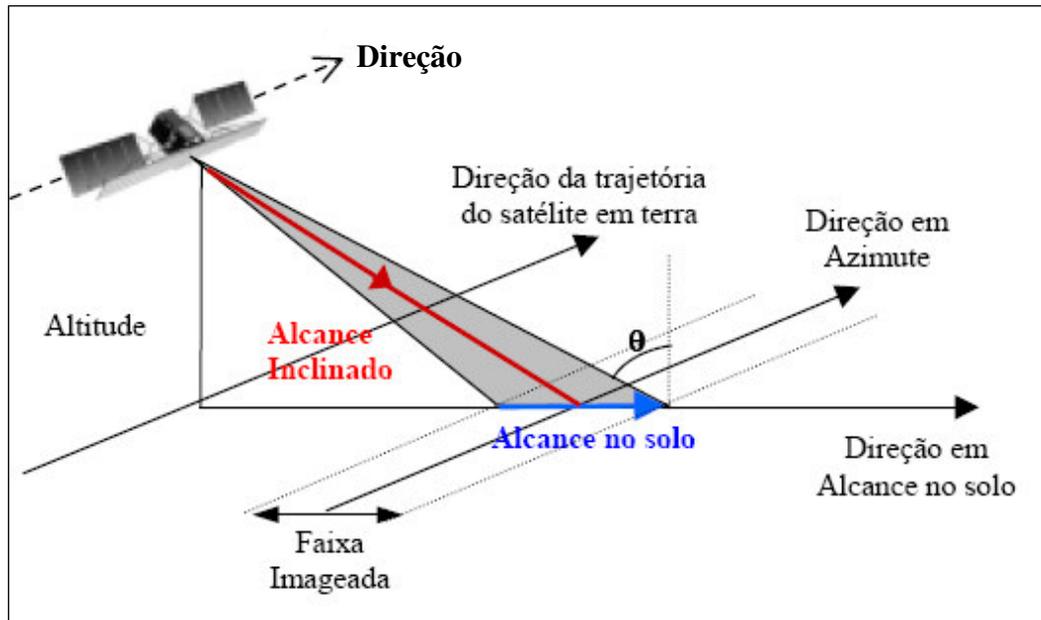


Figura 3.1 – Geometria de aquisição do SAR (SOARES, 1998).

As principais faixas de frequências onde atuam os sistemas SAR contemporâneos e a indicação de algumas das plataformas orbitais nas quais encontram-se instalados estes sensores encontram-se na Tabela 3.1 (JENSEN, 2000).

Tabela 3.1 – Sistemas orbitais SAR, incluindo comprimentos de onda e respectivas frequências.

Banda	Comprimento de Onda (cm)	Sistemas Orbitais (freq. em GHz)
X	2.4 – 3.8	X-SAR (9.6)
C	3.8 – 7.5	ERS-1/2, ENVISAT (5.3), RADARSAT-1(5.3), SIR-C (5.3)
S	7.5 - 15	Magellan (2.385)
L	15 - 30	SEASAT, SIR-A/B/C, JERS-1 (1.275)

3.2 CARACTERÍSTICAS DAS IMAGENS DE RADAR

A cada célula de resolução na cena imageada pode ser representada por um pixel e com isso pode-se montar uma matriz de linhas e colunas, sendo que o valor de cada pixel receberá uma tonalidade de cinza correspondente ao valor da potência refletida pela célula de resolução na cena. O conjunto desses pixels é a representação digital da cena imageada (ANGELIS, 2003).

O sistema de transmissão, recepção e formação da imagem SAR é um sistema coerente que gera uma imagem da cena na forma complexa. Normalmente essa imagem complexa é representada pela sua componente real e imaginária, denominadas de I (*in phase*) e Q (*quadrature*), respectivamente (PALME et al., 1996, 1997).

Em duas células de resolução vizinhas pode haver elementos difusores de energia eletromagnética diferentes, isso faz com que a energia eletromagnética incidente no alvo que compõem essas células sofra espalhamentos diferentes fazendo com que a potência do sinal recebido seja diferente entre uma célula e outra. Esse efeito faz aparecer variações repentinas na intensidade da imagem e é conhecido como *speckle* (PALME et al., 1996, 1997).

Quando uma imagem é obtida através de um *look*, a diferença entre um pixel e outro pode ser muito grande evidenciando o *speckle* na imagem comprometendo assim sua interpretação (PALME et al., 1996).

O *speckle* pode ser reduzido através do processamento *multilook* que consiste em dividir a abertura sintética em visadas (*looks*), ou seja, a imagem é dividida em N sub-visadas e cada sub-visada gera uma sub-imagem. Então as sub-imagens são incoerentemente somadas de forma que o contraste de imagem será reduzido por um fator N (LI; BRYAN, 1983; MACFARLANE; THOMAS, 1984). A imagem final é representada pela média das imagens de cada *look*, que são obtidas separadamente e consideradas estatisticamente independentes entre si; em geral, três ou quatro *looks* são usados na produção de uma imagem *multilook*. Esse processamento provoca certa perda de resolução azimutal, compensada por uma melhor qualidade visual da imagem (FITCH, 1988).

A Figura 3.2 ilustra um exemplo da divisão da abertura sintética em 3 *looks*. A imagem final é composta pela média das imagens de cada visada, geradas separadamente. Supõe-se que as imagens de cada visada sejam estatisticamente independentes entre si (FITCH, 1988).

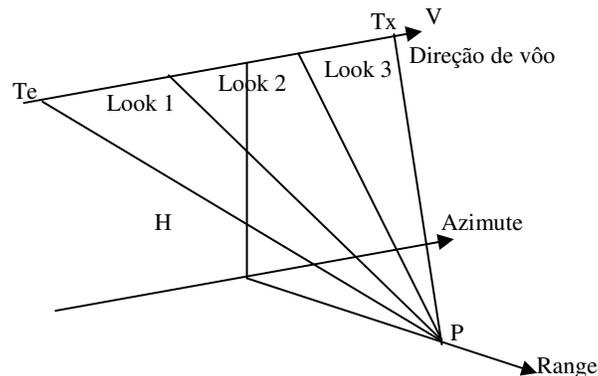


FIGURA 3.2 – Esquema mostrando três visadas sobre um mesmo alvo (FITCH, 1988).

Outra técnica utilizada para reduzir o ruído é filtrar a imagem com filtros no domínio do espaço. A ênfase está em reduzir o ruído com degradação mínima da qualidade da imagem, retendo a nitidez das bordas, destacando alvos e as características lineares (LI; BRYAN, 1983; MACFARLANE; THOMAS, 1984).

Diversos filtros espaciais redutores de *speckle* têm sido propostos a fim de aumentar a relação sinal/ruído destas imagens, bem como preservar os detalhes finos existentes nas mesmas. Estes filtros podem ser divididos em pontuais e convolucionais, podendo ser adaptativos ou não. No grupo dos filtros pontuais encontram-se os filtros de ordem, filtros desenvolvidos por Lee (1981), Kuan et al., (1987), Nathan e Curlander (1987). No grupo dos filtros convolucionais encontram-se o filtro da média e o desenvolvido por Frost et al. (1982). Várias linhas de pesquisas têm conduzido a outros tipos de filtros, tais como, o homomórfico (ARSENAULT; LEVESQUES, 1984), o geométrico (CRIMMINS, 1985), os sob o critério de maximum a posteriori – MAP (KUAN et al., 1987; LOPES et al., 1990), o filtro de pesos ponderados (MARTIN; TURNER, 1993) e os robustos (FRERY; SANTA'ANNA, 1993).

A aquisição de imagens de radar é feita lateralmente (*side look viewing*). Esta característica ocasiona distorções geométricas nos dados. Sendo um equipamento fundamentalmente de medição de distância, o radar grava o sinal de retorno de acordo com o afastamento entre o objeto imageado e a plataforma imageadora, formando uma imagem chamada *slant range* (Figura 3.3). O resultado mostra que os alvos posicionados no *near range* aparecem comprimidos em relação ao *far range* (AVERY; BERLIN, 1992; LILLESAND, KIEFER, 1994).

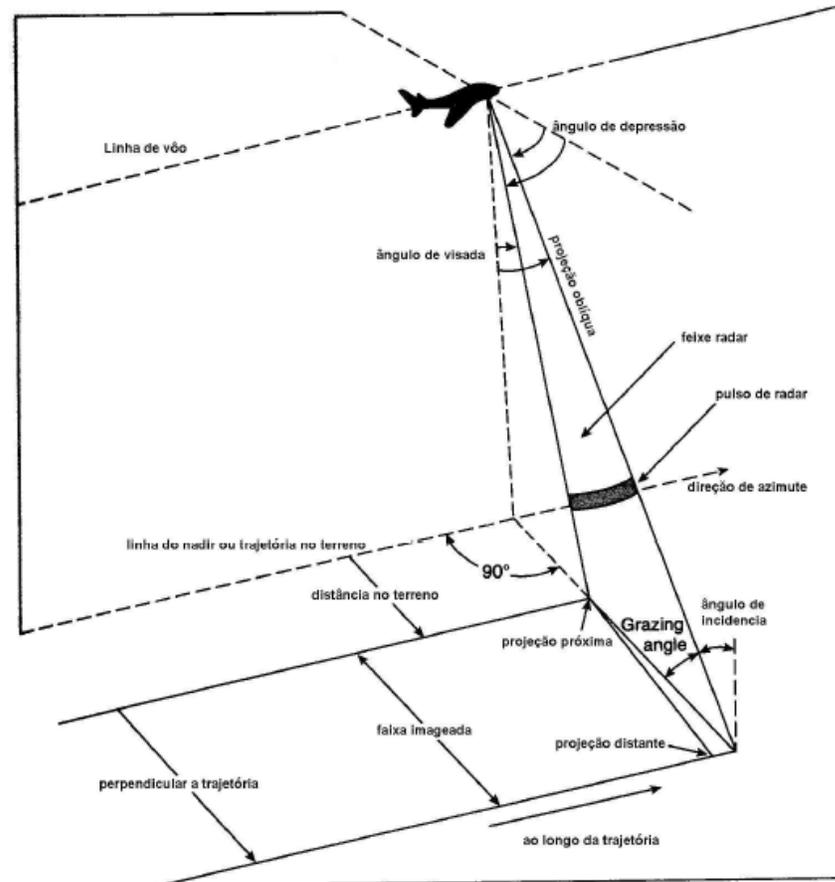


Figura 3.3 – Diagrama ilustrando a aquisição da imagem SAR aerotransportado (AVERY; BERLIN, 1992).

Todos os sistemas modernos de radar projetam automaticamente as imagens para o formato *ground range*, que expressa a distância horizontal verdadeira ao longo da superfície imageada (JENSEN, 2000).

Nos sistemas de radar, resolução espacial é definida pela dimensão da célula de resolução no terreno, que é calculada em duas direções diferentes: paralela (*azimuth*) e perpendicular (*range*) à linha de voo.

A resolução refere-se à distância de separação entre dois alvos necessária para que eles sejam exibidos como feições individuais, utilizando um determinado sistema sensor. Esta é uma característica fundamental na escolha do tipo do sensor, uma vez que define as dimensões das feições detectáveis na imagem (AVERY; BERLIN, 1992).

A energia eletromagnética na faixa de microondas que atinge o terreno é despolarizada pelo alvo. A parte que retorna para a antena é gravada na polarização especificada para o sistema

radar. A polarização transmitida pode ser horizontal (com o campo elétrico paralelo ao eixo da antena) ou vertical (com o campo elétrico perpendicular ao eixo da antena), e o recebimento idem, não necessariamente na mesma polarização do pulso de energia transmitido. Assim, existem basicamente quatro formas de polarização: HH (transmissão e recepção horizontal) ou VV (transmissão e recepção vertical), conhecidas como polarizações paralelas, HV (transmissão horizontal e recepção vertical) ou VH (transmissão vertical e recepção horizontal), conhecidas como polarização cruzada. Os sistemas de radar podem ter uma, duas ou todas as quatro combinações de polarização transmitida / recebida (JENSEN, 2000).

Os sensores mais modernos oferecem a possibilidade de utilizar todas as quatro polarizações no modo de operação *quadpol* ou polarimétrico. Com a utilização de radares imageadores polarimétricos é possível medir a amplitude e a fase relativa de todas as configurações (componentes) das antenas de transmissão e recepção (HH, VV, VH e HV), para todos os elementos de resolução de uma cena (ULABY et al., 1990). A primeira e segunda letra de cada componente indica, respectivamente, a polarização da onda transmitida e recebida pelo radar. Por exemplo, a componente HV significa que o radar transmitiu uma onda polarizada na Horizontal e recebeu a onda polarizada na Vertical, analogamente para as demais componentes (NEPOMUCENO, 2004).

O mecanismo de espalhamento da energia eletromagnética proveniente do radar depende da distribuição de tamanho dos elementos espalhadores no alvo imageado, sua composição e concentração, além do comprimento de onda do pulso incidente sobre tais elementos. Na superfície oceânica, onde as ondas capilares são as principais responsáveis pelo processo de espalhamento da radiação de microondas transmitida e possuem um comprimento de onda da mesma ordem de grandeza do pulso incidente, o retorno desta radiação se dá pelo efeito do retroespalhamento de Bragg (JOHANNESSEN et al., 1994). A teoria de Bragg estabelece que, para uma superfície randômica dividida em seus componentes espectrais, a energia retroespalhada dominante origina-se das componentes que estiverem em ressonância com a onda incidente. Se a posição das feições atingidas pelo pulso eletromagnético do radar for paralela à direção de vôo da plataforma imageadora e se o espaçamento existente entre estas feições for regular, o retorno do pulso (espalhamento Bragg) é reforçado para ângulos de incidência específicos, dependendo do comprimento de onda utilizado (JOHANNESSEN et al., 1994).

A textura das feições que compõem a rugosidade do oceano é da mesma ordem de grandeza do comprimento de onda do pulso de radar incidente (centimétrica), o que influencia fortemente a energia que retorna para o sensor. A superfície do oceano pode ser classificada como lisa, intermediária ou rugosa, de acordo com critérios baseados no comprimento de onda do radar e no ângulo de depressão utilizado. Uma superfície lisa comporta-se refletindo especularmente toda, ou quase toda, energia incidente, com o ângulo de reflexão igual e oposto ao ângulo de incidência utilizado; uma superfície intermediária reflete uma parte da energia e espalha difusamente outra parte; uma superfície dita rugosa espalha difusamente toda a energia eletromagnética incidente em todas as direções (JENSEN, 2000).

3.3 TEXTURA

As feições espectrais, texturais, temporais e contextuais são os quatro elementos importantes de padrões usados na interpretação visual de imagens de RADAR. As feições espectrais descrevem as variações tonais médias, banda a banda, em uma imagem multiespectral, enquanto que feições texturais descrevem a distribuição espacial dos valores tonais em uma banda. Feições contextuais contêm informações sobre o arranjo relativo de segmentos pertencentes a diferentes categorias e feições temporais descrevem mudanças nos atributos da imagem em função do tempo (ULABY et al., 1986).

No processo de classificação, o conteúdo de informação em uma imagem digital é expresso através da intensidade ou número digital de cada *pixel* e pelo arranjo espacial dos *pixels* (textura, forma e contexto) na imagem (LEE; PHILPOT, 1991).

A textura é definida como uma combinação entre magnitude e frequência da variação tonal em uma imagem, sendo esta produzida pelo efeito conjunto de todas as pequenas feições que compõem uma área particular na imagem. Embora possam ser consideradas como propriedades independentes, tonalidade e textura, na realidade, possuem relações íntimas. Sem variações em tonalidade, nenhuma mudança em textura pode ser percebida (CROSTA, 1992). A textura está intrinsecamente ligada à tonalidade e, em determinadas circunstâncias, uma pode dominar a outra. Esta relação assim entendida: quando uma área pequena de uma imagem tem pouca variação dos níveis de cinza, a propriedade dominante é a textura (HARALICH et al., 1973; HARALICH, 1979).

Na área de sensoriamento remoto, a textura é considerada um elemento importante usado em interpretação visual de imagens. Em análises visuais, a textura refere-se ao padrão aparente de uma determinada área, descrita pelas características lisa, rugosa e grossa. Em análises digitais, a textura reflete o padrão espacial ou frequência de variação de tons em uma determinada área, produzida por uma associação de feições pequenas demais para serem identificadas individualmente, mas que permitem a identificação e a delimitação de áreas com propriedades superficiais. Além disso, a textura contém informações importantes sobre o arranjo estrutural das superfícies e o ambiente que as circunda, ou seja, a informação contextual da área analisada (HARALICH et al., 1973).

Em sendo a textura uma característica importante na interpretação visual de imagens, sua utilização pode melhorar o desempenho de classificadores digitais, principalmente em imagens com alta resolução espacial. No entanto, a textura de uma imagem é difícil de ser quantificada, uma vez que não há consenso na definição desse termo nem tampouco uma formulação matemática precisa. Ao contrário da informação espectral, que descreve a variação do nível de cinza de um pixel, a textura contém informação sobre a distribuição espectral dos níveis de cinza de uma região da imagem (ULABY et al., 1986).

Campbell (1987) refere-se à textura da imagem como a aparente aspereza ou suavidade de uma região da imagem, usualmente resultado de uma superfície irregular sendo iluminada a partir de um ângulo oblíquo. Essa iluminação origina regiões mais claras e regiões mais escuras. Ainda que a textura seja reconhecida como um importante elemento auxiliar em aerofotogrametria, o processo convencional automatizado ainda não explorou adequadamente esse tipo de informação.

Variações na topografia, rugosidade da superfície, propriedades dielétricas dos materiais da superfície e processamento de imagens originam diferentes padrões de textura. É bastante conhecido que as paisagens reais consistem de um conjunto de características espectralmente diversas, tornando-se extremamente complexas, na medida em que a resolução espacial aumenta. De fato, o uso de textura implica explicitamente que as células de resolução são menores do que os elementos na cena, uma vez que numerosas medidas são requeridas para cada elemento ou classe de forma a se detectar mudanças texturais (WOODCOCK; STRAHLER, 1987). Quando a resolução espacial do sensor é menor que os alvos de interesse contidos na cena, a maioria das medidas (números digitais) da imagem são, altamente, correlacionadas com as de sua vizinhança. No entanto, se o tamanho dos objetos se aproxima da resolução espacial do sensor, há uma

diminuição da semelhança entre medidas vizinhas. Quando a resolução espacial do sensor diminui, vários objetos podem ser encontrados em um único pixel, tornando as medidas uniformes (WOODCOCK; STRAHLER, 1987).

Para se extrair mais informações de imagens de orbitais, a classificação dessas imagens deve incluir dados que caracterizam o padrão de comportamento espacial para cada categoria. Contudo, a maioria dos procedimentos de classificação, particularmente em uso operacional, baseia-se exclusivamente em características espectrais de intensidade e são, portanto, indiferente ao conteúdo espacial presente na imagem. Esses tipos de classificadores por pontos não tem um bom desempenho em ambientes onde haja um excesso de pixels de fronteira ou onde haja substancial superposição entre classes (MARTIN et al., 1988).

Martin et al. (1988) consideram que a menor área da imagem digital que compõe uma textura distinta pode ser definida como elemento de textura. Segundo esses autores, a textura pode ser caracterizada por três componentes: contraste local, escala e orientação. O contraste é a diferença de tom entre áreas vizinhas escuras e claras. Áreas com alto contraste local possuem textura rugosa, enquanto que áreas com baixo contraste possuem textura lisa. A escala é definida pelas dimensões das áreas escuras e claras. Quando os níveis de cinza dos pixels variam nas proximidades, a textura é tida como fina. Por outro lado, se os tamanhos das áreas escuras ou claras são de vários pixels, o contraste característico dessa área é observado somente em pixels mais distantes, resultando em uma textura grossa. A orientação está relacionada à disposição da direção das áreas claras e escuras. Se essas áreas não têm uma orientação preferencial e são equidimensionais, a textura é isotrópica. Ao contrário, se as áreas dispõem-se de forma alongada em uma direção preferencial, a textura é anisotrópica. A geometria da anisotropia dos elementos de uma imagem pode variar de acordo com o arranjo da orientação.

Lira e Frulla (1998) estudaram a redução de manchas nas imagens obtidas com o uso de RADAR, aplicando primeiramente filtros especiais à imagem original. Os resultados dessa filtragem foram avaliados de forma qualitativa em toda a imagem e estimados quantitativamente nas áreas de textura e relevo.

Algoritmos texturais procuram medir a textura da imagem através da quantificação das distintas relações espectrais e espaciais entre pixels vizinhos. Por exemplo, em ambientes florestais, onde a variância local é alta, medidas de textura seriam mais válidas do que métodos

do tipo ponto-a-ponto, já que incorporam a variabilidade espacial para diferentes classes (WOODCOCK; STRAHLER, 1987).

Em resposta à necessidade de se extrair informações a partir do arranjo espacial dos dados da imagem, vários algoritmos têm sido desenvolvidos baseados em abordagem estrutural (CONNERS; HARLOW, 1980), em padrões de frequência espaciais (BAJCSY; LIEBERMANN, 1976), em estatísticas de segunda-ordem (HARALICK et al., 1973; HARALICK, 1979; SUN; WEE, 1983), em espectro de texturas (WANG; HE, 1990) e em combinações de padrões de textura espectral (LEE; PHILPOT, 1991).

Em estudos, comparando várias medidas de textura, técnicas estatísticas de segunda ordem têm desempenho superior em relação a outros métodos em função de melhor captar a variabilidade espacial da imagem (HARALICK, 1979; CONNERS; HARLOW, 1980; MARCEAU, 1989; BARBER et al., 1993). As abordagens estatísticas de Haralick et al. (1973), Sun e Wee (1983) fazem uso das funções densidade de probabilidade de tons de cinza, que geralmente são calculadas como distribuições conjuntas de probabilidade condicionada dos tons de cinza de pares de pixels em uma dada área da imagem. Mais especificamente, sob o aspecto metodológico, este trabalho abordará o método matriz de co-ocorrência de tons de cinza, de acordo com Haralick et al. (1973) e Haralick (1979).

3.3.1 Medidas Texturais de Primeira Ordem

Métodos que utilizam parâmetros estatísticos de primeira ordem para a caracterização de textura têm sido desenvolvidos e utilizados por vários autores (HSU, 1978; IRONS; PETERSEN, 1981, YANASSE et al. 1993). A transformação textural baseada em estatística de primeira ordem descrita em Hsu (1978) é obtida através de fotografias aéreas digitalizadas com propriedades locais específicas. Considerando uma janela móvel com o *pixel* central circundada por *pixels* adjacentes, as medidas da distribuição dos níveis de cinza, média e variância, são atribuídas ao *pixel* central na janela. Como esta se move para o lado na imagem usando cada *pixel* como ponto central, a cada posição, valores discretos são atribuídos a conjuntos de *pixels* adjacentes formando as transformações texturais. Seja uma imagem de um conjunto multispectral, onde $I(i, j, \lambda)$ representa o nível de cinza para um canal espectral λ localizado na posição referente à coluna i e à linha j de uma imagem. A transformação textural constrói um canal adicional k , cujo

valor $I(i,j,k)$ caracteriza do mesmo modo a distribuição espacial ou variação do níveis de cinza ao redor do pixel (i, j) da imagem original. O novo canal está relacionado à transformação textural da imagem I (HARALICK, 1979).

Hsu (1978) especifica 17 propriedades locais, que incluem os quatro momentos centrais (média, desvio padrão, assimetria e curtose) dos níveis de cinza no interior da janela e diferenças entre níveis de cinza médios e *pixels* vizinhos mais próximos. As medidas de textura de primeira ordem podem ser aplicadas para classificações de imagens digitais (BRIAND; GRAY, 1989).

3.3.2 Medidas Texturais de Segunda Ordem

Enquanto que as medidas de primeira ordem descrevem a distribuição dos níveis de cinza de uma região da imagem, as medidas de segunda ordem, além de descreverem a distribuição, apresentam a relação espacial entre os *pixels*. O método mais utilizado em análises deste tipo de medida, proposto por Haralick et al. (1973), utiliza estatísticas da matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza de uma imagem. Cada elemento $P(i,j)_{D_x,D_y}$ da matriz de co-ocorrência representa a frequência com que um *pixel* com nível de cinza i e outro com nível de cinza j ocorrem na imagem separados por uma distância de Δ_x colunas e Δ_y linhas.

Esta abordagem é baseada na suposição de que a informação textural está contida na relação espacial média ou global dos níveis de cinza da imagem. A informação textural pode ser especificada usando matrizes de dependência espacial dos níveis de cinza computados em vários ângulos (0° , 45° , 90° e 135°) e distâncias. Seja uma imagem retangular com N_x *pixels* na direção horizontal, N_y *pixels* na direção vertical e a quantização espectral em N_g níveis de cinza; denomina-se $L_x = \{1,2,\dots, N_x\}$ o domínio espacial horizontal, $L_y = \{1,2,\dots, N_y\}$, o domínio espacial vertical e $G = \{1,2,\dots, N_g\}$ o conjunto de N_g níveis de cinza quantizados. $L_y \times L_x$ é o conjunto de *pixels* da imagem ordenado pela linha e pela coluna designada. A imagem I pode ser representada como uma função que designa um nível de cinza no G para cada *pixel*. Sua informação textural é caracterizada pela matriz de frequência relativa $p(i, j, d, \theta)$, cujos dois *pixels*, um com nível de cinza i e outro com j são separados pela distância d e por uma relação angular θ na imagem. A matriz de frequência de dependência espacial de níveis de cinza é uma função da relação angular e da relação de distância entre os dois *pixels*.

Haralick *et al.* (1973) propõem 14 medidas de textura baseadas na matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza. Cada medida derivada desta matriz pode ser usada para criar uma nova imagem de textura, que pode ser incorporada à informação espectral dos dados de satélite, em classificação digital de imagens de sensoriamento remoto.

A seguir as medidas texturais implementadas no *software PCI Geomatica* (PCI, 2005):

Segundo Momento Angular

$$Ene_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j P(i, j)_{\Delta x, \Delta y}^2 \quad 3.1$$

Esta medida avalia a uniformidade textural, isto é, a repetição de pares de níveis de cinza. Quando a imagem é homogênea, apenas *pixels* com valores de níveis de cinza muito próximos estão presentes, ou quando a textura é uniforme, poucos elementos da co-ocorrência dos níveis de cinza são diferentes de zero e a energia alcança valores próximos ao máximo igual a um. Assim, valores de energia altos ocorrem quando a distribuição dos níveis de cinza numa janela é periódica ou constante.

Entropia

$$Ent_{\Delta x, \Delta y} = - \sum_i \sum_j P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \log P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \quad 3.2$$

Este parâmetro mede a desordem de uma imagem. Quando a imagem não apresenta textura uniforme, muitos elementos da matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza têm valores muito pequenos. Conceitualmente, a entropia está relacionada à energia da matriz de co-ocorrência através de uma correlação linear negativa.

Contraste

$$Con_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \quad 3.3$$

Frequência espacial é a diferença entre os mais altos e os mais baixos valores de um conjunto de *pixels* adjacentes. O contraste da MCNC é a frequência espacial quando o módulo do vetor deslocamento é igual a um. Isto implica que uma imagem com contraste baixo não é

necessariamente caracterizada por uma distribuição restrita de níveis de cinza, mas que certamente esta relacionada às frequências espaciais baixas.

