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

**SIMULAÇÃO E ANÁLISE ESPACIAL DE RISCOS
DE INUNDAÇÕES USANDO DADOS LIDAR:
ESTUDO DE CASO DA BACIA DO RIO UNA – PE**

RAFAEL COSTA CAVALCANTI

Orientador: Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Júnior

Dissertação de Mestrado

Recife, 2014

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO – UFPE
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS – CTG
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA – DECart
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS
DA GEOINFORMAÇÃO – PPCGTG

SIMULAÇÃO E ANÁLISE ESPACIAL DE RISCOS DE INUNDAÇÕES
USANDO DADOS LIDAR: ESTUDO DE CASO DA BACIA DO RIO
UNA - PE

Dissertação de mestrado, elaborada pelo aluno Rafael Costa Cavalcanti como requisito ao cumprimento das atividades necessárias a obtenção do título de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. Orientador: Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Junior.

Recife, Pernambuco, Brasil

Dezembro de 2014

Catálogo na fonte
Bibliotecária Maria Luiza de Moura Ferreira, CRB-4 / 1469

C376s Cavalcanti, Rafael Costa.
 Simulação e análise espacial de riscos de inundações
 usando Dados LIDAR: estudo de caso da Bacia do Rio Una-
 PE / Rafael Costa Cavalcanti. - Recife: O Autor, 2014.
 122 folhas, il.

 Orientador: Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Júnior.
 Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de
 Pernambuco. CTG. Programa de Pós- graduação do
 Departamento de Engenharia Cartográfica, 2014.
 Inclui Referências.

 1. Engenharia Cartográfica. 2. Simulação de Inundação. 3. Análise
 Espacial. 4. Dados LIDAR. 5. Imagem RAPIDEYE. 6. Distância
 Euclidiana. I. Tavares Júnior, João Rodrigues (Orientador). II.
 Título.

 526.1 CDD (22. ed.) UFPE/BCTG/2015-37

**“SIMULAÇÃO E ANÁLISE ESPACIAL DE RISCOS DE INUNDAÇÕES USANDO
DADOS LIDAR: ESTUDO DE CASO DA BACIA DO RIO UNA – PE”**

POR

RAFAEL COSTA CAVALCANTI

Dissertação defendida e aprovada em 19/12/2014.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. JOÃO RODRIGUES TAVARES JUNIOR

Departamento de Engenharia Cartográfica – Universidade Federal de Pernambuco

Profa. Dra. ANA LÚCIA BEZERRA CANDEIAS

Departamento de Engenharia Cartográfica – Universidade de Federal de Pernambuco

Profa. Dra. LEIDJANE MARIA MACIEL DE OLIVEIRA

Departamento de Engenharia Civil – Universidade de Federal de Pernambuco

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, *Carla e João*, pelo incentivo e colaboração fundamentais para o meu desenvolvimento acadêmico e profissional.

A minha esposa, *Fabíola*, por todo o amor que me dá as forças necessárias para enfrentar os obstáculos presentes na minha jornada.

A minha tia *Cacilda (Coca)*, por ter me proporcionado o melhor modelo de espontaneidade e alegria que sigo até os dias de hoje, o que faz dela uma pessoa singular na minha vida e na de todos que tem o prazer da sua presença.

Ao orientador, *Professor João Rodrigues*, pela amizade, credibilidade e incentivos depositados em nossos projetos acadêmicos.

Ao *Instituto de Tecnologia de Pernambuco – ITEP/OS* e aos amigos *Ivan Dornelas, Ana Mônica e Aramis Leite*, pelo suporte e incentivo depositado nesta pesquisa, mesmo se tratando de uma atividade externa ao instituto.

A *Secretaria de Infraestrutura do Estado de Pernambuco – SEINFRA/PE* pela disponibilização dos dados e contínuo apoio aos projetos de pesquisa voltados à defesa civil.

A *Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoas de Nível Superior (CAPES)*, pelo financiamento da pesquisa.

Aos amigos do Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação da Universidade Federal de Pernambuco pelo companheirismo e consideração nestes dois anos de pesquisa.

RESUMO

Resumo da Dissertação apresentada ao PPGCGTG/UFPE como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação (M. Sc.).

SIMULAÇÃO E ANÁLISE ESPACIAL DE RISCOS DE INUNDAÇÕES USANDO DADOS LIDAR: ESTUDO DE CASO DA BACIA DO RIO UNA – PE

RAFAEL COSTA CAVALCANTI

Dezembro/2014

Orientador: Prof. João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

CAVALCANTI, R. C. **Simulação e Análise Espacial de Riscos de Inundações Usando Dados LiDAR: Estudo de Caso da Bacia do Rio Una – PE**. 2014. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas e Tecnologia da Geoinformação) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2014.

A pesquisa apresenta uma metodologia de simulação e análise espacial de áreas de risco de inundação usando Modelo Digital de Terreno (MDT) obtido com tecnologia *Light Detection and Ranging* (LiDAR), imagem RAPIDEYE, mapas de setores censitários do Censo 2010 do IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), mapa das propriedades cadastradas e operações de álgebra de mapas. A partir da edição do MDT-LiDAR foram geradas curvas de nível de cotas altimétricas simuladas que representam as calhas de inundação para altitudes ortométricas de 140 m, 150 m, 160 m, e 210 m; sendo realizado o cruzamento entre estas camadas de informação e os mapas de setores censitários do IBGE e de propriedades cadastradas, gerando assim dois mapas de risco de inundação para as diferentes bases demográficas. A adição de variáveis ponderadas (declividade, uso do solo e rotas de resgate), tornou possível calcular um critério de risco que foi espacializado em mapas de risco de inundação finais para as duas bases demográficas, o que permitiu o conhecimento do quantitativo populacional e das propriedades suscetíveis a maiores e menores riscos de inundação.

Palavras Chave: Simulação de Inundação, Análise Espacial, Dados LiDAR, Imagem RAPIDEYE, Distância Euclidiana.

ABSTRACT

Abstract of Dissertation presented to PPGCGTG/UFPE as part of the requirements for the degree of Master of Geodetic Sciences and Geoinformation Technology (M. Sc.).

SPATIAL SIMULATION AND ANALYSIS OF FLOOD RISKS USING LIDAR DATA: CASE STUDY OF THE UNA RIVER BASIN – PERNAMBUCO STATE, BRAZIL.

RAFAEL COSTA CAVALCANTI

December/2014

Advisor: Prof. João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

CAVALCANTI, R. C., 2014. *Spatial Simulation and Analysis of Flood Risks Using Lidar Data: Case Study of the Una River Basin*. Dissertation (Mastery in Geodetic Sciences and Geoinformation Technology) – Federal University of Pernambuco, Recife, Brazil, 2014.

This research aims to present a methodology for the simulation of flood risk areas using Digital Terrain Model obtained with Light Detection and Ranging technology (LiDAR), RapidEye image, maps of census tracts for the 2010 Census of the IBGE (Brazilian Institute of Geography and Statistics), and algebra map operation. From the MDT-LiDAR edition, contours were generated from different simulated levels to representing the flood rails for orthometric heights of 140 m, 150 m, 160 m and 210 m; and the cross between these layers of information and the IBGE census tract map and properties map, thereby generating two flood risk maps for different demographic bases. The addition of weighted variables (slope, land use and rescue routes), made it possible to calculate a risk criterion which was expanding in final flood risk maps for the two demographic bases, which allowed the knowledge of quantitative population and properties at higher and lower risk of flooding.

