

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA NATUREZA
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

ANÁLISE ESPACIAL E CLASSIFICAÇÃO DE
IMAGENS APLICADAS AO ESTUDO DO
DENGUE EM RELAÇÃO ÀS ÁREAS DE
VEGETAÇÃO NA CIDADE DE
JOÃO PESSOA - PB

PAULO CESAR DE HOLANDA FURTADO

JOÃO PESSOA-PB
Junho/2008

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA NATUREZA
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

ANÁLISE ESPACIAL E CLASSIFICAÇÃO DE
IMAGENS APLICADAS AO ESTUDO DO
DENGUE EM RELAÇÃO ÀS ÁREAS DE
VEGETAÇÃO NA CIDADE DE
JOÃO PESSOA - PB

PAULO CESAR DE HOLANDA FURTADO

JOÃO PESSOA-PB
Junho/2008

PAULO CESAR DE HOLANDA FURTADO

**ANÁLISE ESPACIAL E CLASSIFICAÇÃO DE
IMAGENS APLICADAS AO ESTUDO DO DENGUE
EM RELAÇÃO ÀS ÁREAS DE VEGETAÇÃO NA
CIDADE DE JOÃO PESSOA - PB**

DISSERTAÇÃO APRESENTADA AO CENTRO DE
CIÊNCIAS EXATAS E DA NATUREZA DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA, COMO
REQUISITO PARCIAL PARA OBTENÇÃO DO
TÍTULO DE MESTRE EM INFORMÁTICA
(SISTEMAS DE COMPUTAÇÃO).

Orientadores:

Prof. Dr. Ronei Marcos de Moraes

Profa. Dra. Liliane dos Santos Machado

JOÃO PESSOA-PB

Junho/2008

F992a Furtado. Paulo Cesar de Holanda

Análise espacial e classificação de imagens aplicadas ao estudo do dengue em relação às áreas de vegetação na cidade de João Pessoa – PB. / Paulo Cesar de Holanda Furtado – João Pessoa, 2008.

130p.: il.

Orientador: Ronei Marcos de Moraes

Dissertação (mestrado) – UFPB/CCEN

1. Informática. 2. Classificação de Imagens. 3. Análise Espacial de dados Pontuais. 4. Dengue. 5. Análise Estatística. 6. Sensoriamento Remoto.

UFPB/BC

CDU: 004(043)

Ata da Sessão Pública de Defesa de Dissertação de Mestrado do Paulo César de Holanda Furtado, candidato ao Título de Mestre em Informática na Área de Sistemas de Computação, realizada em 27 de junho de 2008.

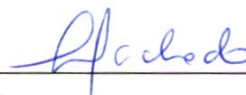
1
2 Aos vinte e sete dias do mês de junho do ano dois mil e oito, às quatorze horas e trinta
3 minutos, na Sala de Reuniões do Centro de Ciências Exatas e da Natureza da Universidade
4 Federal da Paraíba, reuniram-se os membros da Banca Examinadora constituída para
5 examinar o candidato ao grau de Mestre em Informática, na área de “Sistemas de
6 Computação”, na linha de pesquisa “Processamento de Sinais e Sistemas Gráficos”, o Sr.
7 Paulo César de Holanda Furtado. A comissão examinadora foi composta pelos professores
8 doutores: Prof. Ronei Marcos de Moraes (DE-UFPB), Primeiro Orientador e Presidente da
9 Banca Examinadora, Prof^a. Liliane dos Santos Machado (DI-UFPB), segunda orientadora,
10 Prof. Leonardo Vidal Batista (DI-UFPB), Prof. José Antônio Gomes de Lima (DI-UFPB)
11 como examinadores internos, e o Prof. Rodrigo Pinheiro de Toledo Vianna (CCS-UFPB),
12 como examinador externo. Dando início aos trabalhos, o Prof. Ronei Marcos de Moraes,
13 cumprimentou os presentes, comunicou aos mesmos a finalidade da reunião e passou a
14 palavra ao candidato para que o mesmo fizesse, oralmente, a exposição do trabalho de
15 dissertação intitulado “ANÁLISE ESPACIAL E CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS
16 APLICADAS AO ESTUDO DO DENGUE EM RELAÇÃO ÀS ÁREAS DE
17 VEGETAÇÃO NA CIDADE DE JOÃO PESSOA-PB”. Concluída a exposição, o
18 candidato foi argüido pela Banca Examinadora que emitiu o seguinte parecer: “aprovado”.
19 Assim sendo, deve a Universidade Federal da Paraíba expedir o respectivo diploma de
20 Mestre em Informática na forma da lei e, para constar, eu, professora Valéria Gonçalves
21 Soares, coordenadora do Programa, servindo de secretária, lavrei a presente ata que vai
22 assinada por mim mesma e pelos membros da Banca Examinadora. João Pessoa, 27 de
23 junho de 2008.

24
25 Valéria Gonçalves Soares
26 Valéria Gonçalves Soares

Prof. Dr. Ronei Marcos de Moraes
Primeiro Orientador (DE-UFPB)



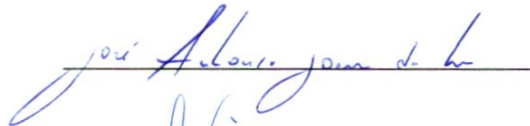
Prof^a. Dra. Liliane dos Santos Machado
Segunda Orientadora (DI-UFPB)



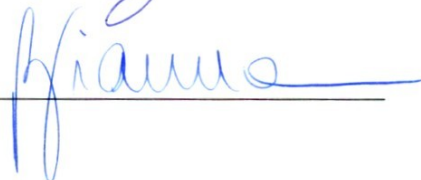
Prof. Dr. Leonardo Vidal Batista
Examinador Interno (DI-UFPB)



Prof. Dr. José Antônio Gomes de Lima
Examinador Interno (DI-UFPB)



Prof. Dr. Rodrigo Pinheiro de Toledo Vianna
Examinador Externo (CCS-UFPB)



*“Dou-vos um novo mandamento:
Amai-vos uns aos outros.
Como eu vos tenho amado,
assim também vós deveis
amar-vos uns aos outros.”
(São João 13, 34)*

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus acima de tudo.

Aos meus orientadores Ronei e Liliane, pela amizade, paciência, credibilidade, conhecimento passado, constante incentivo, orientação e apoio na realização deste trabalho.

Ao Programa de Pós-graduação em Informática, pela oportunidade de estudos e utilização de suas instalações.

À Secretaria de Saúde do Município de João Pessoa pelos dados disponibilizados.

À Professora Cláudia, hoje no Departamento de Estatística da UFPE, pela reintrodução ao meio acadêmico.

Aos Professores Marquinhos e Manoel, pela constante amizade e irrestrito apoio.

Aos companheiros do LEAPIG: Izabel, Ivaceli, Mônica, Daniel, Patrícia, Danielly, Renata, Adriana, Pedro, Sadraque, Ana Ermínia, Lucas, Thaiene, Julice e Alfredo pela amizade e força. Em especial a Lucas e Alfredo, na colaboração e idéias no uso da linguagem C e a Pedro, pelo ajuda na coleta das coordenadas geográficas dos dados do dengue.

Aos colegas de mestrado Thayse e Gedvan, pelas idéias, apoio e colaboração no desenvolvimento da implementação do classificador.

À meus pais, Márcio e Gláucia, pelo constante e irrestrito apoio e amor incondicional.

Aos meus irmãos Kiko e Márcia, pela amizade e confiança no meu sucesso.

Em especial, à Kika, minha esposa, e à Lívia, minha filha, pelo carinho, dedicação, motivação, compreensão em todas as horas e nervosismo na defesa desta dissertação, sem os quais não conseguiria alcançar os meus objetivos.

RESUMO

O dengue, como as doenças endêmicas transmitidas por vetores, é caracterizado por padrões espaço-temporais relacionados a aspectos ambientais. Dentre os diversos aspectos, a vegetação é uma variável freqüentemente utilizada nos estudos relacionando o ambiente à ocorrência de doenças endêmicas. A caracterização dos aspectos ambientais, como a vegetação, em estudos de endemias é possível usando Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informação Geográfica. Este trabalho pretende localizar as regiões de aglomerados espaciais do dengue no município de João Pessoa na Paraíba e verificar a existência de relação entre ocorrências de casos e áreas de vegetação. Para tanto, foram utilizados o Estimador de Intensidade de Kernel e o algoritmo de classificação de imagens por Máxima Verossimilhança. O classificador foi implementado para levar em consideração a probabilidade a priori das classes. Verificou-se a presença de vários aglomerados espaciais distribuídos pelo município e que a densidade de ocorrência em torno das áreas de vegetação é maior que nas regiões mais afastadas.

ABSTRACT

Dengue, like any endemic disease transmitted by vectors, is characterized by space-time patterns related to environmental aspects. Within the several aspects, the vegetation is a variable frequently used in studies relating the environment to the occurrence of endemic diseases. The characterization of the environmental aspects, like the vegetation, in studies of endemics is possible using Remote Sensing Techniques and Geographic Information Systems. This work intends to locate the regions of spatial clusters of Dengue in the city of João Pessoa in the state of Paraíba (Brazil) and to verify the existence of a relation between the cases and the vegetation areas. In order to do that it was used the Kernel Intensity Estimation and the algorithm for image classification by Maximum Likelihood. The classifier was implemented to consider the *a priori* probability of the classes. It was verified the presence of several spatial clusters distributed by the city and that the occurrence density nearby the vegetation areas is higher than in farther regions.

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1: Vetor de Níveis de Cinza de um <i>pixel</i>	36
Figura 2: Localização da Área de Estudo.....	48
Figura 3: Ocorrências do dengue no município de João Pessoa no ano de 2005.....	50
Figura 4: Composição colorida (R3G4B2 - CCD - CBERS) da Área de Estudo..	51
Figura 5: Mapas da região de estudo.....	54
Figura 6: <i>Hotspots</i> do dengue no município de João Pessoa no ano de 2005...	58
Figura 7: Ocorrências do dengue no município de João Pessoa no ano de 2005.....	61
Figura 8: Mapa do município de João Pessoa.....	61
Figura 9: Visualização das amostras de treinamento sobre a Imagem CCD–2..	62
Figura 10: Imagem CCD–2.....	63
Figura 11: Exemplo de um arquivo de amostra de classe.....	64
Figura 12: Resultado da classificação por Máxima Verossimilhança.....	67
Figura 13: Mapa da área de estudo com a classe vegetação e Região de In- fluência.....	68
Figura A1: Banda 1 do CCD.....	83
Figura A2: Banda 2 do CCD.....	84
Figura A3: Banda 3 do CCD.....	85
Figura A4: Banda 4 do CCD.....	86
Figura A5: Banda 5 do CCD.....	87
Figura G1: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de In- fluência e ocorrências do dengue em Janeiro de 2005.....	125
Figura G2: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Fevereiro de 2005.....	125
Figura G3: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Março de 2005.....	126
Figura G4: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Abril de 2005.....	126
Figura G5: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Maio de 2005.....	127
Figura G6: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Junho de 2005.....	127
Figura G7: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Julho de 2005.....	128

	Pág.
Figura G8: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Agosto de 2005.....	128
Figura G9: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Setembro de 2005.....	129
Figura G10: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Outubro de 2005.....	129
Figura G11: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Novembro de 2005.....	130
Figura G12: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Dezembro de 2005.....	130

LISTA DE TABELAS

	Pág.
Tabela 1: Principais características dos sensores do CBERS.....	35
Tabela 2: Índice do coeficiente Kappa e o correspondente conceito do desempenho da classificação.....	42
Tabela 3: Probabilidade <i>a priori</i> das classes.....	65
Tabela 4: Matriz de confusão das amostra de treinamento.....	65
Tabela 5: Percentagem de <i>pixels</i> das amostras classificados corretamente.....	66
Tabela 6: Distribuição mensal do número de ocorrência do dengue no município, na Região de Influência e porcentagem de casos ocorridos na Região de Influência.....	69
Tabela 7: Distribuição das densidades mensais de casos por área nas Regiões de Influência e Externa.....	70

LISTA DE GRÁFICOS

	Pág.
Gráfico 1: Ocorrência mensal do dengue no ano de 2005 no município de João Pessoa – PB.....	57
Gráfico 2: Função G para quinhentas simulações.....	60
Gráfico 3: Função F para quinhentas simulações.....	60
Gráfico 4: Função J para quinhentas simulações.....	60
Gráfico 5: Função L para quinhentas simulações.....	60

LISTA DE EQUAÇÕES

	Pág.
Equação 1	24
Equação 2	26
Equação 3	26
Equação 4	27
Equação 5	27
Equação 6	27
Equação 7	28
Equação 8	28
Equação 9	28
Equação 10	28
Equação 11	28
Equação 12	28
Equação 13	29
Equação 14	30
Equação 15	30
Equação 16	31
Equação 17	31
Equação 18	31
Equação 19	31
Equação 20	32
Equação 21	32
Equação 22	33
Equação 23	33
Equação 24	38
Equação 25	39
Equação 26	39
Equação 27	39
Equação 28	39
Equação 29	39
Equação 30	39
Equação 31	40
Equação 32	40

	Pág.
Equação 33	40
Equação 34	41
Equação 35	41
Equação 36	42
Equação 37	43
Equação 38	44
Equação 39	44

LISTA DE SIGLAS

CBERS – *China Brazil Earth Resources Satellite* (Satélite Sino–Brasileiro de Recursos Terrestres);

CCD – *Charge Coupled Device* (Câmara Imageadora de Alta Resolução);

CSR – *Complete Spatial Randomness* (Aleatoriedade Espacial Completa);

DEN1 – Vírus do Dengue Tipo 1;

DEN2 – Vírus do Dengue Tipo 2;

DEN3 – Vírus do Dengue Tipo 3;

DEN4 – Vírus do Dengue Tipo 4;

DGPS – *Differential Global Positioning System* (Sistema de Posicionamento Global Diferencial)

FUNASA – Fundação Nacional de Saúde;

GPS – *Global Positioning System* (Sistema de Posicionamento Global)

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais;

IRMSS – *Infrared Multispectral Scanner* (Câmara de Varredura no Infravermelho);

MC – Matriz de Confusão;

PHP – Processo Homogêneo de Poisson;

RGB – R: vermelho, G: verde, B: azul

SIG – Sistemas de Informação Geográfica;

SR – Sensoriamento Remoto;

WFI – *Wide Field Imager* (Imageador de Largo campo de Visada);

SUMÁRIO

	Pág.
CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	18
1.1 – Objetivo.....	21
CAPÍTULO 2 – REFERENCIAL TEÓRICO	23
2.1 – Análise Espacial de Dados Pontuais.....	23
2.1.1 – Análise Pontual.....	23
2.1.2 – Distribuição de Poisson e Processo de Poisson.....	24
2.1.3 – Estimador de Intensidade de Kernel (Propriedade de Primeira Ordem).....	26
2.1.4 – Estimadores de Dependência Espacial (Propriedade de Segunda Ordem).....	29
2.1.4.1 Função G.....	29
2.1.4.2 Função F.....	31
2.1.4.3 Função J.....	32
2.1.4.4 Função K.....	32
2.1.4.5 Função L.....	33
2.2 – Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto (SR).....	34
2.2.1 – O Sensor CBERS-2.....	34
2.2.2 – Classificação de Imagens.....	35
2.2.2.1 – Classificação Supervisionada.....	37
2.2.2.1.a – Etapas de uma Classificação Supervisionada.....	37
2.2.2.1.b – Classificador de Máxima Verossimilhança.....	38
2.2.2.1.c – Matriz de Confusão.....	40
2.2.2.1.d – Verificação da acurácia do classificador.....	41
2.2.3 – Função Distância.....	42
2.2.4 – Limiarização.....	43
2.3 – Testes Estatísticos não Paramétricos.....	43
2.3.1 Teste de Wilcoxon.....	44
2.4 – Epidemiologia do Dengue.....	44
CAPÍTULO 3 – MATERIAIS E MÉTODOS	48
3.1 – Área de Estudo.....	48
3.2 – Dados.....	49
3.2.1 – Ocorrências do Dengue.....	49
3.2.2 – Imagens de Satélite.....	49

	Pág.
3.2.3 – Mapas da Região de Estudo.....	50
3.3 – Análise do Padrão das Ocorrências do Dengue.....	51
3.4 – Classificação da Imagem.....	52
3.4.1 – Classes e Amostras.....	52
3.4.2 – Implementação do Algoritmo.....	53
3.5 – Influência da Vegetação na Ocorrência do Dengue.....	55
CAPÍTULO 4 – RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	57
4.1 – Georreferenciamento das Ocorrências do Dengue.....	57
4.2 – Análise do Padrão das Ocorrências do Dengue.....	59
4.2.1 – Estimador do Efeito de Segunda Ordem.....	59
4.2.2 – Estimador de Intensidade (Estimador de Kernel).....	60
4.3 – Classificação da Imagem.....	63
4.3.1 – Coleta das Amostras das Classes.....	63
4.3.2 – Classificação da Imagem.....	64
4.4 – Influência da Vegetação na Ocorrência do Dengue.....	68
CAPÍTULO 5 – CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS.....	71
5.1 – Conclusões Finais.....	71
5.2 – Trabalhos Futuros.....	72
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	74
APÊNDICES.....	82
APÊNDICE A: Imagens Utilizadas.....	83
APÊNDICE B: Comandos do software R para nas análises dos efeitos de primeira ordem.....	88
APÊNDICE C: Comandos do software R para usar estimador de intensidade de Kernel.....	90
APÊNDICE D: Classificador de Máxima Verossimilhança – ETAPA 1.....	92
APÊNDICE E: Classificador de Máxima Verossimilhança – ETAPA 2.....	111
APÊNDICE F: Classificador de Máxima Verossimilhança – ETAPA 3.....	122
APÊNDICE G: Mapas da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue dos meses de Janeiro a Dezembro de 2005.....	125

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

As doenças transmitidas por vetor têm sido um problema de saúde no mundo, representando um sério risco às populações mundiais [ANDRIANASOLO, 2000]. No que diz respeito à morbidade e mortalidade, o dengue é uma das doenças virais emergentes mais importantes transmitidas por mosquitos aos seres humanos. O dengue apresenta quatro sorotipos: DEN-1, DEN-2, DEN-3 e DEN-4 [CASTRO, 2004; SILVA, 1999]. Seu alastramento em escala mundial tornou-se um sério problema de saúde pública, especialmente nos países tropicais e subtropicais, onde a temperatura e a umidade favorecem a proliferação do mosquito vetor [NAKHAPAKORN, 2005; TAUIL, 2002; CHAKRAVARTI, 2005].

O dengue é a causa principal da morbidade e da mortalidade pediátrica em muitos países do Sudeste Asiático [HAY, 2002]. Estima-se que de 50 a 100 milhões de pessoas, a cada ano, contraem o dengue e dois quintos da população humana correm o risco de contrair a doença [CAZELLES, 2005; HAY, 2000; STEPHENSON, 2005; PIMENTA Jr, 2005; CÂMARA, 2007]. O dengue está presente principalmente nas Américas, ilhas do Pacífico e Ásia continental [MOURÃO, 2004, RIGAU-PÉREZ, 1997]. O seu crescimento epidêmico é causado principalmente pelo crescimento populacional, maior disponibilidade de produtos descartáveis e ineficácia no controle dos fatores de risco do dengue por parte dos governos e da própria população [GUHA-SAPIR, 2005; HAY, 2000; RIGAU-PÉREZ, 1997]. Este crescimento tem sido fonte de preocupação para os governos dos países tropicais que têm enfrentado grandes epidemias. Na Tailândia, por exemplo, quase 130 mil casos foram relatados em 1998, o maior surto epidêmico desde 1987 [NAKHAPAKORN, 2005]. Nos países não tropicais, onde normalmente o dengue não ocorre, tem-se verificado a presença do vírus do dengue principalmente em pessoas que visitaram países epidêmicos [RIGAU-PÉREZ, 1997].

Os principais vetores do vírus do dengue são as fêmeas infectadas dos mosquitos *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus*. Na Ásia, o *Aedes aegypti* é o principal transmissor em áreas urbanas e o *Aedes albopictus* é um importante vetor na área rural [LIAN, 2006]. O dengue, como as doenças endêmicas transmitidas por vetores,

é caracterizado por padrões espaço-temporais relacionados a aspectos ambientais [CORREIA, 2007; GURGEL, 2007]. Entre os fatores, a vegetação é uma variável freqüentemente utilizada nos estudos relacionando o ambiente à ocorrência de doenças endêmicas [HAY, 1998; TRAN, 2002; NAKHAPAKORN, 2005; GURGEL, 2007].

A caracterização dos aspectos ambientais de interesse em estudos de endemias é possível usando imagens orbitais advindas de Sensoriamento Remoto (SR). Esta tecnologia é capaz de coletar informações da superfície da terra sem nenhum contato físico [CORREIA, 2004]. Os dados obtidos a partir destes imageadores podem ser usados pelas mais diversas áreas da ciência como: oceanografia, meteorologia, geologia, geografia, demografia e monitoramento ambiental [GURGEL, 2007; MORAES, 1991].

No domínio da Saúde os dados de SR são usados principalmente para identificar, monitorar e avaliar fatores ambientais que afetam a ocorrência de algumas doenças vetoriais, como: malária, dengue, esquistossomose, de insuficiência respiratória; bronquite e certos tipos de câncer como o de pele, entre outros [ANDRIANASOLO, 2000; NAKHAPAKORN, 2005; GURGEL, 2007]. Os principais fatores ambientais que podem ser observados são: tipo de vegetação, temperatura, água, umidade do solo, composição da superfície terrestre, desflorestamento, características urbanas, topografia [TRAN, 2002; CORREIA, 2004; GURGEL, 2007].

A Classificação Supervisionada por Máxima Verossimilhança é uma técnica bastante utilizada para caracterizar fatores ambientais. Tem como resultado um mapa temático, onde as classes são definidas pelo usuário dentro do contexto de sua aplicação [CORREIA, 2007]. Esta técnica será melhor detalhada no Referencial Teórico.

As informações obtidas pelas imagens de satélite podem ser usadas com estudos apropriados de campo para [CORREIA, 2004; GURGEL, 2007]:

- Identificar e mapear doenças vetoriais;
- Prever alterações nas populações dos vetores, monitorando quantitativa e qualitativamente as alterações nos respectivos habitats;
- Elaborar planos de controle e programas, indicando áreas de maior e menor risco da doença permitindo assim o combate mais eficaz.

Reconhecendo o potencial do SR, Correia (2004) faz uma descrição das características e potencialidades dos principais sensores e de sua importância no estudo e controle de doenças endêmicas. Para cada doença ele faz uma descrição da

sua estrutura, áreas de risco, mostra as informações que as imagens podem oferecer, e os sensores orbitais embarcados em satélites que podem ser utilizados.

Andrianasolo (2000) propõe uma metodologia para relacionar a característica ambiental, obtida por SR, com a incidência de doenças virais, como o dengue. Correia (2005) estuda a distribuição espacial da Leishmaniose Visceral (LV) na cidade de Teresina-PI em função de diversos fatores de risco, ambientais e sócio-econômicos. O SR é utilizado para identificar padrões de uso do solo, o que é usado em conjunto com variáveis socio-econômicas para identificar situações que indiquem a ocorrência de endemias. Andrianasolo (1999) tenta relacionar fatores ambientais às ocorrências virais, utilizando SR e Sistemas de Informação Geográfica (SIG). Através do SR são gerados mapas com áreas que caracterizam os fatores ambientais. Os dados virais são obtidos através de inquéritos e de questionário, cuja amostragem é ditada espacialmente e estatisticamente pelo modelo obtido a partir do SR. Neste estudo os dados do dengue são tratados como dados de contagem associados aos polígonos caracterizados pelos fatores ambientais.

Outra tecnologia bastante usada dos estudos epidemiológicos é o Sistema de Informação Geográfica, SIG (*Geographical Information System*) [MORRISON, 1998; TRAN, 2004]. Os SIG são sistemas computacionais que permitem, entre outras aplicações, armazenar, manipular e analisar informações geograficamente referenciadas. Eles descrevem o comportamento e distribuição analisando padrões espaciais [CRESSIE, 1993; TRAN, 2004; MORRISON, 1998; BARRETO-NETO, 2007]. Esta tecnologia pode ser utilizada, entre outras, em epidemiologia, demografia, utilização do solo, clima, informações sócio-econômicas [BARBAZAN, 2000]. Na área da gestão em saúde pública, ela tem contribuído para a identificação e controle de doenças, como: dengue, tuberculose, doenças sexualmente transmissíveis, calazar e asma [BARRETO-NETO, 2007].

Em estudos epidemiológicos, como o dengue, o conhecimento de um padrão comportamental e difusão podem contribuir para orientar na implementação de medidas preventivas mais eficientes [BARRETO, 2008]. A técnica de análise de padrões pontuais permite a identificação de aglomerados espaciais e tem sido usada na identificação de áreas de risco de ocorrência de doenças [ALI, 2003]. No estudo da epidemia de dengue no município de Salvador-BA, ocorrido no ano de 1995, Barreto (2008) utilizou o estimador de intensidade de Kernel, uma técnica de análise de padrão pontual, para analisar o comportamento temporal, por semana epidemiológica, das ocorrências do dengue. Ali (2003) utilizou-se de duas técnicas: análise pon-

tual e análise de superfície, para identificar os aglomerados espaciais do dengue e as áreas de maior concentração do vetor. A associação destes dados é utilizada para identificar áreas de risco da doença.

Utilizando Sistema de Informação Geográfica e Sensoriamento Remoto, este trabalho pretende localizar as regiões de aglomerados espaciais do dengue e a existência de relação entre ocorrências de casos com as áreas de vegetação. Serão utilizadas as ocorrências do dengue no ano de 2005 no município de João Pessoa.

Os aglomerados espaciais são determinados utilizando técnicas de análise espacial de dados pontuais. As funções *F*, *G*, *J* e *K* verificam a tendência de aleatoriedade, aglomeração ou regularidade dos dados e o estimador de Kernel identifica o comportamento padrão dos aglomerados construindo uma superfície de intensidade.

As áreas de vegetação são determinadas pela classificação supervisionada por Máxima Verossimilhança. Este classificador foi escolhido por ser baseado em princípios estatísticos paramétricos que levam em consideração a probabilidade *a priori* de cada classe e a matriz de covariância das amostras, apresentando bom desempenho na classificação de imagens de satélites. Na classificação são utilizadas imagens do satélite sino-brasileiro CBERS-2. Em torno das áreas de vegetação são construídas, utilizando função distância e limiarização, regiões com faixa de trezentos (300) metros onde são associadas as ocorrências mensais do dengue. A partir destes mapas são calculadas as densidades de dengue por área, sendo comparadas às regiões em torno da vegetação e as regiões mais afastadas.

1.1 – OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é verificar o padrão de comportamento das ocorrências do dengue no município de João Pessoa e a existência de relações espaciais entre essas ocorrências e as áreas de vegetação, para o ano de 2005.

Com isto, pretende-se prover informações que permitam auxiliar na verificação do comportamento do dengue nas regiões urbanas próximas às áreas de vegetação. Este tipo de estudo não foi encontrado na literatura na forma abordada neste trabalho. Para se alcançar os objetivos, tem-se como objetivos específicos:

- Georreferenciar as ocorrências do dengue*, coletando, com o auxílio de um GPS, as coordenadas geográficas das ocorrências no município de João Pessoa – PB;
- Caracterizar o padrão de ocorrência do dengue*, através da análise espacial de padrões das ocorrências georreferenciadas, no município de João Pessoa – PB;
- Caracterizar as áreas de vegetação e mancha urbana*, através de uma implementação própria do algoritmo de classificação supervisionado por Máxima Verossimilhança e utilizando imagens do satélite brasileiro CBERS-2;
- Relacionar as áreas de vegetação e ocorrência do dengue*, usando uma função distância a partir das áreas de vegetação, interseccionando-as com os dados georreferenciados de ocorrência do dengue.
- Verificar a significância estatística deste relacionamento*, através de testes estatísticos apropriados.

CAPÍTULO 2

REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 – ANÁLISE ESPACIAL DE DADOS PONTUAIS

A Análise Espacial de Dados Pontuais é o estudo do comportamento da distribuição de fenômenos espaciais representados por pontos amostrais, onde a variável está caracterizada por sua localização geográfica. Através desta análise pode-se verificar se os pontos representam uma distribuição aleatória, se estão regularmente distribuídos ou se apresentam aglomerados [CRESSIE, 1993]. Sendo detectada a presença de aglomerados espaciais, pode-se obter uma estimativa suavizada da densidade de ocorrências por unidade de área [SANTOS, 2003]. No caso deste trabalho a variável utilizada é a localização geográfica das ocorrências do dengue no município de João Pessoa - PB, onde é verificada a ocorrência ou não de aglomerado, para posteriormente relacioná-los com a vegetação. A localização espacial das ocorrências dos casos de dengue foi coletada utilizando GPS.

Um dos primeiros a usar análise pontual na elucidação de um problema espacial foi o médico John Snow, em Londres, na Inglaterra, que associou as ocorrências do cólera a uma fonte de água (poço) [HINO, 2006]. Hoje as análises pontuais têm se destacado na elucidação de muitos problemas como criminalidade, epidemiologia, entre outros [CRESSIE, 1993; SANTOS, 2003; HINO, 2006; COSTA, 2007; GOMES, 2007].