Homogeneidade

$$Hom_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)_{\Delta x, \Delta y}}{1 + (i - j)^2} \quad 3.4$$

Este parâmetro mede a homogeneidade da imagem e assume valores grandes para diferenças de tons de cinza pequenas nos pares de elementos. O contraste e a homogeneidade da MCNC possuem uma correlação linear negativa.

Correlação

$$COR_{\Delta x, \Delta y} = \frac{\sum_i \sum_j ijP(i, j)_{\Delta x, \Delta y} - \mu_l \mu_c}{\sigma_l \sigma_c} \quad 3.5$$

Correlação é a medida das dependências lineares de tons de cinza na imagem. Valores altos de correlação (próximos a um) implicam numa afinidade linear positiva entre níveis de cinza de pares de *pixels*.

Dissimilaridade

$$Dis_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j |i - j| P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \quad 3.6$$

A dissimilaridade mede o quanto os elementos são diferentes entre si e assume o maior valor quando a diferença entre eles é grande. Pode-se dizer que a dissimilaridade é correlacionada com o contraste, porém os valores obtidos por este são maiores.

3.3.3 Aplicações de medidas Texturais de primeira e segunda ordem em Imagens SAR

As técnicas de análise de textura baseadas em estatísticas de primeira e principalmente de segunda ordem são muito utilizadas em diversas áreas das geociências, especialmente na caracterização do uso do solo e na discriminação de tipos distintos de florestas. Muitos autores

utilizam combinações de várias medidas, inclusive de primeira e de segunda ordem, buscando melhores resultados nos processos de classificação.

Rennó (1995), avaliando informações texturais de imagens SIR-C/ X-SAR (bandas L e C, polarizações HH, HV e VV) para discriminação de classes de uso do solo, obteve precisão de 50% quando apenas a média tonal foi utilizada. Ao utilizar 15 medidas de textura simultâneas na classificação, a precisão atingiu 90%. Mesmo em imagens com apenas uma banda e uma polarização, o resultado atingiu precisão de 85%. O autor relata que não há um conjunto de medidas aplicáveis a todos os tipos de alvos e que os produtos SAR não afetam a seleção das medidas mais adequadas.

Azzibrouck et al. (1997) utilizaram 12 parâmetros texturais derivados da matriz de co-ocorrência de níveis de cinza (homogeneidade, contraste, dissimilaridade, média, desvio padrão, entropia, energia, correlação, vetor diferença da energia, vetor diferença da entropia, vetor diferença da média e vetor diferença do contraste) em uma imagem RADARSAT (banda C, polarização HH, *wide mode*). Uma classificação não supervisionada foi realizada com a utilização destas medidas, permitindo a separação das unidades litológicas da área. Os autores observaram ainda que a análise das texturas permitiu evidenciar os diferentes contrastes morfológicos da imagem associados às unidades litológicas.

Os resultados obtidos através das classificações supervisionadas de atributos texturais em imagens dos radares SAREX' 92 (aertransportado) e RADARSAT-1 (orbital) da cobertura laterítica de N1, Carajás/PA, foram considerados por Moraes (1998) satisfatórios.

Clausi (2001) considerou que, a interpretação da textura em imagem é um aspecto importante da discriminação computacional das imagens SAR da interface mar-gelo. E que os atributos extraídos a partir da matriz de co-ocorrência, como o mais próspero método para a classificação supervisionada de imagens SAR dessa interface.

Gualberto e Souza Filho (2007) obtiveram bons resultados no reconhecimento de ambientes costeiros através de análise textural de segunda ordem de imagens SAR R99 B na Banda L, polarização VV.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 RADAR DE ABERTURA SINTÉTICA R99 B

O sensor SAR aerotransportado R99 B do SIPAM, opera na banda espectral L (1,28 GHz - 23 cm), com multipolarimetria, ou seja, envia e recebe radiação eletromagnética nas polarizações vertical e horizontal (HH, VV, HV, VH), e na banda espectral X (9,23 GHz - 3 cm) com uma única polarização horizontal (HH) (SOUZA FILHO; PONZONI, 2004). Estas imagens podem cobrir uma faixa no terreno de 10 a 120 Km (faixa útil de 20 a 90 Km), com resolução espacial de 3, 6 e 18 metros (FERREIRA et al., 2005).

As principais características técnicas do sensor R99 B de acordo com o SIPAM (2006) encontram-se na Tabela (4.1).

Tabela 4.1 - Principais características do sensor R99 B.

Frequência central (GHz)	Banda L = 1.28 GHz \pm 100 MHz Banda X = 9.6 GHz \pm 300 MHz
Comprimento de onda central (cm)	Banda L = 23,4 cm Banda X = 3,12 cm
Largura de banda “bandwidth” (MHz)	3 metros = 50 MHz; 6 metros = 25 MHz; 18 metros = 8,33 MHz; 1,8 metros = 83,3 MHz
Polarização	Banda L = Lhh, LvV, LvH, LhV Banda X = Xhh
Duração do pulso transmitido (τ_P)	3 metros = 60 μ s; 6 metros = 40 μ s; 18 metros = 25 μ s
Potência de pico do transmissor (kW)	Banda L = 5 Banda X = 10
Potência média (W)	Informação não disponível
Intervalo de repetição de pulso (seg.)	Varia em função do Modo de Operação. Vide Tabela Modos de Operação, PRI, Ciclo de Trabalho, Potência e Frequência de operação do SAR
Ângulo de incidência (graus)	Vide Modos de Operação do Sensor SAR
Modos de aquisição	Vide Modos de Operação do Sensor SAR
Resolução radiométrica (db)	Informação não disponível
Resolução em alcance (m)	Vide Modos de Operação do Sensor SAR
Resolução em azimute (m)	Vide Modos de Operação do Sensor SAR
Número de visadas “looks”	3 metros = 4 looks; 6 metros = 8 looks; 18 metros = 16 looks
Largura da faixa (Km) - “Swath width”	Vide Modos de Operação do Sensor SAR
Resolução horizontal (m)	Basta utilizar a geometria de coleta para calcular a resolução em “ground range”.

Altura de vôo (m)	Entre 30.000 pés e 37.000 pés (9.144,00 a 11.277,60 metros) acima do Nível Médio do Mar
Velocidade da plataforma (m/s)	Pode ser escolhida entre 330 nós (115 m/s) e 390 nós (195 m/s)
Positioning system (s)	INS/GPS (erro esférico provável = 76 metros)

O sensor possui 14 modos de mapeamento e 03 modos de vigilância (Tabela 4.2) E os ângulos de incidência variam de aproximadamente 36,34 a 80,00 graus, melhor relação sinal-ruído a partir de 45 graus (SIPAM, 2006).

Tabela 4.2 - Modos de Operação, resolução e freqüência de operação do SAR.

MODO	RESOLUÇÃO	FREQÜÊNCIA Banda L (MHz)	FREQÜÊNCIA Banda X (MHz)
A.1 Quad L+X*	3 m	1,270000003304285e+03	9.590000277662724e+03
A.1 Quad L+X	6 m	1.255000000293036e+03	9.575000205206521e+03
A.1 Quad L+X	18 m	1.244995004218367e+03	9.564995274333829e+03
A.2 Dual L+X	3 m	1.270000003304285e+03	9.590000277662724e+03
A.2 Dual L+X	6 m	1.255000000293036e+03	9.575000205206521e+03
A.2 Dual L+X	18 m	1.244995004218367e+03	9.564995274333829e+03
A.3 InSAR+L	3 m	1.270000003304285e+03	9.590000277662724e+03
A.4 Quad L	3 m	1.270000003304285e+03	N/A
A.4 Quad L	6 m	1.255000000293036e+03	N/A
A.4 Quad L	18 m	1.244995004218367e+03	N/A
A.5 L+X	3 m	1.270000003304285e+03	9.590000277662724e+03
A.5 L+X	6 m	1.255000000293036e+03	9.575000205206521e+03
A.5 L+X	18 m	1.244995004218367e+03	9.564995274333829e+03
A.6 InSAR+Quad L	3 m	1.270000003304285e+03	9.590000277662724e+03
B.4 Single X	3 m	N/A	9.590000277662724e+03
B.4 Single X	6 m	N/A	9.575000205206521e+03
B.4 Single X	18 m	N/A	9.564995274333829e+03

*Modo de imageamento utilizado neste trabalho.

Os sensores remotos são operados a partir de três aeronaves tipo R99 B (Figura 4.1), uma versão militar do EMB-145 da Embraer. Essa aeronave atinge uma velocidade máxima de 231 m/s (450 nós) e altura de 11.277 km (37.000 pés). Sendo que, o sensor SAR opera de acordo com as seguintes condições de voo:

- Vôo reto e nivelado (aceleração < 0.01 g RMS)
- 30,000 a 37,000 (9.149 a 11.277 metros) acima do Nível Médio do Mar
- Ground Speed 330 knots a 390 knots ou 610 a 720 km/hr.
- Ângulo de cabragem de $+3^\circ$ (nose up), $\pm 2^\circ$ max.
- Ângulo de rolagem $\pm 2^\circ$ max.
- Ângulo de derrapagem $\pm 3^\circ$ max.



Figura 4.1 – Aeronave de sensoriamento remoto, em destaque o SAR (SIPAM, 2006).

4.2 AQUISIÇÃO DAS IMAGENS SAR R99 B

As imagens para esse estudo foram adquiridas pelo SAR R99B em 22 de setembro de 2004, às 18 horas, em condições de preamar. As imagens foram adquiridas no modo A.1 Quad L+X, com resolução espacial de 3m, com ângulo de incidência de 63° (*near range*) a 77° (*far range*), direção de voo E-W, ângulo de visada N-S e altura de voo de 37.000,00 pés (Figura 4.2),

e modo de aquisição Dual L + X com polarizações HH e VV. Estas imagens foram cedidas pelo Centro Técnico e Operacional do Sistema de Proteção da Amazônia (CENSIPAM - CTO Manaus).

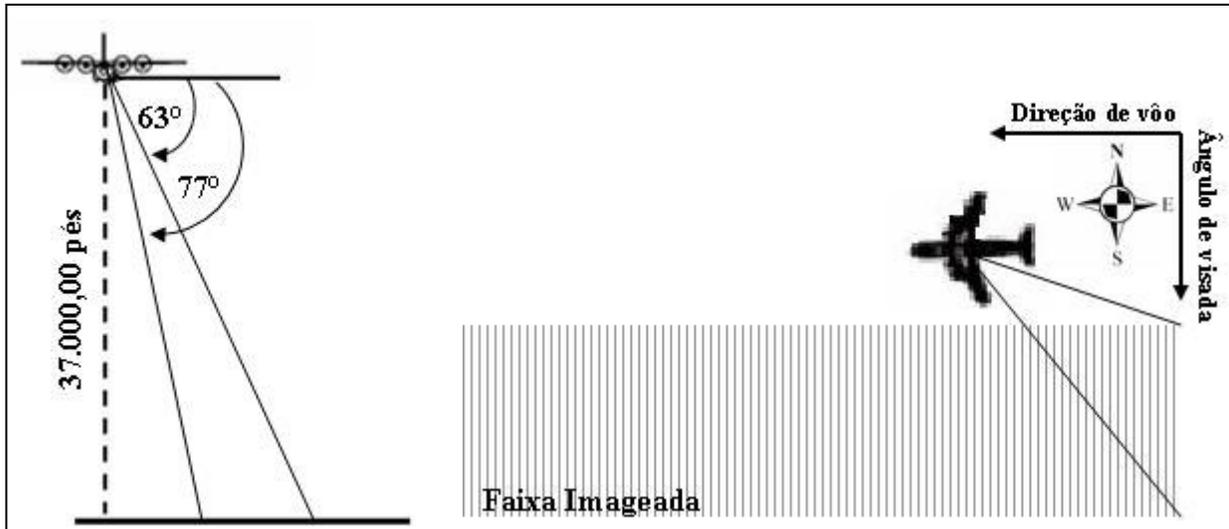


Figura 4.2 – Características da aquisição das imagens SAR R99 B.

4.3 PRÉ-PROCESSAMENTO

4.3.1 Correção Radiométrica

As imagens originais podem apresentar degradações radiométricas em função de desajustes na calibração do sensor, de erros na transmissão de dados e de influências atmosféricas (ROSA, 1995).

A correção de ruídos é fundamental para iniciar o processo de interpretação visual da imagem e evitar que dados incorretos sejam processados. Os defeitos mais comuns incluem a falha de linha (*line drop*) e o *striping*, que são de natureza sistemática. Os ruídos aleatórios são variações não sistemáticas nos níveis de cinza, de pixel a pixel fazendo com que a imagem possua uma aparência salpicada (LILLESAND; KIEFER, 1994). Para a remoção dos ruídos sistemáticos são aplicados fatores de ajuste do nível de cinza aos histogramas das linhas com problema.

Na falha de linha os níveis de cinza da linha precedente podem ser inseridos no lugar dos pixels defeituosos. Os ruídos aleatórios podem ser eliminados aplicando-se um filtro de média móvel à imagem (SABINS, 1997).

4.3.2 Correção Geométrica

O processo de aquisição das imagens por sensores em plataformas orbitais e não orbitais introduz algumas irregularidades geométricas que são classificadas como distorções sistemáticas e não sistemáticas.

As primeiras são aquelas cujos efeitos permanecem constantes e podem ser previstos antecipadamente. A assimetria durante a varredura, as variações na velocidade do espelho do scanner e distorções perpendiculares à órbita pertencem a esta categoria (SABINS, 1997). A correção para as distorções sistemáticas consiste na aplicação de formulas obtidas modelando-se as fontes das distorções matematicamente (LILLESAND; KIEFER, 1994). Os parâmetros de tais fórmulas incluem, por exemplo, a velocidade conhecida do satélite e as variações conhecidas na velocidade do espelho. A correção das distorções perpendiculares à trajetória é efetuada empregando-se funções trigonométricas. Para a maioria das imagens de satélites as distorções sistemáticas são corrigidas antes da distribuição dos dados (SABINS, 1997).

As distorções não sistemáticas são causadas pelas variações na atitude, velocidade e altitude da aeronave, sendo, portanto, imprevisíveis (SABINS, 1997).

As variações na atitude e altitude da aeronave produzem distorções aleatórias que são corrigidas utilizando-se pontos de controle bem distribuídos na imagem. Pontos de controle são locais visualizados na imagem que podem ser localizados com precisão no terreno e em mapas corrigidos planimetricamente (CAMPBELL, 1996).

Para que a imagem digital tenha propriedades cartográficas, é necessário que a mesma seja corrigida segundo um sistema de coordenadas pré-determinadas. O processo que possibilita que a imagem possua escala e sistema de projeção cartográfica denomina-se correção geométrica. Na seqüência de operações para a retificação deve-se obter as coordenadas de numerosos pontos de controle referentes à sua posição na imagem (linha, coluna) e no terreno (coordenadas UTM ou de qualquer outro sistema de referência). Esses valores são então submetidos a uma análise de regressão para determinar os coeficientes de duas equações de transformação de coordenadas que podem ser usadas para interrelacionar as coordenadas geometricamente corrigidas (mapa) e as coordenadas da imagem (LILLESAND; KIEFER, 1994). Geralmente tais equações são representadas por polinômios de ordem n . Uma transformação de primeira ordem é denominada transformação linear, enquanto que transformações de segunda ordem ou mais altas são

denominadas transformações não-lineares. No caso de imagens de radar recomenda-se a utilização de equações de transformação não-lineares, com polinômios de terceira ordem (ERDAS, 1997).

Assim, aplicando-se as equações de transformação, está se definindo uma matriz de saída, geometricamente corrigida, porém de células vazias que devem ser preenchidas com o nível de cinza do(s) pixel(s) correspondente(s) da imagem original (LILLESAND; KIEFER, 1994). Este processo é denominado reamostragem e pode ser efetuado pelos seguintes métodos (ERDAS, 1997):

a) vizinho mais próximo – usa o valor do pixel mais próximo para atribuir o valor do pixel de saída. Oferece a vantagem da simplicidade computacional e evita a alteração dos valores dos pixels originais. Esta é uma propriedade importante no caso de dados qualitativos ou em imagens que serão submetidas a um processo de classificação automática. Porém as características na imagem de saída podem parecer espacialmente deslocadas em até 0,5 pixel, o que pode causar uma aparência descontínua na imagem corrigida, especialmente em linhas diagonais e curvas;

b) interpolação bilinear – usa a média ponderada pela distância dos valores de quatro pixels numa janela 2 x 2 na imagem original para calcular o valor de saída através de uma função bilinear. A maior vantagem desse método é a aparência mais suavizada da imagem de saída. É utilizado freqüentemente quando há necessidade de se modificar o tamanho do pixel, como, por exemplo, na fusão de imagens de diferentes sensores. No entanto, a interpolação bilinear equivale a uma convolução de baixa freqüência, onde as bordas são suavizadas. Como os níveis de cinza da imagem são alterados, podem ocorrer problemas nas análises de reconhecimento de padrões espectrais realizadas posteriormente. Lillesand e Kiefer (1994) recomendam que a reamostragem seja efetuada após os procedimentos de classificação das imagens;

c) convolução cúbica - usa a média ponderada pela distância dos valores de 16 pixels numa janela 4 x 4 na imagem original para calcular o valor de saída através de uma função cúbica. O efeito produzido por uma ponderação cúbica pode tornar a imagem mais nítida e suavizar os ruídos (ATKINSON, 1985). Da mesma forma como ocorre na interpolação bilinear, a reamostragem por convolução cúbica altera os níveis de cinza, influenciando, portanto, os procedimentos classificatórios subseqüentes.

4.3.3 Pré-Processamento de Imagens SAR R99 B

Os dados brutos adquiridos durante o imageamento são armazenados em mídia DCRSI (*Digital Cartridge Recording System*) de alta densidade com taxa de gravação de 30 Mb/s. Nestas fitas são gravados os dados brutos e auxiliares, tais como: etiquetas de tempo, dados de trajetória, cabeçalho no formato ASCII que descreve o conteúdo do canal, dados auxiliares do radar (SIPAM, 2006).

Os sinais eletromagnéticos foram transformados em imagens através do PROSAR - Sistema de Processamento de Imagens de Radar, sendo gerado imagens no formato TIFF, com resoluções de 3 metros e *Pixel Spacing* de 2.5 metros (SIPAM, 2006).

No *software* ERDAS as imagens geradas no PROSAR foram convertidas do formato *slant range* para *ground range*, geocorrigidas em formato *ground range*. Gerando os seguintes arquivos: *imported.img*, *georeferenced.img*; *georeferenced_log.txt*, *grdrange.img*; *grange_log.txt*, *metadata.txt*; *metadata_final.txt*, *preview_1.jpg* (SIPAM, 2006).

As imagens disponibilizadas para esse trabalho passaram pelo processo já descrito, além de serem processadas originalmente com 4 *looks*, atenuando o *speckle*. Assim, para preservar a integridade radiométrica dos dados visando não afetar a informação textural contida, não foi aplicado filtros para redução do *speckle*. E em relação à correção geométrica das imagens foi mantido o georreferenciamento original dos dados (erro inferior a 1 pixel).

4.4 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

4.4.1 Classificação de Imagens

Um dos principais objetivos das técnicas de sensoriamento remoto é conseguir distinguir e identificar as feições de diferentes materiais superficiais, sejam tipos de vegetação, padrões de uso do solo entre outros. Essa distinção e identificação tornam-se possível a partir da classificação de imagens. A classificação é o processo de extração de informação em imagens para reconhecer padrões e objetos homogêneos, com objetivo de dividir um espaço próprio em regiões que representarão diferentes classes (CROSTA, 1992).

Os métodos de classificação são utilizados para mapear áreas da superfície terrestre que apresentam um mesmo tema em imagens digitais. Conforme o processo de classificação empregado, os classificadores podem ser divididos em dois tipos (INPE/DPI, 2000):

- *Classificadores “pixel a pixel”*: usam apenas a informação espectral isoladamente de cada pixel para achar regiões homogêneas. Estes classificadores podem ainda ser discriminados daqueles que usam métodos estatísticos (ou seja, que utilizam regras da teoria de probabilidade) e determinísticos (que não utilizam estas regras); e
- *Classificadores por regiões*: utilizam, além de informação espectral de cada *pixel*, a informação espacial que envolve a relação entre os *pixels* e seus vizinhos. Estes classificadores procuram simular o comportamento de um fotointérprete, ao reconhecer áreas homogêneas de imagens, baseados nas propriedades espectrais e espaciais de imagens. A informação de borda é utilizada, inicialmente, para a separação de regiões e as propriedades espaciais e espectrais unem áreas com a mesma textura.

O resultado da classificação digital é apresentado por meio de classes espectrais (áreas que possuem características espectrais semelhantes), uma vez que um alvo dificilmente é caracterizado por uma única assinatura espectral. É constituído por um mapa de *pixels* classificados, representados por símbolos gráficos ou cores, ou seja, o processo de classificação digital transforma um grande número de níveis de cinza em cada banda espectral em um pequeno número de classes definidas em uma única imagem (RICHARDS, 1986; CROSTA, 1992).

Os métodos de classificação de imagens podem ser enquadrados em três grandes grupos: classificação não supervisionada, supervisionada e híbrida. A seguir, faz-se a distinção entre esses grupos.

4.4.1.1 Classificação não-supervisionada

Na classificação não-supervisionada não são utilizados dados de treinamento como base para a classificação. O usuário interage apenas no sentido de especificar alguns parâmetros que o computador usa para descobrir padrões estatísticos que são inerentes aos dados. O algoritmo de agrupamento analisa os *pixels* “desconhecidos” na base de dados e os divide em um determinado número de classes espectralmente distintas, baseando-se nos seus agrupamentos naturais (AVERY; BERLIN, 1992). A noção da existência desses agrupamentos dentro de uma cena pode não ser intuitivamente óbvia, contudo, pode-se demonstrar que as imagens de sensoriamento

remoto são geralmente compostas de classes espectrais que, internamente, são razoavelmente uniformes com respeito aos valores de brilho em vários canais espectrais (CAMPBELL, 1996).

Os algoritmos de *clustering* ou de grupamento mais comuns são o ***K-mean*** e o ***Isodata***. Na abordagem ***K-mean***, o analista define o número de classes a serem estabelecidas nos dados. O algoritmo, então, determina, arbitrariamente, um vetor de médias inicial (semente) no espaço de medições multidimensional para cada *cluster* (LILLESAND; KIEFER, 1994; SCHOWENGERDT, 1997). Em seguida cada pixel na imagem é atribuído ao grupo cujo vetor de médias arbitrário está mais próximo. Depois de todos os pixels serem classificados desta maneira, são calculados novos vetores de média para cada um dos *clusters*. As novas médias são, então, usadas como base para reclassificar os dados da imagem. O procedimento continua até que não haja alterações significativas na localização dos vetores de média de cada classe entre sucessivas iterações do algoritmo. Atingido este ponto o analista atribui legendas às classes espectrais formadas para a geração do mapa final.

O algoritmo ***Isodata*** é uma variação do ***K-mean*** e inclui a combinação de *clusters* se a sua separação estiver abaixo de um limiar pré-estabelecido ou a subdivisão de *clusters* se estes forem muito grandes (SCHOWENGERDT, 1997).

4.4.1.2 Classificação supervisionada

A classificação é dita supervisionada quando a identidade e a localização dos alvos/tipos da cobertura terrestre são conhecidos *a priori*, através de trabalhos de campo, análise de fotografias aéreas, mapas, entre outros. As áreas da imagem na qual o usuário conhece a verdade terrestre são identificadas como áreas de treinamento, tendo em vista que o uso das características espectrais dessas áreas serve para treinar diferentes algoritmos classificatórios, que envolvem cálculos de estatísticas multivariadas com parâmetros como média, desvio padrão, matriz de covariância, matriz de correlação, entre outros.

O procedimento de classificação supervisionada nas imagens consiste basicamente em dividir os vários pontos da imagem em grupos ou classes, de forma que os pontos de uma dada classe tenham características espectrais similares. O critério de similaridade a ser adotado definirá o tipo de classificador a ser empregado.

Os vários métodos de classificação podem ser, de forma geral, separados em dois grandes grupos: aqueles que utilizam critérios geométricos e aqueles que utilizam critérios estatísticos. No

primeiro grupo, cada ponto da imagem é classificado segundo sua distância dos demais pontos no espaço de atributos. Apesar de eficientes sob o ponto de vista computacional, tais métodos produzem erros tanto de excesso como de omissão. Por outro lado, os métodos estatísticos, apesar de mais custosos computacionalmente, produzem resultados mais confiáveis (RICHARDS, 1986; CROSTA, 1992).

4.4.1.3 Classificação híbrida

A classificação supervisionada nem sempre resulta em assinaturas de classe numericamente separáveis no espaço de atributos. Por outro lado, a classificação não supervisionada, não necessariamente resulta em classes significativas para o analista.

Nesse caso, uma abordagem combinada das classificações não supervisionada e supervisionada possui o potencial de satisfazer a ambos os quesitos e pode produzir ótimos resultados, especialmente com grandes conjuntos de dados (NEVES, 2005).

Schowengerdt (1997) descreve as principais etapas de um treinamento híbrido:

- Aplicação de um treinamento não-supervisionado aos dados e geração de um mapa de *clusters* não-legendados. Tipicamente um grande número de *clusters* (cerca de 50) é utilizado para assegurar uma representatividade adequada dos dados.
- Análise e comparação do mapa gerado com levantamentos de campo e outros dados auxiliares, como fotografias aéreas, mapas temáticos, etc. São atribuídas legendas aos *clusters*. Normalmente, alguns deles precisam ser subdivididos ou agrupados para fazer esta correspondência.
- Os *clusters* legendados são, então, empregados como amostras de treinamento numa classificação supervisionada.

4.4.3 Acurácia da Classificação

Uma das técnicas utilizadas para a verificação da acuidade de uma classificação é a análise do coeficiente *Kappa* (K). A estatística *Kappa* (K) é um método não-paramétrico do grupo de técnicas de análise discreta multivariada. É um coeficiente de concordância que indicará o

grau de precisão para uma dada classificação. O coeficiente de classificação *Kappa* (*K*) foi definido por Congalton (1991) como:

$$K = \frac{(P_o - P_e)}{(1 - P_e)} \quad 4.1$$

Onde:

$$P_o = \sum_{i=1}^k P_{ii} \quad \text{e} \quad P_e = \sum_{i=1}^k P_{i.} P_{.i}$$

P_{ii} são os valores da diagonal principal da matriz de confusão; e

$P_{i.}$ e $P_{.i}$ são respectivamente as somas dos valores da linha i e coluna i , e k é o número de classes.

O valor de K define o grau de dependência entre duas classificações (uma de referência e outra a ser comparada) presentes numa matriz de confusão. Conforme Foody (1992), o coeficiente *Kappa* encontra-se inserido entre 0 (não-concordância) e 1 (concordância total). Visando uma avaliação qualitativa dos valores encontrados para K , Landis e Koch (1977) os agruparam e categorizaram de acordo com a Tabela (4.3).

Tabela 4.3 - Qualidade da classificação associada a um valor da estatística *kappa*.