Keywords: Flood Simulation, Spatial Analysis, LiDAR Data, RAPIDEYE Image, Euclidian Distance.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - Localização da área de estudo.....	17
FIGURA 2 - Fotografia do rio Una.....	18
FIGURA 3 - Canteiro de obras da barragem de Serro Azul.....	18
FIGURA 4 - Fotografia do rio Una contemplando elementos da área de estudo.....	19
FIGURA 5 - Representação da tomada da Figura 4 na ortoimagem.....	19
FIGURA 6 - Interseção de dados espaciais.....	30
FIGURA 7 - União de dados espaciais.....	31
FIGURA 8 - Resultado de agregação utilizando a ferramenta dissolve.....	32
FIGURA 9 - Áreas de interesse da SEINFRA para aerolevantamentos.....	37
FIGURA 10 - Diferenças entre o MDE e o MDT com representação do perfil.....	38
FIGURA 11 – Uso da ferramenta Dissolve para obtenção de mapa de risco.....	47
FIGURA 12 - Mapa de risco de inundação utilizando setores censitários e critério de risco baseado nas áreas obtidas.....	48
FIGURA 13 - Mapa de Declividade com inclinação representada em graus.....	51
FIGURA 14 - Imagem RapidEye, região leste da área de estudo.....	52
FIGURA 15 - Ortoimagem, região leste da área de estudo.....	53
FIGURA 16 - Recorte da área de estudo na imagem RapidEye.....	53
FIGURA 17 - Legenda com elementos da classificação supervisionada.....	54
FIGURA 18 - Resultado da classificação com o método da máxima verossimilhança.....	54
FIGURA 19 - Resultado da Classificação com o método da Distância Euclidiana.....	55
FIGURA 20 - Mapa de Uso do Solo.....	57
FIGURA 21 - Mapa de Proximidade de Vias.....	58
FIGURA 22 - Mapa de Calhas de Inundação.....	59
FIGURA 23 - Mapa de Setores Censitários.....	60
FIGURA 24 - Mapa Cadastral de Propriedades.....	61
FIGURA 25 - Mapa com representação do resultado da intersecção entre um Setor Censitário isolado e Calhas de Inundação.....	62
FIGURA 26 - Mapa de Risco de Inundação 1 (setores censitários).....	63
FIGURA 27 - Mapa de Risco de Inundação com Variáveis 1.....	64
FIGURA 28 - Mapa com visualização aproximada da intersecção entre Mapa de Propriedades Cadastradas e Mapa de Calhas de Inundação.....	67
FIGURA 29 - Mapa de Risco de Inundação 2 com base nas propriedades cadastradas e nas calhas de inundação.....	69

FIGURA 30 - Mapa com visualização aproximada de propriedades e seus critérios de risco normalizados	70
FIGURA 31 - Mapa de Risco de Inundação com Variáveis 2	71

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Especificações do sistema ALS ALTM 2050.....	25
Tabela 2 - Tabela de julgamento de Saaty (SAATY, 1980).....	33
Tabela 3 - Tabela de ponderação global por AHP.....	44
Tabela 4 - Pesos adquiridos para as classes de uso do solo por AHP.....	44
Tabela 5 - Pesos adquiridos para as classes de declividade por AHP.....	45
Tabela 6 - Pesos adquiridos para as classes de vias por AHP.....	45
Tabela 7 - Pesos adquiridos para as classes de calhas por AHP.....	45
Tabela 8 - Matriz de Confusão.....	56
Tabela 9 - Indicativos de qualidade da escolha das amostras.....	56
Tabela 10 - Tabela de divisão da população por cotas de risco de inundação (Setores Censitários).....	65
Tabela 11 - População afetada por cada tipo de risco calculado.....	66
Tabela 12 - Relação entre riscos e cotas altimétricas de inundação.....	68
Tabela 13 - Classes de risco geradas por classificação dos valores de critérios de risco.....	71
Tabela 14 - Amostra de edificações associadas ao risco de inundação calculado no mapa de risco de inundação 2.....	72
Tabela 15 - Amostra de edificações associadas ao risco de inundação calculado no mapa de risco de inundação com variáveis 2.....	72
Tabela 16 - Comparação entre os critérios de risco do MRI-1 e o MRIV-1.....	73

LISTA DE EQUAÇÕES

EQUAÇÃO 1 – Distância Euclidiana.....	27
EQUAÇÃO 2 – Estatística Kappa.....	28
EQUAÇÃO 3 – Cálculo do peso da variável Uso do Solo.....	46
EQUAÇÃO 4 – Critério de Risco de Cavalcanti et al., (2013).....	48
EQUAÇÃO 5 – Cálculo do Critério de Risco do 1º relacionamento.....	49
EQUAÇÃO 6 – Cálculo do Critério de Risco do 2º relacionamento.....	50
EQUAÇÃO 7 – Cálculo da Exatidão Global.....	56

LISTA DE ABREVIações

AHP – Analytic Hierarchy Process
ALS – Airborne Laser Scanner
CR – Critério de Risco
GPS – Global Positioning System
GSD – Ground Sample Distance
LiDAR – Light Detection And Ranging
MDE – Modelo Digital de Elevação
MDT – Modelo Digital de Terreno
MRI – Mapa de Risco de Inundação
MRIV – Mapa de Risco de Inundação com Variáveis
PEC – Padrão de Exatidão Cartográfica
RC – Razão de Consistência
SAR – Synthetic-aperture Radar
SC – Setores Censitários
SHP – Formato de Arquivo Vetorial do ArcGIS
SIG – Sistema de Informações Geográficas
TPT – Tamanho do Pixel no Terreno
XLS – Microsoft Excel File Format

LISTA DE SIGLAS:

APAC – Agência Pernambucana de Águas e Clima

BPMSG – Business Performance Management

CENAD – Centro Nacional de Gerenciamento de Riscos e Desastres

CPTEC – Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos

FEMA – Federal Emergency Management Agency

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

ITEP – Instituto de Tecnologia de Pernambuco

LASENSO – Laboratório de Sensoriamento Remoto

MI – Ministério de Integração Nacional

MMA – Ministério do Meio Ambiente

RBC – Revista Brasileira de Cartografia

SEINFRA PE – Secretaria de Infraestrutura do Estado de Pernambuco

SINPDEC – Sistema Nacional de Proteção e Defesa Civil.

UGEO – Unidade de Geoinformação

UFPE – Universidade Federal de Pernambuco

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
1.1. Localização da área de estudo	17
1.2. Caracterização da área de estudo	17
2. OBJETIVOS	20
2.1. Objetivo geral.....	20
2.2. Objetivos específicos	20
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	21
4. MATERIAL E MÉTODOS.....	23
4.1. A tecnologia LiDAR.....	25
4.2. Classificação de imagens de satélite e acurácia de classificação	26
4.2.1. Método de classificação supervisionada a partir da distância mínima (distância euclidiana).....	27
4.2.2. Método da máxima-verossimilhança	27
4.3. Matriz de confusão e técnicas estatísticas de análise de precisão	28
4.4. Risco	29
4.5. Álgebra de mapas – União e Intersecção	29
4.5.1. Interseção de dados espaciais.....	30
4.5.2. União de dados espaciais	30
4.5.3. Adição de atributos através de relacionamentos entre camadas (Join)	31
4.5.4. Agregação de polígonos utilizando a ferramenta Dissolve.....	31
4.6. Análises multicritério e suporte a tomada de decisões por Analythic Hierarchy Process (AHP).....	32
4.7. Fluxograma	35
4.8. Recursos tecnológicos	36
4.9. Dados.....	36
4.9.1. Modelos Digitais e Ortoimagem	36
4.9.2. Imagem RapidEye.....	39
4.10. Variáveis do estudo de risco de inundações	39
4.10.1. Mapa de Declividade	40
4.10.2. Mapa de Uso do Solo	40
4.10.3. Mapa viário	40
4.10.4. Mapa de Calhas de Inundação.....	41
4.10.5. Bases Demográficas	41

4.11.	Processamento.....	43
4.11.1.	Ponderação das Variáveis.....	43
4.11.2.	Relacionamento entre camadas utilizando ferramentas de análise espacial	45
4.12.	CrITÉrios de Risco	47
4.12.1.	CrITÉrio de risco da relaÇ�o entre bases demogr�ficas e calhas de inunda��o (1� Relacionamento)	49
4.12.2.	CrITÉrio de risco da rela��o entre Mapas de Risco de Inunda��o e Vari�veis (2� Relacionamento).....	50
5.	RESULTADOS.....	51
5.1.	Mapas de representa��o das vari�veis	51
5.1.1.	Mapa de Declividade	51
5.1.2.	Mapa de Uso do Solo	52
5.1.3.	Mapa de Proximidade de Vias.....	57
5.1.4.	Mapa de Calhas de Inunda��o.....	58
5.2.	Mapas de estudo demogr�ficos	59
5.2.1.	Mapa de Setores Censit�rios	59
5.2.2.	Mapa Cadastral de Propriedades	60
5.3.	Mapas de Risco de Inunda��o do tipo 1 (Setores Censit�rios).	61
5.3.1.	Relacionamento entre Mapa de Setores Censit�rios e Mapa de Calhas de Inunda��o.....	61
5.3.2.	Relacionamento entre vari�veis e o Mapa de Risco de Inunda��o 1.....	63
5.4.	Mapas de Risco de Inunda��o do tipo 2 (Propriedades)	66
5.4.1.	Relacionamento entre Mapa de Propriedades Cadastradas e Mapa de Calhas de Inunda��o.....	66
5.4.2.	Relacionamento entre vari�veis e o Mapa de Risco de Inunda��o 2.....	69
6.	AN�LISE DOS DADOS E CONCLUS�O.....	73
6.1.	An�lise de risco dos resultados de tipo 1 (Setores Censit�rios)	73
6.2.	An�lise de risco dos resultados do tipo 2 (Propriedades)	74
6.3.	Conclus�es	75
	REFER�NCIAS	77
	AP�NDICES	83
	ANEXOS.....	116

1. INTRODUÇÃO

As ocupações subnormais das margens de rios no Brasil, desde áreas de proteção permanente até as áreas suscetíveis a inundação se dá, principalmente, pela falta de planejamento urbano governamental visando atender os grandes déficits em habitação. A segurança das comunidades ribeirinhas é um sério problema em nosso país, principalmente em regiões pobres com incidência de chuvas intensas, e o estudo dos riscos das comunidades vulneráveis é de grande importância socioambiental (SANTOS, 2013).

