

CARLA JAQUELINE CASAROTI

**DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A
PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA
ABORDAGEM HÍBRIDA**

**Dissertação apresentada ao Curso de
Pós-Graduação em Ciências
Geodésicas da Universidade Federal
do Paraná, como requisito parcial à
obtenção do título de Mestre em
Ciências Geodésicas.**

**Orientador: Prof. Dr. Jorge Antonio
Silva Centeno.**

CURITIBA

2015

C335d

Casaroti, Carla Jaqueline

Detecção de alterações em área urbana litorânea a partir de imagens
ikonos-II de duas épocas utilizando uma abordagem híbrida/ Carla Jaqueline
Casaroti. – Curitiba, 2015.
94 f. : il. color. ; 30 cm.

Dissertação - Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências da
Terra, Programa de Pós-graduação em Ciências Geodésicas, 2015.

Orientador: Jorge Antonio Silva Centeno .
Bibliografia: p. 71-78.

1. Fotografia aérea. 2. Processamento de imagens - Análise. 3. Imagens
digitais - Classificação. I. Universidade Federal do Paraná. II. Centeno, Jorge
Antonio Silva. III. Título.

CDD: 778.35028564



Universidade Federal do Paraná
Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas
Caixa Postal 19001 - Fone: (41) 361-3153
CEP 81531-990 - Curitiba - PR - Brasil - e-mail: epgeg@ufpr.br

Ata da sessão pública de Defesa de Dissertação para obtenção do grau de mestre em Ciências. Aos vinte e três dias do mês de fevereiro de dois mil e quinze, na sala PH-16 do Centro Politécnico da Universidade Federal do Paraná, às 09:00 horas, reuniu-se em sessão pública a Banca Examinadora da prova de Defesa de Dissertação da candidata ao Título de Mestre em Ciências **CARLA JAQUELINE CASAROTI** composta por: Prof. Dr. Jorge Antonio Silva Centeno (UFPR) como Orientador e Presidente, Prof^a. Dr^a. Christel Lingnau (UFPR) e Prof. Dr. Alzir Felipe Buffara Antunes (UFPR) como membros. Após os esclarecimentos prestados pelo candidato às arguições feitas pelos membros da Banca, o Sr. Presidente suspendeu temporariamente a sessão a fim de que a Banca se reunisse em sessão secreta para deliberar sobre o resultado. Reaberta a sessão, o Sr. Presidente deu conhecimento a candidata que de conformidade com o Art. 28º da Resolução 45/90 do CEP, a dissertação foi **aprovada** apenas condicionada à apresentação, no prazo de sessenta dias, da redação final com as alterações sugeridas.

Curitiba, 23 de fevereiro de 2015.

Prof. Dr. Jorge Antonio Silva Centeno – Orientador e Presidente (UFPR)

Prof^a. Dr^a. Christel Lingnau – Membro (UFPR)

Prof. Dr. Alzir Felipe Buffara Antunes – Membro (UFPR)

Título da Dissertação "DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM IMAGENS SATELITAIS DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA"

“Don’t let anyone, ever, make you feel like you don’t deserve what you want.”

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelas oportunidades e experiências dessa vida na Terra, bem como tudo e todos que fazem parte dela.

Agradeço minha saudosa e incrível mãe Maria, que me concedeu o dom da vida, junto ao meu amado pai Carlos, que sempre me ensinaram e ensinam tanto.

À minha irmã Gracieli Casaroti, que na maioria das vezes acreditou mais em mim do que eu mesma, quando o medo do novo e a falta de autoconfiança dominavam meu ser.

Imensos agradecimentos aos amigos, os antigos que sempre estão no meu coração, principalmente à Thayse Mitiko, minha irmã japonesa. Os amigos da faculdade, que me deram tanto apoio e amor em meio a tantas mudanças e emoções, Graziela Ferlin, Renan Kisaki, Priscila Victorino, Renato César dos Santos, Paulo Sérgio de Oliveira e Mariana Campos.

Aos mestres, sem os quais, os passos de minha caminhada acadêmica não teriam sentido, em especial ao meu orientador professor doutor Jorge Antonio Silva Centeno, pelos ensinamentos ao longo de todo o trabalho e pela confiança depositada em mim.

À amiga Luciana Maria da Silva de pouco tempo, mas de grande valor e importância em minha vida, por tudo o que passamos em tão pouco tempo, pela confiança, força e exemplos compartilhados.

À CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pela disponibilização da bolsa de pesquisa, ao Curso de Pós Graduação em Ciências Geodésicas da UFPR (Universidade Federal do Paraná) pelo corpo docente, o incentivo à pesquisa e aos colegas de curso.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - HISTOGRAMA PARTICIONADO POR UM LIMIAR.....	15
FIGURA 2 – EXEMPLO DE <i>OVER-SEGMENTATION</i>	17
FIGURA 3 - EXEMPLO DE <i>UNDER-SEGMENTATION</i>	17
FIGURA 4 - REDE HIERÁRQUICA DE OBJETOS.....	18
FIGURA 5 - (A) ABORDAGEM ORIENTADA A OBJETO E (B) ABORDAGEM ORIENTADA A PIXEL	24
FIGURA 6 - ESTRUTURA GERAL DE UM CLASSIFICADOR DE DECISÃO EM ÁRVORE.....	25
FIGURA 7 - SEGMENTO COM RETÂNGULO INSCRITO	30
FIGURA 8 - ORIENTAÇÃO AOS RELACIONAMENTOS ANGULARES DA GLCM.....	34
FIGURA 9 - ÁREA DE ESTUDO	37
FIGURA 10 - FLUXOGRAMA RESUMIDO.....	39
FIGURA 11 - ÁRVORE DE CLASSIFICAÇÃO HIERÁRQUICA.....	45
FIGURA 12 - FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA CRIADA PELO CLASSIFICADOR VIZINHO MAIS PRÓXIMO	48
FIGURA 13 - MÉDIA DOS NDVI NAS AMOSTRAS DAS CLASSES: EDIFICAÇÃO MARROM E ÁRVORE ESCURA..	49
FIGURA 14 - ÍNDICE DE FORMA NAS AMOSTRAS DAS CLASSES: EDIFICAÇÃO MARROM E PISCINAS.	50
FIGURA 14 - DIFERENÇAS ENTRE AS BORDAS	51
FIGURA 15 - ALTERAÇÕES NAS REGIÕES DE FRONTEIRAS.....	52
FIGURA 16 - ELEMENTO ESTRUTURANTE.....	53
FIGURA 17 - IMAGEM DA CLASSIFICAÇÃO NA ÉPOCA 1	57
FIGURA 18 - IMAGEM DA CLASSIFICAÇÃO NA ÉPOCA 2	58
FIGURA 19 - IMAGEM DE DIFERENÇA ERODIDA.....	63

LISTA DE EQUAÇÕES

EQUAÇÃO (1)	15
EQUAÇÃO (2)	20
EQUAÇÃO (3)	20
EQUAÇÃO (4)	20
EQUAÇÃO (5)	20
EQUAÇÃO (6)	21
EQUAÇÃO (7)	21
EQUAÇÃO (8)	21
EQUAÇÃO (9)	27
EQUAÇÃO (10)	27
EQUAÇÃO (11)	27
EQUAÇÃO (12)	28
EQUAÇÃO (13)	28
EQUAÇÃO (14)	29
EQUAÇÃO (15)	29
EQUAÇÃO (16).....	30
EQUAÇÃO (17)	30
EQUAÇÃO (18).....	30
EQUAÇÃO (19)	30
EQUAÇÃO (20)	31
EQUAÇÃO (21)	31
EQUAÇÃO (22)	31
EQUAÇÃO (23)	31
EQUAÇÃO (24)	32
EQUAÇÃO (25)	32
EQUAÇÃO (26)	32
EQUAÇÃO (27)	32
EQUAÇÃO (28)	33
EQUAÇÃO (29)	34
EQUAÇÃO (30)	35
EQUAÇÃO (31)	41
EQUAÇÃO (32)	42
EQUAÇÃO (33)	42
EQUAÇÃO (34)	42
EQUAÇÃO (35)	43
EQUAÇÃO (36)	45

EQUAÇÃO (36)	52
EQUAÇÃO (37)	52
EQUAÇÃO (38)	52
EQUAÇÃO (39)	55
EQUAÇÃO (40)	55
EQUAÇÃO (41)	55

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 – CHAVE DE DECISÃO	46
QUADRO 2 - ERROS NOS PONTOS DE APOIO	55
QUADRO 3 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA IMAGEM NA ÉPOCA 1	59
QUADRO 4 - ESTABILIDADE DAS CLASSES NA IMAGEM DA ÉPOCA 1	60
QUADRO 5 - MATRIZ DE CONFUSÃO DA IMAGEM NA ÉPOCA 2	61
QUADRO 6 - ESTABILIDADE DAS CLASSES NA IMAGEM DA ÉPOCA 2	62
QUADRO 7 - VALORES DAS MUDANÇAS EM PIXELS.....	64
QUADRO 8 - QUADRO COM ALTERAÇÕES QUALITATIVAS	66

SUMÁRIO

1.INTRODUÇÃO.....	1
1.1 JUSTIFICATIVA	2
1.2 HIPÓTESES DO TRABALHO	2
1.3 OBJETIVOS	3
2.DETECCÃO DE ALTERAÇÕES EM SENSORIAMENTO REMOTO.....	4
2.1 VARIACÕES NOS VALORES DOS CONTADORES DIGITAIS	4
2.2 DETECCÃO DE ALTERAÇÕES DE FEIÇÕES GEOGRÁFICAS NO MAPEAMENTO TOPOGRÁFICO	5
2.2.1 <i>Questões Importantes na Detecção de Alterações</i>	5
2.2.2 <i>Técnicas de Detecção de Alterações Orientada a Pixel</i>	6
2.2.3 <i>Técnicas de Detecção de Alterações Orientada a Objeto</i>	10
3.ANÁLISE MULTIRRESOLUÇÃO ORIENTADA A OBJETO.....	14
3.1 SEGMENTAÇÃO	14
3.1.1 <i>Segmentação por Descontinuidades</i>	15
3.1.2 <i>Segmentação por Similaridades</i>	16
3.1.3 <i>Segmentação Multirresolução</i>	18
3.2 MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO	22
3.2.1 <i>Classificação Multirresolução</i>	23
3.2.2 <i>Classificação por Árvore de Decisão</i>	24
3.3 ATRIBUTOS ESPECTRAIS E ESPACIAIS	26
3.3.1 <i>Atributos espectrais</i>	27
3.3.2 <i>Atributos espaciais</i>	28
4.MATERIAIS E MÉTODOS.....	36
4.1 MATERIAL UTILIZADO	36
4.2 ÁREA DE ESTUDO.....	36
4.3 METODOLOGIA	38
4.4 PRÉ-PROCESSAMENTO.....	40
4.4.1 <i>Registro de Imagens</i>	40
4.4.2 <i>Ajuste Radiométrico</i>	41
4.5 SEGMENTAÇÃO	41
4.6 CLASSIFICAÇÃO	44
4.6.1 <i>Classificação pelo Vizinho Mais Próximo</i>	47
4.7 DETECCÃO DAS ALTERAÇÕES	50

4.7.1 <i>Processamento de Bordas</i>	51
4.7.2 <i>Detecção das Alterações entre as Datas 1 e 2</i>	53
5.RESULTADOS E ANÁLISES	54
5.1 PRIMEIRA ETAPA.....	54
5.2 SEGUNDA ETAPA - CLASSIFICAÇÃO	55
5.3 DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES	62
6.CONCLUSÕES	68
7.RECOMENDAÇÕES FINAIS	70
REFERÊNCIAS	71
APÊNDICE 1	79
APÊNDICE 2	81
APÊNDICE 3	83
APÊNDICE 4	93

RESUMO

As mudanças na paisagem podem ocorrer a partir de ações antrópicas ou naturais, imagens adquiridas a partir de plataformas orbitais, ou a partir de câmaras embarcadas em aviões, como também por Drones e VANT's (Veículos Aéreos Não Tripulados) mais atualmente, vêm sendo amplamente utilizadas a fim de que essas alterações possam ser compreendidas e representadas espacialmente na tomada de decisões, em relação a determinado fenômeno em estudo. Esta dissertação trata de desenvolver uma metodologia híbrida na detecção de alterações, ou seja, utilizando as abordagens: orientada a objeto na classificação de duas imagens com cobertura do solo urbana, e a abordagem orientada a pixel na comparação das alterações, no sentido de melhoria no processamento.

Palavras-chave: Imagens de Alta Resolução Espacial, Detecção de Alterações, Abordagem Híbrida, Análise de Imagens Orientada a Objeto.

ABSTRACT

The changes occurred on the landscape could be derived by anthropological or natural processes, images acquired from imagery satellites, either from airborne cameras, or drones are largely used in order to understand and represent those changes spatially also for decision making based on spatial information depending on the study case. This master thesis is intended on developing a hybrid change detection methodology, which is developed using the two image processing approaches, object-based analysis for classifying the two images where the scene is basically formed by urban land cover and pixel approach in order to compare and identify the changes between the pair of images.

Keywords: HRS Images, Change Detection, Hybrid Approach, Object-Based Image Analysis.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

1. Introdução

No sentido de entender a mudanças ocorridas na paisagem, sejam elas antrópicas ou não, as imagens obtidas a partir de satélites sempre foram uma fonte importante de informações, dependendo assim da escala e dos interesses envolvidos no projeto e da área de estudo. Com a melhoria da resolução espacial em imagens adquiridas a partir de plataformas orbitais de imageamento, alguns satélites chegam a fornecer imagens com resolução espacial de até 60 centímetros, como é o caso das imagens do sensor *QuickBird*, ou mesmo 1 metro de resolução espacial como é o caso do satélite *Ikonos-II*, cujo as imagens utilizadas nesta dissertação foram adquiridas. A maioria dos satélites que fornecem imagens de alta resolução espacial chega a essa resolução quando as bandas espectrais são fusionadas com a banda pancromática.

O aumento da quantidade de pixel causada pela melhoria da resolução espacial aumenta a variabilidade dos valores entre os pixels vizinhos, o que trouxe problemas às técnicas de classificação que consideravam somente as informações espectrais dos pixels na imagem, surgindo assim, a necessidade de introdução de novos conceitos aplicados no reconhecimento visual humano na interpretação das imagens usando computadores. Para imitar uma parte do processo de reconhecimento de feições pela cognição humana introduziram-se outras informações, como as características espaciais, trazendo a ideia de análise de imagem orientada ao objeto geográfico.

O uso de métodos baseados em pixel no contexto da detecção de alterações em um par de imagens, ou uma série de imagens, de alta resolução espacial obtidas em datas diferentes do mesmo local esbarra também neste tipo de problema onde, a variabilidade natural dos valores digitais de um mesmo objeto na superfície da Terra pode ser interpretada como alteração, mesmo não sendo.

Devido à atualidade do problema que envolve o uso em conjunto das duas abordagens em análise de imagens, sendo elas: análise de imagens orientada a objeto e análise de imagens orientada a pixel; esta dissertação descreve uma metodologia que tem por objetivo a utilização de uma abordagem híbrida na detecção de alterações, ou seja, faz o uso integrado das duas abordagens supracitadas em imagens de alta resolução espacial advindas de uma plataforma orbital. Sendo que, no que se refere à cobertura do solo predominante na cena de estudo do par de imagens de duas datas diferentes, pode-se dizer que esta é composta predominantemente por área urbana (casas, ruas, avenidas), como também por mar e areia, por se tratar de uma região de cidade litorânea urbanizada.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

1.1 Justificativa

Nas imagens de alta resolução espacial é necessário o uso da abordagem orientada a objeto em seu processamento, como por exemplo, na classificação dessas imagens, a fim de que se obtenha uma melhor acurácia nos resultados. Entretanto, existem ainda muitos questionamentos envolvidos no que concerne as técnicas de detecção de alterações orientada a objeto, entre eles encontram-se o uso de limiares, bem como a escolha dos parâmetros de segmentação das imagens multi-temporais.

Para a detecção de alterações entre duas ou mais imagens segmentadas separadamente ocorre o problema do uso de, pois, um mesmo objeto geográfico – como uma edificação, por exemplo, pode ter formas diferentes na segmentação, o que quando a comparação entre esses segmentos é feita, além das variáveis espectrais na comparação dos segmentos, também se faz necessário o uso de limiares de forma.

Quando as imagens são segmentadas em conjunto, a escolha dos parâmetros de segmentação deve ser feita compreendendo o melhor conjunto de parâmetros possível, para que todas as bandas de todas as imagens da cena em estudo sejam segmentadas adequadamente, o que pode ocasionar segmentos que tenham a mesma forma, mas que podem não ser iguais. Dessa forma, é possível que ocorra o agrupamento a separação de segmentos que seriam diferentes ou iguais entre si, mas que foram considerados diferentes ou iguais devido aos parâmetros de segmentação e as informações de todas as bandas multi-temporais.

Considerando as afirmações anteriores, dentro dos métodos de detecção de alterações em imagens de alta resolução, a subcategoria de detecção de alterações híbrida traz a vantagem de integração das abordagens orientada a pixel e a objeto, bem como técnicas de processamento de bordas, com o propósito de evitar o uso de limiares, ou até mesmo o uso de limiares ótimos dependendo da cena e do fenômeno em estudo, como também diminuir a influência dos erros de segmentação em objetos geográficos de mesma forma em diferentes imagens.

1.2 Hipóteses do trabalho

Partindo das premissas que:

- As imagens de alta resolução espacial de diferentes datas podem ser utilizadas na verificação de mudanças na cobertura da Terra, mais especificamente em relação a alterações de áreas predominantemente urbanas;

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

- A classificação orientada a objeto melhora a acurácia da classificação de imagens de alta resolução espacial, respeitando a homogeneidade dos objetos nas imagens de alta resolução espacial, como por exemplo, as edificações e vias em área urbana;
- O uso de técnicas de detecção de alterações no contexto híbrido permite de fazer a integração entre a abordagem orientada a pixel e a objeto no processamento de imagens digitais de alta resolução espacial.

Dessa forma, são combinadas as vantagens da análise orientada a objeto, no que tange a classificação das imagens, e análise orientada a pixel, na detecção de alterações, de maneira que este método híbrido forneça melhores resultados no que diz respeito à diminuição dos erros de classificação e problemas advindos do meio da tomada da imagem – como condições atmosféricas, no âmbito das imagens de alta resolução espacial advindas de uma plataforma orbital.

1.3 Objetivos

Neste trabalho propõe-se a detecção de alterações com cobertura de solo predominantemente urbana, através da utilização de uma abordagem híbrida, tendo em vistas a interação dos conceitos que se referem tanto na análise baseada em objeto, quanto na análise baseada em pixel.

Mais especificamente, os objetivos deste projeto podem ser divididos em:

- Utilização da abordagem orientada a objeto no contexto na classificação das imagens de duas épocas de uma região de interesse;
- Confecção e processamento de bordas da imagem de diferenças entre os pixels anteriormente classificados das imagens em estudos;
- Comparação “de-para” das mudanças possíveis entre as classes de interesse, ou seja, elaboração de uma matriz com as combinações possíveis de alterações entre as classes das imagens temáticas das duas épocas, bem como a confecção de uma carta exemplificando algumas mudanças;
- Avaliação da eficácia do uso das abordagens baseada em objeto, em conjunto com a baseada em pixel pelo processamento digital de imagens na detecção de alterações híbrida.

2. Detecção de Alterações em Sensoriamento Remoto

Neste capítulo são descritas as variáveis importantes na detecção de alterações, bem como as técnicas de como esta pode ser feita.

2.1 Variações nos Valores dos Contadores Digitais

O valor do contador digital armazenado em um pixel está diretamente relacionado à resposta espectral do objeto que ocupa o pixel na respectiva parcela da superfície terrestre. A resposta espectral de objetos na superfície da Terra varia de acordo com a interação entre a energia incidente e a superfície do alvo. A parcela refletida da radiação eletromagnética incidente varia em função do comprimento de onda. Dessa forma, uma superfície pode refletir mais energia em determinadas faixas do espectro e quase nada em outras. Porém, mesmo superfícies de um único alvo podem apresentar variações naturais, decorrentes de fatores intrínsecos, como a distribuição de pigmentos em uma folha ou diferenças de cor das telhas de um telhado.

Além das diferenças naturais, existem ainda fatores externos que podem modificar o valor digital armazenado no pixel. Dentre elas se destacam fatores como (CENTENO, 2009):

- A geometria da aquisição da imagem influencia a reflexão e refração. Referindo-se principalmente ao ângulo de incidência da energia proveniente da fonte e a posição relativa do sensor. Algumas superfícies podem passar a ter reflexão especular em função da geometria da observação, como por exemplo, corpos d'água;
- A presença de sombras de outros objetos pode escurecer o pixel;
- Os efeitos atmosféricos de espalhamento, quando presentes, contribuem com uma parcela aditiva no valor do pixel.

O aumento da variação dos valores digitais entre pixels vizinhos pode também ser explicado como consequência do refinamento da resolução espacial das imagens obtidas a partir de uma plataforma orbital - com tamanho do pixel que pode chegar a 50 centímetros; o que tem como consequência o aumento da variabilidade dos valores de pixels de um mesmo objeto (CARLEER E WOLFF, 2007). Dessa forma, torna-se mais difícil separar tipos de cobertura da Terra considerando apenas as propriedades espectrais dos alvos em imagens de alta resolução

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

espacial, o que reduz a acurácia dos métodos de classificação de imagens orientados a pixel (CARLEER E WOLFF, 2007).

2.2 Detecção de Alterações de Feições Geográficas no Mapeamento Topográfico

Nesta sessão encontram-se as divisões das técnicas que podem ser utilizadas no contexto da detecção de alterações orientada a pixel e orientada a objeto, bem como as questões importantes envolvidas nesse tipo de processamento.

2.2.1 Questões Importantes na Detecção de Alterações

A acurácia da detecção de alterações em imagens obtidas a partir de satélites depende de vários fatores. Por exemplo, o algoritmo a ser utilizado é um fator de alta relevância, pois ainda não existe um algoritmo que seja conveniente para todos os projetos e finalidades.

Por sua vez, existem vários outros fatores que devem ser cuidadosamente considerados antes e quando ocorrer o processo de detecção de alterações, caso esses parâmetros sejam negligenciados é pouco provável que se obtenham bons resultados na detecção das mudanças (CHEN *et al*, 2012). Segundo CHEN *et al* (2012), eles podem ser divididos em:

- **Escala espacial:** a qualidade da detecção de alterações está diretamente ligada à escolha da resolução espacial das imagens a serem utilizadas e do tipo de algoritmo a ser utilizado, pois o uso de imagens de alta resolução espacial pode diminuir a acurácia do processamento, dependendo da abordagem a ser utilizada – sendo elas, análise de imagens orientada a objeto e orientada a pixel;
- **Escala temporal:** é também conhecida como resolução temporal e diz respeito ao intervalo de tempo entre as imagens adquiridas da área de interesse. Ou seja, refere-se ao melhor intervalo de tempo que deve ser considerado a fim de que as imagens utilizadas sejam convenientes tanto para o tipo de fenômeno a ser estudado bem como a área de interesse;

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

- **Geometria da aquisição das imagens:** um conjunto de imagens multi-temporais requer a consideração tanto do ângulo de visada do satélite, quanto o ângulo solar, porque eles afetam diretamente o valor digital armazenado no pixel;
- **Registro de imagens ou ajuste geométrico:** um bom registro é de suma importância para detectar as diferenças entre as imagens e não incorrer em erros de interpretação devido ao deslocamento relativo dos objetos por falta de um bom ajuste geométrico.
- **Normalização ou correção radiométrica ou ajuste radiométrico:** é um fator fundamental, pois as imagens obtidas em diferentes datas podem ter diferenças em termos do valor digital do pixel devido ao mau funcionamento do sistema do satélite e/ou por fatores atmosféricos;
- **Características utilizadas nos esquemas de detecção de alterações:** a informação mais utilizada na comparação entre imagens é o valor digital em diferentes bandas espectrais, porém outras características ou recursos vêm sendo utilizados para a melhoria da acurácia na detecção das mudanças.

2.2.2 Técnicas de Detecção de Alterações Orientada a Pixel

O objetivo da Detecção de Alterações é comparar uma representação espacial de dois pontos no tempo, controlando todas as variâncias causadas pelas diferenças em variáveis que não são de interesse e mensurar mudanças causadas por diferenças ocorridas nas variáveis de interesse (GREEN *et al.* 1994, LU *et al.* 2004).

MORISSETTE (1997), baseado na terminologia usada por JENSEN (1996) em seu livro “*Introductory Digital Image Processing*”, dividiu as técnicas de detecção de alterações em nove algoritmos básicos: *write function memory insertion* (função de inserção de memória de gravação – tradução livre), *multi-date composite image change detection* (detecção de alterações multi-data em imagem manipulada – tradução livre), *image algebra change detection* (detecção de alterações por álgebra de imagem – tradução livre), *post classification change detection* (detecção de alterações pós-classificação – tradução livre), *multi-date change using binary mask applied to date 2* (detecção de alterações multi-data utilizando máscara binária aplicada à imagem da época final – tradução livre), *multi-date change detection using ancillary data source as date 1* (detecção de alterações multi-data utilizando como fonte auxiliar de dados a

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

imagem da época inicial – tradução livre), *manual on-screen digitalization of change*, *spectral change vector analysis* (digitalização manual de detecção de alterações analisando o vetor de mudanças espectral – tradução livre), *knowledge-based vision system for detecting change* (detecção de alterações por interpretação visual – tradução livre).

