

---

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO**  
**CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E**  
**TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO**

---

**ANÁLISE ESPECTRO-TEMPORAL DE ÍNDICES  
FÍSICOS E CLASSIFICADORES DE IMAGENS DE  
SENSORIAMENTO REMOTO**

**JÚLIO CÉSAR COTRIM MOREIRA FILHO**

**Orientador: Prof Dr. João Rodrigues Tavares Junior**



**Dissertação de Mestrado**

Recife, 2012

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO  
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E  
TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO**

**Júlio César Cotrim Moreira Filho**

**ANÁLISE ESPECTRO-TEMPORAL DE ÍNDICES FÍSICOS E  
CLASSIFICADORES DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO**

**Dissertação de Mestrado**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, do Centro de Tecnologia e Geociências da Universidade Federal de Pernambuco, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, área de concentração Cartografia e Sistemas de Geoinformação.

**Orientador: Prof Dr. João Rodrigues Tavares Junior**

Recife  
2012

Catálogo na fonte  
Bibliotecária: Rosineide Mesquita Gonçalves Luz / CRB4-1361 (BCTG)

M838a Moreira Filho, Júlio César Cotrim.  
Análise espectro-temporal de índices físicos e classificadores de  
imagens de sensoriamento remoto / Júlio César Cotrim Moreira Filho. –  
Recife: O Autor, 2012.  
88f., il., figs., gráfs., tabs.

Orientador: Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Junior.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.  
Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da  
Geoinformação, 2012.

Inclui Referências.

1. Geociências. 2. Classificação de imagens. 3. Máxima  
Verossimilhança. 4. Índices Físicos. I. Tavares Júnior, João Rodrigues  
(Orientador). II. Título.

551 CDD (22. ed)

UFPE/BCTG-2012 / 265

# **ANÁLISE ESPECTRO-TEMPORAL DE ÍNDICES FÍSICOS E CLASSIFICADORES DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO**

POR

**JÚLIO CÉSAR COTRIM MOREIRA FILHO**

Dissertação defendida e aprovada em 31/07/2012.

Banca Examinadora:

---

**Prof. Dr. JOÃO RODRIGUES TAVARES JÚNIOR**  
Departamento de Engenharia Cartográfica - Universidade Federal de Pernambuco

---

**Profa. Dra. ANA LÚCIA BEZERRA CANDEIAS**  
Departamento de Engenharia Cartográfica - Universidade Federal de Pernambuco

---

**Prof. Dr. JOSÉ ROBERTO GONÇALVES DE AZEVEDO**  
Departamento de Engenharia Civil – Universidade Federal de Pernambuco

## DEDICATÓRIA

*Este trabalho é dedicado ao  
meu avó Linésio Gomes (in  
memoriam).*

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço ao apoio de todos os amigos e familiares que me incentivaram e me mostraram o valor desta etapa da minha vida.

Em primeiro lugar a minha família, aos meus pais, Júlio César e minha mãe Rosiete, pelo amor, incentivo e por sempre entenderem esta fase de minha vida, me apoiando sempre que precisei. Ao meu irmão, Leandrinho, pelo carinho e pela paciência em ouvir minhas histórias sobre os acontecimentos em Recife e do meio acadêmico.

Agradeço também a minha namorada, Candi, pelo amor e carinho, e por ter paciência de me ouvir sempre, mesmo os assuntos chatos e desabafos de estresses de horas de estudos.

Aos meus amigos do apartamento 104, em Recife, meu amigo irmão Ró, por sempre estar disposto a me ouvir quando precisei de seus conselhos e por nossa amizade; e aos grandes: Leque, Thiago, Cheffe e Otacilio, companheiros de apartamento e grandes amigos que fiz.

Aos colegas de mestrado, por dividirem sempre os momentos de tensão e pelas diversas horas agradáveis de conversa e de bons estudos! Agradeço a Michele, Jhone, Edla, Wanessa, Samuel, Roberto, Thati.

Ao meu orientador, Professor João, por todos os ensinamentos, pela paciência, compreensão e amizade!

Aos professores do Decart, que sempre estiveram abertos à tirar dúvidas, incentivando a pesquisa, além de sempre abertos a uma boa conversa, especialmente ao professor Silvio Jacks e professora Ana Lúcia.

Ao INCRA, por entender e apoiar a apresentação desta dissertação.

## RESUMO

MOREIRA FILHO, JÚLIO CÉSAR COTRIM. **Análise espectro-temporal de índices físicos e classificadores de imagens de sensoriamento remoto**. Recife, 2012. Dissertação (Mestrado) – Centro de Tecnologia e Geociências, Universidade Federal de Pernambuco.

O Sensoriamento Remoto é uma ciência que permite o estudo de alvos na superfície terrestre (ou de outros corpos celestes), sem a necessidade de contato físico, apenas com o uso de sensores e suas técnicas específicas para cada aplicação. Dentro deste conceito, este trabalho visou estudar o comportamento de alvos na região do entorno da lagoa Olho d'Água, localizada no município de Jaboatão dos Guararapes – PE. Região esta que apresenta uma heterogeneidade de alvos interessante para este tipo pesquisa. Para tal estudo objetivou-se apresentar as semelhanças e discrepâncias espaciais e espectrais, entre os mapeamentos realizados por meio da classificação de imagens. Aplicou-se o algoritmo Máxima Verossimilhança em seis composições diferentes usando, para defini-las, os índices físicos NDVI, NDBI, NDWI, e as bandas 5, 4 e 3 do sensor TM LANDSAT-5. A avaliação dos resultados foi feita a partir de observações visuais e numéricas usando o cálculo dos índices kappa, exatidão global e teste de Z. Estes foram distribuídos graficamente, para um melhor entendimento do comportamento dos alvos. Foram observados os valores de Kappa e Exatidão global em duas datas independentes, mês de março e setembro. Os valores destes índices foram observados em gráfico de barra, para a compreensão das diferenças existentes dos resultados perante as diferentes composições adotadas; gráfico de dispersão para indicar a existência de variação relevante no intervalo de tempo aplicado; e gráfico de linhas para descobrir qual a discrepância ou semelhança entre os resultados das composições adotadas, e a composição formada pelas bandas 5, 4 e 3 do sistema

sensor TM. Os índices físicos foram também analisados, quanto à distribuição espectral de cada classe para estudo da confusão espectral existente nas composições formadas com estes índices. Como conclusão mostrou-se que as melhores composições para o uso do classificador Máxima Verossimilhança, nas condições adotadas nesta pesquisa, na composição NDBI-4-3 e I-H-S, demonstraram melhores resultados na maior parte das avaliações realizadas, e com pior resultado a composição NDBI-NDVI-NDWI. As composições NDBI-4-3 e I-H-S aplicadas com o algoritmo Máxima Verossimilhança, apresentam resultados satisfatórios tal qual a composição padrão 5-4-3.

**Palavras-chave:** Classificação de imagens, Máxima Verossimilhança, índices físicos.

## ABSTRACT

The Remote Sensing is a science that allows the study of the target surface (or other celestial bodies), without the need for physical contact only with the use of sensors and techniques specific to each application. Within this concept, this paper evaluates the behavior of targets in the area surrounding the pond Eye Water, located in the municipality of Jaboatão Guararapes-PE. This region also displays a heterogeneity interesting for such research. For this study aimed to examine the similarities and spatial and spectral gap between the mappings performed by classification of images. We applied the maximum likelihood algorithm in six different compositions using to define them, physical indices and bands 5, 4 and 3, TM-5 sensor. The evaluation of the results was made from visual observations, and numerical. The latter being used to calculate the Kappa, and overall test accuracy Z. These were distributed graphically, for a better understanding of the situation. Thus were observed Kappa values and overall accuracy in two separate dates, March and September. The values of these indices were observed in bar chart, to understand the differences before the results of different compositions adopted; scatter plot to indicate the existence of major variation in the time interval used, and line chart to find out what the discrepancy or similarity between the results of the compositions adopted, and the composition formed by the three bands 5.4 and the sensor TM. The physical indexes were also analyzed on the spectral distribution of each class. Thus explaining the spectral confusion exists in the compositions formed with these indexes. At the end, it was shown that the best use of compositions for the maximum likelihood classifier, the conditions adopted in this study were the NDBI-IHS and 4-3, which showed better results in most of the evaluations, and a worse outcome, the

composition NDBI-NDVI-NDWI. In conclusion, the compositions NDBI 4-3 and IHS applied to the maximum likelihood algorithm, satisfactory results show that the composition which standard 543.

**Keywords:** Image classification, maximum likelihood, physical indices.

<b>RESUMO</b>	i
<b>ABSTRACT</b>	iii
<b>SUMÁRIO</b>	v
<b>LISTA DAS FIGURAS</b>	vii
<b>LISTA DAS TABELAS</b>	ix
<b>LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS</b>	x
<b>1. INTRODUÇÃO</b>	17
<b>1.1 Objetivos</b>	20
1.1.1 Objetivo Geral	20
1.1.1 Objetivos específicos	21
<b>1.2 Área de estudo</b>	21
<b>2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	24
<b>2.1 Estado da arte no uso de índices físicos para classificação de áreas construídas</b>	24
2.1.1 Uso de índices físicos para extração de vegetação	29
2.1.2 Uso de índices físicos para extração de áreas alagadas	30
2.1.3 Classificador Máxima Verossimilhança	31
2.1.4 Acurácia temática	33
2.1.5 Análise estatística	35
2.1.6 A estatística Kappa ( $\kappa$ )	35
2.1.7 O Índice de Exatidão Global	40
2.1.8 O Teste Z	40
<b>2.2 Espaços de cores RGB e IHS</b>	42
2.2.3 RGB	42

2.2.4 IHS	43
<b>2.3 Radiância espectral</b>	45
<b>2.4 Reflectância espectral</b>	47
<b>3. MATERIAIS E MÉTODOS</b>	49
<b>3.1 Pré-processamento</b>	51
3.1.1 Imagens	51
3.1.2 Correção geométrica das imagens	52
<b>3.2 Uso do solo (verdade terrestre)</b>	53
<b>3.3 Cálculo dos índices, transformação de imagens e seleção das composições</b>	53
<b>3.4 Programas computacionais e computador utilizados</b>	54
<b>4. RESULTADOS E DISCUSSÕES</b>	56
<b>4.1 Resultado visual</b>	56
<b>4.2 Resultado numérico</b>	65
4.2.1 Índice Kappa e exatidão Global	65
4.2.2 Teste Z	68
4.2.3 Avaliação dos dados numéricos	70
<b>4.3 Resultado numérico e visual</b>	72
4.3.1 Índices físicos e confusão dos alvos	75
<b>5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES</b>	79
<b>REFERÊNCIAS</b>	81

## **LISTA DAS FIGURAS**

<b>1.1</b>	<b>Localização da Área de Estudo</b>	<b>22</b>
<b>1.2</b>	<b>Imagem da Área de Estudo</b>	<b>22</b>
<b>1.3</b>	<b>Composição falsa cor (4-3-2) e resultado do cálculo do NDBI</b>	<b>25</b>
<b>2.1</b>	<b>Esquema do classificador Maxver</b>	<b>33</b>
<b>2.2</b>	<b>Ilustração do sistema RGB</b>	<b>43</b>
<b>2.3</b>	<b>Ilustração do sistema IHS</b>	<b>44</b>
<b>2.4</b>	<b>Reflectância da superfície e ângulos formados</b>	<b>48</b>
<b>3.1</b>	<b>Fluxograma da pesquisa</b>	<b>50</b>
<b>4.1</b>	<b>Todas as composições adotadas para a pesquisa para o mês de março</b>	<b>58</b>
<b>4.2</b>	<b>Todas as composições adotadas para a pesquisa para o mês de setembro</b>	<b>59</b>
<b>4.3</b>	<b>Classificação das composições, março de 2011</b>	<b>60</b>
<b>4.4</b>	<b>Classificação das composições, setembro de 2011</b>	<b>61</b>
<b>4.5</b>	<b>Composição RGB e índices NDBI, NDVI e NDWI de março de 2011</b>	<b>62</b>
<b>4.6</b>	<b>Composição RGB e índices NDBI, NDVI e NDWI de setembro de 2011</b>	<b>63</b>
<b>4.7</b>	<b>Valores de Kappa e Exatidão Global para os meses de Março e Setembro de 2011</b>	<b>66</b>
<b>4.8</b>	<b>Variação dos valores de Kappa e Exatidão Global para os meses de Março e Setembro de 2011</b>	<b>67</b>
<b>4.9</b>	<b>Valores de “Z” para os meses de Março e Setembro de 2011</b>	<b>69</b>
<b>4.10</b>	<b>Melhores composições para Março de 2011</b>	<b>73</b>

<b>4.11 Melhores composições para Setembro de 2011</b>	<b>74</b>
<b>4.12 Gráficos dos índices NDVI, NDBI e NDWI para o mês de Março</b>	<b>76</b>
<b>4.13 Gráficos dos índices NDVI, NDBI e NDWI para o mês de Setembro</b>	<b>77</b>

## **LISTA DAS TABELAS**

<b>2.1 Comparativo entre os métodos da revisão bibliográfica</b>	<b>28</b>
<b>2.2 Matriz de confusão</b>	<b>36</b>
<b>2.3 Limiares de Kappa</b>	<b>40</b>
<b>2.4 Bandas sensor TM e suas constantes de calibração</b>	<b>47</b>
<b>4.1 Avaliação dos dados numéricos</b>	<b>71</b>
<b>4.2 Valores de Kappa e de Exatidão Global dos melhores desempenhos</b>	<b>72</b>

## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

**ANN** *Artificial Neural Network*

**CAPES** Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior

**CPTEC** Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos

**DPI-INPE** Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

**EVI** *Enhanced Vegetation Index*

**GPS** *Global Positioning System*

**IHS** *Intensity Hue Saturation*

**INPE** Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

**ISA** *Sub-pixel Impervious surface Area*

**LANDSAT-5** *Land Remote Sensing Satellite-5*

**LST** *Land Surface Temperature*

**MAXVER** Máxima Verossimilhança

**MODIS** *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*

**ND** Número Digital

**NDBaI** *Normalized Difference Bareness Index*

**NDBI** *Normalized Difference Built-up Index*

**NDVI** *Normalized Difference Vegetation Index*

**NDWI** *Normalized Difference Water Index*

**PC** Pontos de Controle

**RGB** *Red Green Blue*

**SARVI** *Soil and Atmospherically Resistant Vegetation Index*

**SIRGAS** Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas

**SPRING** Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas

**UTM** Universal Transversa de Mercator

**WGS-84** *World Geodetic System - 1984*

## 1. INTRODUÇÃO

Sensoriamento Remoto orbital é uma ciência e geotecnologia adequada, eficiente e amplamente usada para o estudo espectral, radiométrico, temporal e espacial da superfície terrestre.

Um dos resultados em uma classificação de imagens de satélites é a certeza temática, a qual os índices físicos e biofísicos também podem gerar este tipo de produto. A precisão temática e a precisão espectral estão intimamente associadas aos tipos de materiais detectados com sensores remotos passivos multiespectrais, a exemplo do *Thematic Mapper (TM)* do *Land Remote Sensing Satellite-5* (LANDSAT-5), e do ainda ativo *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) a bordo dos sistemas sensores dos satélites Terra e Aqua, entre outros.

Existem vários métodos de extração de informação qualitativa e quantitativa dos alvos a exemplos dos classificadores não supervisionados e classificadores supervisionados cuja amostragem de treinamento depende da análise visual qualitativa. Cada classificador possui um algoritmo próprio de classificação e fornece uma separação e número de classes de alvos. Classificadores não supervisionados como o ISOSEG (algoritmo de agrupamento de regiões, *clustering*), não supõem conhecimento prévio da distribuição de densidade de probabilidade, e permitem que o operador escolha um número de classes e iterações. Estes classificadores procuram agrupar regiões com base em uma medida de similaridade. O classificador supervisionado de Máxima

Verossimilhança (MAXVER) usa amostras de treinamento para sua classificação, assim como o de Battacharya, onde as regiões são formadas por segmentação de imagens. Em geral, os classificadores usam os níveis de cinza e suas respectivas posições, como informação fundamental relacionada à radiância dos alvos. Na classificação pode-se usar todas as bandas dos sistemas sensores analisados.

Os índices físicos e biofísicos, para serem calculados, utilizam determinadas bandas, a exemplo do *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), com as bandas 3 e 4 do TM-5. Na literatura atual, os trabalhos que tratam de classificadores e índices físicos não investigam as discrepâncias espectrais ao longo do tempo entre o mapeamento destes índices físicos e o mapeamento dos classificadores não supervisionados e supervisionados. Em resumo, a análise consorciada de índices físicos e classificadores em séries temporais é uma contribuição atual e importante para integrar informações espectrais e espaciais mapeadas sob diferentes técnicas.

Ao longo de uma série temporal de duas datas distantes, as relações entre o mapeamento dos índices físicos NDVI, *Normalized Difference Water Index* (NDWI) e *Normalized Difference Built-up Index* (NDBI) e o mapeamento temático do classificador MAXVER, e a análise da precisão temática entre todos os mapeamentos, podem ser estudadas visando detectar discrepâncias e semelhanças dos alvos. Esta é a primeira hipótese desta pesquisa.

As regiões de estrutura urbana complexas, e diversificadas oferecem superfícies complexas e a análise combinada de índices físicos e um classificador supervisionado é uma ideia pertinente. A região da Lagoa Olho d'Água e seu entorno é um exemplo típico de região de mistura intrincada de alvos de diferentes

materiais, formas e distribuição espacial. Portanto, em função destas características urbanas esta é a área de estudo escolhida para testar as hipóteses deste projeto.

A verdade terrestre necessita ser inspecionada *in situ* para que o mapeamento possa ter um determinado grau de controle temático independente, sendo necessárias fotografias terrestres com coordenadas GPS próximas as datas das imagens TM-5 de março e setembro de 2011.

As eventuais modificações dos alvos da área de estudo do presente projeto de pesquisa, ao longo de duas datas distantes, permitem acompanhar o comportamento espectral dos alvos e estudar os alvos visitados no terreno e estudar como as mudanças podem ou não ser atribuídas a falhas de classificação ou dos índices físicos, ou de ambos. Esta é a segunda hipótese a ser investigada e proposta nesta pesquisa.

Uma análise da precisão temática dos índices físicos e biofísicos e do classificador deve ser elaborada para entender as lacunas e complementaridades entre os mapeamentos, sendo propostos os índices Kappa, Exatidão global, teste Z e análise das variações dos índices físicos, como técnicas de avaliação da precisão temática.