No Brasil a falta de dados espaciais altimétricos de precisão cobrindo áreas de risco de enchentes tem prejudicado, ou mesmo impossibilitado durante décadas, o desenvolvimento e testes de métodos de simulação de cheias, com o objetivo de avaliar os riscos relacionados, modelar espacialmente, e indicar as variáveis fundamentais de impacto na sociedade em geral. Este panorama de escassez de dados vem se modificando com a contratação de levantamentos de dados de Sensoriamento Remoto em *Light Detection And Range* (LiDAR) e Fotogrametria Digital.

Estudos direcionados ao controle de riscos de inundação, dentre outros tipos de desastres naturais, são continuamente desenvolvidos por órgãos de defesa civil. Nos Estados Unidos a *Federal Emergency Management Agency* (FEMA), é o órgão de referência dedicado ao monitoramento contínuo, mapeamento, planejamento, entre outras atribuições, sobre desastres naturais. A FEMA integra diversos centros de pesquisas e de defesa civil, na troca contínua de dados sobre desastres naturais e seus riscos, alertas, treinamento, orientação sobre evacuações, etc. (FEMA, 2013).

No Brasil o Ministério da Integração Nacional (MI) abrange o Sistema Nacional de Proteção e Defesa Civil (SINPDEC) que é constituído pelos órgãos e entidades da administração pública federal, estadual e municipal além das entidades públicas e privadas de atuação significativa na área de proteção e defesa civil. Além do SINPDEC, o MI também conta com o Centro Nacional de Gerenciamento de Riscos e Desastres (CENAD) que funciona como órgão de gerenciamento de riscos e tem como objetivo gerenciar ações estratégicas de preparação e resposta a desastres em território nacional e, eventualmente, também no âmbito internacional (MI, 2013). Estes órgãos contam com centros, agências e institutos que são responsáveis pelo monitoramento de clima e previsão do tempo como o Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC)

do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) que é o centro responsável pelos estudos meteorológicos no âmbito nacional (CPTEC, 2014) e a Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC) que é responsável pelo monitoramento climático e previsões do tempo no estado de Pernambuco, além do Instituto de Tecnologia de Pernambuco (ITEP/OS) que conta com o Laboratório de Meteorologia que trabalha em conjunto com os laboratórios de Engenharia Geodésica e Cartográfica e o de Conhecimento Geoespacial desenvolvendo estudos geográficos que atendem as diversas áreas de gestão social e defesa civil.

Grandes enchentes como a de 2010, na Mata Sul de Pernambuco, são evidências da influência regional das mudanças globais do clima com reflexos na intensidade e distribuição das chuvas (MMA, 2007). Neste contexto, a Secretaria de Infraestrutura solicitou para o início de 2011 o mapeamento LiDAR de regiões da bacia do Rio Una, Mundaú e Sirinhaém, para o planejamento da construção de barragens, visando o controle de cheias da região (LACTEC, 2011). Este evento das cheias de junho de 2010, nos territórios pernambucano e alagoano, provocou uma enorme destruição entre as cidades presentes nas bacias dos rios Capibaribe, Una, Sirinhaém, Mundaú e Paraíba. Um estudo realizado pelo Banco Mundial avaliou em três bilhões de dólares o montante de perdas e danos gerados para a economia pernambucana como consequência deste evento (SANTOS, 2013). Este evento foi um dos fatores determinantes para a escolha da área de estudo utilizada nesta pesquisa que será caracterizada a seguir no item 1.1.

Parte dos dados LiDAR da bacia do Rio Una, onde está sendo construída a barragem de Serro Azul, são oportunamente usados como base de dados espaciais nesta pesquisa. Embora a construção da barragem Serro Azul estabeleça um novo cenário para a região de estudo do ponto de vista hidrológico, este trabalho reutilizou os dados LiDAR para desenvolver, analisar e aplicar um método de simulação de riscos de enchentes por meio de análises espaciais, que apesar de ser aplicado a área de interesse (trecho do rio Una), pode também ser usado em outras áreas de risco de inundação em potencial. O uso destes dados foi feito do ponto de vista cartográfico, mas precisamente em Visualização Cartográfica e Análise Espacial.

As simulações de enchentes e riscos na bacia do Rio Una poderão ser comparadas aos atuais estudos de relocação da população ribeirinha, usando o método aqui proposto, método que permite sugerir novas alternativas de relocação da população, além de recomendar terrenos favoráveis para construção de outros equipamentos urbanos, a exemplo de novas estradas e pontos de resgate. Cavalcanti et al. (2012) mostrou que é

possível através de simulação de enchentes, utilizando cotas altimétricas arbitrárias para representar diferentes tipos de cheia, definir critérios de risco com base no estudo demográfico da região. Neste trabalho foram utilizadas diferentes bases demográficas e foram gerados mapas elementares que representam vereáveis do estudo de risco voltado as situações de inundação. O relacionamento entre estas camadas de informações permitiu a geração de mapas de risco de inundação onde pode ser interpretado o risco de inundação ao qual a população está suscetível.

Becker e Centeno (2013) demonstraram a importância de dados LiDAR no levantamento do relevo, mesmo de áreas relativamente planas, em função da precisão planialtimétrica, além da possibilidade de determinação da superfície do terreno em áreas de vegetação densa. Essas características fazem dos dados LiDAR uma ótima base estudos hidrológicos visando o planejamento e contenção de enchentes. Outros métodos comuns de aquisição de bases de dados altimétricos, que são fundamentais em estudos que envolvem hidrografia, são a topografia e a batimetria que são usadas para o levantamento altimétrico preciso dos pontos do terreno sujeitos a inundações, e tipicamente ocupado pelo leito de rios (SANDE, LANSEN e HOYNG, 2012; WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION, 2011). Apesar do ótimo resultado adquirido por estes métodos, o uso da topografia e da batimetria exigem muita mão de obra e envolvem custos elevados para levantamento de grandes áreas, o que torna o uso destes tipos de métodos não recomendados para estudos de risco de inundação envolvendo regiões desta magnitude. Outros sistemas de aquisição de dados altimétricos, como o Synthetic-aperture Radar (SAR) e a interferometria por radar, permitem a geração de Modelo Digital de Elevação (MDE) e Modelo Digital de Terreno (MDT), dando suporte às análises espaciais para mapeamento das terras suscetíveis a inundações em distintas faixas de altitude, porém com menor precisão planialtimétrica quando comparados aos dados LiDAR. Os modelos numéricos de altimetria utilizados nesta pesquisa foram adquiridos através de interpolação e tratamento de dados LiDAR.

1.1. Localização da área de estudo

Á área de estudo deste trabalho foi um trecho da bacia do Rio Una localizada na divisa dos municípios de Palmares, Bonito e Catende, no Estado de Pernambuco, onde há uma grande incidência de inundações, e grande porcentagem da população está concentrada nas áreas ribeirinhas. A região de estudo apresenta histórico de inundações e faz parte das áreas atingidas pelos eventos pluviométricos extremos ocorridos no mês de junho de 2010, o que torna a área indicada para o desenvolvimento e aplicação da metodologia proposta nesta pesquisa (PERNAMBUCO, 2010). A extensão da área foi definida e limitada a partir da restrição dos dados que foram disponibilizados para a realização deste trabalho, a Figura 1 detalha a localização da área de estudo.