<i>KAPPA</i>	QUALIDADE
≤ 0.00	Péssima
0.00 – 0.20	Ruim
0.20 – 0.40	Razoável
0.40 – 0.60	Boa
0.60 – 0.80	Muito Boa
0.80 – 1.00	Excelente

4.4.2 Análise e Interpretação Visual

A análise e interpretação das imagens SAR R99 B foram baseadas nos elementos básicos de extração de informações de objetos, área ou fenômenos. Esses elementos são: tonalidade/cor,

textura, forma, padrão, tamanho e localização (FLORENZANO, 2002). A análise detalhada da geomorfologia costeira associada aos elementos textura e geometria, são importantes para caracterização e discriminação dos ambientes costeiros.

4.5 PROCESSAMENTO DIGITAL DAS IMAGENS SAR R99 B

4.5.1 Análise Textural das Imagens SAR R99 B

Em análise textural a matriz de co-ocorrência (MC) é muito empregada para caracterizar a relação espacial dos níveis de cinza, na MC $P(i, j, d, \theta)$ denota a frequência com que dois níveis de cinza i e j ocorrem simultaneamente e adjacentes, numa dada distância d e numa dada direção θ (SILVA, KUX, 1996). Com base na matriz de co-ocorrência de níveis de cinza, Haralick (1973) extraiu um conjunto de 14 características texturais, sendo que algumas delas são utilizadas extensivamente para obter informações de imagens digitais, enquanto que outras não se aplicam em imagens de sensores remotos. Entre as características aplicáveis as imagens, 8 delas encontram-se implementadas no *software* PCI *Geomatica* 10.0, que são (PCI, 2005):

- Homogeneidade – refere-se à medida de homogeneidade local, que depende da relação de tamanho do pixel e sua ocorrência nas linhas da matriz de co-ocorrência.
- Contraste – trata-se do oposto da homogeneidade, é uma medida da variação local dos níveis de cinza na imagem;
- Entropia – fornece o tamanho e a probabilidade de um sistema ser fechado, no sentido de que à maior entropia corresponde a menor ordem de organização das estruturas, e também a maior probabilidade de ocorrência de um dado nível de cinza;
- Dissimilaridade – semelhante ao contraste;
- Média – está é uma das medidas mais usadas para descrever a tendência central dos valores de uma distribuição;
- Segundo Momento Angular – este é o oposto da entropia. É a medida de homogeneidade da cena;
- Variância – esta medida de dispersão depende da média dos níveis de cinza da imagem;

- Correlação – depende da variação linear dos níveis cinzentos dos pixels e sua vizinhança.

Para o processamento das imagens, primeiramente foi determinado qual a variação dos níveis de cinza através do histograma com estatística obtendo os valores 0 e 255 para mínimo e máximo, respectivamente. Estes valores foram usados para o processamento das imagens no módulo *Radar Analysis Package* PCI *Geomatica* 10.0 e para as janelas foram testado valores de 3 x 3, 5 x 5, 7 x 7, 9 x 9, 11 x 11, 15 x 15 e 25 x 25.

4.5.2 Composição colorida de Imagens SAR R99 B

No *software* PCI *Geomatica* 10.0, módulo *Radar Analysis Package*, obtém-se a imagem de diferença em valores de dB. Optando-se pela diferença de HH-VV pois, primeiro canal (HH) tem um backscatter mais alto que o segundo canal (VV) resultando em os valores positivos. Para operação de subtração, é importante que os canais de contribuição sejam bem registrados. Caso contrário, a imagem de diferença produz muitos erros (PCI, 2005).

No módulo *RGB Mapping*, foram testadas as possíveis composições coloridas (RGB) para os segmentos das imagens SAR R99 B, nas polarizações VV e HH combinadas com a imagem de subtração HH-VV (Figura 4.3). Depois foi gerada a imagem com multibandas (banda 1 – HH, banda 2 – VV e banda 3 – HH-VV), que foram reamostradas através do método do vizinho mais próximo, mantendo o mesmo tamanho de pixel, extensão e projeção dos segmentos brutos (PCI, 2005).

4.5.3 Composição Colorida a partir de Imagens Texturais do SAR R99 B, Banda L, polarizações VV e HH

Para a composição colorida das imagens de textura foi aplicado o mesmo método anteriormente descrito.

A melhor resposta dos classificadores texturais para o reconhecimento de ambientes costeiros foi a média, assim, foram testadas as possíveis composições coloridas para as imagens de textura obtidas com a média, nas polarizações VV e HH, combinadas com a imagem de subtração (HH-VV). Com melhor resultado a composição R(HH-VV), G(HH) e B(VV).

Posteriormente, foi gerada a imagem com multibandas (banda 1 – HH-VV, banda 2 – HH e banda 3 – VV), que foi reamostrada através do método do vizinho mais próximo, mantendo o mesmo tamanho de pixel, extensão e projeção das imagens de textura (Figura 4.4).

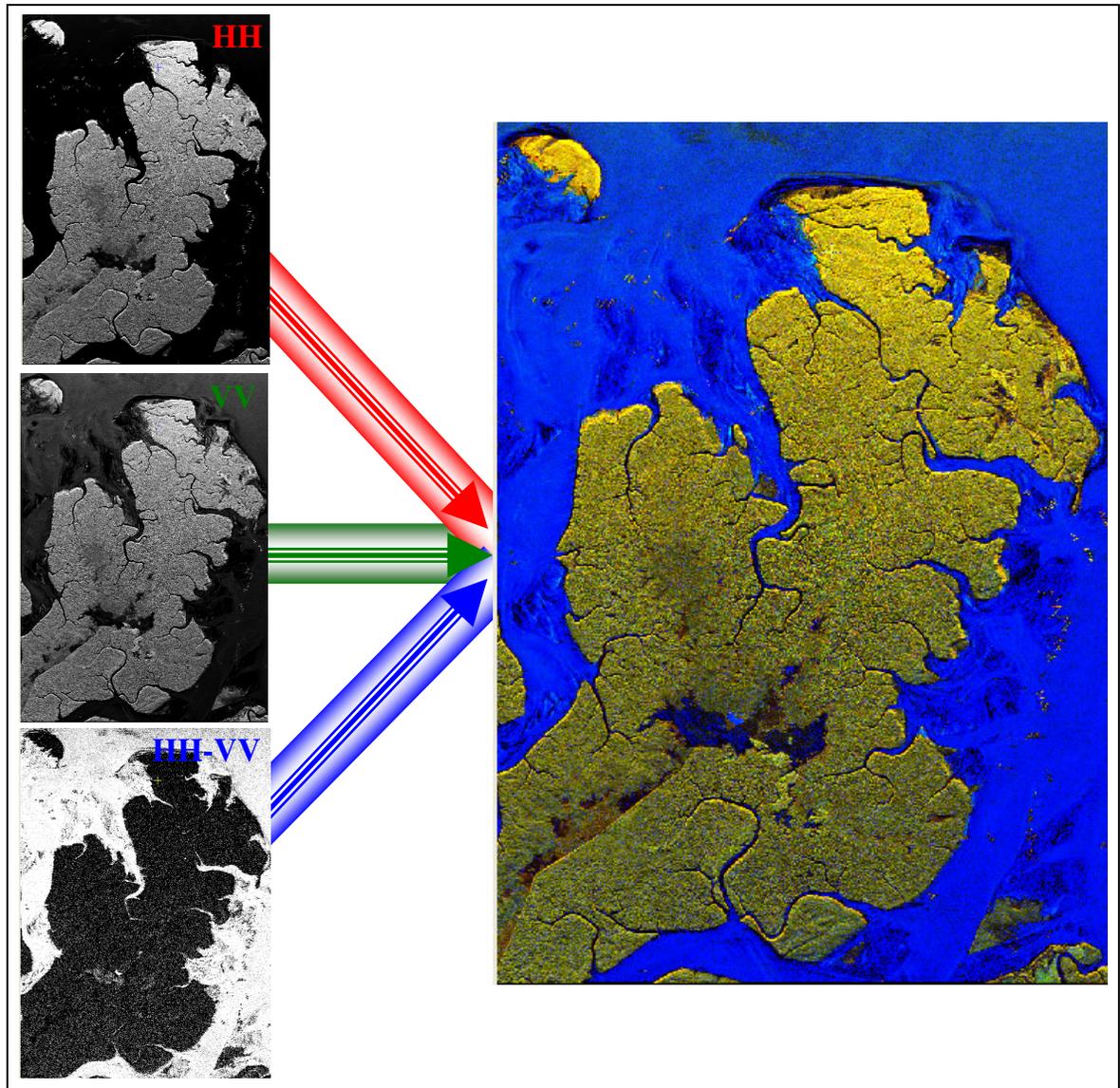


Figura 4.3 – Composição colorida de imagens SAR R99 B. R (HH) G (VV) B (HH-VV).

4.5.4 Classificação das Imagens SAR R99 B

As classificações das imagens SAR R99 B foram realizadas a partir da composição colorida das imagens de textura. Assim, para classificação não-supervisionada foram utilizados os algoritmos *Isodata* e *K-mean*. Para classificação supervisionada através do algoritmo MAXVER foram obtidas as classes referentes aos ambientes costeiros. Na classificação híbrida, para treinamento foram utilizados os resultados obtidos com os classificadores *Isodata* e *K-mean* e a classificação foi obtida através do algoritmo MAXVER. Este trabalho foi desenvolvido no modulo *Focus PCI Geomatica 10.0*.

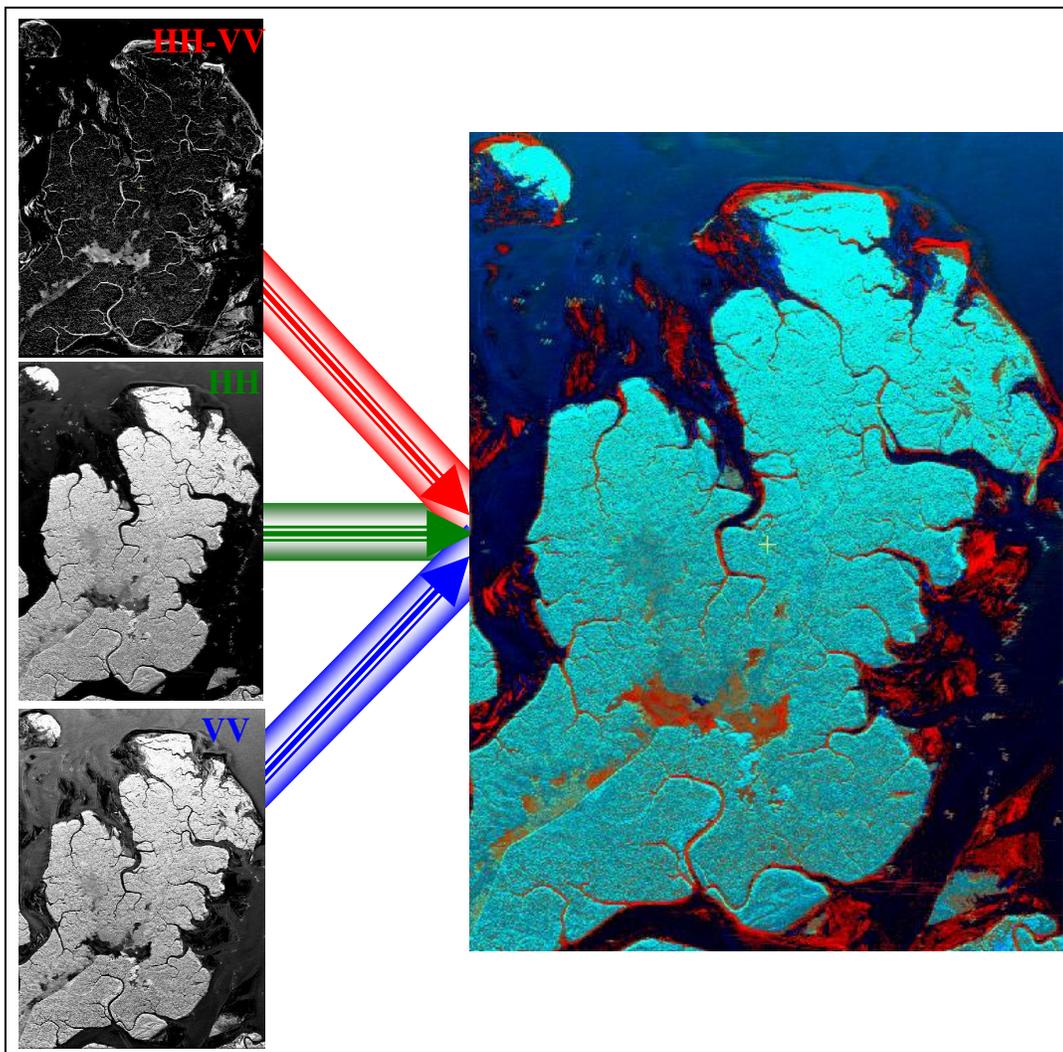


Figura 4.4 – Composição colorida de imagens texturais SAR R99 B. R (HH) G (HH) B (VV).

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1. ANÁLISE DAS IMAGENS SAR R99 B (BANDA L, POLARIZAÇÃO VV E HH)

5.1.1. Características das Imagens SAR R99 B

A imagem SAR R99 B na Banda L, polarização HH (Figura 5.1A), tem seu histograma tipicamente bi-modal, com pixels mais escuros correspondendo à água, que aparecem agrupados na origem, enquanto os demais se espalham de forma menos pronunciada pelo restante do intervalo de níveis de cinza (Figura 5.2).

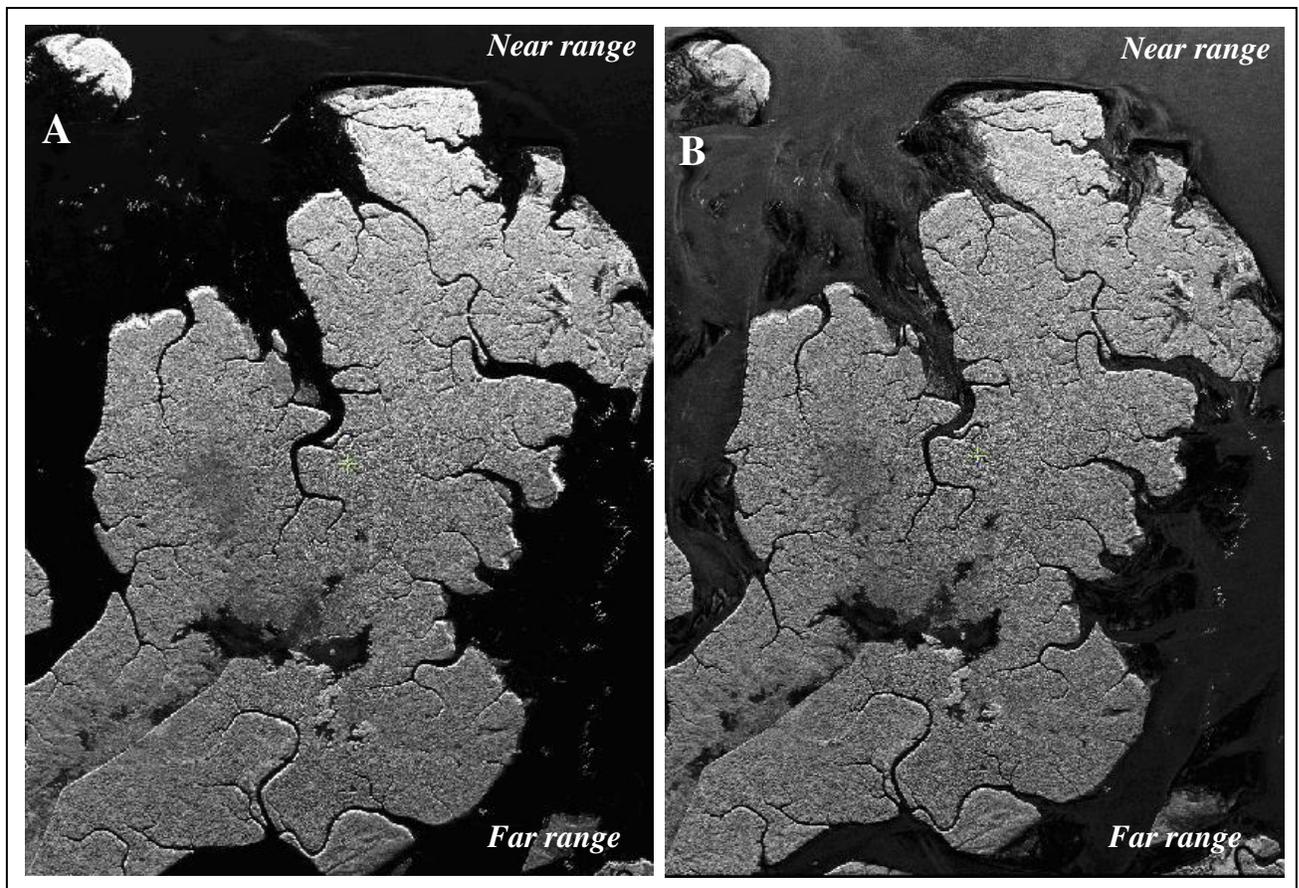


Figura 5.1 – Imagens SAR R99 B, banda L, nas polarizações HH (A) e VV (B).

A média aritmética dos níveis de cinza na imagem SAR R99 B, Banda L, na polarização HH é de 41.45, com dispersão dos valores em relação à média igual 21. O espalhamento ao longo

do eixo dos níveis de cinza é diretamente proporcional ao contraste da imagem, com valores de 0 e 255 como mínimo e máximo, respectivamente.

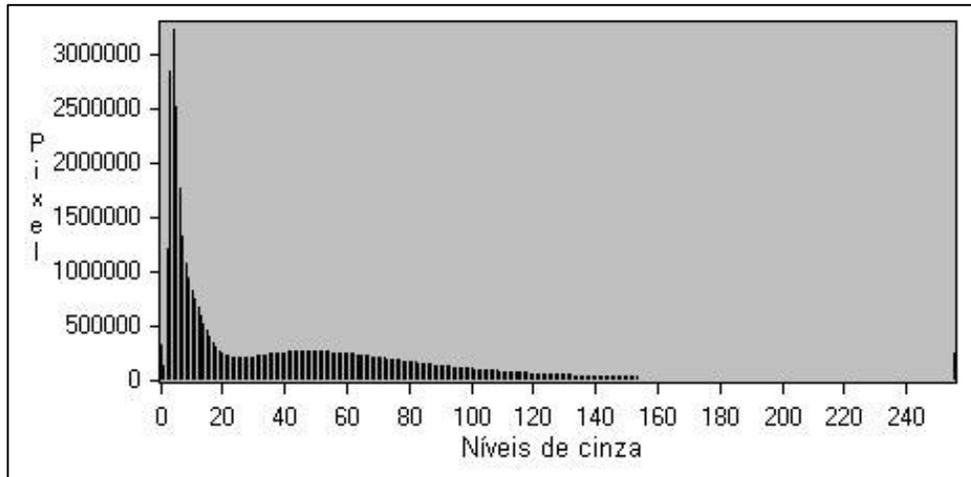


Figura 5.2 – Histograma da imagem SAR R99 B, banda L, na polarização HH.

Na polarização VV, o histograma uni-dimensional da imagem SAR R99 B na Banda L (Figura 5.1B), mostra os diferentes tipos de cobertura superficial, como não apresentam diferenças significativas em seus valores médios de resposta espectral, não aparecem claramente separados no histograma (Figura 5.3), pois a unidade geobotânica predominante é o manguezal.

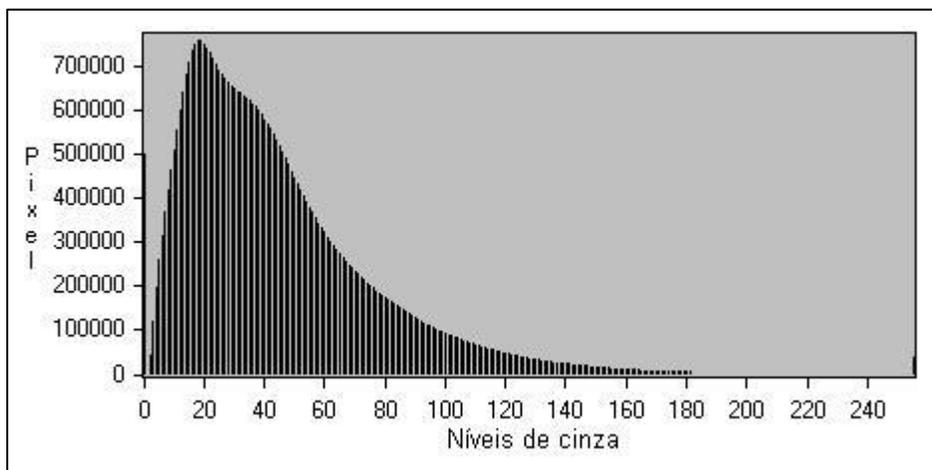


Figura 5.3 – Histograma da imagem SAR R99 B, banda L, na polarização VV.

As medidas estatísticas univariadas fornecem idéia do tipo de alvo presentes na imagem. Assim, a média dos níveis de cinza da imagem SAR R99 B, banda L, na polarização VV é de 45, com variabilidade igual a 33.74. Com valores de níveis de cinza de 0 e 255, mínimo e máximo respectivamente.

5.1.2. Distorção Radiométrica

A qualidade da medição do sinal retro-espalhado, nas imagens SAR, pode ser afetada por fenômenos como o efeito do padrão de antena e/ou *speckle*.

O efeito do padrão da antena ocorre devido à perda de potência em função da geometria da visada lateral, ao longo da direção *ranger*. Este efeito é observado nas imagens SAR R99 B, *near ranger* (Figura 5.1 A e B).

Em imagens SAR, dois tipos de textura estão presentes: a da cena e o *speckle*. A textura da cena é controlada pela variação da tonalidade devido às mudanças na reflectividade média local ou retroespalhamento dos alvos imageados. O *speckle* é o componente da textura da imagem que é causado pelo imageamento coerente das microondas e pelo sistema de processamento do SAR (RANEY, 1998).

Na inspeção dos segmentos brutos do SAR R99 B foram identificadas regiões com perda de resolução, de forma não sistemática, localizadas aleatoriamente. O *speckle* encontrado nas cenas é caracterizado por feições de arrasto horizontal e desfocalização (Figura 5.4).

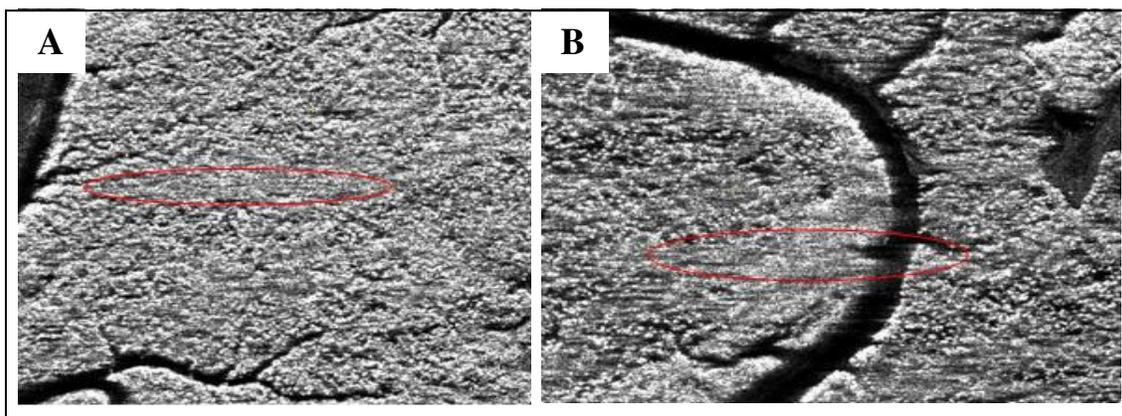


Figura 5.4 – Distorção radiométrica das imagens SAR R99 B, em A desfocalização e em B arrasto horizontal.

5.2. AVALIAÇÃO DA CAPACIDADE DISCRIMINATÓRIA DA BANDA L, NAS POLARIZAÇÕES VV E HH, EM AMBIENTES COSTEIROS

Uma grande quantidade de informações sobre a zona costeira pode ser obtida através das imagens do SAR R99 B, em virtude do elevado ângulo de incidência, frequência e polarização. Além desses fatores, a distinção dos alvos pela Banda L será influenciada por peculiaridades (umidade, geometria, constante dielétrica, etc.) dos ambientes costeiros. A seguir a avaliação da capacidade discriminatória da Banda L nos ambientes costeiros dominados por macromaré.

Pântanos Salinos

Os pântanos salinos, conhecidos como campos de Bragança, ocorrem em planície de supramaré encaixada em uma paleo rede de drenagem colmatada, limitada pelo planalto costeiro e recortada por córregos de marés. São constituídos por uma camada superficial rica em fragmentos orgânicos pretos acastanhados escuros, seguida de lama oxidada de cor marrom amarelada e por lama cinza médio, maciça, com areias formando acamamento lenticular. Sendo, parcialmente, recobertos por vegetação do tipo Herbácea (*Aleucharias sp.*). São frequentemente inundados pela maré de sizígia (5 - 6m) e durante todo o período chuvoso (SOUZA FILHO, 2000; SOUSA FILHO, PARADELLA, 2002).

Os campos salinos apresentam amplitudes tonais de médios a escuros devido à reflexão especular e difusa, os fatores que influenciam a intensidade do retorno das ondas eletromagnéticas são o micro-relevo, presença de água e a vegetação. Assim, a resposta da interação da banda L, na polarização HH, com os campos salinos é caracterizada por tons escuros e os limites dos campos com o mangue são melhor definidos, do que com a polarização VV (Figura 5.5).

O elevado ângulo de incidência não favorece a maior variação tonal na polarização VV nos pântanos salinos, mesmo assim, a variação no retorno do sinal entre especular (escuro) e difuso (brilhante) tem maior contribuição da reflexão difusa nessa polarização, ou seja, a distinção dos alvos é maior (Figura 5.5).

A composição colorida (RGB) das polarizações (VV, HH e HH-VV) teve um ótimo resultado para os pântanos salinos, com maior discriminação dos alvos (Figura 5.5).