Com uma abordagem mais atual e revisada, LU *et al.* (2004) agrupou os métodos de detecção de alterações que tinham afinidades quanto ao processamento e algoritmos utilizados, em sete maiores categorias com subdivisões, que são colocadas com mais detalhes no decorrer deste capítulo, sendo elas: álgebra, transformação, classificação, modelos avançados, abordagens em Sistema de Informações Geográficas (SIG), análise visual e outras abordagens. Todas as categorias e subcategorias estão explicadas e com citações de exemplos de aplicação no artigo de LU *et al.* (2004), mas de uma forma resumida tem-se:

- A categoria Álgebra é subdividida pelas seguintes técnicas:
 - Diferença de Imagens,
 - Regressão de Imagens,
 - Razão de Imagens,
 - Diferença por Índice de Vegetação,
 - Análise por Vetor de Mudanças (CVA) e,
 - Subtração por Imagem de Fundo;
- A categoria Transformação tem uma vantagem especial em relação às outras, pois em seus métodos a redundância das bandas é reduzida, enfatizando informações diferentes, derivadas de suas componentes. É subdividida em:
 - Análise por Componentes Principais (PCA),
 - *Tasselled Cap* (KT),
 - Gramm-Schimidt (GS) e,
 - Qui-Quadrado;
- A categoria Classificação contém os métodos que são baseados em imagens já classificadas, nas quais a qualidade e quantidade das amostras de treinamento são cruciais para garantir a boa qualidade nos resultados da classificação. É dividida em:
 - Comparação Pós-Classificação,
 - Análise Espectro Temporal Combinada,
 - Detecção EM,
 - Detecção de Alterações Não Supervisionada,
 - Detecção de Alterações Híbrida e Redes Neurais (ANN);

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

- Na categoria dos Modelos avançados encaixam-se: o modelo de refletância de Li-Strahler, modelos de mistura espectral e modelos de estimação de parâmetros biofísicos. Nesses modelos os valores digitais de refletância são normalmente convertidos em parâmetros físicos ou frações de modelos lineares e não lineares. Esses parâmetros são mais intuitivos para a interpretação, como também são melhores na extração de informações sobre a vegetação, do que os baseados nas suas assinaturas espectrais. A desvantagem desses métodos diz respeito ao fato do tempo dispensado no processo do desenvolvimento de modelos adequados na transformação dos valores de refletância da imagem em parâmetros físicos. É dividida em:
 - Modelo de Refletância de Li-Strahler,
 - Modelo de Mistura Espectral,
 - Modelos de Estimação de Parâmetros Biofísicos;
- Os modelos de detecção de alterações utilizados na categoria GIS (*Geographic Information System*) ou SIG (Sistema de Informações Geográficas) são: integração do Sensoriamento Remoto (SR) com SIG e abordagem SIG. Uma das maiores vantagens de se utilizar desses métodos é o fato de que se torna possível a integração de fontes de dados diferentes. É dividida em:
 - Integração do SR com SIG,
 - Abordagem SIG;
- Segundo LU *et al.* (2004), a categoria de análise visual consiste na interpretação visual pela composição de imagens multi-temporais, na digitalização de áreas com alterações; é um método totalmente dependente da experiência e especialidades do analista que faz o trabalho, onde são usados como parâmetros para a análise: características de textura, tamanho, forma e padrão no contexto da imagem, a fim de que se interpretem as alterações ocorridas no uso e cobertura do solo. Uma das grandes desvantagens deste método é o tempo dispensado na análise e interpretação das alterações, tendendo sempre a aumentar, quanto maior a área de estudo. Dessa forma (LU *et al.*, 2004):
 - Características: uso de uma banda (R, G ou B) ou índice de vegetação (IV) da imagem da época 1 no canal do vermelho, o uso da mesma banda escolhida na época 1 para imagem na época 2 no canal verde, sendo a mesma banda também para imagem da época 3 no canal do azul, quando disponível. Por conseguinte, a interpretação visual das alterações a partir da imagem sintética. Uma alternativa é implementar a digitalização das

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

- áreas alteradas, tendo por base a interpretação visual da imagem sintética composta pelas bandas das imagens de diferentes épocas,
- Vantagens: a experiência e conhecimento do analista são utilizados no processo de interpretação visual. Duas ou três imagens de diferentes datas podem ser analisadas ao mesmo tempo. Com o conceito de interpretação de imagens, o analista pode introduzir informações como forma, textura, tamanho e padrão à detecção de alterações no uso e cobertura do solo,
 - Desvantagens: não produz informações detalhadas, a qualidade dos resultados está diretamente ligada e dependente do conhecimento e experiência do analista, além de ser uma tarefa que requer muito tempo e de difícil atualização,
 - Exemplos da utilização deste método em: *Land use change* (SUNNAR 1998, ULBRICHT E HECKENDORFF 1998); *Forest change* (SADER & WINNE 1992); *Land-cover change* (SLATER E BROWN 2000),
 - Fatores importantes: habilidades do analista e bom conhecimento da área de estudo;
- A última categoria, nomeada como Outras Categorias de Detecção de Alterações por LU *et al.* (2004), onde encontram-se métodos que não se encaixam na categorias anteriormente estudadas, e também pelo fato de não serem utilizados com frequência, sendo eles:
 - *Measures of spatial dependence* (HENEGBRY 1993),
 - *Knowledge-based vision system* (WANG 1993),
 - *Area production method* (HUSSIN *et al* 1994),
 - *Combination of three indicators: vegetation indices, land surface temperature, and spatial structure* (LAMBIN E STRAHLER 1994b),
 - *Change curves* (LAWRENCE E RIPPLE 1999),
 - *Generalized linear models* (MORISSETTE *et al* 1999),
 - *Curve-theorem-based approach* (YUE *et a.* 2002),
 - *Structure-based approach* (ZHANG *et al* 2002),
 - *Spatial statistics-based method* (READ e LAM 2002),

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

2.2.3 Técnicas de Detecção de Alterações Orientada a Objeto

A análise de imagens orientada a objeto no âmbito da classificação de imagens de alta resolução espacial trouxe melhora no que concerne a acurácia e minimização dos erros de classificação. Este tipo de abordagem leva em consideração mais informações do que apenas a espectral. Estas técnicas podem ser divididas em quatro categorias: *image-object change detection*, *class-object change detection*, *multitemporal-object change detection* e *hybrid change detection* (CHEN *et al*, 2012), que são explicadas nas próximas sessões.

2.2.3.1 Detecção de Alterações Objeto-Imagem (*Image-object Change Detection*)

A detecção de alterações orientada a objeto de imagem para imagem faz a utilização de limiares, assim como a detecção de alterações orientada a pixel na categoria álgebra, por exemplo.

Nesse método, as imagens multitemporais são segmentadas separadamente, as alterações são analisadas a partir da informação espectral (média dos pixels do segmento, por exemplo) e outras características não espectrais são extraídas dos objetos originais (como textura e geometria, por exemplo) (CHEN *et al*, 2012).

HALL e HAY (2003) desenvolveram um método onde, primeiro as bandas pancromáticas de duas imagens SPOT de duas datas eram segmentadas, e então se aplicou diretamente o método de diferença entre os segmentos ou objetos nas imagens das duas épocas. A maior vantagem deste método é a comparação direta entre os objetos segmentados, no entanto os objetos são de formas e tamanhos diferentes, o que coloca a necessidade de um procedimento de busca por objetos espacialmente “correspondentes” na análise multitemporal, utilizando-se assim de mais limiares.

2.2.3.2 Detecção de Alterações Objeto-Classificado (*Class-object Change Detection*)

É nessa categoria que se encontra parte dos algoritmos utilizados em detecção de alterações orientada a objetos que tem por finalidade a detecção das alterações na paisagem,

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

comparando os objetos independentemente classificados a partir das imagens multi-temporais em programas SIG (Sistema de Informações Geográficas).

Uma vez que os objetos das classes em análise entre duas imagens pertençam a uma determinada classe – partindo de uma classificação orientada a objeto, não é necessária a comparação considerando características como, os valores espectrais ou textura na detecção de alterações.

Essa técnica oferece a oportunidade de comparação entre fontes de diferentes fontes de dados. Ou seja, caso se tenha um mapa de uso do solo de uma área de interesse, por exemplos, e uma imagem temática a partir de uma classificação orientada a objeto, a comparação pode ser feita entre as duas épocas em um programa SIG que permite a interação dos dados (CHEN *et al*, 2012).

Por mais que esta técnica facilita a interação dos dados de diferentes fontes, essa interação pode também trazer erros na detecção das alterações, que podem ser advindas quando, uma vez que as diferentes fontes de dados, mesmo que estejam georreferenciadas no mesmo *datum*, ainda podem ter diferentes tamanhos de pixels que são reamostrados para que fiquem do mesmo tamanho nas duas imagens (CHEN *et al*, 2012).

DURIEUX *et al*. (2008) aplicaram essa abordagem com um mosaico de imagens SPOT, resolução espacial de 2,5 metros, com a utilização de funções da lógica *fuzzy*, a fim de extrair edificações que foram comparadas com mapas antigos que serviram como referência no monitoramento da expansão urbana ao longo de seis anos.

2.2.3.3 Detecção de Alterações em Objetos Multitemporais (Multitemporal-object change detection)

A detecção de alterações em imagens multi-temporais é feita a partir de imagens adquiridas de diferentes datas que, considerando que raramente são capturadas da mesma forma devido a vários fatores, entre eles estão o ângulo de inclinação, iluminação da cena, entre outros. Assim, os objetos gerados na segmentação das imagens provavelmente terão variação geométrica, mesmo representando a mesma feição geométrica. Assim, ao invés de segmentar as imagens separadamente, esse método combina e segmenta as imagens multi-temporais juntas, produzindo objetos espacialmente correspondentes (CHEN *et al*, 2012)..

DESCLÉE *et al*. (2006), como pioneiro deste método, apresentou um algoritmo para a implementação desta abordagem de detecção de alterações. Os autores segmentaram todas as imagens em um arquivo só, seguido pelo cálculo das feições espectrais – média e desvio padrão,

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

para cada data para todas as imagens. Por fim, a discriminação entre os objetos com e sem mudança foi feito baseando-se na análise estatística do teste do Qui-Quadrado.

2.2.3.4 *Detecção de Alterações Híbrida (Hybrid change detection)*

O método de detecção de alterações híbrido da abordagem orientada a objeto é o único que envolve tanto a abordagem orientada a objeto quanto a orientada a pixel de análise de imagens. Ou seja, tanto segmentação e/ou classificação orientada a pixel ou a objeto, bem como o uso de limiares podem ser utilizadas nesse método. O uso dessa abordagem se torna interessante, pois parte da ideia de que se tem informação de alteração a partir do nível de informação do pixel.

A detecção de alterações híbrida pode ser caracterizada como (HUSSAIN *et al*, 2013):

- a) Utilização de diferentes métodos em diferentes fases de detecção, conhecido como *procedure-based*;
- b) Utilização de diferentes métodos de detecção de alterações e análise dos resultados, conhecido como *result-based* (JIANYAA *et al*, 2008);

Os métodos de detecção de alterações híbrida oferecem a vantagem de fazer uso tanto de limiares, quanto análise de imagens baseada em objeto. Entretanto, como muitos passos são envolvidos nesses métodos, ainda não fica claro como os resultados finais da detecção de mudanças são influenciados por essas diferentes combinações por esquemas, que envolvem tanto análise baseada em pixel quando baseada em objeto (CHEN *et al*, 2012).

Um exemplo de metodologia desenvolvida em detecção de alterações híbrida é o exemplo confeccionado por WALTER (2004), onde foi feita a integração do SIG (Sistema de Informações Geográficas) com análise de imagens baseada em objeto (OBIA), com o uso da classificação por Máxima Verossimilhança (MAxVer). Como conclusão, foi sugerido que os resultados da análise tradicional de detecção de alterações podem ser efetivamente interpretados quando complementados por uma classificação orientada a objeto (HUSSAIN *et al*, 2013).

Um algoritmo de detecção de alterações híbrida foi proposto por CARVALHO *et al* (2001), onde os autores partiram da comparação entre imagens orientada a pixel, sendo elas Diferença de Imagens, Razão de Imagens e Componentes Principais, por conseguinte, segmentando os pixels em que mudanças foram detectadas. Nesse estudo concluiu-se que, essa abordagem é sensível aos erros de registro das imagens e discrepâncias atmosféricas, bem como às diferenças de estado fenológico das ilhas de vegetação. Esse processamento vem sendo

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

utilizado pelo governo de Minas Gerais desde 2003, para a atualização dos mapas de vegetação do estado.

Em outro estudo, AL-KUDHAIRY *et al* (2005) usaram primeiramente o método das Componentes Principais orientado a pixel para fazer a comparação entre o par de imagens de alta resolução espacial, em seguida as mudanças foram analisadas através de uma classificação orientada a objeto.

Uma pesquisa mais atual na área de detecção de alterações híbrida foi o estudo feito por GHOFRANI *et al* (2014), onde o método foi introduzido para proteção das florestas no parque nacional do nordeste do Iran. No algoritmo híbrido proposto, a técnica de Análise pelo Vetor de Diferença (CVA) foi utilizada na detecção de mudanças na vegetação, por conseguinte, foi utilizada a pós-classificação que tinham ocorrido diferenças, para determinar a natureza das alterações e sua acurácia, como também a avaliação dos efeitos dos diferentes parâmetros na performance da metodologia proposta. Foi determinada uma acurácia de 85% no método proposto de detecção de alterações híbrida, demonstrando, assim, um método para descobrir e avaliar as ameaças ambientais dos tesouros naturais.

3. Análise Multirresolução Orientada a Objeto

A análise de imagens de alta resolução orientada a objeto se difere da análise orientada a pixel, pois, em sua análise consideram-se os segmentos no âmbito do objeto geográfico. Ou seja, além das informações espectrais utilizadas na análise de imagens orientada a pixel, a análise orientada a objeto utiliza também parâmetros espaciais e de textura.

Neste capítulo são descritas as etapas e princípios que compõem a classificação de imagens orientada a objeto, com os conceitos de segmentação multirresolução ou multiníveis e classificação multirresolução ou multiníveis.

3.1 Segmentação

A segmentação tem por objetivo a separação ou particionamento de uma imagem, a partir de atributos previamente definidos, em regiões de interesses (segmentos); o que ocorre tanto na segmentação por descontinuidade, quanto por similaridade (BAATZ E SCHÄPE 2000, GONZALES E WOODS 2000).

Por descontinuidade aborda-se a divisão da imagem consistindo em mudanças bruscas nos contadores digitais (detecção de pontos isolados, detecção de linhas e bordas); já a abordagem utilizada pela segmentação por similaridade procura-se dividir a imagem em regiões de interesse através das propriedades de distribuição dos pixels e levam em consideração a intensidade dos contadores digitais (GONZALES E WOODS 2000). Os métodos mais conhecidos em segmentação de regiões por similaridade são caracterizados por algoritmos de limiarização (*thresholding*), crescimento de regiões (*region growing*) e divisão e fusão (*region split and merge*).

Segundo BATISTA (2006) a segmentação associada aos critérios de resoluções espacial e espectral podem construir objetos fidedignos à qualificação e quantificação das feições reais apresentadas na imagem, o que é fator de suma importância para a etapa posterior de classificação. Dessa forma, tanto a escolha do método de segmentação, quanto à escolha dos parâmetros e bom conhecimento das características intrínsecas dos alvos de interesse na imagem são extremamente importantes.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

3.1.1 Segmentação por Descontinuidades

A segmentação por descontinuidades é baseada em bordas, que é o limite entre duas regiões com propriedades moderadamente distintas ao nível de contadores digitais. Os contornos dos objetos de interesse na imagem são bastante úteis para identificação e segmentação, que são caracterizados pelas suas bordas. Os pontos de transição entre as bordas podem ser entendidos como posições dos pixels com variações abruptas dos níveis de cinza (GONZALEZ E WOODS 2000).

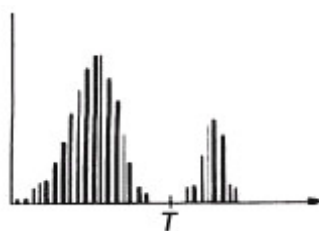
Dentre as técnicas de segmentação baseada em bordas, encontram-se as consideradas mais simples, que utilizam de operadores de gradiente, bem como: *Sobel*, *Roberts*, *Laplaciano*, seguidos pela limiarização.

A limiarização é o método de segmentação utilizado, normalmente, como passo inicial. Nesse método é então analisada a similaridade dos níveis de cinza a partir da seleção de um limiar T , que separa os agrupamentos de níveis de cinza (GONZALEZ E WOODS, 2000). Dada uma imagem em tons de cinza, após a limiarização, a saída será uma imagem binária $g(x, y)$ definida por:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \geq T \\ 0, & f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (1)$$

Sendo que, $f(x, y)$ corresponde ao valor do contador digital do ponto na posição x -linha e y -coluna, que poderão ser rotulados com o valor de 1 ou 0, dependendo do limiar T predefinido. A limiarização global é a forma mais simples de segmentação em imagens, partindo do particionamento do histograma de imagens em um limiar único (GONZALEZ E WOODS, 2000).

Figura 1 - Histograma Particionado por um Limiar



Fonte: GONZALEZ E WOODS, 2000.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

3.1.2 Segmentação por Similaridades

Também conhecida como Segmentação Orientada a Região, esta modalidade tem por objetivo a divisão de uma imagem em regiões uniformes, a partir da análise da variação dos valores digitais do pixel e seus vizinhos. Pode-se resumir esse método da seguinte forma; seja R a região completa da imagem, pode-se imaginar a segmentação como o processo de divisão de R em relação a n regiões (R_1, R_2, \dots, R_n) tal que (GONZALEZ E WOODS, 2000):

- a) $\bigcup_{i=1}^n R_i = R$, onde todos os pixels devem pertencer a uma única região;
- b) R_i é uma região conexa, $i = 1, 2, \dots, n$;
- c) A intersecção entre R_i e R_j é vazia para todo i e j , $i \neq j$;
- d) $P(R_i) = \text{VERDADEIRO}$ para $i = 1, 2, \dots, n$;
- e) $P(R_i \cap R_j) = \text{FALSO}$ para $i \neq j$.

Onde $P(R_i)$ é um predicado lógico sobre os pontos do conjunto R_i . O item (c) significa que as regiões são disjuntas. Em (d), $P(R_i)$ é verdadeiro se todos os pixels de uma região que foi segmentada R_i possuem a mesma intensidade e a propriedade (e) indica que R_i e R_j são diferentes no sentido do predicado.

O método de crescimento de regiões (*region growing*) é um processo iterativo no qual pixels similares são agrupados formando regiões cada vez maiores. O processo se inicia com pixels sementes, que podem ser escolhidos segundo algum critério de uniformidade local ou aleatoriamente. Estas sementes dão origem a regiões. No processo iterativo, a vizinhança em torno da região é analisada buscando pixels com atributos similares aos do pixel semente. Caso sejam encontrados pixels similares, estes são anexados à região e ela cresce. Como as fronteiras são alteradas após cada anexação, o processo deve ser repetido até que nenhum pixel mais seja anexado, o que deveria ocorrer quando os limites dos objetos são atingidos.

O critério de similaridade na segmentação é um quesito muito importante a ser observado, pois é a partir dele que se escolhem e se “sobressaem” os objetos de interesse (BAATZ E SHÄPE 2000). As figuras Figura 2 e Figura 3 são exemplos de *over-segmentation* e de *under-segmentation*, respectivamente.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Figura 2 – Exemplo de *over-segmentation*

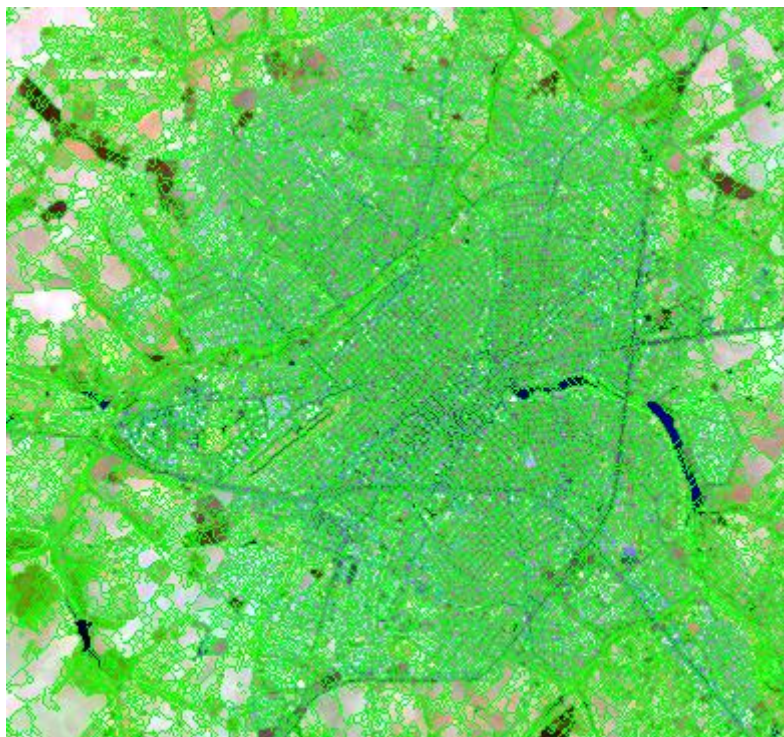


Figura 3 - Exemplo de *under-segmentation*



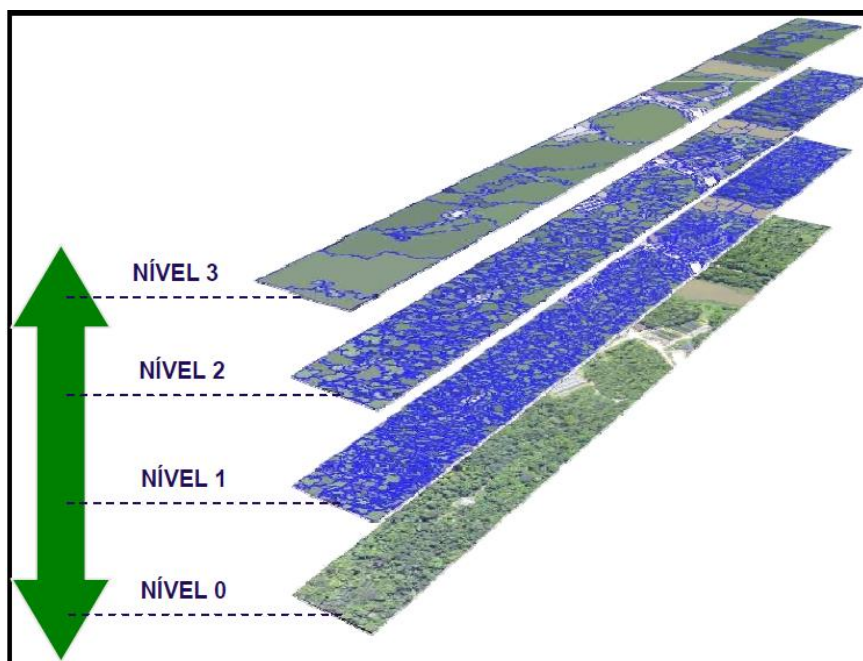
DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

3.1.3 Segmentação Multirresolução

Um dos pré-requisitos necessários para que uma segmentação seja bem-sucedida, é considerar o paradigma da análise orientada a objeto no processamento de imagens (BAATZ E SCHÄPE 2000). Segundo BAATZ E SCHÄPE (2000), isto é conseguido através de um algoritmo de segmentação geral, baseando-se em definições de homogeneidade em combinação com técnicas de otimização local e global. Essa segmentação tem como resultado segmentos ou objetos, baseados em parâmetros espaciais (forma) e espectrais (cor), que podem ser reagrupados em objetos maiores (fusão dos objetos), originando os superobjetos ou regiões.

A possibilidade da confecção dos objetos (a partir do nível do pixel) e dos superobjetos cria uma rede hierárquica. Sendo assim, esses diferentes níveis de objetos possibilitam a geração de diferentes níveis de resoluções espacial em uma mesma imagem, a fim de que se obtenha a partir de cada nível de resolução disponível, o que seja adequado à extração das informações de interesse.

Figura 4 - Rede Hierárquica de Objetos



Fonte: KERSTING, 2006.

A hierarquia na segmentação multirresolução parte do nível do pixel, agrupando-se ou fusionando-se em objetos maiores, dependendo do critério de heterogeneidade previamente especificado. Esta rede hierárquica é definida topologicamente, ou seja, a borda de um superobjeto é consistente com a borda de seus subobjetos, ilustrado na Figura 4 (KERSTING

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

2006). Conforme BAATZ E SCHAPE (2000), o processo tem fim quando o menor crescimento possível de um par de objetos excederem certo limiar, o parâmetro de escala, assim as principais componentes da segmentação multirresolução são:

- Decisão heurística para determinar os objetos que serão fusionados em cada etapa;
- Definição do critério de fusão, que determinam o grau de adequação para um par de objetos.