2.1.1 – ANÁLISE PONTUAL

Em análise de dados pontuais a natureza aleatória dos dados é a localização espacial dos eventos. Os eventos são pontos (s_1, s_2, \dots, s_n) com coordenadas geográficas conhecidas que ocorrem em uma determinada região

$A \subset \mathbb{R}^d$ [CRESSIE, 1993]. No caso deste estudo, a região é o município de João Pessoa e os pontos correspondem aos casos de dengue ocorridos no ano de 2005.

Em um processo pontual se espera que os pontos possuam padrão aleatório. Os eventos discretos distribuídos em um espaço contínuo podem ser modelados como um processo de Poisson. Do ponto de vista estatístico o processo pode ser [CRESSIE, 1993]:

-*Regular*: Os pontos apresentam espaçamento aproximadamente igual em toda a região A ;

-*Homogêneo*: existe apenas um processo de Poisson na região A ;

-*Heterogêneo*: Existem mais de um processo de Poisson no espaço geográfico A ;

O processo de Poisson é definido na Seção a seguir.

2.1.2 – DISTRIBUIÇÃO DE POISSON E PROCESSO DE POISSON

Uma variável aleatória X é uma função que associa a cada elemento do espaço amostral Ω , que está associado a um experimento, um número real. Uma variável aleatória é dita discreta quando seu conjunto de valores for um conjunto finito ou infinito enumerável. Seja X uma variável aleatória discreta que pode assumir valores (em \mathbb{Z}) 0, 1, 2, Se

$$P(X=k) = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} \quad (1)$$

diz-se que X tem distribuição de Poisson com parâmetro $\lambda > 0$ [MEYER, 1983]. Nas distribuições de Poisson a média e a variância são iguais a λ .

Uma distribuição de Poisson é um processo estocástico que satisfaz as seguintes condições [CLARKE, 1979]

-As ocorrências dos eventos são independentes, ou seja, a ocorrência de um evento em um intervalo do espaço ou tempo não afeta a probabilidade de ocorrência de qualquer outro;

- É possível a ocorrência de um número infinito de eventos em um intervalo do espaço ou tempo;
- A probabilidade de ocorrência de um único evento em intervalo do espaço ou tempo é proporcional ao tamanho do intervalo;
- Em uma porção infinitesimal do intervalo do espaço ou tempo, a probabilidade de mais de uma ocorrência do evento é desprezível.

Um modelo teórico de referência, usado em análise estatística dos padrões de distribuição de pontos, é a base para o desenvolvimento de métodos formais que medem a significância dos resultados exploratórios. Um modelo teórico usado é a aleatoriedade espacial completa (CSR - *complete spatial randomness*). Este modelo divide a região de estudo A em subáreas S_i e modela a distribuição de eventos pontuais como um processo aleatório. O modelo CSR considera que as ocorrências dos eventos em cada subárea são não correlacionados e homogêneos e estão associados à mesma distribuição de probabilidade de Poisson. Intuitivamente, pode-se considerar que a localização dos eventos é independente e estes possuem a mesma probabilidade de ocorrência em toda a região A [DRUCK, 2004; GATRELL, 1996].

Um caso particular do CSR é um Processo Homogêneo de Poisson (PHP) em \mathbb{R}^d . Um PHP tem a propriedade, condicionado sobre o número de eventos, $N(A)$, contidos na região $A \subset \mathbb{R}^d$, dos eventos do processo serem independentes e uniformemente distribuídos sobre A [DRUCK, 2004; GATRELL, 1996].

A maioria das técnicas de análise de distribuição de pontos supõe que o processo apresenta um comportamento estacionário e isotrópico [JOHNSON, 1992]: Um processo é dito estacionário quando a média e a variância da distribuição se mantêm constantes na região, ou seja, para qualquer inteiro k e região A_i : $i = 1, \dots, k$, a distribuição conjunta de $N(A_1), \dots, N(A_k)$ não varia com a translação em relação a um ponto x qualquer. Um processo é isotrópico quando os pontos assumem comportamento semelhante para todas as direções do espaço, ou seja, se para qualquer inteiro k e região A_i : $i = 1, \dots, k$, a distribuição conjunta de $N(A_1), \dots, N(A_k)$ não varia com a rotação em relação a um ponto x qualquer.

A modelagem de um processo pontual é feita com base nos princípios dos efeitos de primeira e segunda ordem. Os efeitos de primeira ordem (efeitos globais) referem à intensidade do processo, ou seja, o número de eventos por unidade de área, $\lambda(s)$. Os efeitos de segunda ordem (efeitos locais) referem às estruturas de

correlação espacial, que são estimados por uma aproximação da covariância para cada par de eventos [DRUCK, 2004].

Considere um conjunto de eventos (s_1, s_2, \dots) ocorrendo em uma região $A \subset \mathbb{R}^2$. O processo pontual é modelado considerando uma sub-região S em A e a estimação do processo deve ser baseada no valor limite de eventos por unidade de área, $\lambda(s)$, quando uma pequena região ds em torno de s tende a zero. Essa intensidade, ou valor limite, para propriedade de primeira ordem pode ser definida como [CRESSIE, 1993]:

$$\lambda(s) = \lim_{|ds| \rightarrow 0} \frac{E[N(ds)]}{|ds|} \quad (2)$$

Na propriedade de segunda ordem, a covariância entre dois pontos quaisquer do espaço depende somente da distância entre eles. Para esta propriedade considera-se a intensidade conjunta $\lambda(s_i, s_j)$ entre duas regiões infinitesimais $|ds_i|$ e $|ds_j|$ que contém os pontos i e j , e é definida como [CRESSIE, 1993]:

$$\lambda_2(s_i, s_j) = \lim_{\substack{|ds_i| \rightarrow 0 \\ |ds_j| \rightarrow 0}} \left\{ \frac{E[N(ds_i)N(ds_j)]}{|ds_i||ds_j|} \right\} \quad (3)$$

2.1.3 – ESTIMADOR DE INTENSIDADE DE KERNEL (PROPRIEDADE DE PRIMEIRA ORDEM)

O estimador de intensidade fornece uma visão geral da distribuição de primeira ordem dos pontos, isto é, do número esperado de pontos por unidade de área. É um indicador de fácil uso e interpretação. O estimador de Kernel é utilizado para identificar o comportamento padrão de um conjunto de amostras pontuais de uma região. Suponha que uma região A é dividida em quadrantes de dimensões $a \times a$, onde estão distribuídas as amostras pontuais. A função Kernel faz uma contagem

dos eventos em cada quadrante construindo uma superfície onde o valor desta superfície será proporcional a intensidade do número de eventos por quadrante. A distância de cada evento à localização de interesse é o valor de ponderação [GATRELL, 1996].

Seja (s_1, \dots, s_n) as localizações de n eventos localizados em uma região $A \subset \mathbb{R}^2$, onde $n = N(A)$ e s é a localização genérica cujo valor se quer estimar, então a intensidade $\lambda(s)$, em s é estimada por [CRESSIE, 1993]:

$$\hat{\lambda}_\tau(s) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\tau^2} k\left(\frac{s-s_i}{\tau}\right) \quad (4)$$

onde $k(\bullet)$ representa a ponderação pela função Kernel, centrada na origem e com volume unitário sob a curva e $\tau > 0$, denotado de *largura da banda* ou *raio de influência* ou *constante de alisamento*, define a continuidade da superfície gerada. Este é um valor arbitrado; a escolha de um raio muito grande gera uma superfície muito alisada, enquanto um valor muito pequeno gera uma superfície muito descontínua.

Uma opção de escolha do raio seria o raio ideal definido por Cressie (1993). O raio ideal é uma função que leva em consideração o número de pontos por unidade de área e o tamanho da região em estudo [CRESSIE, 1993]. A função do raio ideal é dada por:

$$\tau = 0,68 \times (\text{área}) \times (\text{número de pontos})^{-0,2} \quad (5)$$

O estimador de intensidade por Kernel necessita de uma correção devido às bordas, posições de fronteira, levando em consideração apenas os eventos dentro da região de estudo. O estimador corrigido é dado por:

$$\hat{\lambda}_\tau(s) = \frac{1}{\delta_\tau(s)} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\tau^2} k\left(\frac{s-s_i}{\tau}\right) \quad (6)$$

onde $\delta_\tau(s)$ é dado por:

$$\delta_{\tau}(s) = \int_A k(s-u) du \quad (7)$$

O estimador de intensidade é ponderado pela função Kernel, $k(t)$, que é escolhida de forma adequada para construir uma superfície contínua sobre os dados. O parâmetro t representa a distância entre a localização em que se deseja calcular a função e o ponto. Dentre os tipos disponíveis, pode-se citar [CRESSIE, 1993; MARTINEZ, 2001]:

$$\text{Triângulo} \quad k(t) = \begin{cases} 1 - |t|, & |t| \leq 1 \\ 0, & |t| > 1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{Epanechnikov} \quad k(t) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1 - t^2), & |t| \leq 1 \\ 0, & |t| > 1 \end{cases} \quad (9)$$

$$\text{Biponderado / quartic} \quad k(t) = \begin{cases} \frac{15}{16}(1 - t^2)^2, & |t| \leq 1 \\ 0, & |t| > 1 \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{Triponderado} \quad k(t) = \begin{cases} \frac{35}{32}(1 - t^2)^3, & |t| \leq 1 \\ 0, & |t| > 1 \end{cases} \quad (11)$$

$$\text{Gaussiano} \quad k(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}t^2\right) \quad (12)$$

2.1.4 – ESTIMADORES DE DEPENDÊNCIA ESPACIAL (PROPRIEDADE DE SEGUNDA ORDEM)

A propriedade de Segunda Ordem infere sobre a distribuição espacial dos eventos observados, ou seja, se os eventos apresentam aleatoriedade, aglomeração ou regularidade. Nesta seção serão estudadas as funções: $G(r)$, que utiliza a distância de evento para evento; $F(r)$, função do espaço vazio; $J(r)$, que pondera as funções $G(r)$ e $F(r)$; e a função $K(r)$, que leva em consideração a dependência espacial do processo.

A distância ao vizinho mais próximo é uma medida que leva em consideração propriedades de segunda ordem. Existem dois tipos de vizinhança:

- Evento-para-evento: Medida entre um evento e o seu evento vizinho mais próximo;
- Ponto amostral-para-evento: Medida entre um ponto amostral e seus vizinhos.

As funções são estatísticas das medidas de segunda ordem, as quais são baseadas nestes tipos de vizinhança. Estes estimadores são usados para verificar a existência ou não de conglomerados espaciais.

2.1.4.1 Função G

A função $G(r)$, baseada na vizinhança evento-para-evento, estima a probabilidade de que a distância de um evento escolhido aleatoriamente ao seu vizinho mais próximo seja menor ou igual a r . Em outras palavras, $G(r)$ é a função de distribuição acumulada da distância de um ponto ao vizinho mais próximo. Um estimador para G é dado por [CRESSIE, 1993]:

$$\hat{G}(r) \equiv \frac{\sum_{i=1}^n I(r_i \leq r)}{n} \quad (13)$$

onde r_i é a distância do i -ésimo evento para o evento mais próximo em A , $r > 0$ e $I(A_i)$ é a função indicadora do evento A_i , que vale 1 quando a expressão é verdadeira e 0 caso contrário.

Para verificar a existência de alguma interação entre os eventos, pode-se utilizar o gráfico entre $\hat{G}(r)$ versus r . O aumento brusco para pequenos valores de r , indica a existência de agrupamento, no caso do aumento rápido ser para valores altos de r , indica a existência de regularidade dos dados.

Outra forma de verificar a existência de aglomerados é fazendo a comparação entre a distribuição dos pontos observados e o que se esperaria na hipótese de CSR. Esta metodologia consiste na criação de envelopes de simulação para a distribuição CSR, com a finalidade de acessar a significância dos desvios. Os envelopes de simulação são construídos estimando a função $G(r)$ sob padrão de CSR, para várias realizações desse processo com o número de pontos observados nos dados [CRESSIE, 1993; ANJOS, 2004]. Pode-se calcular ainda, sob CSR, os valores máximos, $U(h)$, e mínimos, $L(h)$, estimados da função $G(r)$, definidos como [R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2005; ANJOS, 2004]:

$$U(r) = \max\{\hat{G}_i(r)\}, i=1, \dots, k \quad (14)$$

$$L(r) = \min\{\hat{G}_i(r)\}, i=1, \dots, k \quad (15)$$

O gráfico da distribuição estimada $\hat{G}(r)$ versus a *distribuição simulada*, permite verificar a existência de desvios referentes a aleatoriedade. Se a hipótese CSR for válida para os dados observados, o gráfico da curva deve ser praticamente linear com um ângulo de 45 graus. Caso as linhas estejam acima da linha de 45 graus, os dados apresentam tendências para agrupamentos espaciais, e caso as linhas estejam abaixo da linha de 45 graus, os dados apresentam padrões de regularidade.

2.1.4.2 Função F

A função $F(r)$ leva em consideração os espaços vazios, estimando a probabilidade de que a distância de um ponto amostral fixo no espaço, r^* , ao seu vizinho mais próximo seja menor ou igual a r . A função é baseada na distribuição "ponto-amostral-para-evento". Um estimador para F é dado por [CRESSIE, 1993]:

$$\hat{F}(r) \equiv \frac{\sum_{i=1}^n I(r_i^* \leq r)}{n} \quad (16)$$

onde r_i é a distância do i -ésimo evento para o evento mais próximo em A , $r > 0$ e $I(A_i)$ é a função indicadora do evento A_i , que valerá 1 se a expressão lógica for verdadeira e 0 caso contrário.

Na hipótese de CSR a função $F(r)$ é definida como:

$$F(r) = 1 - e^{-\lambda \pi r^2} \quad (17)$$

onde λ é a intensidade. A representação gráfica da função F permite verificar a existência de desvios referentes à aleatoriedade. Se a curva estimada for menor que a teórica de F pode-se sugerir aglomerados espaciais; se a curva estimada for maior que a teórica de F significa regularidade espacial. Pode-se calcular também, sob CSR, os valores máximos, $U(h)$, e mínimos, $L(h)$, estimados da função $F(r)$, definidos como:

$$U(r) = \max\{\hat{F}_i(r)\}, i=1, \dots, k \quad (18)$$

$$L(r) = \min\{\hat{F}_i(r)\}, i=1, \dots, k \quad (19)$$

2.1.4.3 Função J

A função J , desenvolvida por Van Lieshout e Baddeley, em 1996, citado por Kerscher (1999), tenta ponderar as características das funções G , função de distribuição da distância do vizinho mais próximo e F , função de espaços vazios. A função J de um processo pontual estacionário é definida como [KERSCHER, 1999]:

$$J(r) = \frac{1 - G(r)}{1 - F(r)} \quad (20)$$

O valor esperado da função J , sob CSR, é 1. Quando $J(r) < 1$, isso indica a existência de aglomerado espacial dos dados; se $J(r) > 1$, indica regularidade espacial.

2.1.4.4 Função K

Os métodos que medem a dependência espacial pelo método de vizinho mais próximo são utilizados para pequenas escalas. Para obter informações mais efetivas da dependência espacial de um padrão espacial abrangendo grandes distâncias, o método mais adequado é a função K .

A função $K(h)$ é uma função de densidade de probabilidade que considera a variância de todas as distâncias entre todos os eventos, ou seja, procura captar a dependência espacial entre diferentes regiões do processo pontual. Então, define-se a função K como [CRESSIE, 1993]:

$$K(h) \equiv \lambda^{-1} E(\#) \quad (21)$$

onde $\#$ é o número de eventos extras contidos a uma distância h de um evento arbitrário, $E(\bullet)$ é o número esperado de pontos por unidade de área e λ é a intensidade ou o número médio de pontos por unidade de área, que é assumido constante.

Foram desenvolvidos vários estimadores da função K , que diferem um do outro pela suposição do processo e na forma de tratar as correções dos efeitos de borda [CRESSIE, 1993]. Sejam (s_1, \dots, s_n) eventos definidos sobre uma região A , $N \equiv N(A)$ o número de eventos na região A e (d_1, \dots, d_n) distâncias entre os eventos aos limites mais próximos de A . Um estimador para a função K , assumindo estacionariedade e isotropia, é definido por [CRESSIE, 1993]:

$$\hat{K}(h) = \hat{\lambda}^{-1} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, i \neq j}^n w(s_i, s_j)^{-1} I(\|s_i - s_j\| \leq h)}{N} \quad (22)$$

onde: $h > 0$; $w(s_i, s_j)$ é a proporção da circunferência centrada em s_i e que é interna à região de estudo A e $\hat{\lambda} = \frac{N}{|A|}$ é uma estimativa da intensidade de λ .

Para a hipótese de CSR a função é definida como $K(h) = \pi h^2$, $h > 0$; para a hipótese de regularidade $K(h) < \pi h^2$; e para hipótese de aglomeração $K(h) > \pi h^2$.

2.1.4.5 Função L

Uma forma de visualizar graficamente as estimativas de K com um conjunto de dados com padrão πh^2 seria usando a função $\hat{L}(h)$, que é uma transformação de K , e definida como [CRESSIE, 1993]:

$$\hat{L}(h) \equiv \sqrt{\frac{\hat{K}(h)}{\pi}} - h \quad (23)$$

Quando o gráfico da função $\hat{L}(h)$ em relação à distância apresenta valores positivos implica a existência de aglomerados espaciais, enquanto valores negativos implicam regularidade espacial. Assim como na técnica de vizinho mais próximo, pode-se usar uma análise de significância dos desvios em relação a hipótese CSR.

Neste gráfico as linhas acima dos limites indicam a presença de aglomerados espaciais e as linhas abaixo indicam regularidade [CRESSIE, 1993].

2.2 – PROCESSAMENTO DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO (SR)

O SR é uma tecnologia capaz de caracterizar os aspectos ambientais que afetam a ocorrência de algumas doenças [NAKHAPAKORN, 2005]. Nesta sessão é apresentado o satélite sino-brasileiro CBERS-2, salientando suas características. Serão abordados em seguida os aspectos que envolvem a classificação, dando ênfase à classificação supervisionada. Por fim, é apresentado um embasamento teórico da classificação por Máxima Verossimilhança, com o objetivo de identificar principalmente as áreas de vegetação no município.

2.2.1 – O SENSOR CBERS-2

O projeto CBERS - *China Brazil Earth Resources Satellite* (Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres) é o resultado da cooperação técnica entre o Brasil e a China para a construção de satélites de SR de recursos terrestres. A implementação do projeto CBERS, no Brasil, ficou a cargo do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), que pertence ao Ministério da Ciência e Tecnologia [INPE, 2007].

O satélite CBERS2, lançado em 21 de outubro de 2003 do Centro de Lançamento de Taiyuan, na China, é equipado com câmaras para observações ópticas de todo o globo terrestre, além de um sistema de coleta de dados ambientais. O satélite possui uma órbita síncrona com o Sol a uma altitude de 778 km, completando 14 revoluções da Terra por dia. Neste tipo de órbita o satélite cruza sempre a linha do Equador às 10h30min da manhã, hora local, provendo assim condições similares de iluminação solar e tornando possível a comparação de imagens adquiridas em dias diferentes [INPE, 2007].

O CBERS2 é constituído de três conjuntos de sensores: Imageador de Largo campo de Visada (WFI - *Wide Field Imager*), Câmera Imageadora de Alta Resolução (CCD - *Charge-Coupled Device*) e Câmara de Varredura no Infravermelho (IRMSS - *Infrared Multispectral Scanner*). As características de cada sensor são apresentadas na Tabela 1 [INPE, 2007].

Tabela 1: Principais características dos sensores do CBERS.

CBERS 2					
Sensor	Banda	Intervalo espectral (μm)		Resolução Espacial (m)	Largura Imageada (km)
IRM	1	0,50 – 1,10	Pancromática	260	890
	2	1,55 – 1,75	Infravermelho médio		
	3	2,08 – 2,35	Infravermelho médio		
	4	10,40 - 12,50	Infravermelho termal		
CCD	1	0,45 – 0,52	Visível (azul)	20	113
	2	0,52 – 0,59	Visível (verde)		
	3	0,63 – 0,69	Visível (vermelho)		
	4	0,77 – 0,89	Infravermelho próximo		
	5	0,51 – 0,73	Pancromática		
WFI	1	0,63 – 0,69	Vermelho	80	120
	2	0,77 – 0,89	Infravermelho próximo		

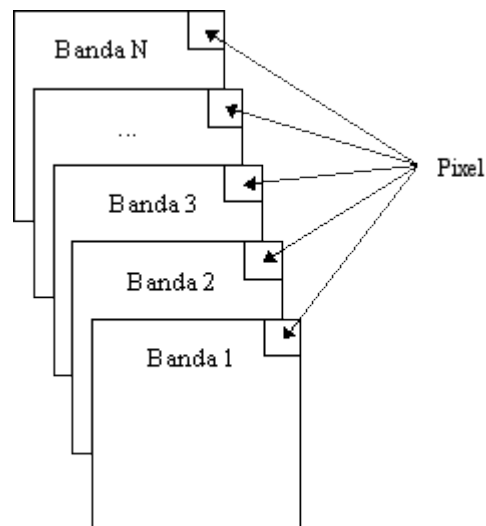
Fonte: INPE (2007)

Neste trabalho foram utilizadas as imagens das bandas 1, 2, 3, 4 e 5 da câmara CCD. A Câmera CCD possui uma boa resolução espacial, 20 metros, e suas bandas estão situadas na faixa espectral do visível e do infravermelho próximo, o que permite bons contrastes entre vegetação e outros tipos de objetos [INPE, 2007].

2.2.2 – CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

A classificação de imagens multiespectrais de SR atua sobre uma determinada cena considerando suas várias bandas, extraindo informações para reconhecer padrões de caráter homogêneo [SPRING, 1996; NISHIDA, 1998]. O processo de classificação consiste em comparar os vetores de níveis de cinza de cada *pixel* agrupando, em uma mesma classe, os mais similares segundo alguma regra de decisão [NISHIDA, 1998]. Um *pixel* é o menor elemento de uma imagem digital, definido por

uma tríade $(x,y,valor)$, onde (x,y) é a sua posição espacial e $valor$ é a sua reflectância no espectro eletromagnético [MORAES, 1998]. Um vetor de *pixel* é formado pela consideração de seus níveis de cinza em todas as bandas selecionadas [RICHARDS, 1986]. Na Figura 1 pode-se visualizar uma representação do vetor de níveis de cinza de uma imagem multiespectral.



Fonte: Nishida (1998)

Figura 1: Vetor de Níveis de Cinza de um *pixel*.

Os métodos de classificação de imagens se dividem em dois grandes grupos: classificação não-supervisionada e classificação supervisionada.

A classificação não-supervisionada é um meio no qual os *pixels* de uma imagem são aglomerados em classes espectrais, sem que estas sejam especificadas com antecedência. Ela é baseada em métodos que utilizam critérios de similaridade. O método pode ser usado para determinar o número e a localização das classes espectrais da imagem e para determinar a classe espectral de cada *pixel*. Após a classificação, o analista interpreta e rotula cada classe, com informações da área da imagem.

As técnicas de classificação não-supervisionada são normalmente de alto custo computacional, contudo são importante para as análises de SR [RICHARDS, 1986; MORAES, 1998]. A classificação supervisionada leva em consideração informações fornecidas pelo usuário [MORAES, 1998]. Este método será melhor detalhado na seção seguinte.

2.2.2.1 – Classificação Supervisionada

A classificação supervisionada é a técnica mais usada nas análises quantitativas de dados de SR [RICHARDS, 1986]. Uma classificação é considerada supervisionada quando são fornecidas informações sobre a cena, que servem de treinamento para o classificador. Estas informações são chamadas de amostras de treinamento e devem ser representativas das classes que deverão ser mapeadas [RICHARDS, 1986; MENDONÇA, 2006]. Os principais métodos de classificação supervisionada são: Método do Paralelepípedo, da Mínima Distância, do K Vizinhos Próximos – KNN e o de Máxima Verossimilhança [MORAES, 1998].

2.2.2.1.a- Etapas de uma Classificação Supervisionada

Independentemente do método escolhido, as principais etapas de uma classificação supervisionada são:

- Definir as classes que representarão os vários tipos de cobertura.
- Escolher amostras representativas de *pixels* em cada uma das classes. Os conjuntos de *pixels* são chamados de amostras de treinamento. As amostras de treinamento deste trabalho foram escolhidas utilizando uma composição colorida (R3G4B2) da imagem a ser classificada, utilizando áreas bem definidas e conhecidas. Uma composição colorida combina três bandas espectrais, associando a cada banda uma cor (R - vermelho, G - verde, B – azul). Esta composição foi escolhida porque a apresentação visual é mais próxima do real, mostrando áreas de vegetação na coloração verde e as água com coloração azul;
- Utiliza-se as amostras de treinamento para estimar os parâmetros que serão usados pelo classificador. Estes parâmetros são os usados pelo modelo de probabilidade e devem ser determinados para cada classe. Para o classificador de Máxima Verossimilhança, utilizado neste trabalho, os parâmetros usados são o vetor de média e a matriz de covariância;

- Com o classificador treinado, classificar todos os *pixels* da imagem nas respectivas classes;
- Produzir o mapa da imagem com as classes mostrando o resultado da classificação.

2.2.2.1.b – Classificador de Máxima Verossimilhança.

A classificação por Máxima Verossimilhança é uma das técnicas de classificação supervisionada mais utilizadas em dados de SR. Se destaca dentre os outros classificadores supervisionados por utilizar princípios estatísticos paramétricos levando em consideração a matriz de covariância de um conjunto amostral de uma distribuição gaussiana no espaço de atributos [RICHARDS, 1986; HORTA, 2006]. A distribuição dos valores de uma área de treinamento na imagem é descrita por uma função densidade de probabilidade estimada com base na estatística Bayesiana [RICHARDS, 1986]. Este classificador se destaca também, frente aos outros classificadores supervisionados, por apresentar um bom desempenho na classificação da superfície da terra [OLIVEIRA, 2002; HORTA, 2006]

Admita-se que as classes de uma imagem sejam representadas por [RICHARDS, 1986, MORAES, 1998]:

$$w_i, \quad i=1, \dots, M$$

onde M representa o número total de classes. Para determinar a classe mais provável de um *pixel* x pode-se usar a probabilidade condicional:

$$P(w_i/x) = \frac{P(w_i \cap x)}{P(x)}, \quad i=1, \dots, M \quad (24)$$

onde $i = 1, \dots, M$ e x é um vetor multispectral e a probabilidade $P(w_i/x)$ dá a verossimilhança da correta classe do *pixel* x . A regra de classificação é dada por:

$$x \in w_i \text{ se } P(w_i/x) > P(w_j/x) \text{ para todo } i \neq j \quad (25)$$

Todas as probabilidades da equação 26 são desconhecidas. Através do teorema de Bayes:

$$P(w_i/x) = \frac{P(x/w_i)P(w_i)}{P(x)} \quad (26)$$

onde

$$P(x) = \sum_{i=0}^M P(x/w_i)P(w_i) \quad (27)$$

considerando que $P(x)$ é constante para todas as classes, a regra de classificação expressa pela equação 25 é reescrita como:

$$x \in w_i \text{ se } P(x/w_i)P(w_i) > P(x/w_j)P(w_j) \text{ para todo } i \neq j \quad (28)$$

onde $P(w_i)$ é chamada de probabilidade *a priori* e $P(w_i/x)$ de probabilidade *a posteriori*, pelo teorema de Bayes.

Assumindo que em cada classe a variável x possui distribuição normal multivariada, pode-se reescrever $P(x/w_i)$ da seguinte forma:

$$P(x/w_i) = (2\pi)^{-N/2} |\Sigma_i|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-m_i)^t \Sigma_i^{-1}(x-m_i)\right\} \quad (29)$$

onde N é a quantidade de bandas, m_i é o vetor média da classe i e Σ_i^{-1} é a matriz de covariância da classe i . Para diminuir a complexidade computacional pode-se usar [CRESSIE, 1993; MORAES; 1991]:

$$g_i(x) = \ln\{P(x/w_i)P(w_i)\} = \ln P(x/w_i) + \ln P(w_i) \quad (30)$$

onde $g_i(x)$ é conhecido como função discriminante. Pela equação 28, a regra de classificação passa a ser expressa como:

$$x \in w_i \text{ se } g_i(x) > g_j(x) \text{ para todo } i \neq j \quad (31)$$

Substituindo a forma normal $P(x/w_i)$ na regra de Bayes anteriormente estabelecida pela equação 30, tem-se:

$$\begin{aligned} g_i(x) &= \ln[P(x/w_i)] + \ln[P(w_i)] = \\ &= \ln \left\{ \frac{1}{[(2\pi)^{N/2} |\Sigma|^{1/2}]} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x - m_i) \right\} \right\} + \ln[P(w_i)] = \\ &= -\frac{1}{2} N \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} (x - m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x - m_i) + \ln[P(w_i)] \end{aligned} \quad (32)$$

Como a expressão $N/2 \ln 2\pi$ é constante, não tem efeito sobre o valor do discriminante $g_i(x)$, portanto é ignorado, e a função discriminante descrita na equação 32 pode ser reescrita como:

$$g_i(x) = \ln P(w_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} (x - m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x - m_i) \quad (33)$$

2.2.2.1.c – Matriz de Confusão

Para analisar a qualidade das amostras fornecidas para o classificador, pode-se usar a Matriz de Confusão (MC). Esta é uma matriz quadrada da forma $(M \times M)$, onde M é o número de classes definidas. Nessa matriz, a diagonal principal representa os *pixels* classificados corretamente, suas linhas as classes da verdade terrestre e suas colunas as classes do mapa obtido pela classificação.