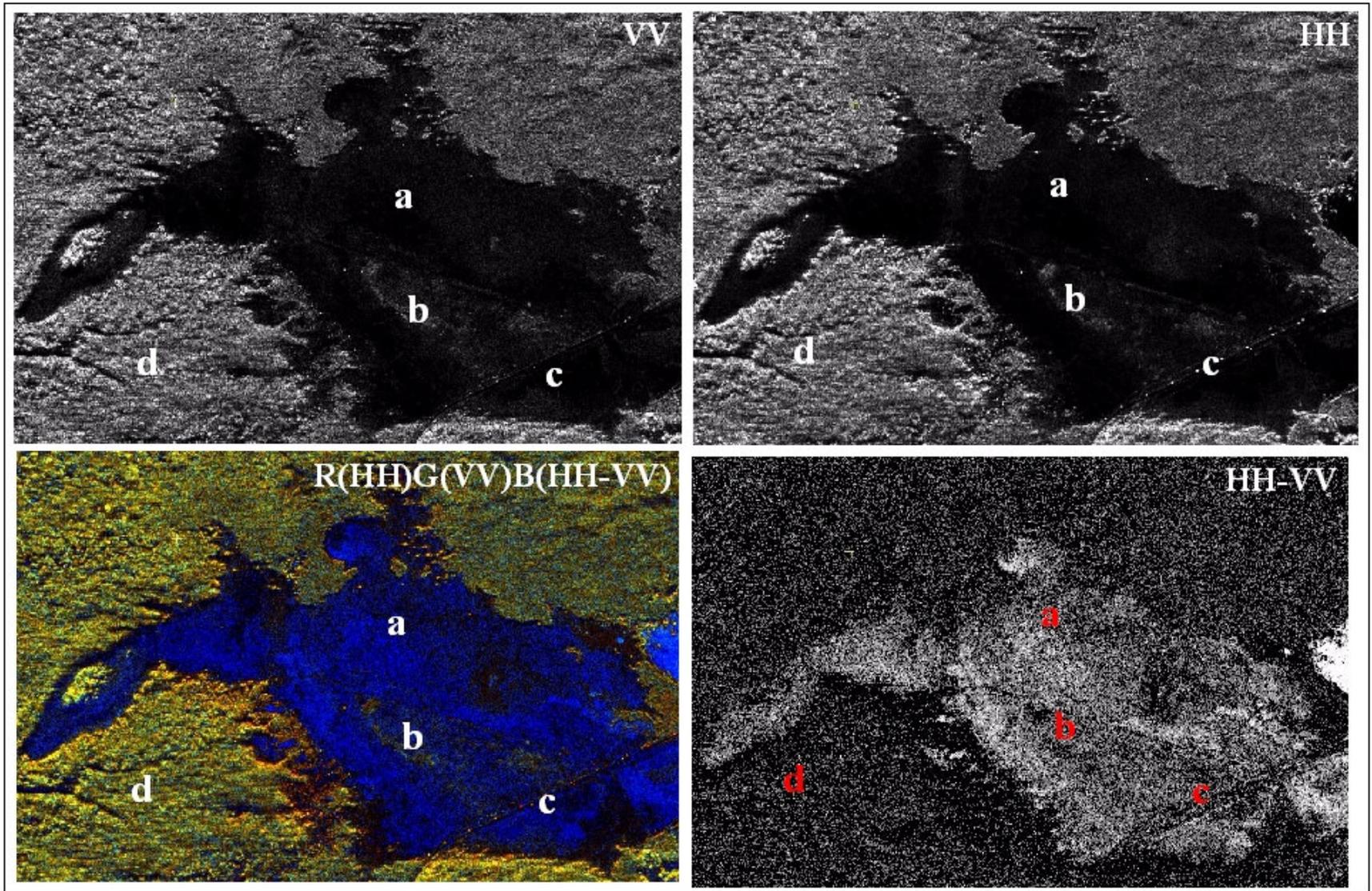


Figura 5.5 – Imagens SAR R99 B: nas polarizações VV e HH; na composição colorida R(HH)G(VV)B(HH-VV); e de diferença (HH-VV). Em (a) Pântanos salinos, (b) linha de mangue, (c) estrada Bragança-Ajuruteu e (d) mangue de intermaré.

Bancos arenosos de intermaré

A planície de areia ocorre em extensas áreas planas, recortadas por canais de marés, com *sand waves*, ondulações e barras expostas durante a maré baixa. São constituídas por areias quartzosas, finas, cinza muito claro, com estruturação maciça, estratificação plano-paralela, cruzada tangencial de pequeno porte, acamamento *flaser* e clastos de argila retrabalhados. E inundadas regularmente pela maré semidiurna (SOUZA FILHO, 2000, SOUSA FILHO; PARADELLA, 2002).

As imagens SAR foram obtidas em condições de preamar, desse modo, a planície arenosa estava parcialmente inundada. Entretanto, é possível observar a rugosidade da superfície da água, marcada por ondulações superficiais em função da morfologia de fundo, principalmente na polarização VV. Na polarização HH, a radiação é refletida specularmente, apresentando tonalidades escuras, realçando apenas as armadilhas para captura de peixes, que apresenta uma disposição vertical, sendo evidenciado por reflexão de campo, e um forte brilho (Figura 5.6 a).

Neste contexto, a banda L na polarização VV individualizou melhor a morfologia de águas rasas, em relação à polarização HH. A imagem colorida desse ambiente foi a que melhor caracterizou a condição de inundação nesse ambiente (Figura 5.6 a).

Planície de supramaré

A planície de supramaré é constituída pelos pântanos salinos, mangue de supramaré (Figuras 5.5 e 5.10 a). Estes ambientes desenvolvem-se entre 2.6 a 3 m acima do nível do mar, e correspondem à área topograficamente mais elevada da planície costeira Bragantina (SOUZA FILHO, 2000).

Os ambientes controlados pela topografia foram bem discriminados em ambas as polarizações das imagens SAR R99 B, tendo seus limites evidenciados na imagem de composição coloridas.

Crista de praia e dunas costeiras

São formadas pela ação de ondas e pelo retrabalhamento eólico dos sedimentos das planícies arenosas e das praias. Atualmente, as dunas migram rumo ao continente, soterrando os depósitos de manguezal da planície lamosa. As dunas são individualizadas em longitudinais e piramidais, são parcialmente ou completamente recobertas com vegetação arbustiva (SOUZA FILHO, 2000; SOUZA FILHO; EL-ROBRINI, 1996).

O máximo sinal de retorno ocorre quando a iluminação do radar forma um ângulo reto com orientação da feição de interesse (AVERY; BERLIN, 1992). As dunas costeiras têm a mesma orientação de *ranger* do SAR R99 B durante a aquisição das imagens (E-W), ou seja, forma um ângulo de reto com a direção de iluminação (N-S). Assim, as dunas são muito bem discriminadas na banda L, em ambas as polarizações. Tendo sua geometria muito bem definida, com destaque na imagem de composição colorida (Figura 5.6 b, d).

Áreas de ocupação humana

Na praia de Ajuruteua, as casas e pousadas foram construídas na linha de escarpa de praia no setor NW. Para conter a erosão, alguns moradores construíram muros de madeira que vem afetando a evolução natural do ambiente praiado (SOUZA FILHO, 2001; SOUSA FILHO; PARADELLA, 2002).

As áreas de ocupação humana têm como característica de reflexão os refletores de canto (*corner reflector*) produzidos por paredes verticais interseccionando planos horizontais no terreno. Assim, a amplitude tonal desses alvos corresponde na imagem a tons bem claros, com intenso brilho. Essa característica está bem evidenciada na polarização HH, onde os pequenos alvos aparecem extremamente brilhantes, principalmente, devido à configuração geométrica dos objetos (Figura 5.6 e).

As casas, ruas e demais áreas de ocupação humana são perfeitamente discriminados na banda L, em ambas as polarizações (HH e VV). Contudo, a geometria desses alvos tem melhor definição na polarização HH. A imagem de composição colorida dessas áreas realçou os limites entre dos loteamentos e ruas (Figura 5.6 e).

Praia de Ajuruteua

A praia de Ajuruteua é classificada como praia barreira. Apresenta forma linear e seu maior comprimento está na direção NW – SE (SOUZA FILHO; EL-ROBRINI, 2000). Esta praia é constituída por areias quartzosas finas, com fragmentos de conchas, cinza muito claro, com estratificação plano-paralela, com extensas áreas planas, inclinadas 2° rumo ao mar, recortadas por sistema de calha e crista. Sendo, inundado regularmente pela maré semidiurna. Atualmente, o setor NW vem sendo submetido a um forte processo erosivo devido sua posição às margens de um canal de maré, ângulo de incidência de ondas em torno de 7° com a linha de costa, alturas próximas a 2m e amplitude de maré variando de 4 a 6,5 m durante os meses de março e abril (SOUZA FILHO, 2000; SOUZA FILHO; PARADELLA, 2002). Somente na polarização VV foi

identificada à praia de macromaré de Ajuruteua, que esta representada por uma superfície mais escura, que corresponde à resposta da interação da banda L com a zona de intermaré (Figura 5.6f).

Antigos cordões de praia

São constituídos por areias quartzosas cinza amarelado a cinza muito claro, finas a muito finas, com estrutura mosqueada no topo e cruzada de médio porte na base recoberta por vegetação arbustiva escassa. Eles têm uma forma linear e geométrica curvada bem caracterizada, limitados por manguezais. E são inundados, somente, no período chuvoso (SOUZA FILHO, 2000; SOUSA FILHO; PARADELLA, 2002).

A aquisição das imagens SAR R99 B precedeu um período de baixa precipitação, ou seja, com baixo teor de umidade nos cordões. Deste modo, o seu comportamento espectral depende, principalmente, fatores como a textura e geometria do alvo.

Em ambas as polarizações, a discriminação é favorecida pelo efeito dupla reflexão, que proporciona um maior brilho destes corpos em relação ao manguezal, em seu entorno. Outro fator que favorece a sua distinção é a morfologia, que propicia uma perfeita delimitação dos cordões e do mangue (Figura 5.7). Também, na imagem de composição colorida há uma boa resposta da interação das microondas com esse ambiente.

Lago artificial

Ao longo da estrada que liga a cidade de Bragança a praia de Ajuruteua, parte da rede de drenagem foi desestruturada, uma vez que diversos canais de maré, responsáveis pela circulação dos nutrientes no ambiente de manguezal, foram cortados pela estrada, que em alguns trechos funciona como barragem ao fluxo das marés, gerando enormes áreas com água represada, lago artificial (SOUZA FILHO, 2000, 2001).

A pouca movimentação das águas, no lago, propicia uma concentração, relativamente, baixa de sedimentos em suspensão, ou seja, trata-se uma superfície com rugosidade intermediária que reflete, especularmente, parte da energia, ocorrendo dispersão da outra parte. Na polarização VV, a resposta da interação com as microondas há o predomínio de reflexão especular. Sendo que, na polarização HH a contribuição da resposta do sinal é maior da reflexão difusa (Figura 5.8). Na imagem de composição colorida, esta bem evidência essa questão, pois os componentes que contribuem para a reflexão difusa são atribuídos tons em vermelho (Figura 5.8).

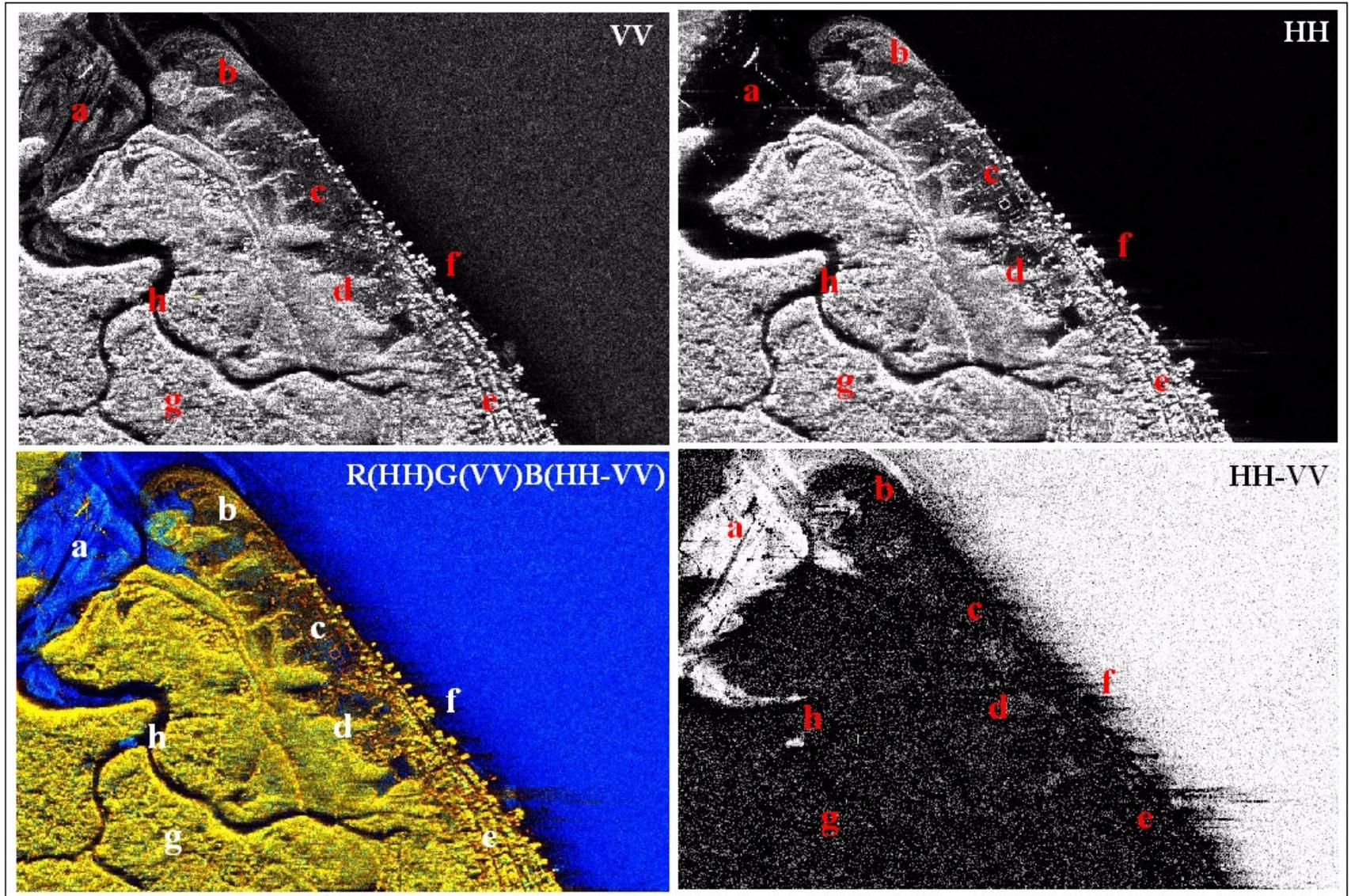


Figura 5.6 – Imagens SAR R99 B: nas polarizações VV e HH; na composição colorida R(HH)G(VV)B(HH-VV); e de diferença (HH-VV). Sendo que, em (a) bancos arenosos de intermaré, (b) crista de praia, (c) planície de supramaré, (d) dunas costeiras, (e) vila de Ajuruteua, (f) Praia de Ajuruteua, (g) mangue de intermaré e (h) canal de maré.

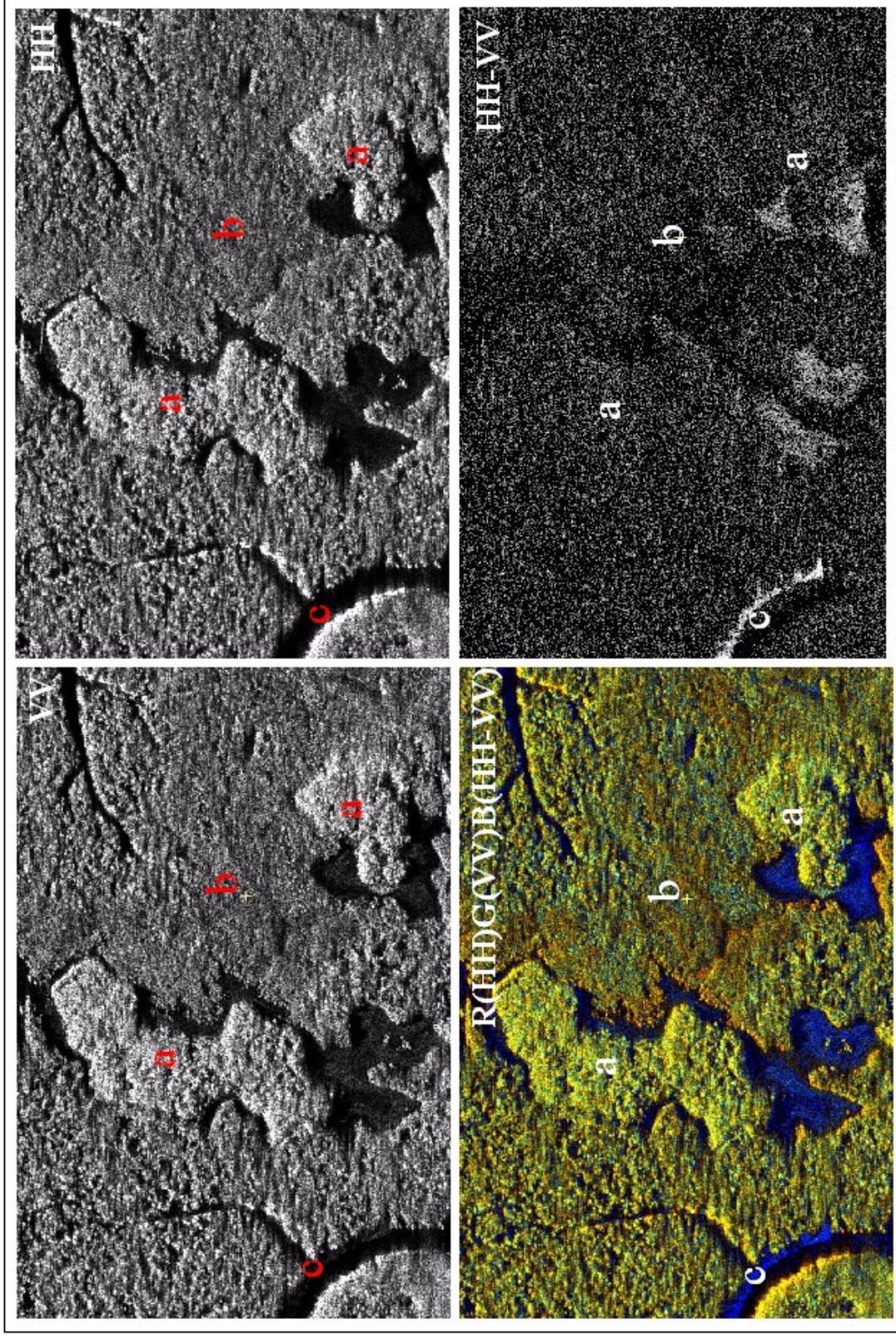


Figura 5.7 – Imagens SAR R99 B: nas polarizações VV e HH; na composição colorida R(HH)G(VV)B(HH-VV); e de diferença (HH-VV). Sendo que, em (a) antigos cordões de praia, (b) mangue de intermaré e (c) canal de maré.

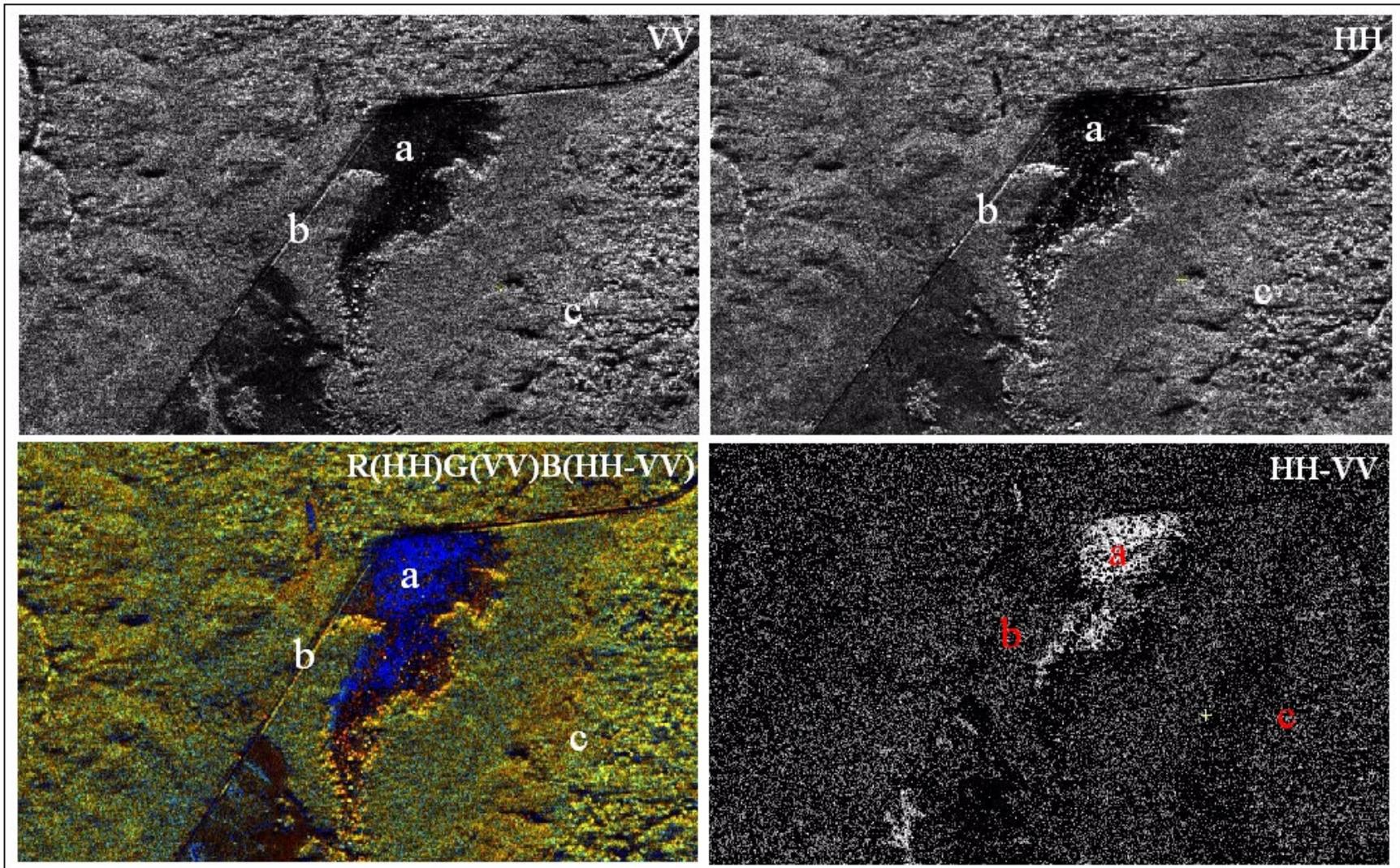


Figura 5.8 – Imagens SAR R99 B: nas polarizações VV e HH; na composição colorida R(HH)G(VV)B(HH-VV); e de diferença (HH-VV). Sendo que, em (a) lago artificial, (b) estrada Bragança-Ajuruteua e (c) mangue de intermaré.

Manguezal de intermaré

O manguezal de intermaré é constituído de lama superficial oxidada, cinza acastanhada, seguida de lama cinza médio, sem estruturação aparente, fitoturbada com marcas e fragmentos orgânicos. Sendo, colonizado por mangue de grande porte e inundado regularmente pela maré semidiurna (SOUZA FILHO, 2000; SOUSA FILHO; PARADELLA, 2002). A distinção desse mangue, nas imagens SAR R99 B, deve-se ao espalhamento volumétrico e ao efeito *double-bounce*. Esta condição particular de respostas da interação das microondas com o dossel do mangue é responsável por uma textura muito rugosa e brilhante desta unidade geobotânica. Este comportamento é observado em ambas as polarizações da banda L (Figura 5.9c e 5.10b).

Manguezal de supramaré

O manguezal de supramaré ocorre em áreas topograficamente mais elevadas na planície costeira, são constituídos por uma lama superficial oxidada, cinza acastanhada, fitoturbada com marcas e fragmentos orgânicos. Seguida de lama cinza médio, intercalada com fragmentos de matéria orgânica. São colonizados por mangue de pequeno porte e com inundações irregulares durante as marés de sizígia (SOUZA FILHO, 2000; SOUSA FILHO; PARADELLA, 2002).

O mangue de supramaré apresenta árvores menores que os de intermaré, as árvores são mais espaçadas. Isto reduz o efeito *double-bounce*. Conseqüentemente, há uma atenuação da rugosidade e o alvo aparece com tons de cinza médios e uma textura mais lisa (Figura 5.10a).

Manguezal degradado

No mangue degradado, o solo argiloso fica exposto, e a resposta do sinal dessa superfície lisa é caracterizada na imagem pelos tons de cinza muito escuros nas polarizações HH e VV (Figura 5.9 a).

Manguezal regenerado

O restabelecimento do fluxo das marés, em algumas áreas do mangue degradado tem gerado novas condições ambientais, que estão revitalizando o manguezal. Esse mangue apresenta uma resposta distinta à interação com as microondas, se comparado aos demais, com aspecto rugoso com tons de cinza intermediários aos dos mangues de intermaré e supramaré (Figura 5.9b).

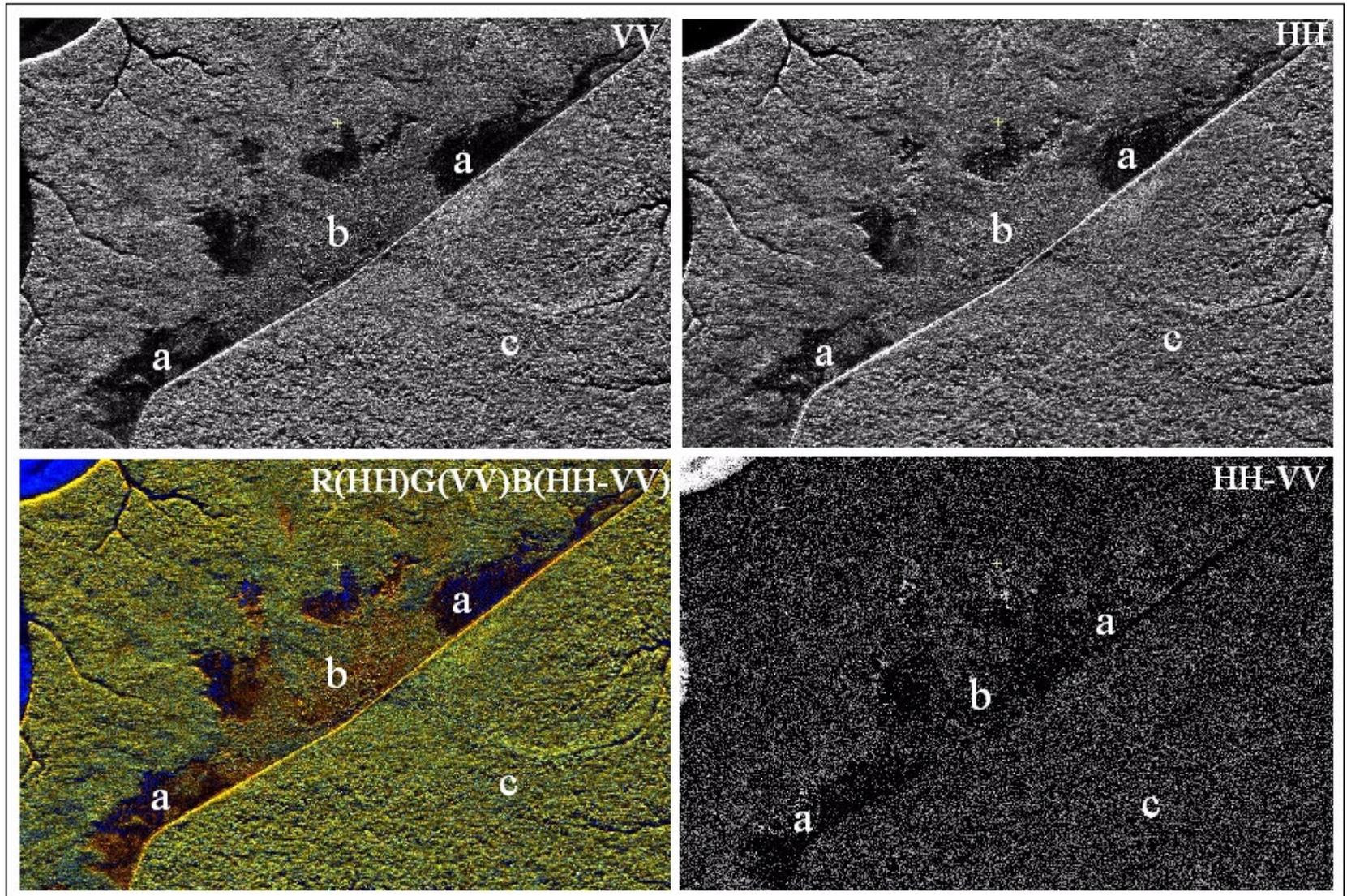


Figura 5.9 – Imagens SAR R99 B: nas polarizações VV e HH; na composição colorida $R(HH)G(VV)B(HH-VV)$; e de diferença (HH-VV). Sendo que, em (a) mangue degradado, (b) regenerado e (c) de intermaré.