De forma mais específica:

- a) **Decisão heurística:** é a parte que se encarrega de encontrar os objetos que serão agrupados a cada iteração. Supondo-se que se tenha um objeto A qualquer, e outro objeto B adjacente a A; existem várias abordagens heurísticas para o agrupamento destes objetos, de um total de n-objetos adjacentes. O software *eCognition* possui quatro abordagens:
- Ajustamento: agrupa-se o objeto A com qualquer objeto vizinho B quando um critério de heterogeneidade é alcançado.
 - Ajustamento Ótimo: agrupa-se o objeto A com qualquer outro vizinho B assim que o melhor critério de heterogeneidade é atingido. Ou seja, refere-se ao menor crescimento possível da heterogeneidade entre A e um de seus n-objetos adjacentes, respeitando o limiar do parâmetro de escala.
 - Ajustamento Ótimo Mútuo Local: agrupa-se o objeto A com qualquer vizinho B, assim que o melhor critério de heterogeneidade é atingido, tendo em consideração que, o objeto B atinja também o melhor critério de heterogeneidade para com seu objeto C. De modo que o critério de heterogeneidade seja mútuo entre A e C.
 - Ajustamento Ótimo Mútuo Global: agrupa-se o par de objetos adjacentes que atingirem o melhor critério de heterogeneidade para a cena inteira.
- b) **Critério de fusão:** Sendo X um domínio n-dimensional, no qual, cada dimensão é representada por uma variável espacial ou espectral, dois objetos A e B serão semelhantes quando estiverem o mais próximo possível um do outro, em relação a todas as n-dimensões do domínio X.

A princípio, duas regiões adjacentes não são idênticas, pois isto contrariaria as regras do método de crescimento de regiões. A combinação de qualquer par de regiões adjacentes para formar uma nova região maior implica em juntar duas regiões com certo grau de heterogeneidade. Ou seja, a fusão de duas regiões produz uma nova região mais heterogênea.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Por este motivo torna-se necessário descrever a heterogeneidade de cada região, em termos espectrais e espaciais.

A heterogeneidade espectral, considerando um conjunto de c bandas espectrais, é dada pela dispersão dos valores dos pixels da região em cada banda, que pode ser medida pelo respectivo desvio padrão. A fusão dos segmentos acontece quando o custo para a agregação de dois segmentos é a menor, em comparação com os outros segmentos adjacentes (*Definiens User Guide*). A heterogeneidade espectral é dada por:

$$h_{espectral} = \sum_c w_c \cdot \sigma_c \quad (2)$$

Onde:

$h_{espectral}$: heterogeneidade espectral;

w_c : peso atribuído para cada banda;

σ_c : desvio- padrão dos valores espectrais em cada banda.

A heterogeneidade espacial, conforme BAATZ E SHÄPPE (1999) pode ser descrita por dois coeficientes: o primeiro descreve a suavidade dos contornos e o segundo a dispersão dos pixels no segmento através da estimativa de sua compacidade.

A suavidade dos contornos é descrita pela razão do perímetro do objeto l e o perímetro de um quadrado com a mesma área, considerando que o quadrado é uma forma compacta. O lado deste quadrado é dado pela raiz quadrada do número de pixels que o formam n , do que resulta:

$$h_{espacial} = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (3)$$

Outra possibilidade para descrever a suavidade do contorno é comparar o perímetro do segmento com o perímetro do menor retângulo envolvente.

$$h_{espacial} = \frac{l}{b} \quad (4)$$

Onde:

$h_{espacial}$: heterogeneidade espacial

l : perímetro do segmento/objeto;

b : perímetro do menor retângulo envolvente.

A descrição da fragmentação dos limites das bordas do segmento ou objeto é dada pelo parâmetro de suavidade (h_{suavid}), indicando que quanto menor a suavidade, maior a irregularidade (mais fractal).

$$h_{suavid} = n_{AB} \cdot \frac{l_{AB}}{\sqrt{n_{AB}}} - \left(n_A \cdot \frac{l_A}{\sqrt{n_A}} + n_B \cdot \frac{l_B}{\sqrt{n_B}} \right) \quad (5)$$

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Onde:

n_{AB} : tamanho do segmento agrupado AB ;

l_{AB} : perímetro do segmento agrupado AB ;

n_A : tamanho do segmento A ;

l_A : perímetro do segmento A ;

n_B : tamanho do segmento B ;

l_B : perímetro do segmento B .

O agrupamento dos segmentos (objetos) tem como objetivo obter o menor crescimento possível da heterogeneidade em cada iteração - tendo como controlador o critério de heterogeneidade (h_{dif}). Há diferentes modos de descrever a mudança de heterogeneidade antes e depois do agrupamento, sendo a primeira:

$$h_{dif} = h_{AB} - \frac{h_A + h_B}{2} \quad (6)$$

Onde:

h_{AB} : heterogeneidade do segmento agrupado AB ;

h_A : heterogeneidade do segmento A ;

h_B : heterogeneidade do segmento B .

Outra forma de se descrever o critério de heterogeneidade é feito a partir da consideração que, a heterogeneidade média dos segmentos de tamanho “n” precisa ser minimizada:

$$h_{dif} = h_{AB} - \frac{h_A \cdot n_A + h_B \cdot n_B}{n_A + n_B} \quad (7)$$

Onde:

h_{AB} : heterogeneidade do segmento agrupado AB ;

h_A : heterogeneidade do segmento A ;

h_B : heterogeneidade do segmento B ;

n_A : tamanho do segmento A ;

n_B : tamanho do segmento B .

Ou ainda, é possível descrever o critério de heterogeneidade pela ponderação de seu tamanho:

$$h_{dif} = \sum_c (n_A (h_{ABC} - h_{Ac}) + n_B (h_{ABC} - h_{Bc})) \quad (8)$$

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Onde:

h_{ABC} : heterogeneidade do segmento agrupado AB na dimensão c ;

h_{Ac} : heterogeneidade do segmento A na dimensão c ;

h_{Bc} : heterogeneidade do segmento B na dimensão c ;

n_A : tamanho do segmento A ;

n_B : tamanho do segmento B .

3.2 Métodos de Classificação

A classificação de imagens consiste em, a partir dos valores do contador digital da imagem, determinar a presença de objetos ou classes diferentes na imagem. Existem diversas abordagens utilizadas em classificação, contudo os algoritmos mais conhecidos podem ser agrupados em paramétricos e não paramétricos. Os algoritmos paramétricos testam o valor hipotético a partir de uma função discriminante, utilizando um parâmetro que pode ser – dentre os principais -- a média, a variância e o desvio padrão; e têm como exigência que os dados tenham distribuição normal. De maneira oposta, os algoritmos não paramétricos testam outras situações além dos parâmetros populacionais, que podem ser situações de relacionamentos, modelos, dependência ou independência e aleatoriedade. Geralmente as técnicas não paramétricas são denominadas de robustas por serem aplicadas a uma grande variedade de distribuições de classes, quando as assinaturas das classes são razoavelmente distintas (SCHOWENGERDT, 1983).

A classificação também pode ser dividida pelos métodos supervisionados e não supervisionados, no âmbito das amostras e algoritmos utilizados na classificação. O método supervisionado diz respeito ao ato da definição das classes de interesse e do recolhimento das amostras pelo analista para que assim, um dos algoritmos das abordagens paramétrica ou não paramétrica efetue o processo de classificação. Por outro lado, a classificação não supervisionada automatiza o processo de classificação, onde somente se faz necessária a definição da quantidade de classes pelo analista, um dos algoritmos conhecidos em processamento de imagens se encarregará de separar os pixels na imagem segundo critérios previamente definidos.

Segundo CENTENO (2009), a amostragem é o primeiro passo fundamental para uma boa classificação supervisionada, pois é nesta etapa em que as características das classes de interesse são definidas, sendo que estas características permanecem ao longo de todo processo.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Vale lembrar também que, esta é uma das etapas que exige mais tempo do analista e dedicação do analista.

No que diz respeito ao paradigma de classificação, estes podem ser divididos em classificação orientada a pixel, que leva em conta somente as informações que o domínio espectral fornece, ou classificação orientada a objeto, que se utiliza tanto das informações do domínio espacial quanto espectral.

3.2.1 Classificação Multirresolução

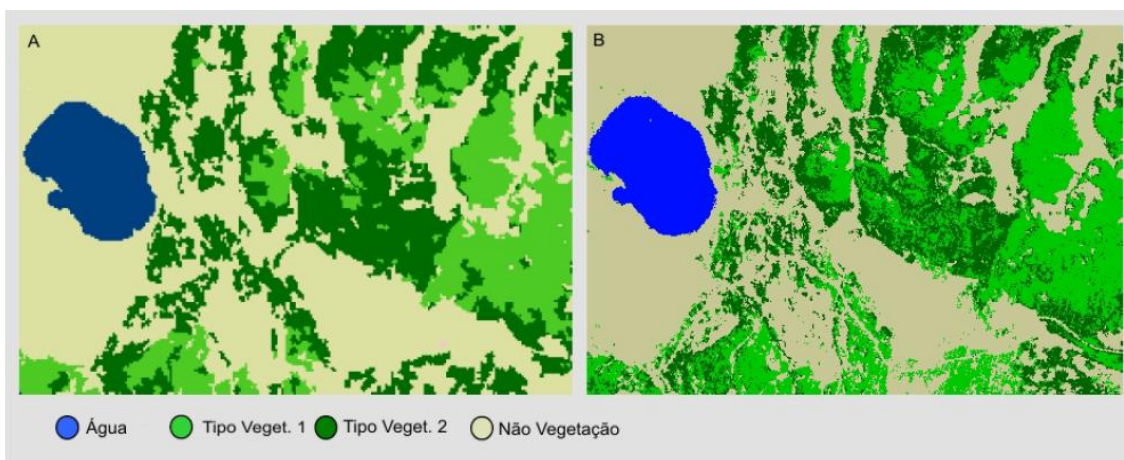
Satélites de baixa resolução espacial tem tamanho do pixel entre 30 metros e 1 quilômetro, os de média resolução espacial entre 5 e 30 metros, chegando aos sistemas modernos de alta resolução espacial onde o tamanho do pixel inferior a 5 metros. Com a melhora da resolução espacial na aquisição de imagens por sensoriamento remoto houve também a necessidade do desenvolvimento de métodos de classificação que melhorassem a acurácia dos resultados nessas imagens com maior variabilidade espectral. Pesquisas foram desenvolvidas no contexto de classificação orientada a, ou baseada em, objeto (OBIA – *Object Based Image Analysis*). Esse conceito teve um marco muito importante no mês de julho do ano de 2006, com a 1ª Conferência Internacional de OBIA, realizada em Salzburgo – Áustria. Do que, a partir de um processo rigoroso de revisão dos artigos enviados à conferência, originou-se o livro *OBIA – Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, editado pelos pesquisadores renomados no assunto: Thomas Blaschke, Stefan Lang e Geoffrey J. Hay (BLASCHKE, LANG E HAY 2006).

A

Figura 5 mostra a comparação da classificação de uma imagem entre a abordagem baseada em pixel e a abordagem baseada em objeto, na qual se pode perceber a presença de pixels isolados na classificação baseada em pixel. Isto é inerente ao método de classificação, que considera apenas o pixel no momento de tomar a decisão a respeito da classe mais provável (KERSTING 2006).

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Figura 5 - (A) Abordagem Orientada a Objeto e (B) Abordagem Orientada a Pixel



Fonte: WILLHAUCK 2000.

Os métodos orientados a objetos proporcionam a junção de atributos tanto espaciais, espectrais, de textura e relações com vizinhança na descrição das classes, o que se aproxima muito da cognição humana na percepção dos objetos, como também se encontram vinculadas às relações topológicas entre os objetos (MOLENAAR 1998).

3.2.2 Classificação por Árvore de Decisão

Segundo NAVULUR (2008), os modelos por árvore de decisão são úteis tanto para a classificação quanto para problemas de regressão. O domínio do problema consiste em um conjunto de variáveis (X_i) de classificação ou de previsão e uma variável dependente (Y). Na análise de imagens, normalmente, o conjunto de variáveis (X_i) pode ser uma combinação de bandas espectrais, índices de vegetação, conjuntos de dados auxiliares, tais como elevação e Y , uma variável quantitativa ou qualitativa, como uma característica de uma classe.

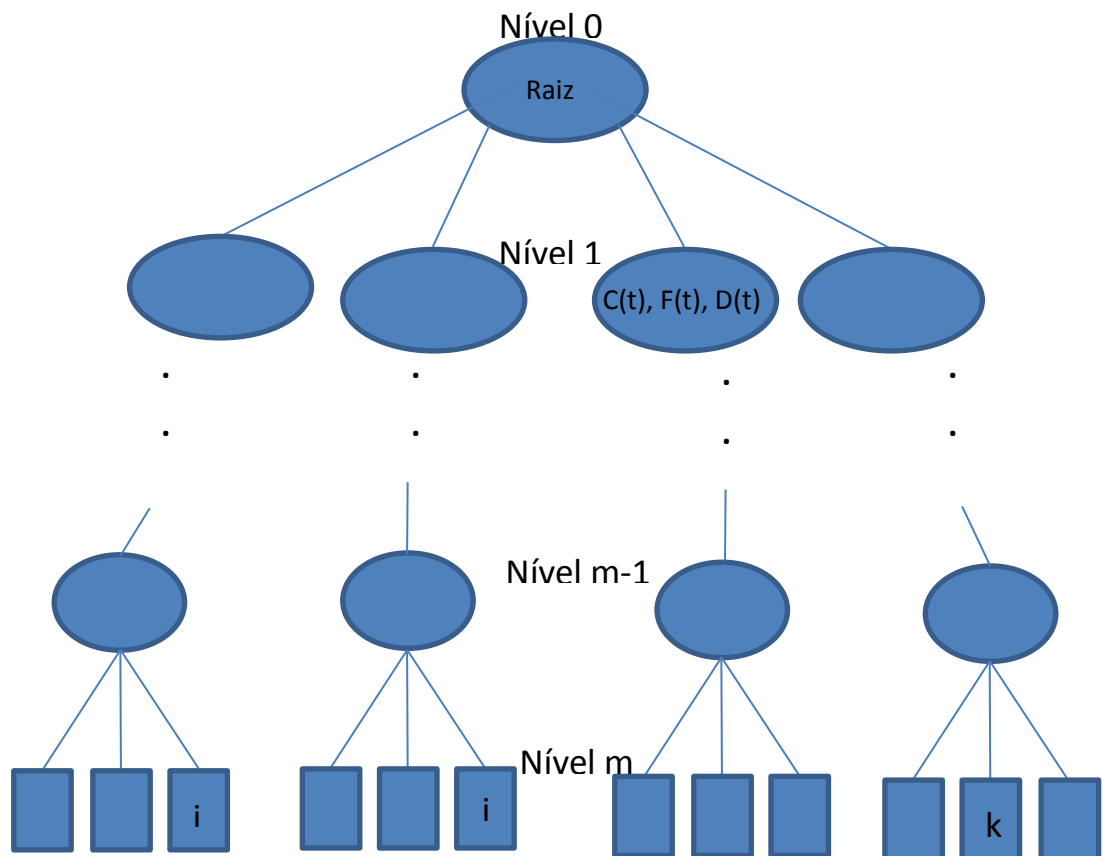
O nó da raiz da árvore de decisão encontra-se no chamado nível 0 (zero), que contém todos os padrões de todas as classes existentes no trabalho. Os próximos nós representam as derivações do nó raiz sobre cada ramo da árvore que são definidos pelas seguintes componentes (NAVULUR, 2008):

- a) Uma regra de decisão;
- b) Um conjunto específico de feições (variáveis);
- c) Um conjunto específico de classes.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

No esquema apresentado na figura 6, tem-se que cada nó está composto por uma terna – $C(t)$, $F(t)$, $D(t)$, onde $C(t)$ representa as classes do nó t , $F(t)$ representa as feições usadas pelo nó t na identificação da classe e $D(t)$ é a regra de decisão do nó t . Cada nó possui sua regra de decisão baseado no conjunto de feições utilizadas na tentativa de discriminação de um determinado conjunto de classes (BATISTA, 2006), que é considerado como o crescimento da árvore. Os nós apresentados pelo nível m (m é o número de níveis) chamados de terminais, onde apenas uma classe é representada, como também onde o padrão é determinado e a classe do segmento recebe o rótulo da classe do nó.

Figura 6 - Estrutura geral de um classificador de decisão em árvore



Fonte: Adaptado de SAFAVIAN e LANDGREBE (1991)

Estudo apresentados por SAFAVIAN e LANDGREBE (1991) dizem respeito às potencialidades, em referência ao CDA, apontando a forma otimizada dos algoritmos de modelos de decisão e seu desempenho computacional, bem como a melhora no desempenho discriminante do classificador.

Em CDA colocam-se em contraposição os classificadores em estágios múltiplos (CEM), com os classificadores em estágio único (CEU). A princípio, decisões complexas

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

tomadas pelos CEU podem ser substituídas por um conjunto de decisões locais simples estruturadas em uma CDA, através do uso de vários níveis da árvore. Tendo como diferença, segundo BATISTA (2006) o fato de que, nos CEU's cada dado amostrado é testado sobre um conjunto completo de todas as classes, quando nos CDA's, cada amostra é testada sobre um subconjunto de classes, otimizando a performance computacional.

Segundo SAFAVIAN e LANDGREBE (1991), os CEU's usam somente um conjunto de feições, que é feita por um critério de otimização global, utilizando-se de uma medida de separabilidade do conjunto de classes, a fim de se encontrar a discriminação entre elas. Enquanto que, no CDA existe a possibilidade de se obter diferentes conjuntos de feições para cada nó da árvore, sendo aquela que mais se encaixe na discriminação ótima para o subconjunto de classes no nó, diminuindo a probabilidade de erro de classificação.

A classificação é considerada ótima ou sub-ótima, a partir da comparação entre um par de classes, que pode ser feita através de medidas de separabilidade tais como: a distância Euclidiana, a distância de *Bhattacharyya*, a distância de *Kolmogorov-Smirnoff*, entre outras (BATISTA, 2006).

Quando o número de classes é relativamente grande, existe a possibilidade da sobreposição entre elas, devido ao fato de haver uma grande quantidade de terminais, sendo esta quantidade maior que o número de classes aumentando o custo de processamento SAFAVIAN e LANDGREBE (1991). Em KURZYNSKI (1983) e BREIMAN *et al* (1984) é possível a verificação das dificuldades na modelagem de uma estrutura de CDA ótima, por se saber que o seu desempenho está diretamente relacionado à estrutura da árvore usada.

3.3 Atributos Espectrais e Espaciais

A identificação dos objetos de interesse faz-se através da análise de suas características. Segundo BATISTA (2006) qualquer fragmento de informação pode ser definido e qualificado, sendo que a sua qualificação é denominada de atributo, que é a designação de uma variável categorizada por uma característica cognitiva própria, podendo ser uma classe ou um elemento de representação. No âmbito do sensoriamento e interpretação de imagens, os atributos mais convencionais são os espectrais, de contexto e os espaciais de forma e textura, que se encontram no decorrer deste capítulo.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

3.3.1 Atributos espectrais

As variáveis espectrais dizem resposta à radiância refletida e/ou emitida pelos alvos nas diversas regiões do espectro eletromagnético, elas podem ser divididas em (HARALICK, 1973):

- Média espectral: é o valor médio dos contadores digitais de uma banda espectral para cada objeto da imagem segmentada.

$$\bar{c}_L = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n c_{Li} \quad (9)$$

Onde:

\bar{c}_L : média espectral do segmento na banda L ,

n : número de pixels de um segmento,

c_{Li} : valor do contador digital do pixel “ i ” na banda L .

- Desvio-padrão Espectral: quantifica a variação dos contadores digitais para cada objeto em uma banda espectral na imagem segmentada.

$$\sigma_L = \sqrt{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=1}^n (c_{Li} - \bar{c}_L)^2} \quad (10)$$

Onde:

σ_L : desvio-padrão espectral do segmento,

n : número de pixels de um segmento,

c_{Li} : valor do contador digital do pixel “ i ” na banda L ,

\bar{c}_L : média espectral do segmento na banda L .

- Razão Espectral: é definida pela razão entre a média espectral do segmento de uma banda, pelo somatório das médias espectrais sobre todos os segmentos.

$$r_L = \frac{\bar{c}_{L,obj}}{\sum_{i=1}^m c_{Li}} \quad (11)$$

Onde:

r_L : razão espectral do segmento na banda L ,

$\bar{c}_{L,obj}$: média espectral do segmento na banda L ,

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

j : identificação do segmento,

m : número total de segmentos da banda L .

- Brilho: é a componente que carrega a informação espectral da totalidade de bandas espectrais.

$$b = \frac{1}{n_L} \cdot \sum_{i=1}^{n_L} \bar{c}_i \quad (12)$$

Onde:

b : brilho,

n_L : número total de bandas espectrais,

\bar{c}_i : média espectral do segmento “ i ”.

- Diferença Máxima: indica a máxima diferença espectral de um segmento entre todas as variáveis espectrais de média.

$$md = \frac{(\bar{c}_{i_{La,max}} - \bar{c}_{i_{Lb,max}})}{b} \quad (13)$$

Onde:

md : diferença máxima espectral,

$\bar{c}_{i_{La,max}}$: máxima média espectral do segmento i na banda La ,

$\bar{c}_{i_{Lb,max}}$: máxima média espectral do segmento i na banda Lb ,

b : brilho.

3.3.2 Atributos espaciais

As variáveis de forma, dimensão e textura, que carregam informações importantes no entendimento dos alvos são atributos espaciais do objeto. Estas variáveis trazem informações sobre o contexto, ou seja, introduz a ideia da cognição humana na percepção dos objetos em uma cena, considerando informações além dos atributos espectrais.

Os atributos espaciais podem ser divididos por suas características, comumente com propriedades geométricas e de textura. Dessa forma, os atributos espaciais podem ser divididos em:

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

- Atributos geométricos:

As pesquisas desenvolvidas no âmbito da extração de atributos geométricos vem desde CRESSIE (1990), que apresentou a determinação de estruturas espaciais para os dados em Sensoriamento Remoto, na caracterização dos elementos por abordagens estatísticas, passando por BOOGAART (1999) que investigou a análise e uso da dimensão fractal, como também OLSEN *et al.* (1993), que estudou a modelagem espacial utilizando análises empíricas e determinísticas. Estes atributos usados na descrição dos objetos são normalmente os mesmo que os utilizados na morfologia matemática, sendo eles, área, perímetro, largura, entre outros. Eles são descritos a seguir:

- **Área (Area):** A área de um segmento é descrita pela soma da área de todos seus pixels. Considerando que todos os pixels tem a mesma área unitária, a área (A) é igual ao número de pixels no segmento (n).

$$A = \sum_{i=1}^n i \quad (14)$$

- **Razão Comprimento por Largura (Length/Width):** Este índice escreve o alongamento do segmento. Quanto mais próximo esse valor chegar de um, mais regular é o objeto. A determinação analítica desta variável é feita através da utilização das componentes principais dos segmentos (ANDRADE E CENTENO, 2003), considerando como variáveis as coordenadas linha e coluna dos pixels do segmento. Ao se colocar em um gráfico bidimensional as variáveis linha e coluna dos pixels do segmento, a direção que compreender a maior parte da informação será a primeira componente principal (CP1), ou seja, a CP1 é paralela à direção de maior variação das coordenadas dos pixels, apontando para seu eixo de alongamento. A segunda componente (CP2) é perpendicular à primeira e descreve a largura do segmento. A proporção entre os respectivos autovalores descreve a proporção do espalhamento dos dados nestes dois novos eixos (CP1 e CP2), desta forma:

$$\gamma = \frac{eig_1 S}{eig_2 S} \quad (15)$$

Onde:

γ : razão comprimento por largura,

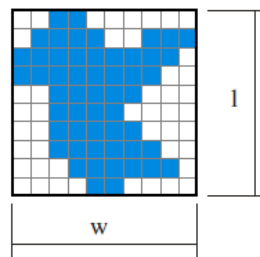
$eig_1 S$: autovalor da primeira componente do segmento "S",

$eig_2 S$: autovalor da segunda componente do segmento "S".

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

- **Comprimento (*Length*):** O comprimento representa a maior extensão linear no espaço de uma extremidade à outra em um objeto. Como descrito em BATISTA (2006) ela pode ser calculada como a largura do retângulo envolvente usando o conceito de de variável espacial razão comprimento por largura. A Figura 7 ilustra esse conceito, onde o objeto é representado pela cor azul, sobre a matriz de pixels que representa o retângulo envolvente.

Figura 7 - Segmento com retângulo inscrito



Fonte: BATISTA, 2006.

A área do retângulo (A_p) é dada pelo produto do comprimento (l) pela largura (w):

$$A_p = l \cdot w \quad (16)$$

Colocando l em evidência:

$$l = \frac{A_p}{w} \quad (17)$$

Sendo a razão comprimento por largura (γ):

$$\gamma = l/w$$

ou:

$$w = l/\gamma \quad (18)$$

Substituindo Eq.14 na eq.13, obtém-se a seguinte expressão da variável comprimento:

$$l = \sqrt{A_p \cdot \gamma} \quad (19)$$

- **Largura (*Width*):** (w) pode ser entendida como a extensão linear no espaço de um lado a outro do objeto. O cálculo da largura parte da mesma proposição utilizada na determinação do comprimento:

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

$$w = \sqrt{\frac{Ap}{\gamma}} \quad (20)$$

- **Compacidade (*Compactness*):** A concentração dos pixels de um segmento pode ser descrita por um índice que quantifique o afastamento dos pixels em relação ao centro do segmento, através do índice de compacidade (*cc*) como descrito em SONKA et al, (1998):

$$cc = \frac{P^2}{4\pi A} \quad (21)$$

Onde:

cc é o índice de compacidade, *P* o perímetro e *A* a área do segmento.