O resultado obtido pelos classificadores supervisionados é influenciado pela escolha da quantidade representativa de classes a serem classificadas, e pela qualidade da amostra extraída da área de estudo. Cada classificador e cada índice físico e biofísico utiliza uma técnica de cálculo específica para separar as classes e denotar se um dado pixel pertence a uma dada classe. O uso do NDVI

realça a vegetação, o NDBI as áreas construídas (concreto e asfalto), e o NDWI os corpos de água e seus limites com o NDVI e NDBI, e estes realces são complementares, em termos de separar na mesma área, e na mesma imagem, diferentes materiais.

Com pixel de 30 m, as imagens do TM-5 permitem uma escala nominal de 1:100000 para as cartas imagens temáticas. Todas as cartas imagens foram elaboradas em Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas (SIRGAS) e no sistema de projeção Universal Transversa de Mercator (UTM).

No processamento das imagens de Sensoriamento Remoto foi usado o programa computacional Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas (SPRING) gratuito e disponibilizado pela Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (DPI-INPE), e as imagens serão as do sistema sensor TM do LANDSAT-5 de download gratuito pelo INPE.

## **1.1. OBJETIVOS**

### **1.1.1. OBJETIVO GERAL**

Analisar o comportamento temporal e espacial da variação espectral dos alvos da Lagoa Olho d'Água localizada no município de Jaboatão dos Guararapes PE e de seu entorno usando índices físicos, biofísicos e um classificador supervisionado de imagens TM LANDSAT-5.

### **1.1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

Os objetivos específicos:

- Analisar as variações espaciais do comportamento espectral dos alvos da Lagoa Olho d'Água e seu entorno por meio da comparação dos mapeamentos resultantes das classificações das composições de imagens, formadas pelas bandas (5, 4 e 3) do sensor TM LANDSAT-5 e dos índices NDVI, NDWI e NDBI, ao longo de duas datas, março e setembro de 2011;
- Estudar semelhanças e discrepâncias espaciais e espectrais entre os mapeamentos, derivados das classificações das composições utilizando o MAXVER ao longo da série temporal definida;
- Analisar as tendências das variações espectrais e espaciais ao longo do tempo.

### **1.2. ÁREA DE ESTUDO**

A Lagoa Olho d'Água forma o nível de base de uma bacia hidrográfica individualizada, a bacia Lagoa Olho d'Água. Ela é caracterizada como uma microbacia dentro da bacia hidrográfica do Rio Jaboatão, cuja foz se encontra na divisa dos municípios de Jaboatão dos Guararapes e Cabo de Santo Agostinho. As Figuras 1.1 e 1.2 mostram a localização da área de estudo do presente projeto.

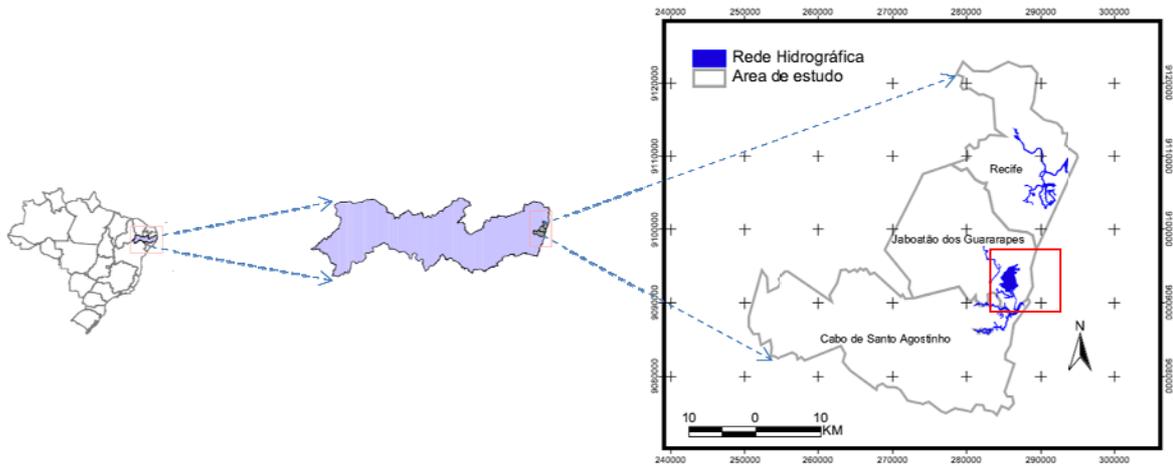


Figura 1.1 Localização da Área de Estudo.

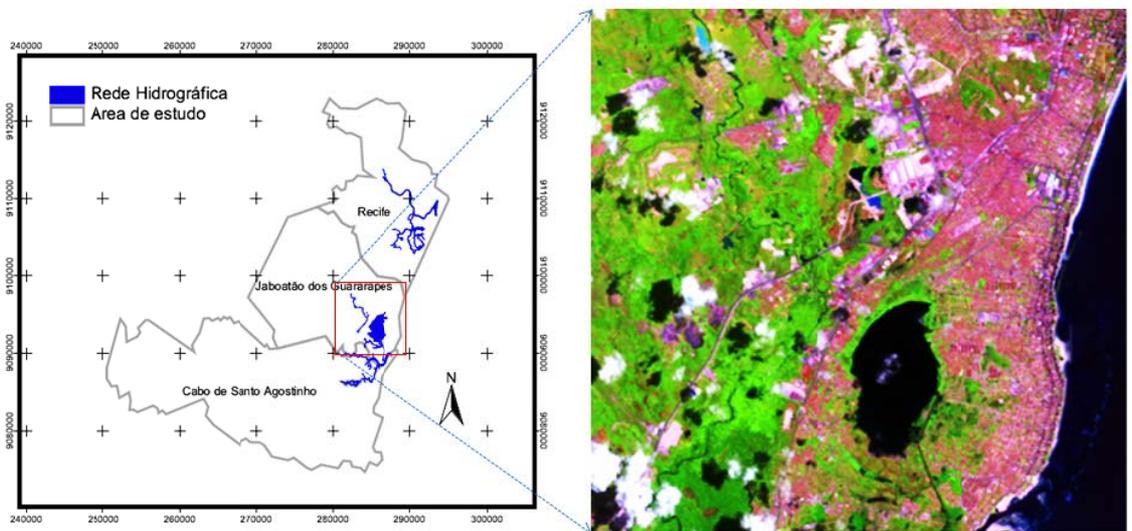


Figura 1.2 Imagem da Área de Estudo.

Com uma pluviometria média anual de 2000 mm, a região da Lagoa Olho d'Água é caracterizada por relevo predominantemente muito suave a plano, havendo elevações de mais de 40 m no setor oeste, onde há vários afloramentos do embasamento cristalino. A Lagoa Olho d'Água representa o nível de base de uma área imensa que abrange os bairros de Boa Viagem e

Piedade (ambos no município de Recife), Candeias e Barra de Jangada em Jaboatão dos Guararapes. Dois canais principais estão conectados a Lagoa Olho d'Água, o canal de Setúbal e o canal Olho d'Água que liga o sul da lagoa ao Rio Jaboatão, próximo a sua foz, resultando na influencia das marés na lagoa em estudo. Estando aproximadamente 2,3 km do litoral da praia de Candeias, a Lagoa Olho d'Água é uma laguna costeira sobre uma planície de restinga que apresenta dimensões máximas de cerca de 3,0 km por 1,6 km, sendo uma das maiores lagoas urbanas do Brasil.

Por meio de informações fornecidas pela prefeitura, a partir de 1940 o município começou a apresentar um acelerado processo de adensamento demográfico, demonstrando uma taxa de crescimento semelhante a do Município do Recife. A sua população dobrou no período de 1980 a 1990, tendo se concentrado, predominantemente, na orla marítima que teve um crescimento da ordem de 478%, em 30 anos. Atribui-se este crescimento a um acentuado aumento de edificações que atendem a uma população de médio a alto poder aquisitivo, e atrai mão de obra para construção civil, a qual acaba alojando-se nas áreas adjacentes, precisamente nos arredores da Lagoa Olho d'Água, somando-se à população já existente, nesta localidade (CPRM, 1998).

## **2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Este capítulo refere-se à descrição do estado da arte, pesquisado sobre o tema abordado neste trabalho, com a finalidade de apoiar a base teórica a ser desenvolvida nesta pesquisa. A princípio foram escolhidos como índices físicos os NDVI, NDBI e NDWI, pois a região de estudo apresenta uma estrutura temática de coberturas de vegetação, solo nu, lagoas menores; a Lagoa Olho d'Água, canais, rede viária, ocupações planejadas e subnormais, restinga do Paiva, Rio Jaboatão.

### **2.1. ESTADO DA ARTE NO USO DE ÍNDICES PARA CLASSIFICAÇÃO DE ÁREAS CONSTRUÍDAS**

Jensen (2007) e Jones e Vaughan (2010) mostram que a utilização de índices espectrais para a caracterização de uso do solo, se torna cada vez mais frequente, devido sua proposta de realçar determinadas características dos alvos de forma automatizada.

Esta dissertação está compreendida em uma área de estudo complexa quanto a sua quantificação de alvos, pois mostra uma diversidade como áreas alagadas e formações vegetais, dentro de um perímetro urbano.

O monitoramento da urbanização usando imagens de Sensoriamento Remoto mostra a possibilidade da visão de cima ou panorâmica, como

consequência, é possível obter o mapeamento temático daquela área (HE et al., 2010).

O índice espectral NDBI foi proposto por Zha, Gao e Ni (2003), com o objetivo de mapear as áreas urbanas construídas. Em conjunto com o NDVI, o NDBI foi desenvolvido para ser uma técnica eficaz para mapear estas áreas com a precisão total de 92% em sua área de estudo. Ainda em Zha, Gao e Ni (2003) demonstram que para as imagens derivadas do NDBI e do NDVI, os valores positivos representados nestas são, respectivamente, áreas construídas e vegetação (Figura 1.3). Contudo as imagens derivadas das técnicas escolhidas foram recodificadas para o sistema binário, impossibilitando a distinção das áreas urbanas de solo exposto, propondo uma necessidade de aplicações em outras regiões geográficas, para a reprodutibilidade da técnica, devido à complexa resposta espectral da vegetação (HE et al., 2010).

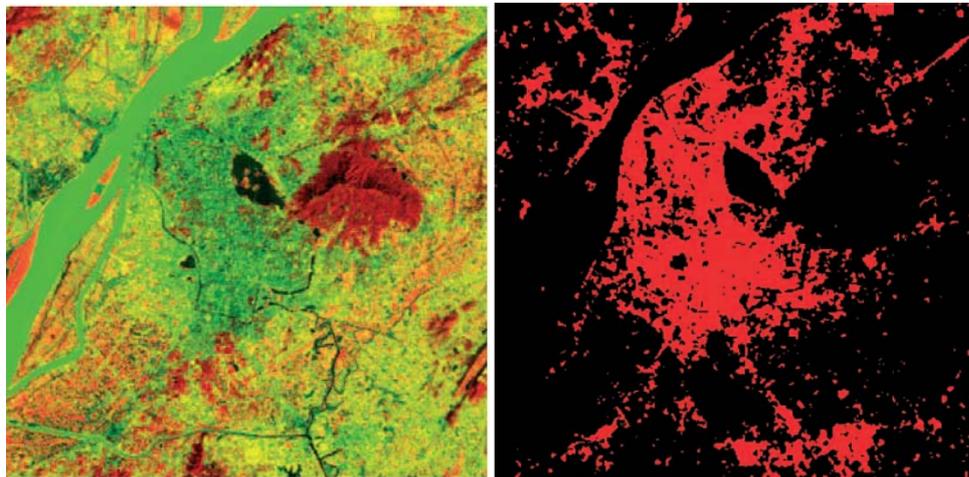


Figura 1.3 Composição falsa cor (4-3-2) e resultado do cálculo do NDBI.

Por sua vez Jianjun et al. (2005) relacionam uma comparação entre classificação supervisionada aplicada em Artificial Neural Network (ANN) e o uso de NDBI para determinar o limite urbano da cidade de Xi'an, na China, em duas épocas distintas. Os resultados mostraram que as classificações supervisionadas, junto a ANN, obtiveram uma acurácia de 98,96%, enquanto o uso de NDBI resultou em 78,75% de acurácia ao determinar os pixels que pertenciam à área urbana.

Em Chen et al. (2006) estudou-se a relação entre o uso ocupação do solo e as ilhas de calor. Para a classificação e ocupação do solo usou-se um novo índice *Normalized Difference Bareness Index* (NDBal), que tem por finalidade extrair valores referentes a solo exposto, em conjunto com os índices NDVI, NDBI e NDWI. Os resultados do artigo citado mostraram que o efeito das ilhas de calor tornou-se mais presente em áreas de rápida urbanização, com uma influência direta em regiões com solo exposto, e terrenos abandonados. Chen et al. (2006) constatou também que as correlações entre, NDWI, NDBal e temperatura são negativas; para o NDVI e temperatura a correlação é negativa quando limitados a menos de 0,6, porém quando atingem o valor 0,6 ou maior (onde 100% de cobertura vegetal foi identificada) encontra-se uma correlação positiva entre estes; e por fim, para o NDBI e temperatura encontrou-se uma correlação positiva.

No trabalho de Qian, Zhou e Hou (2007) o objetivo foi a comparação entre os classificadores convencionais e o método de imagem orientada a objetos, de imagens de uma região árida. A justificativa do trabalho se dá devido ao seu ambiente de estudo ser diferente de outros padrões, como zona

costeira, a fim de investigar um método adequado para regiões áridas. A precisão de cada método foi verificada por meio de dados derivados de imagens de alta resolução, fotografia aérea e levantamento de campo. O resultado do trabalho citado mostrou que a classificação pelo NDBI obteve um desempenho ruim, não conseguindo diferenciar o solo exposto, de seca no leito do rio e de floresta esparsa, considerando todos como uma mesma classe, área construída; para a classificação pelo método da máxima verossimilhança e imagem orientada a objetos as classes são bem definidas, diferenciando floresta, solo exposto e leito seco do rio, obtendo uma exatidão global de 70,89% e 89,33%, respectivamente.

Outro artigo que utilizou o NDBI, para auxiliar na quantificação da distribuição do calor produzido em uma ilha de calor, foi Zhang, Odeh e Han (2009), que usou como área de estudo a cidade de Fuzhou, na China. No artigo citado, foi calculado a porcentagem de *Sub-pixel Impervious surface Area* (ISA) para determinar quantitativamente o uso do solo urbano e os padrões de extensões da temperatura da superfície urbana. Foram usadas imagens de alta resolução para a definição do uso e ocupação do solo e cálculo do ISA, com a finalidade de obter uma melhor precisão. Posteriormente investigou-se a relação das características térmicas urbanas a partir do uso de *Land Surface Temperature* (LST) e dos índices NDVI e NDBI. Os resultados apresentados no artigo citado mostram que o NDVI e LST não contem valores correlacionados, porém há uma forte correlação positiva entre a porcentagem de ISA, NDBI e LST. Isto sugere que a porcentagem de ISA, combinado com LST, e NDBI, pode descrever quantitativamente a distribuição espacial e

variação temporal de padrões térmicos urbanos e condições associadas ao uso e ocupação do solo. Na mesma linha de estudo de Chen et al. (2006) , Zhang, Odeh e Han (2009), estão os trabalhos de Liu e Zhang (2011) e Lee et al. (2011), que analisaram a cidade de Hong Kong e Xuzhou, respectivamente.

Na Tabela 2.1 estão listadas algumas comparações entre os principais artigos usados na revisão sobre detecção de áreas construídas.

Tabela 2.1 Comparativo entre os métodos da revisão bibliográfica.

<b>Autor</b>	<b>Sensor</b>	<b>Bandas</b>	<b>Técnicas</b>	<b>Precisão</b>	<b>Escala</b>
Zha, Gao e Ni (2003)	TM	3,4,5	NDVI, NDBI, Classif. Superv. MAXVER	92,6% para o NDBI	1:150000
Jianjun et al. (2005)	TM, ETM +	3,4,5	NDBI, Classif. Superv. MAXVER	98,96% e 78,75%, Maxver e NDBI	1:150000
Chen et al. (2006)	TM, ETM +	7 bandas	NDVI, NDWI, NDBI, NDBal	92,19% e 87,04%, Global e Área construída	1:150000
Qian, Zhou e Hou (2007)	ETM +	6 bandas	NDBI, MAXVER, Classif. Imagem Or. Objeto	Insuficiente, 70,89%; 89,33%	1:150000
Zhang, Odeh e Han (2009)	TM, ETM +	3,4,5,6	LST, NDVI, NDBI	Correlação de 0,87 e 0,74; 0,29 e 0,07, p/ LST-NDBI e LSTNDBI	1:600000 e 1:150000
Liu e Zhang (2011)	TM, Aster	7 TM, L1A Aster	LST, NDVI, NDBI, UTFVI	Correlação de -0,41 e 0,71 para LSTNDVI e LST-NDBI; UTFVI extremos em < 0 e em > 0,02	1:600000; 1:150000; 1:450000
Lee et al. (2011)	TM, ETM +	3,4,5,6	BT e Class. Árvore de decisão com o uso de NDVI, NDWI, NDBI, NDBal	90% para água e área construída e relação direta entre BT e área construída	1:150000

### 2.1.1 Uso de índices físicos para extração de vegetação

O NDVI é o índice de vegetação mais amplamente usado no processamento de dados de satélite (MYNENI et al., 1995). Este explora as propriedades espectrais da vegetação de captar nos comprimentos de onda do visível, utilizando a energia para a fotossíntese e refletir fortemente no infravermelho próximo. Esse índice pode ser um estimador da radiação usada dentro do processo da fotossíntese que ocorre na vegetação, assim como das variações sazonais e interanuais ligadas à mesma (STOCKLI e VIDALE, 2004). Uma de suas características é a resposta às mudanças na quantidade de biomassa verde, conteúdo de clorofila e estresse por água (LIANG, 2004), facilitando na estimativa de colheita agrícola e precipitação em áreas semi-áridas. O NDVI é aplicado em numerosos estudos regionais e globais para avaliar o estado da vegetação, seu sucesso (apesar dos efeitos atmosféricos e degradação radiométrica nas bandas do vermelho e infravermelho próximo) reside na normalização, a qual reduz os efeitos de degradação da calibração do sensor (BANNARI, MORIN e BONN, 1995). Huete et al. (1997), aplicaram o índice NDVI em conjunto com *Soil and Atmospherically Resistant Vegetation Index* (SARVI) e concluíram que, no monitoramento da vegetação, o NDVI é mais sensível à fração da radiação fotossinteticamente ativa absorvida, enquanto o SARVI é mais sensível a parâmetros tais como índice de área foliar e morfologia das folhas.