Uma das características mais importantes da MC está no fato dela resumir os erros de inclusão (*pixels* que não pertencem à classe e foram a ela atribuídos) e os erros de omissão (*pixels* que pertencem à classe em questão e não foram a ela atribuídos) [LOBÃO, 2005; MORAES, 1998].

2.2.2.1.d – Verificação da acurácia do classificador

A fim de avaliar o desempenho do classificador utilizado, é calculada uma medida de precisão dos resultados, possibilitando a atribuição de um nível de confiança à imagem classificada. Uma medida de precisão é o coeficiente Kappa. O coeficiente Kappa pode ser definido como uma medida de associação usada para descrever e testar o grau de concordância (confiabilidade e precisão) na classificação [PERROCA, 2003]. Leva em consideração a relação do número total de pontos coincidentes pelas duas classificações pelo número total de pontos da imagem, descontando os erros de classificação. O coeficiente Kappa é dado por [MORAES, 1998]:

$$Kappa = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c} \quad (34)$$

onde $P_0 = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N}$ é a concordância observada e $P_c = \frac{\sum_{i=1}^M n_{i+} n_{+i}}{N^2}$ é a concordância esperada,

sendo que M representa o número de classes, N o número de *pixels* amostrados, n_{ii} são os valores da diagonal principal, n_{i+} são os elementos pertencentes a uma determinada classe w_i e n_{+i} os elementos classificados em uma determinada classe w_i do objeto.

A variância do Kappa (σ_{kappa}^2) pode ser estimada por [MORAES, 1998]:

$$\sigma_{kappa}^2 = \frac{P_0(1-P_0)}{N(1-P_c)^2} + \frac{2(1-P_0) + 2P_0P_c - \theta}{N(1-P_c)^3} \quad (35)$$

onde

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}(n_{i+} + n_{+i})}{N^2}$$

O valor resultante do coeficiente Kappa varia entre -1 e +1. O desempenho da classificação em relação ao valor de Kappa obtido pode ser interpretado de acor-

do com o proposto por Landis e Koch em 1977, citado por Ganan (2005). Esta classificação pode ser observada na Tabela 2.

Tabela 2: Índice do coeficiente Kappa e o correspondente conceito do desempenho da classificação.

Índice Kappa	Desempenho
$0 \leq Kappa$	Péssimo
$0 < Kappa \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < Kappa \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < Kappa \leq 0,6$	Bom
$0,6 < Kappa \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < Kappa \leq 1$	Excelente

2.2.3 – FUNÇÃO DISTÂNCIA

Seja (K_1, \leq_{K_1}) um conjunto parcialmente ordenado. Se a relação \leq_{K_1} é uma relação de ordem total, então K_1 é uma *cadeia*. Uma cadeia que possua um maior elemento e um menor elemento é uma *cadeia limitada*. Como exemplo de cadeia limitada, com a relação de ordem \leq do conjunto dos números inteiros, temos [MORAES, 1998]:

$$K_1 = \{0, 255\}$$

$$K_2 = \{0, 1, \dots, 255\}$$

Seja Z o conjunto dos inteiros e seja E um retângulo de Z^2 representando um subconjunto da grade quadrada. A função distância é uma transformação $\psi_d: K_1^E \rightarrow K_2^E$, onde $K_1 = \{0, k_1\}$ e $K_2 = \{0, \dots, k_2\}$ com $k_1, k_2 \in Z^+$, dada por [BARRERA, 1995; MORAES, 1998]:

$$\psi_d(f)(x) = d(x, \{y \in E : f(y) = 0\}) \quad (36)$$

onde

$$d(x, X) := \min \left\{ \left\lfloor d(x, y) + \frac{1}{2} \right\rfloor : y \in X \right\} \quad X \subset E$$

onde $\lfloor a \rfloor$ retorna o maior valor inteiro menor ou igual que o valor a , e $d : E \times E \rightarrow \mathbb{R}$ é uma distância. Ou seja, essa transformação associa a cada *pixel* de valor k_1 da imagem de entrada, sua distância ao *pixel* com valor 0.

2.2.4 – LIMIAZIZAÇÃO

A limiarização de uma imagem $f : E \rightarrow \{0, \dots, 255\}$ relativa ao intervalo $[a, b]$ é o operador dado por [MORAES, 1998]:

$$\text{limiarização}_{[a, b]}(f)(x) = \begin{cases} 255, & \text{se } f(x) \in [a, b] \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (37)$$

2.3 – TESTES ESTATÍSTICOS NÃO PARAMÉTRICOS

Os testes paramétricos geralmente exigem condições rígidas da distribuição dos dados, como a distribuição normal dos dados e as variáveis devem ser medidas em escala intervalar ou racional [HOFFMAN, 1980]. Os testes não-paramétricos são testes estatísticos aplicados sem a necessidade de estabelecer uma pressuposição a respeito da distribuição da variável e a escala de mensuração não precisa ser intervalar ou racional, podendo ser usada, em determinados casos, a escala ordinal e até mesmo nominal [HOFFMAN, 1980]. A metodologia utilizada neste trabalho foi o teste não-paramétrico de Wilcoxon.

2.3.1 TESTE DE WILCOXON

O teste de Wilcoxon é aplicado para comparar dois grupos correlacionados. Ele utiliza em sua análise, além do sentido da diferença entre os pares de observações, o valor das suas diferenças. Ele é também usado para comprovar a existência de diferenças significativas entre os dois grupos.

Para tanto, calculam-se as diferenças d_i 's entre os escores dos pares de cada linha, e em seguida atribuem-se postos a todos as d_i 's independentemente de sinal. Posteriormente, calculam-se dois somatórios, os dos postos correspondentes às d_i 's positivas (D^+) e os dos postos com d_i 's negativas (D^-). Os pares em que a diferença d_i for igual a zero, são excluídos da análise. Seja m o número de pares que apresentaram $d_i \neq 0$. Se os grupos estudados são equivalentes, H_0 é verdadeira, espera-se que os somatórios D^+ e D^- sejam aproximadamente iguais. Em outras palavras, rejeita-se H_0 quando D^- ou D^+ for muito pequena. Para grandes amostras ($m > 25$), a estatística do teste de Wilcoxon, denotada por T e definida como $T = \min\{D^-, D^+\}$, tem distribuição normal, com média dada pela equação 38 e variância dada pela equação 39 [SIEGEL, 1975].

$$\mu_T = \frac{N(N+1)}{4} \quad (38)$$

$$\sigma_T^2 = \frac{N(N+1)(2N+1)}{24} \quad (39)$$

2.4 – EPIDEMIOLOGIA DO DENGUE

O *Aedes aegypti* possui grande capacidade de disseminação [MORRISON, 1998] e a este vetor são atribuídas as epidemias de 1986, 1991 e 2001 (respectivamente pelos sorotipos: DEN-1, DEN-2 e DEN-3), iniciadas no Rio de Janeiro e disseminadas pelo país a partir daquele estado [FIGUEIREDO, 2003]. Existem evidências de que este mosquito é originário da África e foi introduzido nas Américas na época da colonização pelo comércio de escravos [SILVA, 1999, HONÓRIO, 2001; PAS-

SOS, 2003]. Até a década de 50 do século XX, o *Aedes aegypti* foi erradicado várias vezes, em campanhas de combate à febre amarela [SILVA, 1999]. Em 1976 o mosquito foi re-introduzido no Brasil em Salvador, Bahia; a partir de então, o vetor se espalhou por todo o país [TAUIL, 2001]. Atualmente o *Aedes aegypti* é encontrado em todas as unidades da federação e está distribuído em mais de 3.592 municípios [PASSOS, 2003; HONÓRIO, 2001].

Como uma vacina eficaz contra os sorotipos do vírus do dengue ainda não foi disponibilizada, a prevenção tem sido o grande foco, motivando estudos da doença e seu principal vetor, o mosquito *Aedes aegypti* [COSTA, 2002; STEPHENSON, 2005]. O *Aedes aegypti* é um mosquito de hábitos domésticos, antropofílico (se alimenta de sangue humano), com atividade diurna e tem preferência por depósitos artificiais de água limpa para colocar os seus ovos. O *Aedes aegypti* também pode ser encontrado em água acumulada em folhas de bromélias, ocos de árvores, escavações em rocha e bambu [SOUZA-SANTOS, 1999; TAUIL, 2001; TAUIL, 2002; TAUIL, 2006]. O mosquito possui uma grande capacidade de adaptação a condições ambientais adversas: seus ovos mantêm-se viáveis na ausência de água por até 450 dias, larvas já foram encontradas em águas poluídas e mosquitos adultos já foram encontrados em altitudes elevadas [TAUIL, 2002].

O *Aedes albopictus* é originário do Sudeste Asiático, porém está vastamente distribuído nas regiões temperadas e tropicais em torno do planeta [URBINATTI, 2007; CUELLAR-JIMENEZ, 2007; CHIARAVALLOTI-NETO, 2002]. Atualmente é encontrado na Ásia tropical, América do Norte e do Sul e em algumas nações africanas [REY, 2006]. O primeiro registro no continente americano ocorreu no sul dos Estados Unidos, em 1985, e no Brasil, em 1986 nos estados do Rio de Janeiro e de Minas Gerais [FORATTINI, 1986; SILVA, 2006; TAUIL, 2002; CASTRO, 2004].

Embora considerada uma espécie de hábito silvestre, o *Aedes albopictus* apresenta elevada valência ecológica e capacidade de dispersão, se desenvolvendo tanto em ambientes naturais como em ambientes artificiais. Em áreas urbanas é um mosquito com comportamento semi-doméstico [CHIARAVALLOTI-NETO, 2002; SILVA, 2006]. Ele é também encontrado em matas próximas a áreas urbanas, onde os ovos são colocados em ocos de árvores e bambus, bromélias e vários recipientes artificiais [FORATTINI, 1986; URBINATTI, 2007].

No sudeste asiático, o *Aedes albopictus* é o principal vetor do dengue nas áreas rurais e importante vetor em algumas regiões urbanas [LIAN, 2006; REY, 2006; CHIARAVALLOTI-NETO, 2002]. Embora amplamente disseminado por todas

as Américas, até 2003 não havia evidências de que ele seja um eficiente transmissor do dengue, embora no Brasil, em 1993, vírus do dengue do tipo DEN1 já tenham sido isolados de larvas coletadas na cidade de Campos Altos em Minas Gerais [CHIARAVALLOTI-NETO, 2002; TAUIL, 2002; PASSOS, 2003; ALMEIDA, 2006; SILVA, 2006] e também no México [GAMA, 2007]. Existe uma crescente preocupação com essa espécie, pois ela é capaz de transmitir, além do dengue, outras doenças como febre amarela, *Mayaro* e *Oropouche*, vírus causadores de Encefalites e a filária *Dirofilaria immitis* [ALMEIDA, 2006; URBINATTI, 2007]. Em todos os estados do Brasil observa-se também o crescimento das áreas infestadas pelo *Aedes albopictus* e como já foram detectadas infestações naturais nas Américas, causa preocupação que isso possa acontecer em grande escala [GAMA, 2007].

Apesar de ter preferência por ambientes naturais, nas áreas de grande concentração humana é comum encontrar o mosquito *Aedes albopictus* utilizando os mesmos criadouros artificiais do *Aedes aegypti* e em vários outros países são frequentemente encontrados juntos [PASSOS, 2003]. Por este motivo a interação entre estas espécies requer especial atenção [HONÓRIO, 2001; PASSOS, 2003]. Na América do Norte o *Aedes albopictus* está mostrando uma tendência de dominação sobre o *Aedes aegypti*. No sudeste asiático, em decorrência da interação competitiva com o *Aedes aegypti*, foi observado redução da abundância do *Aedes albopictus* [PASSOS, 2003]. Honório (2001), em estudo sobre a ocorrência dos mosquitos *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus*, em Nova Iguaçu, Estado do Rio de Janeiro, Brasil, verifica a predominância do *Aedes albopictus* sobre o *Aedes aegypti* nos pneus usados como armadilhas. Passos (2003), em estudo realizado na cidade de São Sebastião, litoral do estado de São Paulo, Brasil, verifica a predominância do *Aedes aegypti* sobre o *Aedes albopictus* em área urbana.

O dengue, como as doenças endêmicas transmitidas por vetores, é caracterizado por padrões espaço-temporais relacionados a aspectos ambientais, precipitação, umidade, temperaturas e vegetação, favorecendo a proliferação das populações de reservatórios, vetores e agentes infecciosos [CORREIA, 2004; CORREIA, 2005; CORREIA, 2007; GURGEL, 2007]. Entre estes fatores, a vegetação é uma variável freqüentemente utilizada nos estudos relacionando o ambiente à ocorrência de doenças endêmicas, devido a sua correlação com precipitação, umidade e temperatura [HAY, 1998; HAY, 2002; TRAN, 2002; CORREIA, 2005; SITHIPRASASNA, 2005; NAKHAPAKORN, 2005; FURTADO, 2006; GURGEL, 2007; SOUZA, 2007].

Ainda que os fatores climáticos influenciem o ciclo de vida dos mosquitos transmissores de doenças como o dengue, em muitas situações estes fatores não são determinantes para explicar a ocorrência da doença [REITER, 2001]. Vários são os estudos que mostram não existir relações entre a variável climática e a ocorrência do dengue, como na Tailândia [HAY, 2000] e no Senegal [DIALLO, 2003]. Mesmo na Paraíba, onde o clima é marcado pela presença de apenas duas estações, a chuvosa e a seca, de modo que a pluviometria é o principal fator de modificação climática da região ao longo do ano [RODRIGUES, 2000] não se pôde confirmar essa relação [SOUZA, 2007].

CAPÍTULO 3

MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 – ÁREA DE ESTUDO

O estudo dos padrões espaciais das ocorrências do dengue e sua relação com a vegetação se desenvolveu no município de João Pessoa, capital do estado da Paraíba. O município possui área aproximada de 421 km² e está localizado entre as coordenadas geográficas 34° 48' 18" a 34° 50' 35" de longitude oeste e 07° 09' 17" a 07° 10' 38" de latitude sul.

O município, além de ser bastante arborizado, possui duas importantes áreas de preservação ambiental: o Jardim Botânico e o Parque Arruda Câmara. O município é limitado ao norte pelo rio Sanhauá e ao sul pelo rio Gramame, ambos com vasta vegetação nativa. A Figura 2 localiza a área de estudo no âmbito nacional.

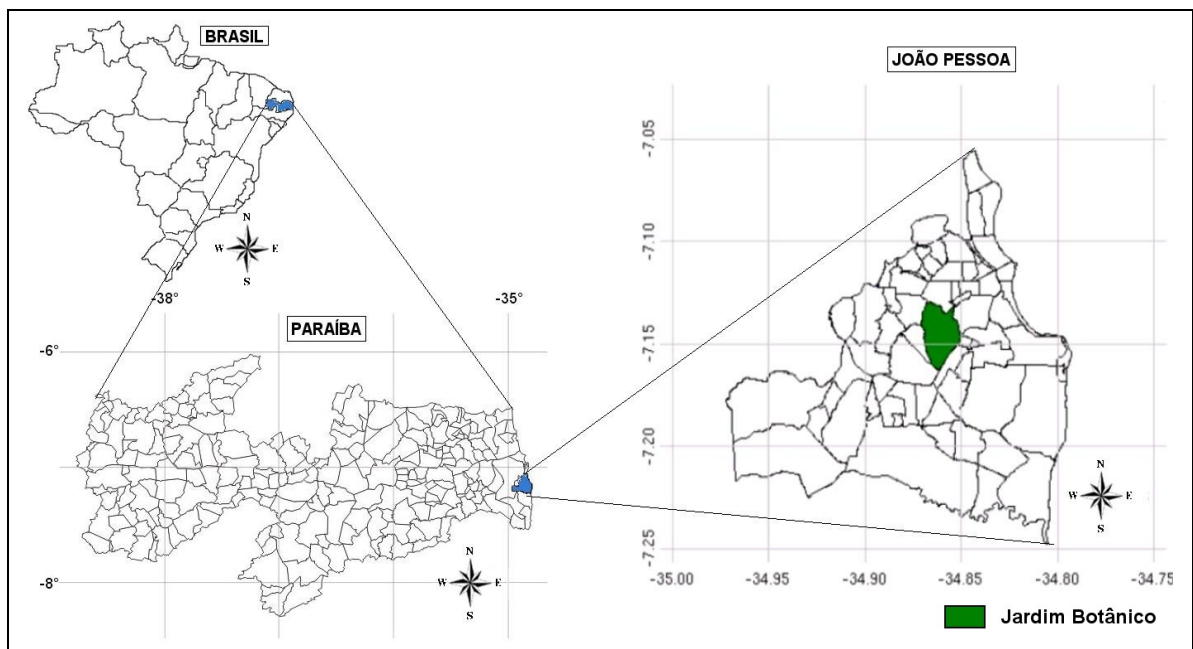


Figura 2: Localização da Área de Estudo

3.2 – DADOS

3.2.1 – OCORRÊNCIAS DO DENGUE

Os dados das ocorrências do dengue em João Pessoa do ano de 2005 foram cedidos pela Secretaria de Saúde do Município. A organização dos dados se deu em três etapas: Primeiro, separou-se as informações de identificação da ocorrência: número de notificação, e de endereço: rua, número, complemento e bairro, sendo colocado em um arquivo tipo planilha; em seguida os dados foram separados por bairros e ordenados por rua e número; por último, as ocorrências com falta de informação, como rua e número, foram separadas e as com endereços completos foram localizados em um mapa do município.

Com os endereços localizados no mapa coletou-se, *in loco*, as coordenadas geográficas (latitude e longitude) das ocorrências. Esta coleta foi realizada utilizando o GPS GARMIN, modelo GPSmap76CS, com resolução de 15 metros sem correção DGPS. A coleta se deu em frente a residência, com GPS apresentando erro nominal de no máximo 10 (dez) metros.

3.2.2 – IMAGENS DE SATÉLITE

Na caracterização da vegetação da área de estudo foram usadas, as imagens georreferenciadas das bandas CCD-1, CCD-2, CCD-3, CCD-4 e CCD-5 do satélite CBERS-2, Órbita/Ponto 146/108, de 19 de agosto de 2005. A Figura 3 mostra uma composição colorida da região em estudo, associando a cor vermelha a banda 3, verde a banda 4 e azul a banda 2. A linha vermelha da Figura 3 delimita a área de estudo (município de João Pessoa). As imagens foram obtidas no *site* do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) [INPE, 2007]. As imagens das bandas CCD-1, CCD-2, CCD-3, CCD-4 e CCD-5 podem ser visualizadas nas Figuras A1, A2, A3, A4 e A5 do Apêndice A, respectivamente.

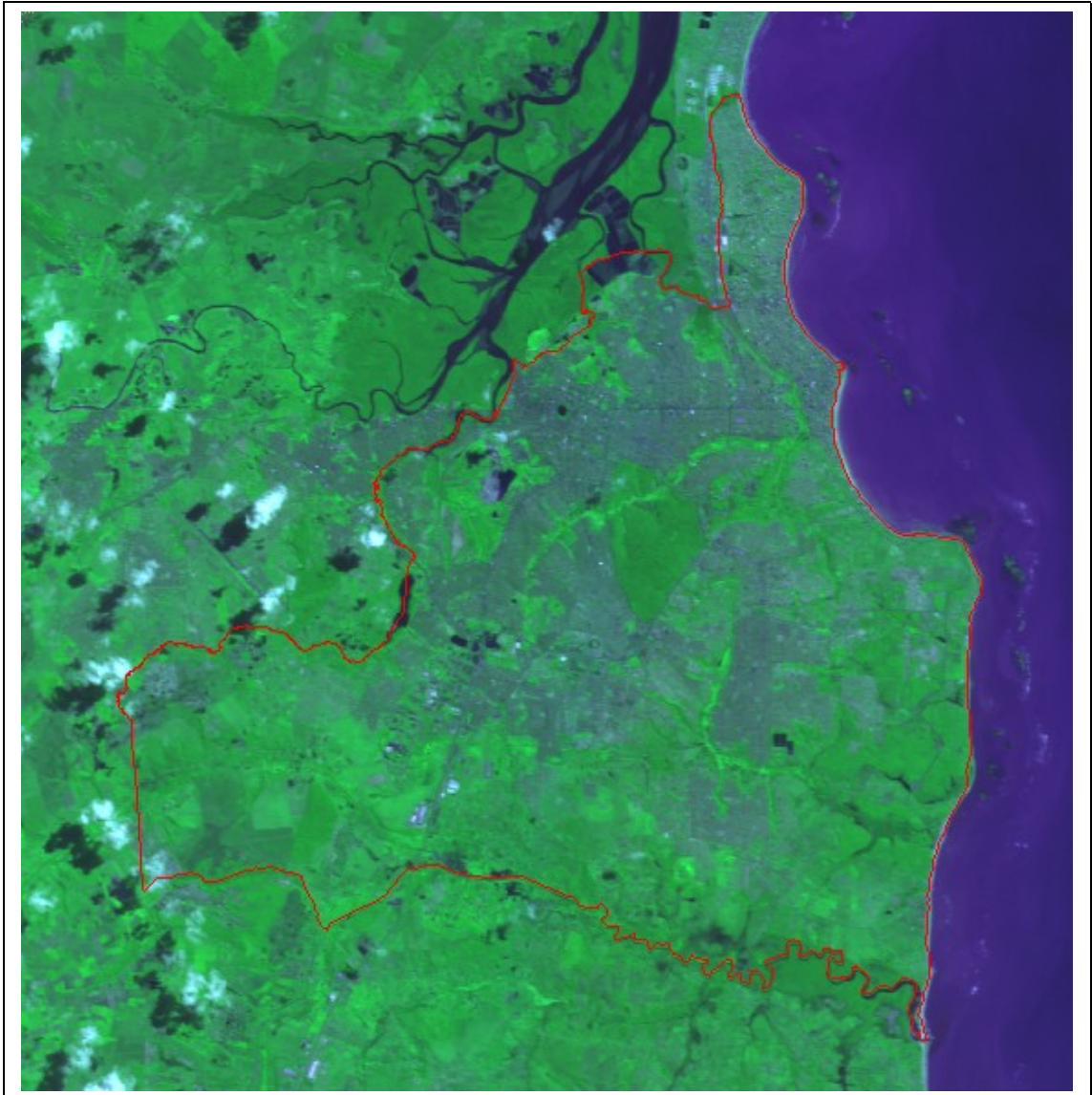
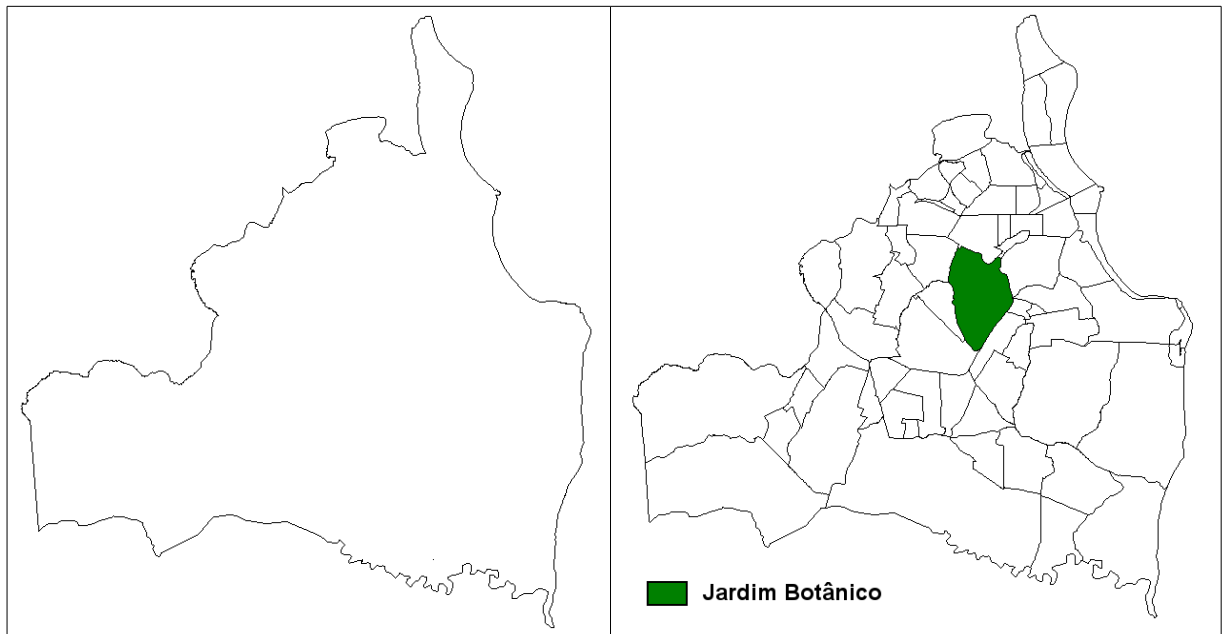


Figura 3: Composição colorida (R3G4B2 – CCD – CBERS) da Área de Estudo.

3.2.3 – MAPAS DA REGIÃO DE ESTUDO

Foram usados dois mapas do município de João Pessoa, um com o polígono que delimita o município (Mapa I) e outro com os polígonos dos bairros (Mapa II), ambos cedidos pela Secretaria de Planejamento da Prefeitura Municipal de João Pessoa [PREFEITURA MUNICIPAL DE JOÃO PESSOA, 2005]. O mapa I mostra a região de estudo e foi usado tanto na análise de padrões pontuais das ocorrências do dengue como no estudo da influência da vegetação em sua ocorrência. O mapa II

foi usado para localização visual, em termos de bairro, das ocorrências do dengue, do padrão do dengue e da imagem classificada. Os mapas I e II podem ser visualizados na Figura 4.



Mapa I

Mapa II

Fonte: Prefeitura Municipal de João Pessoa (2005).

Figura 4: Mapas da região de estudo.

3.3 – ANÁLISE DO PADRÃO DAS OCORRÊNCIAS DO DENGUE

Segundo Cressie (1993), em análise espacial de dados pontuais a natureza aleatória dos dados é a localização espacial dos eventos. Os eventos são pontos (s_1, s_2, \dots, s_n) com coordenadas geográficas conhecidas que ocorrem em uma determinada região $A \subset \mathbb{R}^d$. Na análise do comportamento padrão das ocorrências do dengue no município de João Pessoa-PB, no ano de 2005, os eventos são as coordenadas geográficas do local de residência e a região A é o município de João Pessoa, neste caso o Mapa I, mostrado na Figura 4.

A execução da análise dos padrões pontuais das ocorrências do dengue, realizada com o auxílio do *software* estatístico *R* [R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2005], foi dividida em duas etapas. A primeira parte consistiu em analisar os efeitos

de segunda ordem, ou seja, verificar se a distribuição espacial dos eventos apresentava comportamento de aleatoriedade, de aglomeração ou de regularidade. Os comandos usados na análise dos efeitos de segunda ordem estão dispostos no Apêndice B. Na verificação dos efeitos de segunda ordem foram aplicadas as funções:

- G , que utiliza a distância de evento para evento;
- F , função do espaço vazio;
- J , que pondera as funções G e F ;
- K , que leva em consideração a dependência espacial do processo.

Para a visualização gráfica da função K foi utilizada a função L . Nos gráficos destas funções a linha preta representa a função estimada, a linha vermelha o modelo teórico do método utilizado e as linhas verde e azul o envelope de simulação.

Sendo detectada tendência de aglomerados espaciais pelo estimadores de segunda ordem, passou-se para a segunda parte que consistiu no cálculo do estimador de intensidade (estimador de Kernel), que mostra em um mapa, as regiões de maior intensidade de ocorrência do dengue. O estimador de intensidade fornece uma visão geral da distribuição de primeira ordem dos pontos, ou seja, do número esperado de pontos por unidade de área. O estimador de Kernel usado na detecção dos aglomerados espaciais do dengue foi o *quartic*, definido na equação 9. Os comandos usados no estimador de intensidade de Kernel estão dispostos no Apêndice C.

3.4 – CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM

3.4.1 – CLASSES E AMOSTRAS

O objetivo desta etapa foi separar as áreas de vegetação da região em estudo para serem posteriormente relacionados com as ocorrências do dengue. Para melhor caracterizar as áreas de vegetação, foi necessário classificar também as outras regiões. As regiões classificadas foram as seguintes:

- Vegetação:** Na composição RGB, são as áreas em verde escuro, que estão principalmente à margem do rio no centro da Mancha urbana;

- Mancha Urbana:** Região que engloba as construções e ruas do perímetro urbano;
- Água do Mar:** Representa o mar situado à direita na imagem;
- Água Doce:** Rios e lagos;
- Área Antropizada:** Área de plantações ou regiões desmatadas;
- Nuvem:** Representa as nuvens;
- Sombra:** Sombra das nuvens

3.4.2 – IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO

O algoritmo de classificação por Máxima verossimilhança é uma das técnicas mais usadas em classificação de imagens de satélite. Este foi escolhido por utilizar princípios estatísticos paramétricos que levam em consideração a covariância dos dados [RICHARDS, 1986; HORTA, 2006].

O algoritmo de classificação por Máxima verossimilhança já está implementado por vários *software* que trabalham com SIG, dentre estes, alguns são livres. Os *software* livres disponíveis não levam em consideração a probabilidade a *priori* das classes, assumindo-as como iguais. Na realidade as classes têm probabilidade a *priori* diferentes de ocorrerem e este fator interfere no resultado da classificação.

O algoritmo foi implementado em linguagem C com base no classificador de Máxima Verossimilhança descrito na sessão 2.2.2.1.b. Esta implementação foi construída de modo a não limitar a quantidade de bandas (imagens) nem o número de classes a serem usadas pelo classificador e levar em consideração a probabilidade a *priori* das classes selecionadas.