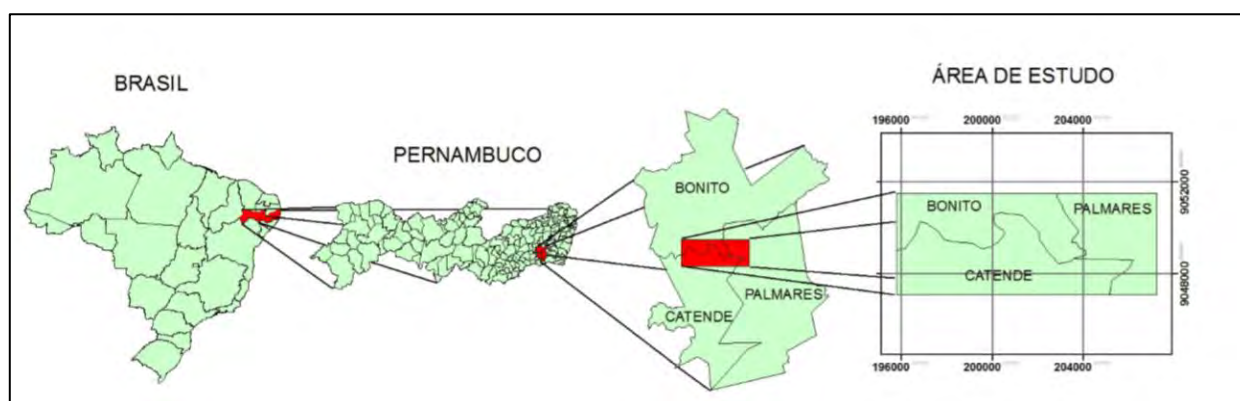


Figura 1 - Localização da área de estudo

1.2. Caracterização da área de estudo

O Rio Una nasce a uma altitude de 900 metros na Serra da Boa Vista, município de Capoeiras, com seu curso seguindo a direção geral de oeste a leste. A bacia hidrográfica do Rio Una fica situada na porção sul do Estado de Pernambuco, entre as latitudes: 8° 17'14"S e 8° 55' 28" S, e 35° 07'48"W e 36° 42'10"W, e estende-se desde a região agreste do referido Estado até a região do litoral. A superfície física da área de estudo é composta de terrenos sedimentares, e imensas plantações de cana de açúcar, formando sequência de morros e colinas, que compreende principalmente os municípios de Catende e Palmares, com altitudes que chegam até 300 m (CONDEPE/FIDEM, 2006). As fotografias das Figuras 2, 3 e 4 foram obtidas durante uma visita técnica à área de estudo.



Figura 2 - Fotografia do rio Una. Fonte: Autor. (Data: 29/08/2013)



Figura 3 - Canteiro de obras da barragem de Serro Azul. Fonte: Autor. (Data: 29/08/2013)
Fotografia do rio Una contemplando elementos (tipos de vegetação, rochas, etc.) da área de estudo. Fonte: Autor. (Data: 29/08/2013)



Figura 4 - Fotografia do rio Una contemplando elementos (tipos de vegetação, rochas, etc.) da área de estudo. Fonte: Autor. (Data: 29/08/2013)



Figura 5 - Representação da tomada da Figura 4 na ortoimagem. Fonte: Autor. (Data: 29/08/2013).

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo geral

O objetivo geral foi analisar simulações de riscos de inundação de um trecho da bacia do Rio Una – PE usando dados LiDAR, ortoimagem e imagem *RapidEye*.

2.2. Objetivos específicos

- Analisar as simulações dos riscos de inundação de diferentes cotas altimétricas introduzindo pesos aos dados espaciais de entrada;
- Estabelecer critérios de análise espacial relacionando as diferentes simulações de inundação apresentadas às bases demográficas, definindo assim as áreas com maior e menor risco de inundação e o quantitativo populacional submetido aos riscos determinados.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A busca por soluções de proteção à população residente das áreas ribeirinhas suscetíveis a inundação, cria a necessidade de estudos estatísticos e cartográficos que representem soluções de defesa civil. Várias pesquisas foram desenvolvidas no estudo de inundações, desde o planejamento, levantamento e aplicação de dados topográficos, fotogramétricos e de Sensoriamento Remoto aéreo e orbital, até o processamento destes dados usando métodos estatísticos, hidrológicos, espaciais (SIG), entre outros. Estes trabalhos e pesquisas comprovam a importância e a demanda de resultados desenvolvidos nessa linha de pesquisa.

Bates e Marks (2000) fizeram uma simulação de inundação utilizando dados LiDAR e comparam os modelos hidráulicos adquiridos com modelos gerados por métodos topográficos padrões. Os resultados mostram as diferentes representações hidrológicas da região para os diferentes métodos de aquisição de dados utilizados na pesquisa. Dantas (2012) utilizou dados LiDAR e ortofotos digitais obtidas do levantamento realizado após as inundações ocorridas nos estados de Pernambuco e Alagoas em junho de 2010, gerando dados cartográficos de alta precisão. A partir do histórico de precipitações da bacia do rio Una foi feito um estudo de classificação das chuvas intensas por regiões buscando definir padrões de distribuição destas chuvas através de modelos hidrológicos e hidrodinâmicos.

Valenti et al., (2012) criaram uma simulação de risco de inundação utilizando imagem de satélite de alta resolução (*IKONOS II*) e curvas de nível com equidistância de 1 m. A sobreposição entre as curvas de nível e a imagem de satélite permitiu a criação de um mapa temático digital com a representação das áreas de risco de inundação como sendo as faixas de equidistância entre as curvas de nível. Maantay e Maroko (2009) utilizaram dados de cheias de cem anos da FEMA, e fizeram uma comparação entre a utilização de diferentes bases demográficas (setores censitários e mapa de propriedades cadastradas), para obtenção do quantitativo populacional sujeito a riscos de inundação. Santos (2013) utilizou modelos integrados estatísticos e ferramentas de geoprocessamento para criar uma modelagem hidrológica e hidrodinâmica que permitiu a simulação de eixos barráveis para contenção de cheias.

Souza e Limeira (2006) aplicam uma análise multivariada para obter a relação temporal e espacial dos eventos de cheias no estado de São Paulo, onde é obtida a relação temporal e espacial dos eventos de cheia e dos totais mensais precipitados. Belo

(2012) utilizou softwares que permitem a simulação numérica de inundações para cenários com probabilidade de ocorrência de 1% a 10%. Desenvolve-se uma metodologia SIG, baseada em análise matricial simples, adaptada aos dados hidrológicos e cartográficos disponíveis, para o cálculo da perigosidade de inundação, vulnerabilidade socioeconómica e suscetibilidade ao risco de inundação. Cavalcanti et al. (2013) calculou um critério de risco de inundação com base no relacionamento entre as informações demográficas presentes nos setores censitários da área de estudo e calhas de inundação calculadas com base em dados LiDAR. Estes critérios de risco foram atribuídos a um mapa de risco de inundação que representou as áreas com maiores e menores riscos dentro da área de estudo.

Santos (2009) realizou uma análise espacial e estatística, além de métodos de interpolação de dados pluviométricos para obter mapas *clusterizados* obtidos a partir do interpolador k-médias para as estações utilizadas no estudo. A pesquisa mostra a importância do conhecimento dos dados de precipitação e as operações estatísticas para geração de modelos representativos de possíveis precipitações. Kousky e Walls (2013) utilizam o modelo de inundação da FEMA em um Sistema de Informações Geográficas (SIG) para analisar em área planas os riscos e custo-benefício da proteção de terras nos Estados Unidos, usando o método *Hazus-MH* que foi desenvolvido pela FEMA e é uma ferramenta que contempla uma série de variáveis que permitem estimar danos e perdas e simular cenários de risco (FEMA, 1999).

O estado da arte trata do problema sobre diferentes aspectos e, apesar dos objetivos semelhantes, existem lacunas importantes a serem preenchidas. Esta pesquisa visa preencher estas lacunas a partir do desenvolvimento de mapas de risco de inundação utilizando critérios de riscos calculados com base no relacionamento entre as variáveis determinadas, as quatro situações simuladas de inundação e duas bases demográficas. Os resultados adquiridos possibilitam a tomada de decisões quanto à relocação das famílias que estão localizadas nas áreas de risco. O uso dos dados LiDAR como base altimétrica, a adoção de variáveis relacionadas ao risco de inundação e o uso de ortoimagem e imagem *RapidEye* como base planimétrica criam uma abordagem diferente na temática da simulação de riscos de inundação.

4. MATERIAL E MÉTODOS

Esta pesquisa desenvolve uma metodologia de geração de mapas de risco de inundação que se inicia com a edição do MDT LiDAR que é normalmente obtido a partir de um processo de filtragem do MDE a partir da eliminação de vegetação e edificações (LOHMANN e SCHAEFFER, 2000). Estes dados serão apresentados no item 4.9. O MDT permite a extração das curvas de nível referentes às altitudes ortométricas que irão representar as situações de cheia do estudo de caso. Nesta simulação serão arbitrariamente escolhidas cotas ortométricas que tornem a apresentação da metodologia mais didática. É aconselhável em casos de análises de inundação com finalidades de previsão precisa relacionada ao histórico de precipitações da região de estudo o uso das cotas altimétricas de inundação baseadas no histórico de inundação local, onde serão, neste caso, obtidos mapas de risco de inundação baseados em modelos estatísticos que representam a real precipitação da região.