Outra aplicação do NDVI foi realizada por Batista, Shimabukuro e Lawrence (1997) que aplicaram os dados de NDVI do sensor AVHRR/NOAA

para estimar a descarga dos rios e a precipitação anual na Amazônia, concluindo que o uso deste índice é apropriado e com grande potencial para monitorar a vegetação, mesmo em ecossistemas muito úmidos como o da região amazônica.

O trabalho de Moura et al. (2009), teve como objetivo analisar o comportamento inter anual de tipologias vegetais usando NDVI e *Enhanced Vegetation Index* (EVI) do sensor MODIS e verificar sua relação com o balanço hídrico. Este trabalho concluiu que a inserção de dados referentes ao balanço hídrico junto aos índices, permitiu uma compreensão mais adequada da dinâmica dos diferentes tipos de cobertura vegetal.

### **2.1.2 Uso de índices físicos para extração de áreas alagadas**

Uma das formas de detectar informações de alvos aquáticos ou que apresentem uma quantidade relativa de água em sua porção externa, como nas copas das árvores em épocas de alta pluviometria, é através da aplicação do índice NDWI. Criado por Gao (1996), este índice propõe uma complementação aos resultados obtidos pelo NDVI, detectando vegetação com níveis de absorção de água consideráveis, solos úmidos, e áreas alagadas.

Uma das aplicações deste método, está presente no trabalho de Jackson et al. (2004) que teve por finalidade observar a variação temporal do comportamento de culturas agrícolas, como milho e soja, com teor de água

presente, utilizando imagens TM do satélite LANDSAT-5, em um período de dois meses aproximadamente.

Outra utilização deste índice está presente no artigo de Gu et al. (2007), onde os dados foram analisados para avaliação de pastagem seca dentro da região central dos Estados Unidos. Os resultados iniciais mostraram fortes relações entre NDVI, NDWI em condições secas. Os valores de NDWI exibiram uma resposta mais rápida às condições de seca do que NDVI. A análise revelou que a combinação de informações dos canais visível, infravermelho próximo e infravermelho de ondas curtas têm maior sensibilidade para regiões secas.

As equações dos métodos utilizados nos artigos citados estão demonstradas abaixo:

$$NDVI = \frac{(\rho(TM4) - \rho(TM3))}{(\rho(TM4) + \rho(TM3))} \quad (2.1)$$

$$NDBI = \frac{(d(TM5) - d(TM4))}{(d(TM5) + d(TM4))} \quad (2.2)$$

$$NDWI = \frac{(\rho(TM4) - \rho(TM5))}{(\rho(TM4) + \rho(TM5))} \quad (2.3)$$

Onde  $\rho$  representa a radiância em unidades de reflectância, e  $d$  representa o número digital da respectiva banda.

### 2.1.3 Classificador Máxima Verossimilhança

O método da Máxima Verossimilhança (MAXVER) é o mais aplicado em Sensoriamento Remoto do ponto de vista estatístico. Este método é considerado paramétrico, pois envolve parâmetros (vetor média e matriz de covariância) da distribuição gaussiana multivariada, e definido como supervisionado, pois estima estes parâmetros através das amostras de treinamento (ERBERT, 2001).

O MAXVER considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis de cinza das classes, utilizando parâmetros estatísticos. A distribuição de valores de reflectância em uma área de estudo é descrita por uma função de densidade de probabilidade, desenvolvida com base na estatística Bayesiana. Este classificador avalia a probabilidade de um determinado pixel pertencer a uma categoria a qual ele tem maior probabilidade de associação (INPE, 2002).

Com os parâmetros utilizados por este método, é possível calcular a probabilidade estatística de um dado valor de pixel pertencer a uma classe particular de cobertura da terra (LILLESAND; KIEFER; CHIPMAN, 2007).

Segundo Estehman e Czaplewski (1998), o algoritmo MAXVER pode ser expresso pela formulação abaixo (Equação 2.4).

$$P_c = [-0,5 \log_e(Det(V_c))] - [0,5(X - M_c)^T (V_c)^{-1} (X - M_c)] \quad (2.4)$$

Em que,  $P_c$  é a probabilidade de o vetor  $X$  ser assinalado;  $V_c$  a matriz de covariância da classe  $c$  contemplando todas as bandas;  $Det(V_c)$  é o

determinante da matriz de covariância  $V_c$ ;  $X$  o vetor de medidas dos pixels desconhecidos;  $Mc$  vetor das médias para cada classe  $c$ ; e  $T$  é a matriz transposta.

O diagrama exibido na Figura 2.1 exemplifica o método de classificação MAXVER mostrando que, pelo fato da distribuição dos valores de reflectância em uma amostra de treinamento ser descrita por uma função de densidade de probabilidade, este método tende a expor resultados mais acurados. Desta forma os pixels 1 e 2 serão corretamente classificados, sendo atribuídos para as categorias urbanização (u) e solo exposto (s).

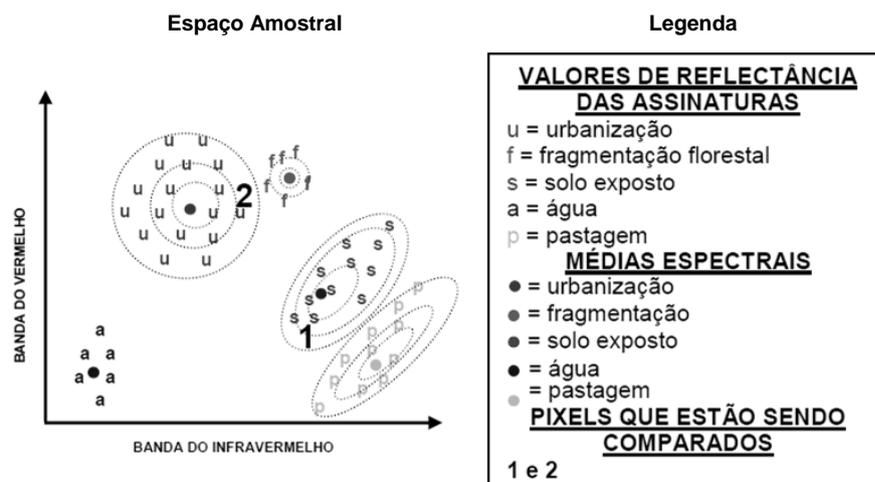


Figura 2.1 Esquema do classificador MAXVER (ESTEHRMAN e CZAPLEWSKI, 1998).

#### 2.1.4 Acurácia temática

Por meio de imagens de sensoriamento remoto (fotografias aéreas e imagens orbitais, principalmente), tem se elaborado mapas temáticos, tais

como mapas de vegetação, solo, geológicos, entre outros. O uso destes produtos para fins de confecção de mapas temáticos foram demonstrados, inicialmente, nos trabalhos de Hord e Brooner (1976); e Genderen e Lock (1977), salientando suas vantagens na elaboração dos mesmos, todavia, incluíram a necessidade de uma análise estatística com o objetivo de fornecer estimativas de suas respectivas acurácias temáticas.

De acordo com Foody, Warner e Nellis (2002), as matrizes de erros têm sido utilizadas para determinar a exatidão de mapas temáticos, as quais são constituídas por igual número de linhas e de colunas, e demonstra a comparação entre o resultado da classificação, visual ou digital, de um mapa temático e a verdade terrestre, informação de referência. A comparação é realizada de forma amostral, selecionando uma quantidade de pontos ou pixels de uma classe, ou tema, verificados em campo ou em mapas já confeccionados anteriormente (considerando como verdade terrestre), para comprovar ou não a atribuição correta destes pixels para a classe analisada.

Após a formulação da matriz de erros é possível, de diversas formas, estimar a exatidão temática de um mapa. Uma das maneiras é através da estimação do parâmetro Kappa ( $\hat{k}$ ), utilizado como medida de concordância entre o mapa e a referência adotada como verdade terrestre, para estimar a exatidão. Com isso, sendo a referência a verdade terrestre (com visitas de campo), o valor de Kappa expressa a concordância entre a classificação e a realidade encontrada no local de estudo. Caso a referência seja outro mapa temático, o parâmetro Kappa será a medida de concordância entre os dois

mapas temáticos, como pode ser visto no trabalho de Pflugmacher et al. (2011).

### **2.1.5 Análise estatística**

A avaliação qualitativa da classificação aplicada na imagem, pode apresentar-se satisfatória quanto à análise visual, porém, não é suficiente quando se deseja avaliar corretamente o resultado desta técnica. Assim, foram escolhidos parâmetros estatísticos com a finalidade de avaliar o resultado da classificação, ou seja, foi aplicada uma avaliação quantitativa para reforçar a análise visual. Para esta análise utilizou-se o cálculo do coeficiente Kappa ( $\hat{k}$ ), como principal informante sobre discrepâncias ou similaridades entre os produtos cartográficos.

### **2.1.6 A estatística Kappa ( $\hat{k}$ )**

De acordo com Foody, Warner e Nellis (2002) este método é um dos mais aplicados em avaliações de resultados de classificações de imagens orbitais ou fotografias aéreas, devido principalmente pela boa resposta quanto à comparação entre as classificações e a verdade terrestre.

A partir do trabalho de Congalton e Mead (1983), a aplicação da estatística Kappa foi difundida nas linhas de pesquisa em Sensoriamento

Remoto, com a finalidade de verificar similaridades entre fotografias aéreas classificadas e verdade terrestre, e também comparações entre diferentes classificações de fotografias aéreas. A exemplo desta difusão pode-se verificar nos trabalhos de Boschetti, Flasse e Brivio (2004) e Liu et al. (2007).

Para o cálculo de Kappa é necessário construir a matriz de confusão que exhibe a quantificação de acertos e erros quanto à classificação realizada para cada alvo, sendo expostos os valores de verdade do terreno como colunas e a classificação nas linhas (JUNIOR e BACANI, 2011). A Tabela 2.2 mostra a disposição dos dados em uma matriz de confusão com valores aleatórios, como exemplo.

Tabela 2.2 – Matriz de confusão.

	REFERÊNCIA				
	CLASSE A	CLASSE B	CLASSE C	Total	Inclusão (%)
CLASSE A	30	1	2	33	9,09
CLASSE B	2	52	3	57	8,77
CLASSE C	3	4	41	48	14,58
Total	35	57	46	138	
Omissão (%)	14,28571	8,77193	10,86957		

Após a construção da matriz de confusão, torna-se possível o cálculo de Kappa, por meio da Equação 2.5, demonstrada em Junior e Bacani (2011), e inicialmente apresentada em Cohen (1960).

$$\hat{k} = \frac{n \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}} \quad (2.5)$$

Onde,  $n$  é o tamanho da amostra;  $r$  é o número de alvos;  $x_{ii}$  são os valores apresentados na diagonal principal da matriz;  $x_{i+}$  são os valores totais apresentados nas linhas; e  $x_{+i}$  os valores totais apresentados nas colunas. Para o exemplo na Tabela 1, estes valores são:  $n=138$ ;  $r=3$ ;  $x_{11}=30$ ,  $x_{22}=52$  e  $x_{33}=41$ ;  $x_{1+}=33$ ,  $x_{2+}=57$  e  $x_{3+}=48$ ;  $x_{+1}=35$ ,  $x_{+2}=57$  e  $x_{+3}=46$ .

O maior valor para o coeficiente Kappa é referente a uma classificação perfeita, e onde, a matriz de confusão será representada apenas por elementos da diagonal principal. Neste caso tem-se que  $\sum_{i=1}^r x_{ii} = n$  e na Equação 2.6 (SOUTO, 2003), o cálculo de Kappa será dado por:

$$\hat{k} = \frac{n^2 - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}} = 1 \quad (2.6)$$

Com isso o maior valor a ser descrito por Kappa é  $\hat{k}=1$ , porém quando todos os pontos forem incorretamente classificados, têm-se o caso oposto, de menor valor para Kappa.

$$\hat{k} = \frac{- \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}}$$

De acordo com Hudson e Ramm (1987), dividindo o numerador e denominador por  $\sum_{i=1}^r x_{i+}x_{+i}$ , resulta em:

$$\hat{k} = \frac{-1}{\left( \frac{n^2}{\sum_{i=1}^r x_{i+}x_{+i}} - 1 \right)} \quad (2.7)$$

Quando o denominador alcançar seu valor mínimo, o valor estimado de Kappa terá seu menor valor negativo, quando a razão  $\frac{n^2}{\sum_{i=1}^r x_{i+}x_{+i}}$  for mínima.

Assim esta razão será reescrita por:

$$g(x, y) = \frac{\left( \sum_{i=1}^r x \right)^2}{\left( \sum_{i=1}^r xy \right)} \quad (2.8)$$

No qual  $x = x_{i+}$  e  $y = x_{+i}$  com  $\sum_{i=1}^r x = n$ .

Por meio do cálculo diferencial, tem-se que a função  $g(x,y)$  demonstra os extremos valores (mínimo e máximo) quando as derivadas parciais em relação a  $x$  e  $y$  são iguais a zero (HUDSON e RAMM, 1987). Ou seja, quando

$$\frac{\partial g(x, y)}{\partial x} = 0 \text{ e } \frac{\partial g(x, y)}{\partial y} = 0$$

Assim, necessita-se efetuar uma derivada parcial, pois  $\sum_{i=1}^r x = \sum_{i=1}^r y$ .

Sendo a derivada parcial de  $g(x,y)$  é dada por:

$$\frac{\partial g(x, y)}{\partial x} = \frac{\sum x [2\sum xy - (\sum x)(\sum y)]}{(\sum xy)^2} = 0$$

A função  $g(x,y)$  terá valor mínimo, quando acontecer:

$$2\sum xy - (\sum x)(\sum y) = 0$$

$$2\sum xy = (\sum x)(\sum y)$$

$$2\sum xy = nn$$

$$2\sum xy = n^2 \tag{2.9}$$

Substituindo a Equação 2.9 na equação 2.7, tem-se:

$$\hat{k} = \frac{-1}{\left(\frac{2\sum xy}{\sum xy} - 1\right)} = \frac{-1}{(2-1)} = -1$$

Assim, o menor valor possível do coeficiente Kappa é  $\hat{k} = -1$ .

Para auxiliar a interpretação dos valores de acurácia das classificações, foram utilizados como limiares dos índices Kappa, os intervalos definidos por Landis e Koch (1977), conforme Tabela 2.3.

Tabela 2.3 Limiares de Kappa

Valor de Kappa	Interpretação do Resultado
≤ 0,00	Péssima
0,01 a 0,20	Ruim
0,21 a 0,40	Razoável
0,41 a 0,60	Boa
0,61 a 0,80	Muito Boa
0,81 a 1,00	Excelente

### 2.1.7 O índice de Exatidão Global

A exatidão global é calculada dividindo a soma da diagonal principal da matriz de erros  $x_{ii}$ , pelo número total de amostras coletadas  $n$ , ou seja (FIGUEIREDO e VIEIRA, 2007):

$$G = \frac{\sum_{i=1} x_{ii}}{n} \quad (2.10)$$

### 2.1.8 TESTE Z

Com o objetivo de fazer uma comparação entre o desempenho de dois resultados de um coeficiente de avaliação da classificação, foi realizado um teste de significância entre os dois, sendo estes independentes, Congalton e Mead (1983) sugerem a equação:

$$Z = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_2}{\sqrt{\hat{\sigma}_{K1} + \hat{\sigma}_{K2}}} \quad (2.11)$$

Onde Z é o valor de Z calculado,  $\hat{K}_1$  a estimativa do coeficiente Kappa da primeira classificação;  $\hat{K}_2$  a estimativa do coeficiente Kappa da segunda classificação;  $\hat{\sigma}_{K1}$  a estimativa da variância do Kappa na primeira classificação;  $\hat{\sigma}_{K2}$  a estimativa da variância do Kappa na segunda classificação.

Para o cálculo da variância baseou-se em Bishop, Fienberg e Holland. (1975), citado em Hudson e Ramm (1987), aplicando-se a Equação 2.12:

$$\hat{\sigma}_K = \frac{1}{n} \left[ \frac{\theta_1(1-\theta_1)}{(1-\theta_2)^2} + \frac{2(1-\theta_1)(2\theta_1\theta_2 - \theta_3)}{(1-\theta_2)^3} + \frac{(1-\theta_1)^2(\theta_4 - 4\theta_2^2)}{(1-\theta_2)^4} \right] \quad (2.12)$$

Em que:

$$\theta_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c x_{ii};$$

$$\theta_2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^c x_{i+} x_{+i};$$

$$\theta_3 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^c x_{ii} (x_{i+} + x_{+i}), \text{ e}$$

$$\theta_4 = \frac{1}{n^3} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c x_{ij} (x_{j+} + x_{+j})^2$$

Após os cálculos, o valor de Z para o teste foi utilizado a 5% de probabilidade, possibilitando concluir se as duas classificações apresentaram diferenças significativas ou não.

## **2.2 Espaços de cores RGB e IHS**

Um espaço de cores é definido como um sistema tridimensional de coordenadas, onde os eixos referem-se as cores primárias. Neste sistema, a quantidade de cor primária necessária para reproduzir uma determinada cor, é atribuída a um valor sobre o eixo correspondente (FOLEY et al., 1990).

### **2.2.3 RGB**

Este espaço de cores é baseado nas cores primárias: vermelho, verde e azul - *red*, *green* e *blue*, em inglês - RGB. A soma dessas três cores, em pares, resulta nas cores ciano (verde + azul), magenta (vermelho + azul) e amarelo (vermelho + verde), que vem a ser as cores subtrativas, deste modo denominadas, pois as cores aditivas são obtidas através destas, pela subtração da cor branco por um par de cores subtrativas.

O espaço de cores utilizadas em impressoras coloridas utiliza as cores ciano, magenta, amarelo e preto, que são cores subtrativas. Este sistema impõe uma fidelidade quanto a qualidade de impressão das cores exibidas no monitor (o qual é apresentado em cores do sistema RGB).

Segundo Souto (2003) o cubo mostrado na Figura 2.2 ilustra esquematicamente o espaço de cores RGB. Os valores sobre os eixos R, G e B, variam de 0 a 1, ou seja, normalizados. Os vértices do cubo representam as cores aditivas primárias e secundárias, a exceção dos vértices referentes ao preto e ao branco, em cuja a diagonal que os liga estão localizados os tons de cinza. Sobre as arestas do cubo, diz-se localizarem as cores saturadas neste espaço de cores. As cores saturadas ou totalmente puras não são produzidas no sistema RGB.