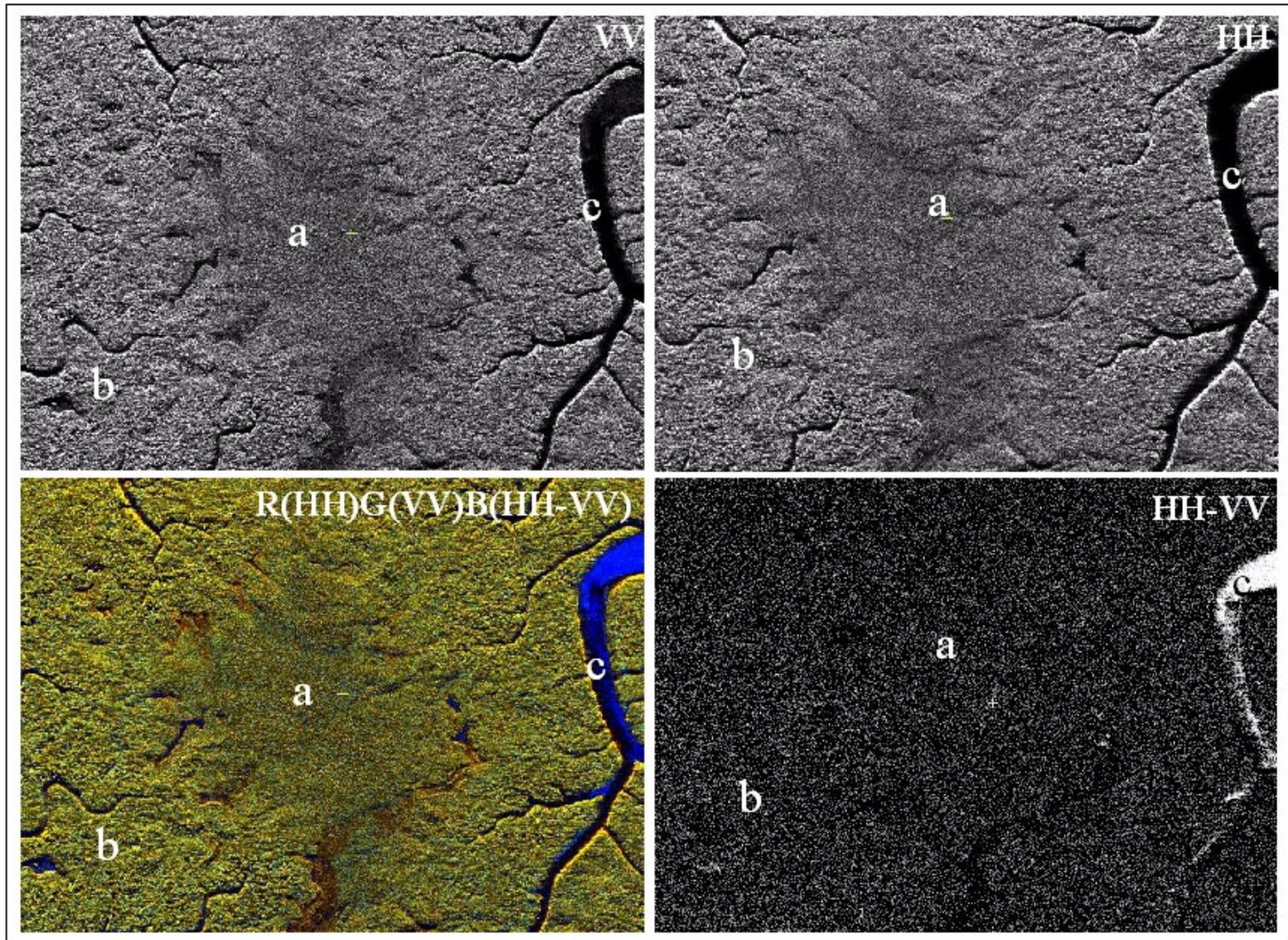


Figura 5.10 – Imagens SAR R99 B: nas polarizações VV e HH; na composição colorida R(HH)G(VV)B(HH-VV); e de diferença (HH-VV). Sendo que, em (a) manguezal de supamaré, (b) intermaré e (c) canal de maré.

5.3. RECONHECIMENTO DE AMBIENTES COSTEIROS ATRAVÉS DA ANÁLISE TEXTURAL DE IMAGENS SAR R99 B (BANDA L, POLARIZAÇÕES HH E VV)

Para análise textural evitou-se o uso de filtros para redução do *speckle*, pois eles reduzem a textura inerente às imagens obtidas com SAR (SILVA; KUX, 1996). Com dados SAR de alta resolução, o *speckle* pode influenciar as medidas texturais em janelas pequenas. Por outro lado, se a janela for muito grande, existe pouca contribuição estatística de pixel extras, em compensação, há perda de resolução espacial (PODEST; SAATCHI, 2002).

Os melhores resultados obtidos com os analisadores texturais foi com janela de 9 x 9, sem utilização de filtro para redução do *speckle*. Contudo, janelas maiores tiveram uma boa resposta, mas visando minimizar a perda de resolução espacial optou-se pela melhor resposta com a menor janela.

Nas imagens SAR R99B, Banda L, polarizações VV e HH apenas os classificadores texturais média, entropia e segundo momento angular alcançaram resultados satisfatórios.

5.3.1. Análise Textural de Imagens SAR R99 B, na Banda L (Polarização VV)

Na área, a feição geobotânica predominante é o mangue, sua área de ocorrência foi bem delimitada com o realce de contraste dos analisadores, em particular pelo segundo momento angular (SMA) que em sua classificação atribuiu um aspecto rugoso (Figuras 5.11 B3, C3 e D3). Porém, o mangue regenerado foi melhor delimitado com média (Figuras 5.11 C2), nos demais a textura desse mangue confunde-se com a do manguezal de intermaré. O mangue degradado foi bem discriminado com a média, onde se pode observa toda sua extensão e as áreas que já foram recuperadas (Figura 5.11 C1).

O manguezal de supramaré é constituído por vegetação de pequeno porte e espaçado, o quê lhe atribui uma textura distinta dos demais mangues, entretanto, com a entropia e SMA não foi possível sua distinção. Contudo, com a média a resposta obtida foi melhor do que a apresentada na imagem SAR R99 B, com o realce dos limites desse ambiente (Figura 5.12 C1).

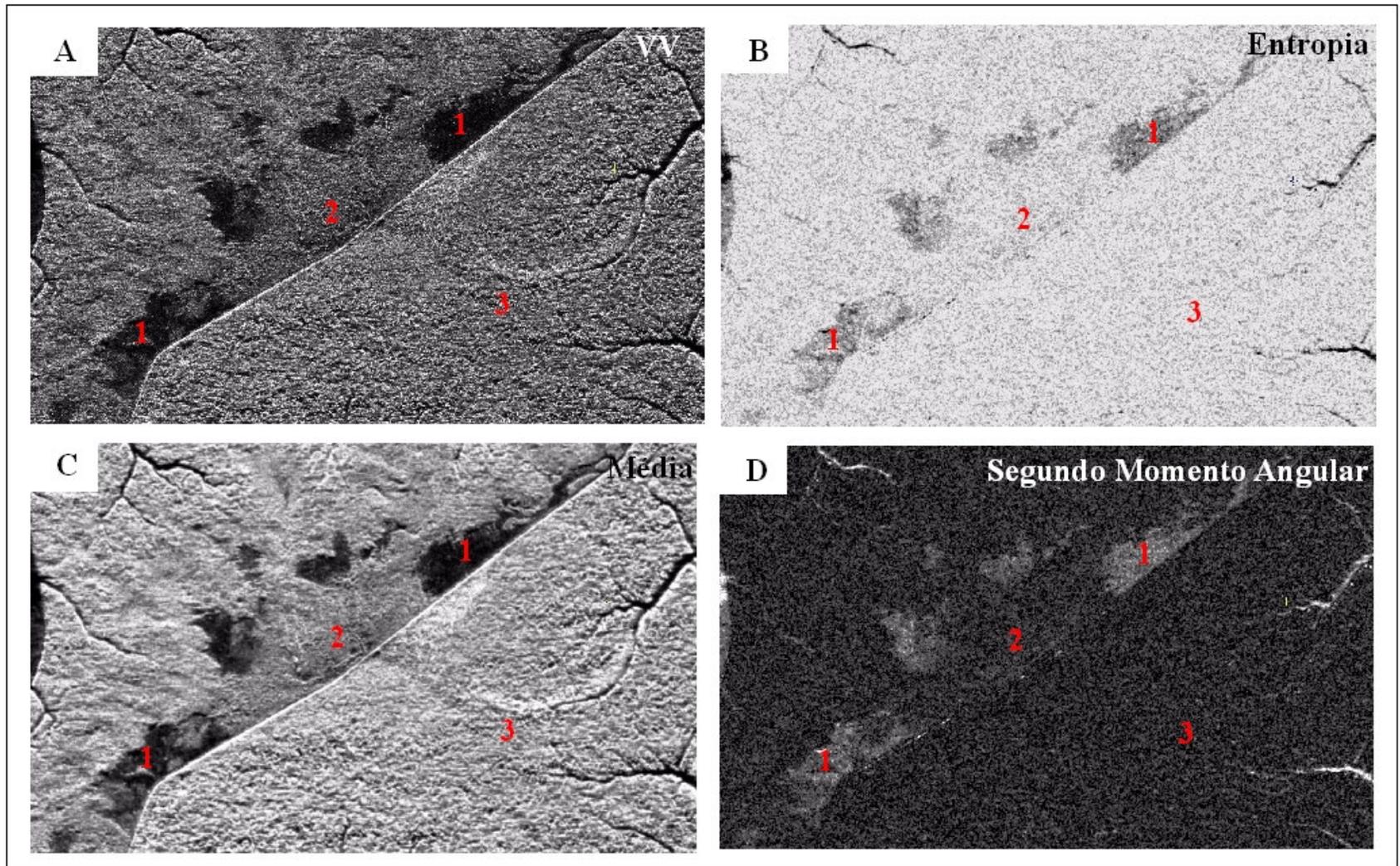


Figura 5.11 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D).

Os pântanos salinos foram os ambientes melhor destacados pelos analisadores, mostrando um grande potencial como feição índice em ambientes costeiros (Figuras 5.13 B1, C1 e D1).

Para os antigos cordões de praia, a média foi o analisador que se obteve melhor resposta para o reconhecimento desses ambientes (Figura 5.14 C1).

O lago artificial e as áreas alagadas ao seu entorno foram bem delimitados com a média (Figuras 5.15 C1 e 2), nos demais analisadores só foi possível distinguir o lago (Figura 5.15 B1 e D1).

Os ambientes costeiros, tais como: crista de praia, planície arenosa, campos de dunas e bancos de intermaré não foram individualizados pelos analisadores SMA e entropia, assim, apresentaram a mesma textura do mangue (Figuras 5.16 B1, 2, 3, 4 e D1, 2, 3, 4). Entretanto, com a média ocorreu o realce dessas feições apresentando melhor distinção do que na imagem SAR R99B (Figuras 5.16 C1, 2, 3, e 4).

As áreas de ocupação humana foram discriminadas ora como pontos (entropia), ora como objetos de geometria regular sem continuidade (SMA) e de difícil reconhecimento (Figuras 5.16 B6 e D6). Com a média foi mantido a coerência dos alvos na área em processo de urbanização (com casas, ruas, lotes, etc.), esse resultado é compatível com as informações extraídas da imagem SAR R99B (Figura 5.16 C6).

A zona de intermaré da praia de Ajuruteua foi realçada com a média e o SMA, contudo, a melhor resposta obtida foi com a média, onde a superfície enegrecida que representa a zona de intermaré esta nitidamente delimita (Figura 5.16 C5).

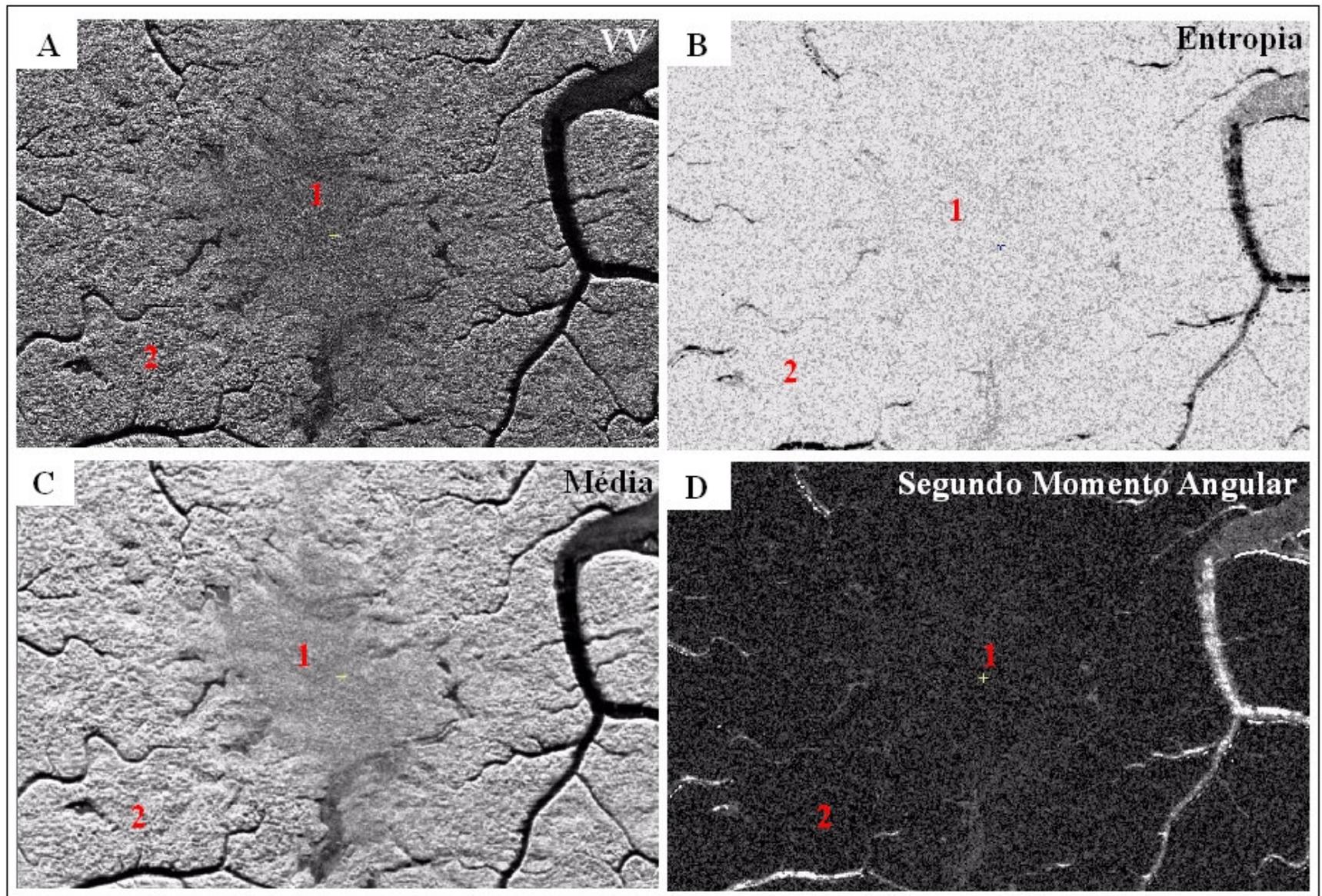


Figura 5.12 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) mangue supramaré e (2) mangue intermaré.

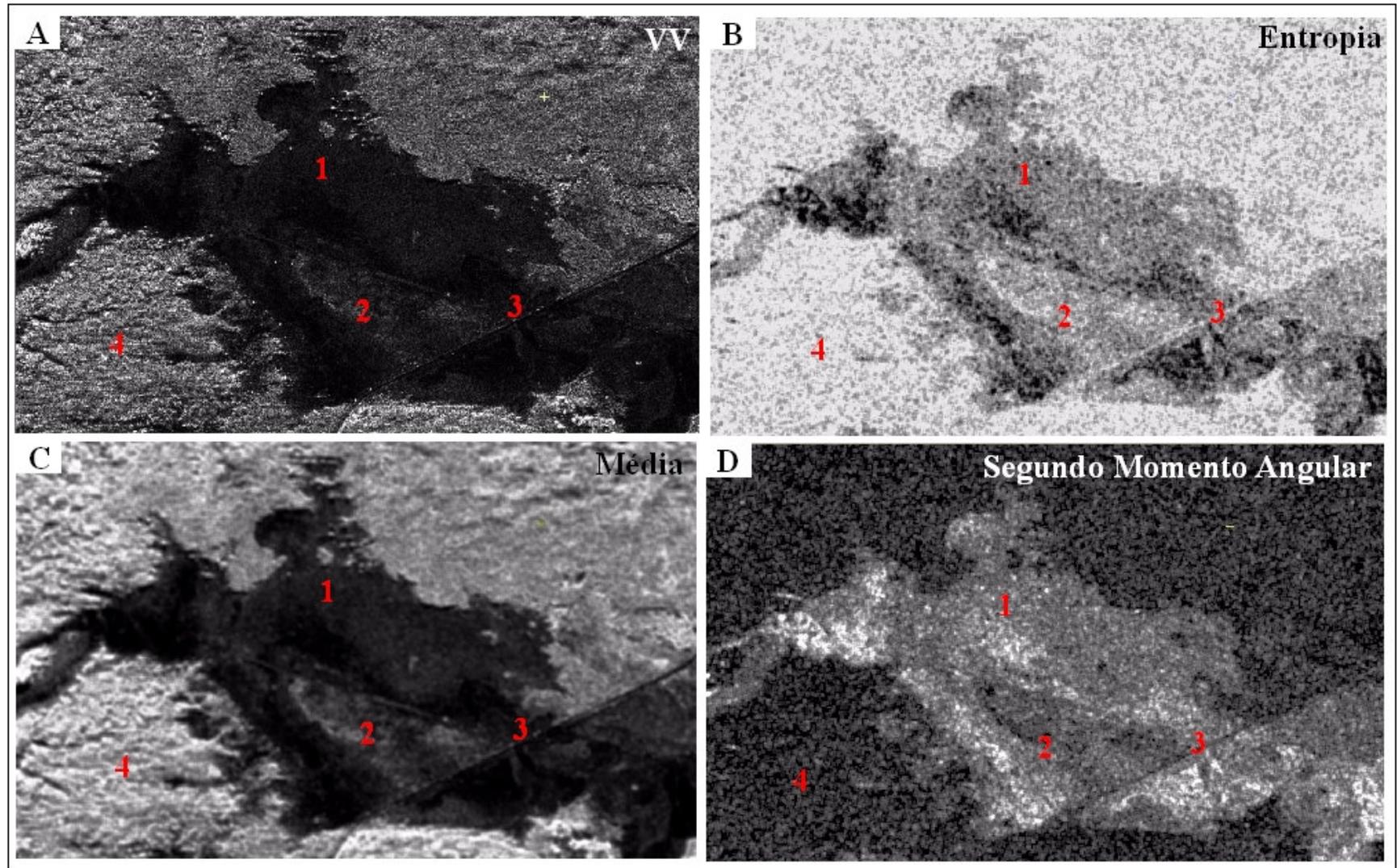


Figura 5.13 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) pântano, (2) dunas, (3) estrada Bragança-Ajuruteua e (4) mangue intermaré.

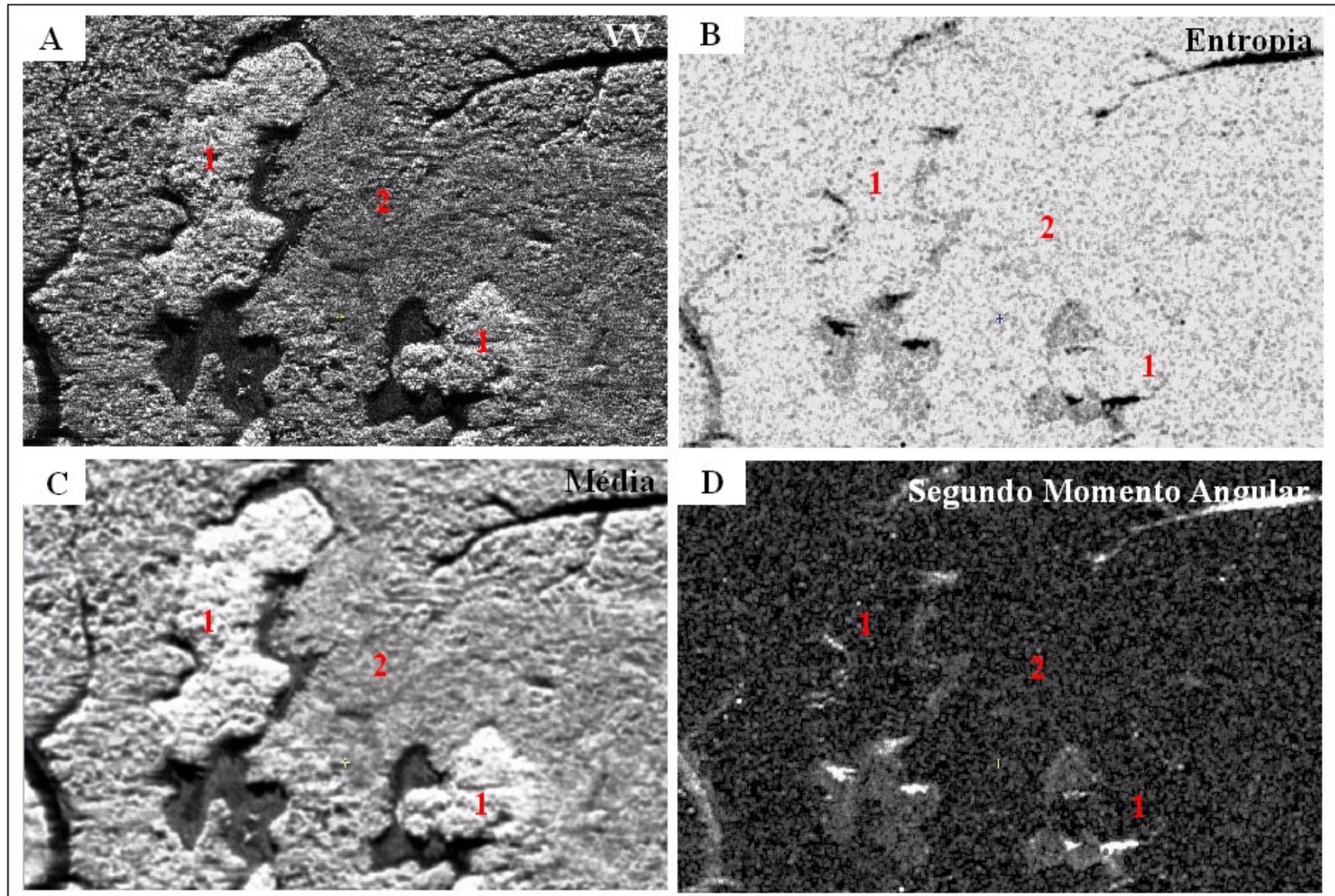


Figura 5.14 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) antigos cordões de praia e (2) manguezal.

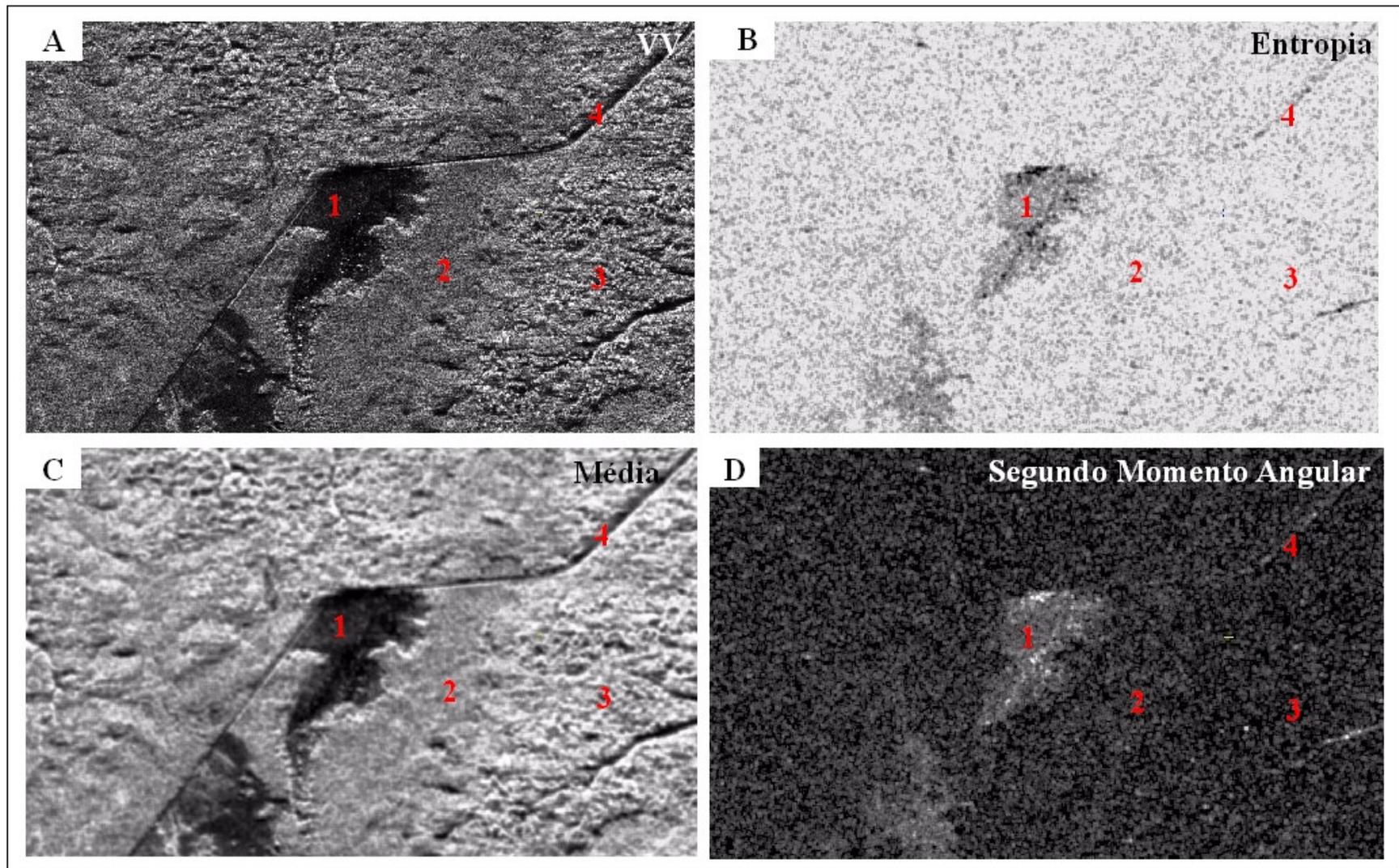


Figura 5.15 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) lago artificial, (2) áreas alagada, (3) mangue intermaré e (4) estrada Bragança-Ajuruteua.