- **Ajuste Elíptico (*Elliptic Fit*):** representa a relação entre a área da elipse circunscrita e a área da elipse inscrita no contorno do segmento. Quanto mais próxima da unidade, mais similar será a forma do segmento a uma elipse:

$$ef = \frac{Aef_{out}}{Aef_{in}} \quad (22)$$

Onde,

ef corresponde ao ajuste elíptico,

Aef_{out} : área da elipse que o segmento não está contido,

Aef_{in} : área da elipse que o segmento está contido.

- **Ajuste retangular (*Rectangular Fit*):** tem a mesma proposta do ajuste elíptico, porém uma aproximação do objeto em relação à forma geométrica retangular.

$$rf = \frac{Arf_{out}}{ref_{in}} \quad (23)$$

Onde:

rf : ajuste retangular,

Arf_{out} : área do retângulo que o segmento não está contido,

Arf_{in} : área do retângulo que o segmento está contido.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

- **Comprimento da Borda (*Border Length*):** também conhecido como perímetro, pode ser definida pela extensão linear no espalho do contorno do objeto. Ao utilizar-se da dimensão real do pixel no espaço segundo a resolução espacial, obtém-se o comprimento da borda verdadeira para o segmento:

$$bl = \sum_{ib=1}^n ib \quad (24)$$

Onde bl : comprimento da borda e n o número de pixels na borda de um segmento.

- **Índice de Formato (*Shape Index*):** É o valor obtido da razão entre o Comprimento da Borda do objeto, dividido pelo quadruplo da raiz quadrada da área do objeto:

$$si = \frac{bl}{4\sqrt{A}} \quad (25)$$

- **Densidade (*Density*):** descreve a compactidade dos objetos considerando que o segmento mais compacto seria aquele cuja forma seria mais próxima de um quadrado.

$$d = \frac{\sqrt{n}}{1 + \sqrt{\text{var}(X) + \text{var}(Y)}} \quad (26)$$

Onde:

d : densidade,

n : número de pixels de um segmento,

$\text{var}(X)$: variância na direção de X ,

$\text{var}(Y)$: variância na direção de Y .

- **Direção Principal (*Main Direction*):** designa a orientação espacial mais significativa para cada segmento. A direção principal de um segmento pode ser aproximada pela direção do primeiro autovetor das coordenadas linha/coluna de seus pixels e é descrita em unidades de medidas de graus, variando de 0 a 180.

$$md = eig_i(S) \quad (27)$$

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Onde, md é direção principal e $eig_i(S)$ o autovetor da primeira componente do segmento “S”.

- **Assimetria (*Assimetry*):** demonstra a regularidade geométrica dos segmentos. Quanto mais a forma do segmento se aproximar de uma circunferência ou de um quadrado, menor será o valor de sua assimetria, em outras palavras, o segmento será mais simétrico.

$$k = 1 - \frac{l}{w} \quad (28)$$

Onde, k representa a assimetria, l é o comprimento e w a largura do segmento.

- Textura:

Pode-se entender a textura como a variação local dos valores do contador digital em uma região da imagem. Alta variação indica alta rugosidade na região ou no alvo ou objeto de interesse. Baixa variação caracteriza baixa rugosidade ou maior uniformidade dos valores do contador digital da região.

A combinação da magnitude e da frequência da variação tonal em uma imagem é definida como textura, fornecida pelo efeito em conjunto de todos os padrões no espaço imagem (HARALICK, 1979). Tonalidade e textura estão altamente correlacionadas, apesar de serem consideradas como propriedades independentes, pois, se não existissem variações na tonalidade, não haveria a constatação da mudança na textura dos objetos (GONZALEZ E WOODS 1993).

Segundo HARALICK (1979), os métodos mais utilizados para a definição e extração de atributos de textura são os métodos estatísticos que propõem a modelização da textura com base na distribuição dos contadores digitais. Existem várias propostas para a extração desses atributos na literatura, uma delas é descrita por SALI E WOLFSON (1992), onde descrevem os principais métodos estatísticos a partir das estatísticas de primeira ordem, sendo as variáveis de média, variância e momento, em relação à vizinhança de um pixel; estatísticas de segunda ordem que estão relacionadas ao uso da matriz de coocorrência dos contadores digitais. Sendo a convolução da imagem, por meio e filtragem espacial com uso de máscaras de discriminação de textura; transformada de Fourier, caracterizando a textura em termos espaciais, e por fractais onde a resposta fundamental da teoria dos fractais é a caracterização das irregularidades em todos os níveis de resolução, a fim de que se chegar a discretização dos graus dessa irregularidade dos padrões de textura (DAWSON E PARSONS 1994).

HARALICK (1979) propõe o uso da matriz de coocorrência para derivar um conjunto de variáveis para descrever a textura. A Matriz de Coocorrência, originalmente proposta por

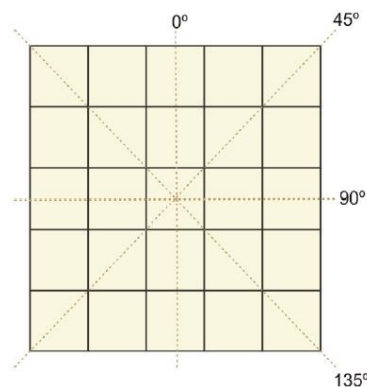
DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

HARALICK (1979), faz uso da frequência relativa P_{ij} , com a que um pixel com contador digital CD_i e outro com contador digital CD_j ocorrem na imagem, separados por uma determinada distância em uma dada direção. Tomando uma imagem retangular I , com N_x pixels na direção horizontal e N_y pixels na direção vertical, sendo quantizada em N_g níveis; denomina-se o domínio espacial horizontal por $L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$ e $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$ o domínio espacial vertical e $G = \{1, 2, \dots, N_g\}$, o conjunto de N_g valores do contador digital. P_{ij} é uma matriz com dimensão $N_x \times N_y$, cujos elementos descrevem a frequência de ocorrência dos contadores digitais (i, j) na Imagem I , deparados por um vetor (x, y) , dessa forma:

$$P_{ij} = \{[(k, l), (m, n)] \in [(N_x \times N_y) \times (N_x \times N_y)] | [(I(k, l) = 1) \wedge (I(m, n) = 1)] \wedge [(m - k = x) \wedge (n - l = y)]\} \quad (29)$$

A matriz de coocorrência (GLCM – *Grey Level Cooccurrence Matrix*) é dependente da frequência de ocorrência, o que a torna simétrica e de posse de uma função que indique a relação angular (θ) e a relação de distância (d) entre um par de contadores digitais. Sendo assim, devem existir diferentes GLCM, conforme o valor da orientação θ e a distância d consideradas. No que concerne os relacionamentos angulares, existem quatro relacionamentos diferentes a serem utilizados, sendo eles: o ângulo de 0° representando a direção vertical, o ângulo de 90° representando a direção horizontal, o ângulo de 45° a direção entre o primeiro e o terceiro quadrante, e o de 135° a direção entre o segundo e quarto quadrante, pictoricamente Figura 8:

Figura 8 - Orientação aos relacionamentos angulares da GLCM



Fonte: BATISTA (2006)

No cômputo de uma GLCM invariante à direção, faz-se a soma de quatro GLCM (0° , 45° , 90° , 135°). Geralmente utiliza-se a matriz normalizada no cálculo da frequência relativa, dada por:

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

$$P_{i,j} = \frac{V_{i,j}}{\sum_{i,j=0}^{N-1} V_{i,j}} \quad (30)$$

Onde:

$P_{i,j}$: valor normalizado do contador digital (CD) para os pixels de i e j ,

$V_{i,j}$: valos do pixel da imagem na posição i e j ,

N : número de linhas ou de colunas.

HARALICK (1973) recomenda um conjunto de variáveis que podem ser calculadas a partir da matriz de covariância a fim de se descrever a textura. Dentre estas variáveis encontram-se: homogeneidade, contraste, dissimilaridade, entropia, momento angular de segunda ordem, média, desvio-padrão e correlação, que podem ser vistas com mais detalhes de formulação em HARALICK (1973).

4. Materiais e Métodos

4.1 Material Utilizado

Na detecção de alterações em imagens de alta resolução pelo método híbrido foram utilizados os seguintes materiais:

- Duas imagens de uma mesma área do sensor Ikonos-2, com 1 metro de resolução do módulo *panshapening*, obtidas a partir dois mosaicos, sendo a primeira data 1º de novembro de 2001 e a segunda data de 16 de março de 2009;
 - As bandas utilizadas em todo o processamento foram as bandas do infravermelho próximo, do vermelho e do verde, pois um dos mosaicos não continha a banda do azul. Deste modo, optou-se por utilizar essas mesmas três bandas para as duas imagens;
 - Como as duas imagens foram tomadas na mesma estação do ano - ambas tomadas no verão, de forma que as condições atmosféricas das duas épocas são muito parecidas, descartou-se a necessidade de correção atmosférica, mas não de normalização radiométrica que se encaixa na etapa de pré-processamento explicada ao longo da metodologia;
- Programa de processamento de imagens digitais: *Ecognition*® e ENVI, cedidos por licença adquirida pela universidade;
- Programa MATLAB© no processamento de detecção de alterações das imagens.

4.2 Área de Estudo

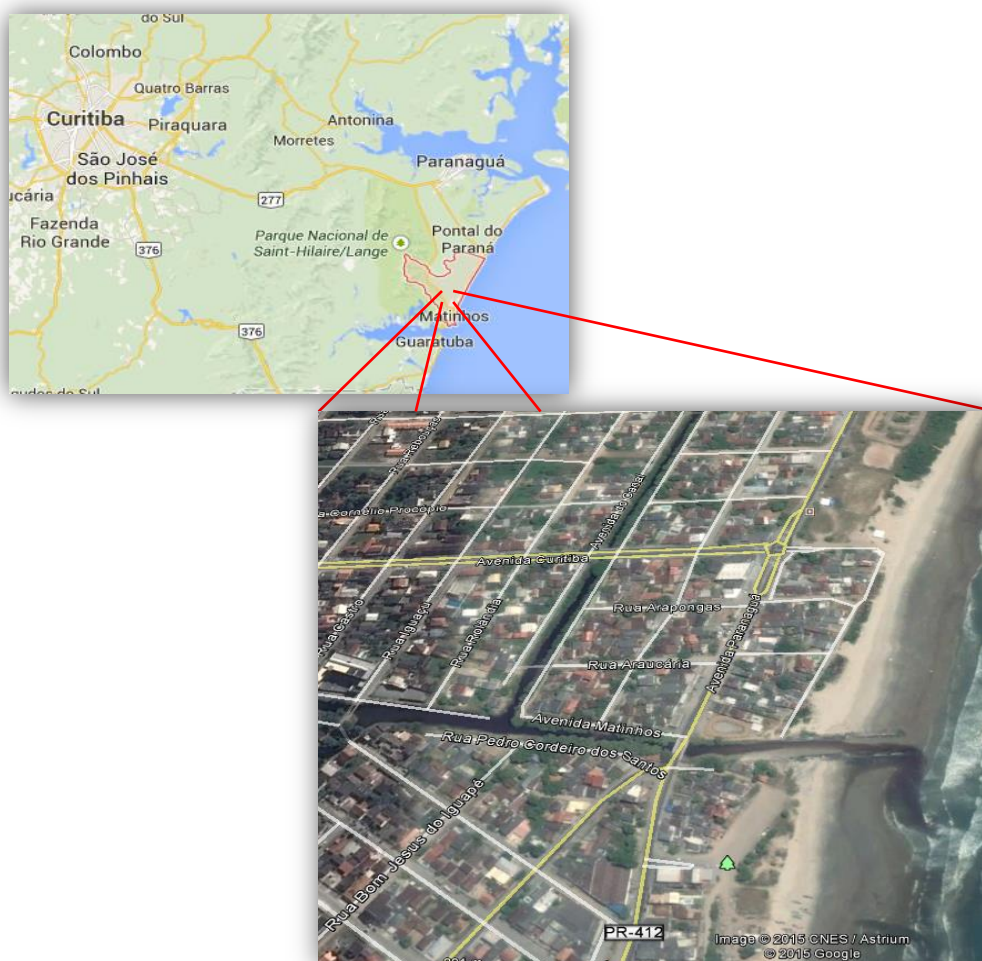
A área das imagens de duas épocas utilizadas no trabalho situa-se no litoral paranaense, mais especificamente no município de Matinhos. É composta por uma área de 580.544 metros quadrados, e as imagens recortadas dos mosaicos fornecidos estão georreferenciadas ao datum WGS84 e o sistema de projeção é o UTM, fuso 22 Sul.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

A cobertura do solo da região de interesse é predominantemente urbana, sendo que ainda existem feições como canal, restinga, mar e areia, das quais ocorrem somente em cidades litorâneas. Nesse contexto as classes definidas que melhor descreveram a imagem temática dessa área foram: solo exposto, edificações, vegetação rasteira, vegetação arbórea, vias impermeabilizadas, areia, corpos d'água e sombra.

Na classificação final, todos os corpos d'água – mar, canal, rio e piscinas, foram representadas na mesma classe, bem como a restinga ficaram inseridos na classe de vegetação rasteira. A mata ciliar ao longo do rio e do canal presentes na cena foi inserida na classe vegetação arbórea. A imagem a seguir alude espacialmente a área de estudo:

Figura 9 - Área de estudo



DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

4.3 Metodologia

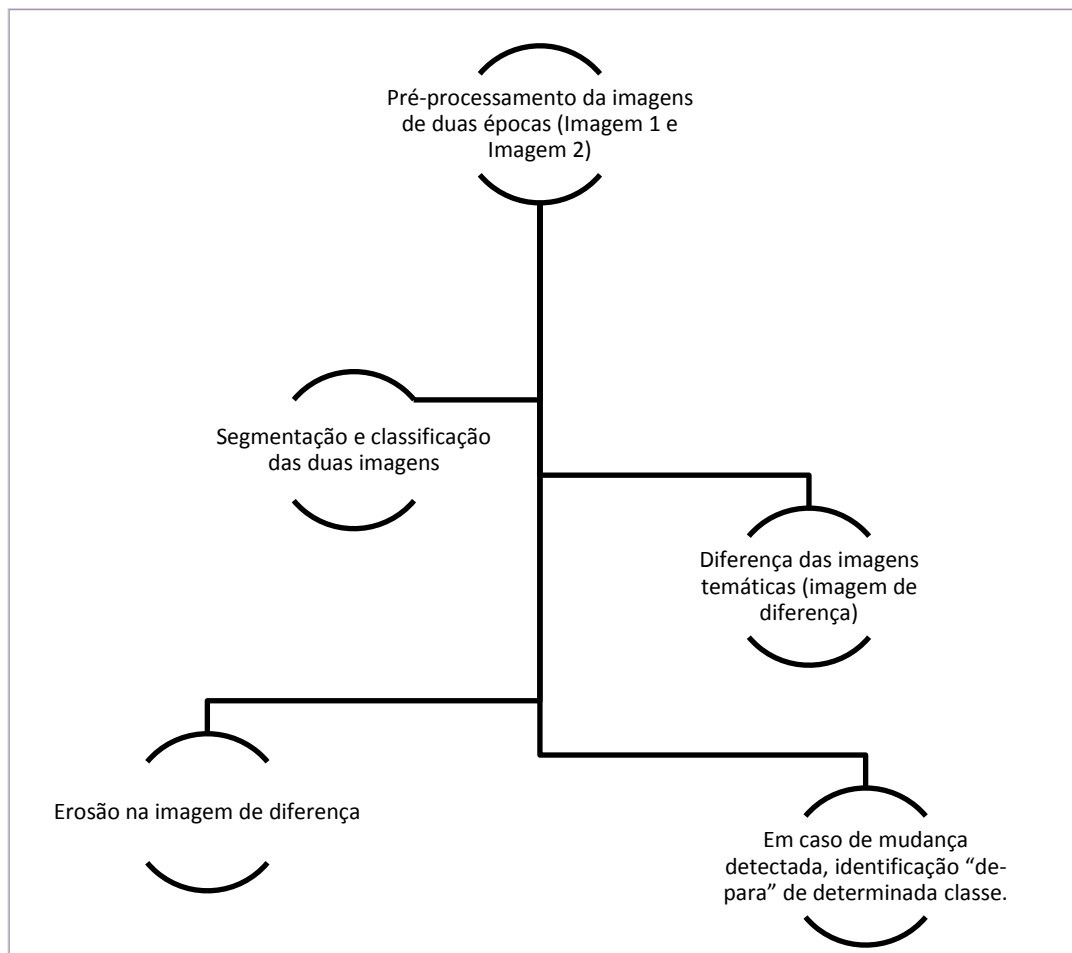
A partir dos estudos realizados no âmbito da detecção de alterações e análise de imagens orientada a objeto, nesta dissertação foi proposto o uso de uma abordagem híbrida nesse contexto. Ou seja, uma metodologia que integrou o método de análise de imagens orientada a objeto e orientada a pixel em diferentes etapas do processamento, dessa forma, utilizou-se da abordagem orientada a objeto na classificação das imagens de alta resolução espacial, e da análise orientada a pixel no processamento de bordas e na detecção e comparação das alterações entre as imagens.

No capítulo 2.2.3 sobre as técnicas de detecção de alterações orientada a objeto, e mais especificamente no subcapítulo 2.2.3.4, que especifica a detecção de alterações híbrida orientada a objeto bem como prós e contras baseado em resultados obtidos em artigos publicados na área, constatou-se que esta é uma técnica que pode ser altamente explorada, tanto em termos de processamento, como integração e comparações de técnicas já conhecidas de análise de imagens orientada a objeto ou a pixel, como por exemplo, o uso ou não uso de limiares, o uso ou não de segmentação orientada a objeto, e assim por diante.

De forma resumida, as etapas da metodologia incluem a fase de o pré-processamento, a segmentação e classificação das duas imagens, e a fase de processamento de bordas e comparação dos resultados das classificações na detecção das alterações.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Figura 10 - Fluxograma resumido



A primeira etapa, denominada de pré-processamento, inclui as correções como o registro de imagens e normalização radiométrica (ou ajuste radiométrico) das duas imagens, que são dois dos pontos imprescindíveis a serem verificados, no que concerne a comparação entre imagens de diferentes datas, como visto na sessão 2.2.1.

A segunda etapa de segmentação e classificação orientada a objeto além de considerar um conjunto de pixels de um segmento como um objeto com sentido geográfico – que considera tanto o aspecto espacial, quanto espectral, relações de vizinhança e textura, ela diminui os problemas com as diferenças entre os valores dos contadores digitais, que poderiam ser iguais nas duas imagens, mas que por condições atmosféricas e de iluminação não seriam considerados iguais, caso fosse feito o uso de limiares, na comparação direta das alterações entre os pixels.

A diferença das imagens foi feita na terceira etapa e foi baseada na comparação dos pixels indexados entre as classes das duas imagens definidas anteriormente, criando-se uma imagem de diferença na qual, caso as classes não fossem iguais a matriz receberia ou valor 1 (presença de diferença), caso contrário a matriz recebia 0 (ausência de diferença).

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

A quarta etapa foi o processamento de bordas onde a imagem de diferença gerada na etapa anterior foi erodida duas vezes, baseado no erro de mais ou menos dois pixels que pode ocorrer na etapa do registro das imagens, dessa forma, esse processo de refinamento tem por finalidade reduzir estas regiões problemáticas.

Por fim, na quinta etapa foi feita a comparação entre a quantidade dos pixels que mudaram de uma classe à outra da imagem da época 1 para a imagem da época 2, utilizando a imagem de diferença erodida como elemento na identificação da posição dos pixels onde ocorreram as alterações. Para exemplificar espacialmente as alterações, criou-se um exemplo de carta para rotular a distinção entre as classes (detecção “de-para”) entre as imagens da época 1 para a época 2, dessa forma, tomou-se por base a classe edificações da época 1 em relação às classes solo exposto, grama, areia e árvores da imagem na época 2 para a carta exemplo.

4.4 Pré-processamento

O pré-processamento foi dividido em duas grandes etapas: o registro das duas imagens e o ajuste radiométrico ou normalização radiométrica das imagens. Essas subdivisões são descritas a seguir.

4.4.1 Registro de Imagens

O registro de imagens consiste em efetuar o ajuste geométrico de uma imagem para uma geometria de referência. No caso mais geral, o processo de correção geométrica consiste de duas etapas. Na primeira etapa, uma das imagens é georreferenciada usando dados de um mapa ou levantamentos de campo. Esta imagem serve de base para, em uma segunda etapa, ajustar a geometria da segunda imagem à da primeira imagem. Ou seja, na primeira etapa é feito o ajuste geométrico imagem/mapa e na segunda etapa o ajuste imagem/imagem.

Na análise multitemporal de imagens e especificamente em estudos de detecção de alterações, o ajuste geométrico ou registro de imagens é necessário para compatibilizar a geometria das imagens de datas diferentes de uma mesma área, mesmo que estas tenham sido adquiridas pelo mesmo ou por diferentes sensores.

O procedimento para o registro de imagens consiste em:

- Escolher pontos de controle - feições possíveis de serem identificadas de modo preciso na imagem, como por exemplo, o cruzamento de estradas.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

- Definir a equação de Mapeamento - escolher que equação matemática, normalmente de primeiro ou segundo grau, que fará a reamostragem dos pixels.
- Definir o processo de Interpolação – se os valores digitais serão calculados pelo método do Vizinho mais Próximo, Bilinear ou Convolução Cúbica.

Para o registro das imagens foi utilizado o software ENVI®. Sendo que a imagem da época 1 é usada como referência para a imagem da época 2.

4.4.2 Ajuste Radiométrico

O ajuste radiométrico consiste em compatibilizar a variação de valores digitais nas duas imagens. Este ajuste foi executado aplicando o método da Regressão de Bandas. Por se tratar de imagens da mesma área obtidas pelo mesmo sensor, ou sensores com resolução espectral equivalente, é assumido que suas bandas sejam altamente correlacionadas.

Utilizando recortes da mesma área em datas diferentes, nos quais as alterações não sejam significativas, será ajustada a equação da reta de melhor ajuste entre as bandas de duas datas (Equação 35). Assim, será possível transformar os valores digitais de uma data para valores próximos da outra, minimizando os efeitos da atmosfera e iluminação.

$$DN_{1u} = a_u * DN_{2u} + b_u \quad (31)$$

Onde, DN_{1u} e DN_{2u} são os valores digitais da mesma banda “u” nas datas 1 e 2 e a_u e b_u representam os parâmetros da transformação linear para a banda “u”.

4.5 Segmentação

A segmentação utilizada nesta dissertação é a segmentação multirresolução, implementada no programa *eCognition*®, utilizado no processamento tanto de segmentação quanto de classificação das imagens. A segmentação é do tipo crescimento de regiões, ou seja, um processo iterativo de agregação de pixels adjacentes formando regiões cada vez maiores. O crescimento das regiões no algoritmo de segmentação multiníveis é controlado por parâmetros de uniformidade espacial e espectral, definidos pelo usuário. Para a criação dos segmentos é

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

necessário primeiramente que se definam parâmetros, como o de escala e o peso do critério espacial e compacidade.

O processo de fusão de segmentos vizinhos demanda que em cada iteração seja escolhido o par de segmentos a serem combinados e está diretamente ligado ao parâmetro de escala escolhido na segmentação pelo programa *eCognition*®. Toda vez que dois segmentos forem combinados para gerar um maior, o resultado terá um maior grau de heterogeneidade, que pode ser estimado a partir da heterogeneidade dos segmentos originais. Por este motivo, em cada iteração, todas as prováveis fusões são avaliadas e é escolhida aquela que produzir um novo segmento com a menor heterogeneidade. O critério de agrupamento f é por isso definido com base na heterogeneidade espectral e espacial (*Definiens User Guide*), é nesta parte em que se decide o peso dos atributos (espacial e espectral) na segmentação.

$$f = w \cdot h_{espectral} + (1 - w) \cdot h_{forma} \quad (32)$$

Onde:

w : peso dado à heterogeneidade espectral;

$h_{espectral}$: heterogeneidade espectral;

$h_{espacial}$: heterogeneidade espacial;

Sendo que, a heterogeneidade espectral é dada por:

$$h_{espectral} = \sum_c w_c (n_{AB} \cdot \sigma_c^{AB} - (n_A \cdot \sigma_c^A + n_B \cdot \sigma_c^B)) \quad (33)$$

Onde:

c : variável do domínio espacial;

w_c : peso dado à heterogeneidade espectral na dimensão c ;

n_{AB} : tamanho do segmento agrupado AB ;

σ_c^{AB} : desvio-padrão do segmento agrupado AB ;

n_A : tamanho do segmento A ;

σ_c^A : desvio-padrão do segmento A ;

n_B : tamanho do segmento B ;

σ_c^B : desvio-padrão do segmento B .

A heterogeneidade espacial ($h_{espacial}$) dada por:

$$h_{espacial} = w_{compac} \cdot h_{compac} + (1 - w_{compac}) \cdot h_{suavid} \quad (34)$$

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

O peso do parâmetro de heterogeneidade espacial foi:

- 0,1 no primeiro nível de segmentação para as imagens das duas épocas, sendo assim 0,9 para o parâmetro de heterogeneidade espectral para ambas as imagens também, uma vez que a soma dos dois parâmetros é igual a 1.
- No segundo nível de segmentação, o peso do parâmetro de heterogeneidade espacial foi de 0,6 para a imagem da primeira época e 0,5 para a imagem da segunda época, eles se diferenciam, pois em uma análise visual da definição dos segmentos, o parâmetro 0,5 não foi o suficiente para separar as edificações mais escuras das sombras que rodeavam estas feições.