A manipulação das imagens é feita através da biblioteca Devil [WOODS, 2002]. Esta biblioteca fornece subsídios que possibilitam ler os *pixels* de uma imagem bem como salvar uma nova imagem. No caso desta aplicação a biblioteca foi usada para ler os *pixels* das imagens CCD e para salvar a imagem resultante da classificação. A manipulação de matrizes usadas no decorrer do processo de classificação foi feito através da biblioteca GMATRIX [BORGES, 2005]. Esta biblioteca é usada no cálculo da matriz de covariâncias, da sua inversa e também do seu determinante.

A implementação do algoritmo de classificação foi dividida em três etapas, que devem ser inicializadas uma de cada vez. A primeira calcula os parâmetros usados nas outras etapas, entre estes as probabilidades *a priori* das classes. Os códigos usados nas três etapas estão mostrados no Apêndice D, E e F. As etapas são:

- 1ª Etapa** - Cálculo dos parâmetros. Nesta etapa são calculados os parâmetros usados na etapa 2 para a classificação da imagem. Também nesta etapa é calculada a MC das amostras. Os parâmetros calculados para cada classe são: o logaritmo da probabilidade *a priori*, o vetor de médias, a inversa da matriz de covariâncias e o logaritmo do determinante da matriz de covariância.
- 2ª Etapa** - Classificação da imagem. Nesta etapa, cada vetor de *pixels*, é classificado segundo os parâmetros calculados na etapa anterior;
- 3ª Etapa** - Verificação da acurácia da classificação. A acurácia é verificada através do índice Kappa.

Algumas observações da implementação são importantes e devem ser salientadas. As amostras são retângulos, onde as coordenadas dos *pixels* superior esquerdo (x_1, y_1) e inferior direito (x_2, y_2) são colocados em um arquivo do tipo texto na forma " $x_1 y_1 x_2 y_2$ ". As coordenadas dos *pixels* superior esquerdo e inferior direito de cada amostra está em uma linha do arquivo e cada arquivo contém as amostras de uma classe. Um exemplo destes arquivos pode ser visualizado na Figura 5.

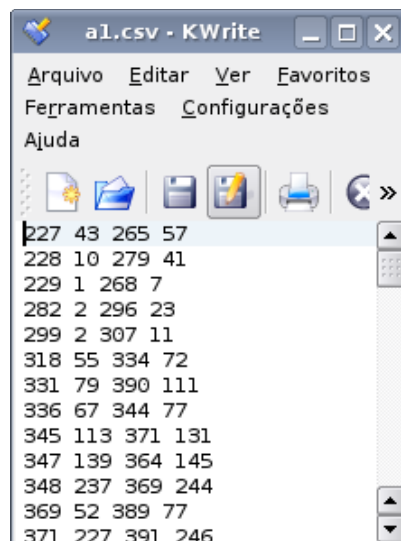


Figura 5: Exemplo de um arquivo de amostra de classe.

O nome dos arquivos das amostras e das imagens usadas na classificação seguem a seguinte forma: uma letra seguida de um número inteiro positivo e da ex-

tensão. O código foi elaborado de modo a solicitar o número de ordem das bandas a serem classificadas e rotulá-los automaticamente. Neste trabalho os arquivos das amostras e das imagens estão, respectivamente, nomeados da seguinte forma: *<an.csv>* e *<bn.csv>*, onde *n* é um número inteiro positivo.

Nas etapas 1 e 2 é necessário: fornecer a quantidade de classes, de bandas, o tamanho da imagem e o número de linhas e colunas. O código da etapa 1 solicita, também, quais classes e quais imagens serão usadas. Quando forem solicitadas deve-se fornecer apenas os números correspondentes a seus nomes. Estes números são salvos em arquivo. Na etapa 2 não será necessário novamente fornecer as imagens a serem trabalhadas.

Os parâmetros gerados na primeira etapa, bem como a MC, vetor de *pixel* das classes, a identificação das bandas e a identificação das classes são salvos em arquivo no mesmo diretório em que estão os programas. A imagem classificada também é salva no mesmo diretório.

3.5 – INFLUÊNCIA DA VEGETAÇÃO NA OCORRÊNCIA DO DENGUE

O primeiro passo para verificar a influência da vegetação na ocorrência do dengue é determinar qual a largura da faixa em torno da vegetação a ser considerada como Região de Influência. Procurando na literatura científica subsídios para determinar uma possível largura desta faixa verificou-se divergências nos valores adotados. Quando se referem ao raio de ação do mosquito, a divergência varia de 200 metros a 3 quilômetros. De acordo com Ai-leen (2000) a distância normal de vôo do mosquito não ultrapassa 240 metros, enquanto Costa (2002) afirma que o mosquito *Aedes aegypti* atua num raio de um quilômetro. Para Oliveira (2002) a fêmea do mosquito pode voar até três quilômetros em busca de local adequado para ovoposição. No entanto, Paula (2007) diz que o raio de vôo do mosquito adulto é limitado, em torno de 200 metros.

Nos estudos epidemiológicos do dengue ou focos do mosquito envolvendo intensidade e área de influência, entre outros, também não existe um raio de referência. Pustai e Corrêia (2003), estudando casos de dengue e focos do vetor, construíram áreas de influência com raio de 100 e 300 metros. Passos (2003), delimita o

controle de focos do *Aedes aegypti* usando raio de 500 metros em torno de imóveis positivos. Benthem (2005) usou raio de 200 metros partindo de residências que apresentaram ocorrência do dengue. Barreto (2008), estudando a primeira epidemia de dengue em Salvador, utiliza estimador de intensidade de Kernel, aplicando raios de 500 metros, 1 e 2 quilômetros.

Para dirimir a questão, neste trabalho usou-se o raio adotado pela Fundação Nacional de Saúde (FUNASA), órgão do Ministério da Saúde, como Região de Influência. Na pesquisa larvária e no tratamento focal dos imóveis a FUNASA determina o tratamento de 100% dos imóveis situados num raio de 300 metros do foco inicial [MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2001].

CAPÍTULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 – GEORREFERENCIAMENTO DAS OCORRÊNCIAS DO DENGUE

No ano de 2005, em João Pessoa, foram registradas 675 ocorrências do dengue. A ocorrência mensal pode ser observada no Gráfico 1, que mostra crescimento do número de ocorrência no período de janeiro a agosto e declínio nos meses subsequentes.

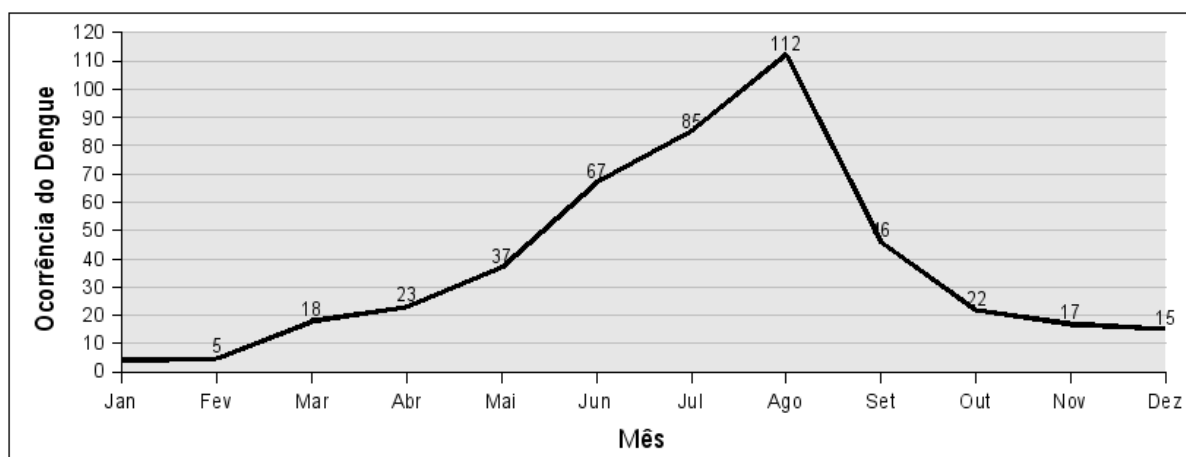


Gráfico 1: Ocorrência mensal do dengue no ano de 2005 no município de João Pessoa - PB.

Das 675 notificações do dengue, no ano de 2005, foram descartadas 95 ocorrências por falta de informação da rua e/ou número e 129 ocorrências não foram localizados por inconsistência do número da residência. Foram, portanto, georreferenciadas 451 ocorrências, o que corresponde a 33% do total notificado. Esta diferença é consequência da má qualidade dos registros das notificações, seja por parte de quem informa (paciente), seja por falta de preparo de quem anota ou por falha na digitação. A Figura 6 mostra as ocorrências georreferenciadas do dengue no ano de 2005.

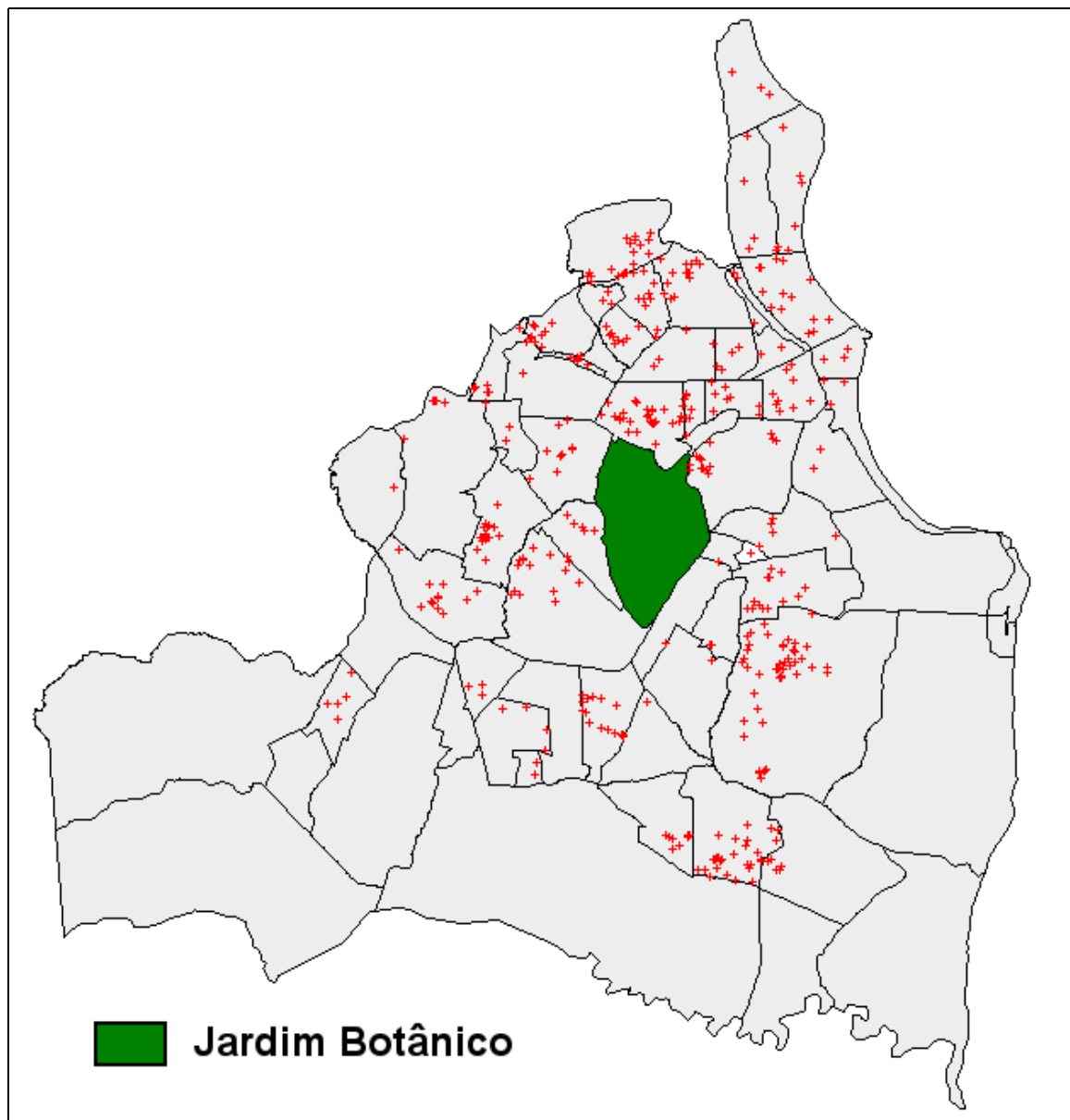


Figura 6: Ocorrências do dengue no município de João Pessoa no ano de 2005.

A qualidade das notificações é um problema frequentemente observado nos estudos onde são necessárias as localizações de endereços [SKABA, 2004]. Com o desenvolvimento de técnicas de análise espacial, o georreferenciamento dos eventos de saúde é importante na análise e avaliação de riscos a saúde coletiva, principalmente as relacionadas ao meio ambiente [SKABA, 2004]. Nestas análises faz-se necessário a localização geográfica dos eventos, onde são associadas às informações gráficas (mapas) [SKABA, 2004]. Particularmente nas análises de padrão pontual os endereços são as variáveis de interesse, sua falta pode inviabilizar este tipo de estudo, comprometendo sua eficácia e exatidão.

4.2 – ANÁLISE DO PADRÃO DAS OCORRÊNCIAS DO DENGUE

O estudo do padrão espacial das ocorrência do dengue foi realizado em duas etapas. Na primeira verificou-se o tipo de distribuição das ocorrências. Sendo verificada indícios de aglomerados espaciais executou-se a segunda etapa que consiste no uso do estimador de intensidade de Kernel.

4.2.1 – ESTIMADOR DO EFEITO DE SEGUNDA ORDEM

Para verificar o tipo de distribuição das ocorrências, ou seja, verificar se a distribuição espacial dos eventos apresentava comportamento de aleatoriedade, de aglomeração ou de regularidade, utilizou-se as funções G , F , J e L . A função L é a representação gráfica da função K .

O Gráfico 2 representa o comportamento da função G , onde pode-se observar que a função estimada (linha preta) se encontra acima dos limites do envelope de simulação (linhas azul e verde), indicando que as ocorrências do dengue apresentem tendência de agrupamentos espaciais. O comportamento da função F (Gráfico 3) mostra a função estimada abaixo do envelope de simulação, o que sugere aglomeração espacial. A função J (Gráfico 4), que pondera as funções G e F , apresenta a função estimada, $J < 1$, indicando aglomerados espaciais. Na função L (Gráfico 5) a função estimada se encontra acima dos envelopes de simulação apresentando valores positivos, o que indica a presença de aglomerados espaciais. Em todos os casos, os comportamentos das funções estimadas caracterizaram comportamento de aglomeração espacial.

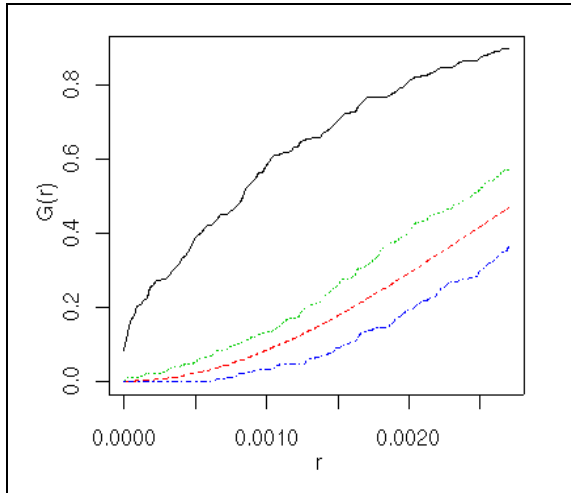


Gráfico 2: Função G para quinhentas simulações.

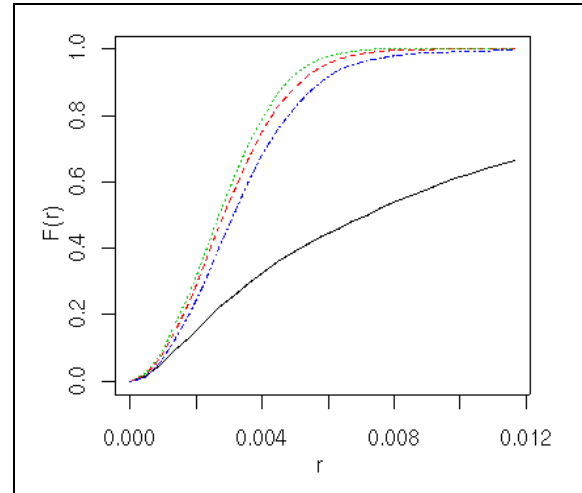


Gráfico 3: Função F para quinhentas simulações.

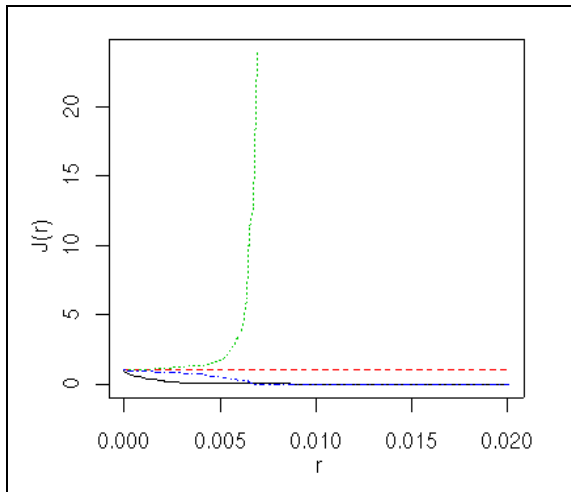


Gráfico 4: Função J para quinhentas simulações.

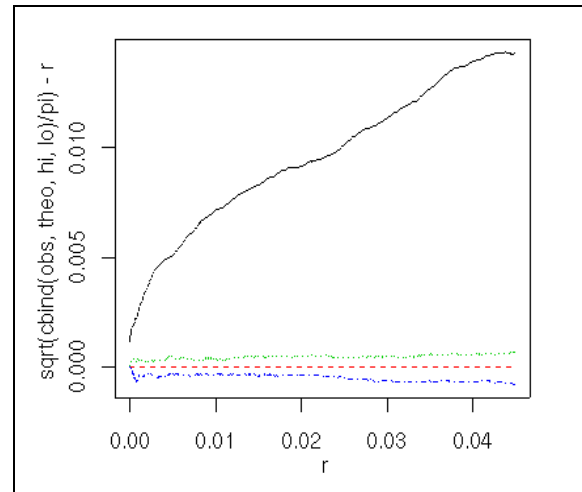


Gráfico 5: Função L para quinhentas simulações.

4.2.2 – ESTIMADOR DE INTENSIDADE (ESTIMADOR DE KERNEL)

A detecção de tendência de aglomerados espaciais pelo estimadores de segunda ordem motiva o cálculo do estimador de intensidade (estimador de Kernel). Utilizou-se como largura da banda (τ) o raio ideal, definido na equação 5. A largura da banda teve como valor $\tau = 0,003272731$, que corresponde aproximadamente a 363,2731 metros. O raio de influência ideal, τ , está próximo do raio de ação de 300 metros preconizado para as pesquisas larvárias e tratamento focal pelo Manual de

Normas Técnicas do Ministério da Saúde, contado a partir do foco inicial [MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2001].

No mapa gerado pelo Kernel (Figura 7) a coloração mais clara indica as áreas de maior densidade de ocorrência (*hotspots*). A medida que se afasta das áreas mais claras, os matizes diferentes mostram as áreas de influência e a continuidade espacial. O mapa na Figura 8 mostra as localizações das ocorrências do dengue e pode ser usado para comparar as ocorrências com os *hotspots*.

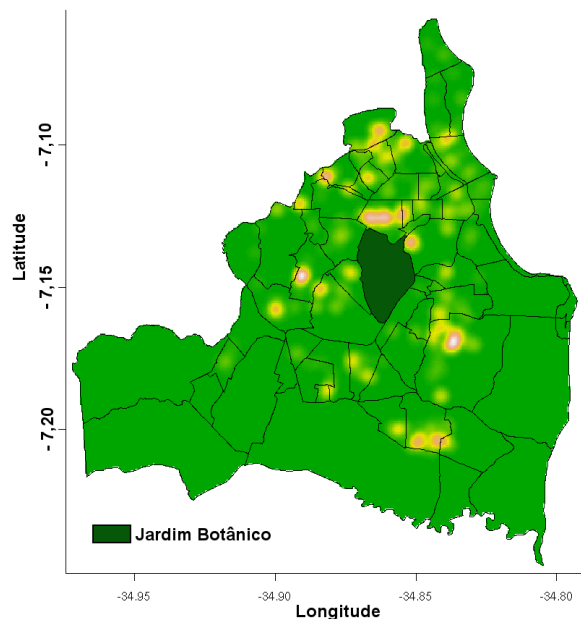


Figura 7: *Hotspots* do dengue no município de João Pessoa no ano de 2005.

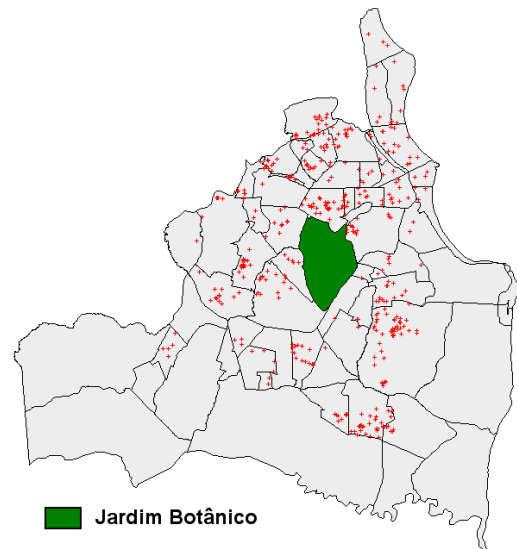


Figura 8: Ocorrências do dengue no município de João Pessoa no ano de 2005.

Pode-se observar áreas de *hotspots* distribuídas por toda a região de estudo. Os *hotspots* mais significativos estão nas áreas de baixo poder aquisitivo, como os bairros de Mangabeira e Valentina na região sul, Torre, Castelo Branco, Roger, Auto do Céu, Mandacarú e 13 de Maio na região norte e Cruz das Armas e Oitizeiro na região oeste. As regiões de maior poder aquisitivo, embora apresentem ocorrência do dengue, não configuram *hotspots* significativos.

As regiões sem a presença de aglomerados espaciais estão nas regiões mais ao sul, a sudeste e sudoeste do município. Estas regiões estão localizadas fora do perímetro urbano. O perímetro urbano, identificado pelo conjunto das ruas em cinza escuro, pode ser visualizado na Figura 9.

Esta técnica, bem como as outras técnicas espaciais, deveriam se tornar ferramentas importantes para os órgãos públicos de saúde, tanto no controle como na

prevenção de doenças como o dengue. Como pode ser observado no mapa da Figura 7, as regiões com maior densidade de ocorrência é facilmente identificado possibilitando assim maior eficácia nas ações de combate e controle dos órgãos públicos.



Fonte: Prefeitura Municipal de João Pessoa (2007)

Figura 9: Mapa do município de João Pessoa.

4.3 – CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM

4.3.1 – COLETA DAS AMOSTRAS DAS CLASSES

As amostras de treinamento usadas pelo classificador foram escolhidas com base no conhecimento da região. Sob uma imagem CCD-2 (Figura 10) pode-se visualizar as amostras de treinamento selecionadas. Para cada classe foi associada uma cor, que pode ser observada na legenda. Para melhor visualizar as áreas amostradas a Figura 11 mostra a banda CCD-2 em níveis de cinza.

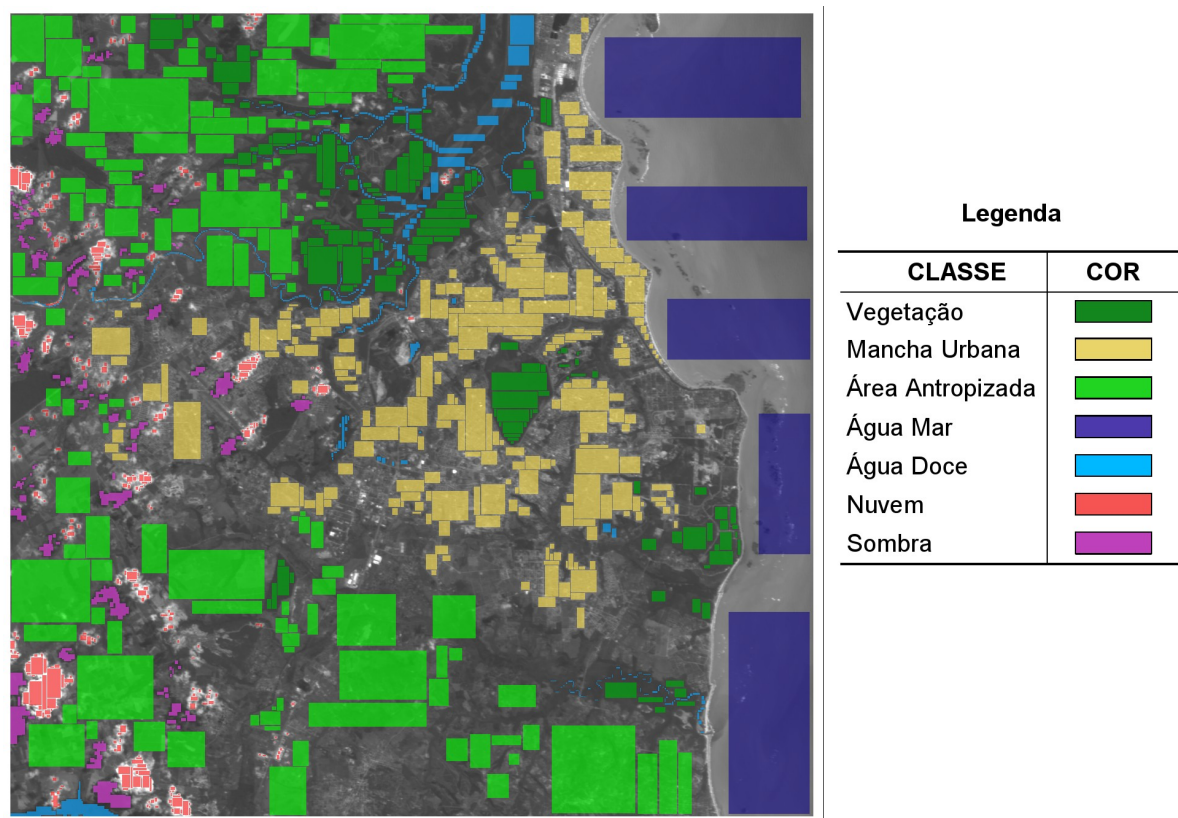


Figura 10: Visualização das amostras de treinamento sobre a Imagem CCD-2.

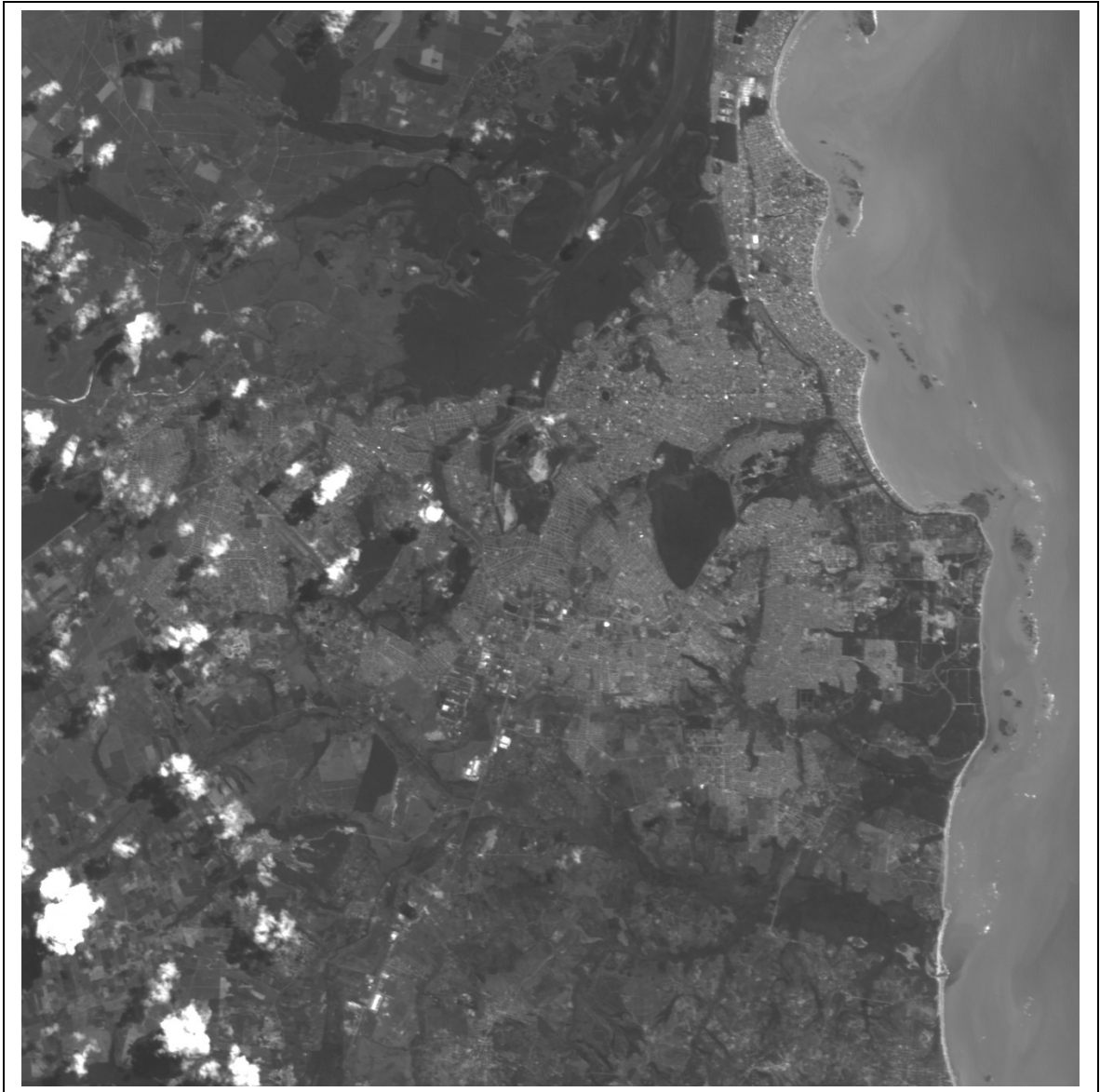


Figura 11: Imagem CCD-2.