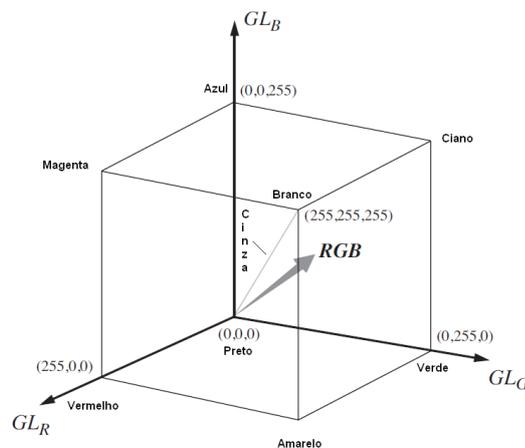


Figura 2.2 Ilustração do sistema RGB (Adaptada de SCHOWENGERDT, 2007).

## 2.2.4 IHS

Nos espaços de cores RGB, os (eixos) representam uma quantização da energia, referente aos comprimentos de onda respectivos às cores primárias.

Qualquer ponto interior ao espaço de cores representa uma cor, que é resultado da combinação das três cores primárias (FOLEY et al., 1990).

Esta cor por sua vez, dependendo dos valores dos componentes escolhidos, terá uma intensidade (brilho) associada, uma quantidade de luz branca que determina a sua saturação e uma cor predominante a qual chama-se matiz. A partir destes três atributos, é possível igualmente construir uma representação espacial que para a mesma cor obtida pelo espaço de cores, esta representação espacial é o espaço de atributos de cores (SOUTO, 2003).

Pode-se definir o espaço de atributos (Figura 2.3) como um sistema de coordenadas cilíndricas ( $r, \varphi, z$ ), onde em seu eixo vertical situam-se os valores de intensidade (componente intensidade é o eixo  $z$ ). O valor de saturação corresponde ao raio (componente saturação é o eixo  $r$ ) e o ângulo  $\varphi$  corresponde ao valor de matiz da cor (componente matiz é o eixo  $\varphi$ ).

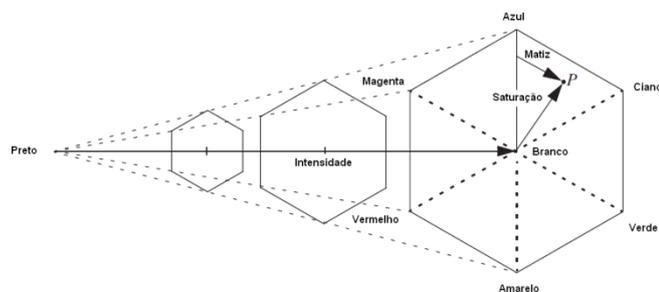


Figura 2.3 Ilustração do sistema IHS (Adaptada de SCHOWENGERDT, 2007).

O modelo de cores IHS representa uma determinada cor em termos do matiz ( $H$ , *hue*), saturação ( $S$ , *saturation*) e intensidade ( $I$ , *intensity*). Geometricamente falando, a combinação dos parâmetros citados resulta em um espaço de cores tridimensionais que corresponde a uma estrutura piramidal

de três lados. Os componentes da representação RGB (*Red*, *Blue*, *Green*) podem ser convertidos para o modelo IHS de acordo com a formulação matemática abaixo (Equações 2.13, 2.14 e 2.15). Maiores detalhes em Pedrini e Schwartz (2008):

$$H = \frac{\arccos\left[\frac{(R - G) + (R - B)}{2\sqrt{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]}}\right]}{2\sqrt{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]}} \quad (2.13)$$

$$S = 1 - \frac{3 \min(R, G, B)}{(R + G + B)} \quad (2.14)$$

$$I = \frac{(R + G + B)}{3} \quad (2.15)$$

### 2.3 Radiância espectral

Os alvos na superfície da Terra refletem a radiação emitida pelo Sol, que é registrada por um sensor orbital em formato de um Número Digital (ND). Contudo, a relação entre a reflectância e o ND é influenciada pela transparência atmosférica e características do sensor. Um meio de diminuir esses efeitos é a calibração radiométrica, que favorece uma relação mais fiel dos números digitais e a reflectância dos alvos (FOODY, WARNER e NELLIS, 2009).

A conversão dos dados digitais ND em radiância espectral é realizado pela calibração radiométrica, processo que é aplicado em função das constantes de calibração dos sensores utilizados, para este trabalho *Thematic Mapper* (TM) do LANDSAT-5. Uma das definições para radiância espectral é que, representa a energia emitida pelo elemento de área projetado na direção do sensor por unidade de tempo, por ângulo sólido e por comprimento de onda ( $J.s^{-1}.m^{-2}.sr^{-1} . \mu.m^{-1}$ ) (SCHOWENGERDT, 2007).

De acordo com Chander e Markham (2003), a radiância espectral pode ser calculada a partir da Equação 2.16. A formatação  $(x,y)$  nas equações que se seguem, condiz que determinada variável que é calculada em todos os pixels da imagem. Assim,  $L_{\lambda(x,y)}$  é a radiância espectral calculada em cada pixel da imagem.

$$L_{\lambda(x,y)} = L_{\min} + \frac{L_{\max} - L_{\min}}{255} ND_{\lambda(x,y)} \quad (2.16)$$

Onde:  $L_{\lambda}$  é a radiância espectral em cada pixel ( $W.m^{-2} . \mu m^{-1} . sr^{-1}$ );  $L_{\min}$  e  $L_{\max}$  são os coeficientes de calibração do sensor ( $W.m^{-2} . \mu m^{-1} . sr^{-1}$ ) e ND é o número digital.

Os valores de  $L_{\min}$  e  $L_{\max}$  são os níveis de saturação do sensor, correspondentes à máxima e à mínima radiância. Estes valores podem ser obtidos nas calibrações de pré-lançamento através das medições das radiâncias mínimas e máximas para cada banda. Todavia, esses valores sofrem alterações devido ao desgaste dos sensores de medição ao longo do tempo. Logo, aplicam-se calibrações pós-lançamento para o ajuste destas

constantes. Para as bandas do sensor TM, LANDSAT-5, os coeficientes de calibração serão retirados de Chander e Markham (2003), mostrados na Tabela 2.4.

Tabela 2.4 Bandas sensor TM e suas constantes de calibração. Irradiância solar exo-atmosférica (ESUN) e coeficiente de peso ( $\omega_\lambda$ ) para cada banda. (Adaptado de Chander e Markham (2003)).

Banda	$\omega_\lambda$	Comprimento de onda	ESUN	$L_{min}$	$L_{max}$
1(Azul)	0,293	0,45 – 0,52	1957	-1,52	193,0
2(Verde)	0,274	0,52 – 0,60	1829	-2,84	365,0
3(Vermelho)	0,233	0,63 – 0,69	1557	-1,17	264,0
4(IV Próximo)	0,157	0,76 – 0,90	1047	-1,51	221,0
5(IV Médio)	0,033	1,55 – 1,75	219,3	-0,37	30,2
6(IV Termal)	-	10,4 – 12,5	-	1,2378	15,303
7(IV Médio)	0,011	2,08 – 2,35	74,52	-0,15	16,5

## 2.4 Reflectância espectral

A refletividade espectral é calculada após a obtenção da radiação espectral, tal processo pode ser conceituado como a razão entre a radiação solar refletida pela superfície e a incidente (SCHOWENGERDT, 2007). Ainda neste autor a refletividade da superfície é dada pela Equação 2.17:

$$\rho_{\lambda(x,y)} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda(x,y)}}{ESUN_\lambda \cdot \cos \theta \cdot dr} \quad (2.17)$$

Onde:  $\rho_\lambda$  é a reflectância da superfície em cada pixel;  $L_\lambda$  é a radiância espectral em cada pixel;  $ESUN_\lambda$  é a irradiância solar exo-atmosférica média para cada banda;  $\theta$  é o ângulo solar zenital, obtido por meio do ângulo de elevação solar ( $\beta$ ), expresso na Equação 2.18 e demonstrado na Figura 2.4.

$$\cos \theta = \cos\left(\frac{\pi}{2} - \beta\right) \quad (2.18)$$

Em que  $dr$  é o inverso do quadrado da distância relativa Terra-Sol, de acordo com a Equação 2.19 (IQBAL, 1983). O argumento  $\left(\frac{2\pi \cdot d_n}{365}\right)$  está em radianos, sendo  $d_n$  o número de dias do ano.

$$dr = 1 + 0,033 \cos\left(\frac{2\pi \cdot d_n}{365}\right) \quad (2.19)$$

A figura 2.4 mostra um esboço dos ângulos designados nas equações.

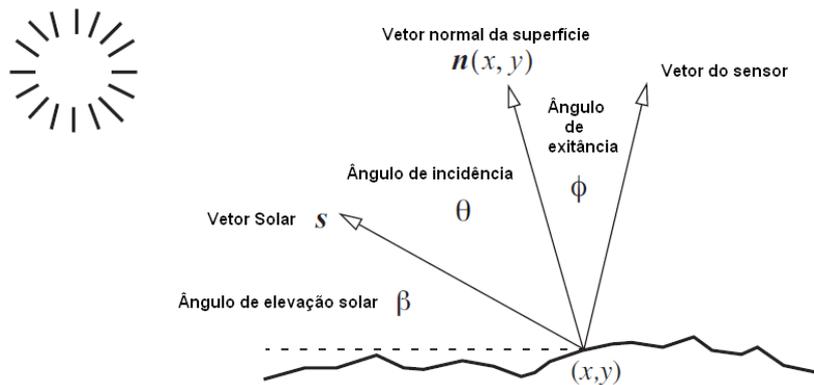


Figura 2.4 Reflectância da superfície e ângulos formados (adaptada de SCHOWENGERDT, 2007).

### 3. MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo tem por finalidade descrever os processos envolvidos nesta pesquisa, e expor os materiais necessários para que ela fosse realizada. Mostrando a importância e a necessidade do uso destes recursos para este trabalho. Para uma melhor visão desta metodologia a Figura 3.1 mostra o fluxograma da pesquisa.

Neste fluxograma os dados de entrada são as duas imagens do sistema sensor TM LANDSAT 5 de março e setembro de 2011 coletadas depois de várias buscas com menor índice de nuvens possível. No pré-processamento foram definidas a área de estudo, aplicado contraste e correção geométrica. Em paralelo foram realizados os cálculos dos índices físicos e transformação RGB e IHS, tendo sido escolhidas seis composições, obtendo-se doze imagens de duas datas distintas (seis imagens para cada data). Em seguida foi aplicado o algoritmo MAXVER nas doze composições. Os resultados foram divididos em: visual (sendo expostas as principais características, similaridades e diferenças entre os produtos de cada classificação efetuada), e numérico, sendo necessária a análise dos índices Kappa e Exatidão Global como avaliadores estatísticos para as classificações das composições. Também foi utilizado o teste Z para verificar o quão discrepante ou semelhante estava o resultado de uma classificação de uma composição para a outra, e também a discrepância ou similaridade de valor estatístico entre elas, quanto à ordem de processamento das mesmas. Por fim, uma análise interpretativa gráfica dos resultados, e as conclusões e recomendações deste trabalho.

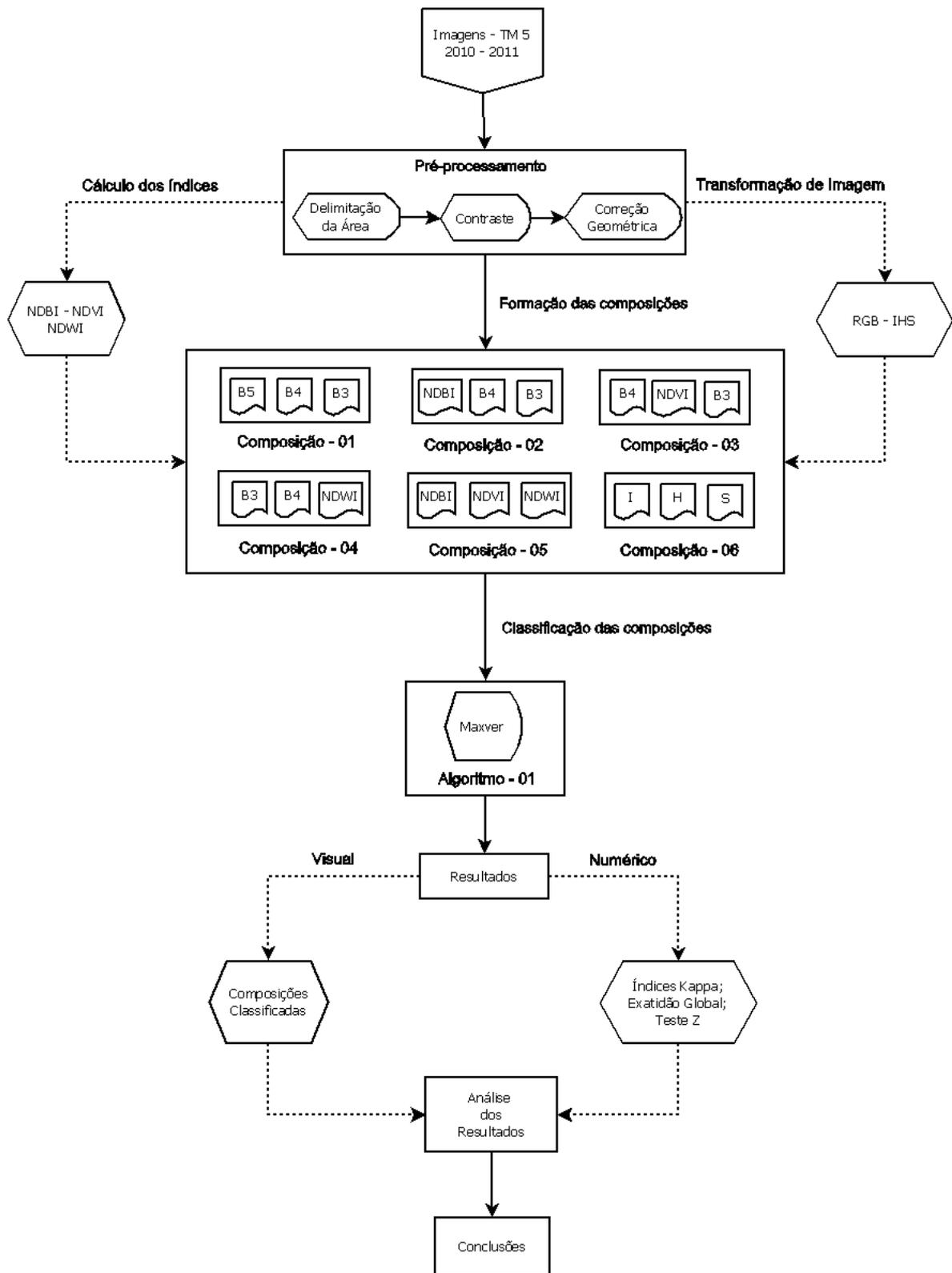


Figura 3.1 – Fluxograma da pesquisa.

## 3.1 Pré-processamento

### 3.1.1 Imagens

Esta pesquisa utilizou imagens de satélite, para o estudo de caracterização temática de áreas construídas, solo exposto, vegetação e água (alvos escolhidos), no entorno da Lagoa Olho d'água. Esta área engloba a região sul da cidade de Recife e parte de Jaboatão dos Guararapes.

Para a aplicação dos índices físicos para esta região, foram obtidas três imagens do sensor TM LANDSAT-5. Estas imagens foram obtidas junto ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), para a órbita/ponto 214/66 e correspondem aos anos de 2010 e 2011, com horário de imageamento aproximadamente às 12h. Os recortes das imagens foram realizados com a finalidade de permitir um melhor enfoque, nas áreas listadas no primeiro parágrafo. O enquadramento destas foi definido pelas seguintes coordenadas, superior esquerdo latitude N 9100000 m e longitude E 280000 m; canto inferior direito latitude N 9080000 m e longitude E 290000 m. Essas coordenadas serão referenciadas ao elipsóide de revolução *World Geodetic System* (WGS-84) e também utilizadas em sistemas de coordenadas Universal Transversa de Mercator (UTM). Estas imagens contêm resolução espacial de 30 m nas bandas de 1 a 5, e na banda 7, sendo a banda 6 com resolução espacial de 120 m. Onde foram aplicadas para o reconhecimento da área e utilização das

mesmas junto a uma análise de campo, e para uma classificação dos elementos da imagem (verdade terrestre).

Pretendia-se também utilizar uma imagem aérea a qual servirá de base para a qualificação dos resultados obtidos pelos classificadores, quanto a detecção e distinção dos alvos da superfície terrestre.

### **3.1.2 Correção geométrica das imagens**

O georreferenciamento ou correção geométrica de uma imagem é necessário para que se obtenha uma imagem posicionada corretamente no espaço, para isso foi realizada uma correção pelo método imagem-imagem. Para tal processo foram utilizados os mosaicos GeoCover 2000, que são derivados de imagens ETM+ do LANDSAT-7, os quais pode ser encontrados para download no endereço eletrônico <https://zulu.ssc.nasa.gov/mrsid/mrsid.pl>.

O mosaico GeoCover 2000 está no sistema de projeção UTM e Datum WGS-84. Para a construção deste foram utilizadas imagens ETM+ do Landsat 7, das bandas 7, 4, 2 e 8, obtidas entre 1999 e 2000. A resolução espacial inicial era de 28,5 ou 30 metros e foi melhorada para 14,5 metros, utilizando a banda 8 (pancromática).

A correção geométrica utilizando como imagem base o mosaico GeoCover 2000, tem como objetivo, identificar (na imagem base) pontos correlacionados (e de fácil visualização) com a imagem a ser georreferenciada, tais como cruzamentos de rodovias, pontes e interseções de rios, e

posteriormente corrigi-los a partir destas escolhas. Estas escolhas podem ser denominadas como Pontos de Controle (PC) e a boa distribuição destes por toda a imagem é de grande importância para o resultado final da correção geométrica. O grau do polinômio a ser utilizado é quem determina o número mínimo de PC. A conclusão deste processamento se dá na escolha do método para a reamostragem dos pixels na imagem, que pode ser realizadas pelos diversos métodos presente no software disponível para a pesquisa, para este trabalho utilizou-se o método do vizinho mais próximo, visando manter as características radiométricas da imagem original.

### **3.2 Uso do solo (verdade terrestre)**

Nesta pesquisa foi utilizado como referência para a verdade terrestre os dados apresentados no trabalho de Macedo (2010). Este trabalho contém informações sobre a área de estudo, obtidos por visitas de campo, o que torna consistente tomá-lo como referência sobre os alvos da região estudada.

### **3.3 Cálculo dos índices, transformação de imagens e seleção das composições**

Os índices físicos NDBI, NDVI e NDWI, foram calculados a partir das bandas 5, 4 e 3 do sensor TM LANDSAT-5, seguindo as Equações 1.1, 1.2 e 1.3 apresentadas no capítulo 2 deste trabalho. O software utilizado para o

cálculo foi o SPRING, que utilizou os valores de Ganho e Offset de 50 e 100, respectivamente, para que se obtivesse um melhor resultado para as representações dos três índices. Após estes procedimentos os índices formaram 4 composições diferentes em conjunto com 3 bandas do sensor TM.