Outro parâmetro a ser definido é o parâmetro de compacidade (h_{compac}), que é definido como a concentração dos pixels sobre um segmento, conforme o preenchimento de pixels sobre um retângulo inscrito ao segmento, dado por:

$$h_{compac} = n_{AB} \cdot \frac{l_{AB}}{b_{AB}} - \left(n_A \cdot \frac{l_A}{b_A} + n_B \cdot \frac{l_B}{b_B} \right) \quad (35)$$

Onde:

n_{AB} : tamanho do segmento agrupado AB ;

l_{AB} : perímetro do segmento agrupado AB ;

b_{AB} : perímetro do retângulo inscrito ao segmento AB ;

n_A : tamanho do segmento A ;

l_A : perímetro do segmento A ;

b_A : perímetro do retângulo inscrito ao segmento A ;

n_B : tamanho do segmento B ;

l_B : perímetro do segmento B ;

b_B : perímetro do retângulo inscrito ao segmento B .

O parâmetro de compacidade escolhido foi:

- 0,2 no primeiro nível de segmentação para as imagens das duas épocas;
- 0,9 no segundo nível de segmentação para as imagens das duas épocas.

O parâmetro de compacidade pode ser explicado de forma simples como o valor de proporção entre as duas dimensões principais de um segmento ou objeto, que, quanto mais próximo de 1, mais se assemelha à figura de um círculo.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Com a definição dos parâmetros espacial e de compacidade, também é necessária a definição do parâmetro de escala que foi:

- 100 no nível 1 de segmentação para as imagens das duas épocas; e
- 30 no nível 2 de segmentação para as imagens das duas épocas.

O parâmetro de escala é definido a fim de que se determinem a partir dele, os níveis mais ou menos generalizados na segmentação multirresolução. Ou seja, a partir de um nível de segmentação menos generalizado – ou com segmentos de tamanhos pequenos, com um valor de parâmetro de escala pequeno, criam-se níveis mais generalizados a partir de valores maiores do mesmo parâmetro, e conseqüentemente, segmentos de tamanhos maiores. O que pode ocorrer na outra direção, onde, a partir de um parâmetro de escala maior confecciona-se um nível de segmentação mais generalizado, e dessa forma, através da utilização de valores menores do mesmo parâmetro e deste nível de segmentação, criam-se níveis de segmentação menos generalizados.

Com a definição dos três parâmetros supracitados (espacial, de compacidade e de escala) de segmentação, a próxima etapa é a da classificação. Sendo que, a classificação do segundo nível é diretamente dependente do resultado da classificação no primeiro nível de segmentação, uma vez que a classificação feita nessa dissertação utiliza da classe não-água para o segundo nível de segmentação. As etapas da classificação, bem como o uso e definição dos níveis de segmentação são mais bem explicados na sessão a seguir.

4.6 Classificação

O processo de classificação orientada a objeto realizado na segunda etapa é composto pela segmentação e classificação das imagens das duas épocas. Assim, nessa parte são apresentadas as classes escolhidas e representadas, os parâmetros de segmentação e os critérios para a decisão para a classificação. Nessa etapa também foi calculado o NDVI das duas imagens para auxílio na classificação multirresolução.

O NDVI (Índice de Vegetação Diferença Normalizado – *Normalized Difference Vegetation Index*) é conhecido no processamento e análise de imagens pelo papel importante que exerce tanto na separação da classe vegetação das outras classes, quando por minimizar os efeitos das sombras nas imagens. Dessa forma, calcularam-se as bandas do NDVI para as duas imagens utilizadas, utilizando-se nessa etapa do software ENVI©, onde foi feita uma álgebra simples entre os pixels das imagens, respeitando a equação a seguir:

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

$$NDVI(i, j) = \frac{NIR(i, j) - R(i, j)}{NIR(i, j) + R(i, j)} \quad 36$$

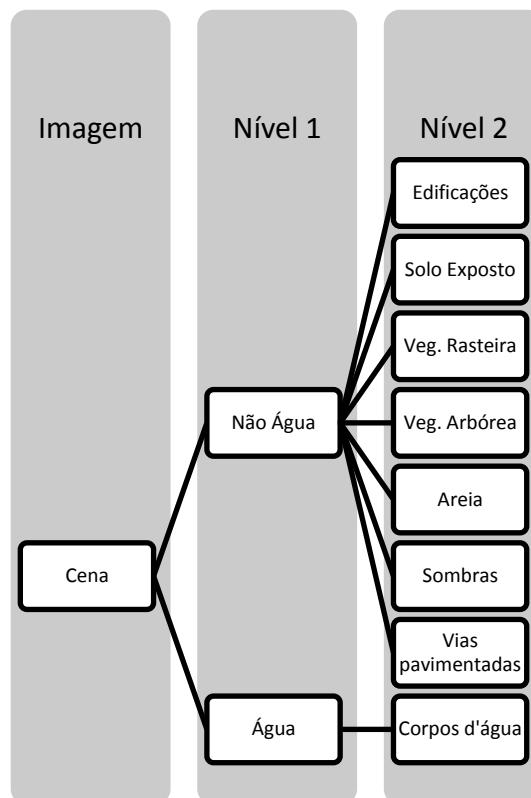
Onde:

$NIR(i, j)$ é o valor do contador digital na banda do infravermelho próximo na posição (i,j) da imagem;

$R(i, j)$ é o valor do contador digital na banda do vermelho próximo na posição (i,j) da imagem.

As classes escolhidas para representação nas imagens temáticas finais foram: edificações, vias impermeáveis, solo exposto, vegetação rasteira, vegetação arbórea, água, areia e sombra. De forma mais simplificada, a árvore de classificação é representada na imagem abaixo:

Figura 11 - Árvore de Classificação Hierárquica



Como algumas das classes tinham variações entre elas mesmas, como por exemplo, as edificações, que quando visualizadas na composição do infravermelho apresentavam respostas nas cores do marrom, cinza, verde claro e branco, que foram definidas como edificação do tipo 1, 2, 3 e 4, respectivamente. Na representação final, a classe piscina foi reunida com a classe

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

água, onde constava água do mar e canal, mesmo que a classe piscina tenha sido retirada no nível 2 da classificação, pois suas dimensões eram pequenas em relação aos parâmetros do primeiro nível de segmentação para que seus segmentos fossem identificados.

A árvore de processos foi dividida em três grandes etapas:

- Primeira fase: onde se encontram uma segmentação no primeiro nível, mais generalizada, com a finalidade de separação dos objetos pertencentes à classe água e à classe não-água;
- Segunda fase: onde se encontra a segmentação no segundo nível, mais detalhada, que partiu da classe não-água, com a finalidade de separação e classificação dos objetos pertencentes às subclasses da vegetação (grama e árvores) e às subclasses da não vegetação (edificações, solo exposto, solo impermeável, sombra e piscinas);
- Edição das classes que mais resultaram confusão na classificação, com a ferramenta “classificação manual”, disponível nos algoritmos existentes no programa utilizado na classificação (*eCognition*®).

O quadro a seguir demonstra classes e subclasses definidas, bem como as características que foram observadas no processo de coleta das amostras de classificação:

Quadro 1 – Chave de decisão

		Cor	Textura	Forma	Sombra
Solo exposto	solo exposto	verde claro	fina	irregular	não
Edificações	edif. tipo 1	marrom	fina	regular	sim
	edif. tipo 2	cinza	fina	regular	sim
	edif. tipo 3	verde	fina	regular	sim
	edif. tipo 4	verde	fina	regular	sim
Vias Impermeáveis	asfalto claro	cinza claro	fina	regular	não
	asfalto escuro	cinza médio	fina	regular	não
Veg. Rasteira	gr. seca	verm. claro	média	irregular	não
	gr. úmida	verm. escuro	média	irregular	sim
Veg. Arbórea	não sombreada	verm. claro	rugosa	irregular	sim
	sombreada	verm. escuro	rugosa	irregular	sim
Areia	-	verde bem claro	fina	irregular	não
Sombras	-	preto	fina e média	irregular	-
Água	mar+canal+rio piscinas	preto	fina	regular	não
		azul escuro	fina	regular	sim

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Após a escolha das classes, partiu-se para a segmentação e classificação multiníveis. Primeiramente foi feita a segmentação e classificação no nível 1, onde se separaram todos os objetos que se encaixavam ou na classe água ou na classe não água no primeiro nível de segmentação.

Como parâmetros escolhidos para a segmentação no apêndice da árvore de processos montada no programa *eCognition*® primeiro nível constam os seguintes:

- Na imagem da primeira época os critérios de segmentação no primeiro nível foram: parâmetro de escala 100, peso 3 para o NDVI, parâmetro de forma 0.1 e de compacidade 0.2;
- Na imagem da segunda época os critérios de segmentação no primeiro nível foram: parâmetro de escala 100, peso 2 para o NDVI, parâmetro de forma 0.1 e de compacidade 0.2;

A diferença nos valores dos pesos do NDVI entre as duas imagens pode ser justificado pelo fato de que, a imagem da época 1 tem menor iluminação que a imagem da época 2, o que pôde ser percebido também pelo contraste da própria imagem da época 1, que pode ter sido causado pela umidade e a bruma presentes no momento em que o satélite passou pela região de interesse.

Por conseguinte, foram coletadas amostras no nível 1 de segmentação para as duas classes do nível 1 de classificação (água e não água), e executada a classificação pelo método do Vizinho Mais Próximo.

4.6.1 Classificação pelo Vizinho Mais Próximo

A classificação utilizando o método do Vizinho mais Próximo no caso do programa *eCognition*® é feita utilizando-se das amostras coletadas para cada uma das diferentes classes para atribuir valores de funções de pertinência advindas da Lógica *Fuzzy*. O processamento consiste em dois passos:

1. Ensinar o sistema através das características das amostras coletadas;
2. Classificar os objetos da imagem no domínio imagem baseado na amostra mais próxima.

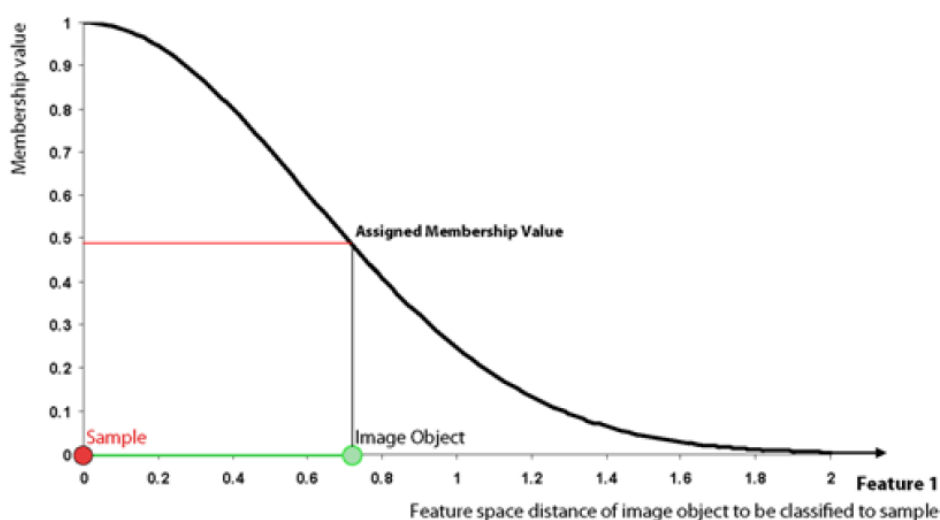
O classificador por Vizinho Mais Próximo retorna o valor de pertinência entre 0 e 1, com base na distância das características do objeto em análise no espaço imagem aos seus

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

vizinhos. O valor de pertinência vale 1 quando um objeto da imagem é idêntico à amostra de alguma classe. Não seja exatamente igual à amostra em análise (valor de pertinência diferente de 1), a distância tem uma dependência difusa no espaço das características das classes, o que vai classificar o objeto em relação à classe na qual a distância das características atribuídas a esta seja a mais próxima possível do objeto em análise.

Na figura a seguir observa-se o valor de pertinência no eixo x, que nesse caso é de 0,5, e a distância entre o objeto em análise e a amostra é de 0,8, ou seja, pode-se dizer que o objeto em análise teria 50% de probabilidade de pertencer a essa classe.

Figura 12 - Função de pertinência criada pelo classificador Vizinho Mais Próximo



Fonte: *eCognition* ®Developer User Guide

Dessa forma, como características ou variáveis utilizadas para a classificação no primeiro nível foram:

- O valor médio do Brilho e do NDVI dos segmentos;
- Desvio padrão do NIR (Infravermelho Próximo) e do NDVI dos segmentos;
- Área dos segmentos.

Essas variáveis foram escolhidas devido à classe água ter objetos (ou segmentos) que baixo valor de brilho e de NDVI, pouca variação de cor e são geralmente maiores e mais alongados (devido ao padrão de forma dos rios e canais) em tamanho, comparados aos outros objetos que pertencem à classe não-água.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

O nível 2 de segmentação foi confeccionado a partir da segmentação da classe “não água” definida no nível 1 da árvore de processos. Os parâmetros de segmentação utilizados no nível 2 foram:

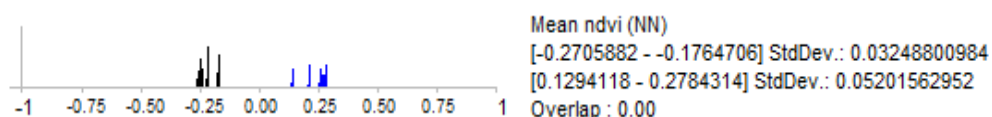
- Época 1: parâmetro de escala 30, peso 2 para o infravermelho próximo, parâmetro de forma 0.6 e de compacidade 0.9;
- Época 2: parâmetro de escala 30, peso 2 para o infravermelho próximo, parâmetro de forma 0.5 e de compacidade 0.9;

Deste modo, na etapa de classificação dos sub-objetos da classe não-água também foi utilizado o mesmo algoritmo na classificação que no nível 1. O conjunto de variáveis utilizado para esta etapa, nas classes solo exposto, edificações, vias impermeáveis, vegetação rasteira, vegetação arbórea, areia, sombra e corpos d’água foram:

- Valor médio do brilho
- Média e desvio padrão na banda do verde nos segmentos;
- Média e desvio padrão do NDVI nos segmentos;
- Relação comprimento por largura dos segmentos;
- Ajuste retangular dos segmentos; e
- Índice de formato dos segmentos.

Analisando as amostras coletadas para o segundo nível de classificação, observou-se que o uso da média e do desvio padrão do NDVI separam as principalmente as subclasses pertencentes à vegetação das subclasses não pertencentes à vegetação. Um exemplo pode ser visto na figura 11, que mostra a média dos segmentos da classe edificação marrom e árvore escura, que é possível observar que não houve sobreposição entre as classes.

Figura 13 - Média dos NDVI nas amostras das classes: edificação marrom e árvore escura

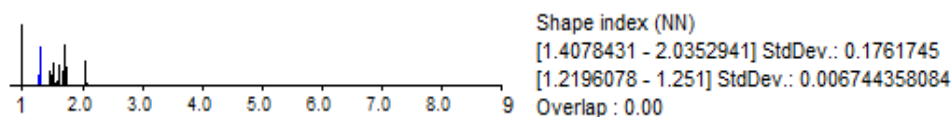


A variável média do valor do brilho nos segmentos foi importante na separação entre as classes das edificações e a classe areia, bem como a média e o desvio padrão da banda do verde. Já a variável índice de formato foi importante na diferenciação das edificações com as outras classes, pois, quando as amostras eram comparadas com as outras das outras classes, essa

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

variável foi a que deu nenhuma ou sobreposição menor que 0,3, quando comparada com a mesma variável das outras classes. A figura a seguir mostra a comparação da variável índice de forma entre a classe edificação marrom e piscinas:

Figura 14 - Índice de forma nas amostras das classes: edificação marrom e piscinas.



As variáveis, ajuste retangular e relação comprimento por largura não contribuíram muito em termos de separabilidade das classes, ou seja, a distância entre os valores dessas variáveis nas amostras estavam muito próximos entre eles ou muito próximos de 1 – no caso da variável relação comprimento e largura. Esse acontecimento pode ser devido ao valor 0,9 do parâmetro de compacidade utilizado no nível 2 de segmentação e classificação, onde a relação comprimento e largura fica muito próximo de 1 para todos os segmentos criados.

Nenhuma variável de textura foi utilizada nesse processo, pois, com testes feitos nas duas etapas da classificação, o uso das variáveis de textura no contexto da cena aumentou muito o tempo de processamento, mas trouxe benefício na diferenciação mais refinada entre as classes: árvores e grama. O que seria interessante se a cena em estudo fosse predominantemente composta por vegetação, mas não é o caso, pois cobertura do solo em dominância na cena é a classe edificações.

4.7 Detecção das Alterações

Após a classificação das duas imagens, criou-se uma rotina em linhas de comando – utilizando do programa *Matlab*®, para fazer a realização da comparação a pixel das diferenças.

Primeiramente cada classe foi separada em uma imagem, para ambas as épocas da cena em estudo. Dessa forma, duas matrizes foram formadas por uma indexação de classes, a matriz da época 1 e a matriz da época 2. Elas foram construídas da seguinte forma, por exemplo: a classe de número 1 correspondia a edificações, o número 2 à classe solo exposto e assim por diante, para cada pixel das matrizes de indexação das classes.

No próximo passo, a comparação entre os números das classes das matrizes indexadas anteriormente foi feita. Assim, criou-se uma matriz binária onde, caso os número das classes

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

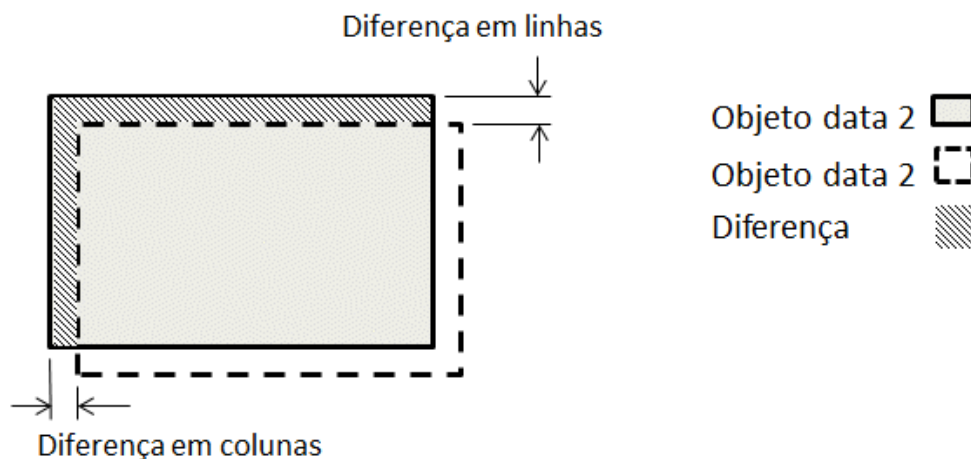
que estivessem no mesmo valor de coluna e linha nas duas imagens fossem iguais, essa matriz binária recebia 0, caso contrário, recebia 1.

Com a matriz binária finalizada, a próxima etapa foi o processamento de bordas, que é explicado no sub-tópico a seguir. Após o processamento das bordas, procedeu-se com a identificação das alterações da imagem da época 1 para a imagem da época 2, tanto na confecção da matriz de mudança, quanto na carta exemplo contendo as feições escolhidas, para representação espacial de parte dos resultados.

4.7.1 Processamento de Bordas

As bordas são as regiões onde as alterações podem ser mais acentuadas e ao mesmo tempo onde os erros de diferentes fases do processamento são mais visíveis. Por exemplo, erros no registro das imagens podem causar deslocamentos relativos entre as imagens. Estes deslocamentos são pequenos, pois o registro em si já implica em um ajuste geométrico. As pequenas diferenças afetam principalmente as bordas dos segmentos, visto que seu interior é uniforme, como é mostrado na figura 13:

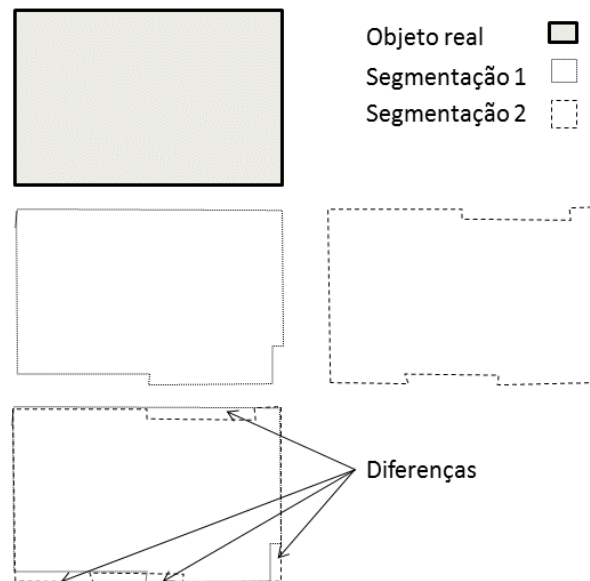
Figura 15 - Diferenças entre as bordas



As regiões de fronteira podem também ser alteradas por erros na segmentação dos objetos, visto que as imagens de datas diferentes podem produzir resultados da segmentação levemente diferente, conforme ilustrado na Figura 16. Estas diferenças não são necessariamente diferenças temporais, mas podem resultar da mistura de elementos nos pixels de fronteira, das condições geométricas da aquisição das imagens ou até de diferenças de iluminação. Por este motivo, alterações detectadas nas fronteiras podem ser desconsideradas em uma análise mais profunda.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Figura 16 - Alterações nas regiões de fronteiras



As fronteiras dos segmentos podem ser processadas aplicando operadores de Morfologia Matemática. A morfologia matemática é a aplicação de operadores e princípios matemáticos para alterar as formas das figuras em uma imagem. A morfologia matemática aplicada a imagens é composta por um conjunto de operações (operadores matemáticos) que modificam as estruturas espaciais dos objetos nas imagens. Os operadores básicos são a erosão e a dilatação, que consistem na operação da imagem por um elemento estruturante segundo regras definidas.

Na erosão, as bordas dos objetos nas imagens são reduzidas, segundo a regra mostrada na equação 44:

$$A \ominus B = \{z \in E | B_z \subseteq A\} \quad (37)$$

Onde A representa a imagem; B o elemento estruturante e B_z representa a translação de B pelo vetor z:

$$B_z = \{b + z | b \in B\}, \forall z \in E. \quad (38)$$

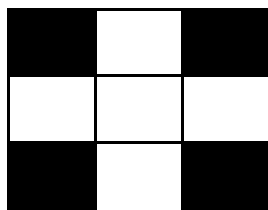
Na dilatação da imagem A pelo elemento estruturante B, pelo contrário, as bordas da imagem são estendidas, fazendo os objetos crescerem na imagem, de acordo com a regra da equação 46.

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b \quad (39)$$

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Como a intenção é evitar as áreas de conflito nas bordas dos objetos, o operador de erosão será utilizado para minguar os objetos, ficando com a parte central dos mesmos e descartando da análise os elementos das fronteiras, e o elemento estruturante utilizado para esse processamento com valores de 1 nas posições em branco e 0 nas posições em preto, como mostra a figura a seguir:

Figura 17 - Elemento estruturante



4.7.2 Detecção das Alterações entre as Datas 1 e 2

Ainda na rotina desenvolvida no programa *Matlab*®, após o processamento de bordas, foi feita a identificação “de-para” entre as classes existentes nas imagens, com a confecção de uma matriz de diferença, bem como a composição de uma carta exemplo de feições escolhidas de comparação, sendo elas: da classe edificações da imagem na época 1, para: solo exposto, vegetação rasteira, areia e vegetação arbórea da imagem na época 2.

Essa escolha das classes utilizadas na identificação “de-para” na imagem resultante do processamento, é justificada por dois motivos, o primeiro porque a representação de todas as diferenças “de-para” seria quase impossível, uma vez que se tem 8 classes na imagem temática – que serão especificadas mais a frente, e a combinação entre as outras chegaria a 56 tipos de diferenças. O segundo motivo é por conta da diminuição da quantidade de edificações próximas à faixa de praia que ocorreu nessas duas épocas na cidade litorânea de Matinhos/PR.

Por fim, a imagem de mudança é representada por branco onde não foram detectadas alterações e azul, preto, verde e vermelho.

5. Resultados e análises

Nesta divisão da dissertação encontram-se os resultados das fases da metodologia, bem como comentários.

5.1 Primeira Etapa

Na etapa do pré-processamento, o ajuste geométrico e o radiométrico foram realizados. A composição infravermelha foi utilizada no decorrer de todo o processamento de todas as etapas. O ajuste geométrico foi feito no programa ENVI©, utilizando a opção para o georrefenciamento da imagem da época 2 em relação à imagem da época 1, chamado de “*image to image*”. Onde, a partir da transformação afim com o cálculo dos parâmetros de transformação do sistema da imagem da época 2 para o sistema da imagem 1 utilizada como sistema de coordenadas de referência, são calculadas as novas coordenadas UTM da imagem da época 2.