Como as curvas de nível são representadas como feições vetoriais do tipo linha, foi necessária a criação de polígonos que representassem toda a área tomada pelas curvas escolhidas para a simulação, tendo como resultado dados vetoriais que representam as calhas de inundação da região, ou seja, um polígono que mostra toda a área sob influencia dos diferentes tipos de inundação estudados. O desenvolvimento do mapa de calhas de inundação é apresentado no item 4.10.4. O mapa de calhas de inundação é o primeiro resultado gerado, e com o auxílio das bases demográficas é possível contabilizar a quantidade de pessoas envolvidas nas diferentes ocasiões de cheias simuladas. Para esta simulação serão utilizadas as bases demográficas:

- Mapa de setores censitários;
- Mapa de propriedades cadastradas.

Ambas as bases representam planos de informação referentes ao estudo demográfico da região, o que possibilita a comparação dos resultados adquiridos. As bases demográficas serão apresentadas no itens 4.10.5.

A obtenção de resultados descritivos que quantifiquem a população atingida por cada tipo de cheia representada no mapa de calhas de inundação depende do resultado de relacionamento entre as camadas de informação de inundação e as camadas demográficas através de álgebra de mapas (item 4.5). Os métodos de união e interseção

de dados geográficos, tem como resultado uma nova camada com os elementos presentes nas regiões comuns às duas camadas relacionadas.

Com os mapas adquiridos a partir de operações de união ou intersecção é possível quantificar a área de cada setor censitário, ou de cada propriedade que coincide com a área delimitada das calhas de inundação. Além dos dados base, apresentados anteriormente, outras variáveis podem ser consideradas de grande influência no estudo de riscos de inundação e serão utilizadas nesta pesquisa para geração dos mapas de risco de inundação e para o cálculo do critério de risco. São elas:

- Declividade;
- Uso do solo;
- Proximidade de rodovias (rotas de fuga);

O uso destas variáveis adiciona informações importantes ao resultado final, aproximando este de uma representação do cenário real, que é uma das tarefas do método usado nesta pesquisa, e que busca localizar e quantificar danos à população a partir de análises espaciais. Os mapas de variáveis serão apresentados no item 4.10. O processamento dos dados terá como resultado mapas que representam as informações temáticas comuns entre todas as camadas processadas através de álgebra booleana. Desta forma serão gerados dois mapas de risco (um para cada base demográfica) com a mesma finalidade de representação das regiões de risco, porém com diferentes resultados que poderão ser comparados e analisados.

Os mapas gerados serão divididos em elementos que terão, além das três variáveis destacadas anteriormente, as informações da relação entre as calhas de cheias e as bases demográficas (setor censitário e propriedades). A partir da análise multicritério é possível determinar um critério de risco para cada propriedade levantada no mapa de propriedades e um critério de risco para cada setor censitário no mapa de setores censitários.

4.1. A tecnologia LiDAR

A tecnologia LiDAR, muitas vezes citada como sistema ALS, que são os sistemas montados em aeronaves, se refere a uma técnica de sensoriamento remoto ativo que pode ser utilizada para a obtenção de dados topográficos com grande precisão (RIBAS e ELMIRO, 2011). Sloboda (2015) mostra que é possível a geração de bases cartográficas plani-altimétricas apenas com produtos adquiridos de tecnologia LiDAR. A partir da edição do MDE e MDT LiDAR e de imagens de intensidade e hipsometria é possível gerar bases cartográficas utilizando técnicas de vetorização sem a necessidade de ortofotos (SLOBODA, 2005).

O sistema ALS é constituído por três componentes principais, sendo eles o Laser, um Sistema de Posicionamento Global (GPS) que calcula a posição (x, y, z) do sensor no espaço e o Sistema de Medição Inercial (IMU) que é responsável pelo cálculo da inclinação do sensor nas três direções (WEHR e LOHR, 1999). A tabela 1 mostra as especificações do sistema LiDAR que foi utilizado na aquisição da base altimétrica que será utilizada nesta pesquisa.

Tabela 1- Especificações do sistema ALS ALTM 2050.

Descrição do sistema	Características
Modelo do equipamento	ALTM 2050
Fabricante do equipamento	Optech
Ano de fabricação	2002
Frequência do pulso laser	50000 pulsos por segundo – 50 kHz
Frequência de varredura	Variável de 1 Hz a 100 Hz
Ângulo de varredura	Variável 0° a 40°
Sistema inercial (IMU)/ GPS	Applanix
Capacidade de armazenamento	36 GB
Software de operação de voo	ALTM-NAV (Optech)
Software do processamento	REALM (Optech)
Tipo de coleta de dados	Primeiro e último retorno de pulso
Densidade de pontos	Variável de 400.000 de 4.000.000
Número de pontos por m ²	Variável de 1 a 4 pontos
Precisões (2000m)	70 cm na planimetria e 25 cm na altimetria

Fonte: Lactec (2011).

Em sistemas como o ALS ALTM 2050 o dado que é adquirido em formato de

nuvem de pontos não dispensa imagens óticas, pois representa para cada ponto medido apenas as coordenadas planialtimétricas pós-processadas do terreno e um sinal de intensidade relacionado ao nível de reflectância do alvo, enquanto as imagens fotogramétricas, ou orbitais multiespectrais, representam um dado de integração fundamental na extração de informações planimétricas e de uso e ocupação do solo através da interpretação das bandas do espectro eletromagnético visível e infravermelhos. (LACTEC, 2011).

4.2. Classificação de imagens de satélite e acurácia de classificação

Um dos principais objetivos do sensoriamento remoto, através do processamento de imagem, é a extração de informações das imagens para codificação de mapas, gráficos e tabelas a partir de técnicas de classificação digital de imagens, que automatizam o processo de extração destas informações eliminando a subjetividade da interpretação humana e reduzindo o esforço de trabalho do analista. (MENEZES e ALMEIDA, 2012). Dados multiespectrais adquiridos por sensoriamento remoto com o uso de sensores passivos representam o terreno e suas feições com base na resposta espectral que estes sensores conseguem identificar. Diferentes respostas espectrais de uma imagem de satélite podem representar um mesmo elemento ou tema de um estudo geográfico, a melhor forma de representar estas camadas de informação de forma aglomerada é através das técnicas de classificação de imagens, onde o padrão espectral presente dentro dos dados para cada pixel é utilizado como a base numérica da classificação (LILLESAND e KIEFER, 1994).

Segundo Menezes e Almeida (2012) os métodos de classificação, podem ser divididos como: *classificação não-supervisionada* e a *supervisionada*, e a diferença entre elas está na participação do analista no processo. Na supervisionada, o analista determina as classes pré-fixadas da imagem, enquanto na não-supervisionada este processo é executado de forma automatizada. Existe ainda a possibilidade de dividir os classificadores em classificação por pixel ou por regiões. A maioria dos classificadores executa a classificação por pixel, que leva em consideração a informação espectral de cada pixel, de forma individual, para encontrar regiões homogêneas, a partir de medidas de distâncias ou de probabilidade.

Classificações supervisionadas, onde a classificação da imagem requer um conhecimento prévio das classes dos alvos da imagem, estão submetidas a erros

cometidos pelo interpretador, pois a suposição de que uma fotointerpretação é 100% correta é raramente válida e pode levar a uma avaliação bastante pobre e injusta da classificação digital (BIGING e CONGALTON, 1989). Com base nisto, Congalton (1991) falou da importância da avaliação da acurácia de classificações com base na matriz de erro ou matriz de confusão obtida no momento da escolha das amostras de pixels que representam os temas da classificação.

Nesta pesquisa foram utilizados métodos de classificação supervisionada por pixel, onde foram utilizadas a *distância euclidiana* e a *máxima verossimilhança* para classificar os pixels da imagem RapidEye (item 4.4.2) para aquisição de temas relacionados ao uso e ocupação do solo na área de estudo. Para as classificações realizadas foi realizada uma avaliação de acurácia que validou a interpretação da imagem RapidEye, realizada com base na matriz de confusão obtida do treinamento supervisionado.

4.2.1. Método de classificação supervisionada a partir da distância mínima (distância euclidiana)

A distância euclidiana é uma das medidas de dissimilaridade entre comunidades mais utilizadas na prática (GAUCH, 1982). Neste método o pixel candidato recebe as características do grupo de menor distância euclidiana. A distância euclidiana é medida através da equação:

$$D(x, n) = \sqrt{(x_i - m_i)^2} \quad (1)$$

Onde x_i representa a posição do pixel candidato, m_i a posição média das classes e n o número de bandas (MENEZES e ALMEIDA, 2012).