O procedimento de transformação de imagens também foi realizado para que melhor entendesse o que ocorre em uma classificação, de uma imagem que originalmente estava no sistema RGB e foi transformada para o sistema IHS. Com isso foi efetuada a transformação RGB-IHS no software SPRING, a partir das 3 bandas do sensor TM, as bandas 5, 4 e 3.

As composições foram formadas com os resultados dos índices físicos e da transformação RGB-IHS. O objetivo foi misturar as diversas informações espectrais captadas pelos índices, pelas bandas do sensor TM e pelo sistema IHS, para que houvesse uma análise futura sobre as possíveis variações nos resultados das classificações. Foram escolhidas seis composições para serem classificadas, como mostra a Figura 3.1.

Nesta pesquisa foram classificadas 6 composições de cada imagem, e para cada imagem aplicou-se o algoritmo MAXVER, resultando em 12 imagens classificadas, as quais serão analisadas no capítulo 4.

### **3.4 Programas computacionais e computador utilizado**

Os programas computacionais utilizados nesta dissertação para processamento das imagens foram o SPRING versão 5.0.6 32 bits, ARCGIS versão 9.3 e QUANTUM GIS versão 1.7.4.

As características mínimas do computador notebook recomendadas para um rápido o processamento das imagens TM LANDSAT-5: Core i5, 2.3 GHz, 4 GB de RAM, HD 500 GB, 32 bits.

## **4 RESULTADOS E DISCUSSÕES**

Os resultados desta pesquisa seguiram o fluxo de atividades presentes na Figura 3.1. Através desta metodologia foi possível classificar as 12 composições formadas a partir das 3 bandas do sensor TM, dos índices físicos e da transformação IHS. O algoritmo de classificação usado foi o MAXVER, que possibilitou a análise visual das definições das classes através do uso deste método, a análise visual, e numérica por meio do cálculo dos índices Kappa, de Exatidão global e teste Z.

A análise visual caracteriza-se pela percepção das variações do comportamento espectral dos alvos, através da classificação pelo algoritmo, em cada composição utilizada, nas quais as classes foram definidas; senso também é denominada pela identificação das semelhanças e discrepâncias entre os mapeamentos, derivados das classificações das composições ao longo das 2 imagens estudadas. A partir da análise numérica pode-se perceber estatisticamente, o quanto a qualidade de cada classificação (determinada pelos índices Kappa, Exatidão global e teste Z) está variando para melhor ou pior com relação as outras composições.

### **4.1 Resultado visual**

As análises visuais expõem os resultados de todas as classificações para todas as composições pré-definidas na metodologia deste trabalho,

demonstrando as principais características, similaridades e diferenças entre os produtos de cada classificação efetuada. As classes temáticas escolhidas foram: água, solo nu, vegetação, solo urbano e nuvens/sombra. As Figuras 4.1 e 4.2 mostram todas as composições utilizadas nesta pesquisa para os meses de março e setembro, e as Figuras 4.3 e 4.4 mostram as classificações em pares com a composição RGB original.

As composições apresentadas nas Figuras 4.1 e 4.2, demonstram características destacáveis, como:

- Na NDBI-4-3, expôs uma distribuição visual onde os alvos água e urbano têm tons semelhantes, apesar de serem alvos com características diferentes. A vegetação é um alvo notável nesta composição;
- Na composição 5-NDVI-3, a vegetação é o alvo com maior destaque, devido ao uso de um forte índice físico (NDVI), contudo, os alvos nuvem e urbano, tendem a se confundirem e apresentaram tons de cores semelhantes;
- Na composição 5-4-NDWI, a água e vegetação foram apresentados em uma confusão de tons, e solo exposto com urbano, também foram distribuídos de forma desordenada quanto suas tonalidades na imagem;
- Na NDBI-NDVI-NDWI, a mistura de índices para a formação de uma composição, apresentou um bom tom visual para áreas com vegetação, porém nuvem e sombra se confundem em cores com solo exposto;
- A I-H-S, apresentou uma boa definição de cores para o alvo nuvem, e confusões entre o alvo urbano e a água.

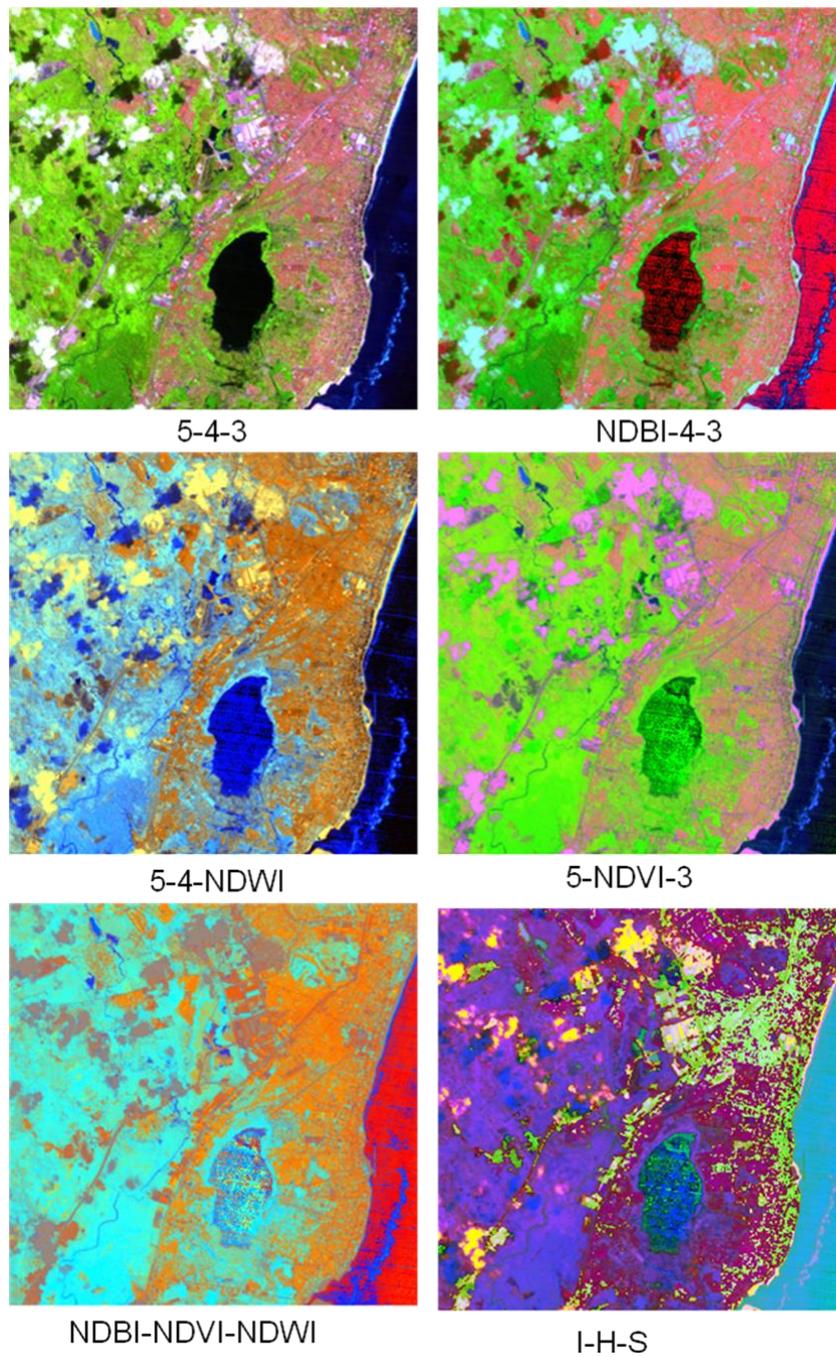


Figura 4.1 Todas as composições adotadas para a pesquisa para o mês de março.

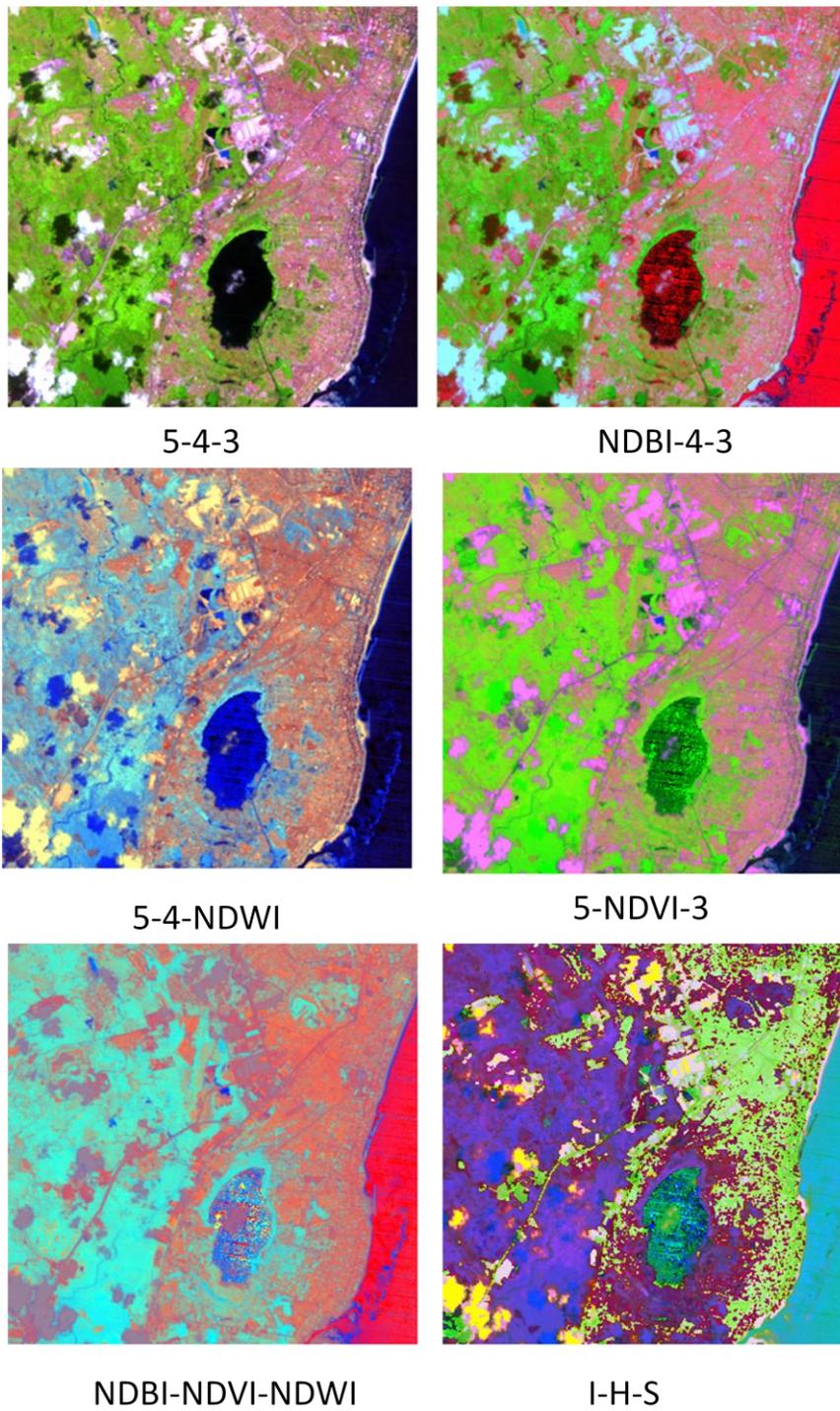
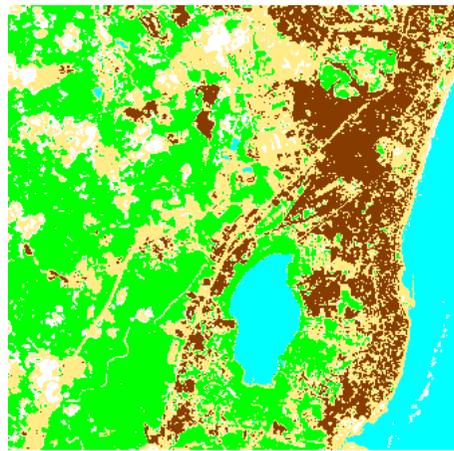


Figura 4.2 Todas as composições adotadas para a pesquisa para o mês de setembro.

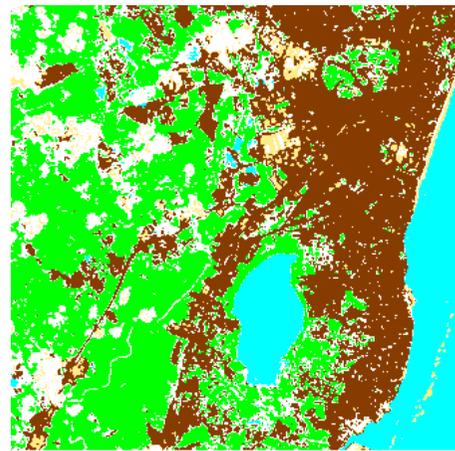




RGB



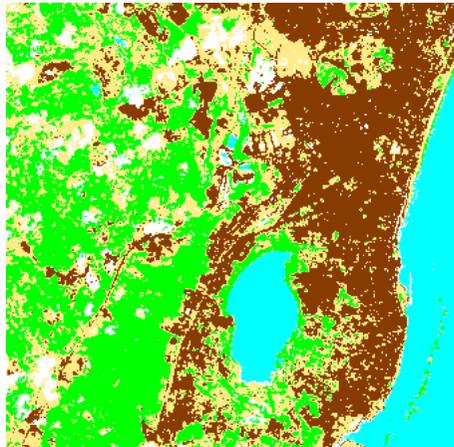
Maxver\_5-4-3



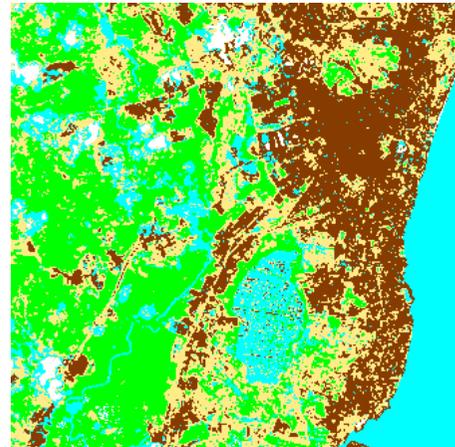
Maxver\_NDBI-4-3



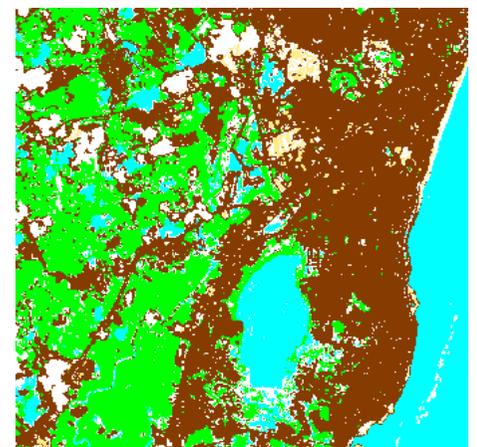
Maxver\_5-NDVI-3



Maxver\_5-4-NDWI



Maxver\_NDBI-NDVI-NDWI



Maxver\_I-H-S

Figura 4.3 Classificação das composições, março de 2011.