4.3.2 – CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM

A classificação foi feita com base nas amostras de treinamento descritas na sessão 3.4.1. As probabilidades *a priori* das classes, parâmetro que motivou esta implementação, estão dispostos na Tabela 3. Como pode ser observado, as probabilidades das classes não são ao menos parecidas. A probabilidade da classe Área Antropizada, mais provável, é quase duas vezes maior que classe Mar, segunda mais provável. A probabilidade *a priori* da classe de interesse deste estudo, Vegetação, representa apenas um quinto da Área Antropizada.

Tabela 3: Probabilidade *a priori* das classes.

Classes	Probabilidade <i>a Priori</i>
Vegetação	8,60
Mancha Urbana	18,95
Área Antropizada	41,16
Mar	23,11
Rios e Lagos	2,96
Nuvem	2,47
Sombra Nuvem	2,75

Para avaliar o resultado da classificação foi utilizado a MC e o coeficiente Kappa. A MC é o primeiro resultado de uma classificação, calculada com base nas amostras de treinamento, e é utilizada para analisar a qualidade das amostras fornecidas ao classificador. Nessa matriz, os valores da diagonal principal representam os *pixels* classificados corretamente.

A MC, gerada na primeira etapa, está disposta na Tabela 4. A taxa de erros observadas na MC, ou seja, a relação entre os valores que estão fora da diagonal principal, é considerada satisfatória para o desenvolvimento deste estudo, 92% de acertos. A Tabela 5 mostra, para cada classe, a porcentagem de *pixels* classificados corretamente. As classes com maior porcentagem de erros foram as classes Mancha Urbana, com 8,5% de seus *pixels* classificados como Área Antropizada; Sombra das Nuvens, com 8,4% de seus *pixels* classificados como Rios e Lagos e Lagos e Rios, com 7,5% de seus *pixels* classificados como Sombra das Nuvens. Estes erros não foram considerados relevantes para a análise crítica do resultado da classificação, pois não se referem à classe de interesse deste estudo que é a classe Vegetação.

Tabela 4: Matriz de confusão das amostra de treinamento.

	Veget.	Mancha Urbana	Área Antrop.	Mar	Rios e Lagos	Nuvens	Sombra Nuvem
Vegetação	54.644	6	2.396	0	83	0	24
Mancha Urbana	52	114.549	10.718	0	67	530	11
Área Antropizada	5.790	13.475	251.261	0	1.008	489	1.339
Mar	0	818	0	152.411	281	13	0
Rio e Lago	720	310	619	190	16.310	34	1.477
Nuvem	0	90	604	0	1	15.730	17
Sombra Nuvem	61	262	648	0	1.537	62	15.732

Tabela 5: Percentagem de *pixels* das amostras classificados corretamente.

Classes	Acertos (%)
Vegetação	95,61
Mancha Urbana	90,96
Área Antropizada	91,92
Mar	99,28
Rios e Lagos	82,96
Nuvem	95,67
Sombra Nuvem	85,96

A Vegetação, classe de interesse, apresentou mais de 95% de seus *pixels* classificados corretamente. Dos *pixels* classificados erroneamente, 4,2% foi classificado como Área Antropizada, 0,15% como Rios e Lagos, 0,04% como Sombra de Nuvem e 0,01 como Mancha Urbana. A MC não apresentou nenhum *pixel* da classe Vegetação classificado como Nuvem ou Mar.

O índice Kappa apresentou o coeficiente de 91,04% com variância $6,61368 \times 10^{-07}$. Este resultado indica, segundo Landis e Koch, citado por Ganan (2005), que a classificação teve desempenho excelente.

O resultado da classificação por Máxima Verossimilhança pode ser visualizado na Figura 12. Observou-se que, dentro da região de interesse, a imagem classificada possui uma aproximação da realidade satisfatória. Os erros observados na MC na classe de interesse, Vegetação, são mais acentuados nas regiões fora da área do município de João Pessoa, área esta que na imagem classificada (Figura 12) está limitada pelo polígono em vermelho.

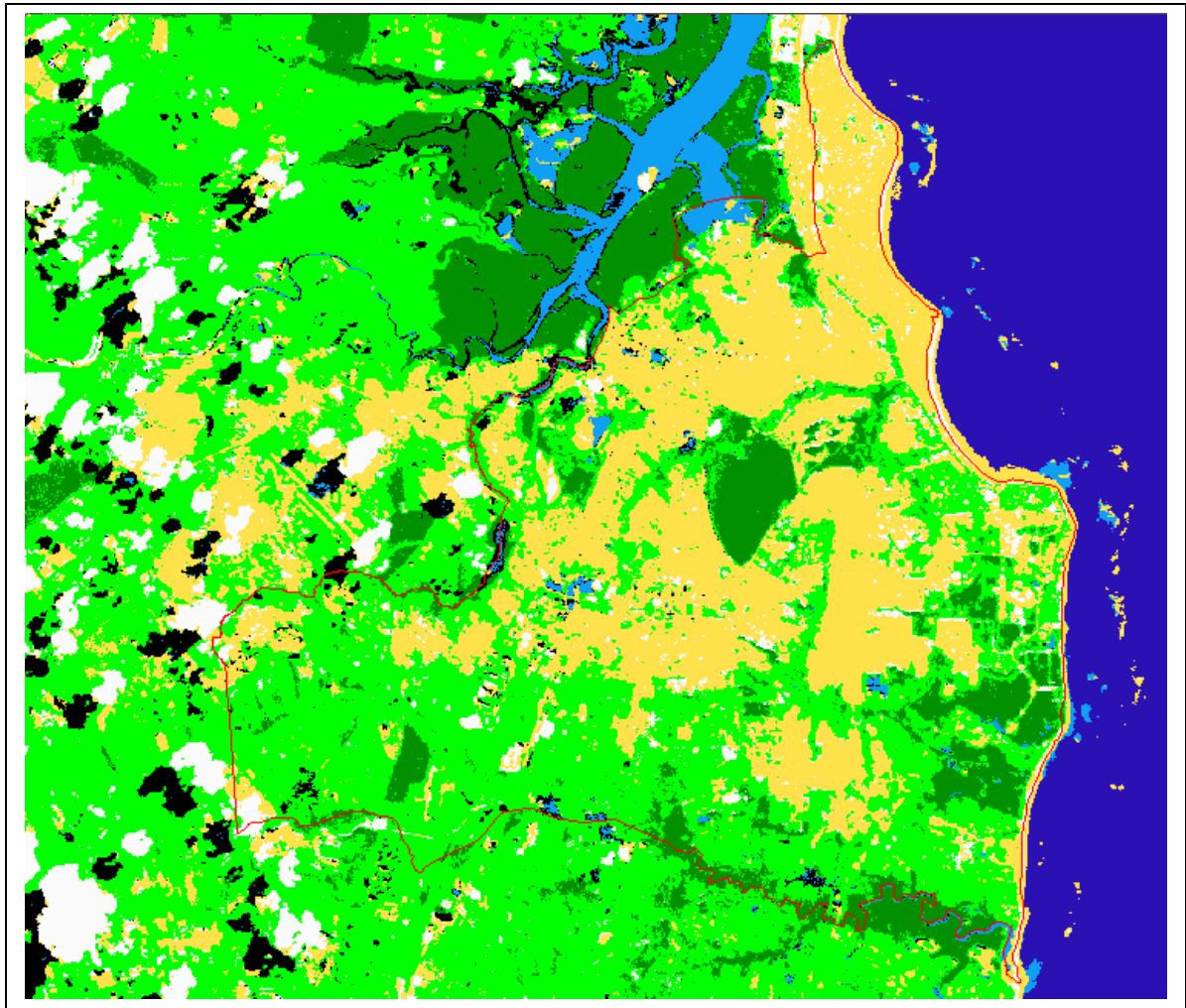





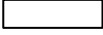



Figura 12: Resultado da classificação por Máxima Verossimilhança.

Legenda

CLASSE	COR
Vegetação	
Mancha Urbana	
Área Antropizada	
Água Mar	
Rios e Lagos	
Nuvem	
Sombra	

4.4 – INFLUÊNCIA DA VEGETAÇÃO NA OCORRÊNCIA DO DENGUE

Esta análise foi realizada com o auxílio do *software* Spring-4.3.3 [SPRING, 1996]. Para o software foram importados: o polígono da área de estudo, Mapa I; as ocorrências mensais do dengue e o mapa de vegetação extraído do mapa classificado (Figura 12). Com base no mapa de vegetação, utilizando função distância e limitização, foi construído no seu entorno, a Região de Influência.

O mapa da vegetação com a Região de Influência pode ser observado na Figura 13. Este mapa é constituído de três regiões: Vegetação (verde); Região de Influência (cinza) e Região Externa (branca). As áreas, em quilômetros quadrados (km²), correspondente a cada região são respectivamente: 20,5 km², 82,5 km² e 592,9 km².

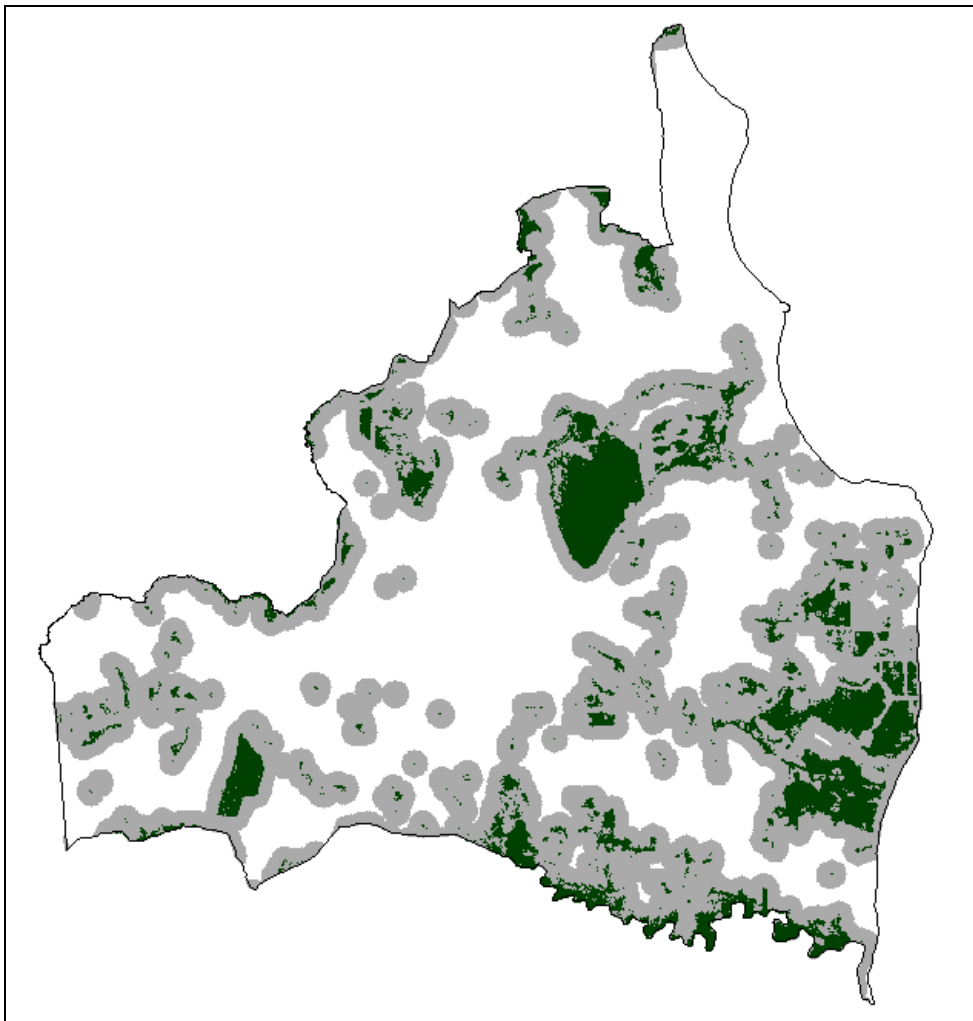


Figura 13: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e Região Externa.

A cada mês do ano de 2005, são associadas as respectivas ocorrências. O mapa da região de estudo com as áreas de vegetação, Região de Influência e as ocorrências mensais podem ser visualizados nas Figuras G1 a G12 do Apêndice G. Calculou-se a densidade mensal dos casos de dengue por área, em quilômetros quadrado (km²), para as Regiões de Influência e Externa. A Tabela 6 mostra a distribuição mensal das ocorrências do dengue: no município, na Região de Influência e a porcentagem de casos da Região de Influência. A Tabela 7 mostra as densidade mensal de casos por área para as Regiões de Influência e Externa.

Tabela 6: Distribuição mensal do número de ocorrência do dengue no município, na Região de Influência e porcentagem de casos ocorridos na Região de Influência.

Mês	Nº de casos no(a)		% de casos na
	Município	Região de Influência	Região de Influência
Janeiro	4	1	25,00
Fevereiro	5	0	0,00
Março	18	6	33,33
Abril	23	3	13,04
Mai	37	9	24,32
Junho	67	11	16,42
Julho	85	26	30,59
Agosto	112	32	28,58
Setembro	46	6	13,04
Outubro	22	7	31,82
Novembro	17	3	17,65
Dezembro	15	7	46,67

No período estudado, o comportamento mensal das ocorrências nas regiões estudadas é semelhante, apresentando tendência de crescimento no período de janeiro a agosto e de declínio nos meses subsequentes. Na Região de Influência, apenas o mês de fevereiro não apresentou registro de ocorrência. Em todos os meses do período estudado, o número de casos da Região Externa é superior ao da Região de Influência. Apesar disto apenas no mês de fevereiro a densidade de casos do dengue na Região de Influência é menor que a da Região Externa.

Tabela 7: Distribuição das densidades mensais de casos por área nas Regiões de Influência e Externa.

Mês	Região de Influência	Região Externa
Janeiro	0,01212	0,00507
Fevereiro	0,00000	0,00845
Março	0,07274	0,02028
Abril	0,03637	0,03379
Mai	0,10910	0,04731
Junho	0,13335	0,09462
Julho	0,31519	0,09969
Agosto	0,38793	0,13518
Setembro	0,07274	0,06759
Outubro	0,08486	0,02535
Novembro	0,03637	0,02366
Dezembro	0,08486	0,01352

Testou-se a normalidade das densidades nas duas regiões. A Região de Influência apresentou *p-valor* 0,005396 e a Região Externa *p-valor* 0,07334. Estes resultados mostram que a densidade da Região Externa tem distribuição aproximadamente normal, porém para a da Região de Influência o mesmo não ocorre, justificando a escolha de um teste não-paramétrico para verificar a suspeita de que a densidade da Região de Influência é superior à da Região Externa. O teste usado foi o de Wilcoxon. O teste apresentou diferença significativa na densidade das duas regiões (*p-valor* = $1,709 \times 10^{-3}$; $T = 0,0455919$), indicando a Região de Influência como a de maior densidade de ocorrência do dengue por área.

Este resultado sugere a existência de indícios da influência da vegetação na ocorrência do dengue. O resultado é incompatível com o esperado e disposto na literatura científica [MOLONEY, 1998; BARRETO-NETO, 2007; CÂMARA, 2007]. O esperado seria as regiões apresentarem densidades similares, pois o *Aedes aegypti*, como único vetor do dengue no Brasil, em tese, possui preferência pelas áreas urbanas, mais especificamente, por ambientes domésticos ou peridomésticos [MOLONEY, 1998; BARRETO-NETO, 2007; CÂMARA, 2007].

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

5.1 – CONCLUSÕES FINAIS

Este trabalho estudou o comportamento das ocorrências do dengue, do ano de 2005, no município de João Pessoa, segundo dois aspectos: primeiro estudando seu comportamento utilizando análise espacial de dados pontuais e segundo, relacionando-o com as áreas de vegetação existente no município.

Com os endereços dos locais de residências dos ocorrências do dengue, cedido pela Secretaria de Saúde do Município, foram coletadas suas coordenadas geográficas. As ocorrências georreferenciadas foram associadas a uma base cartográfica onde se analisou seu comportamento espacial, utilizando o Estimador de Intensidade de Kernel.

Na análise da influência da vegetação na ocorrência do dengue é necessário a utilização de mapa com a identificação da área de vegetação. Este mapa foi extraído a partir da classificação de uma imagem orbital. O método de classificação de Máxima Verossimilhança foi utilizado sobre imagens de julho de 2005, obtidas pelos sensores do satélite CBERS-2.

O Estimador de Intensidade de Kernel permitiu construir um mapa mostrando as áreas com maior densidade de ocorrência (*hotspots*). Apresentou os *hotspots* mais significativos situados nas regiões de baixo poder aquisitivo. As regiões cuja população tem maior poder aquisitivo, embora apresentem ocorrência do dengue, não configuram aglomerados espaciais. Este tipo de análise permite que os órgãos públicos de saúde sejam mais eficientes no combate e prevenção de doenças como o dengue.

A implementação do algoritmo de classificação por Máxima Verossimilhança foi motivada pelo parâmetro probabilidade *a priori*, pois este parâmetro não é levada em consideração nos classificadores por *software* disponíveis. Como foi observado, as probabilidades *a priori* das classes são diferentes variando de 2,47%, na classe

Nuvem, a 41,16%, na classe Área Antropizada. Esta implementação resulta, portanto, em uma classificação mais precisa.

O classificador implementado obteve um índice de classificação Kappa de 91,88%, sobre as amostras da imagem utilizada neste estudo, o que, segundo critérios de avaliação de qualidade de classificação proposto por Landis e Koch citado por Ganan (2005), representa um desempenho excelente. Da imagem classificada foi retirada a classe Vegetação, usada na análise de influência da vegetação na ocorrência do dengue.

A partir da classe Vegetação, utilizando função distância e limiarização, construiu-se uma faixa de trezentos (300) metros em seu entorno e foram associada as ocorrências mensais do dengue, calculando-se suas densidades por área na faixa em torno da vegetação e na faixa externa. A análise da influência da vegetação sobre a ocorrência do dengue, mostrou que a densidade de casos na região em torno da vegetação é significativamente maior que o da região fora desta faixa, mostrando indícios de relação entre eles. Esta relação não é esperada, devido às características do mosquito vetor, abrindo possibilidades de pesquisas futuras para estabelecer suas reais causas.

As regiões identificadas pelo Estimador de Intensidade de Kernel como sendo de *hotspots*, bem como a faixa em torno da classe Vegetação, são regiões predominantemente de baixo poder aquisitivo. Esta constatação sugere relação entre o dengue e a condições sócio-econômicas da população, o que, também, sugere novas possibilidades de estudos futuros.

5.2 – TRABALHOS FUTUROS

Para dirimir as dúvidas surgidas neste trabalho, sugerem-se os seguintes temas para futuros trabalhos:

- Verificar a existência de relação entre o dengue e as condições sócio-econômicas dos pacientes;
- Estudo da distribuição e comportamento do mosquito *Aedes aegypti* nas regiões em torno das áreas de vegetação;

-Embora não seja, oficialmente, vetor do dengue no Brasil, é importante conhecer melhor o comportamento do *Aedes albopictus* como potencial vetor transmissor do dengue.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AI-LEEN, G. T. and SONG, R. J. The Use of GIS in Ovitrap Monitoring for Dengue Control in Singapore. **Dengue Bulletin**. v. 24, 2000.

ALI, M.; WAGATSUMA, Y., EMCH, M. and BREIMAN, R. F. Use of a geographic information system for defining spatial risk for dengue transmission in bangladesh: role for aedes albopictus in an urban outbreak. **American Journal Tropical Medicine and Hygiene**, v. 69, n. 6, p. 634–640, 2003.

ALMEIDA, P. S. de; FERREIRA, A. D.; PEREIRA, V. L.; FERNANDES, M. G. e FERNANDES, W. D. Distribuição espacial de *Aedes albopictus* na região sul do Estado de Mato Grosso do Sul. **Revista de Saúde Pública**, v. 40, n. 6, p. 1094-1100, 2006.

ANDRIANASOLO, H.; FAGES, D.; GONZALEZ, J. P.; BARBAZAN, P.; NAKHAPAKORN, K. A Methodology in Detailed Environment Mapping for Viral Disease Survey. Proceedings of Asian Conference on Remote Sensing, Hong Kong, 1999. Disponível em <<http://www.gisdevelopment.net/aars/acrs/1999/ts13/ts13037.asp>>. Acesso em set. 2007.

ANDRIANASOLO, H.; NAKHAPAKORN, K.; GONZALEZ, J. Remote sensing and GIS modelling applied to viral disease in Nakhonpathom Province, Thailand. **Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, v. 5, p.1996-1998, 2000.

ANJOS, A. dos; MAZZA, M. C. M.; SANTOS, A. C. M. C. ; DELFINI, L. T. Spatial point pattern analysis of araucaria (*Araucaria angustifolia*) in some areas in the state of Paraná, Using Ripley's K. **Scientia Forestalis**, n 66, p 38-45, 2004.

BARBAZAN, P.; AMREHN, J.; DILOKWANICH, S.; GONZALEZ, J.; NAKHAPAKORN, K.; ONEDA, K.; THANOMSINRA, A. And YOKSAN, S. Dengue Haemorrhagic Fever (DHF) in the Central Plain of Thailand. Remote sensing and GIS to identify factors and indicators related to dengue transmission. **Proceedings of International Conference The Chao Phraya Delta**, 2000.

BARRERA, J.; BANON, G. J. F. and LOTUFO, R. A. A Mathematical Morphology Tool-box for the KHOROS System: Specifications for Version 1.2b. Campinas: **Workshop'95 de Morfologia Matemática**. 1995.

BARRETO, F. R; TEIXEIRA, M. G.; COSTA, M. C. N.; CARVALHO, M. S. e BARRETO, M. L. Spread pattern of the first dengue epidemics in the City of Salvador, Brazil. **BMC Public Health**, n. 51, v. 8, p. 1-24, 2008.

BARRETO-NETO, A. A. e COMETTI, R. R. Sensoriamento remoto como ferramenta auxiliar no combate à ocorrência de dengue na cidade de Vitória-ES. **Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, INPE, Florianópolis, Brasil, p. 3733-3738, 2007.

BENTHEM, B. H. B. V.; VANWAMBEKE, S. O.; KHANTIKUL, N.; BURGHOORN-MAAS, C.; PANART, K.; OSKAM, L.; LAMBIN, E. F. and SOMBOON, P. Spatial patterns of and risk factors for seropositivity for dengue infection. **The American Journal Tropical Medicine and Hygiene**, v. 72, n. 2, p. 201-208, 2005

BORGES, G. A. **GMATRIX**: Uma biblioteca matricial para C/C++. Versão 1.0. Brasília, DF: UnB, 2005.

CÂMARA, F. P.; THEOPHILO, R. L. G.; SANTOS, G. T.; PEREIRA, S. R. F. G.; CÂMARA, D. C. P. e MATOS, R. R. C. Estudo retrospectivo (histórico) da dengue no Brasil: características regionais e dinâmicas. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 40, n. 2, p. 192-196, 2007.

CASTRO, M. G. de; NOGUEIRA, R. M. R.; SCHATZMAYR, H. G.; MIAGOSTOVICH, M. P. Dengue virus detection by using reverse transcription-polymerase chain reaction in saliva and progeny of experimentally infected *Aedes albopictus* from Brazil. **Memórias do Instituto Oswaldo Cruz**, v.99, n.8, p.809-814, 2004.

CAZELLES, B.; CHAVEZ, M.; McMICHAEL, A. J.; HALES, S. Nonstationary Influence of El Niño on the Synchronous Dengue Epidemics in Thailand. **PLoS Medicine**, v. 2, n. 4, e106, p. 313-318, 2005.

CHAKRAVARTI, A; KUMARIA, R. Eco-epidemiological analysis of dengue infection during an outbreak of dengue fever, India. **Virology Journal**, v. 2, n. 32, 2005.

CHIARAVALLOTI-NETO, F.; DIBO, M. R.; BARBOSA, N. A. C. and BATTIGAGLIA, M. *Aedes albopictus* (S) in the region of São José do Rio Preto, SP, Brazil: a study of its infestation in an area where *Aedes aegypti* was already established and a discussion of its role as a possible vector of dengue and yellow fever. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 35, n. 4, p. 351-357, 2002.

CLARKE, A. B.; DISNEY, R. L. **Probabilidade e Processos Estocásticos**. Ed. Livros Técnicos Científicos, 1979.

CORREIA, V. R. M.; CARVALHO, M. S.; SABROSA, P. C.; VASCONCELOS, C. H. Remote sensing as a tool to survey endemic diseases in Brazil. **Caderno de Saúde Pública**, v. 20, n. 4, p. 891-904, 2004.

CORREIA, V. R. M.; TASSINARI, W. S.; CARVALHO, M. S.; WERNECK, G. L. Técnicas de sensoriamento remoto aplicadas à endemia de Leishmaniose Visceral em Teresina. **Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, INPE, Goiana, Brasil, p. 2629-2636, 2005.

CORREIA, V. R. M.; MONTEIRO, A. M. V.; CARVALHO, M. S.; WERNECK, G. L. Uma aplicação do sensoriamento remoto para a investigação de endemias urbanas. **Caderno de Saúde Pública**, v. 23, n. 5, p. 1015-1028, 2007

COSTA, A. E. A. e FERREIRA, G. L., Considerações sobre o dengue clássico e o hemorrágico, **Pharmacia Brasileira**, v. 3, n.30, p. 49-54, 2002.

COSTA, D. C. S.; GOMES, R. G. S.; NASCIMENTO, P. S.; CARVALHO, D. M.; MACHADO, L. S.; MORAES, R. M. Estudo comparativo da distribuição dos aglomerados espaciais dos dados de violência em João Pessoa no período de 2002 a 2005. **Proceedings of Safety Health and Environmental World Congress 2007 (SHEWC'2007)**. Julho, Santos, Brasil, pg. 271-275, 2007

CRESSIE, N. A. C. **Statistics for spatial data revised edition – Wiley series in probability and mathematical statistics**. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1993.

CUELLAR-JIMENEZ, M. E.; VELASQUEZ-ESCOBAR, O. L.; GONZALEZ-OBANDO, R.; MORALES-REICHMANN, C. A. Detección de *Aedes albopictus* (Skuse) (Diptera: Culicidae) en la ciudad de Cali, Valle del Cauca, Colombia, **Biomedica**, v. 27, p. 273-9, 2007.

DIALLO M, "Amplification of the Sylvatic Cycle of Dengue Virus Type 2, Senegal, 1999–2000: Entomologic Findings and Epidemiologic Considerations". *Emerging Infectious Diseases*. Vol 9, No 3, p. 362-367, 2003.

DRUCK, S.; CARVALHO, M.S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A.V.M. (eds). **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília, EMBRAPA, 2004.

FIGUEIREDO, L. T. M.; Dengue in Brazil: Past, Present and Future Perspective. **Dengue Bulletin**, v. 27, p. 25-33 , 2003.

FORATTINI, O. P. Identificação de *Aedes* (*Stegomyia*) *albopictus* (Skuse) no Brasil. **Revista de Saúde Pública**, v.20, n. 3, p. 244-245, 1986.

FURTADO, P. C. H.; SOUZA, I. C. A.; BEZERRA, I. S.; MORAES, R. M. Explorando modelos estatísticos de relações entre variáveis climáticas, vetores alados e incidência do dengue. **Proceedings of Environmental and Health World Congress 2006**. Santos: ; p. 215-219, 2006.

GAMA, R. A.; SILVA, E. M.; SILVA, I. M.; RESENDE, M. C.; EIRAS, A. E.; Evaluation of the sticky MosquiTRAP™ for detecting *Aedes* (*Stegomyia*) *aegypti* (L.) (Diptera: Culicidae) during the dry season in Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil. **Neotropical Entomology**, v.36 n.2, 2007.

GANAN, J. R.; ROCHA, J. V.; MERCANTE, E. e ANTUNES, J. F. G. Mapeamento da cultura da soja com imagens Landsat 5/TM utilizando algoritmos de classificação supervisionada. **Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, INPE, Goiana, Brasil, p. 549-555, 2005.

GATRELL, A. C.; BAILEY, T. C.; DIGGLE, P. J. E.; ROWLINGSON B. S. Spatial point pattern analysis and its application in geographical epidemiology. **Transaction, Institute of British Geographers**, v. 21, p. 256-274, 1996.