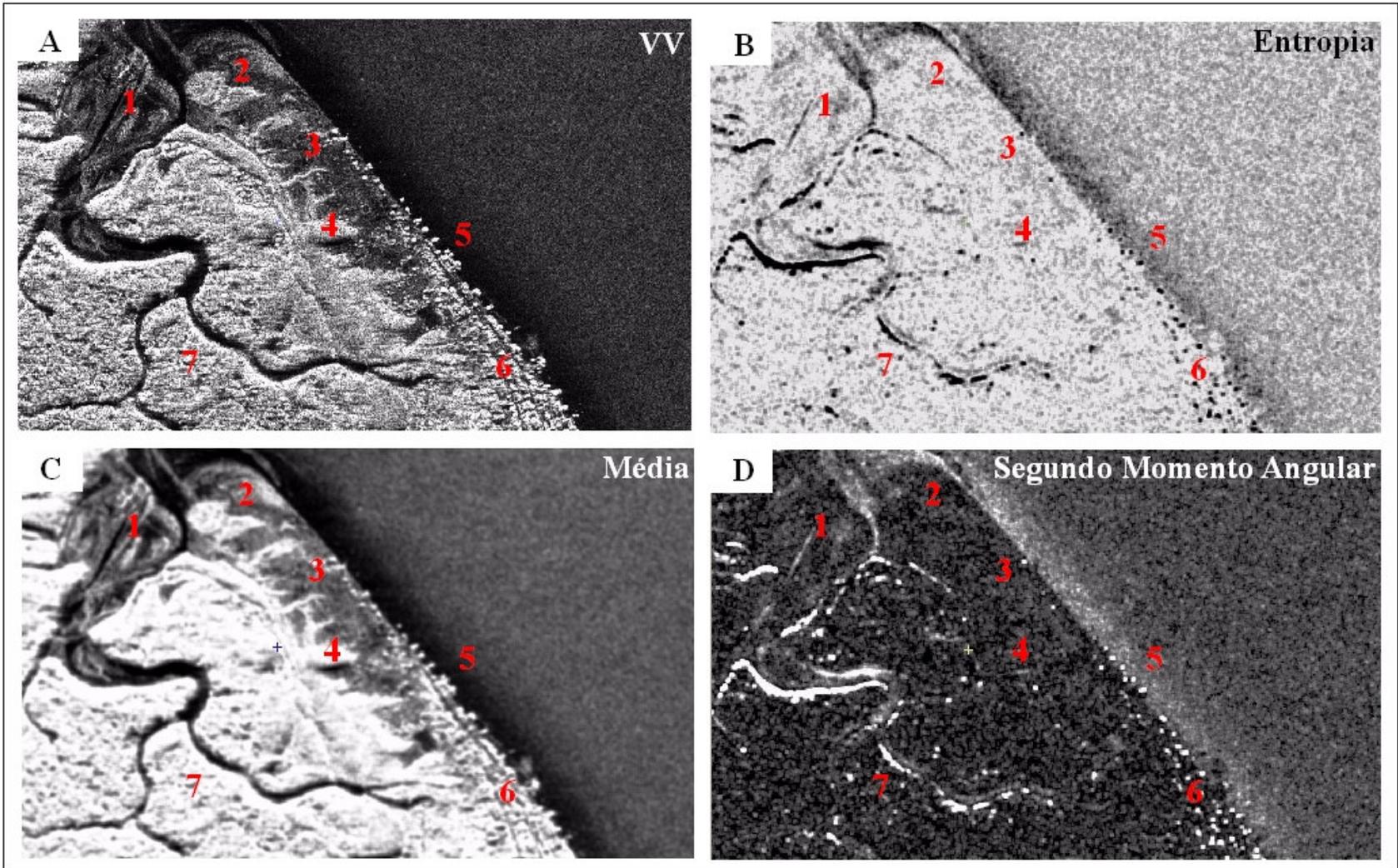


Figura 5.16 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) bancos arenosos de intermaré, (2) crista de praia, (3) planície arenosa, (4) dunas costeiras, (5) praia de Ajuruteua, (6) vila de Ajuruteua e (7) manguezal.

5.3.2. Análise Textural de Imagens SAR R99 B, na Banda L (Polarização HH)

As respostas obtidas com os analisadores texturais de média, segundo momento angular e entropia na polarização HH foi semelhante às alcançadas na polarização VV (Figuras 5.17, 5.18, 5.19, 5.20, 5.21, 5.22 e 5.23). Contudo, apresentou menor capacidade discriminatória, principalmente, se tratando dos bancos arenosos de intermaré que não são distinguíveis na polarização HH (Figura 5.23 A1, C1 e D1). O melhor resultado na distinção dos ambientes costeiros foi com a média (Figura 5.24).

A melhor resposta dos analisadores texturais para discriminação dos ambientes costeiros na banda L, nas polarizações HH e VV foi à média. A composição colorida das imagens de textura realçou o limite entre os ambientes (Figura 5.24).

5.4. CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE IMAGENS DE COMPOSIÇÃO COLORIDA SAR R99 B, BANDA L, POLARIZAÇÕES VV E HH

5.4.1 Classificação não-supervisionada

Inicialmente foi realizada uma classificação não-supervisionada sobre a imagem de radar, testando-se dois algoritmos: *Isodata* e *K-mean*.

Classificação digital não-supervisionada Isodata

Neste tipo de classificação o algoritmo baseia-se na análise de agrupamentos onde são identificados no espaço de atributos aos *clusters* formados por pixels com características similares. Neste tipo de classificador, é comum especificar o número destas nuvens, isto é, o número de classes possíveis de serem encontradas na área de estudo, mesmo não sendo este o número ideal destas classes. Define-se então, através de um limiar estabelecido pelo analista, quais as concentrações de pixels que devem ser tratadas como grupos distintos (VENTURIERI; SANTOS, 1998).

Os parâmetros utilizados para essa classificação foram: *clusters* máximo e mínimo com valores de 16, com no máximo 20 interações. Os resultados obtidos a partir desses parâmetros foram 16 classes, produzindo uma imagem com ruídos. E considerando o índice *Kappa*, a acuraria da classificação foi ruim (Tabela 4.3). Entretanto, foi possível discriminar os mangues de intermaré e supramaré (Figura 5.25).

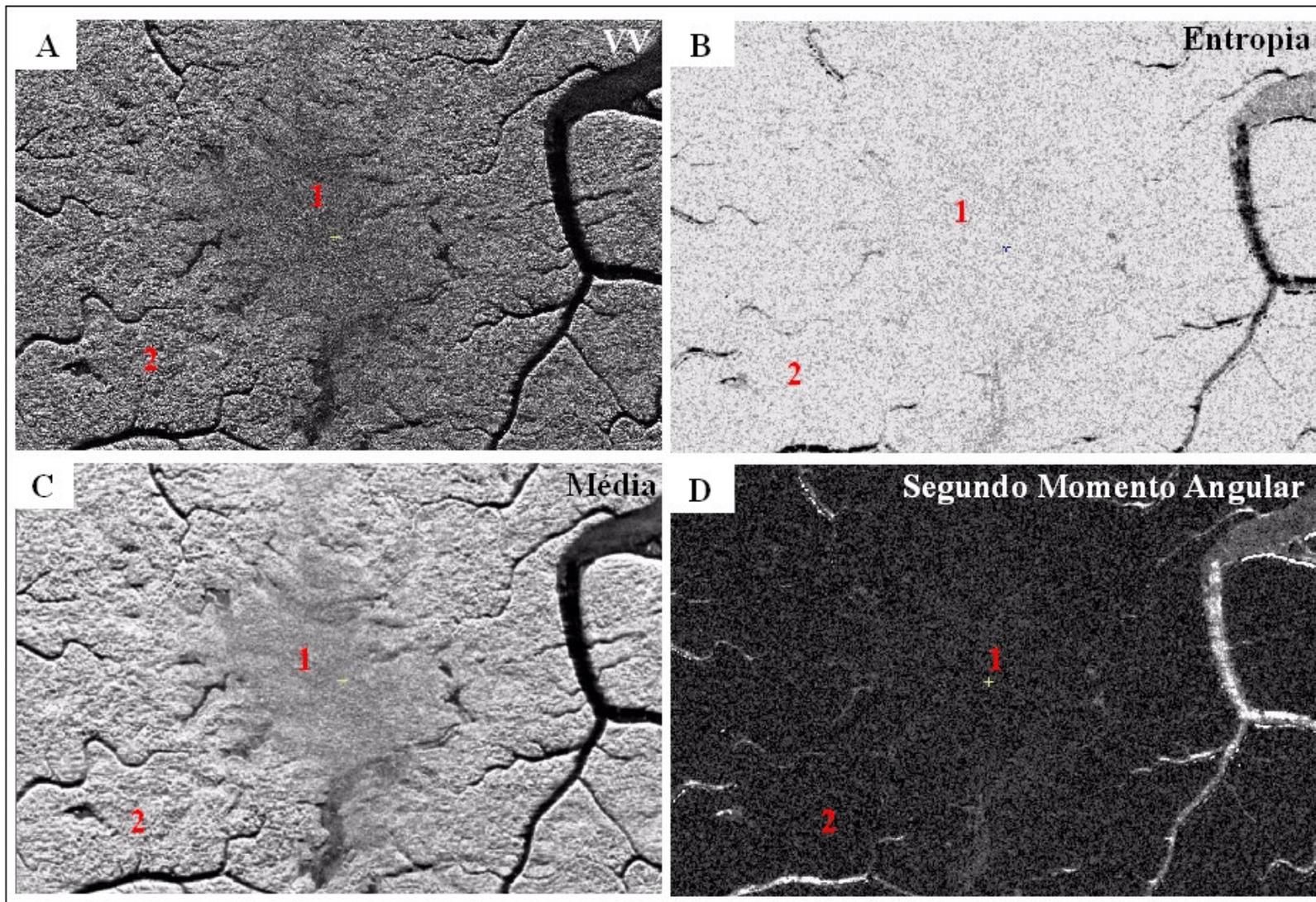


Figura 5.17 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) mangue supramaré e (2) mangue intermaré.

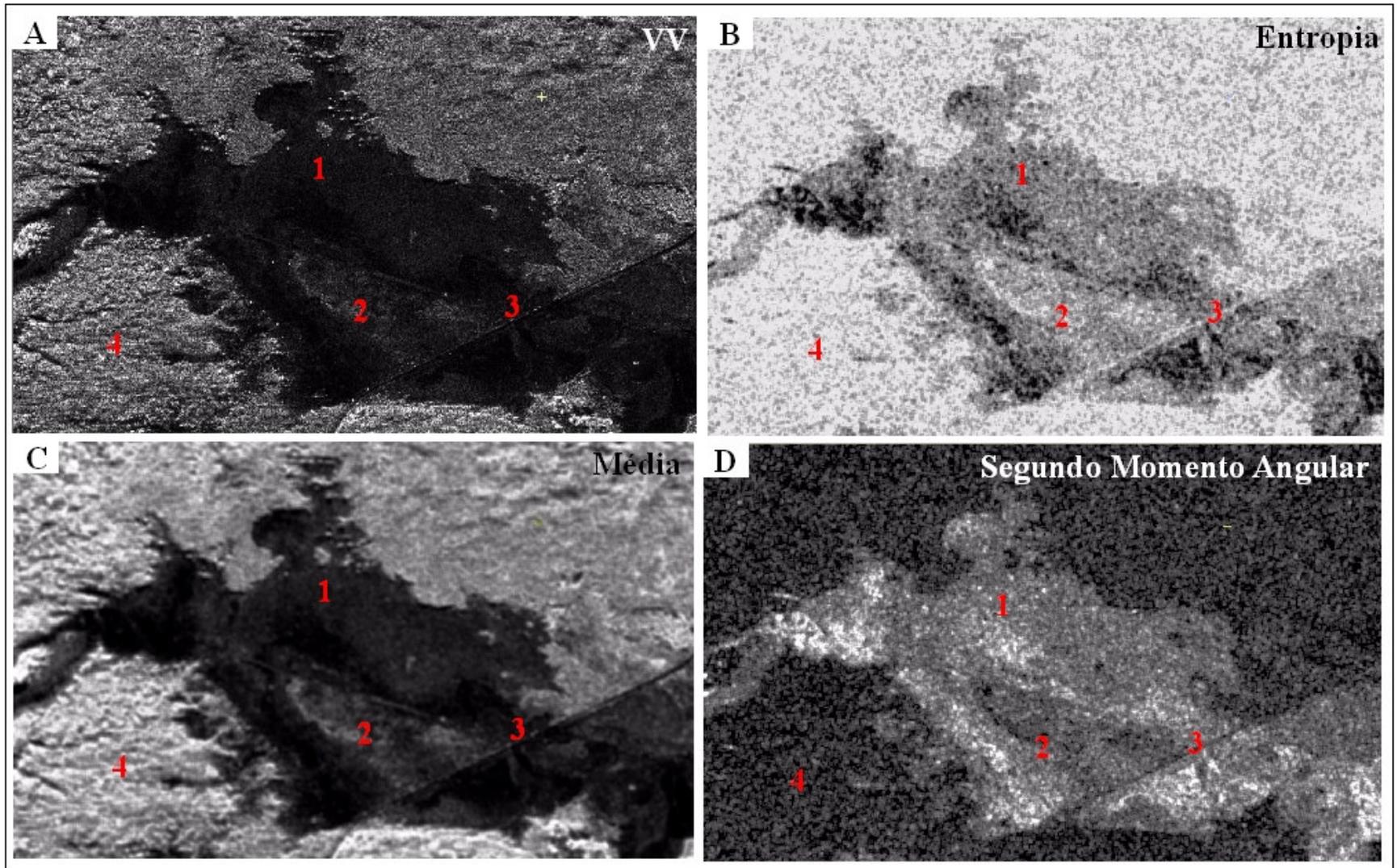


Figura 5.18 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) pântano, (2) dunas, (3) estrada Bragança-Ajuruteua e (4) mangue intermaré.

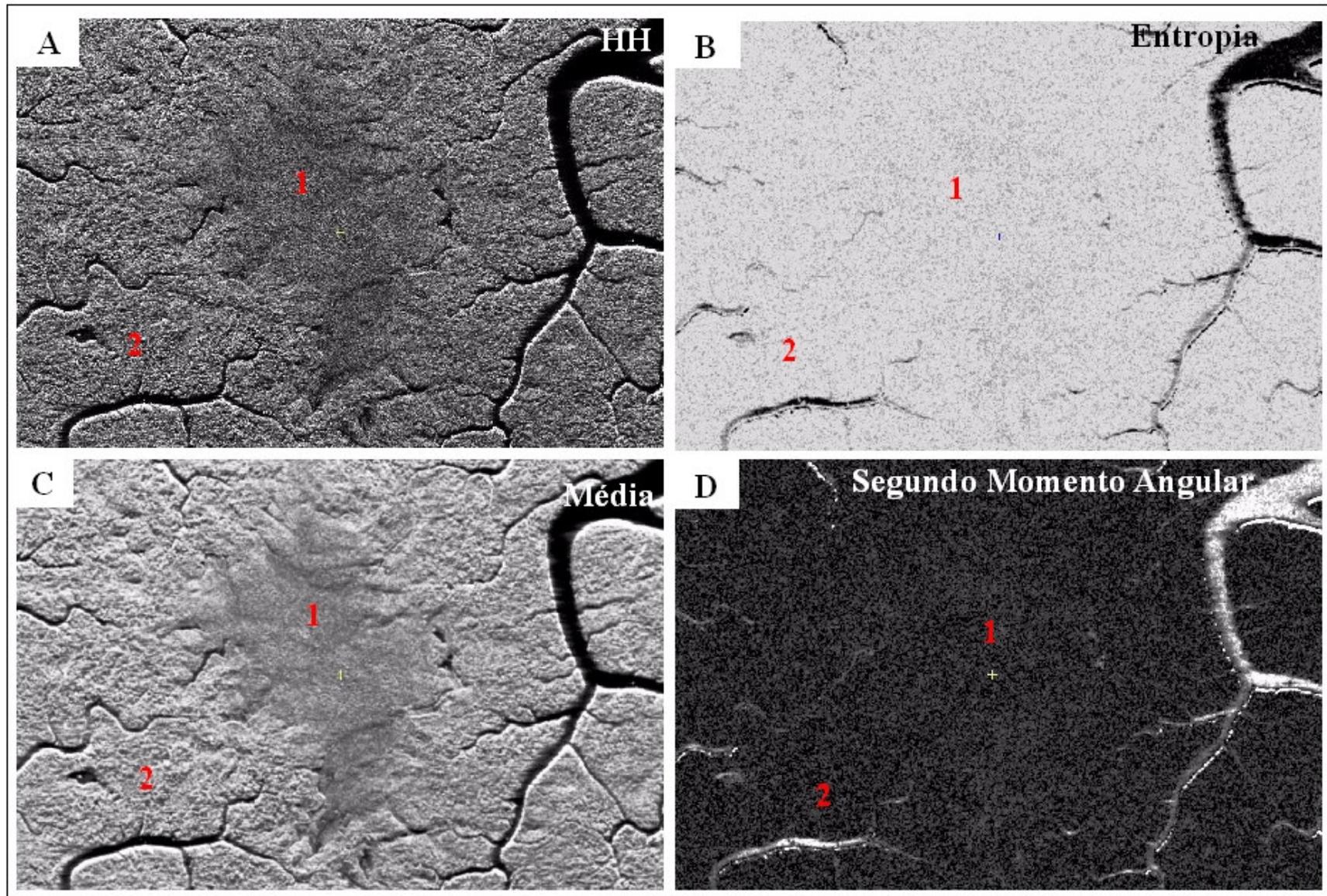


Figura 5.19 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) mangue supramaré e (2) mangue intermaré.

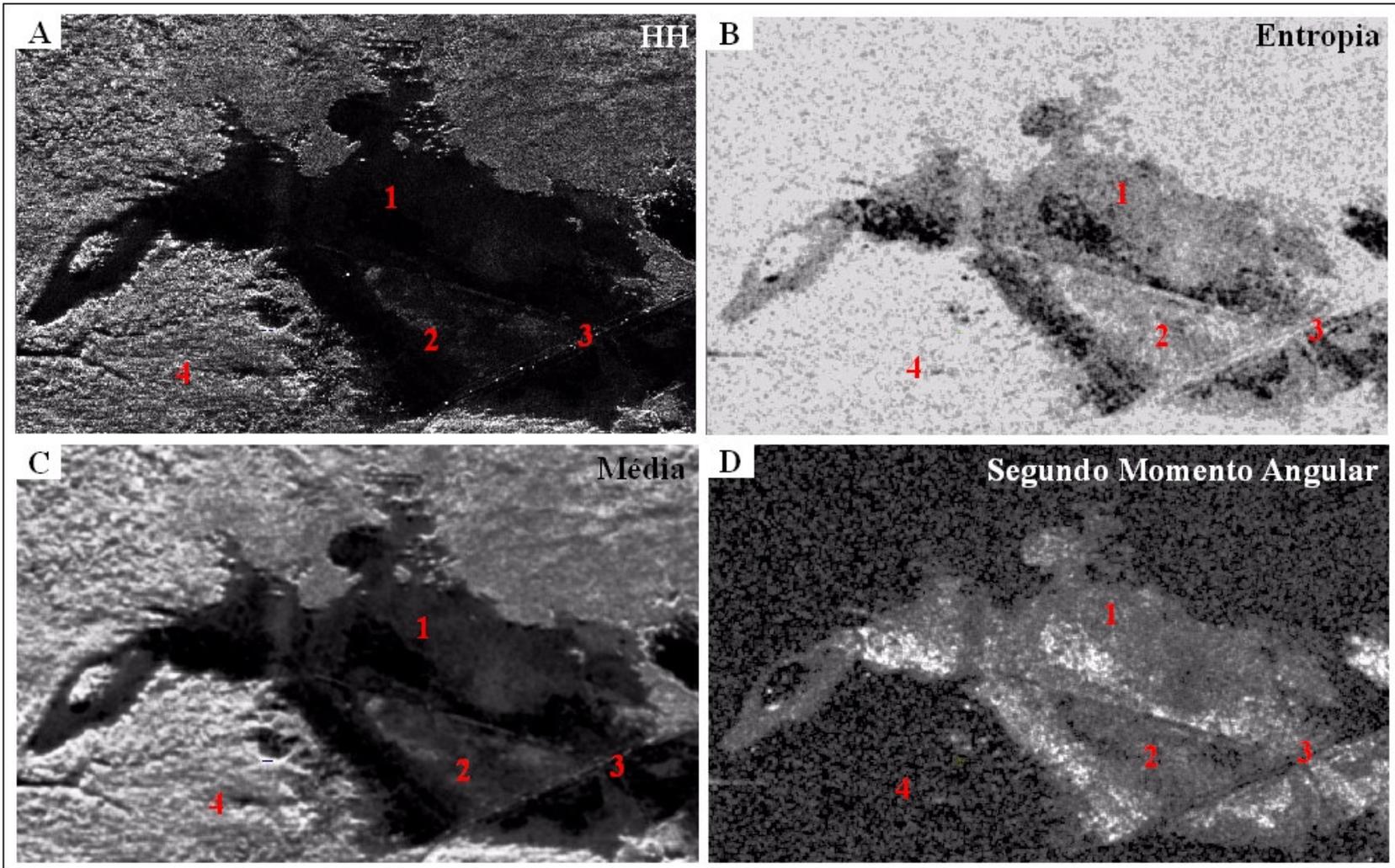


Figura 5.20 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) pântano, (2) dunas, (3) estrada Bragança-Ajuruteua e (4) mangue intermaré.

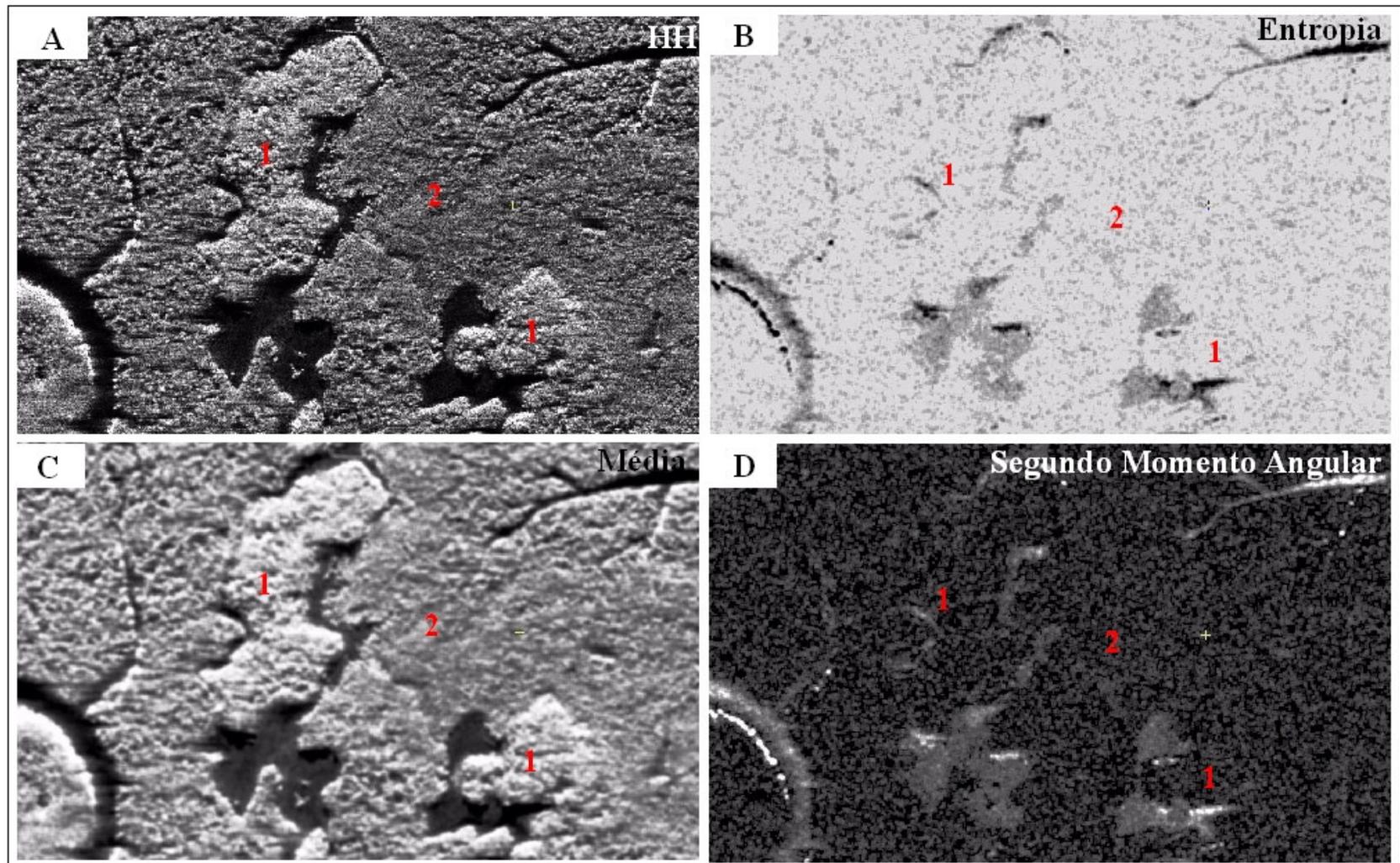


Figura 5.21 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) antigos cordões de praia e (2) manguezal.