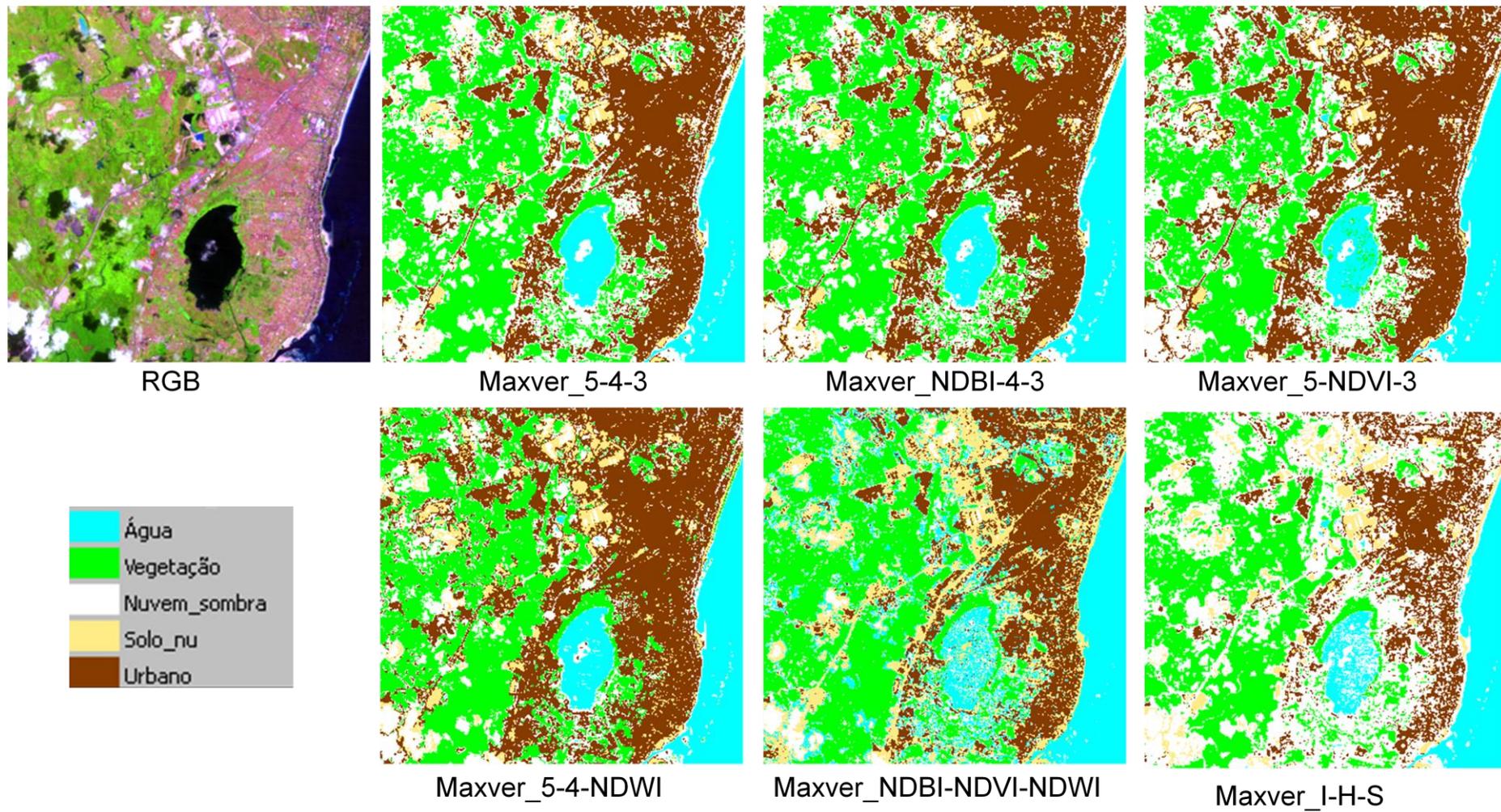
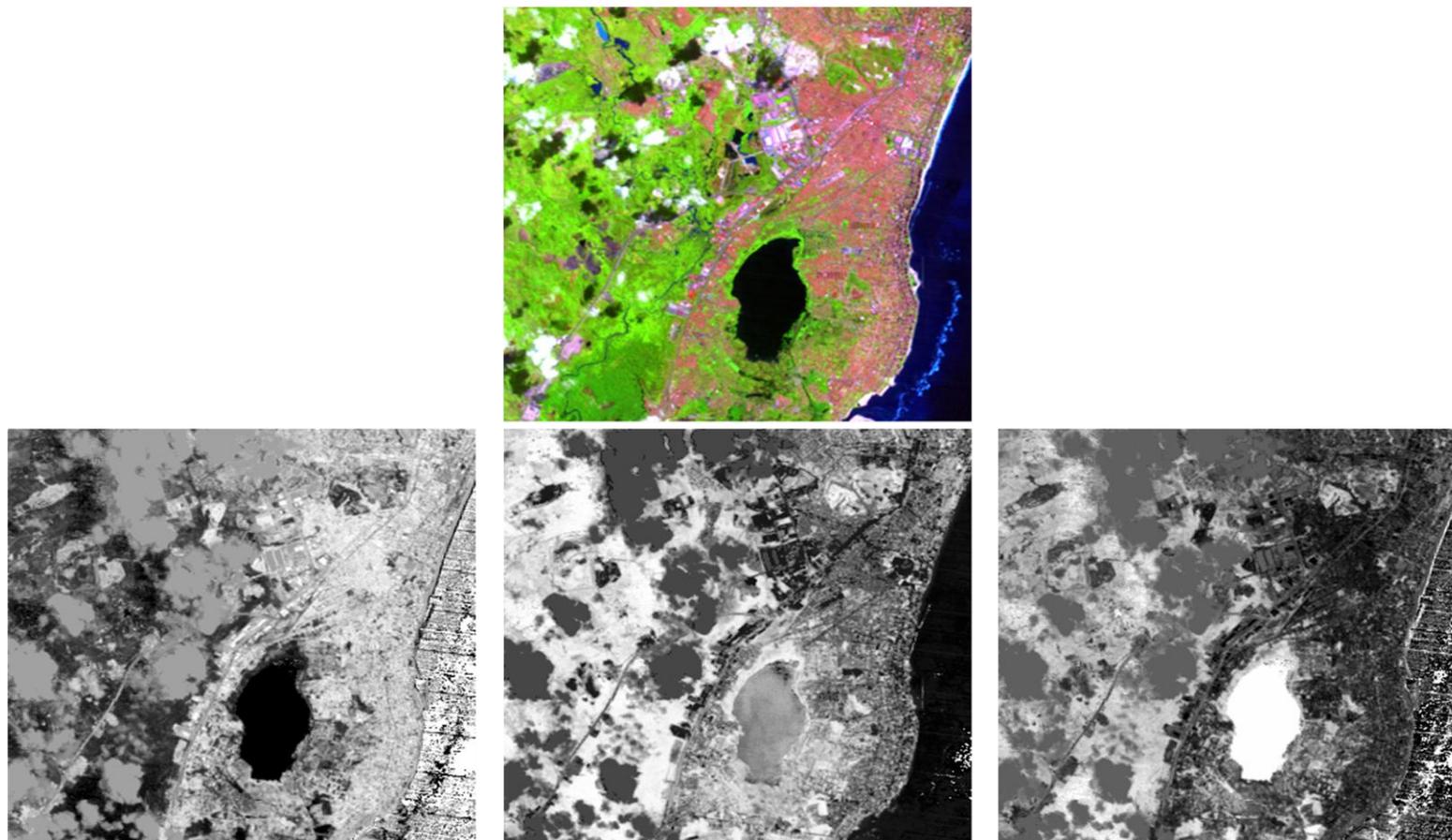


Figura 4.4 Classificação das composições, setembro de 2011.



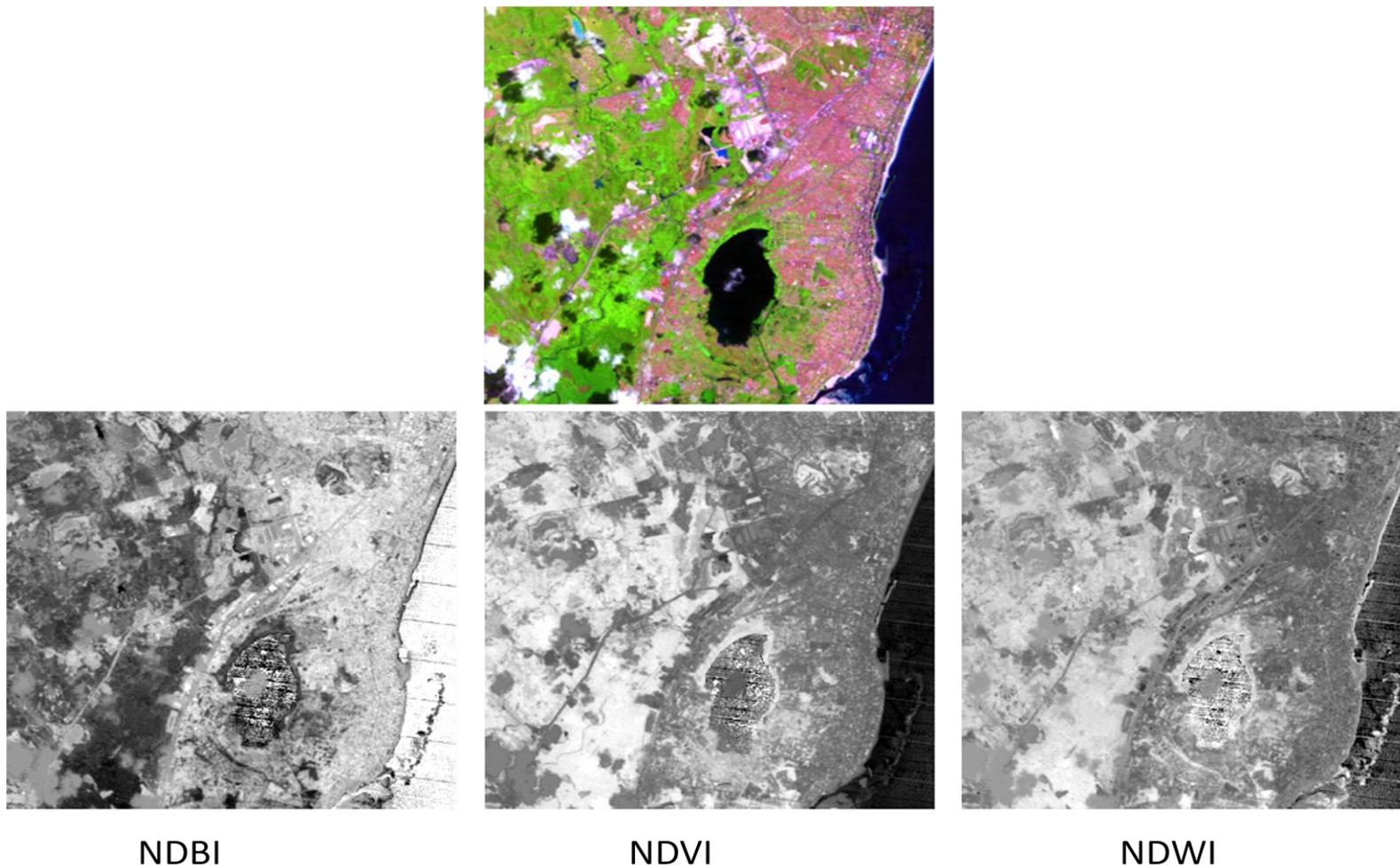
NDBI

NDVI

NDWI

(Índices Físicos – Março/2011)

Figura 4.5 Composição RGB e índices NDBI, NDVI e NDWI de março de 2011.



(Índices Físicos – Setembro/2011)

Figura 4.6 Composição RGB e índices NDBI, NDVI e NDWI de setembro de 2011.

As Figuras 4.5 e 4.6, mostram uma percepção individual de cada índice, comparado com a percepção dos alvos apresentados na composição 5-4-3. Esta exposição individual facilitou a visualização das principais características de cada índice físico. No NDBI os alvos aparecem de tal forma que os níveis de cinza são maiores em áreas urbanas, e menores em regiões alagadas, como na Lagoa Olho d'água, contudo, apresentando uma confusão na área em que está contida a presença do oceano.

Para o NDVI, seu principal destaque está nas áreas vegetadas, assim como no entorno da lagoa e em regiões onde a presença de vegetação está aparente. Ainda sobre este, a lagoa apresenta níveis de cinza elevados o que indicaria presença vegetal dentro da mesma.

Por fim, o índice físico NDWI mostrou que áreas alagadas, como a Lagoa Olho d'Água, se destacam, assim como áreas vegetais (possivelmente devido a presença de água nestes alvos).

## **4.2 Resultado numérico**

### **4.2.1 Índice Kappa e Exatidão Global**

Após aplicar o classificador Máxima Verossimilhança, os resultados foram avaliados pelos índices Kappa e Exatidão global. Os valores calculados são apresentados de forma gráfica, para uma melhor compreensão sobre os efeitos do classificador nas diferentes composições adotadas nesta pesquisa, e também para analisar possíveis variações significantes (destes valores) entre as datas escolhidas e em cada composição.

Os gráficos apresentados na Figura 4.7 mostram a distribuição dos valores calculados para os índices Kappa e Exatidão Global para as seis composições. Desta forma, percebe-se que as composições que mais se destacam quanto à avaliação destes índices, são as formadas por I-H-S e NDBI-4-3, para a primeira data avaliada (Março). Para a segunda data (setembro), as composições NDBI-4-3, 5-4-NDWI e I-H-S, foram as que mais se destacaram. Apesar de haver divergência quanto à avaliação de algumas composições nas duas datas apresentadas, há coerência quanto a maior valorização nas composições NDBI-4-3 e I-H-S. O que ocorre também na avaliação da composição padrão 5-4-3, que apesar de estar abaixo dos maiores valores na segunda data avaliada (setembro), seus valores estão acima de 0,9, nas duas datas apresentadas graficamente, significando um bom resultado (Figuras 4.7 e 4.8).

A composição NDBI-NDVI-NDWI, apresentou para ambas as datas avaliadas, valores de índices inferiores ao das demais composições, significando que apesar de estar acima de 0,8, resultado bom (Figuras 4.7 e 4.8), sua avaliação não é tão relevante quanto às demais composições escolhidas. Assim, tornando-a uma composição desnecessária para uso com o classificador Máxima Verossimilhança, pois não apresenta nenhuma contribuição perante a composição 5-4-3 e as anteriormente destacadas.

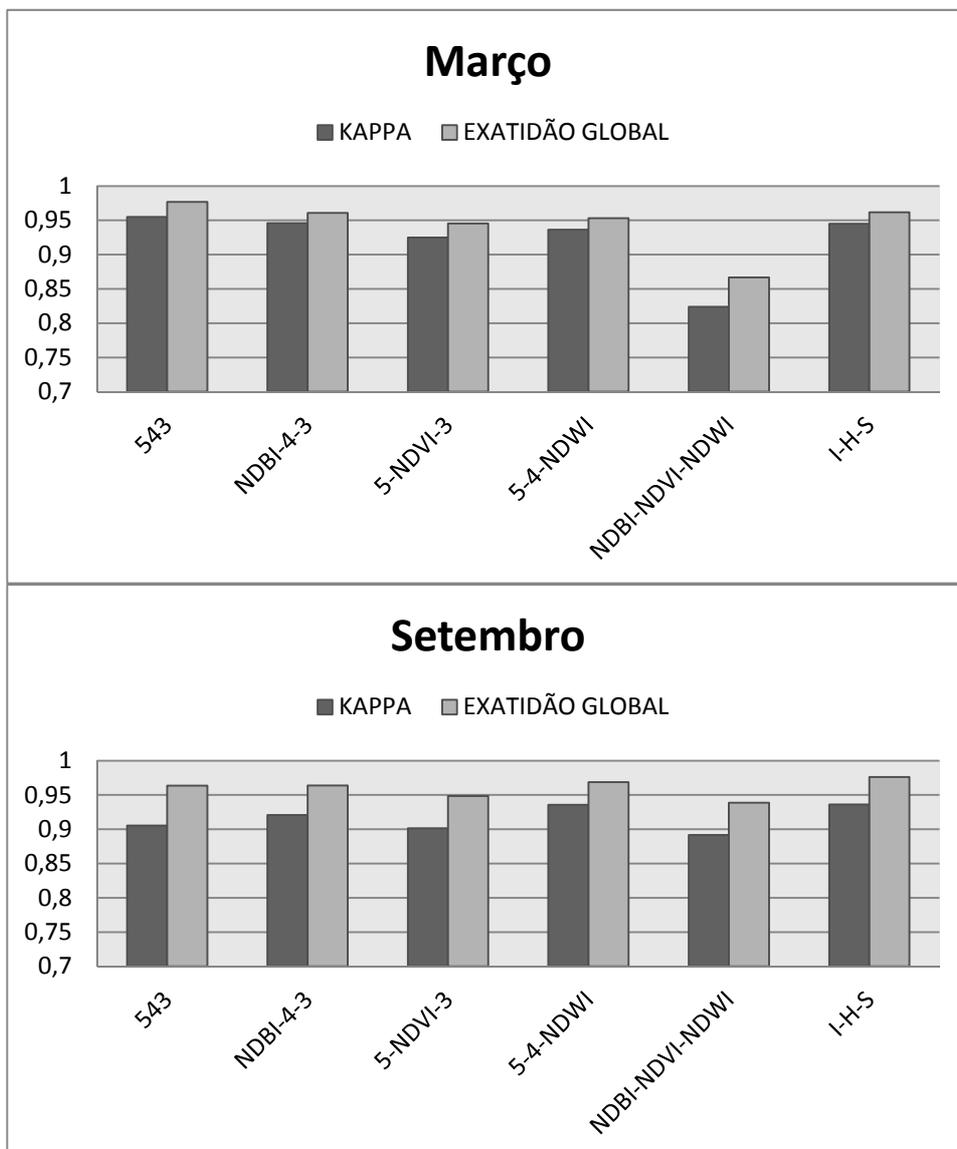


Figura 4.7 Valores de Kappa e Exatidão Global para os meses de março e setembro de 2011.

Os índices Kappa e Exatidão Global foram também analisados quanto a sua variação entre as datas escolhidas, o que é apresentado na Figura 4.8.

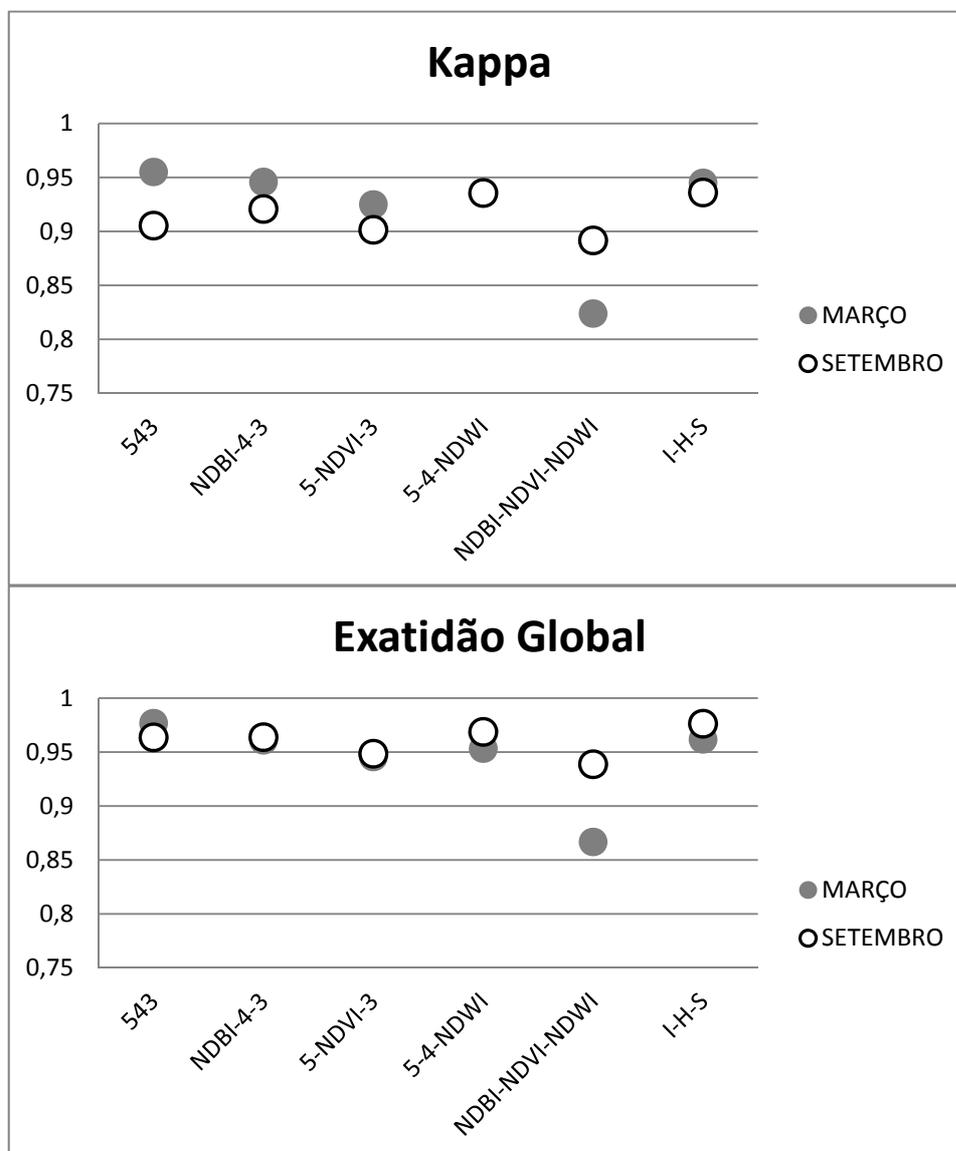


Figura 4.8 Variação dos valores de Kappa e Exatidão Global para os meses de março e setembro de 2011.