Foram utilizados 9 pontos de apoio, o erro médio quadrático final foi de 0,4961 metros – o que é aceitável, pois o erro máximo aceitável é de 1 pixel, que é de 1 metro no caso das imagens utilizadas. O método de reamostragem escolhido foi o de Convolução Cúbica, por ser um método de reamostragem que utiliza uma janela de 4x4 pixel na interpolação e assim, considerando a informação dos pixels espacialmente vizinhos, o que se torna muito importante quando se trabalha com imagens de alta resolução espacial, tendo em vista que a variabilidade entre os pixels de uma mesma imagem é maior comparada com variabilidade dos pixels em imagens de resoluções mais baixas (imagens de média resolução espacial, entre 5 e 10 metros de resolução espacial), onde a Interpolação Bilinear já poderia ser suficiente. O quadro a seguir contém os erros de cada ponto, em X, em Y e o erro médio quadrático (RMSE):

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Quadro 2 - Erros nos pontos de apoio

	Erro em X	Erro em Y	RSME
Ponto 1	-0,5192	-0,1381	0,5373
Ponto 2	0,5944	0,1772	0,6202
Ponto 3	0,6210	0,2740	0,6787
Ponto 4	0,0184	-0,1152	0,1167
Ponto 5	0,1446	0,1783	0,2295
Ponto 6	0,0023	0,3176	0,3176
Ponto 7	-0,4940	-0,3633	0,6132
Ponto 8	0,0972	-0,5248	0,5337
Ponto 9	-0,4647	0,1944	0,5037

No ajuste radiométrico tomou-se por base a imagem da época 1 novamente e assim os parâmetros da equações de regressão linear foram calculados para a imagem da época 2, dessa forma:

$$NIR2f(i, j) = 0,9009 * NIR2i(i, j) + 24; \quad (40)$$

$$R2f(i, j) = 0,85719009 * R2i(i, j) + 0,8571; \quad (41)$$

$$G2f(i, j) = 0,8721 * G2i(i, j) + 10,2642; \quad (42)$$

Onde:

- $NIR2f$ e $NIR2i$ são os contadores digitais da banda do infravermelho próximo depois e antes da transformação;
- $R2f$ e $R2i$ são os contadores digitais da banda do vermelho depois e antes da transformação;
- $G2f$ e $G2i$ são os contadores digitais da banda do verde depois e antes da transformação;
- (i, j) é a posição do pixel na imagem.

5.2 Segunda Etapa - Classificação

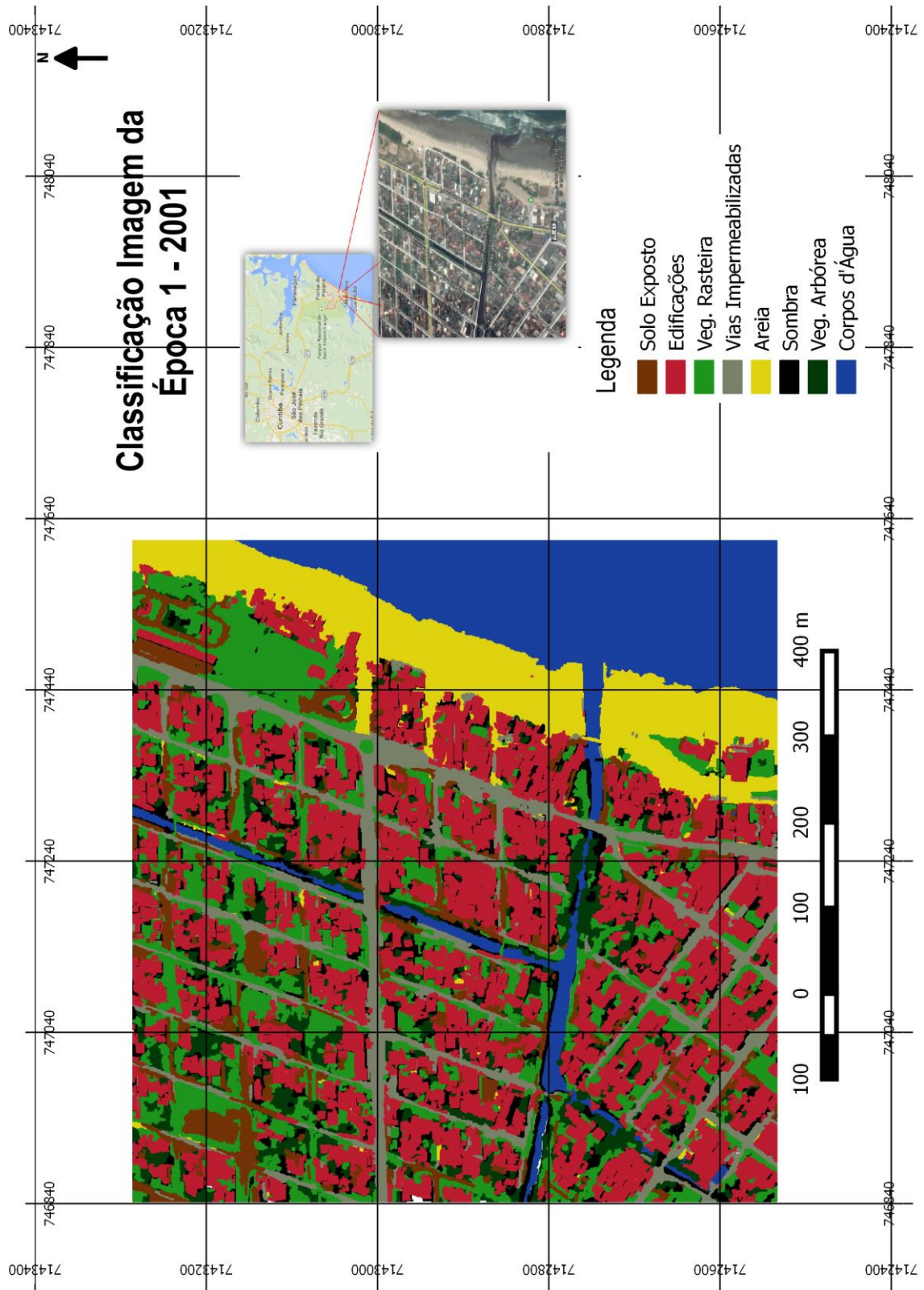
As figuras 17 e 18 mostram o resultado da classificação das duas datas consideradas, sem escala. Percebe-se através dos resultados das classificações que, na imagem da classificação

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

da primeira época (figura 14), houve confusão entre as classes areia e solo impermeável (ruas e áreas concretadas), isso se deve ao fato de que as duas classes tinham muita semelhança pelos atributos escolhidos na classificação – principalmente na variável brilho. Para melhor visualização das cenas cujas classificações foram derivadas, a imagem da primeira época encontra-se no apêndice 1, e a imagem da época 2 no apêndice 2, ambas na escala de 1/4000.

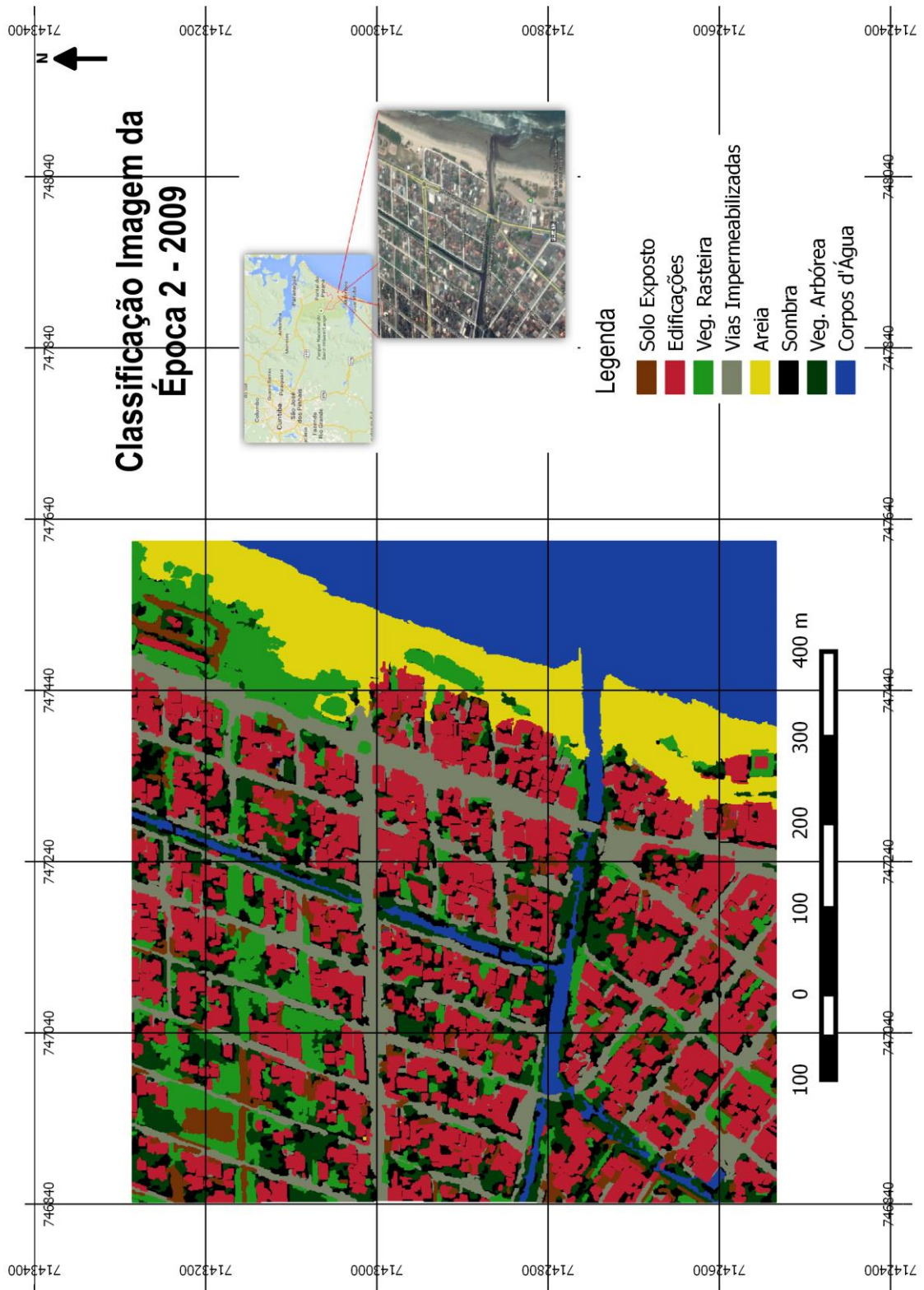
DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Figura 18 - Imagem da classificação na época 1



DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Figura 19 - Imagem da classificação na época 2



DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Para a avaliação dos resultados foram obtidas as matrizes de confusão e a estabilidade das classes, a partir de amostras diferentes das utilizadas na classificação. Deste modo, a matriz de confusão da imagem da primeira época ficou:

Quadro 3 - Matriz de confusão da imagem na época 1

Classe \ Amostra	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	SOMA
Água (1)	3															3
Edif. tipo 1 (2)		20			5											25
Edif. tipo 2 (3)			8	1												9
Edif. tipo 3 (4)				7												7
Edif. tipo 4 (5)		8		3	7					1		1				20
Piscinas (6)						2										2
Areia (7)				1			6								1	8
Asfalto escuro (8)								12								12
Asfalto claro (9)				2					11				1		3	17
Sombra (10)		1								33	1	2				37
Arv. escura (11)											5	1				6
Arv. clara (12)											3	16		1		20
Gramma escura (13)												1	5	2		9
Gramma clara (14)											1	3	6	12	1	23
Solo exposto (15)															4	4
SOMA	3	29	8	14	12	2	6	12	11	34	10	24	12	15	10	

A acurácia global da classificação foi de 75%, o que pode ser explicado ao se observar na matriz de confusão que as diferentes classes de edificações se confundem entre elas. O que pode ser explicado pelo fato de que, as quatro diferentes foram associadas. Outras classes que tiveram confusão foram grama clara e escura, bem como árvore clara e escura, que assim como as edificações, foram condensadas nas classes grama e árvores.

O quadro 4 mostra a estabilidade das classes na classificação da imagem na época 1, representada por valor padronizado entre 0 e 1 de máximo e mínimo respectivamente, com média, desvio padrão e esta diretamente ligada à matriz de confusão. Quanto mais próximo ou igual a 1 o valor de estabilidade for, menor foi a confusão na escolha da classe à qual o objeto pertence em relação à próxima classe mais provável na qual esse objeto se encaixaria, quando a processo de classificação é feito.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Quadro 4 - Estabilidade das classes na imagem da época 1

Classes	Objetos	Média	Desv. Pad.	Mínimo	Máximo
Água	79	0,34834	0,21533	0,02021	1,00000
Edif. marrom	628	0,08544	0,17654	0,00010	1,00000
Edif. branca	304	0,20278	0,23363	0,00006	1,00000
Edif. amarela	353	0,06982	0,06097	0,00001	0,30686
Edif. cinza	702	0,30186	0,41990	0,00010	1,00000
Piscinas	7	0,28036	0,18044	0,03847	0,62261
Areia	483	0,44999	0,43484	0,00180	1,00000
Imper. escuro	159	0,52580	0,40223	0,00376	1,00000
Imper. claro	486	0,40746	0,43968	0,00011	1,00000
Sombra	881	0,16531	0,14357	0,00038	1,00000
Arv. escura	187	0,07265	0,06592	0,00002	0,28531
Arv. clara	567	0,07295	0,06932	0,00034	0,46120
Gramma escura	603	0,10491	0,20853	0,00012	1,00000
Gramma clara	369	0,25788	0,37732	0,00040	1,00000
Solo exposto	359	0,22286	0,34394	0,00019	1,00000

Dessa forma ao observar a estabilidade das classes que não atingiram o valor 1, como é o caso de árvore escura e árvore clara, pode-se concluir que a relação entre essas duas classes é alta, ou seja, a classe mais pertinente ao objeto em análise se confunde entre essas duas, pelo fato de terem valores de variáveis muito parecidos. O que no contexto da cena não há problema, uma vez que essas classes foram condensadas em uma só, denominada como a classe árvore na representação.

Outro fato a ser observado no quadro de estabilidade das classes é o valor da média, pois, quanto menor seu valor, maior a probabilidade de confusão na classificação do objeto em relação à próxima. Desse modo, constata-se que as médias das classes árvore escura e clara são muito menores que 0,5.

A seguir encontra-se o quadro com a matriz de confusão da imagem temática da época 2:

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Quadro 5 - Matriz de confusão da imagem na época 2

Classe \ Amostra	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	SOMA
Água (1)	5															5
Edif. Marrom (2)		6	1													7
Edif. Branca (3)			1													1
Edif. Amarela (4)				4												4
Edif. Cinza (5)		1	2		6	1										10
Piscinas (6)						1										1
Areia (7)							6									6
Imper. Escuro (8)								5								5
Imper. Claro (9)									5						1	6
Sombra (10)										6						6
Arv. Escura (11)											3					3
Arv. Clara (12)											2	5	2			9
Gramma escura (13)													1	1		2
Gramma clara (14)													2	4		6
Solo exposto (15)															5	5
SOMA	5	7	4	4	6	2	6	5	5	6	5	5	5	5	6	

A acurácia global da classificação da imagem da época 2 foi de 83%, o que pode ser explicado ao se observar na matriz de confusão que assim como na imagem da época 1, as diferentes classes de edificações se confundem entre elas, que no final também foram associadas. Gramma clara e escura, bem como árvore clara e escura também se confundiram que assim como as edificações, também foram condensadas nas classes grama e árvores.

O quadro que mostra a estabilidade das classes na classificação da imagem da segunda época, que em comparação com a classificação anterior, todas as classes chegaram ao valor máximo de 1, o que não ocorreu anteriormente.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Quadro 6 - Estabilidade das classes na imagem da época 2

Classes	Objetos	Média	Desv. Pad.	Mínimo	Máximo
Água	100	0,99446	0,02728	0,77186	1,00000
Edif. marrom	537	0,92273	0,07527	0,51017	1,00000
Edif. branca	239	0,90246	0,10010	0,51407	1,00000
Edif. amarela	233	0,91343	0,09211	0,48009	1,00000
Edif. cinza	813	0,94369	0,06375	0,58208	1,00000
Piscinas	6	0,94120	0,08866	0,77033	1,00000
Areia	389	0,98593	0,03497	0,71551	1,00000
Imper. escuro	242	0,90634	0,13521	0,14781	1,00000
Imper. claro	758	0,94917	0,07937	0,25435	1,00000
Sombra	1211	0,88580	0,10776	0,21214	1,00000
Arv. escura	358	0,89919	0,09062	0,35158	1,00000
Arv. clara	739	0,90798	0,08266	0,43905	1,00000
Gramma escura	370	0,93118	0,06372	0,56730	1,00000
Gramma clara	115	0,93426	0,07571	0,46844	1,00000
Solo exposto	198	0,90355	0,07328	0,57629	1,00000

A estabilidade das classes na segunda época foi melhor em comparação com a estabilidade das classes na primeira época. Uma das observações feitas tomando em comparação as imagens das duas épocas é que, a iluminação na imagem da segunda época parece maior que a iluminação da imagem na segunda época. Mesmo após o ajuste radiométrico entre as duas imagens, esse problema ainda permanece, pois ele não resolve a diferença da variação entre os próprios contadores digitais, que estes estão diretamente ligados com a questão da iluminação da cena, mas de qualquer forma, os coloca em uma mesma escala.

A classe que mais se confundiu com outras foi a areia, esse fato foi fortemente remarcado no trabalho chamado de “limpeza” nas imagens classificadas. Onde, através de uma ferramenta que pode ser traduzida como “classificação manual” se faz a correção dos segmentos classificados erroneamente para a classe que este pertenceria.

5.3 Detecção de alterações

. O algoritmo desenvolvido em *Matlab*® pode ser subdividido nas seguintes partes :

- Abertura e reconhecimento dos arquivos de imagem das classes das duas épocas,
- Constituição de duas matrizes de identificação das classes das imagens das duas épocas,

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

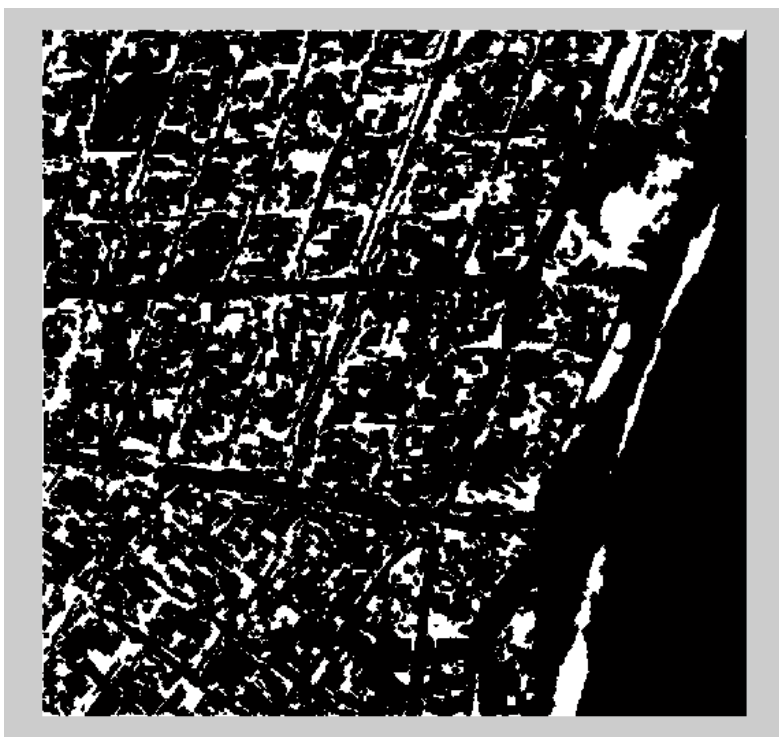
- Comparação das matrizes de identificação com a geração de uma matriz de binária de diferença;
- Processamento de bordas na matriz de diferença;
- Identificação das mudanças “de-para” em relação à classe edificações da imagem na época 1 para solo exposto, areia, grama e árvores da imagem na época 2. Bem como a quantidade de pixels de cada mudança.

O elemento estruturante utilizado na etapa de processamento de bordas foi uma matriz 3x3, composta por números 1 em todas as posições.

A figura 19 apresenta um exemplo de imagem de alterações. Nela, os pixels que representam alterações aparecem brancos, enquanto que os que não sofreram alteração são representados em preto. A imagem apresentada já passou pelo processo de suavização das fronteiras pelo processo de erosão da morfologia matemática.

Como na imagem de diferença preto significa não alteração e branco significa que houve alterações, esta imagem é utilizada como “máscara” na identificação das mudanças (“de-para”). A imagem de mudança se encontra no apêndice 4e o algoritmo esta presente no apêndice 3, onde se encontram as linhas de comando comentadas.

Figura 20 - Imagem de diferença erodida



O quadro a seguir demonstra em valores quanto cada classe da época 1 mudou para as classes da época 2 em pixels:

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Quadro 7 - Valores das mudanças em pixels

2001/2009	1	2	3	4	5	6	7
Solo Exposto (1)		1122	3900	2797	586	2885	
Edificações (2)	1219		1735	4980	3490	3667	
Veg. Rasteira (3)	2103	3912		6996	2682	12605	
Vias Imperm. (4)	339	1340	516		227	227	
Areia (5)		610	2140	1374		466	5601
Veg. Arbórea (6)	401	2399	2296	1640	297		
Corpos d'Água (7)		10	23		583		

Baseado nas informações do quadro 7 é possível observar que:

- O maior valor de mudanças em pixels foi na mudança de vegetação rasteira em 2001 para vegetação arbórea em 2009, o que indica que com o passar dos anos as árvores que foram detectadas primeiramente como vegetação rasteira cresceram entre as duas épocas;
- Entre os menores valores estão nas alterações de corpos d'água para solo exposto e para vegetação rasteira, indicando que essas diferenças podem ser advindas de erro de classificação;
- Entre outras mudanças significativas, foi possível notar um alto valor na quantidade de pixels da classe edificações na imagem de 2001 para a classe areia da imagem de 2009, indicando a alteração de diminuição das construções à beira da praia, que já chamava atenção visualmente antes de todo o processamento;
- Houve uma diminuição da classe corpos d'água na imagem de 2001 para a classe areia da classe de 2009, indicando um avanço do mar sobre a faixa de areia, que também pode ser constatado visualmente.

Para a carta exemplo, na qual algumas mudanças foram representadas espacialmente, as alterações que foram escolhidas para serem apresentadas – seguindo a ordem da imagem da época 1 (2001) para a imagem da época 2 (2009) foram:

- Mudança 1: de edificação para solo exposto, com o um total de 1219 pixels, equivalente à uma área de 1219 metros quadrados;
- Mudança 2: de edificação para grama, com um total de 1735 pixels, equivalente à uma área de 1735 metros quadrados;
- Mudança 3: de edificação para areia, com um total de 3490 pixels, equivalente à uma área de 3490 metros quadrados;

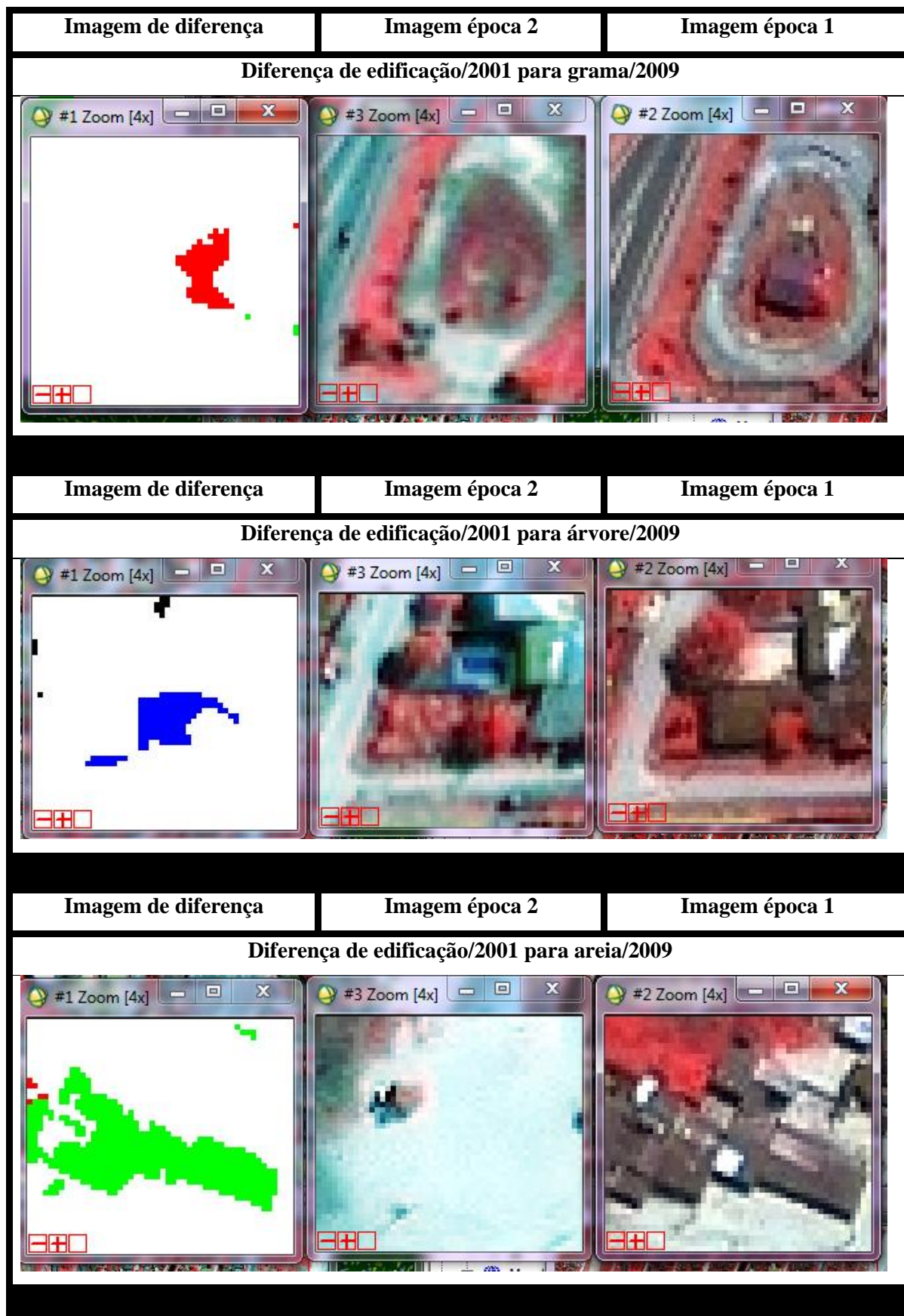
DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

- Mudança 4: de edificação para árvores, com um total de 3667 pixels, equivalente à uma área de 3667 metros quadrados.