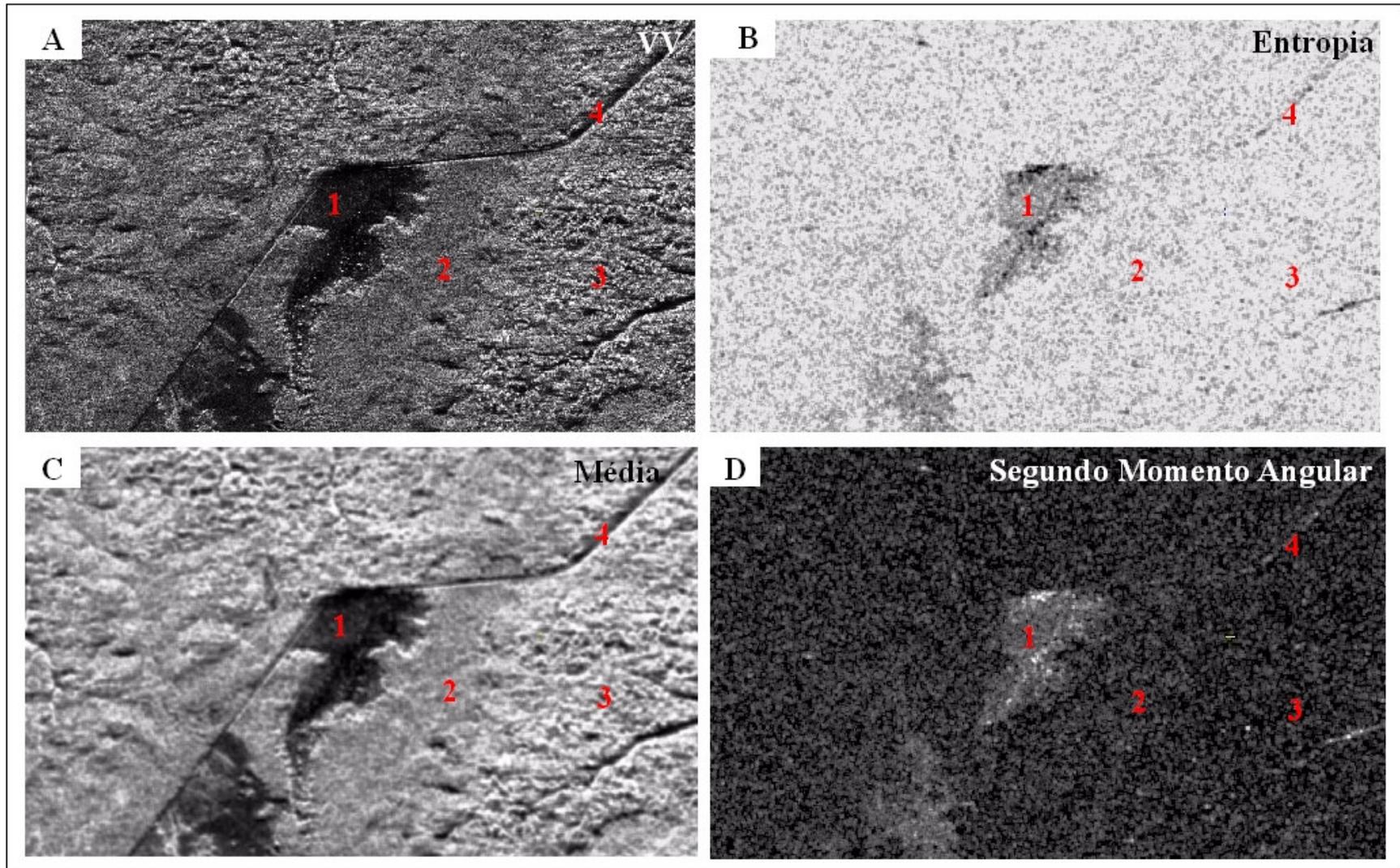


Figura 5.22 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) lago artificial, (2) áreas alagada, (3) mangue intermaré e (4) estrada Bragança-Ajuruteua.

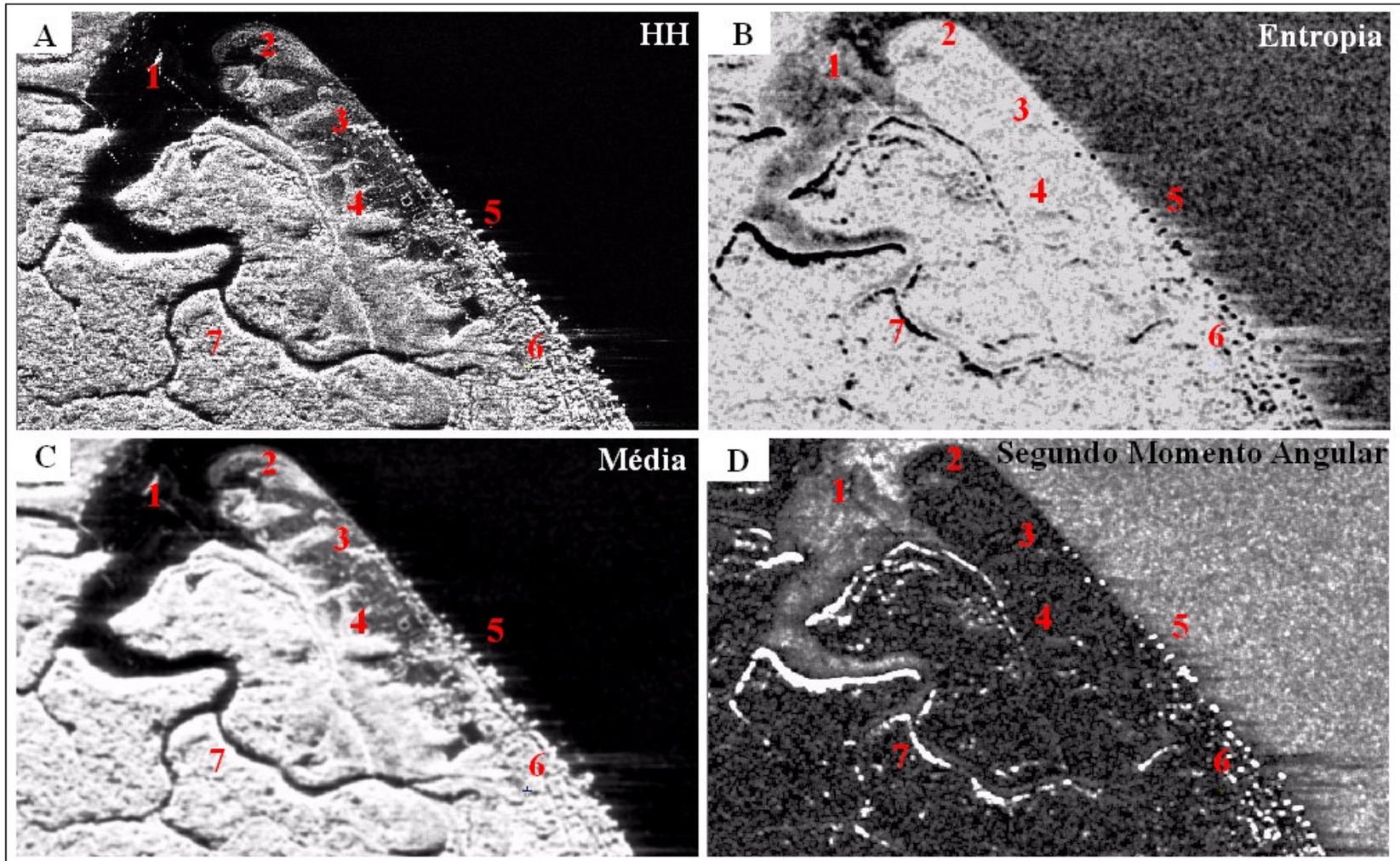


Figura 5.23 – Imagem SAR R99 B (A) e suas imagens texturais: entropia (B); média (C) e segundo momento angular (D). E em (1) bancos arenosos de intermaré, (2) crista de praia, (3) planície arenosa, (4) dunas costeiras, (5) praia de Ajuruteua, (6) vila de Ajuruteua e (7) manguezal.

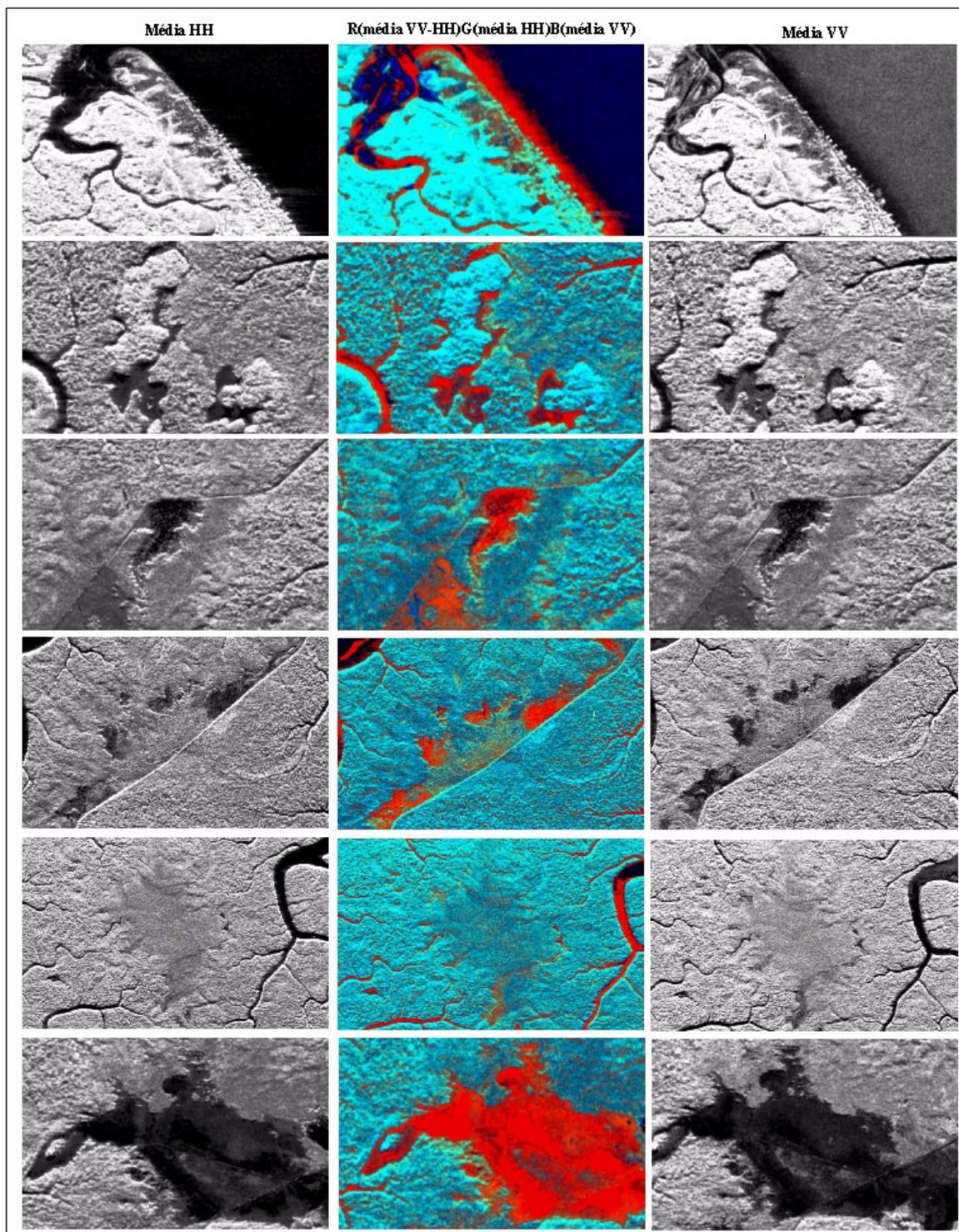


Figura 5. 24 – Imagens texturais do SAR R99 B (banda L, polarização HH), obtida com o analisador média, e imagem de composição colorida, média R(HH-VV)G(HH)B(VV).

Classificação digital não-supervisionada K-mean

O algoritmo *K-mean* classifica objetos baseado em atributos em número K de grupo, onde K é número de inteiro positivo. O agrupamento é determinado mínimo da soma dos quadrados de distâncias entre dados e o centro de agrupamento correspondente.

Para classificação com algoritmo *K-mean* foram utilizados os seguintes parâmetros: número máximo de classes 8, com no máximo 16 interações (Figura 5.25). A partir desses parâmetros foram obtidas 8 classes. E em relação ao coeficiente *kappa*, a classificação foi ruim (Tabela 4.3), apresentando os ambientes arenosos como mangue.

5.4.2 Classificação Supervisionada

Nesta etapa são apresentados os resultados da classificação das imagens SAR R99 B, a obtidas com o algoritmo MAXVER. O número de classes de interesse nas imagens foi definido de acordo com as informações mapeadas na análise visual da imagem, e da seleção das áreas de treinamento.

As quinze classes, inicialmente mapeadas na análise visual da imagem SAR, foram reduzidas a onze. Estas classes apresentam as seguintes características (Figura 5.25):

- Água: compreende os corpos d'água da área;
- Corpos arenosos: formada por depósitos de areias acumuladas pelos agentes de transportes fluviais, marinhos e eólicos. Esta área compreende em sua maioria a cordões arenosos. Além, de dunas, planície de areia;
- Mangue de intermaré: conjunto arbóreo denso presente em terreno baixo, inundado regularmente pela maré semidiurna;
- Mangue de supramaré: conjunto arbóreo presente em terrenos topograficamente elevados na planície costeira, são colonizados por mangue de pequeno porte, inundado pelas marés sizígia;
- Mangue regenerado: trata-se da planície de intermaré que esta sendo recolonizada pelo mangue;
- Mangue degradado: constituído por solo argiloso de coloração cinza, onde se formam as gretas de contração, e por arvores mortas;
- Pântano salino: trata-se de uma área rica em matéria orgânica, com lama oxidada, parcialmente recoberto por vegetação do tipo herbácea. São frequentemente inundados pela maré de sizígia;

- Área antrópica: vilas de Ajuruteua e do Pescador;
- Bancos arenosos de intermaré;
- Antigos cordões de praia: são constituídos por areias quartzosas e possuem geometria curvada, inundados, somente, no período chuvoso;

A partir das amostras de treinamento, realizou-se a classificação supervisionada da imagem de composição colorida R(HH)G(VV)B(HH-VV). As amostras buscaram representar a variabilidade de cada classe e caracterizar áreas tão homogêneas quanto possível.

Com base nos resultados alcançados foi possível realizar a avaliação da classificação MAXVER a partir da matriz de erro obtida, através das amostras de teste. Em relação do índice *kappa*, a classificação foi razoável (Figura 5.26).

5.4.3 Classificação Híbrida

Os conjuntos de medidas selecionadas para os dados SAR R99 B, referentes à classificação não-supervisionada, foram utilizados como *input* no processo de classificação híbrida. Sendo, usado o algoritmo MAXVER para etapa de classificação supervisionada.

Os resultados alcançados através da área de treino oriunda com o algoritmo *Isodata* na classificação não-supervisionada foram obtidos 16 classes. Sendo que, a algumas divergências na cela da matriz de correlação o algoritmo modificou alguns elementos, recondicionando-os estatisticamente para outra classe. E os resultados com coeficiente de concordância *kappa* foi de 0.69, ou seja, uma classificação muito boa (Figura 5.26).

A classificação híbrida com área de treino proveniente dos resultados alcançados com o algoritmo *K-mean* foram obtidas 08 classes. O desempenho da classificação em termos do coeficiente *kappa* foi de 0.92, obtendo uma excelente classificação. Apesar da alta correlação entre as imagens, a imagem de referência já apresentava problemas, tais como: corpos arenosos e mangue degradado confundidos com mangue e pântano, respectivamente.

Em termos de distinção dos ambientes costeiros, assim como, no aspecto morfológico o melhor resultado obtido com a classificação híbrida foi com utilização da área de treinamento oriunda da classificação com algoritmo *Isodata* (Figura 5.26).

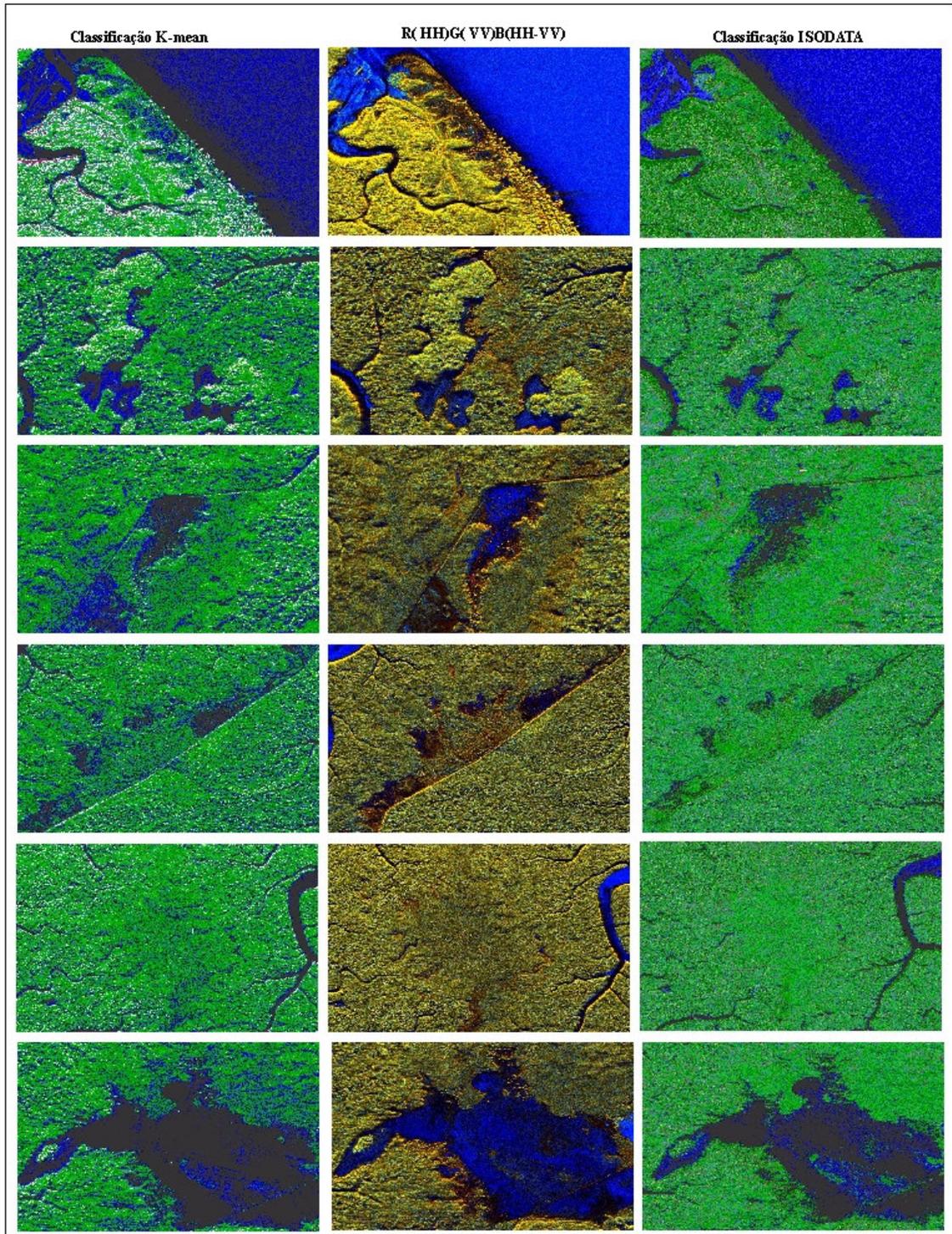


Figura 5.25 – Classificação de imagens SAR R99 B com os algoritmos *K-mean* e Isodata.

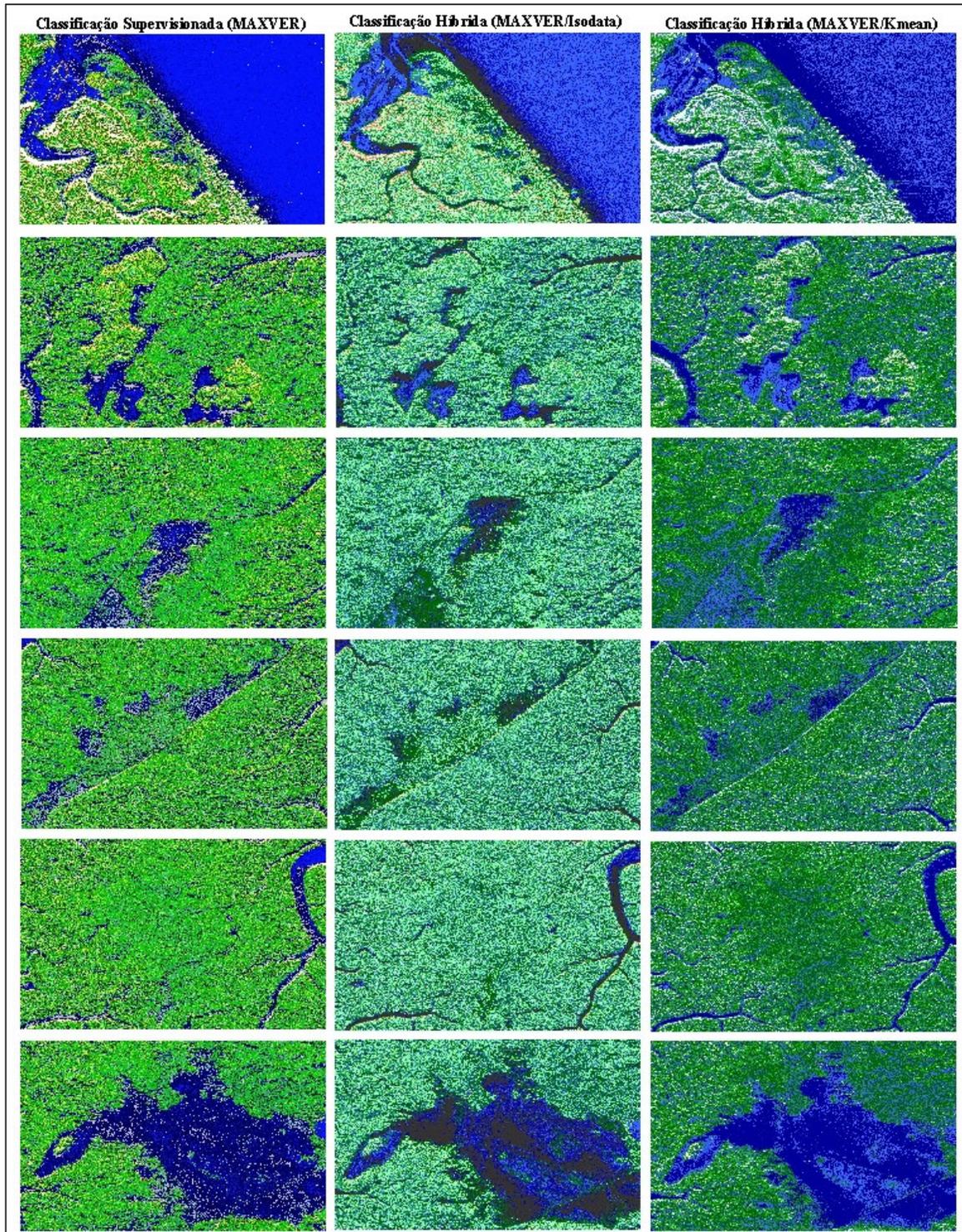


Figura 5.26 – Classificação de imagens SAR R99 B com o algoritmo MAXVER.

5.4.4 Avaliação da Classificação das imagens de composição colorida SAR R99 B

Nas imagens de composição colorida foram submetidas a cinco classificações automáticas com o uso de três algoritmos: *K-mean* e ISODATA na classificação não supervisionada e o MAXVER na supervisionada.

Na classificação híbrida a área de treino foi oriunda da imagem resultante com os algoritmos de *clustering*, a partir dessas áreas treinamento foram geradas duas classificações supervisionadas.

Através da avaliação da Tabela (5.1), verificou-se que durante o processo de avaliação das classificações não supervisionada ocorreram confusões nas imagens classificadas que podem ser explicadas pelo fato de que alguns alvos apresentaram respostas espectrais similares.

Tabela 5.1 – Resultado do teste *Kappa* para a classificação automática das imagens de composição colorida SAR R99 B.

Classificação não Supervisionada		
Algoritmo	<i>Kappa</i>	Qualidade
K-mean	0.14	Ruim
ISODATA	0.00	Ruim
Classificação Supervisionada		
MAXVER	0.37	Razoável
Classificação Híbrida		
MAXVER (K-mean)	0.92	Excelente
MAXVER (ISODATA)	0.69	Muito boa

Na classificação supervisionada, as amostras da área de treino buscaram representar a variabilidade de cada classe e caracterizar áreas tão homogêneas quanto possível. Contudo, ainda ocorreram confusões nas imagens classificadas, obtendo um coeficiente de concordância *kappa* razoável (Tabela 5.1).

Na avaliação da classificação híbrida verificou-se que o coeficiente de concordância *kappa* foi significativo (Tabela 5.1), com melhor desempenho com a área obtida com o algoritmo *K-mean*.

Na análise comparativa entre os resultados das classificações automáticas, e com interpretação visual dos ambientes, a melhor resposta foi com a classificação híbrida usando a área de treinamento a imagem da classificação com algoritmo de agrupamento *K-mean*.

5.5 AVALIAÇÃO DOS PARÂMETROS DO RADAR E ALVO NAS IMAGENS SAR R99 B

O retroespalhamento das feições do terreno que são de interesse para a geomorfologia costeira é afetado por vários fatores combinados independentemente, os quais podem ser subdivididos em parâmetros do sistema e parâmetros do alvo. Os parâmetros mais importantes do sistema SAR R99 B incluem o comprimento de onda, a polarização, direção de visada e ângulo de incidência. Os parâmetros do alvo compreendem as características do relevo (macrotopografia), a rugosidade superficial (microtopografia), a orientação topográfica e o conteúdo de umidade (COLWELL, 1983).

Na planície costeira Bragantina, cada um destes fatores influenciou fortemente os resultados obtidos a partir da classificação textural. Embora a constante dielétrica seja um desses fatores, principalmente, pela aquisição das imagens em condições de preamar, não foi possível avaliar o seu efeito com estes dados. Segundo Werle (1988), a constante dielétrica raramente é considerada em análises geológicas. Por outro lado, a possibilidade em se trabalhar com a relação de parâmetros como: polarização, ângulos de visada e incidência, mostrou o potencial das imagens SAR R99 B em análises texturais para reconhecimento de ambientes costeiros.

As mudanças mais significativas nas imagens de textura foram afetadas pela polarização (HH e VV). Outro aspecto relevante foi a rugosidade superficial dos ambientes, cujas associações com diferentes tipos de vegetação permitiu também uma abordagem geobotânica na investigação. Neste âmbito, a seguir será discutida a influência dos fatores supracitados na caracterização textural dos alvos na planície costeira Bragantina.

5.5.1 Comprimento de Onda

O espalhamento das ondas eletromagnéticas na superfície terrestre é fortemente dependente do comprimento de onda (ULABY et al., 1986). O nível de cinza de um *pixel* em uma imagem SAR está relacionado à intensidade do retroespalhamento, que é função da topografia, permissividade e da rugosidade do alvo imageado.

As imagens SAR R99 B analisadas correspondem ao comprimento de onda da banda L (15,0 – 30,0 cm), que possui alta capacidade de penetração na vegetação. No caso da

planície costeira Bragantina, a vegetação é fortemente controlada pela topografia, com predomínio do mangue de intermaré. Neste caso, assume-se que o espalhamento volumétrico predomina sobre o espalhamento de superficial, além do efeito de dupla reflexão que causa variações de brilho nas imagens. Dessa forma, a banda L permite que os ambientes costeiros sejam discriminados através de diferenças na rugosidade.

5.5.2 Polarização

Nos sistemas de polarização paralela (HH e VV), as respostas mais intensas ocorrem quando os difusores são orientados na mesma direção da polarização da onda incidente. Em estudos de vegetação, a polarização VV é mais útil em observações de caules e troncos e a HH realça mais a estrutura horizontal do dossel. Para estudos geológicos, é esperado que a polarização HH seja mais sensível à penetração em sedimentos e às superfícies expostas, as quais tendem a ser orientadas preferencialmente de forma horizontal (WERLE, 1988).

Paradella et al. (1993) constatou diferenças no retorno do radar entre as polarizações HH e VV, nas coberturas lateríticas da região de Carajás, através de análises visuais das imagens SAR CV580. E na associação geobotânica campos rupestres/laterita, em Carajás, a polarização VV apresentou as melhores variações tonais em relação à polarização HH.