Desta forma, observa-se que as variações ocorrem principalmente para os valores de Kappa, enquanto os resultados referentes a Exatidão Global mantém uma variação menor. Para os valores de Kappa, as composições que apresentam menores variações entre as datas analisadas são, 5-4-NDWI e I-H-

S, e a de maior variação é NDBI-NDVI-NDWI. Entretanto, para os valores de Exatidão Global as menores variações são de NDBI-4-3 e 5-NDVI-3, e a maior variação é apresentada para a composição NDBI-NDVI-NDWI.

Esta variação impõe que, quanto maior seu valor de discrepância, menor é a relação entre a avaliação dos índices Kappa e Exatidão Global de uma composição analisada, ou seja, esta composição não é tão relevante a ser escolhida para um processo de classificação.

#### **4.2.2 TESTE Z**

Outra análise gráfica foi observada conforme os resultados obtidos pelo teste de avaliação da estimativa do valor de “Z”. Valor este, que apresenta numericamente a existência de concordância significativa entre duas classificações realizadas (nesta pesquisa) por duas composições diferentes.

A Figura 4.9 apresenta a exposição gráfica dos valores de “Z” para as seis composições. Os valores foram calculados de duas formas distintas, a primeira cuja legenda apresenta “1ª composição”, refere-se aos valores de “Z” calculados usando sempre o valor do Kappa da primeira composição (543) como referência, a ser comparado com os demais Kappas das composições seguintes. Observando que, quanto mais distante de zero for o valor de “Z”, significa que a concordância entre a classificação e a referência é melhor para a composição padrão 5-4-3 (valores positivos), e melhor para as demais composições quando os valores forem negativos.

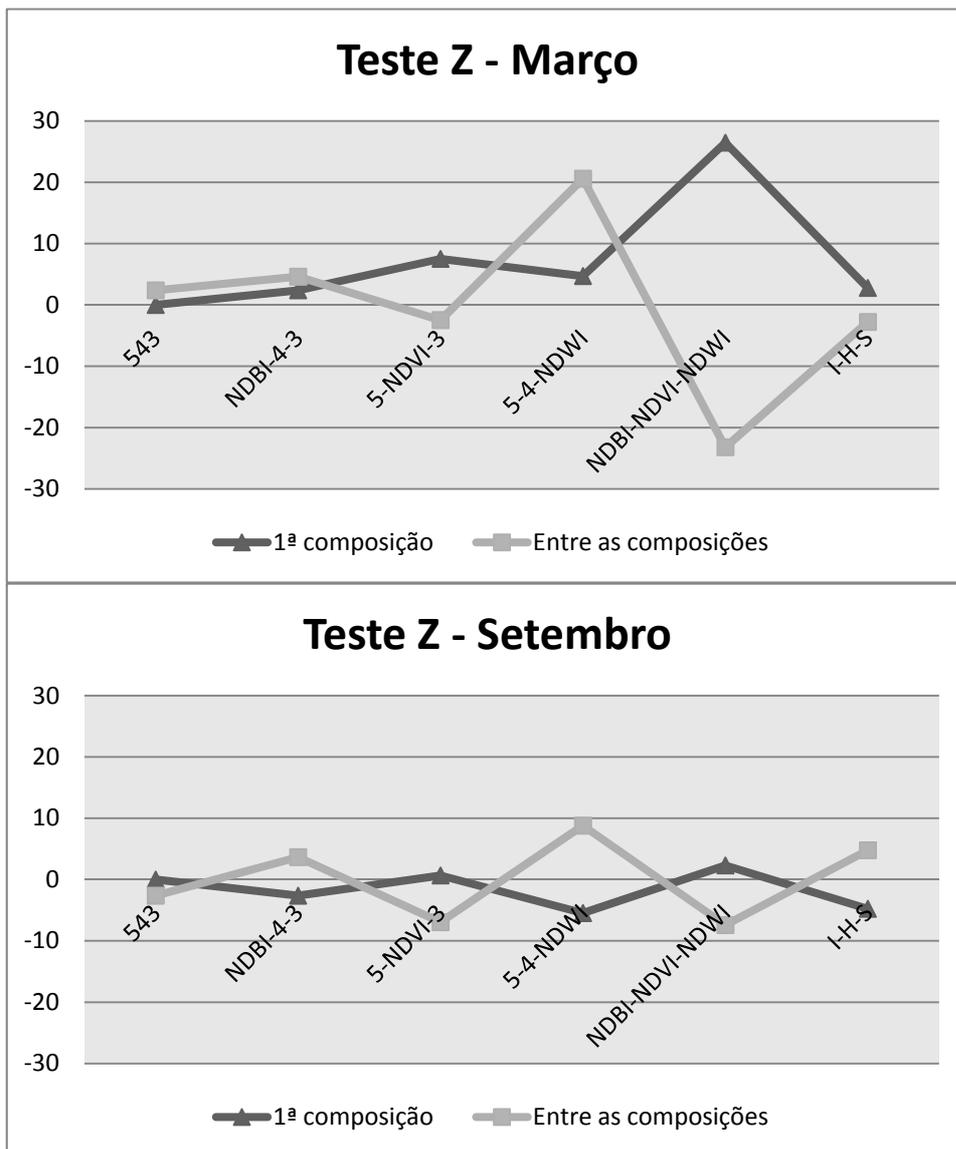


Figura 4.9 Valores de “Z” para os meses de março e setembro de 2011.

A segunda forma a qual a legenda é dita por “Entre as composições”, avaliou concordância entre classificação e a referência das composições entre si, porém com o critério de ordem de classificação, ou seja, avaliando em pares a partir de, composição 543 e NDBI-4-3, até a composição NDBI-NDVI-NDWI e I-H-S. Obtendo resultados positivos para concordâncias maiores nas primeiras composições, e conseqüentemente, resultados negativos para as composições que fecham os pares.

Estes resultados expostos graficamente mostram que para o primeiro mês analisado (março), perante a legenda “1ª composição”, as composições que apresentam valores de concordância mais próximos à composição padrão 543, são NDBI-4-3 e I-H-S. E a pior concordância é apresentada pela composição NDBI-NDVI-NDWI. Para o mesmo método de análise, todavia relacionado ao mês de setembro, o melhor valor de concordância foi da composição 5-NDVI-3, e o resultado que mais se distanciou da composição padrão 543, foi a composição formada por 5-4-NDWI. Mostrando que suas classificações seguiram padrões semelhantes aos encontrados na classificação da composição 543. Sendo a pior composição, ou seja, que apresentou a pior concordância entre a sua classificação e sua referência comparando-a ao resultado da composição 543.

Para a segunda forma de apresentação dos dados gráficos, com legenda “Entre as composições”, foram calculados com a finalidade de identificar uma possível tendência a valores menores de concordância na ordem cronológica das classificações. Desta forma as primeiras composições teriam valores melhores que as últimas composições classificadas.

Estes resultados mostraram que os piores resultados referem-se as composições 5-4-NDWI e NDBI-NDVI-NDWI, respectivamente 4ª e 5ª composições classificadas em cada uma das datas escolhidas. Contudo, a 6ª composição classificada, I-H-S, apresenta um bom resultado para ambas as datas (março e setembro), excluindo a ideia que a cronologia das classificações interfere nos resultados.

### 4.2.3 Avaliação dos dados numéricos

Os resultados decorrentes das análises gráficas, gerados a partir do cálculo dos índices Kappa, Exatidão global e teste Z, foram organizados em uma planilha para um melhor entendimento sobre a avaliação dada. E para determinar qual composição obteve o melhor e o pior comportamento diante da classificação através do algoritmo MAXVER.

Tabela 4.1 Avaliação dos dados numéricos

Avaliação	NDBI-4-3	5-NDVI-3	5-4-NDWI	NDBI-NDVI-NDWI	I-H-S
Kappa e Exatidão global (gráfico barra)/Março					
Kappa e Exatidão global (gráfico barra)/Setembro					
Varição de Kappa entre as datas (gráfico dispersão)					
Varição de Exatidão global entre as datas (gráfico dispersão)					
Teste Z ("1ª composição") / Março					
Teste Z ("1ª composição") / Setembro					
<b>COMPOSIÇÕES COM OS MELHORES RESULTADOS</b>					
-					
<b>COMPOSIÇÃO COM O PIOR RESULTADO</b>					
-					

Os resultados da Tabela 4.1 mostram em cor azul os melhores desempenhos em cada etapa de avaliação, e em cor vermelha as composições com piores resultados. Assim, as composições formadas por NDBI-4-3 e I-H-S mostram-se com os melhores níveis de avaliação de sua classificação,

enquanto a composição NDBI-NDVI-NDWI, apresentou resultados inferiores as demais composições nas avaliações realizadas.

### 4.3 Resultado numérico e visual

As melhores composições, de acordo com os resultados analisados e apresentados nas seções anteriores, mostram que a NDBI-4-3 e I-H-S, são as que mais se aproximam da classificação resultante da composição padrão 543.

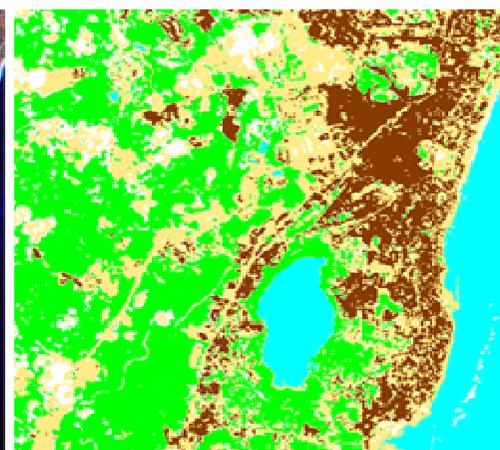
Desta forma, as composições em destaque se mostram como alternativas para resultados confiáveis, tal como a composição 543. Estes resultados foram colocados em pares e expondo seus desempenhos numéricos (Tabela 4.2), para uma melhor visualização dos alvos classificados em comparação a composição 543. As Figuras 4.7 e 4.8 mostram estes pares.

Tabela 4.2 Valores de Kappa e Exatidão Global dos melhores desempenhos.

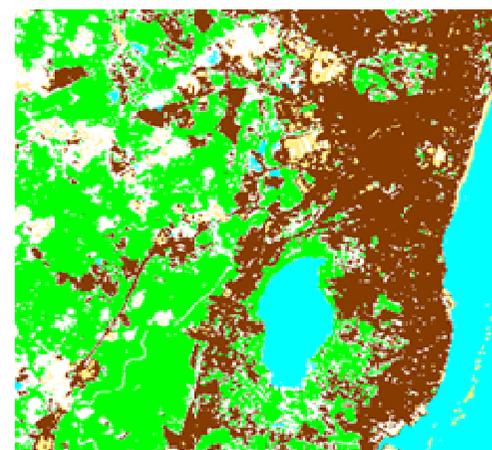
<b>Avaliação/ Composição</b>	<b>NDBI-4-3</b>	<b>I-H-S</b>
<b>KAPPA - MARÇO</b>	0.94	0.94
<b>KAPPA - SETEMBRO</b>	0.92	0.93
<b>EX. GLOBAL - MARÇO</b>	0.96	0.96
<b>EX. GLOBAL - SETEMBRO</b>	0.96	0.97



RGB



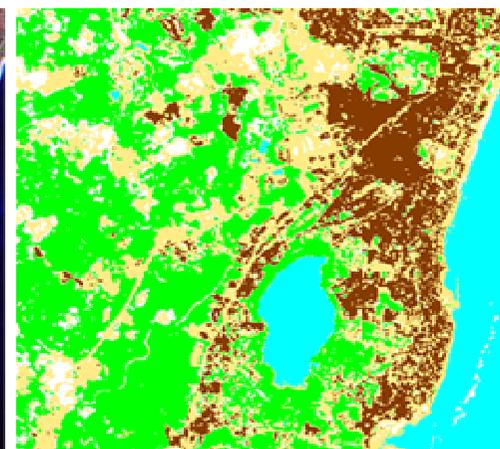
Maxver\_5-4-3



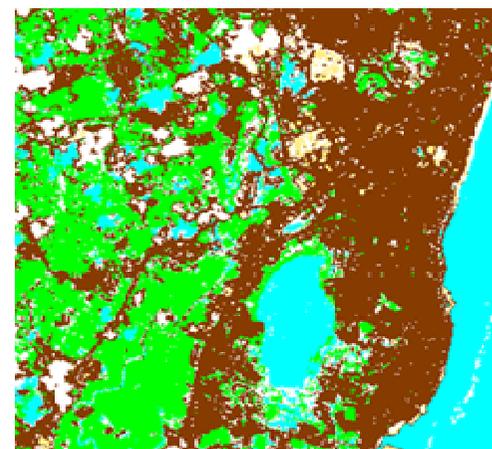
Maxver\_NDBI-4-3



RGB

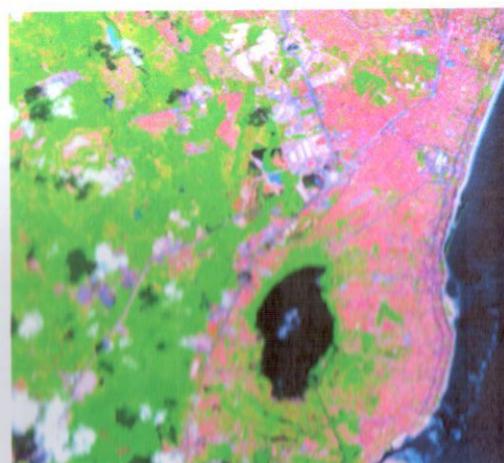
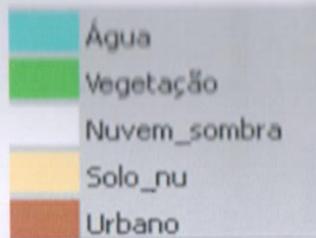


Maxver\_5-4-3

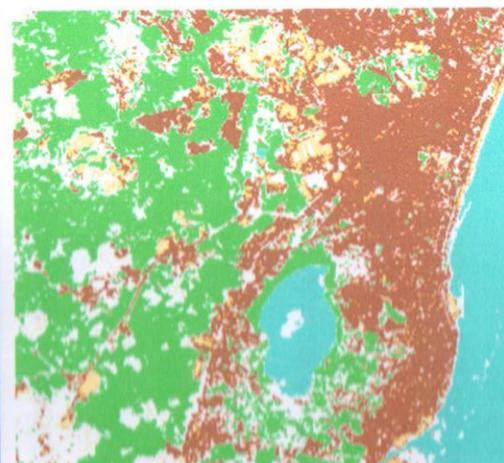


Maxver\_I-H-S

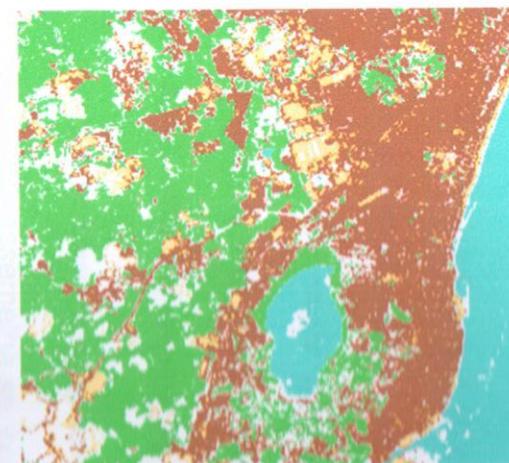
Figura 4.10 Melhores composições para Março de 2011



RGB



Maxver\_5-4-3



Maxver\_NDBI-4-3



RGB



Maxver\_5-4-3



Maxver\_I-H-S

Figura 4.11 Melhores composições para Setembro de 2011.

Através da Figura 4.10 com as melhores composições para o mês de março, pode-se observar que os alvos com maior abrangência na imagem, ou seja, que representam um maior número de pixels, foram classificados de maneira bem aproximada da imagem de referência na composição 5-4-3. Os alvos em destaque são: água, urbano e vegetação.

Para as composições referentes ao mês de setembro, Figura 4.11, a formação de NDBI-4-3 assemelha-se com a composição padrão 5-4-3, porém a I-H-S, se afasta da referência 5-4-3 por causa, principalmente, das confusões espectrais entre os alvos nuvem ou sombra, os alvos urbanos e água. Contudo, apesar desta composição I-H-S apresentar esta confusão, ela representa um resultado satisfatório e complementar, quanto a sua referência, a composição 5-4-3.

#### **4.3.1 Índices físicos e confusão dos alvos**

A princípio esperava-se que os índices físicos unidos às bandas do sistema sensor TM do LANDSAT-5 para a formação de novas composições, resultasse em desempenhos satisfatórios perante as composições convencionais. Contudo, entre as quatro composições formadas com estes índices, apenas uma obteve destaque sobre as demais. Ainda nesta linha, a composição NDBI-NDVI-NDWI, utilizando os três índices abordados nesta pesquisa, demonstrou o pior resultado entre as composições estudadas. Denominando assim, nas condições abordadas neste trabalho, que o uso de índices (apenas) para a formação de uma composição não

melhora o desempenho da classificação, devido a confusão gerada entre os alvos, o que dificulta a compreensão da distribuição espacial dos mesmos.

Para uma melhor visualização da confusão causada pelos índices, as Figura 4.12 e 4.13 mostram os gráficos, com os valores de cada classe, para os três índices, nas duas diferentes datas.