4.2.2. Método da máxima-verossimilhança

Neste classificador, o pixel candidato recebe o valor da classe de maior probabilidade calculada com base na ponderação das distâncias, assumindo que a distribuição de todas as bandas é normal (INPE, 2008). Portanto, na classificação de

máxima verossimilhança o pixel candidato é destinado à classe que tem a mais alta probabilidade, isto é, a máxima verossimilhança (MENEZES e ALMEIDA, 2012).

4.3. Matriz de confusão e técnicas estatísticas de análise de precisão

A matriz de confusão ou matriz de erro, traduzida do termo *error matrix*, pode ser usada como um ponto de partida para uma série de técnicas estatísticas que representam a qualidade da classificação supervisionada. A técnica estatística mais simples que representa um valor para a qualidade da classificação é a precisão estatística descritiva global ou exatidão global, que pode ser calculada dividindo-se o somatório da diagonal principal da matriz pelo número total de pixels da matriz de confusão (CONGALTON, 1991).

Uma técnica estatística muito utilizada também na obtenção da acurácia da classificação é a estatística Kappa. A estatística Kappa é uma técnica multivariada discreta de utilização na avaliação da exatidão (COHEN, 1960). A estimativa de precisão calculada por estatística Kappa pode ser obtida a partir da seguinte equação:

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^l x_{ii} - \sum_{i=1}^l x_{i*} x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^l x_{i*} x_{+i}} \quad (2)$$

Onde l é o número de linhas da matriz, x_{ii} é o número de da observação em relação a linha i e a coluna i , x_{i*} e x_{+i} são os totais da linha i e coluna i respectivamente e n é o número total de observações (BISHOP et al., 1975). A estatística Kappa representa a acurácia a partir da relação entre os valores da diagonal principal e incorpora indiretamente os elementos que estão fora da diagonal ao resultado estatístico (CONGALTON, 1991), diferentemente, a exatidão global incorpora apenas a diagonal principal e exclui os erros de omissão e de comissão do resultado final. Isso faz do valor Kappa um dos mais utilizados em testes de acurácia estatística e por este motivo esta será a técnica estatística utilizada na avaliação da classificação supervisionada realizada nesta pesquisa.

4.4. Risco

Undro (1979) entende risco como a probabilidade de ocorrência de um efeito específico causador de danos graves à humanidade e/ou ao ambiente, num determinado período e em circunstâncias determinadas. O risco de inundação é um parâmetro função da previsão da altitude média da lâmina de água de uma área e a quantidade de pessoas envolvidas (WEBSTER, 2010; USGS, 2007; WEBSTER et al., 2004). O crescimento da população e as alterações climáticas fazem da avaliação de riscos um componente cada vez mais importante na gestão sustentável das cheias (AHMAD e SIMONOVIC, 2011) e Pedrosa (2006) mostra que a cartografia destes riscos é fundamental para a identificação dos fenômenos que levam ao risco.

Nesta simulação será atribuído maior risco às situações de inundação com maior probabilidade de ocorrência vinculada às áreas urbanas, ou seja, as inundações de menores volumes de água relacionados às regiões com maior densidade populacional.

4.5. Álgebra de mapas – União e Intersecção

O tema álgebra de mapas foi popularizado a partir da década de 90 com referências como Tomlin (1990), onde se buscou a formalização da representação das propriedades de dados dos Sistemas de Informações Geográficas (INPE, 2008). Cordeiro et al., (2007) falam que operações de modelagem de dados geográficos vetoriais são representadas por sequências de operações matemáticas primitivas descritas através de algoritmos que procuram respeitar as propriedades dos tipos de dados envolvidos.

A Álgebra Booleana baseada em operações primitivas como E, OU e NÃO pode ser utilizada para caracterizar as mais diversas situações que podem ocorrer em locais de uma área de estudo baseada no relacionamento entre diferentes camadas de informação (CORDEIRO et al., 2007). Os princípios matemáticos de união e intersecção de elementos de um conjunto podem ser igualmente observados nas operações de álgebra de mapas, onde as camadas de informação podem ser interpretadas como os conjuntos e as coordenadas de cada elemento desta camada de informação como os elementos do conjunto. A união e a intersecção entre duas camadas com regiões comuns terá como retorno uma nova camada com a união e/ou a intersecção das informações temáticas contidas nela.

4.5.1. Interseção de dados espaciais.

Este procedimento permite criar uma nova cobertura que sobrepõe as características da cobertura de entrada com a feição de intersecção. A cobertura de saída passa a conter as características da de entrada e recebe os atributos das camadas utilizadas no procedimento apenas para as regiões onde elas se cruzam (ESRI, 2010). A figura 6 exemplifica o método da interseção e seus resultados.

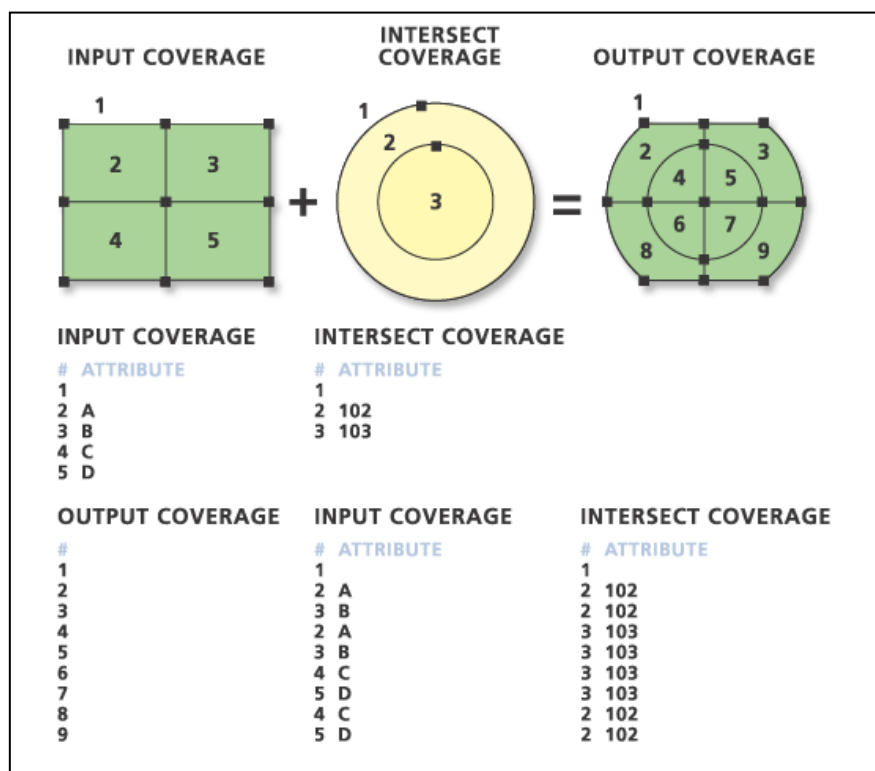


Figura 6 - Interseção de dados espaciais. Fonte: ESRI (2010)

4.5.2. União de dados espaciais

Este procedimento cria uma nova cobertura através da sobreposição de duas coberturas de polígonos. A cobertura de saída contém os polígonos combinados e atributos de ambas as feições. A figura 7 exemplifica o método da união e seus resultados.