Nas análises texturais das imagens SAR R99 B, na banda L, polarização VV e HH, os melhores resultados foram obtidos na polarização VV. O retorno na polarização VV foi mais intenso e realçou as diferenças texturais presentes, especialmente, nas classes: mangue intermaré e supramaré; bancos intermaré e canais estuarinos.

A polarização HH permitiu uma melhor delimitação entre a planície costeira e os corpos aquosos. Nas demais classes, com vegetação caracterizada pelo mangue (arbustivas com muitos galhos retorcidos) e campos salinos (tipo Herbácea), era de se esperar que a polarização VV apresentasse retorno mais intenso. Estes resultados mostraram que ambas as polarizações são complementares na resposta dos alvos na planície costeira.

5.5.3 Direção de Visada

Paradella et al. (1997) sugere que a direção de visada é mais importante que o ângulo de incidência na caracterização de alvos geológicos. Em aplicações geológicas e geomorfológicas, o ângulo azimutal assume extrema importância e deve ser fator condicionante na aquisição de imagens para uma determinada aplicação. Os melhores resultados são obtidos quando a direção de visada é perpendicular aos traços das estruturas ou

principais orientações das feições de relevo (WERLE, 1988). Isto resulta na condição ótima de realce topográfico nas imagens, ao contrário de feições com orientações paralelas à direção de visada, que tendem a serem suprimidas (MORAIS, 1998).

Os efeitos da direção de visada nas imagens SAR R99 B na planície costeira, podem ser observados nas dunas costeiras que formam um ângulo reto com a direção de iluminação (N-S). Neste contexto, abordagem textural utilizada realçou a morfologia, além, de evidência o relevo das dunas.

5.5.4 Ângulo de Incidência

O ângulo de incidência é considerado um fator importante em aplicações geológicas, através da possibilidade que ele apresenta de realce da topografia, fundamental na caracterização da superfície (WERLE, 1988). Ângulos de incidência altos permitem que a topografia seja realçada (MORAIS, 1998).

O relevo da planície costeira é considerado plano, assim, o elevado ângulo de incidência do imageamento com SAR R99 B (63° a 77°), favoreceu o destaque de feições com pequena variação topográfica como as dunas e antigos cordões de praia.

5.3.5.5 Parâmetro do Alvo: Rugosidade Superficial

O aspecto da rugosidade superficial na planície costeira constitui um fator determinante na caracterização textural dos alvos. Normalmente, o manguezal domina a resposta, embora os ambientes arenosos (dunas, planície, antigos cordões de praia, cordões) sejam um componente importante na delimitação dos ambientes costeiros.

Neste trabalho, a rugosidade superficial foi determinada a partir da análise visual da resposta dos alvos ao imageamento. Assim, atribui-se o aspecto rugoso para o manguezal e a água liso, os demais ambientes foram caracterizados como intermediário. Em algumas situações a própria água teve comportamento intermediário, ou seja, ora parcialmente difuso, ora parcialmente especular.

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

As imagens SAR R99 B na banda L, polarização HH e VV apresentam um coeficiente de variabilidade dos níveis de cinza iguais a 51 e 75, respectivamente. Em termos de dispersão dos níveis de cinza, a imagem na polarização VV apresenta uma variabilidade de 25% maior que na HH. Desde modo, atribui-se uma maior capacidade de identificação de alvos na polarização VV.

Os principais parâmetros do sensor que influenciam na capacidade de discriminação dos ambientes costeiros foram a polarização e ângulo de incidência. Assim, foi identificado um maior número de alvos com a imagem na polarização VV. Contudo, na polarização HH os limites dos ambientes foram melhor definidos. Estes resultados mostraram que ambas as polarizações são complementares na resposta dos alvos na planície costeira, o que aumentou significativamente a separabilidade entre as classes na fase de classificação supervisionada e híbrida. Com melhor resposta para a classificação híbrida usando a área de treinamento a imagem obtida através da classificação não supervisionada com uso do algoritmo de agrupamento *K-mean*.

Para o estudo da dinâmica costeira recomenda-se a utilização de ambas as polarizações, pois na HH os ambientes serão bem delimitados, contudo, apenas na polarização VV, serão discriminados os bancos arenosos de intermaré, praia em condições de preamar, o fluxo de sedimentos nos canais estuarinos, entre outros.

Apesar dos problemas de radiometria, as imagens adquiridas pelo sensor R99 B apresentaram um bom resultado na discriminação dos ambientes costeiros.

A imagem de composição colorida obtida a partir dos segmentos das imagens nas polarizações VV e HH, com imagem de diferença, apresentou qualidade compatível com as imagens ópticas, sem cobertura de nuvens. Além, de realçar os limites entre os ambientes costeiros.

O melhor resultado obtido com os analisadores de textura para ambas as polarizações foi com a média, que realçou a topografia dos ambientes costeiros, potencializando a capacidade discriminatória da banda L em ambientes tropicais úmidos, com melhor resposta na polarização VV.

Segundo Souza Filho (2005), a costa de manguezais de macromaré da Amazônia apresenta uma área de 7.591 Km², e distribuem-se por mais de 30 km de contorno da costa. Levando-se em consideração essa abrangência dos manguezais, o resultado da classificação das imagens de textura foi excelente, pois distingue os mangues de intermaré, supreamaré,

degrado e regenerado.

A costa amazônica é dominada por macromaré, onde a amplitude de maré pode chegar a 6m. Assim, faz-se necessário a aquisição de imagens com SAR R99 B com os mesmos parâmetros adotados na operação que resultou nos segmentos estudados nesse trabalho. Contudo, deverá ser em condições de baixa-mar, para posterior análise comparativa da respostas dos alvos. Essa informação será de grande importância para o CENSIPAM, pois saberá quais as melhores condições para aquisição dos segmentos, potencializando o uso das imagens para o reconhecimento, monitoramento dos ambientes costeiros do litoral amazônico.

REFERÊNCIAS

ANGELIS, C. F. 2003. **Análise do comportamento temporal do retroespalhamento na banda L da cobertura da terra na Floresta Nacional do Tapajós, Pará, utilizando imagens JERS-1**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São Jose dos Campos, Dissertação de Mestrado, 154p.

ARSENAULT, H. H.; LEVESQUE, M. 1984. Combined homomorphic and local-statistic processing for restoration degraded by signal-dependent noise. **Applied Optics**, v. 23, n. 6, p. 845-850.

ATKINSON, P. M.; TATNALL, A. R. L. 1997. Neural networks in remote sensing - Introduction. **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, n. 4, p. 699-709.

AVERY, T.E.; BERLIN, G L. 1992. **Fundamentals of Remote Sensing and Airphoto Interpretation**. 5. ed.. Upper Saddle River: Prentice Hall. 472 p.

AZZIBROUCK, G.A.; SAINT-JEAN, R.; PRÉVOST, C. 1997. Analyse de la texture d'une image RADARSAT pour la cartographie géologique dans la Forêt Équatoriale de Ngoutou, est du Gabon. In: Geomatics in the era of RADARSAT (GER'97). **Proceedings**. Ottawa, Canada. [CD-ROM].

BAJCSY, R; LIEBERMAN, L. 1976. Texture gradient as a depth cue. **Computer Graphics and Image Processing**, v.5, n.1, p. 52-67.

BARBER, D. G., M. E.; SHOKR, R. A.; FERNANDES, E. D.; SOULIS, D. G.; FLETT, E. F. 1993. Comparison of second-order classifiers for SAR sea ice discrimination, **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 59, n. 9, p. 1397-1408.

BORGES, M. S.; COSTA, J. B. S.; BERMERGUY, R. L.; FERREIRA JR., C. C. P.; HASUI, Y. 1995. A esculturação da paisagem do litoral norte do Brasil e sua relação com os movimentos tectônicos do Quaternário. In: Simpósio Nacional de Estudos Tectônicos, 5., Gramado. **Anais...** Gramado: SBG, 423-424p.

BORGES, M. S.; COSTA, J. B. S.; HASUI, Y.; FERMANDES, J. M. G.; BERMERGUY, R. L. 1997. Inversão da Bacia do Capim. In: Simpósio Nacional de Estudos Tectônicos, 6., Pirenópolis. **Anais...** Pirenópolis: SBG, 134-135p.

BRIAND, P.; GRAY, J.T. 1989. Classification de l'utilisation du territoire sur une image radar SIR-B, à partir de l'information texturale dérivée des statistiques de premier ordre.

IGARSS'89 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Canadian Symposium on Remote Sensing, 12., Vancouver, July 10-14. **Remote Sensing: an economic tool for the nineties**. Vancouver: IEEE/CCRS/URSI. v. 5 .2777- 2780p.

CAMPBELL, J.B. 1996. **Introduction to Remote Sensing**. 2nd. ed. New York: The Guilford Press, 622 p.

CAMPBELL, J. B.1987. **Introduction to Remote Sensing**. Virginia: Polytechnic Institute; New York: The Guildford press, p. 551.

CLAUSI, D. A. 2001. Comparison and Fusion of Co-occurrence, Gabor and MRF Texture Features for Classification of SAR Sea-Ice Imagery. **Atmosphere-Ocean**, v. 39, n. 3, p. 183–194.

COLWELL, R.N. 1983. Manual of remote sensing. Falls Church: ASP, 138-336p.

CONGALTON, R. 1991. A review of assessing the accuracy of classification of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, n. 1, p. 35-45.

CONNERS, R.W.; HARLOW, C. A. 1980. Toward a structural textural analyzer based on statistical methods. **Computer Graphics and Image Processing**, v. 12, n.3, p. 224-256.

CRIMMINS, R.T. 1985. Geometric filter for speckle reduction. **Optical Engineering**, v. 24, n. 10, p. 1438-1443.

CROSTA, A.P. 1992. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. ed. rev. [S.l.]: Unicamp. Instituto de Geociências, 170 p.

CURRAN, P. J. 1985. **Principles of remote sensing**. London: Ed. Longman.

ERDAS.1997. **Erdas Field Guide. Manual ERDAS Imagine 8.3**. 4. ed. USA.

FERREIRA, M. E.; AGUIAR, M. C.; FERREIRA J.R.; L. G.; FERREIRA, N. C.; SANO, E. E. 2005. Verificação preliminar do sinergismo entre dados ópticos de resolução moderada (MODIS) e dados SAR aerotransportados (SIPAM) para o monitoramento da cobertura vegetal na região Amazônica. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12, Goiânia. **Anais...** Goiânia: INPE, p. 4399-4403.

FITCH, J.P.1988. **Synthetic Aperture Radar**. New York : Springer-Verlag.

FLORENZANO, T. G. 2002. **Imagens de Satélites para Estudos Ambientais**. São Paulo. Oficina de Texto, 97p.

FOODY, G.M. 1992. On the compensation for change agreement in image classification accuracy assesment. **Photogrametric Engineering and Remote Sensing**, v. 6 , n. 10, p. 1459-1460.

FRANZINELLI, E. 1992. Evolution of the geomorphology of the coast of the State of Pará, Brazil. In: PROST, M. T. (ed.). **Évolution des littoraux de Guyane et de la Zone Caraï be Méridionale pendant le Quaternaire**. Paris: ORSTOM, p. 203-230.

FRERY, A. C.; SANT'ANNA, S. J. S. 1993. Non-adaptive robust filters for speckle noise reduction. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO GRÁFICA E PROCESSAMENTO DE IMAGENS. Recife.. **Anais....** Recife: SIBGRAP, v. 6, p. 19-22.

FROST, V. S.; STILES, J. A.; SHANMUGAN, K. S.; HOLTZMAN, J. C. 1982. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v.4 , n. 2, p. 157-166..

GUALBERTO, L. P. S., SOUZA FILHO, P. W. M. 2007. Reconhecimento de ambientes costeiros a partir de análise textural de imagens SAR R99 B, na banda L, polarização VV. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13, Florianópolis. **Anais...** Florianópolis: INPE, p. 4889-4896.

HARALICK, R. M. 1979. Statistical and structural approaches to texture. **Proceeding of the IEEE**, v. 67, n. 5, p. 786-804.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAN, K.; DINSTEIN, I. 1973. Texture features for image classification. **IEEE Transactions Systems, Man and Cybernetics**, v. 3, n. 6, p. 610-621.

HORBE, A. M. C.; COSTA, M. L. 1999. Relações genéticas entre latossolos e crostas lateríticas aluminosas e alumino-ferruginosas na região de Paragominas, Pará. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 29, n. 4, p.:497-504.

HSU, S. Y. Texture-tone analysis for automated land-use mapping. **Photogrametric Engineering and Remote Sensing**, v. 44, n. 11, p. 1393-1404, 1978.

IRONS, J. R.; PETERSEN, G. W. 1981. Texture transforms of remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**, v. 11, n. 5, p. 359-370.

- JENSEN, J. R. 2000. **Remote Sensing of the Environment: an earth resource perspective.** [S.l.]: Prentice-Hall, 544p
- JOHANNESSEN, J.A.; SHUCHMAN, R.A.; JOHANNESSEN, O.M. 1994. Mesoscale variability synthetic aperture radar on ERS-1. In: IKEDA, M.; DOBSON, F.W. (ed.). **Oceanography application of remote sensing.** Boca Raton: CRC Press Inc., p. 27-44.
- KUAN, D. T.; SAWCHUK, A. A.; STRAND, T. C.; CHAVEL, P. 1987. Adaptive restoration of images with speckle. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing**, v. 35, n. 3, p. 373-383.
- LANDIS, J.R.; KOCH, G.G. 1977. The measures of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, p. 159-174.
- LEE, J. S. 1981. Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Images. **Computer Graphics and Image Processing**, v. 17, n. 1, p. 24-32.
- LEE, J. H.; PHILPOT, W. D. 1991. Spectral Texture Pattern Matching: a Classifier for Digital Imagery”, **IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing**, v. 29, n. 4, p. 545-554.
- LI, F. K.; BRYAN, M. L. 1983. Tradeoffs Among Several Synthetic Aperture Radar Image Quality Parameters: Results of a User Survey Study. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 49, n. 6, p. 791-803.
- LILLESAND, T.M.; KIEFER, R.W. 1994. **Remote Sensing and Image Interpretation.** 3rd. Crawfordsville: John Wiley and Sons, 750 p.
- LIRA, J.; FRULLA, L. 1998. Automated Region Growing Algorithm for Segmentation of Texture Regions in SAR Images. **International Journal. of Remote Sensing**, v.19, n. 18, pp. 3595-3606.
- LOPES, A.; NEZRY, E.; TOUZI, R.; LAUR, H. 1990. Maximum a Posteriori Speckle Filtering and First Order Texture Models in SAR Images. In: International Geoscience and Remote Sensing Symposium. College Park. **Proceedings. IGARSS**, p. 2409-2412.
- MACFARLANE, N.; THOMAS, M. H. B. 1984. Speckle Reduction Algorithms and Their Application. In: Satellite Remote Sensing - Review & Preview Conference Reading. Reading, **Proceedings.** England: University of Reading. p. 391-398.

MARCEAU, D. 1989. **A review of image classification procedures with special emphasis on the grey level cooccurrence matrix method for texture analysis.** Ontário: University of Waterloo. Earth Observations Laboratory, Dept. Geography. (Earth-Observations Tech. Rept., ISTL-EOL-TR89-007.

MARTIN, F. J.; TURNER, R. W. 1993. SAR speckle reduction by weighted filtering. **International Journal of Remote Sensing**, v. 14, n. 9, p. 1759-1774.

MARTIN, L. R. G.; HOWARTH, P. J.; G. H. HOLDER. 1988. Multispectral classification of land use at the rural-urban fringe using SPOT data. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 14, n. 2, p. 72-79.

MORAIS, M. C. 1998. **Discriminação de lateritas mineralizadas em ferro no depósito de N1 (Carajás-PA) por radar imageador: uma avaliação através de classificação textural.** Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São Jose dos Campos, Dissertação de Mestrado 190p.

MOREIRA, M.A. 2001. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação.** São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

NASCIMENTO, J. P. R.; MADEIRA, H. M. F.; PEDRINI, H. 2003. Classificação de Imagens Utilizando Descritores Estatísticos de Textura. In: SIMPÓSIO BRAS. SENS. REMOTO, 11., Belo Horizonte. **Anais ...** Belo Horizonte: INPE, 2003. p. 2099-2106.

NATHAN, K. S.; CURLANDER, J. C. 1987. Speckle noise reduction of 1-look SAR imagery. In: IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Ann Harbour. **Proceedings.** p. 18-21.

NEPOMUCENO, A. M. 2004. **Uso de Rede Neural Artificial Não Supervisionada na Classificação de Dados de Radar na Banda-P para Mapeamento de Cobertura da Terra em Floresta Tropical.** Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São Jose dos Campos, Tese de Doutorado, 207p.

NEVES, K. B. L. 2005. **Avaliação da Relação entre Doenças Hídricas e Inundações por Meio de Imagens de RADAR JERS-1. Estudo de Caso: Bacia do Rio Madeira, Rondônia.** Universidade Federal do Rio Janeiro, Rio de Janeiro. Dissertação de Mestrado, 144p.

NORDHAUS, I. 2003. **Feeding ecology of the semi-terrestrial crab *Ucides cordatus cordatus* (Decapoda: Brachyura) in a mangrove forest in northern Brazil.** Universität

Bremen, Bremen, Dissertation Zentrum für Marine Tropenökologie (ZMT) innerhalb des Fachbereichs 2 der, 217p.

NOVO, E.M.; COSTA M.P.; MANTOVANI, J.E. 1998. Avaliação do uso de medidas de textura na discriminação de ambientes aquáticos do reservatório da UHE a partir de dados RADARSAT. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 9., Santos. **Anais...** Santos: Fábrica da Imagem. Seção de Comunicações Técnico-Científicas, CD-ROM.

PALME, U. 1997. Radares imageadores em sensoriamento remoto. **Anuário Fator GIS: o guia de referência do geoprocessamento**, Curitiba, v.1, p.c28-c34.

PALME, U. F.; MURA, J. C.; NOVO, E. M. L. M.; SOARES, J. V.; KUX, H. J. H. 1996. Curso de Sensoriamento Remoto por Radar. IN: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8., Salvador. **Anais...** São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. CD-ROM.

PARADELLA, W.R.1993. Radar em aplicações geológicas: os experimentos SAREX na Província Mineral de Carajás (Pará) e AIRSAR no Vale do Rio Curaçá (Bahia). IN: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7., Curitiba. **Anais...** Curitiba: SELPER, v.1, p.282-294.

PARADELLA, W.R.; BIGNELLI, P. A., VENEZIANI, P., PIETSCH, R. W., TOUTIN, T. 1997. Airborne and spaceborne Syntetic Aperture Radar (SAR) integration with Landsat TM and gamma ray spectrometry for geological mapping in a tropical rainforest environment, the Carajás Mineral Province, Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, v.18, n.7, p.1483-1501.

PCI GEOMATICS.2005. **Geomatica**: User Manual. Version 10.0, Canadá: PCI Geomatics.

PODEST, E; SAATCHI, S. 2002. Application of multiscale texture in classifying Jers-1 radar data over tropical vegetation. **International Journal of Remote Sensing**, v. 23: p. 1487-1506.

RANEY K. 1998. Radar fundamentals: Technical perspective. In: Henderson, F.M.; Lewis, A.J. (ed.). **Principles & Applications of imaging radar, Manual of Remote Sensing**. New York: Am. Soc. Phot. and Rem. Sens., p. 9-130.

RENNÓ, C.D. 1995. **Avaliação de medidas texturais na discriminação de classes de uso utilizando imagens SIR-C/X-SAR do perímetro irrigado de Bebedouro, Petrolina, PE**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Dissertação Mestrado, 73p.

RICHARDS, J.A. 1986. **Remote sensing digital images analysis: an introduction**. Berlin: Springer-Verlag, 281 p.

ROSA, R. 1995. **Introdução ao sensoriamento remoto**. 3. ed. Uberlândia : Edufu, 117p.

SABINS, F.F. 1997. **Remote sensing: principles and interpretation**. São Francisco: W.H Freeman.

SANTOS, V.F. 1996. **Estratigrafia holocênica e morfodinâmica atual da Planície Costeira da Ilha de Algodal e Marudá**. Universidade Federal do Pará. Centro de Geociências, Belém, Dissertação de Mestrado, 128p.

SCHOWENGERDT, R.A. 1997. **Remote sensing: model and methods for image processing**. London : Academic Press Inc, 522 p.

SILVA, B.S. KUX, H.J.H. 1996. Validação de dados do ERS-1/SAR para mapeamento de Várzeas do Rio Amazonas (Área-teste Paraná do Tapará, estado do Pará). In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8., Salvador. **Anais...**Salvador: [s.n.], p. 589-593.

SILVA, M. S. 1996. **Morfoestratigrafia e evolução holocênica da Planície Costeira de Salinópolis, Nordeste do Estado do Pará**. Universidade Federal do Pará. Centro de Geociências, Belém, Dissertação de Mestrado, 142p.

SIMONETT, D.S.: DAVIS, R.E. 1983. **Image analysis-active microwave**. manual of remote sensing . 2nd. ed. [S.l.]: American Society of Photogrammetry, v. 1, p. 1125- 1181.

SISTEMA DE PROTEÇÃO DA AMAZÔNIA – SIPAM. 2006. **2ª Reunião Relativa às Atividades de Sensoriamento Remoto do Sistema de Proteção da Amazônia – Sistema Sensor SAR R99B**. Brasília. Disponível em <<http://www.sipam.gov.br>> Acessado em 24 nov. 2006.

SOARES, J.V. 1998. **Introdução aos Sensores Remotos: notas de aulas dadas no Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais**, São José dos Campos.

SOARES, J.V.; RENNÓ, C. D.; FORMAGGIO, A. R.; YANASSE, C. C. F.; FRERY, A. C. 1997. An investigation of the selection of texture for crop discrimination using SAR imagery. **Remote Sensing of Environment**, v.59, p. 234-247.

SOARES JUNIOR, A. V. 2002. **Paleogeografia e evolução da Paisagem do Nordeste Paraense do Estado do Pará e Noroeste do Maranhão – Cretáceo ao Holoceno.** Universidade Federal do Pará, Centro de Geociências. Belém, Dissertação de Mestrado, 118p.

SOUZA FILHO, C. R.; PONZONI, F. J. Sensores hiperespectrais a bordo do SIVAM. **Infogeo**, n. 34,-32-34p., 2004.

SOUZA FILHO, P.W.M. 1995. **Influência das Variações do Nível do Mar na morfoestratigrafia da Planície Costeira Bragantina (NE do Pará) durante o Holoceno.** Universidade Federal do Pará. Centro de Geociências, Belém, Dissertação de Mestrado, 123p.

SOUZA FILHO P. W. M.; EL-ROBRINI M. 1996. Morfologia, processos de sedimentação e litofácies dos ambientes morfosedimentares da Planície Costeira Bragantina - Nordeste do Pará (Brasil). **Geonomos**, n. 4, p. 1-16p.

SOUZA FILHO, P.W.M.; EL-ROBRINI, M. 1997. A influência das variações do nível do mar na sedimentação da Planície Costeira Bragantina durante o Holoceno - Nordeste do Pará, Brasil. In: COSTA, M. L.; ANGÉLICA, R.S. (ed.) **Contribuições à geologia da Amazônia.** Belém: FINEP/SBG, 307-337p.

SOUZA FILHO, P.W.M.; EL-ROBRINI, M. 1997. Chêniers: evidências morfológicas e estratigráficas de antigas linhas de costa na Planície Costeira Bragantina, Nordeste do Pará - Brasil. In: Congresso da Associação Brasileira de Estudos do Quaternário, 6., Curitiba. **Resumos Expandidos...** Curitiba: ABEQUA, 147-150p.

SOUZA FILHO P.W.M.; EL-ROBRINI M. 1998. As variações do nível do mar e a estratigrafia de sequências da Planície Costeira Bragantina - Nordeste do Pará, Brasil. **Boletim do Museu Paraense Emílio Goeldi, Série Ciências da Terra**, n. 10, p. 45-78.

SOUZA FILHO, P.W. M. 2000 Tectonic control on the coastal zone geomorphology of the northeastern Para state. **Revista Brasileira de Geociências**, São Paulo, v. 30, n. 3, p. 523-526.

SOUZA FILHO, P.W. M.; EL-ROBRINI, M. 2000. Coast Zone Geomorphology of the Bragança area, Northeast of Amazon Region, Brazil. **Revista Brasileira de Geociências**, n. 30, p. 518-522.

SOUZA FILHO, P.W.M. 2000. **Avaliação e aplicação de dados de sensores remotos no estudo de ambientes costeiros tropicais úmidos, Bragança, norte do Brasil.** Universidade Federal do Pará. Belém, Tese de Doutorado 236p.

SOUZA FILHO, P.W.M. 2001. Impactos naturais e antrópicos na Planície Costeira de Bragança. In: PROST, M.T.; MENDES, A.C. (Org.). **Ecosistemas Costeiros: Impactos e Gestão Ambiental**. Belém: MPEG. p. 133-144p.

SOUZA FILHO, P.W. M.; PARADELLA, W. R. 2002. Recognition of the main geobotanical features along the Bragança mangrove coast (Brazilian Amazon Region) from Landsat TM and RADARSAT – 1 data. **Wetlands Ecology and Management**, n. 10, p. 123 -132.

SOUZA FILHO, P.W.M.; PARADELLA, W.R. 2005. Use of RADARSAT-1 Fine and Landsat-5 TM selective principal component analysis for geomorphological mapping in a macrotidal mangrove coast, Amazon Region. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 31, p. 214-224.

SUN, C.; WEE, G. 1983. Neighboring grey level dependence matrix for texture classification, *Computer Vision Graphics and Image* **Proceessing**, v.23, n.3, .p. 341- 352.

ULABY, F.T.; MOORE, R.K.; FUNG, A. K. 1986. **Microwave remote sensing, active and passive**. [S.l.]: Artech House, v. 1, 2 e 3.

ULABY, F. T.; SARABANDI, K.; MCDONALD, K.; WHITT, M.; DOBSON, M. C. 1990. Microwave canopy scattering model. **International Journal of Remote Sensing**, v. 11, n. 7, p. 1223-1253.

VENTURIERI, A.; SANTOS, J. R. 1998. Técnicas de classificação de imagens para análise de cobertura vegetal. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. **Sistema de Informações Geográficas, Aplicações na Agricultura**. Brasília: EMBRAPASPI/ EMBRAPA-CPAC, Parte III, Cap. 18, 434 p.

WANG, L. E D.; HE, C. 1990. A new statistical approach for texture analysis. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 56, n. 1, p. 61-66.

WERLE, D. 1988. **Radar remote sensing: a training manual**. Ottawa: Dendron Resource Survey, 300p.

WOODCOCK, C. E.; STRAHLER.1987. The factor of scale in remote sensing, **Remoto Sensing of Environment**, v.21, n. 3, p. 311-322.

YANASSE, C. C. F.; FRERY, A. C.; SANT'ANNA, S. J. S.; HERNANDES, P. F.; DUTRA, L. V. 1993. Statistical analysis of SAREX data over Tapajós - Brazil. In: South American Radar Experiment (SAREX), 6-8 Dec., Paris. **Proceedings...** Paris: ESA, p. 25-40.