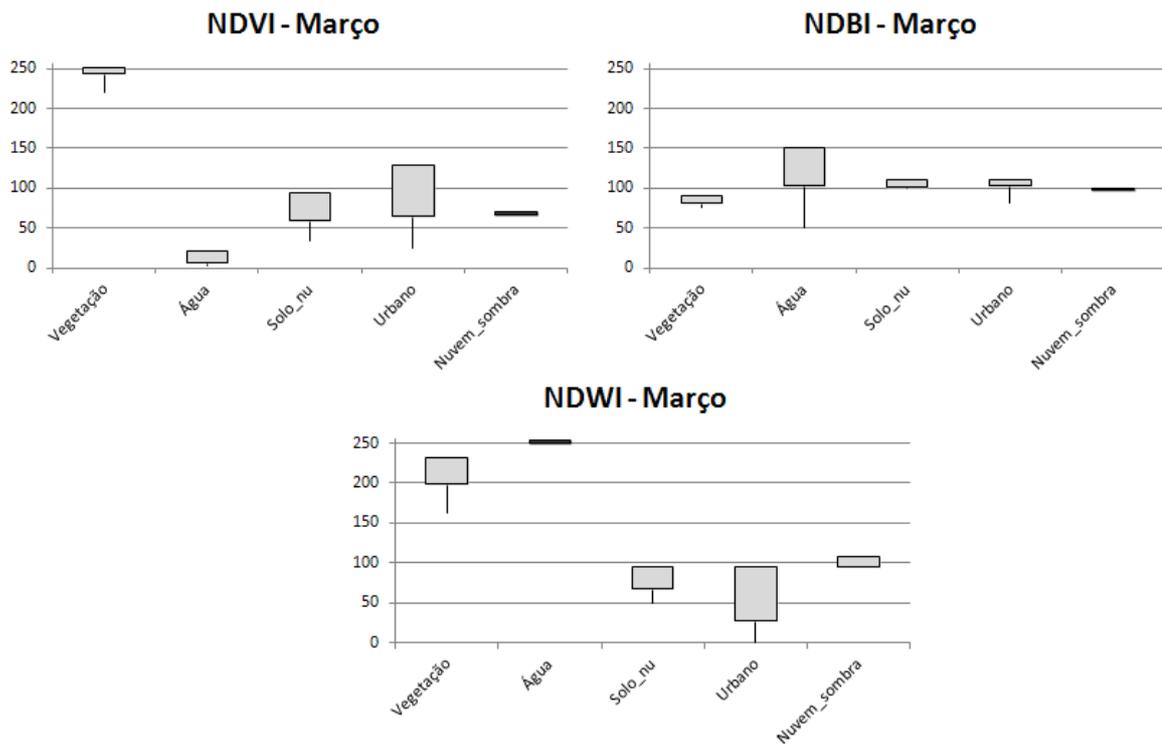


Figura 4.12 Gráficos dos índices NDVI, NDBI e NDWI para o mês de março.

Através dos gráficos, nota-se que as classes vegetação e água não sofrem influência de outras classes, assim sem confusão espectral. Todavia, as classes solo nu, área urbana e nuvem sombra, se confundem. A classe nuvem sombra apresenta valores inseridos também nas classes, urbano e solo nu, o que dificulta sua classificação. Desta forma, vegetação e água são os alvos em maior destaques, devido a apresentarem valores isolados, o que ajuda na identificação.

As classes vistas no gráfico de NDBI, também apresentam forte confusão, principalmente, solo nu, urbano e nuvem sombra. A classe água exibe valores fora dos intervalos das outras classes, o que pode diminuir a confusão. O que também ocorre com a classe de área urbana, que apresenta parte de seu intervalo fora dos valores das classes nuvem sombra e solo nu, o que pode ter realçado a classe área urbana, condicionando em uma menor confusão para este alvo.

Os intervalos das classes no gráfico do índice NDWI, expõem a confusão entre as classes área urbana e solo nu, enquanto as classes vegetação, água e nuvem sombra, mostram valores isolados, melhorando sua visualização.

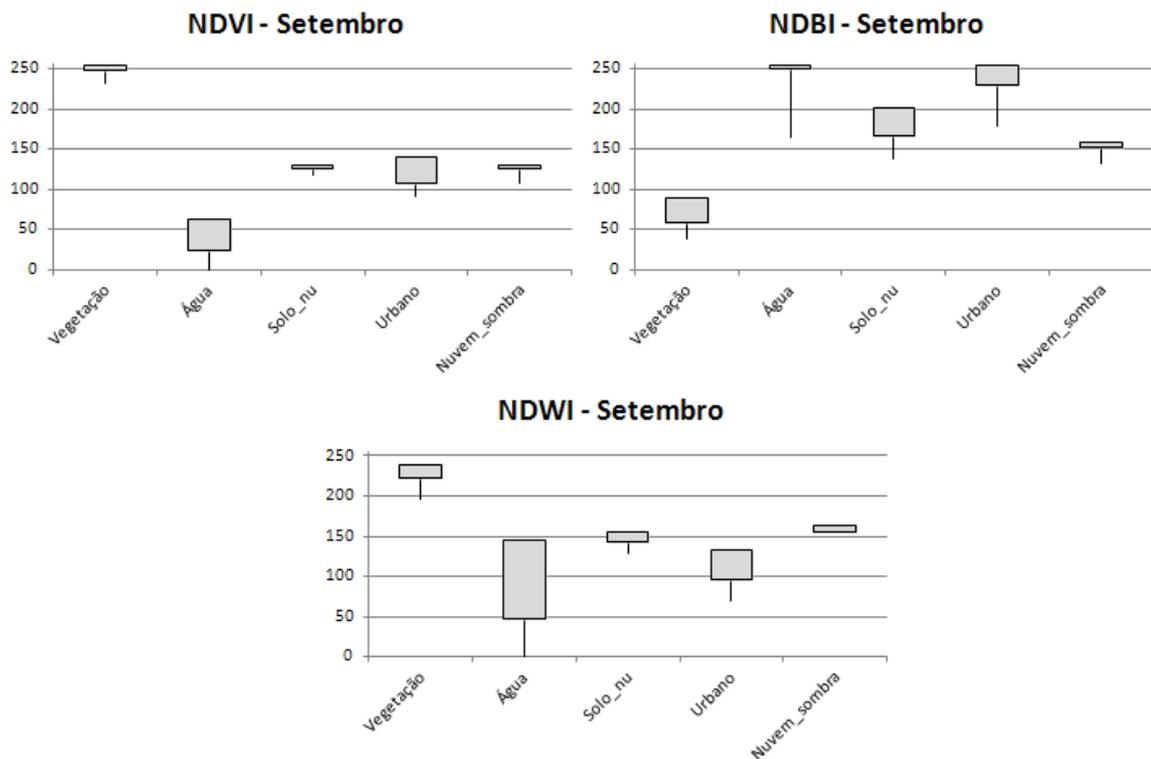


Figura 4.13 Gráficos dos índices NDVI, NDBI e NDWI para o mês de Setembro.

Os alvos com menor confusão para os resultados do índice NDVI, foram vegetação e água. As demais classes mostraram confusão entre si, principalmente

para solo nu e nuvem sombra, onde seus intervalos estão inseridos na classe área urbana.

Para o índice NDBI, ocorre confusão principalmente entre os alvos, água e urbano e solo nu e nuvem sombra.

A classe vegetação não apresentou confusão com as outras.

No resultado referente ao mês de setembro, para o índice NDWI, as classes vegetação e nuvem sombra, não apresentaram confusão, com seus intervalos diferentes dos demais. Contudo, a classe água apresentou confusão com os solos nu e urbano.

Estas confusões explicam o porque de menores valores nas avaliações pelos índices Kappa e Exatidão global, quando a composição é formada por um ou mais índices. Desta forma, quanto maior for a quantidade de índice em uma composição, menor será a qualidade de sua classificação, devido a confusão entre as classes.

## 5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Com base nos resultados obtidos, foi possível concluir que:

- A metodologia proposta nesta pesquisa para avaliar a classificação temática de novas composições, se mostrou adequada, apresentando bons resultados nos avaliadores estatísticos, Kappa, Exatidão Global e Teste Z;

- A aplicação de apenas um algoritmo de classificação de imagens, Máxima Verossimilhança, foi suficiente para analisar semelhanças e discrepâncias entre as composições escolhidas nesta pesquisa;

- Para uma boa interpretação dos resultados, faz-se necessário o cálculo de acurácia (resultados numéricos), para cada uma das composições classificadas, e também a análise visual, pois os resultados apresentados nos gráficos e tabelas devem ser verificados de forma visual.

- O uso de índices físicos na formação de composições, para classificação de imagens, usando-os nos três canais RGB para a formação da composição, aumenta a confusão espectral dos alvos classificados, piorando o desempenho do algoritmo aplicado;

- O índice NDBI, usado na formação da composição NDBI-4-3, foi o que mais se destacou entre os índices físicos utilizados na pesquisa. Esta composição obteve um dos melhores valores de acurácia temática e similaridade com a composição padrão 5-4-3 (composição de referência);

- O processo de transformação de imagem, RGB – IHS, também representou um aumento na qualidade da classificação, quando comparada a composição de

referência 5-4-3. A composição formada por I-H-S apresentou similaridades com a composição 5-4-3;

- A uso de índices físicos, apenas, para a formação de uma composição, tal qual a formada por NDBI-NDVI-NDWI, apresentou as menores similaridades quanto aos valores de classificação calculados. Conseqüentemente, conclui-se que esta foi a composição menos relevante, dentre as aplicadas nesta pesquisa;

- As demais composições, 5-NDVI-3 e 5-4-NDWI, apresentou resultados sem destaques quando comparados a composição de referência 5-4-3.

Estes testes e investigações são importantes para pesquisas teóricas e aplicações sobre avaliação da precisão temática do mapeamento do uso e ocupação do solo na escala de 1:150000, podendo ser usado para atualização de cartas topográficas do Mapeamento Sistemático do Sistema Cartográfico Nacional, além de atualização de mapas temáticos em inúmeras pesquisas interdisciplinares

Como recomendação tem-se que seria importante gerar esta mesma metodologia com a classificação não supervisionada (k-média e isoseg) e comparar estes resultados com os obtidos nesta dissertação. O software ENVI, por exemplo, permite definir regiões de interesse, gerar as classificações, gerar a matriz de confusão e a estatística Kappa tanto para a classificação supervisionada quanto a não supervisionada.

Outra recomendação é usar imagens com maior resolução espectral e espacial para avaliar o comportamento dos índices físicos e classificadores automáticos e supervisionados.

## REFERÊNCIAS

BANNARI, A.; MORIN, D.; BONN, F. **A review of vegetation indices.** *Remote Sensing Reviews*, Taylor & Francis, Sherbrooke, Canadá, v. 13, n. 1, p. 95–120, 1995.

BATISTA, G. T.; SHIMABUKURO, Y. E.; LAWRENCE, W. T. **The long-term monitoring of vegetation cover in the Amazonian region of northern Brazil using NOAAVHRR data.** *International Journal of Remote Sensing*, Taylor & Francis, College Park, EUA, v. 18, n. 15, p. 3195–3210, 1997.

BISHOP, Y. M. M.; FIENBERG, S. E.; HOLLAND, P. W. **Discrete Multivariate Analysis Theory and Practice.** *MIT Press*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 557 p. 1975.

BOSCHETTI, L.; FLASSE, S. P.; BRIVIO, P. A. **Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products: The Pareto Boundary.** *Remote Sensing of Environment*, v.91, p. 280–292, 2004.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. **Revised landsat-5 tm radiometric calibration procedures and postcalibration dynamic ranges.** *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, v. 41, n. 11, p. 2674 – 2677. 2003.

CHEN, X.; ZHAO, H.; LI, P.; YI, Z. **Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes.** *Remote Sensing of Environment*, Elsevier, v. 104, n. 2, p. 133–146, 2006.

COHEN, J. **A coefficient of agreement for nominal scales.** *Educational and psychological measurement*, v.20, n.1, p.37-46, 1960.

CONGALTON, R. G.; ODERWALD, R. G.; MEAD, R. G. **Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate statistical techniques.** *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49(12): 1671-1678, 1983.

CONGALTON, R. G.; MEAD, R. A. **A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation.** *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.49, n.1, p.69-74, 1983.

CPRM. **Projeto Diagnóstico do Meio Físico da Bacia Lagoa Olho D'Água.** Recife: CPRM/PMJG, 1997. 94p.

ERBERT, M. **Uso da análise discriminante regularizada (RDA) no reconhecimento de padrões em imagens digitais hiperespectral de sensoriamento remoto.** 2001. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2001. 118p.

ESTEHRMAN, S. V.; CZAPLEWSKI, L. **Design and Analysis for Thematic Map Accuracy Assessment: Fundamental Principles.** *Remote Sensing of Environment*, v. 64, p. 331-344. 1998.

FIGUEIREDO, G. C.; VIEIRA, C. A. O. **Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto.** Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril 2007, INPE, p. 5755-5762.

FOLEY, J. D.; VAN DAM, A.; FEINER, S.; HUGHES, J. F. **Computer graphics: principles and practice.** Publisher: Addison-Wesley, 1990. 1174p.

FOODY, G.; WARNER, T.; NELLIS, M. **The SAGE handbook of remote sensing.** Publisher: Sage Publications Ltd, 2002. 568p.

GAO, B. **Ndwi a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space.** *Remote Sensing of Environment*, v. 58, n. 3, p. 257 – 266, 1996. ISSN 0034-4257.

GENDEREN, J. L.; LOCK, B. F. **Testing Land-use map accuracy.** *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43(9): 1135-1137, 1977.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image processing.** [S.l.]: Reading, Massachusetts: Addison-Wesley, 1992. 716p.

GU, Y.; BROWN, J.; VERDIN, J. P.; WARDLOW, B. **A five-year analysis of modis ndvi and ndwi for grassland drought assessment over the central great plains of the united states.** *Geophysical research letters*, v. 34, p. 6407–6413, 2007.

HE, C.; SHI, P.; XIE, D.; ZHAO, Y. **Improving the normalized difference built-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach.** *Remote Sensing Letters*, v. 1, n. 4, p. 213–221, 2010. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161.2010.481681>>.

HORD, R. M.; BROONER, W. **Land-use map accuracy criteria.** *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 42(5): 671-677, 1976.

HUDSON, W. D.; RAMM, C.W. **Correct formulation of the Kappa coefficient of agreement.** *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 53(4): 421-422, 1987.

HUETE, A.; LIU, H.; BATCHILY, K.; VAN LEEUWEN, W. **A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS.** *Remote Sensing of Environment*, Elsevier Science, Tucson, EUA, v. 59, n. 3, p. 440–451, 1997.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Sistema de processamento de informações georreferenciadas: SPRING.** São José dos Campos: INPE/DPI, 2002. 117p.

IQBAL, M. **An introduction to solar radiation.** Publisher: Academic Press, 1983. 390p.

JACKSON, T. J.; CHEN, D.; COSH, M.; LI, F.; ANDERSON, M.; WALTHALL, C.; DORIASWAMY, P.; HUNT, E. **Vegetation water content mapping using landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans**. *Remote Sensing of Environment*, v. 92, n. 4, p. 475 – 482, 2004.

JENSEN, J. **Remote sensing of the environment: an earth resource perspective**. Prentice Hall, 2007. 608p.

JIANJUN, J.; JIE, Z.; HONG'AN, W.; LI, A.; HAILONG, Z.; LI, Z.; JUN, X. **Land cover changes in the rural-urban interaction of xian region using landsat tm/etm data**. *Journal of Geographical Sciences*, Science China Press, co-published with Springer, v. 15, p. 423–430, 2005.

JONES, H.; VAUGHAN, R. **Remote sensing of vegetation: principles, techniques, and applications**. Oxford University Press, 2010. 400p. ISBN 9780199207794.

JUNIOR, C. A. S.; BACANI, V. M. **Aplicação de diferentes métodos de classificação supervisionada de imagem landsat-5/tm na identificação de cana-de-açúcar**. Curitiba: *Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR*, XV, p. 85–92, 2011.

LANDIS, J. R.; KOCK, G. G. **The measurement of observer agreement for categorical data**. *Biometrics*, v.33, n.1, p.159-174, 1977.

LEE, L.; CHEN, L.; WANG, X.; ZHAO, J. **Use of landsat tm/etm+ data to analyze urban heat island and its relationship with land use/cover change**. *International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering – RSETE*, p. 922 - 927, 2011. Nanjing.

LIANG, S. **Quantitative remote sensing of land surfaces**. Hoboken, EUA: Wiley-Interscience, 2004. 534p.

LILLESAND, T.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. **Remote sensing and image interpretation**. 6<sup>th</sup> Edition. Madison: Wiley. 2007. 804p.

LIU, L.; ZHANG, Y. **Urban heat island analysis using the landsat tm data and aster data: A case study in Hong Kong**. *Remote Sensing*, v. 3, n. 7, p. 1535–1552, 2011. ISSN 2072-4292.

MOURA, Y. M.; SHIMABUKURO, Y. E.; SILVA, G. B. S.; FISCH, G.; DIAS, N. W.; GADIOLI, D. **Análise comparativa entre índices de vegetação ndvi e evi e sua relação com o balanço hídrico na bacia do una SP**. *Anais do II Seminário de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Paraíba do Sul: Recuperação de Áreas Degradadas Serviços Ambientais e Sustentabilidade*, II, p. 33–40, 2009. Taubaté.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto: metodologias de aplicação**. 4<sup>a</sup> ed. Viçosa: UFV, 2011. 422p.

MYNENI, R. B.; HALL, F. G.; SELLERS, P. J.; MARSHAK, A. L.. **The interpretation of spectral vegetation indexes**. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, IEEE, Greenbelt, EUA, v. 33, n. 2, p. 481–486, 1995.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. **Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos, e Aplicações**. São Paulo: Thomson Learning. 2008.

PFLUGMACHER, D.; KRANKINA O. N.; COHEN W. B.; FRIEDL M. A.; SULLAMENASHE D.; KENNEDY R. E.; NELSON P.; LOBODA T.; KUEMMERLE T.; DYUKAREV E.; ELSAKOV V.; KHARUK V.I. **Comparison and assessment of coarse resolution land cover maps for Northern Eurasia**, *Remote Sensing of Environment*, v.115, Issue 12, p. 3539-3553. 2011.

QIAN, J.; ZHOU, Q.; HOU, Q. **Comparison of pixel-based and object-oriented classification methods for extracting built-up areas in aridzone**. *SPRS Workshop on Updating Geo-Spatial Databases with Imagery & The 5th ISPRS Workshop on DMGISs*, p. 163– 171, 2007.

SANTOS, R. **Princípios e aplicações de mineração de dados**. São José dos Campos: INPE/LAC, 2006, 54p.

SCHOWENGERDT, R. **Remote sensing: models and methods for image processing**. Academic Press, 2007. 560p.

SOUTO, R. P. **Segmentação de imagem multiespectral utilizando-se o atributo matiz**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, INPE: 2000. 171p.

STOCKLI, R.; VIDALE, P. L. **European plant phenology and climate as seen in a 20-year AVHRR land-surface parameter dataset**. *International Journal of Remote Sensing*, Taylor & Francis, Zurique, Suíça, v. 25, n. 17, p. 3303–3330, 2004.

ZHA, Y.; GAO, J.; NI, S. **Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from tm imagery**. *International Journal of Remote Sensing*, v. 24, n. 3, p. 583–594, 2003.

ZHANG, Y.; ODEH, I. O.; HAN, C. **Bi-temporal characterization of land surface temperature in relation to impervious surface area, ndvi and ndbi, using a subpixel image analysis.** International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 11, n. 4, p. 256 – 264, 2009. ISSN 0303-2434.