GOMES, R. G. S.; NASCIMENTO, P. S.; CARVALHO, D. M.; COSTA, D. C. S.; MORAES, R. M.; MACHADO, L. S. Influência das presenças policial e de

comunidades sobre a tentativa de homicídio na cidade de João Pessoa. **Proceedings of Safety Health and Environmental World Congress 2007 (SHEWC'2007)**. Julho, Santos, Brasil, pg 281-285, 2007.

GUHA-SAPIR, D.; SCHIMMER, B. Dengue fever: new paradigms for a changing epidemiology. **Emerging Themes in Epidemiology**, v. 2; p. 1-10, 2005 [online] <<http://www.ete-online.com/>>. Acesso em set. 2007.

GURGEL, H. C.; CORRÊA, M. P.; ANGELIS, C. F.; MACHADO, L. A. T. Novos sensores e seus benefícios a estudos relacionados à saúde humana. **XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Florianópolis, Brasil, p. 3961-3966, 2007.

HAY, S. I.; SNOW, R. W. and ROGERS, D. J. Predicting malaria seasons in Kenya using multitemporal meteorological satellite sensor data. **Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene**. v. 92, p. 12–20, 1998.

HAY, S. I.; MYERS, M. F.; BURKE, D. S.; VAUGHN, D. W.; ENDYI, T.; ANANDAI, N.; SHANKSI, G. D.; SNOW, R. W. and ROGERS, D. J. Etiology of interepidemic periods of mosquito-borne disease. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**. v. 97, n. 16, p. 9335–9339, 2000.

HAY, S. I.; MYERS M. F.; MAYNARD, N.; ROGERS, D. J. From remote sensing to relevant sensing in human health. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 68, n. 2, p. 109-111, 2002

HINO, P.; VILLA, T. C. S.; SASSAKI, C. M.; NOGUEIRA, J. A. e SANTOS; C. B. Geoprocessamento aplicado à área da Saúde. **Revista Latino-americano em Enfermagem**, v.14, n. 6, 2006.

HOFFMAN, R. **Estatística para economista**. São Paulo: Pioneira, 1980.

HONÓRIO, N. A.e OLIVEIRA, R. F. L. de. Frequência de larvas e pupas de *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus* em armadilhas, Brasil. **Revista de Saúde Pública**, v. 35, n. 4, p. 385-391, 2001.

HORTA, I. M. F. **Levantamento dos solos e ocupação da superfície do município de Nazareno, MG**. Dissertação de mestrado em Manejo Ambiental, Universidade Federal de Lavras, 2006.

INPE, CBERS – **Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres**, [online] <<http://www.cbbers.inpe.br/>>, data de acesso, 26/04/2007.

JOHNSON, R. A. and WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**, 3ª edição, PrenticeHall, Englewood Cleffs, New Jersey, 1992.

KERSCHER, M.; PONS-BORDERÍA, M. J.; SCHMALZING, J.; TRASARTI-BATTISTONI, R.; BUCHERT, T.; MARTÍNEZ, V. J. and VALDARNINI, R. A global descriptor of spatial pattern interaction in the galaxy distribution. **The Astrophysical Journal**, v. 513, n. 2, p. 543-548, 1999.

LOBÃO, J. S. B.; FRANÇA-ROCHA, W. J. S. e SILVA, A. B. Aplicação dos Índices KAPPA & PABAK na validação da classificação automática de imagem de satélite em Feira de Santana-BA. **Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, INPE, Goiana, Brasil, p. 1207-1214, 2005.

LIAN, C. W. ; SENG, C. M.; CHAI, W. Y. Spatial, environmental and entomological risk factors analysis on a rural dengue outbreak in Lundu District in Sarawak, Malaysia. **Tropical Biomedicine**, v. 23, n. 1, 2006.

MARTINEZ, W. L.; MARTINEZ, A. R. **Computational Statistics Handbook with Matlab**. CRC PRESS. 2001.

MENDONÇA, L. E. R. **Utilização de algoritmo de classificação em uma imagem ikonos para o mapeamento de feições terrestres: um estudo de caso**. Dissertação *Magister Scientiae*. Ciência Florestal, Universidade Federal de Viçosa, 2006.

MEYER, P. L., **Probabilidade: Aplicações à Estatística**, 2a edição, Livros Técnicos e Científicos editora, 1983.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. Fundação Nacional de Saúde (FUNASA). **Dengue instruções para pessoal de combate ao vetor: Manual de Normas Técnicas**. 3. ed., revisada. Brasília, 2001. 84p.

MOLONEY, J. M.; SKELLY, C.; WEINSTEIN, P.; MAGUIRE, M. And RITCHIE, S. Domestic *Aedes aegypti* breeding site surveillance: limitations of remote sensing as a predictive surveillance tool. **The American Journal Tropical Medicine and Hygiene**, v. 59, n.2, pp. 261–264, 1998.

MORAES, R. M. **Implementação de Um Sistema Contextual de Classificação de Imagens Orbitais Compatível com o Sistema SITIM**. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Paraíba, 1991.

MORAES, R. M. **Uma arquitetura de sistemas especialistas nebulosos para classificação de imagens utilizando operadores da morfologia matemática**. Tese de doutorado em Computação Aplicada, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1998.

MORRISON, A. C.; GETIS, A.; SANTIAGO, M.; RIGAU-PEREZ, J. G.; REITER, P. Exploratory space-time analysis of reported dengue cases during an outbreak in Florida, Puerto Rico, 1991–1992. **The American Journal Tropical Medicine and Hygiene**, v. 58, n. 3, p. 287–298, 1998.

MOURÃO, M. P. G.; LACERDA, M. V. G. de; BASTOS, M. S., ALBUQUERQUE, B. C. and ALECRIM, W. D. Dengue hemorrhagic fever and acute hepatitis: a case report. **Brazilian journal of infectious diseases**, v. 8, n. 6, p. 461-464, 2004.

NAKHAPAKORN, K. and KUMAR, N. T. An information value based analysis of physical and climatic factors affecting dengue fever and dengue haemorrhagic fever incidence. **International Journal of Health Geographics**, v.4, n.13 , 2005.

NISHIDA, W. **Uma rede neural artificial para classificação de imagens multiespectrais de sensoriamento remoto**. Dissertação de mestrado em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, 1998.[*online*]. Disponível em: <<http://www.eps.ufsc.br/disserta98/waleska/index.htm>>. Acessado em: Set 2007.

OLIVEIRA, M. M. F. A Dengue em Curitiba/PR: uma abordagem climatológica do episódio de março/abril – 2002. **R. RA'E GA**, n. 8, p. 45-54, 2002.

PAULA, A. R. **Seleção de isolados de fungos entomopatogênicos, visando o controle de adultos do mosquito *Aedes aegypti* (Díptera: Culicidae)**. Dissertação de mestrado Produção Vegetal, Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro, 2007.

PASSOS, R. A.; MARQUES, G. R. A. M.; VOLTOLINI, J. C. e CONDINO, M. L. F. Dominância de *Aedes aegypti* sobre *Aedes albopictus* no litoral sudeste do Brasil. **Revista de Saúde Pública**, v. 37, n. 6, p. 729-734, 2003.

PERROCA, M. G. e GAIDZINSKI, R. R. Avaliando a confiabilidade interavaliadores de um instrumento para classificação de pacientes - coeficiente Kappa. **Revista Escola de Enfermagem da USP**. v. 37, n. 1, p. 72-80, 2003 .

PIMENTA Jr, F. G. **Instrumento para avaliar a implantação do Programa Nacional de Controle do Dengue no Âmbito municipal**, Dissertação de Mestrado Escola Nacional de Saúde Pública, Rio de Janeiro, RJ, 2005.

PUSTAI, A. K. e CORRÊA, M. T. V. Estratificação de risco para transmissão autóctone de dengue em Porto Alegre. In: SECRETARIA MUNICIPAL DE SAÚDE DE PORTO ALEGRE. **Boletim Epidemiológico**, n. 18, ano V , 2003.

REITER, P. Climate Change and Mosquito-Borne Disease, *Environmental Health Perspectives*, Vol 109, Supl 1, p.141-161, 2001.

R DEVELOPMENT CORE TEAM, R: **A language and environment for statistical computing**, Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, [*online*] 2005. Disponível em: <<http://www.rproject.org>>. Acesso em: 15 ago. 2007.

REY, J. R.; NISHIMURA, N.; WAGNER, B.; BRAKS, M. A. H.; O'CONNELL, S. M. and LOUNIBOS, L. P. Habitat Segregation of Mosquito Arbovirus Vectors in South Florida. **Journal of Medical Entomology**, v. 43, n. 6, p. 1134–1141, 2006.

RICHARDS, A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. Berlin, Springer- Verlag, 1986.

RIGAU-PÉREZ, J.G.; GUBLER, D.J.; VORNDAM, A.V.; CLARK, G.G. Dengue: a literature review and case study of travelers from the United States, 1986--1994. **Journal of Travel Medicine**, v. 4, p.65-71, 1997.

RODRIGUES, J. L. Atlas escolar da Paraíba, 2 ed., João Pessoa: GRAFSET, 2000.

SANTOS, A. A. da C. e ASSUNÇÃO, R. M. Aplicação de estruturas de dados espaciais eficientes na estimação de intensidade de processos pontuais. **Brazilian Symposium on Geoinformatics - GEOINFO'2003**. Campos do Jordão, 2003 [online]. Disponível em: <<http://www.geoinfo.info/geoinfo2003/papers/geoinfo2003-54.pdf>> Acesso em 24 ago 2005.

PREFEITURA MUNICIPAL DE JOÃO PASSOA. Secretaria de Planejamento. Diretoria de Geoprocessamento e Cadastro Urbano (SEPLAN). **Mapa de João Pessoa**. João Pessoa, 2005.

PREFEITURA MUNICIPAL DE JOÃO PASSOA. Secretaria de Planejamento. Diretoria de Geoprocessamento e Cadastro Urbano (SEPLAN). **Mapa de João Pessoa**. João Pessoa, 2007.

SIEGEL, S.; **Estatística não-paramétrica para as ciências do comportamento**. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1975.

SILVA, H. H. G. e SILVA, I. G. Influência do período de quiescência dos ovos sobre o ciclo de vida de *Aedes aegypti* (Linnaeus, 1762) (Diptera, Culicidae) em condições de laboratório. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 32, n. 4, p. 349-355, 1999.

SILVA, V. C. da; SCHERER, P. O., FALCÃO, S. S.; ALENCAR, J.; CUNHA, S. P.; RODRIGUES, I. M. and PINHEIRO, N. L. Diversity of oviposition containers and buildings where *Aedes albopictus* and *Aedes aegypti* can be found. **Revista de Saúde Pública**, v. 40, n. 6, p. 1106-11, 2006.

SITHIPRASASNA, R.; LINTHICUM, K. J.; LERDTHUSNEE, K.; BREWER, T. G. Use of Geographical Information System to Study the Epidemiology of Dengue Haemorrhagic Fever in Thailand. **Dengue Bulletin**, v. 21, p. 68-73, 1997.

SKABA, D. A.; CARVALHO, M. S.; BARCELLOS, C.; MARTINS, P. C. e TERRON, S. L. Geoprocessamento dos dados da saúde: o tratamento dos endereços. **Caderno de Saúde Pública**, v. 20, n. 6, p. 1753-1756, 2004.

SOUZA, I. C. A.; VIANNA, R. P. T.; MORAES, R. M. Modelagem da Incidência do Dengue na Paraíba por Modelos de Defasagem Distribuída. **Cadernos de Saúde Pública**, v.23, n.11, p. 2623-2630, 2007.

SOUZA-SANTOS, R. Fatores associados à ocorrência de formas imaturas de *Aedes aegypti* na Ilha do Governador, Rio de Janeiro, Brasil. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 32, n. 4, p. 373-382, 1999.

"SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling" Camara, G; Souza, R. C. M.; Freitas, U. M.; Garrido J. **Computers & Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395-403, 1996.

STEPHENSON, J. R. Understanding dengue pathogenesis: implications for vaccine design. **Bull World Health Organ**, v.83, n.4, p.308-314, 2005.

TAUIL, P. L. Urbanização e ecologia do dengue. **Caderno de Saúde Pública**, v. 17, supl., p.99-102, 2001.

TAUIL, P. L. Aspectos críticos do controle o dengue no Brasil. **Caderno de Saúde Pública**, v. 18, n. 3, p. 867-871, 2002.

TAUIL, P. L. Perspectivas de controle de doenças transmitidas por vetores no Brasil. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 39, n. 3, p. 275-277, 2006.

TRAN, A.; GARDON, J.; WEBER, S.; and POLIDORI, L. Mapping Disease Incidence in Suburban Areas using Remotely Sensed Data. **American Journal of Epidemiology**. v. 156, n. 7, p. 662-668, 2002.

TRAN, A.; DEPARIS, X.; DUSSART, P; MORVAN, J.; RABARISON, P.; REMY, F.; POLIDORI, L. and GARDON. J. Dengue Spatial and Temporal Patterns, French Guiana, 2001. **Emerging Infectious Diseases**, v. 10, n. 4, p. 615-621, 2004.

URBINATTI, P. R.; MENEZES, R. M. T.; NATAL, D. Aedes albopictus seasonality in a protected area in the city of São Paulo, Brazil, **Revista de Saúde Pública**, v. 41, n. 3, p.478-481, 2007.

WOODS, D. **Developer's Image Library Manual**. Abysmal Software, 2002.

APÊNDICES

APÊNDICE A - Imagens Utilizadas

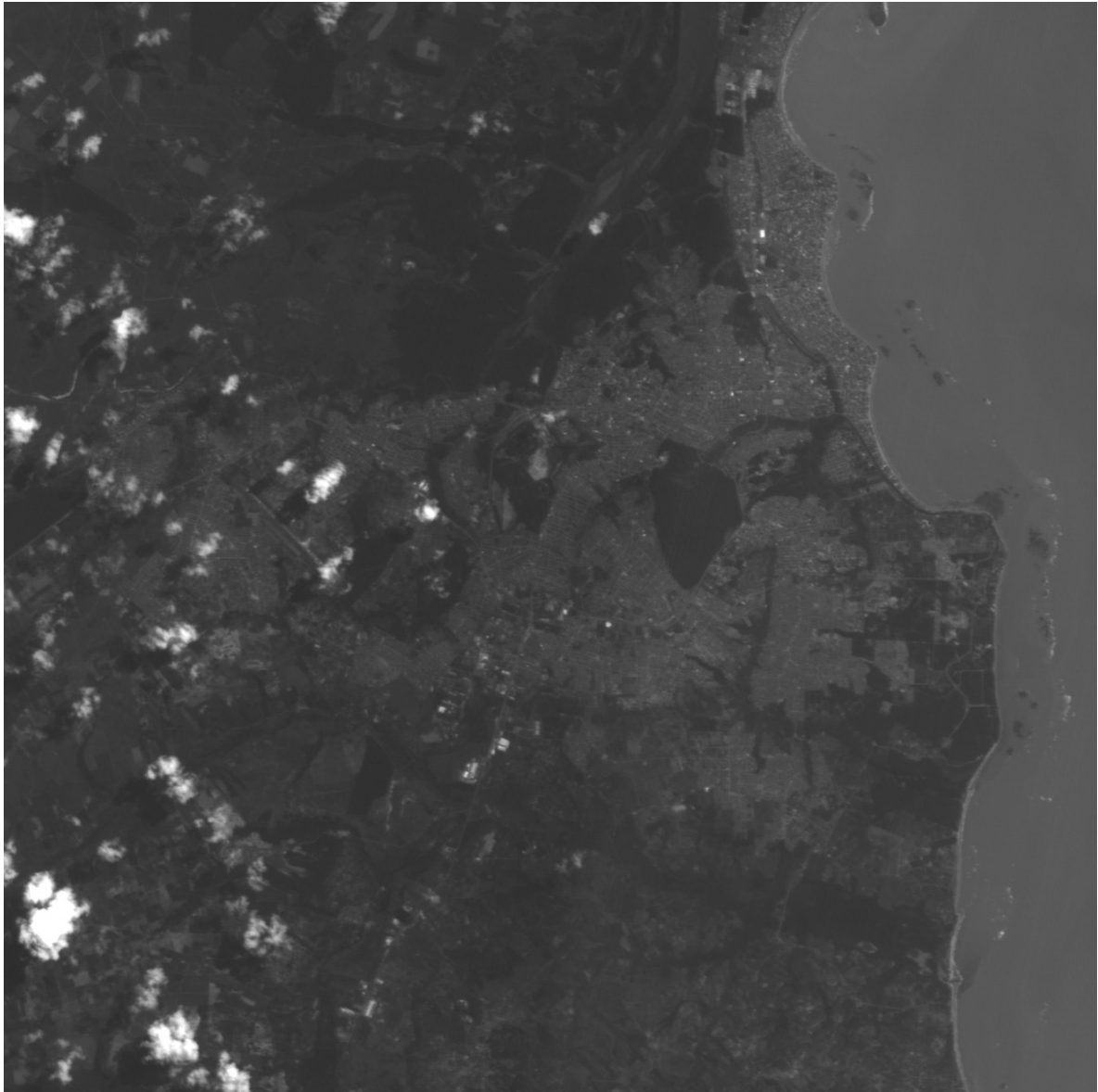


Figura A1: Banda 1 do CCD.



Figura A2: Banda 2 do CCD



Figura A3: Banda 3 do CCD.

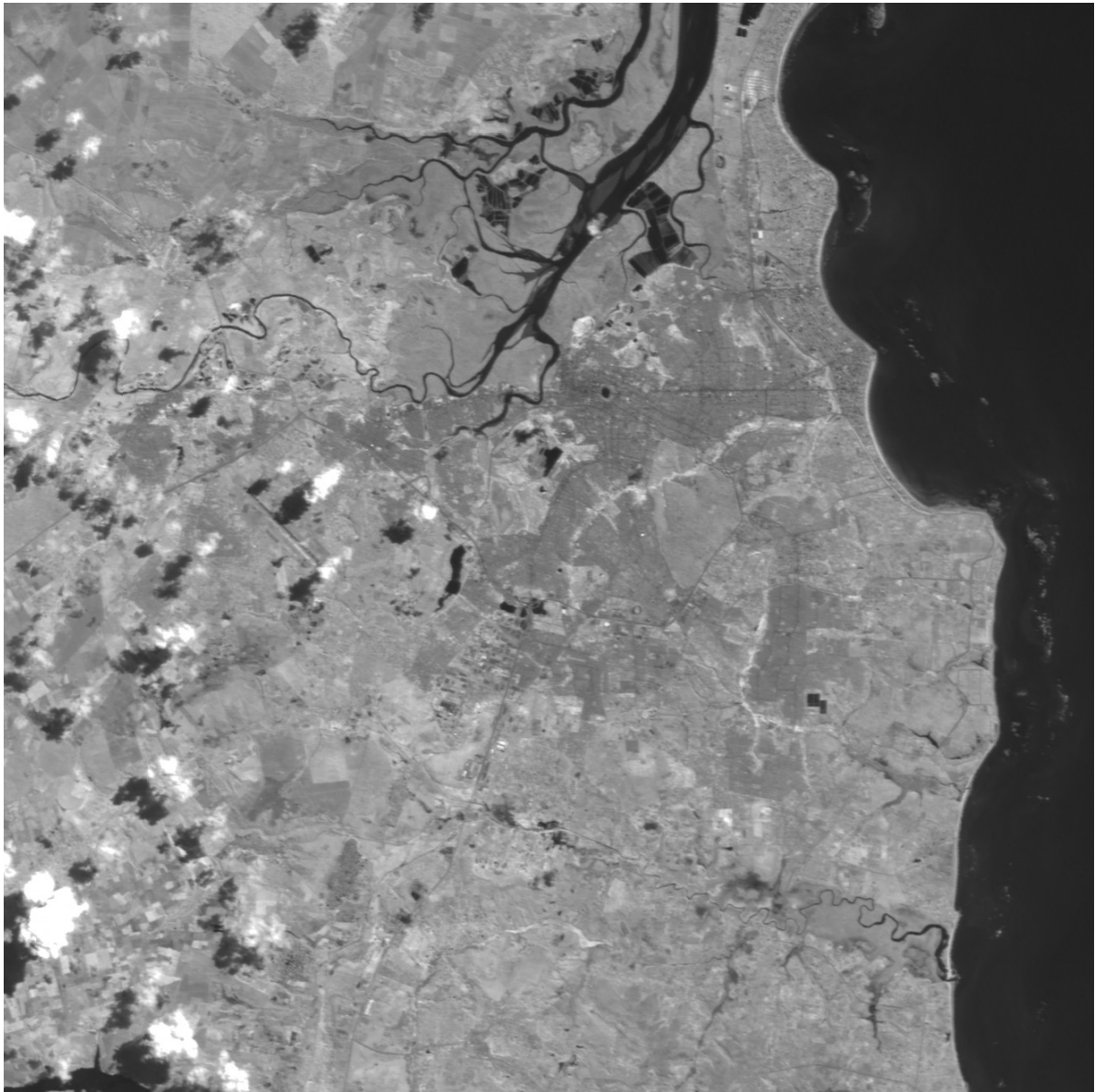


Figura A4: Banda 4 do CCD.



Figura A5: Banda 5 do CCD.

APÊNDICE B - Comandos do *software* R para nas análises dos efeitos de primeira ordem.

```

###          IMPORTAR BIBLIOTECAS

library(DCluster)
library(shapefiles)
library(splancs)
library(spatstat)

###          IMPORTAR OS DADOS

# (COORDENADAS DOS PONTOS)

hb = read.csv2("/<caminho>/pontos.csv") #

# (MAPA DO MUNICIPIO)

mapa = read.shape("/<caminho>/municipio_pol.shp")

###          JUNTAR MAPA COM OS DADOS

poly1 = mapa$Shapes[[1]]$verts

###          Criar um polygono para o spatstat

n = dim(poly1)[1]
poly2 = poly1[-n,]
n1 = dim(poly2)[1]
poly2 = as.matrix(poly2)
poly3 = poly2
for(i in 1:1936) {
  poly2[i, 1] = poly3[n1+1-i, 1]
  poly2[i, 2] = poly3[n1+1-i, 2]
}
poly2 = list(x = poly2[,1], y = poly2[,2])

xb = hb$X
yb = hb$Y
HB = ppp(xb,yb, poly = poly2)

###          FUNÇÕES G, F, J, L

##          Função G

hb_en_G = envelope(HB, fun=Gest, nsim=500)

```

```
plot(hb_en_G)
```

```
# Salvar o gráfico da Função G
```

```
dev.print(png, filename = "<caminho>/Funcao_G.png", width=440, height=450)
```

```
## Função F
```

```
hb_en_F = envelope(HB, fun=Fest, nsim=500)  
plot(hb_en_F)
```

```
# Salvar o gráfico da Função F
```

```
dev.print(png, filename = "<caminho>/Funcao_F.png", width=440, height=450)
```

```
## Função J
```

```
hb_en_J = envelope(HB, fun=Jest, nsim=500)  
plot(hb_en_J)
```

```
# Salvar o gráfico da Função J
```

```
dev.print(png, filename = "<caminho>/Funcao_J.png", width=440, height=450)
```

```
## Função L
```

```
hb_en_L = envelope(HB, fun=Kest, nsim=50)  
plot(hb_en_L, sqrt(.pi) - r ~ r)
```

```
# Salvar o gráfico da Função L
```

```
dev.print(png, filename = "<caminho>/Funcao_L.png", width=440, height=450)
```

APÊNDICE C - Comandos do *software* R para usar estimador de intensidade de Kernel.

CARREGAR BIBLIOTECAS

```
library(DCluster)
library(shapefiles)
library(splancs)
library(spatstat)
```

IMPORTAR OS DADOS

```
# (COORDENADAS DOS PONTOS)
```

```
hf = read.csv2("/<caminho>/pontos.csv")
```

```
# (MAPA DO MUNICIPIO)
```

```
mapa = read.shape("/<caminho>/municipio_pol.shp")
```

COORDENADAS DO MAPA

```
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98,
-34.75),bty="n")
points(hf$X,hf$Y, pch = 20, col = "red")
```

DEFININDO OS POLIGONOS

```
poly1 = as.matrix(mapa$Shapes[[1]]$verts)
n = dim(poly1)[1]
poly2 = poly1[-n,]
n1 = dim(poly2)[1]
poly2 = as.matrix(poly2)
poly3 = poly2
for(i in 1:1936) {
  poly2[i, 1] = poly3[n1+1-i, 1]
  poly2[i, 2] = poly3[n1+1-i, 2]
}
poly2 = list(x = poly2[,1], y = poly2[,2])
```

COORDENADAS

```
xf = hf$X
yf = hf$Y
```

```
# TRANSFORMAR O SPLANCS
```

```
HF = ppp(xf,yf, poly = poly2)
```

```
#####          GERAR O KERNEL          #####
```

```
area = area.owin(owin(c(-35,-34.75),c(-7.25,-7.05), poly = poly2 ))
numero.pontos = length(xf)
```

```
####          CALCULANDO O RAO IDEAL
```

```
r = 0.68 * (area) * (numero.pontos)^-0.2
plot(poly1, asp=1, type="n")
image(kernel2d(cbind(xf,yf), poly1, h0=r, nx=300, ny=300), add=TRUE,
col=terrain.colors(50))
```

```
####          SOBREPOR AS LINHAS DOS BAIROS NO KERNEL GERADO
```

```
###   POLÍGONO DOS BAIROS DE JOAO PESSOA
```

```
mapa1 = read.shape("/<caminho>/bairros_pol.shp")
```

```
###   SOBREPOR MAPA DOS BAIROS SOBRE O MAPA PLOTADO
```

```
mapa1 = Map2poly(mapa1)
plot(mapa1, add= TRUE)
```

```
###   SALVAR O MAPA DO KERNEL
```

```
dev.print(png, filename = "/<caminho>/kernel_ideal.png", width=540, height=550)
```



```

char *A = "a";           // Amostra das classes
char *B = "b";           // Bandas
char *C = "c";           // Classes
char *I = "InvM";        // Inversa Matriz de Covariância

// Variáveis
int i, j, k, Nbanda, Nclasse, Ty, Tx;

printf("\n-----\n");
printf("\n          Voce vai trabalhar: \n          Com quantas bandas?
");
scanf("%d",&Nbanda);

printf("          Com quantas classes? ");
scanf("%d",&Nclasse);

printf("\n          A imagem tem:\n          quantas linhas? ");
scanf("%d",&Ty);

printf("          e quantas colunas? ");
scanf("%d",&Tx);

printf("\n#####
#\n");
printf("# OBS:          #\n");
printf("# - Os arquivos das aostras das classes e das imagens devem estar
#\n");
printf("# de acordo com o modelo:          #\n");
printf("# > Amostra: \"a'numero'.csv\"          #\n");
printf("#          Ex: 'a1.csv'          #\n");
printf("# > Imagem: \"b'numero'.tif\"          #\n");
printf("#          Ex: 'b1.tif'          #\n");
printf("#          #\n");
printf("# - Os arquivos das aostras das classes e das imagens devem estar
#\n");
printf("# na mesma pasta deste executável.          #\n");
printf("#          #\n");
printf("# - Quando for solicitado qual a classe ou qual a imagem que voce
#\n");
printf("# quer trabalhar, forneça apenas o numero da imagem ou classe
#\n");
printf("# teclando \"ENTER\" apos cada classe ou banda.
#\n");
printf("#          #\n");
printf("# #####
#\n");
printf("\n");

printf("Quais as CLASSES você vai trabalhar?\n");
int Qclasse[Nclasse];

```

```

for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    printf(" ");
    scanf("%d", &Qclasse[i]);
}

//Salvar Qclasse em arquivo txt
FILE* fp;
fp = fopen("Qclas", "w");
if(fp==NULL)
{
    printf("Qclas não abriu!\n");
    exit(0);
}
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    fprintf(fp,"%d ", Qclasse[i]);
}
fclose(fp);

printf("Quais as BANDAS você vai trabalhar?\n");
int Qbanda[Nbanda];
for(i=0; i<Nbanda; i++)
{
    printf(" ");
    scanf("%d", &Qbanda[i]);
}
/*-----*/
//Salvar Qbanda em arquivo txt
fp = fopen("Qban", "w");
if(fp==NULL)
{
    printf("Qban não abriu!\n");
    exit(0);
}

for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    fprintf(fp,"%d ", Qbanda[i]);
}
fclose(fp);
/*-----*/

// Vetor com os nomes dos arquivos das ammostras
char* Amostra[Nclasse];
// Vetor com os nomes dos arquivos das classes
char* Classe[Nclasse];
// Vetor com os nomes dos arquivos das Inversas das matrizes de covariancia
char* MatCov[Nclasse];
// Vetor com os nomes dos arquivos das bandas
char* Banda[Nbanda];

```

```

nome_arquivo(Amostra, Qclasse, Nclasse, A);
nome_arquivo(Classe, Qclasse, Nclasse, C);
nome_arquivo(MatCov, Qclasse, Nclasse, I);
nome_arquivo(Banda, Qbanda, Nbanda, B);

// Vetor com a quantidade de amostras de cada classe
int Qa[Nclasse];
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    printf("aqui 1%d\n",i);
    Qa[i] = Calcula_Qa(Amostra[i], Nbanda);
}

printf("\nQa: ");
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    printf("%d - ",Qa[i]);
}
printf("\n");

// Imagens de entrada
ILuint entrada[Nbanda];

// Inicia a biblioteca de imagens
illnit();

// carrega as imagens de entrada
ilGenImages(Nbanda, entrada);

for(i=0; i<Nbanda; i++)
{
    ilBindImage(entrada[i]);
    ilLoadImage(Banda[i]);
}

// Gera a imagem de saida
ilGenImages(1, &saida);
ilBindImage(saida);
ilTexImage(Tx,Ty,1, 3, IL_RGB, IL_UNSIGNED_BYTE, 0);

//Calcula o tamanho de cada amostra
int Npixel[Nclasse];
calcula_Npixel(Npixel, Nclasse, Qa, Amostra);

printf("Npixel: ");
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    printf("%d - ",Npixel[i]);
}
printf("\n");

// Vetor de media das classes