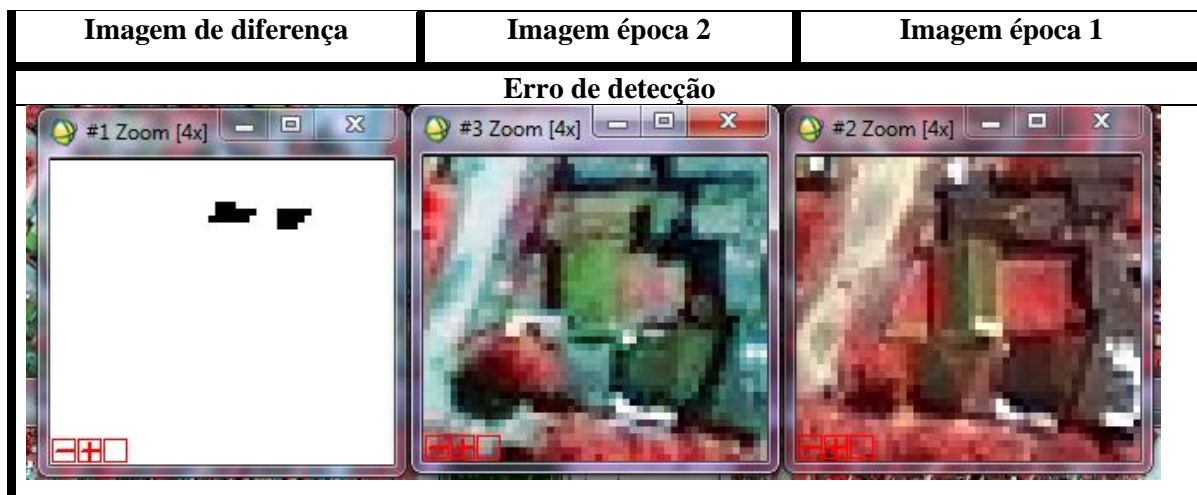
No quadro a seguir ilustram-se exemplos de mudanças qualitativas, bem como um erro de detecção:

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

Quadro 8 - Quadro com alterações qualitativas



DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA



Na mudança detectada entre edificação e grama, o processamento funcionou para a detecção da alteração, mas a forma ainda não está exatamente correspondente com o objeto no mundo real.

Observou-se na mudança detectada entre edificação e árvore que, a mudança foi detectada, mas veio eivada de erro devido à classificação da classe sombra, nesse caso. Como se percebe pelos pixels que saem do formato regular da construção.

Na alteração entre edificação e areia foi possível observar que a forma da imagem de diferença respeitou a forma da feição na imagem da época 1. A mudança ilustrada no erro de detecção do quadro anterior, da classe edificações para a classe solo exposta foi mais sensível ao erro de classificação oriunda ao erro de registro.

As alterações entre edificações e areia foram detectadas mais significativamente, pois ao se estudar a cena nas duas épocas visualmente já é possível observar uma diminuição na quantidade de casas ao longo da faixa de praia, bem como a diminuição da própria faixa de praia pelo avanço do mar. Essa mudança da paisagem causou aos pescadores que moravam na beira do mar a necessidade de se realocarem e deslocarem suas moradias para outros lugares, que foi a alteração mais bem identificada no processamento de detecção de alterações a partir da classe edificações.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

6. Conclusões

A partir da realização dos procedimentos e processamento presentes no decorrer desta dissertação, foi possível observar e constatar alguns prós e contras mencionados na bibliografia estudada quanto ao método de detecção de alterações híbrido.

O resultado da classificação orientada a objeto das imagens de alta resolução espacial foi satisfatório nas duas datas. As variáveis mais significativas utilizadas na separação e rotulação das classes foram a média e o desvio padrão do NDVI, que foram cruciais na separação dos objetos do segundo nível de segmentação que pertenciam às classes que se incluíam na categoria de cobertura da terra vegetação, das outras classes que não se encaixavam nessa categoria.

Uma das grandes dificuldades na classificação orientada a objeto vem dos parâmetros utilizados na segmentação, que ainda são indutivos de certa forma. Pois, apesar de ficar claro que quanto maior o fator de escala, mais generalizada será a segmentação, e quando menor o fator de escala, mais detalhada será a segmentação; os parâmetros de forma e compacidade influenciam diferentemente na cena – por mais que essa seja a mesma nas duas épocas, de maneira que a combinação de diferentes valores nesses parâmetros onde se atribui mais ou menos importância à variável forma e o quanto essa se assemelha com o formato de um círculo. Isso pôde ser notado posto que, a cena em estudo é a mesma para as imagens das duas épocas, e a princípio os parâmetros de segmentação que seriam convenientes para as duas datas teriam de serem os mesmos, o que não ocorreu.

A princípio, as duas imagens foram processadas com os mesmos parâmetros de segmentação, mas os resultados não foram satisfatórios. Visto que, o peso do elemento espacial foi um dos que mais influenciaram nas classes onde a geometria é mais rígida – ou seja, mais próximas de formas geométricas retangulares ou quadradas, como por exemplo, nas edificações.

A classificação orientada a objeto resolveu o problema dos erros causados pelas condições atmosféricas e efeito de *salt and pepper*, uma vez que através desse método separa a imagem nas classes de interesse pré-definidas e as classifica no contexto do segmento como objeto geográfico. O uso de limiares foi descartado a partir da comparação entre as classes das duas imagens, uma vez que, na comparação só foi necessário o questionamento de que se os pixels eram ou não iguais em termos de classes. Dessa forma, quando a comparação entre as classes de imagens temáticas de diferentes épocas é feita, a definição das classes e o processo de colheita das amostras são de suma importância, a fim de que estas representem confiavelmente as classes e que os objetos da cena sejam classificados o mais corretamente nas classes que correspondem, quanto possível.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

A metodologia desenvolvida no contexto da detecção de alterações híbrida na cena escolhida, mesmo que tenha sido feita a partir das imagens temáticas classificadas no contexto do objeto, ainda foi muito sensível ao erro de registro, tal como visto em CARVALHO *et al* (2001). A utilização do processamento de bordas, que teve por finalidade melhorar essa questão, ainda não foi o suficiente para que esses erros fossem, de certa forma, quase imperceptíveis na imagem de diferença, uma provável fonte de erro pode ser o ângulo de observação do satélite, bem como a iluminação da cena, que pode ser observado nos apêndices contento as imagens da época 1 e época 2.

Mudanças em maior escala foram detectadas mais claramente, como no caso das casas que foram desfeitas ao longo da faixa da praia.

A classificação apresenta poucos segmentos pequenos no âmbito da representação das classes, mas quando se analisa a imagem de resultado das alterações, muitas regiões pequenas e pixels isolados são visíveis. Isto pode ser causado por pequenos erros no registro de imagens, pixels misturados nas bordas dos objetos, ângulos de observação diferentes ou erros na segmentação. Outros fatores também podem estar envolvidos, um deles é o fato do erro de classificação dos segmentos muito pequenos no nível 2 de segmentação, e outro é o problema com o processamento das bordas – podendo ter ligação com a escolha do elemento estruturante.

Por fim, os objetivos foram alcançados, pois o processamento de imagens utilizou-se da abordagem híbrida, que trouxe benefícios desde a não utilização de limiares, como a utilização da abordagem orientada a objeto a fim de garantir a importância espacial que os pixels em imagens de alta resolução espacial têm.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

7. Recomendações finais

Com os resultados obtidos da metodologia realizada, seria interessante que esse processamento fosse realizado em um caso real com imagem de segunda época atual e com outros tipos de cobertura do solo. Ou seja, que o intervalo das imagens respeitasse o intervalo de tempo necessário para determinado fenômeno em análise, para constatação de que a metodologia desenvolvida seria aplicável em outro contexto de cena.

Também seria interessante fazer a correção geométrica das imagens com pontos de controle coletados em campo, para que se possa fazer a comparação das mudanças detectadas nas imagens, quando registro é feito de imagem para imagem e quando o registro é feito por coordenadas conhecidas no mundo real para a imagem. E fazer a comparação dos dois resultados de detecção de alterações.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

REFERÊNCIAS

- ABUELGASIM, A. A.; ROSS, W. D.; GOPAL, S.; WOODCOCK, C. E. 1999. **Change Detection Using Adaptive Fuzzy Neural Networks: environmental damage assessment after the Gulf War**. Remote Sensing of Environment. Volume 70. Páginas 208-223.
- ADAMS, J. B.; SABOL, D.; KAPOV, V.; FILHO, R. A.; ROBERTS, D. A.; SMITH, M. O.; GILLESPIE, A. R. 1995. **Classification of Multispectral Images Based on Fractions of Endmembers: application to land-cover change in Brazilian Amazon**. Remote Sensing of Environment. Volume 52. Páginas 137-154.
- ANDRADE, A. F. & CENTENO, J. A. S. 2003. **Integração de Informações Espectrais e de Forma na Classificação por Redes Neurais**. Boletim de Ciências Geodésicas. Volume 9, número 2. Jul-Dez, 2003.
- ALLEN, T.R. & KUPFER, J. A. 2000. **Application of Spherical Statistics to Change Vector Analysis of Landsat data: southern Appalachian spruce-fir forests**. Remote Sensing of Environment. Volume 74. Páginas 482-493.
- BATISTA, M. H. **Classificação Hierárquica Orientada a Objeto em Imagens de Alta Resolução Espacial Empregando Atributos Espaciais e Espectrais**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). UFGRS (Universidade Federal do Rio Grande do Sul). Porto Alegre, maio de 2006.
- BLASCHKE, T. & HAY, G. J. 2001. **Object-oriented Image Analysis and Scale-space: theory and methods for modeling and evaluating multiscale landscape structures**. Disponível em: <http://www.defiens.com>. Acessado em fevereiro de 2014.
- BLASCHKE, T. 2009. **Object Based Image Analysis for Remote Sensing**. International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. Volume 65. Páginas 2-16.
- BLASCHKE, T. & LANG, S. 2006. **Object-oriented Image Analysis for Automated Information Extraction – A Synthesis**. In: Measuring the Earth II ASPRS Fall Conference 6-10 November 2006, San Antonio, Texas.
- BAATZ, M. & SCHÄPE, A. 2000. **Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multiscale image segmentation**. Disponível em: http://www.ecognition.com/sites/default/files/405_baatz_fp_12.pdf. Acessado em fevereiro de 2014.
- BOOGAART, K. G. **Statistics for Individual Orientation Measurements**. Graduate College – Spatial Statistics, University of Mining and Technology Freiberg. 1999.
- BRUZZONE, L. & SERPICO, S. B. 1997. **An Iterative Technique for the Detection of Land-cover Transitions in Multitemporal Remote-Sensing Images**. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing. Volume 35. Páginas 858-867.
- BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J. H.; OLSHEN, R. A.; STONE, R. A. **Classification and Regression Trees (CART)**. Wadsworth Int. Belmont, 1984.
- CARLEER, A. & WOLFF, E. 2007. **Change detection for updates of vector database through region-based classification of VHR satellite data**. SPIE Remote Sensing Europe,

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

September 17-21, 2007, Florence, Italy. Proceedings of SPIE 6749. Volume 6749, Páginas - 674911-1-10

CARVALHO, L. M. T.; FONSECA, L. M. G.; MURTAGH, F.; CLEVERS, J. G. P. W. 2001. **Digital Change Detection with the Aid of Multiresolution Wavelet Analysis**. International Journal of Remote Sensing. Volume 22. Páginas 3871-3876.

CHAVES NETO, A. 2013. **Notas de Aula da Disciplina de Análise Multivariada Aplicada à Pesquisa**. UFPR (Universidade Federal do Paraná).

CHEN, G.; HAY, G. J.; CARVALHO, L. M. T.; WULDER, M. A. 2012. **Object-based Change Detection**. International Journal of Remote Sensing. Volume 33, número 14. Páginas 4434-4457.

CENTENO, J. A. S. **Sensoriamento Remoto e Processos de Imagens Digitais**. Editora Curso de Pós Graduação em Ciências Geodésicas. Curitiba, 2009.

COHEN, W. B. & FIORELLA, M. 1998. **Comparison of Methods for Detecting Conifer Forest Change with Thematic Mapper Imagery**. In. Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring Methods and Applications.

COLLINS, J. B. & WOOKCOCK, C. E. 1996. **An Assessment of Several Linear Change Detection Techniques for Mapping Forest Mortality Using Multitemporal Landsat TM data**. Remote Sensing of Environment. Volume 56. Páginas 66-77.

COPPIN, P.; NACKAERTS, K.; QUEEN, L.; BREWER, K. 2001. **Operational Monitoring of Green Biomass Change for Forest Management**. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. Volume 67. Páginas 603-611.

CRESSIE, N. A. C. **Statistics for Spatial Data Revised Edition**. Wiley – Interscience Publication. Capítulo 7.4. Página 499-534. 1993.

DAI, X. L. & KHORRAM, S. 1999. **Remotely Sensed Change Detection Based on Artificial Neural Networks**. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. Volume 65. Páginas 1187-1194.

DAWSON, B. R. & PARSONS, A. J. **TEXTURE Measures for the Identification and Monitoring of Urban Derelict Land**. International Journal of Remote Sensing. Volume 15. Páginas 1259-1271. 1994.

Definiens User Guide Disponível em; <https://workspace.imperial.ac.uk/imagingfacility/public/DefiniensUserGuide.pdf>. Acessado em fevereiro de 2004

DESCLÉE, B.; BOGAERT, P.; DEFOURNY, P. 2006. **Forest Change Detection by Statistical Object-based Method**. Remote Sensing of Environment. Volume 102. Páginas 1-11.

DURIEUX, L. ; LAGABRIELLE, E. ; NELSON, A. 2008. **A Method for Monitoring Building Construction in Urban Sprawl Areas Using Object-based Analysis of Spot 5 Images and Existing GIS Data**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. Volume 63. Páginas 399-408.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

GHOFRANI, Z.; MOKHTARZADE, M.; SAHEBI, M. R.; BEYKIKHOSHK, A. **Evaluating Coverage Changes in National Parks Using a Hybrid Change Detection Algorithm and Remote Sensing.** Journal of Applied Remote Sensing, 083646-1, 2014.

GONZALEZ, R. C. & WOODS, R. **Processamento de Imagens Digitais.** Editora Edgard Blucher, São Paulo, 2000.

GOPAL, S. & WOODCOCK, C. E. 1996. **Remote Sensing of Forest Change Using Artificial Networks.** IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. Volume 34, número 2. 398-404.

GOPAL, S. & WOODCOCK, C. E. 1996. **Artificial Networks for Detecting Forest Change.** In Information Processing for Remote Sensing of Environment. Volume 34, número 2. 398-404.

GREEN, K.; KEMPHA, D.; LACKLEY, L. 1994. **Using Remote Sensing to Detect and Monitor Land-cover and Land-use change.** Photogrammetric Engineering & Remote Sensing. Páginas 225-236.

HALL, O. & HAY, G. J. 2003. **A Multiscale Object-specific Approach to Digital Change Detection.** International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. Volume 4, número 4. Páginas 311-327.

HAY, G. J. & CASTILLA, G. **Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA): A new name for a new discipline.** 2008. Disponível em: http://homepages.ucalgary.ca/~gjhay/PDFs/Peer_reviewed/Ch1_4_GEOBIA_fulltext_2008_Hay+Castilla_USE.pdf. Acessado em fevereiro de 2014.

HAME, T.; HEILER, I.; MIGUEL-AYANZ, J. S. 1998. **An Unsupervised Change Detection and Recognition System for Forestry.** International Journal of Remote Sensing. Volume 19. Páginas 1079-1099.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, I. **Textural features for Image Classification.** IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics. Volume SMC-3, número 6. Páginas 610-621. 1973.

HARALICK, R. M. **Statistical and Structural Approach to Texture.** Proceedings of the IEEE. Volume 67, número 5. Páginas 786-803. 1979.

HENEGBRY, G. M. 1993. **Detecting Change in Grasslands Using Measures of Spatial Dependence with Landsat TM Data.** Remote Sensing of Environment. Volume 46. Páginas 223-234.

HUSSAIN, M.; CHEN, D.; CHENG, A.; WEI, H.; STANLEY, D. **Change detection from remotely sensed Images: From pixel based to object-based approaches.** ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 80 (2013) 91–106

HUSSIN, Y. A. ; DE GIER, A. ; HAGYONO. 1994. **Forest Cover Change Detection Analysis Using Remote Sensing: a test for the spatially resolved area production model.** Fifth European Conference and Exhibition on Geographic Information Systems, EGIS'94 Proceedings. Paris, França, 29 de Março a 1º de Abril de 1994. Utrecht: EGIS Foundation. Volume II. Páginas 1825-1834.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

JENSEN, J. R. 1996. **Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective**. Second ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.

JENSEN, J. R.; RAMSEY, E. W.; MACKEY, H. E.; CHRISTENSEN JR, E. E.; SHARITZ, R. R. 1987. **Inland Wetland Change Detection Using Aircraft MSS Data**. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. Volume 53, número 5, Páginas 521-529.

JHA, C. S. & UNNI, N. V. 1994. **Digital Change Detection of Forest Conversion of Dry Tropical Forest region**. International Journal of Remote Sensing. Volume 15. Páginas 2543-2552.

JIANYAA, G.; HAIGANGA, S.; GUORUIA, M.; QIMINGB, Z. 2008. **A Review of Multi-Temporal Remote Sensing Data Change Detection Algorithms**. ISPRS Congress, Beijing, China, pp.757-762.

JOHANSEN, K.; ARROYO, L. A.; PHINN, S.; WITTE, C. 2007. **Object-oriented Change Detection of Riparian environments from High Spatial Resolution Multi-spectral Images**. Disponível em: http://www.isprs.org/proceedings/xxxviii/4-c1/sessions/Session8/6674_Johansen_Proc.pdf. Acessado em março de 2014.

JOHANSEN, K.; PHINN, S.; LOWRY, J.; DOUGLAS, M. 2008. **Quantifying Indicators of Riparian Condition in Australia Tropical Savannas: integrating high spatial resolution imagery and field survey data**. International Journal of Remote Sensing. Volume 23. Páginas 7003-7028.

JOHNSON, R. D. & KASISCHKE, E. S. 1998. **Quantifying Indicators of Riparian Condition in Australia Tropical Savannas: integrating high spatial resolution imagery and field survey data**. International Journal of Remote Sensing. Volume 23. Páginas 7003-7028.

KERSTING, A. P. B. **Mapeamento de Obstáculos sob a Faixa de Domínio de Linhas de Transmissão Usando uma Abordagem Orientada a Objeto, Tecnologia LIDAR e Câmara Digital de Pequeno Formato**. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas). UFPR (Universidade Federal Paraná). Curitiba, 26 de julho de 2006.

KURZYNKI, M. W. **The Optimal Strategy of a Tree Classifier**. Pattern Recognition Letter. Volume I. Páginas 305-310. 1983.

LAMBIN, E. F. 1996. **Change Detection at Multiple Temporal Scales: seasonal and annual variation in landscape variables**. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. Volume 62. Páginas 931-938.

LAMBIN, E. F. & STRAHLER, A. H. 1994. **Indicators of Land-Cover Change for Change-Vector Analysis in Multitemporal Space at Coarse Spatial Scales**. International Journal of Remote Sensing. Volume 15. Páginas 2099-2119.

LAWRENCE, R. L. & RIPPLE, W. J. 1999. **Calculating Change Curves for Multitemporal Satellite Imagery: Mount St. Helens 1980-1995**. Remote Sensing of Environment. Volume 67. Páginas 309-319.

LI, X. & YEH, A. G. O. 1998. **Principal Component Analysis of Stacked Multitemporal Images for the Monitoring of Rapid Urban Expansion in the Pearl River Delta**. International Journal of Remote Sensing. Volume 19. Páginas 1501-1518.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

LILLESAND, T. M. & KIEFER, R. **Remote Sensing and Image Interpretation**. Editora John Wiley & Sons, Inc. Segunda Edição. Canada, 1987.

LO, C. P. & SHIPMAN, R. L. 1990. **A GIS Approach to Land-use Change Dynamics Detection**. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. Volume 56. Páginas 1483-1491.

LU, D. S. 2001. **Estimation of Forest Stand Parameters and Application in Classification and Change Detection of Forest Cover Types in the Brazilian Amazon Basin**. Dissertação (Ph. D). Indiana State University. Terre Haute. IN, USA.

LU, D.; MAUSEL, P.; BRODÍZIO, E.; MORAN, E. 2002. **Change Detection of Successional and Nature Forests Based on Forest Stand Characteristics Using Multitemporal TM Data in the Altamira, Brazil**. XXII FIG International Congress, ACSM-ASPRS Annual Conference Proceedings. Washington, DC, USA. 19 a 26 de Abril (Bethesda, MD: American Society of Photogrammetry and Remote Sensing).

LU, D.; MAUSEL, P.; BRODÍZIO, E.; MORAN, E. 2004. **Change Detection Techniques**. International Journal of Remote Sensing. Volume 25. Páginas 2365-2407.

MACLEOD, R. D. & CONGALTON, R. G. 1998. **A Quantitative Comparison of Change-detection Algorithms for Monitoring Eelgrass from Remotely Sensed data**. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. Volume 64. Páginas 207-216.

MACOMBER, S. A. & WOODCOCK, C. E. 1994. **Mapping and Monitoring Conifer Mortality Using Remote Sensing in the Lake Tahoe Basin**. Remote Sensing of Environment. Volume 50. Páginas 255-266.

MOLENAAR, M. **An Introduction to the Theory of Object Modeling for GIS**. Taylor&Francis, 1998.

MORISSETTE, J. T. **Using Generalized Linear Models to Enhance Satellite Based Land Cover Change Detection**. Dissertação (Ph. D). Faculty of North Carolina State University. 1997.

MORISSETTE, J. T.; KHORRAM, S.; MACE, T. 1999. **Land-cover Change Detection Enhanced with Generalized Linear Models**. International Journal of Remote Sensing. Volume 20. Páginas 2703-2721.

MOUAT, D. A. & LANCASTER, J. 1996. **Use of remote Sensing and GIS to Identify Vegetation Change in the Upper San Pedro River Watershed, Arizona**. Geocarto International. Volume 11. Páginas 55-67.

MUCHONEY, D. M. & HAAK, B. N. 1994. **Change Detection for Monitoring Forest Defoliation**. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. Volume 60. Páginas 1243-1251.

MUNYATI, C. 2000. **Wetland Change Detection on the Kafue Flats, Zambia, by Classification of Multitemporal Remote Sensing Image Dataset**. International Journal of Remote Sensing. Volume 21. Páginas 1787-1806.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

MYINT, S. W. & LAM, N. 2005. **A Study of Lacunarity-Based Texture Analysis Approaches to Improve Urban Image Classification.** Computers, Environment and Urban Systems. Volume 29. Página 501-523.

NAVULUR, K. **Multispectral Image Analysis Using the Object-oriented Paradigm.** CRC Press - Taylor & Francis Group. 2008.

NELSON, R. F. 1983. **Detecting Forest Canopy Change Due to Insect Activity Using Landsat MSS.** Photogrammetric Engineering and remote Sensing,. Volume 49. Páginas 1301-13114.

OLSEN, E. R.; RAMSEY, R. D.; WINN, D. S. 1993. **A Modified Fractal Dimension as a Measure of Landscape Diversity.** Photogrammetric Engineering and remote Sensing,. Volume 59, número 10. Páginas 1517-1520.

PETIT, C. ; SCUDDER, T. ; LAMBIN, E. 2001. **Qualifying Processes of Land-cover Change by Remote Sensing: resettlement and rapid land-cover change in the southeastern Zambia.** International Journal of Remote Sensing. Volume 22. Páginas 3435-3456.

PETIT, C. ; LAMBIN, E. F. 2001. **Integration of Multi-source Remote Sensing Data for Land Cover Change Detection.** International Journal of Geographical Information Science. Volume 15. Páginas 785-803.

PRAKASH, A. & GUPTA, R. P. 1998. **Land-use Mapping and Change Detection in a Coal Mining Area – a case study in the Jharia coalfield, India.** International Journal of Remote Sensing. Volume 19. Páginas 391-410.

PRICE, K. P.; PYKE, D. A.; MENDES, L. 1992. **Shrub Dieback in a Semiarid Ecosystem: the integration of remote sensing and GIS for detecting vegetation change.** Photogrammetric Engineering and remote Sensing,. Volume 58. Páginas 455-463.

RAMOS, E. M. L. S. & TAVARES, P. S. 2004. **Gráfico de Controle Multivariado T² de Hotelling – Instrumento de Análise da Qualidade numa Indústria de Alumínio.** Disponível em: <http://www.ufpa.br/abe/programacao/resumos/poster-edsonramos2.pdf>. Acessado em março de 2014.