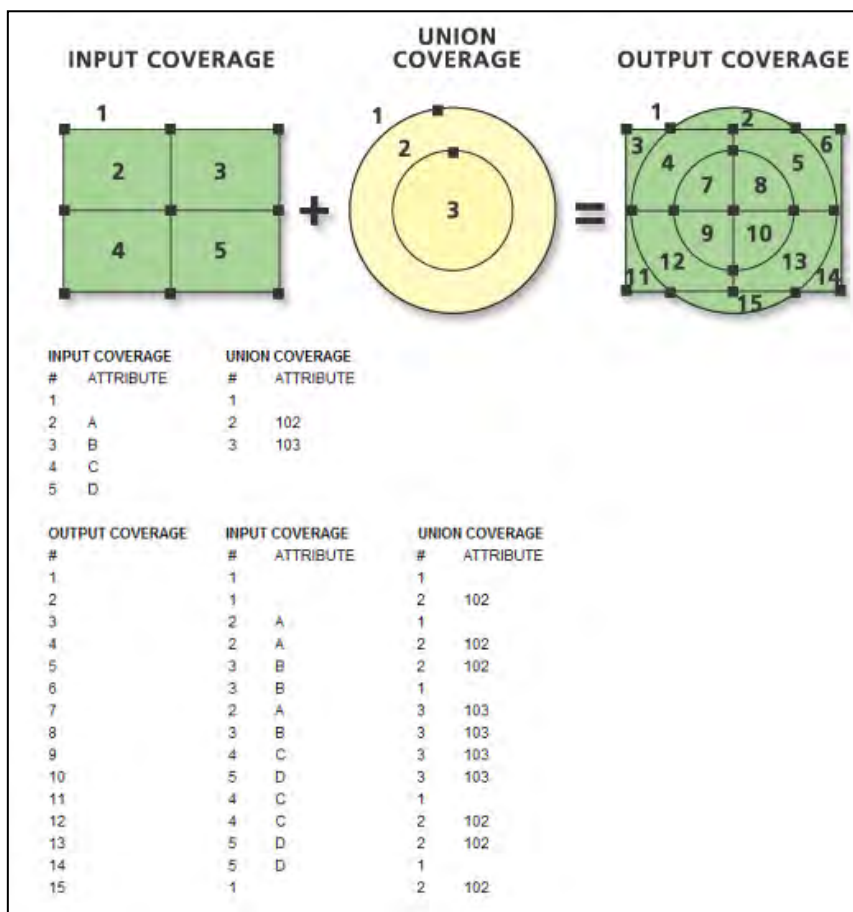


Figura 7 - União de dados espaciais. Fonte: ESRI (2010)

4.5.3. Adição de atributos através de relacionamentos entre camadas (Join)

Para os casos onde se deseja relacionar diferentes camadas de informação sem alterar a geometria da feição de entrada, existe a possibilidade de atribuir as informações contidas em outras camadas de informação através de um critério coincidente existente entre as duas camadas.

As ferramentas do conjunto de ferramentas *Join* cria uma associação entre camadas de informação através de elementos coincidentes entre elas, sejam eles geográficos ou descritivos (ESRI, 2010).

4.5.4. Agregação de polígonos utilizando a ferramenta Dissolve

Esta ferramenta permite agregar recursos com base em um atributo ou atributos especificados. *Dissolve* cria regiões através da remoção dos limites entre feições

representados por um mesmo elemento indicado na hora do processamento (ESRI, 2010). A figura 8 mostra um exemplo de agregação de polígonos através do uso da ferramenta *dissolve*.

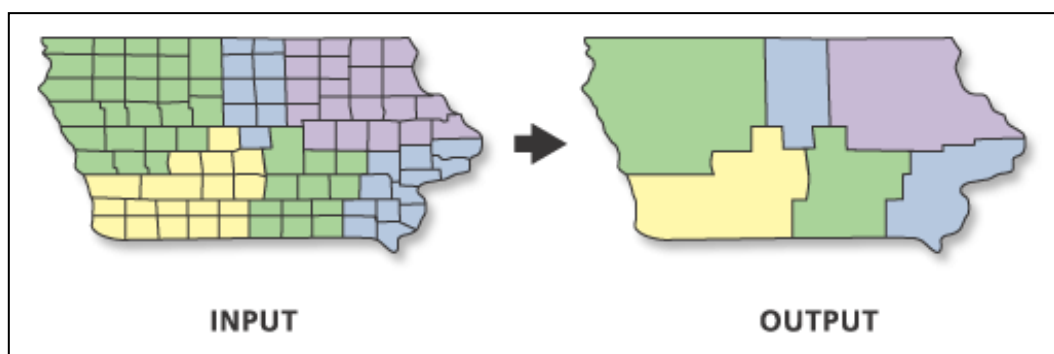


Figura 8 - Resultado de agregação utilizando a ferramenta dissolve. Fonte: ESRI (2010)

4.6. Análises multicritério e suporte a tomada de decisões por Analytic Hierarchy Process (AHP)

A análise de um problema e a busca pela sua solução está relacionada a vários fatores de influência. Estes fatores normalmente obedecem a uma hierarquia, ou seja, a quantificação do problema depende do conhecimento da influência que cada um destes fatores exerce sobre o problema. Diehl (1997) fala da importância da análise multicritério e menciona que a análise de multiatributos, apesar de não apresentar uma solução ótima para um dado problema, oferece a solução mais coerente para a escala de valores do método utilizado.

O método AHP foi desenvolvido por Thomas L. Saaty (SAATY, 1980) e incorpora múltiplos critérios na tomada de decisão (YOSHITAKE, 2000). Esse processo pode ser dividido nas seguintes etapas:

1. Criar uma hierarquia para os elementos da análise;
2. Desenvolver preferências a partir do julgamento de cada critério através de comparação em pares;
3. Calcular as prioridades relativas, para cada elemento da decisão, por meio de um conjunto de cálculos numéricos;
4. Agregar as prioridades relativas para se chegar à classificação de prioridade das alternativas de decisão.

Para o desenvolvimento do método AHP para a tomada de decisões referentes ao grau de importância das camadas utilizadas neste trabalho, foi utilizado um programa livre disponibilizado on-line em código HTML na página do *Business Performance Management*. A página também oferece a opção de salvar um *template* em formato XLS para utilização no software EXCEL além do relatório com todos os cálculos numéricos utilizados no desenvolvimento do programa AHP. (GOPELS, 2013). O relatório com os cálculos do AHP realizados por Goepels (2013) estão no Anexo III da pesquisa. A tabela 2 mostra os padrões de intensidade de importância utilizados no julgamento para aquisição da ponderação das variáveis.

Tabela 2 - Tabela de julgamento de Saaty (SAATY, 1980).

Intensidade da importância	Definição	Explicação
1	Igual importância	Os dois parâmetros contribuem de forma igual
2	Um pouco melhor	Valor de transição entre as intensidades 1 e 3
3	Algo melhor	O parâmetro inicial de comparação contribui um pouco mais
4	Moderadamente melhor	Valor de transição entre as intensidades 3 e 5
5	Melhor	O parâmetro inicial de comparação contribui mais
6	Bem melhor	Valor de transição entre as intensidades 5 e 7
7	Muito melhor	O parâmetro inicial de comparação contribui bem mais
8	Criticamente melhor	Valor de transição entre as intensidades 7 e 9
9	Absolutamente melhor	O parâmetro inicial de comparação contribui muito mais

A validação do resultado do método AHP depende da Razão de Consistência (RC), traduzida do termo *Consistency Ratio*. Esta razão é obtida através da matriz de representação das escolhas, que mostra a relação de importância atribuída pelo julgamento realizado pelo usuário do método. A RC deve apresentar resultados próximos de zero e para os casos com valores maiores que 0,1 ou 10%, os julgamentos são considerados não confiáveis e indicam a necessidade de repetição dos julgamentos (COYLE, 1989). O método AHP será utilizado para a determinação do peso das variáveis: Uso do Solo; Declividade; Vias e Calhas de Inundação.

4.7. Fluxograma



4.8. Recursos tecnológicos

Softwares: ArcGIS 10 (Licença do Instituto de Tecnologia de Pernambuco – ITEP/OS), Surfer 10 (Versão Demo).

Equipamentos: Ultrabook Dell, Core i7 (3ª geração) 8 GB de RAM, placa de vídeo dedicada Radeon HD 7570M. Câmera Sony 12MP (Xperia S), Impressora Laser Lexmark C935 A3/A4.

Estruturas para pesquisa:

- Laboratório de Sensoriamento Remoto – DECART (www.ufpe.br/lasenso).
- Unidade de Geoinformação – UGEO/ITEP.

4.9. Dados

4.9.1. Modelos Digitais e Ortoimagem

Os principais dados utilizados como base deste trabalho foram adquiridos do mapeamento digital a laser e ortofotos digitais em área de 1.235 km² no estado de Pernambuco, contratado pela atual Secretaria de Infraestrutura do Estado de Pernambuco (SEINFRA-PE). Foram executados aerolevantamentos para a aquisição de imagens aéreas ortorretificadas e perfilamento a laser LiDAR para as áreas de interesse da SEINFRA que totalizam aproximadamente 1.452 km², sendo 1.341 km² para as áreas no entorno dos rios Una, Panelas, Piranji e Sirinhaém desde a nascente até a foz, e os rios Paraíba, Canhoto e Mundaú mapeados até a divisa estadual com o estado de Alagoas (LACTEC, 2011). A Figura 9, obtida do relatório de levantamento da LACTEC (LACTEC, 2011), representa as áreas de interesse da Secretaria de Infraestrutura para o levantamento aerofotogramétrico dos entornos de sete rios do Estado de Pernambuco.