```

```

double *media[Nclasse];

// Logaritimo da probabilidade das classes  $P = \ln(P(w))$ 
double Prob[Nclasse];

//Calcula o vetor de media das classes
Calcula_Med(Classe, media, entrada, Nbanda, Npixel, Nclasse, Qa, Ty,
Amostra, Qclasse);

// Mostra o vetor de media
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    printf("\nmedia %d: ",i);
    for(j=0;j<Nbanda;j++)
        printf("%g - ",media[i][j]);
}

//Calcula Probabilidade de cada classe
calcula_Prob(Prob, Npixel, Nclasse);

FILE *fp1;

//Salvar Prob i em arquivo txt
fp1 = fopen("Prob.csv", "w");
if(fp1==NULL)
{
    printf("Prob não abriu!\n",i);
    exit(0);
}

for(j=0; j<Nclasse; j++)
{
    fprintf(fp1,"%g ", Prob[j]);
}
fclose(fp1);

//Determinante da matriz de covariancia
double D[Nclasse];

//Inversa da matriz de covariancia
double* Im[Nclasse];

for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    Im[i] = (double*)malloc(Nbanda*Nbanda*sizeof(double));
    if(!Im[i])
    {
        printf("Matris de covariancia Im[%d] nao alocada na
memoria\n",i);
        return 0;
    }
}

```

```

    }
}

//Calcula D e Im de cada classe
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    D[i] = calcula_D_Im(Classe[i], Nclasse, Im[i], Npixel[i], Nbanda,
Qclasse, i, MatCov);
}

//Salvar D em arquivo txt
fp1 = fopen("Det.csv", "w");
if(fp1==NULL)
{
    printf("Det não abriu!\n",i);
    exit(0);
}

for(j=0; j<Nclasse; j++)
{
    fprintf(fp1, "%.15g ", D[j]);
}
fclose(fp1);

int tot;
tot = Nclasse*Nclasse;

// Matriz de Confusao
int MC[tot];

// Zera Matriz de confusao
for(i=0; i<tot; i++)
{
    MC[i] = 0;
}

// Calcula Matriz de Confusao
calcula_MC(Prob, D, Im, media, Npixel, MC, Classe, Nclasse, Nbanda,
entrada, Qa, Ty, Amostra);

// salva matriz de confusao em arquivo txt
salva_Conf(MC, tot, Nclasse);

//Liberando Memoria
for(i=0; i<Nbanda; i++)
    free (Banda[i]);
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    free (media[i]); free (Im[i]); free (Classe[i]); free (Amostra[i]); free
(MatCov[i]);
}

```

```

        return 0;
    }

// Clacula a quantidade de amostras de cada classe
int Calcula_Qa(char* Amostra, int Nbanda)
{
    int A, B;
    int Namostra = 0, Na = 0;
    FILE *fp;

    fp = fopen(Amostra, "r");
    if(fp == NULL)
    {
        printf("Não foi possivel abrir o arquivo!\n");
        exit (0);
    }

    do
    {
        fscanf(fp,"%d",&A);
        B = getc(fp);
        Namostra++;
    }
    while(B != EOF);
    fclose(fp);
    Na = Namostra/4;
    return Na;
}

// Monta o nome dos arquivo
void nome_arquivo(char **Arquivo, int *Q, int N, char *A)
{
    int i;

    // Variaveis com o nome dos arquivos
    char nome [50];
    char num [2];

    // Variaveis com a extencao dos arquivos
    char *tif = ".tif\0";           //exteção .tif
    char *csv = ".csv\0";          //exteção .csv
    char tipo [5];

    if(*A == 'b')
    {
        strcpy(tipo,tif);
    }
    else
    {
        strcpy(tipo,csv);
    }
}

```

```

for(i=0; i<N; i++)
{
    strcpy(nome,"0");
    strcat(nome,A);
    sprintf(num,"%d",Q[i]);
    strcat(nome,num);
    strcat(nome,tipo);

    // Armazena uma string
    //concatena strings
    //transforma int e char

    // Aloca só o necessário para o nome
    Arquivo[i] = (char*)malloc((strlen(nome)+1)*sizeof(char));
    if (!Arquivo[i])
    {
        printf("Arquivo[%d] não foi alocada\n", i);
        exit (0);
    }

    strcpy(Arquivo[i],nome);
    // copia a string para
*Amostra[i]
}
}

// Calcula o tamanho de cada amostra
void calcula_Npixel(int *Npixel, int Nclasse, int *Qa, char** Amostra)
{
    int x1, x2, y1, y2, amostra, i, j, A;
    FILE *fp;

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
    {
        fp = fopen(Amostra[i], "r");
        if(fp == NULL)
        {
            printf("Não foi possível abrir o arquivo!\n");
            exit (0);
        }
        Npixel[i] = 0;
        for(amostra=0; amostra<Qa[i]; amostra++)
        {
            for(j=0; j<4; j++)
            {
                fscanf(fp,"%d",&A);
                if(j==0)
                    x1 = A;
                if(j==1)
                    y1 = A;
                if(j==2)
                    x2 = A;
                if(j==3)
                    y2 = A;
            }

            Npixel[i] = Npixel[i] + (x2-x1+1)*(y2-y1+1);
        }
    }
}

```

```

    }
    fclose(fp);
}
}

// Carrega a luminancia das classes
void Calcula_Med(char** Classe, double** media, ILint *entrada, int Nbanda, int*
Npixel, int Nclasse, int *Qa, int Ty, char** Amostra, int *Qclasse)
{
    int amostra, x1, x2, y1, y2, banda, pixel = 0, x, y, i, k, c = 0, j, A;

    int *teste = 0;
    double *med = 0;
    ILubyte *X;
    FILE *fp, *fp1;

    // Monta o nome dos arquivo media
    char *W = "media";
    char* Media[Nclasse];
    nome_arquivo(Media, Qclasse, Nclasse, W);

    X = (ILubyte*)malloc(Nbanda*sizeof(ILubyte));

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
    {
        teste = (int*)malloc(Nbanda*Npixel[i]*sizeof(int));
        if(!teste)
        {
            printf("classe[%d] nao alocada na memoria\n",i);
            exit (0);
        }

        fp = fopen(Amostra[i], "r");

        pixel = 0;
        for (amostra = 0; amostra < Qa[i]; amostra++)
        {
            for(j=0; j<4; j++)
            {
                fscanf(fp, "%d",&A);
                if(j==0)
                    x1 = A;
                if(j==1)
                    y1 = A;
                if(j==2)
                    x2 = A;
                if(j==3)
                    y2 = A;
            }

            for (y = y1; y <= y2; y++)

```

```

        {
            for (x = x1; x <= x2; x++)
            {
                for (banda = 0; banda < Nbanda; banda++)
                {
                    ilBindImage(entrada[banda]);
                    ilCopyPixels(x,(Ty-1)-y,0, 1,1,1,
IL_LUMINANCE, IL_UNSIGNED_BYTE, &X[banda]);
                    teste[pixel*Nbanda+banda] = X[banda];
                }
                pixel = pixel+1;
            }
        }
    }
fclose(fp);

int soma;

// Calcula a média da classe i
media[i] = (double*)malloc(Nbanda*sizeof(double));
if(!media[i])
{
    printf("media[%d] nao alocada na memoria\n",i);
    exit(0);
}
calcula_media(media[i], Npixel[i], Nclasse, Nbanda, teste);

//Salvar Media i em arquivo txt
fp1 = fopen(Media[i], "w");
if(fp1==NULL)
{
    printf("Media[%d] não abriu!\n",i);
    exit(0);
}

for(j=0; j<Nbanda; j++)
{
    fprintf(fp1,"%0.15g ", media[i][j]);
}

//Salvar Classe em arquivo txt
fp = fopen(Classe[i], "w");
if(fp==NULL)
{
    printf("Arquivo Classe[%d] não abriu!\n",i);
    exit(0);
}

//Escrevendo no arquivo
for(pixel=0; pixel<Npixel[i]; pixel++)
{

```

```

        for(banda=0;banda<Nbanda;banda++)
        {
            fprintf(fp,"%d ", teste[pixel*Nbanda+banda]);
        }
        fprintf(fp,"\n", teste[pixel*Nbanda+banda]);
    }
    fclose(fp); fclose(fp1);
    free(teste);
}
free(X);
}

//Calcula a media da classe
void calcula_media(double* media, int Npixel, int Nclasse, int Nbanda, int* teste)
{
    int banda, pixel, soma;
    double t;

    for(banda=0; banda<Nbanda; banda++)
    {
        soma = 0;
        for(pixel=0; pixel<Npixel; pixel++)
        {
            soma += teste[pixel*Nbanda+banda];
        }
        media[banda] = (double)soma/Npixel;
    }
}

//Calcula ln(P(w))
void calcula_Prob(double* Prob, int* Npixel, int Nclasse)
{
    int i, t=0;
    double P;

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
    {
        t = t + Npixel[i];
    }

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
    {
        P = (double) Npixel[i]/t;
        Prob[i] = log(P);
    }
}

//Calcula o ln(D) e Matriz de Covariância
double calcula_D_Im(char* Classe, int Nclasse, double* M, int Npixel, int Nbanda, int
*Qclasse, int cont, char** MatCov)
{

```

```

int i, j, k, f;
double d = 0, D; //d = determinante / D = ln d
double *s;

FILE *fp;

s = (double*)malloc(Nbanda*Nbanda*sizeof(double));
if(!s)
{
    printf("s nao foi alocada na memoria\n",i);
    exit (0);
}

//Funcoes do GMATRIX
Mat GMATRIX_DECLARE(Mat, Nbanda, Nbanda); //Declarando a
inversa GMATRIX_DECLARE(MatrixInverse, Nbanda, Nbanda); //Declarando a
determinante GMATRIX_DECLARE(DummyMat, Nbanda, Nbanda); //Declarando o

// Calcula Matriz de Covariancia
calcula_S(Classe, Nclasse, s, Npixel, Nbanda);

//Passando os valores de S para GMATRIX
for(j=0; j<Nbanda; j++)
{
    for(i=0; i<Nbanda; i++)
    {
        GMATRIX_DATA(Mat,i+1,j+1) = s[j*Nbanda+i];
    }
}

d = GMATRIX_DETERMINANT(Mat,DummyMat);
D = log(d);
D = D * 0.5;

//Calcula a Inversa da Matriz de Covariancia
GMATRIX_INVERSE_COPY(MatrixInverse,Mat);
GMATRIX_PRINT(MatrixInverse);

for(j=0; j<Nbanda; j++)
{
    for(i=0; i<Nbanda; i++)
    {
        M[j*Nbanda+i] = GMATRIX_DATA(MatrixInverse,i+1,j+1);
    }
}

//Salvar Classe em arquivo txt
fp = fopen(MatCov[cont], "w");

```

```

if(fp==NULL)
{
    printf("Arquivo MatCov[%d] não abriu!\n",i);
    exit(0);
}

// Salva Inversa em arquivo txt
for(j=0; j<Nbanda; j++)
{
    for(i=0;i<Nbanda;i++)
    {
        fprintf(fp,"% .15g ", M[j*Nbanda+i]);
    }
    fprintf(fp,"\n", M[j*Nbanda+i]);
}

fclose(fp);
free (s);
return D;
}

//Calcula a matriz de covariancia da classe
void calcula_S(char* Classe, int Nclasse, double *S, int Npixel, int Nbanda)
{
    FILE *fp;

    int i, j, w, banda, pixel;
    int *Ct, *classe;
    double U=0, U1=0, n;
    double *s1;

    classe = (int*)malloc(Nbanda*Npixel*sizeof(int));
    if(!classe)
    {
        printf("classe nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }
    Ct = (int*)malloc(Nbanda*Npixel*sizeof(int));
    if(!Ct)
    {
        printf("Ct nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }
    s1 = (double*)malloc(Nbanda*Npixel*sizeof(double));
    if(!s1)
    {
        printf("s1 nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }

    // Abre e ler arquivo txt
    fp = fopen(Classe, "r");

```

```

if(fp==NULL)
{
    printf("Arquivo Classe não abriu!\n");
    exit(0);
}

for(pixel=0; pixel<Npixel; pixel++)
{
    for(banda=0; banda<Nbanda; banda++)
    {
        fscanf(fp, "%d", &classe[pixel*Nbanda+banda]);
    }
}

//calcula U = [I-(1/n)11t]
U = -(double)1/Npixel;
U1 = (double)(Npixel-1)/Npixel;

//calcula Ct = transposta da Classe
for(banda=0; banda<Nbanda; banda++)
{
    for(pixel=0; pixel<Npixel; pixel++)
    {
        Ct[banda*Npixel+pixel] = classe[pixel*Nbanda+banda];
    }
}

//Calcula S = matriz de covariância
mult1(Nbanda, Npixel, Npixel, Npixel, Ct, s1, U, U1);

mult2(Nbanda, Npixel, Npixel, Nbanda, s1, classe, S);

n = (double)1/(Npixel - 1);
int conta;
for(i=0; i<Nbanda; i++)
{
    conta = i*Nbanda;
    for(j=0; j<Nbanda; j++)
    {
        S[conta+j] = S[conta+j] * n;
    }
}

//Liberando memória
free (Ct); free (s1); free (classe);
fclose(fp);
}

//Multiplica matrizes
void mult1(int la, int lb, int ca, int cb, int *m1, double *M, double U, double U1)
{
    int i, j, k, w;

```

```

int conta;          //conta = i*cb+j

for(i=0; i<la; i++)
{
    for(j=0; j<cb; j++)
    {
        M[i*cb+j] = 0;
    }
}

for(i=0; i<la; i++)
{
    for(j=0; j<cb; j++)
    {
        for(k=0; k<ca; k++)
        {
            conta = i*cb+j;
            if(k!=j)
                M[conta] = M[conta] + ((double)m1[i*ca+k] * U);
            else
                M[conta] = M[conta] + ((double)m1[i*ca+k] * U1);
        }
    }
}
}

//Multiplica matrizes
void mult2(int la, int lb, int ca, int cb, double *m1, int *m2, double *M)
{
    int i, j, k;
    int conta;          //conta = i*cb+j;

    for(i=0; i<la; i++)
    {
        for(j=0; j<cb; j++)
        {
            M[i*cb+j] = 0;
        }
    }

    for(i=0; i<la; i++)
    {
        for(j=0; j<cb; j++)
        {
            conta = i*cb+j;
            for(k=0; k<ca; k++)
            {
                M[conta] = M[conta] + (m1[i*ca+k] * (double)m2[k*cb+j]);
            }
        }
    }
}

```

```

}

//Calcula Matriz de Confusao
void calcula_MC(double *P, double *D, double **M, double **media, int *Npixel, int
*MC, char** Classe, int Nclasse, int Nbanda, ILuint *entrada, int *Qa, int Ty, char**
Amostra)
{
    FILE *fp;
    //calcula os valores da matriz de confusao
    int somaMC = 0, i, j, aux;
    int amostra, x1, x2, y1, y2, x, y, A;
    int clas, pixel, banda;
    ILubyte *X;
    X = (ILubyte*)malloc(Nbanda*sizeof(ILubyte));
    if(!X)
    {
        printf("X de MC nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }

    double g[Nclasse], gaux;        //discriminantes das classes

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
    {
        fp = fopen(Amostra[i], "r");
        pixel = 0;
        for (amostra = 0; amostra < Qa[i]; amostra++)
        {
            for(j=0; j<4; j++)
            {
                fscanf(fp,"%d",&A);
                if(j==0)
                    x1 = A;
                if(j==1)
                    y1 = A;
                if(j==2)
                    x2 = A;
                if(j==3)
                    y2 = A;
            }

            for (y = y1; y <= y2; y++)
            {
                for (x = x1; x <= x2; x++)
                {
                    for (banda = 0; banda < Nbanda; banda++)
                    {
                        ilBindImage(entrada[banda]);
                        ilCopyPixels(x,(Ty-1)-y,0, 1,1,1,
IL_LUMINANCE, IL_UNSIGNED_BYTE, &X[banda]);
                    }
                    for(j=0; j<Nclasse; j++)

```

```

        {
            g[j] = calcula_g(P[j], D[j], media[j], M[j], X,
Nbanda);
        }
        aux = 0;
        gaux = g[0];
        for(j=1; j<Nclasse; j++)
        {
            if(g[j]>gaux)
            {
                aux = j;
                gaux = g[j];
            }
        }
        MC[i*Nclasse+aux] = MC[i*Nclasse+aux] + 1;
    }
}

}
fclose(fp);

}

for(i=0; i<Nbanda; i++)
{
    somaMC = somaMC + MC[i];
}

free (X);

}

//calula discriminante
double calcula_g(double P, double D, double* media, double* M, ILubyte* X, int
Nbanda)
{
    int k, i, j;

    double *Xmt, *Xm, *Prod1, *Prod2;           //Xmt e o vetor do pixel da
imagem nas tres bandas

    Xmt = (double*)malloc(Nbanda*sizeof(double));
    if(!Xmt)
    {
        printf("Xmt nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }

    Xm = (double*)malloc(Nbanda*sizeof(double));
    if(!Xm)
    {

```

```

        printf("Xm nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }

    Prod1 = (double*)malloc(Nbanda*sizeof(double));
    if(!Prod1)
    {
        printf("Prod1 nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }

    Prod2 = (double*)malloc(1*sizeof(double));
    if(!Prod2)
    {
        printf("Prod2 nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }

    double g, M1;                //g = discriminante

    //calcula a transposta de X
    for(k = 0; k<Nbanda; k++)
    {
        Xm[k] = (double)(X[k] - media[k]);
        Xmt[k] = (double)(X[k] - media[k]);
    }

    mult3(1, Nbanda, Nbanda, Nbanda, Xmt, M, Prod1);
    mult3(1, Nbanda, Nbanda, 1, Prod1, Xm, Prod2);

    M1 = 0.5 * Prod2[0];

    g = P - D - M1;

    free (Xmt);free (Xm);free (Prod1);free (Prod2);
    return g;
}

//Multiplica matrizes
void mult3(int la, int lb, int ca, int cb, double* m1, double *m2, double* M)
{
    int i, j, k;
    int conta;                //conta = i*cb+j;

    for(i=0; i<la; i++)
    {
        for(j=0; j<cb; j++)
        {
            M[i*cb+j] = 0;
        }
    }
}

```

```

for(i=0; i<la; i++)
{
    for(j=0; j<cb; j++)
    {
        conta = i*cb+j;
        for(k=0; k<ca; k++)
        {
            M[conta] = M[conta] + (m1[i*ca+k] * m2[k*cb+j]);
        }
    }
}

// Salva a matriz de confusao
void salva_Conf(int *MC, int tot, int Nclasse)
{
    int k, cont=1, pixel;

    //Salvar Classe em arquivo txt
    FILE *fp;

    fp = fopen("MC", "w");
    if(fp==NULL)
    {
        printf("MC não abriu!\n");
        exit(0);
    }

    //Escrevendo no arquivo
    for (k=0; k<tot; k++)
    {
        fprintf(fp," %d ", MC[k]);
        if(cont == Nclasse)
        {
            fprintf(fp,"\n", MC[k]);
            cont = 0;
        }
        cont = cont + 1;
    }
}

```

APÊNDICE E - Classificador de Máxima Verossimilhança – ETAPA 2.

```

/*****
/****          CLASSIFICADOR DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA          ****
/****          ETAPA 2                                          ****
/****          ****/
/**** Nesta etapa o código Classifica a Imagem                ****/
/****          ****/
/****/

// BIBLIOTECAS

#include <IL/il.h>
#include <math.h>
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>
#include <string.h>
#include "Gmatrix.h"

// PROTOTIPOS

void nome_arquivo(char **Amostra, int *Q, int N, char *A);
void ler_media(double** media, int *Qclasse, int Nclasse, int Nbanda);
void ler_prob(double *Prob, int Nclasse);
void ler_inv_mat_cov(double **Im, int Nclasse, int Nbanda, char **MatCov);
void ler_det(double *D, int Nclasse);
void plota_pixel_saida(int x, int y, ILuint cor, int Ty);
ILuint rgb(int r, int g, int b);
void classifica(ILuint *entrada, ILuint *cor, int Nbanda, double *P, double *D, double**
M, double** media, int Nclasse, int Ty, int Tx);
double calcula_g(double P, double D, double* media, double* M, ILubyte* X, int
Nbanda);
void mult3(int la, int lb, int ca, int cb, double* m1, double *m2, double* M);
void salva_Conf(int *MC, int tot, int Nclasse);

// Nome da Imagem de saida
ILuint saida;

int main (void)
{
    //Variaveis
    int i, j, k, Nbanda, Nclasse, Tx, Ty;
    FILE *fp;

    printf("\n- - - - -\n");

```

```

");
printf("\n          Voce vai trabalhar: \n          Com quantas bandas?
scanf("%d",&Nbanda);

printf("          Com quantas classes? ");
scanf("%d",&Nclasse);

printf("\n          A imagem tem:\n          quantas linhas? ");
scanf("%d",&Ty);

printf("          e quantas colunas? ");
scanf("%d",&Tx);

//Especifica quais as classes serao trabalhadas
int Qclasse[Nclasse];

//Especifica quais as bandas serao trabalhadas
int Qbanda[Nbanda];

//Ler o arquivo com as classes
fp = fopen("Qclas","r");
if(fp == NULL)
{
    printf("Qclas não abriu!\n");
    exit(0);
}
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    fscanf(fp,"%d", &Qclasse[i]);
}
fclose(fp);

//ler o arquivo com as bandas
fp = fopen("Qban","r");
if(fp == NULL)
{
    printf("Qban não abriu!\n");
    exit(0);
}
for(i=0; i<Nbanda; i++)
{
    fscanf(fp, "%d", &Qbanda[i]);
}
fclose(fp);

//Variáveis com o nome dos arquivos
char *A = "a";          //Amostra das classes
char *B = "b";          //Bandas
char *C = "c";          //Classe (luminância)
char *I = "InvM";       //Inversa da Matriz de Covariância

//Vetores com os nomes dos arquivos

```

```

char *Amostra[Nclasse];
char *Classe[Nclasse];
char *MatCov[Nclasse];
char *Banda[Nbanda];

nome_arquivo(Amostra, Qclasse, Nclasse, A);
nome_arquivo(Classe, Qclasse, Nclasse, C);
nome_arquivo(MatCov, Qclasse, Nclasse, I);
nome_arquivo(Banda, Qbanda, Nbanda, B);

//Imprime o nome dos arquivos
for(i=0; i<Nclasse; i++)
    printf("Amostra %d = %s\n", i, Amostra[i]);
for(i=0; i<Nclasse; i++)
    printf("Classe %d = %s\n", i, Classe[i]);
for(i=0; i<Nclasse; i++)
    printf("MatCov %d = %s\n", i, MatCov[i]);
for(i=0; i<Nbanda; i++)
    printf("Banda %d = %s\n", i, Banda[i]);

//imagem de entrada
ILuint entrada[Nbanda];

//Inicia a biblioteca de imagens
illnit();

//Carrega as imagens de entrada
ilGenImages(Nbanda, entrada);

for(i=0; i<Nbanda; i++)
{
    ilBindImage(entrada[i]);
    ilLoadImage(Banda[i]);
}

//Gera a imagem de saida
ilGenImages(1, &saida);
ilBindImage(saida);
ilTexImage(Tx,Ty,1,3, IL_RGB, IL_UNSIGNED_BYTE, 0);

ILuint cor[Nclasse];

//Define as cores
cor[0] = rgb(0,144,0);
cor[1] = rgb(255,226,75);
cor[2] = rgb(0,255,0);
cor[3] = rgb(43,16,179);
cor[4] = rgb(16,160,243);
cor[5] = rgb(250,250,250);
cor[6] = rgb(0,0,0);

double *media[Nclasse];

```

```

double Prob[Nclasse];
double *Im[Nclasse];
double D[Nclasse];

// Vetor de media das classes
ler_media(media, Qclasse, Nclasse, Nbanda);

// Prob = ln P(W)
ler_prob(Prob, Nclasse);

// Vetor das Inversas das Matrizes de Covariância
ler_inv_mat_cov(Im, Nclasse, Nbanda, MatCov);

// Vetor das Inversas das Inversa Determinante
ler_det(D, Nclasse);

//Classificação da Imagem
classifica(entrada, cor, Nbanda, Prob, D, Im, media, Nclasse, Ty, Tx);

return 0;
}

void nome_arquivo(char **Arquivo, int *Q, int N, char *A)
{
    int i;

    //Variaveis com o nome dos arquivos
    char nome [50];
    char num [2];

    // Variaveis com a extencao dos arquivos
    char *tif = ".tif\0";           //exteção .tif
    char *csv = ".csv\0";          //exteção .csv
    char tipo [5];

    if(*A == 'b')
    {
        strcpy(tipo,tif);
    }
    else
    {
        strcpy(tipo,csv);
    }

    for(i=0; i<N; i++)
    {
        strcpy(nome,"\0");
        strcat(nome,A);
        sprintf(num,"%d",Q[i]);
        strcat(nome,num);
        strcat(nome,tipo);
        //armazena uma string
        //concatena strings
        //transforma int e char
    }
}

```

```

// aloca só o necessário para o nome
Arquivo[i] = (char*)malloc((strlen(nome)+1)*sizeof(char));
if (!Arquivo[i])
{
    printf("Arquivo[%d] não foi alocada\n", i);
    exit (0);
}

strcpy(Arquivo[i],nome); // copia a string para
*Amostra[i]
}
}

//Carrega a luminancia das classes
void ler_media(double** media, int *Qclasse, int Nclasse, int Nbanda)
{
    int i, j;

    char *W = "media";
    char* Media[Nclasse];
    float *aux;

    nome_arquivo(Media, Qclasse, Nclasse, W);

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
        printf("Media %d = %s\n", i, Media[i]);

    FILE *fp;

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
    {

        //Calcula a média da classe i
        aux = (float*)malloc(Nbanda*sizeof(float));
        if(!aux)
        {
            printf("aux nao alocada na memoria\n");
            exit(0);
        }
        media[i] = (double*)malloc(Nbanda*sizeof(double));
        if(!media[i])
        {
            printf("Media[%d] nao alocada na memoria\n",i);
            exit(0);
        }

        //Ler Media i em arquivo txt
        fp = fopen(Media[i], "r");
        if(fp==NULL)
        {
            printf("Media[%d] não abriu!\n",i);
            exit(0);
        }
    }
}

```

```

    }
    for(j=0; j<Nbanda; j++)
    {
        fscanf(fp, "%f", &aux[j]);
        media[i][j] = (double)aux[j];
    }

    fclose(fp);
    //media[i] = aux1;
}

free(aux);
}

//Ler In P(w)
void ler_prob(double *Prob, int Nclasse)
{
    int i, j;
    float *aux;
    FILE *fp;

    aux = (float*)malloc(Nclasse*sizeof(float));
    if(!aux)
    {
        printf("aux nao alocada na memoria\n");
        exit(0);
    }
    Prob = (double*)malloc(Nclasse*sizeof(double));
    if(!Prob)
    {
        printf("Prob nao alocada na memoria\n");
        exit(0);
    }

    fp = fopen("Prob.csv", "r");
    if(fp==NULL)
    {
        printf("Prob não abriu!\n");
        exit(0);
    }

    for(j=0; j<Nclasse; j++)
    {
        fscanf(fp, "%f", &aux[j]);
        Prob[j] = (double)aux[j];
    }

    fclose(fp);
    free(aux);
}

```

```

// Ler a Inversa da Matriz de Covariância
void ler_inv_mat_cov(double **Im, int Nclasse, int Nbanda, char **MatCov)
{
    int i, j, k, c;
    float *aux[Nclasse];
    FILE *fp;

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
        printf("MatCov %d = %s\n", i, MatCov[i]);

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
    {
        aux[i] = (float*)malloc(Nbanda*Nbanda*sizeof(float));
        if(!aux)
        {
            printf("aux nao alocada na memoria\n");
            exit(0);
        }
        Im[i] = (double*)malloc(Nbanda*Nbanda*sizeof(double));

        if(!Im[i])
        {
            printf("Matris de covariancia Im[%d] nao alocada na
memoria\n",i);
            exit(0);
        }

        //Ler Im i em arquivo txt
        fp = fopen(MatCov[i], "r");
        if(fp==NULL)
        {
            printf("MatCov[%d] não abriu!\n",i);
            exit(0);
        }

        for(j=0; j<Nbanda*Nbanda; j++)
        {
            fscanf(fp,"%f", &aux[i][j]);
            Im[i][j] = (double)aux[i][j];
        }
    }
}

// Ler o ln(D)
void ler_det(double *D, int Nclasse)
{
    int i, j;
    float *aux;
    FILE *fp;

    aux = (float*)malloc(Nclasse*sizeof(float));

```

```

if(!aux)
{
    printf("aux nao alocada na memoria\n");
    exit(0);
}
D = (double*)malloc(Nclasse*sizeof(double));
if(!D)
{
    printf("D nao alocada na memoria\n");
    exit(0);
}

fp = fopen("Det.csv", "r");
if(fp==NULL)
{
    printf("Det não abriu!\n");
    exit(0);
}

for(j=0; j<Nclasse; j++)
{
    fscanf(fp,"%f", &aux[j]);
    D[j] = (double)aux[j];
}

fclose(fp);
free(aux);
}

// Classifica os pixel da imagem
void classifica(ILuint *entrada, ILuint *cor, int Nbanda, double *P, double *D, double**
M, double** media, int Nclasse, int Ty, int Tx)
{
    ILubyte *X;
    int aux;
    int x, y, i, c =0 , banda, soma, B[3];
    int conta[Nclasse];

    X = (ILubyte*)malloc(Nbanda*sizeof(ILubyte));
    if(!X)
    {
        printf("X nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }

    //zerando conta
    for(i=0; i<Nclasse; i++)
    {
        conta[i] = 0;
    }

    double g[Nclasse], gaux;           //discriminantes das classes

```

```

for (y = 0; y < Ty; y++)
{
    for (x = 0; x < Tx; x++)
    {
        for (banda = 0; banda < Nbanda; banda++)
        {
            ilBindImage(entrada[banda]);
            ilCopyPixels(x,(Ty-1)-y,0, 1,1,1, IL_LUMINANCE,
IL_UNSIGNED_BYTE, &X[banda]);
        }

        //Calcula g's
        for(i=0; i<Nclasse; i++)
        {
            g[i] = calcula_g(P[i], D[i], media[i], M[i], X, Nbanda);
        }

        //Comparando os g's
        aux = 0;
        gaux = g[0];
        for(i=1; i<Nclasse; i++)
        {
            if(g[i]>gaux)
            {
                aux = i;
                gaux = g[i];
            }
        }
        plota_pixel_saida(x,y,cor[aux], Ty);
        conta[aux] = conta[aux]+1;
    }
}

//Salva a imagem classificada
ilEnable(IL_FILE_OVERWRITE);
ilSaveImage("saida.tif");

free (X);
}

//calula discriminante
double calcula_g(double P, double D, double* media, double* M, ILubyte* X, int
Nbanda)
{
    int k, i, j;
    double *Xmt, *Xm, *Prod1, *Prod2;           //Xmt e o vetor do pixel da
imagem nas tres bandas

    Xmt = (double*)malloc(Nbanda*sizeof(double));
    if(!Xmt)
    {
        printf("Xmt nao foi alocada na memoria\n",i);
    }
}

```

```

        exit (0);
    }

    Xm = (double*)malloc(Nbanda*sizeof(double));
    if(!Xm)
    {
        printf("Xm nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }

    Prod1 = (double*)malloc(Nbanda*sizeof(double));
    if(!Prod1)
    {
        printf("Prod1 nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }

    Prod2 = (double*)malloc(1*sizeof(double));
    if(!Prod2)
    {
        printf("Prod2 nao foi alocada na memoria\n",i);
        exit (0);
    }
    double g, M1;           //g = discriminante

    //calcula a transposta de X
    for(k = 0; k<Nbanda; k++)
    {
        Xm[k] = (double)(X[k] - media[k]);
        Xmt[k] = (double)(X[k] - media[k]);
    }

    mult3(1, Nbanda, Nbanda, Nbanda, Xmt, M, Prod1);
    mult3(1, Nbanda, Nbanda, 1, Prod1, Xm, Prod2);

    M1 = 0.5 * Prod2[0];
    g = P - D - M1;

    free (Xmt);free (Xm);free (Prod1);free (Prod2);
    return g;
}

//Multiplica matrizes
void mult3(int la, int lb, int ca, int cb, double* m1, double *m2, double* M)
{
    int i, j, k;
    for(i=0; i<la; i++)
    {
        for(j=0; j<cb; j++)
        {
            M[i*cb+j] = 0;
        }
    }
}

```

```
}
for(i=0; i<la; i++)
{
    for(j=0; j<cb; j++)
    {
        for(k=0; k<ca; k++)
        {
            M[i*cb+j] = M[i*cb+j] + (m1[i*ca+k] * m2[k*cb+j]);
        }
    }
}

//
ILuint rgb(int r, int g, int b)
{
    return r + (256 * g) + (256 * 256 * b);
}

// Salva imagem classificada
void plota_pixel_saida(int x, int y, ILuint cor, int Ty)
{
    ilBindImage(saida);
    ilSetPixels(x,(Ty-1)-y,0, 1,1,1, IL_RGB, IL_UNSIGNED_BYTE, &cor);
}
```



```

int c = 0;

//calcula a tranposta da MC
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    for(j=0; j<Nclasse; j++)
        MC[i*Nclasse+j] = mc[j*Nclasse+i];
}

printf(" - - MC - - \n");
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    for(j=0; j<Nclasse; j++)
    {
        printf(" %d ", MC[i*Nclasse+j]);
    }
    printf("\n");
}

//zerando somalinha, somacoluna
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    somalinha[i] = 0;
    somacoluna[i] = 0;
}

for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    for(j=0; j<Nclasse; j++)
    {
        somalinha[i] = somalinha[i] + (double)MC[i*Nclasse+j];
        somacoluna[j] = somacoluna[j] + (double)MC[i*Nclasse+j];
        N = N + (double) MC[i*Nclasse+j];
        if(i == j)
            Snii = Snii + MC[i*Nclasse+j];
    }
}

N2 = N * N;
N3 = N * N * N;
Po = Snii/N;

aux = 0;
for(i=0; i<Nclasse; i++)
{
    aux = aux + (double)somalinha[i]*somacoluna[i];
}

Pc = aux/N2;
double aux1, aux2;
aux1 = Po-Pc;

```

```

    aux2 = 1-Pc;

    K = (aux1/aux2)*100;
    printf("\n          K = %g\n\n", K);

    V2 = variasomacolumnaia(MC, somalinha, somacolumna, N, N2, N3, Po, Pc,
Nclasse);
    printf("\n          V2 = %g\n", V2);

    printf("\n-----\n");

    return 0;
}

// Calculo da variasomacolumnaia
double variasomacolumnaia(int *MC, int *somalinha, int *somacolumna, double N,
double N2, double N3, double Po, double Pc, int Nclasse)
{
    int i, j;
    double T3=0, T4=0, soma=0, soma2=0, somalinha=0, somalinha2=0, S2, D,
D2, D3, D4;

    for(i=0; i<Nclasse; i++)
    {
        somalinha = 0;
        somalinha2 = 0;
        somalinha = (somalinha[i]+somacolumna[i]);
        somalinha2 = somalinha*somalinha;
        soma = soma + (MC[i*Nclasse+i]*somalinha);
        soma2 = soma2 + (MC[i*Nclasse+i]*somalinha2);
    }

    T3 = soma/N2;
    T4 = soma2/N3;

    D = (1-Pc);
    D2 = D*D;
    D3 = D*D*D;
    D4 = D*D*D*D;

    //calculos das parcelas
    double t1, t2, t3, t123;

    t1 = (Po*(1-Po))/(N*D2);
    t2 = ((2*(1-Po)+2*Po*Pc-T3)/(N*D3));
    t3 = (((1-Po)*(1-Po))*T4)-(4*(Pc*Pc))/(N*D4);

    //fim dos calculos das parcelas
    S2 = ((Po*(1-Po))/(N*D2))+((2*(1-Po)+2*Po*Pc-T3)/(N*D3));

    return S2;
}

```

APÊNDICE G - Mapas da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue dos meses de Janeiro a Dezembro de 2005.

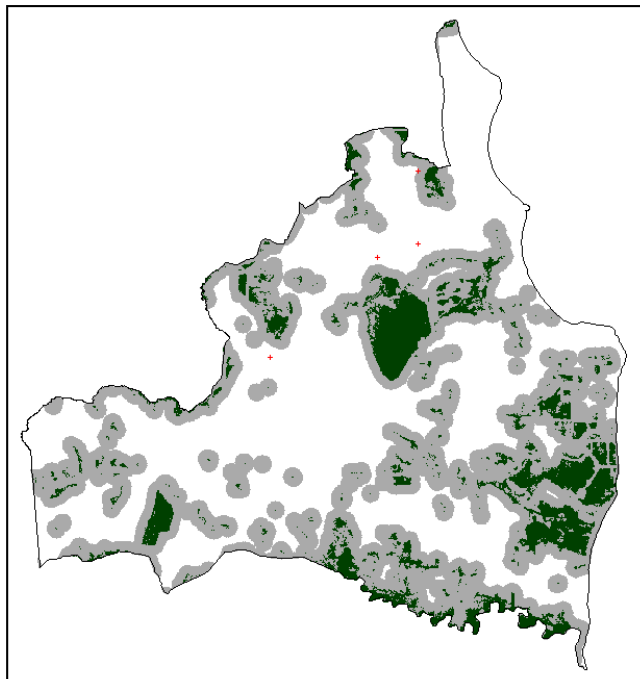


Figura G1: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Janeiro de 2005.

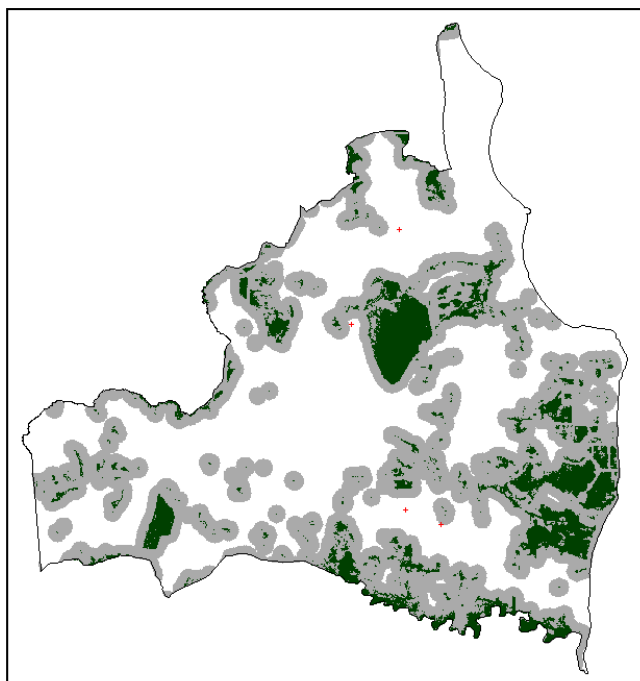


Figura G2: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Fevereiro de 2005.

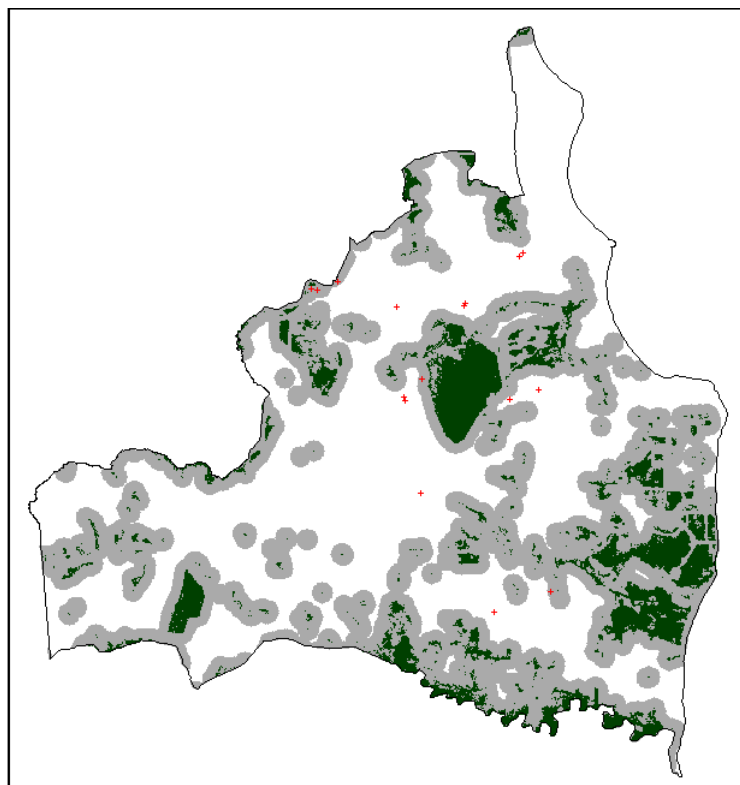


Figura G3: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Março de 2005.

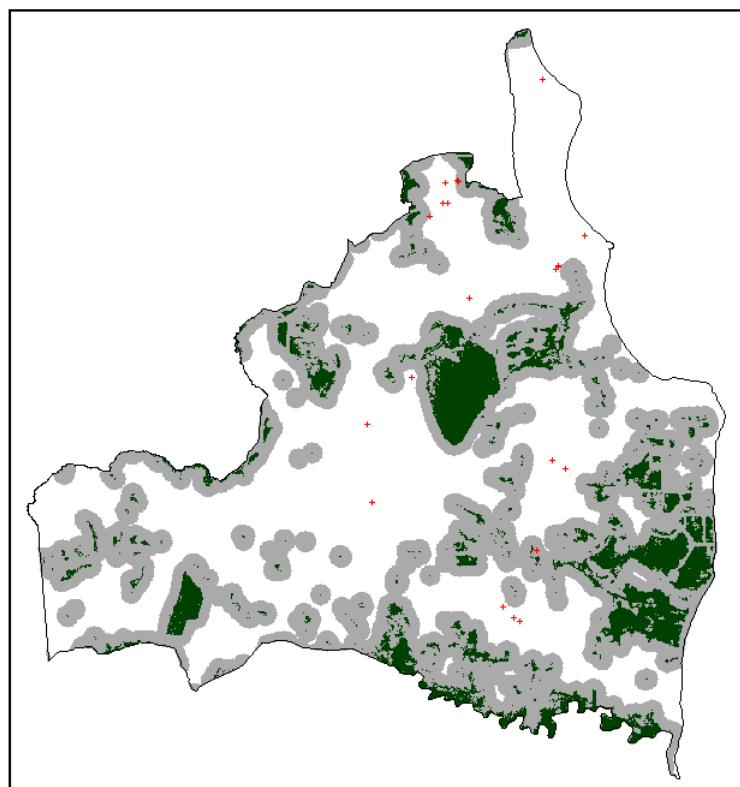


Figura G4: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Abril de 2005.

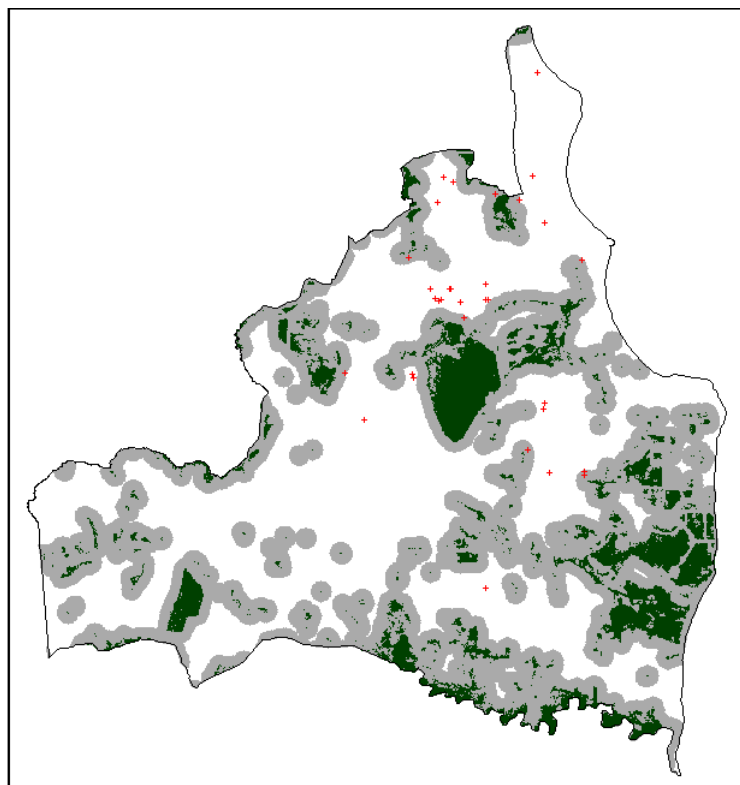


Figura G5: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Maio de 2005.

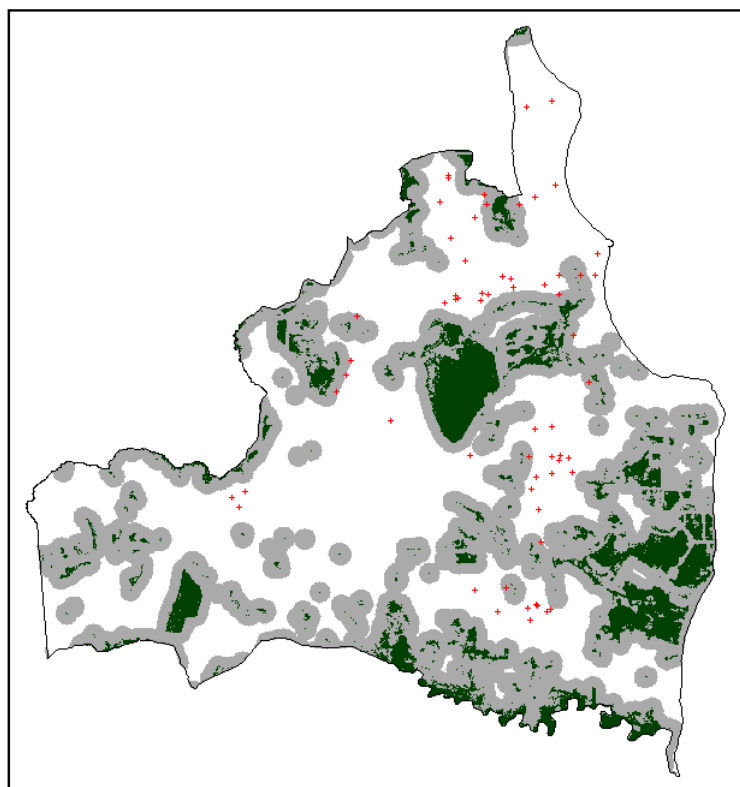


Figura G6: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Junho de 2005.

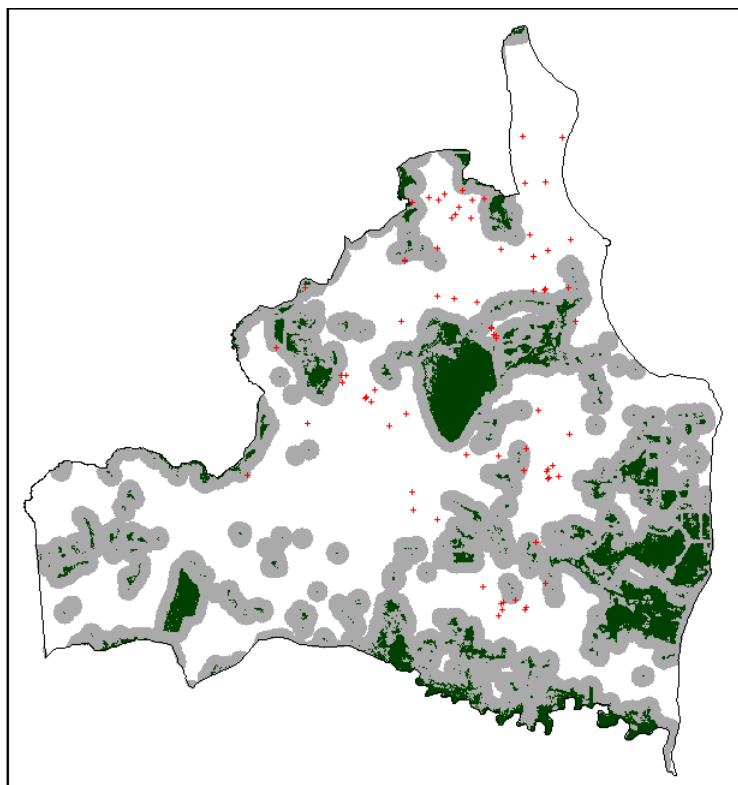


Figura G7: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Julho de 2005.

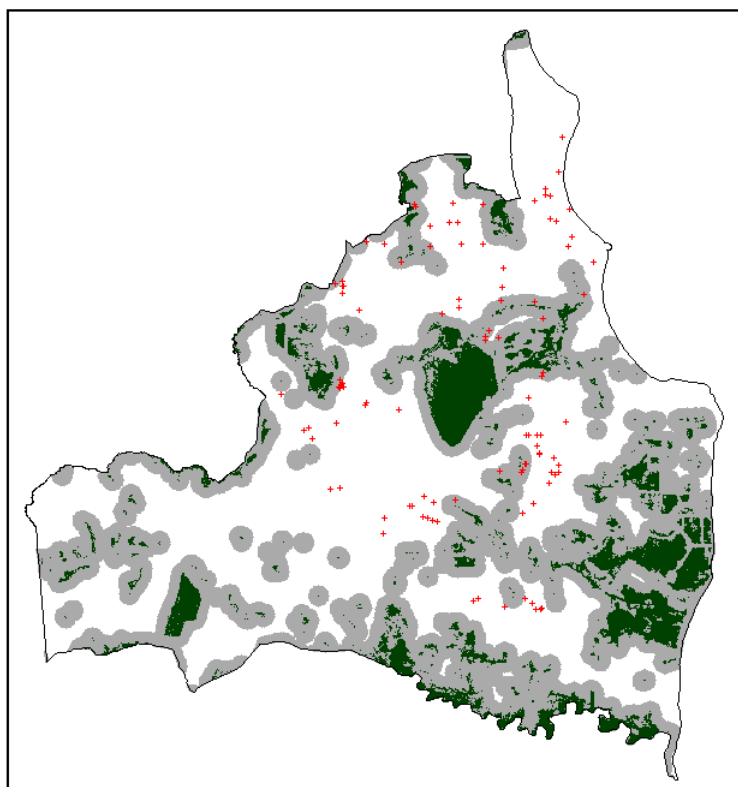


Figura G8: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Agosto de 2005.

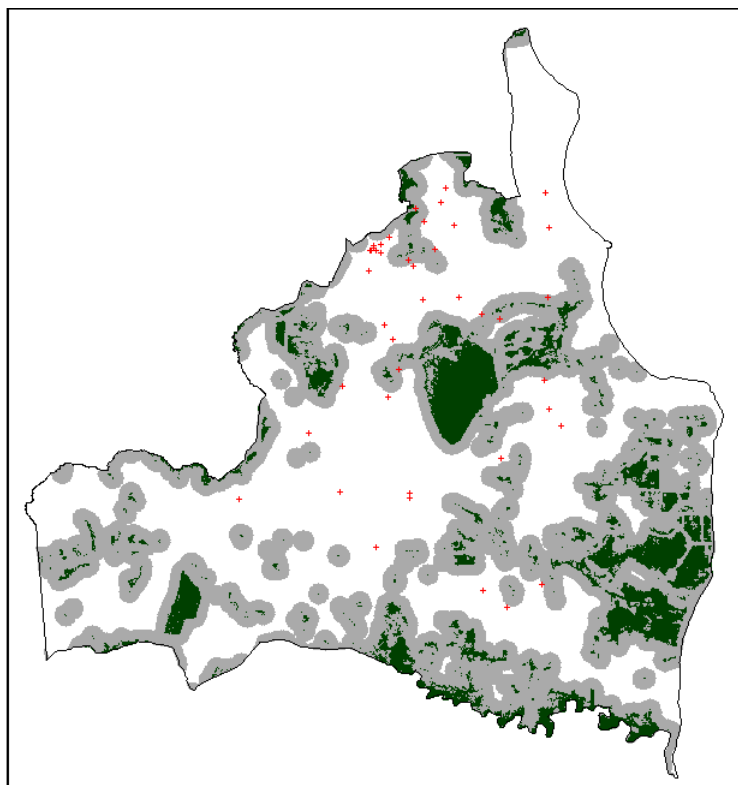


Figura G9: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Setembro de 2005.

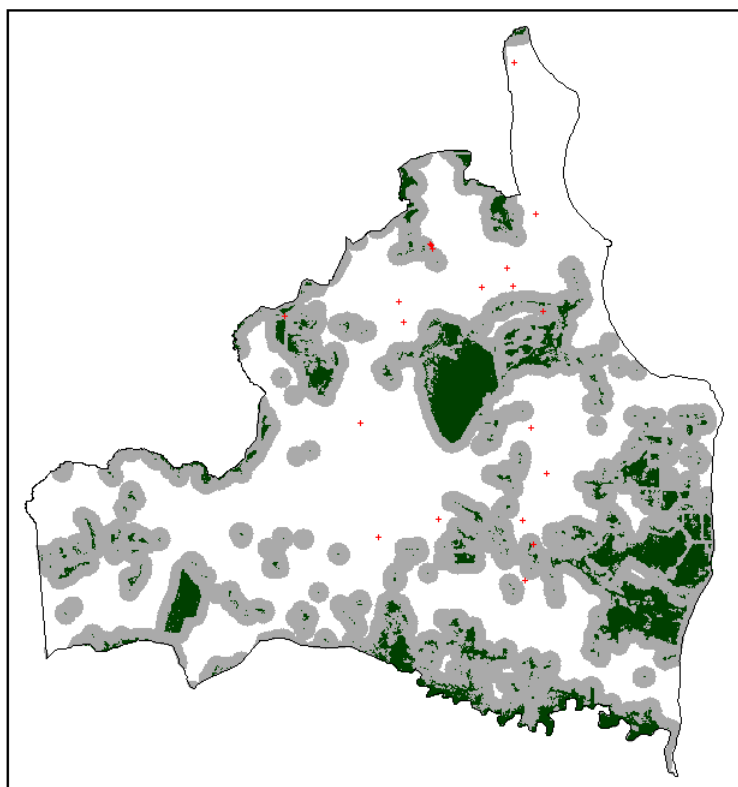


Figura G10: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Outubro de 2005.

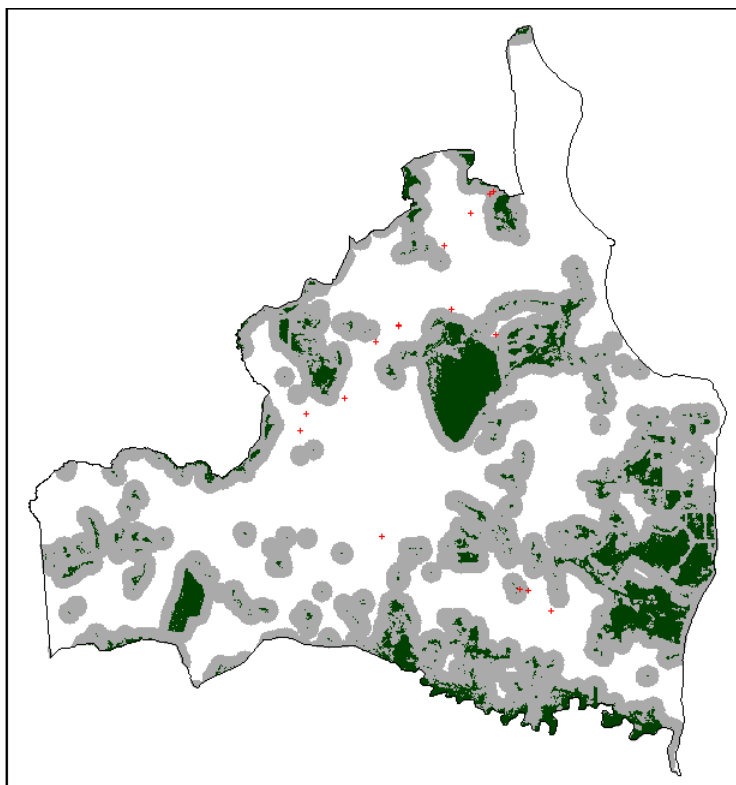


Figura G11: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Novembro de 2005.

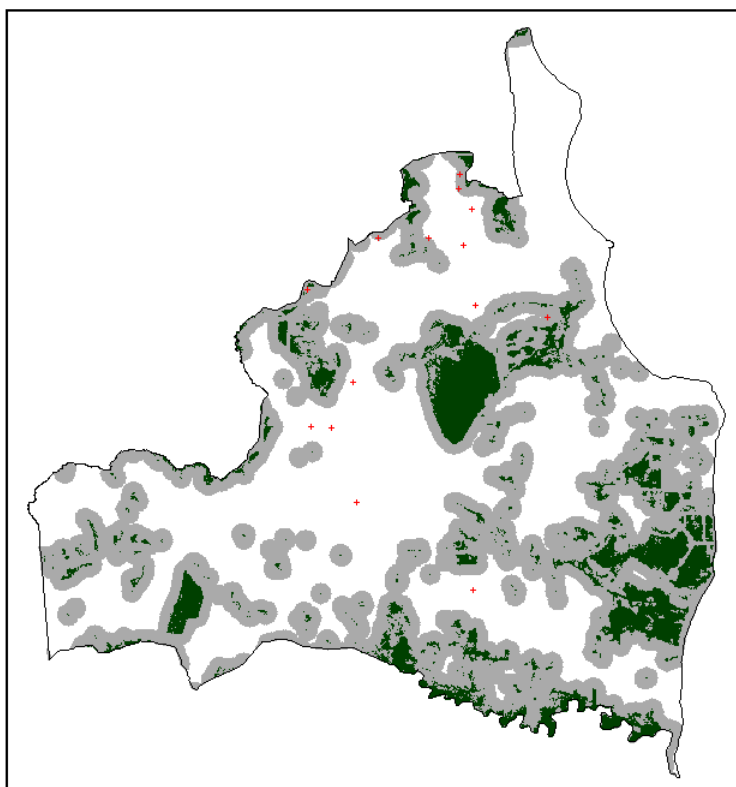


Figura G12: Mapa da área de estudo com a classe vegetação, Região de Influência e ocorrências do dengue em Dezembro de 2005.