READ, J. M.; LAM, N. S. 2002. **Spatial Methods for Characterizing land cover and Detecting Land Cover Changes for the Tropics.** International Journal of Remote Sensing. Volume 23. Páginas 2457-2474

RICHARDS, J. A.; JIA, X. **Remote Sensing Digital Image Analysis.** Springer. Terceira Edição, Camberra. 1998.

RIDD, M. K.; LIU, J. 1998. **A Comparison of Four Algorithms for Change Detection in an Urban Environment.** Remote Sensing Environment. Volume 63. Páginas 95-100.

ROBERTS, D. A.; BATISTA, G. T.; PEREIRA, J. L. G.; WALLER, E. K.; NELSON, B. W. 1998. **Change Identification Using Multitemporal Spectral mixture Analysis: applications in eastern Amazonia.** In. Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring Methods and Applications. Editado por R. S. Lunetta e C. D. Elvidge (Chelsea, MI: Ann Arbor Press). Páginas 137-161.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

SADER, S. A. & WINNE, J. C. 1992. **RGB-NDVI Color Composites for Visualizing Forest Change Dynamics**. International Journal of Remote Sensing. Volume 13. Páginas 3055-3067.

SAFAVIAN, S. R. & LANDGREBE, D. **A Survey of Decision Tree Methodology**. IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics. Volume 21, número 3. 1991.

SALI, E. & WOLFSON, H. **Texture Classification in Aerial Photographs and Satellite Data**. International Journal of Remote Sensing. Volume 13, número 18. Páginas 3395-3408. 1992

SERPICO, S. B. & BRUZZONE, L. 1999. **Change Detection**. In Information Processing for Remote Sensing. Editado por C. H. Chen (Singapore: World Scientific Publishing). Páginas 316-336.

SCHOWENGERDT, R. A. **Techniques for image processing and classification in remote sensing**. Academic Press. Inc., Florida. 1983.

SETO, K. C.; WOODKOCK, C. E.; SONG, C.; HUANG, X.; LU, J.; KAUFMANN, R. K. 2002. **Monitoring Land-use change in the Pearl River Delta Using Landsat TM**. International Journal of Remote Sensing. Volume 23. Páginas 1985-2004.

SINGH, A. 1986. **Change Detection in the Tropical Forest Environment of Northeastern India Using Landsat**. In Remote Sensing and Tropical Land Management. Editado por M. J. Eden e J. T. Parry (New York: J. Wiley). Páginas 237-254.

SINGH, A. 1989. **Digital Change Detection Techniques Using Remotely Sensed Data**. International Journal of Remote Sensing. Volume 10. Páginas 989-1003.

SLATER, J. & BROWN, R. 2000. **Changing Landscapes: monitoring environmentally sensitive areas using satellite imagery**. International Journal of Remote Sensing. Volume 22. Páginas 2753-2767.

SOARES, V. P. & HOFFER, R. M. 1994. **Eucalyptus Forest Change Classification Using Multi-data Landsat TM Data**. Proceedings, International Society of Optical Engineering (SPIE). Volume 2314. Páginas 281-291.

SOHL, T. 1999. **Change Analysis in the United Arab Emirates : an investigation of techniques**. Photogrammetric Engineering and remote Sensing,. Volume 65. Páginas 475-484.

SONKA, M; HLAVAC, V.; BOYLE, R. **Image Processing, analysis, and Machine Vision**. Brooks/Cole Publishing Company. USA, 1998.

SUNNAR, F. 1998. **An Analysis of Changes in a Multi-date Data Set : a case study in Ikitelli area, Istanbul, Tukey**. International Journal of Remote Sensing. Volume 19. Páginas 225-235.

TAYLOR, J. C.; BREWER, T. R. ; BIRD, A. C. 2000. **Monitoring Landscape Change in the national Parks of England and Wales Using Aerial Photo Interpretation and GIS**. International Journal of Remote Sensing. Volume 21. Páginas 2737-2752.

TRAORÉ, F.; CORNET, Y.; DENIS, A.; WELLENS, J.; TYCHON, B. 2013. **Monitoring the Evolution of Irrigated Areas with Landsat Images Using Backward and Forward Change detection Analysis in the Kou Watershed, Burkina Faso**. Geocarto International. DOI: 10.1080/10106049.2012.744100.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

ULBRICHT, K. A. & HECKENDORFF, W. D. 1998. **Satellite Images Recognition of Landscape and Land Use Changes**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. Volume 53. Páginas 235-243.

WALTER, V., 2004. **Object-based classification of remote sensing data for change detection**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 58, 225–238.

WANG, F. 1993. **A Knowledge-based Vision System for Detecting Land Changes at Urban Fringes**. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. Volume 31. Páginas 136-145.

WARD, D.; PHINN, S. R.; MURRAY, A. T. 2000. **Monitoring Growth in Rapidly Urbanizing Areas Using Remote Sensed Data**. Professional Geographer. Volume 52. Páginas 371-386.

WEISMILLER, R. A.; KRISTOF, S. J.; SCHOLZ, D. K.; ANUTA, P. E.; MOMIN, S. A. 1977. **Change Detection in Coastal Zone Environments**. Photogrammetric Engineering and remote Sensing,. Volume 43. Páginas 1533-1539.

WENG, Q. 2002. **Land Use Change Analysis in the Zhujiang Delta of China Using Satellite Remote Sensing, GIS and Stochastic Modeling**. Journal of Environmental Management. Volme 64. Páginas 273-284.

WESTMOREL, S.; STOW, D. A. 1992. **Category Identification of Changed Land-use Polygons in an Integrated Image Processing/Geographic Information System**. Photogrammetric Engineering and remote Sensing,. Volume 58. Páginas 1593-1599.

WILLHAUCK, G. ; SCHNEIDER, T. ; DE KOK, R. ; AMMER, S. 2000. **Comparison of Object Oriented Classification Techniques and Standart Image Analysis for the Use of Change Detection between SPOT Multispectral Satellite Images and Aerial Photos**. In. Proceedings of XIX ISPRS Congress. 16 a 23 de Julhi de 2000. Amsterdã, Holanda. Páginas 214-221.

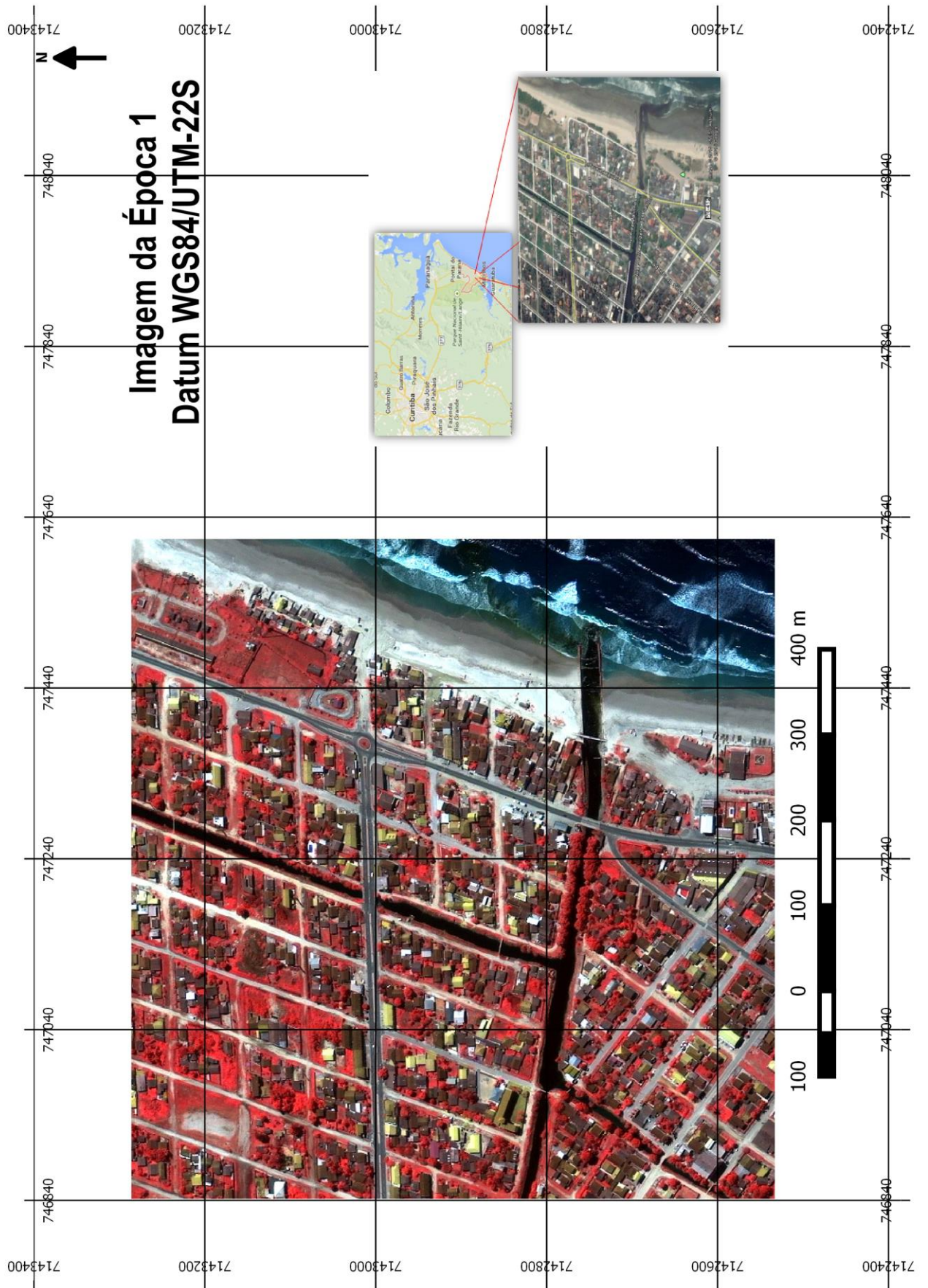
YUE, T. X. ; CHEN, S. P. ; XU, B. ; LIU, Q. S. ; LI, H. G. ; LIU, G. H. ; YE, Q. H. 2002. **A Curve-theorem Based Approach for Change Detection and its Application to Yellow River Delta**. International Journal of Remote Sensing. Volume 23. Páginas 2283-2292.

ZHANG, Q. ; WANG, J. ; PENG, X. GONG, P. ; SHI, P. 2002. **Urban Build-up land Change Detection With Road Density and Spectral Information from Multitemporal Landsat TM Data**. International Journal of Remote Sensing. Volume 23. Páginas 3057-3078.

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE
IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM
HÍBRIDA

Apêndice 1

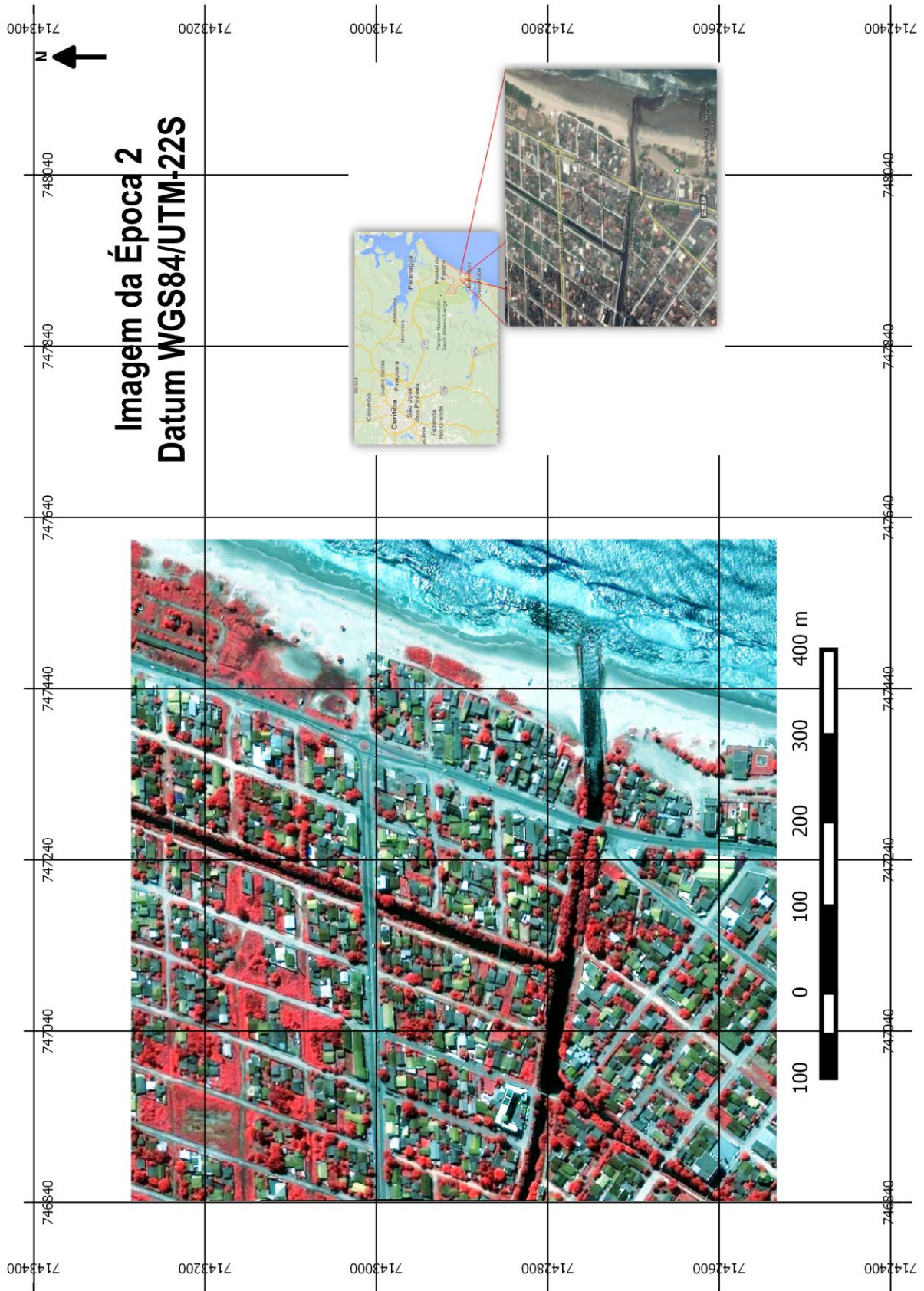
DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA



DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE
IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM
HÍBRIDA

Apêndice 2

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA



DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE
IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM
HÍBRIDA

Apêndice 3

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

```
clc
clear

%leitura das classes época 1

bare1 = imread('bare1.tif');
build1 = imread('build1.tif');
grass1 = imread('grass1.tif');
imper1 = imread('imper1.tif');
sand1 = imread('sand1.tif');
shadow1 = imread('shadow1.tif');
trees1 = imread('trees1.tif');
water1 = imread('water1.tif');

%leitura das classes época 2

bare2 = imread('bare2.tif');
build2 = imread('build2.tif');
grass2 = imread('grass2.tif');
imper2 = imread('imper2.tif');
sand2 = imread('sand2.tif');
shadow2 = imread('shadow2.tif');
trees2 = imread('trees2.tif');
water2 = imread('water2.tif');

disp('Leu todas os arquivos \n');

%Montando as matrizes nulas
[lin, col, b] = size(bare1);
I1 = zeros(lin,col);
I2 = zeros(lin,col);
Dif = zeros(lin,col);
DifF = zeros(lin,col);
Mud = zeros(lin,col);
Mud1 = zeros(lin,col);
Mud2 = zeros(lin,col);
Mud3 = zeros(lin,col);
Mud4 = zeros(lin,col);
Mud5 = zeros(lin,col);
Mud6 = zeros(lin,col);
%elementos estruturantes
E = [0 1 0;1 1 1;0 1 0];

disp('Criou as duas matrizes para a montar as outras duas \n');

%Montando as matrizes com os layers
for i=1:lin
    for j=1:col
        if bare1(i,j)~=0
            I1(i,j)=1;
        elseif build1(i,j)~=0
            I1(i,j)=2;
```

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

```
        elseif grass1(i,j)~=0
            I1(i,j)=3;
        elseif imper1(i,j)~=0
            I1(i,j)=4;
        elseif sand1(i,j)~=0
            I1(i,j)=5;
        elseif shadow1(i,j)~=0
            I1(i,j)=6;
        elseif trees1(i,j)~=0
            I1(i,j)=7;
        elseif water1(i,j)~=0
            I1(i,j)=8;
        else I1(i,j) = 0;
        end

    end

end
disp('Fez I1! \n');

for i=1:lin
    for j=1:col
        if bare2(i,j)~=0
            I2(i,j)=1;
        elseif build2(i,j)~=0
            I2(i,j)=2;
        elseif grass2(i,j)~=0
            I2(i,j)=3;
        elseif imper2(i,j)~=0
            I2(i,j)=4;
        elseif sand2(i,j)~=0
            I2(i,j)=5;
        elseif shadow2(i,j)~=0
            I2(i,j)=6;
        elseif trees2(i,j)~=0
            I2(i,j)=7;
        elseif water2(i,j)~=0
            I2(i,j)=8;
        else I2(i,j) = 0;
        end

    end

end
disp('Fez I2! \n');

%Diferença entre as imagens

for i=1:lin
    for j=1:col
        if I1(i,j)==I2(i,j)
            Dif(i,j)=0;
        else Dif(i,j)=1;
        end
    end
end
end
```

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

```
disp('Fez Dif! \n');

%Fazendo erosão
DifF = erosao(erosao(Dif,E),E);

disp('Fez Erosão! \n');

figure(2)
imshow(DifF)
colormap(gray)
%-----
%-----
%Fazendo comparação entre época 1 e época 2 de edificações para
for i=1:lin
    for j=1:col
        if (DifF(i,j)~=0 && build1(i,j)~=0)
            Mud(i,j)=I2(i,j);
        else Mud(i,j)=0;
        end
    end
end

disp('Fez Matriz de mudança de edificações! \n');

%Montando a imagem tiff de mudança

cont1=0;
cont3=0;
cont4=0;
cont5=0;
cont7=0;

for i=1:lin
    for j=1:col
        if Mud(i,j)==1 %solo exposto
            Mud(i,j,1) = 0;
            Mud(i,j,2) = 0;
            Mud(i,j,3) = 0;
            cont1 = cont1+1;
        elseif Mud(i,j)==3 % grama
            Mud(i,j,1) = 255;
            Mud(i,j,2) = 0;
            Mud(i,j,3) = 0;
            cont3 = cont3+1;
        elseif Mud(i,j)==4 % ruas
            Mud(i,j,1) = 0;
            Mud(i,j,2) = 0;
            Mud(i,j,3) = 200;
            cont4 = cont4+1;
        end
    end
end
```

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

```
        elseif Mud(i,j)==5 % areia
            Mud(i,j,1) = 0;
            Mud(i,j,2) = 255;
            Mud(i,j,3) = 0;
            cont5 = cont5+1;
        elseif Mud(i,j)==7 % árvores
            Mud(i,j,1) = 0;
            Mud(i,j,2) = 0;
            Mud(i,j,3) = 255;
            cont7 = cont7+1;
        else
            Mud(i,j,1) = 255;
            Mud(i,j,2) = 255;
            Mud(i,j,3) = 255;
        end
    end
end
end
%-----
%-----
%Fazendo comparação entre época 1 e época 2 de solo exposto para
for i=1:lin
    for j=1:col
        if (DifF(i,j)~=0 && bare1(i,j)~=0)
            Mud1(i,j)=I2(i,j);
        else Mud1(i,j)=0;
        end
    end
end
end

disp('Fez Matriz de mudança de solo! \n');

cont12=0;
cont13=0;
cont14=0;
cont15=0;
cont17=0;

for i=1:lin
    for j=1:col
        if Mud1(i,j)==2 %edificações
            cont12 = cont12+1;
        elseif Mud1(i,j)==3 % grama
            cont13 = cont13+1;
        elseif Mud1(i,j)==5 % areia
            cont15 = cont15+1;
        elseif Mud1(i,j)==4 % impermeab
            cont14 = cont14+1;
        elseif Mud1(i,j)==7 % árvores
            cont17 = cont17+1;
        end
    end
end
```

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

```

                                end
                        end
end
%-----
%-----
%Fazendo comparação entre época 1 e época 2 de vegetação
rasteira para
for i=1:lin
    for j=1:col
        if (DifF(i,j)~=0 && grass1(i,j)~=0)
            Mud2(i,j)=I2(i,j);
        else Mud2(i,j)=0;
        end
    end
end
end

disp('Fez Matriz de mudança de vegetação rasteira! \n');

cont21=0;
cont22=0;
cont24=0;
cont25=0;
cont27=0;

for i=1:lin
    for j=1:col
        if Mud2(i,j)==1 %solo exposto
            cont21 = cont21+1;
        elseif Mud2(i,j)==2 % edificações
            cont22 = cont22+1;
        elseif Mud2(i,j)==5 % areia
            cont25 = cont25+1;
        elseif Mud2(i,j)==4 % impermeab
            cont24 = cont24+1;
        elseif Mud2(i,j)==7 % árvores
            cont27 = cont27+1;
        end
    end
end
end
%-----
%-----
%Fazendo comparação entre época 1 e época 2 de vias
impermeabilizadas para
for i=1:lin
    for j=1:col
        if (DifF(i,j)~=0 && imper1(i,j)~=0)
            Mud3(i,j)=I2(i,j);
        end
    end
end
end
```

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

```
        else Mud3(i,j)=0;
        end
    end
end

disp('Fez Matriz de mudança de vias impermeabilizadas! \n');

cont31=0;
cont32=0;
cont33=0;
cont35=0;
cont37=0;

for i=1:lin
    for j=1:col
        if Mud3(i,j)==1 %solo exposto
            cont31 = cont31+1;
        elseif Mud3(i,j)==2 % edificações
            cont32 = cont32+1;
        elseif Mud3(i,j)==5 % areia
            cont35 = cont35+1;
        elseif Mud3(i,j)==3 % veg rasteira
            cont33 = cont33+1;
        elseif Mud3(i,j)==7 % árvores
            cont37 = cont37+1;
        end
    end
end

end
%-----
%-----
%-----
%Fazendo comparação entre época 1 e época 2 de areia para
for i=1:lin
    for j=1:col
        if (DifF(i,j)~=0 && sand1(i,j)~=0)
            Mud4(i,j)=I2(i,j);
        else Mud4(i,j)=0;
        end
    end
end

disp('Fez Matriz de mudança de areia! \n');

cont42=0;
cont43=0;
cont44=0;
cont47=0;
cont48=0;
```

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

```
for i=1:lin
    for j=1:col
        if Mud4(i,j)==2 %edificações
            cont42 = cont42+1;
        elseif Mud4(i,j)==3 % veg rasteira
            cont43 = cont43+1;
        elseif Mud4(i,j)==4 %vias impermeabilizadas
            cont44 = cont44+1;
        elseif Mud4(i,j)==7 % veg arborea
            cont47 = cont47+1;
        elseif Mud4(i,j)==8 % corpos d'água
            cont48 = cont48+1;
        end
    end
end
end
%-----
%-----
%Fazendo comparação entre época 1 e época 2 de veg. arbórea para
for i=1:lin
    for j=1:col
        if (DifF(i,j)~=0 && trees1(i,j)~=0)
            Mud5(i,j)=I2(i,j);
        else Mud5(i,j)=0;
        end
    end
end
end

disp('Fez Matriz de mudança de vegetação arbórea! \n');

cont51=0;
cont52=0;
cont53=0;
cont54=0;
cont55=0;

for i=1:lin
    for j=1:col
        if Mud5(i,j)==1 %solo exposto
            cont51 = cont51+1;
        elseif Mud5(i,j)==2 % edificações
            cont52 = cont52+1;
        elseif Mud5(i,j)==3 %veg rasteira
            cont53 = cont53+1;
        elseif Mud5(i,j)==4 % vias imperm
            cont54 = cont54+1;
        elseif Mud5(i,j)==5 % areia
            cont55 = cont55+1;
        end
    end
end
```

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

```
        end
    end
end
%-----
%-----
%Fazendo comparação entre época 1 e época 2 de corpos d'agua
para
for i=1:lin
    for j=1:col
        if (DifF(i,j)~=0 && water1(i,j)~=0)
            Mud6(i,j)=I2(i,j);
        else Mud6(i,j)=0;
        end
    end
end
end

disp('Fez Matriz de mudança de corpos dagua! \n');

cont61=0;
cont62=0;
cont63=0;
cont65=0;
cont67=0;

for i=1:lin
    for j=1:col
        if Mud6(i,j)==1 %solo exposto
            cont61 = cont61+1;
        elseif Mud6(i,j)==2 % edificações
            cont62 = cont62+1;
        elseif Mud6(i,j)==3 %veg rasteira
            cont63 = cont63+1;
        elseif Mud6(i,j)==7 % veg arborea
            cont67 = cont67+1;
        elseif Mud6(i,j)==5 % areia
            cont55 = cont55+1;
        end
    end
end
end
%-----
%-----
%-----

imwrite(Mud, 'Img_Mud.tif', 'compress', 'none');
disp('Salvou a nova tif! \n');
% figure(6)
% imshow(imgS)
% colormap(gray)
```

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

%Contagem dos pixels para ver área de cada mudança

disp('Acabou! \n');

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE
IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM
HÍBRIDA

Apêndice 4

DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ÁREA URBANA LITORÂNEA A PARTIR DE IMAGENS IKONOS-II DE DUAS ÉPOCAS UTILIZANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA