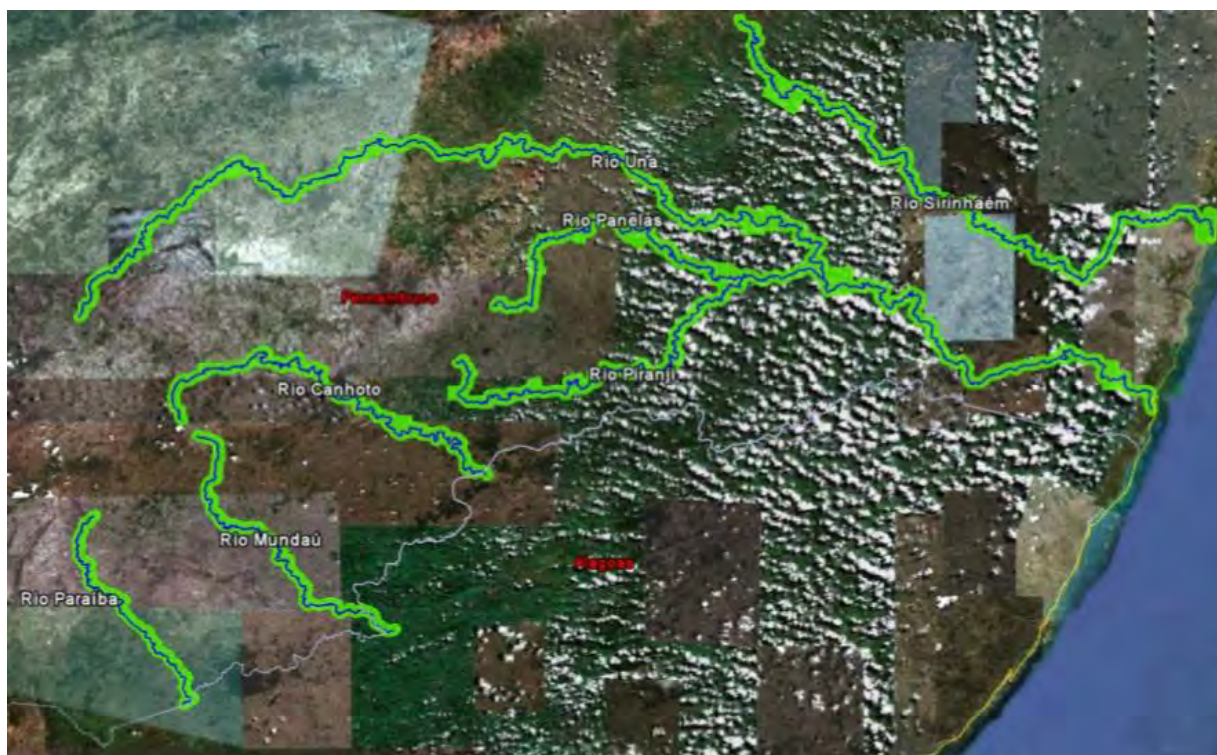


Figura 9 - Áreas de interesse da SEINFRA para aerolevantamentos. Fonte: Lactec, 2011.

Os produtos finais adquiridos deste serviço foram Ortoimagens, Imagens Hipsométricas e Modelos Digitais de Terreno e Elevação (MDT e MDE). Para esta pesquisa foi utilizado o MDT, MDE e a ortofotografia da área de Serro Azul (Item 1.1).

4.9.1.1. Modelos Digitais – MDE e MDT.

Os Modelos Digitais utilizados neste trabalho são modelos interpolados da nuvem de pontos adquirida por perfilamento a laser aerotransportado. Estes modelos estão em formato GeoTIFF e a escala de levantamento definida para a área de Serro Azul foi de 1:2000 com o Tamanho do Pixel no Terreno (TPT), especificação comumente encontrada nas literaturas como *Ground Sample Distance* (GSD), de 50 cm, que representa a resolução espacial destas imagens (LACTEC, 2011).

Pacheco (2011) apresenta um estudo de extração de feições do terreno de forma automatizada com o uso de dados LiDAR a partir de modelos e métodos de classificação com base nas informações de altura fornecidas pela malha de pontos. Estes métodos são essenciais na extração de residências e outras feições de terreno. O Modelo Digital de Terreno, utilizado neste trabalho foi gerado a partir da classificação da malha de pontos do MDE, onde foi possível separar os pontos referentes ao terreno dos outros pontos

presentes no modelo (Vegetação e edificações). A interpolação destes pontos deu origem ao MDT que servirá de base para a aquisição das curvas de nível utilizadas neste trabalho (LACTEC, 2011).

A figura 10 mostra MDE e MDT confrontados, onde é possível observar a vegetação e edificações no MDE e apenas o terreno representado no MDT. Na figura 10 são criadas linhas azul e vermelha para representar o perfil do MDT e do MDE respectivamente.

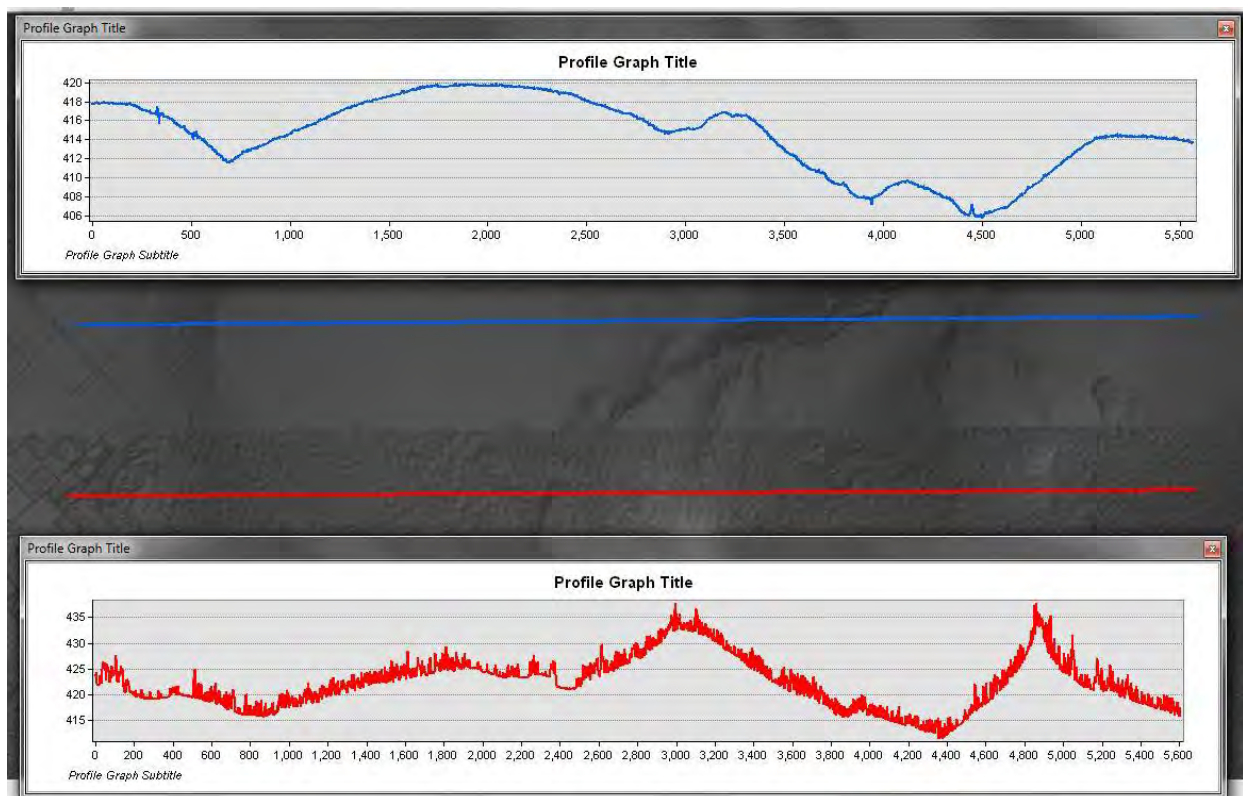


Figura 10 - Diferenças entre o MDE (abaixo) e o MDT (acima) com representação do perfil de cada modelo. Fonte: Autor.

O perfil traçado para o MDE, representado pela linha vermelha, mostra a quantidade de informações coletadas acima do nível do terreno, o que é esperado para este tipo de dado e o diferencia do MDT que está sendo representado pelo perfil de cor azul, onde nota-se unicamente a presença de informações espaciais do terreno.

4.9.1.2. Ortoimagem

A ortorretificação das imagens digitais adquiridas deste levantamento deu origem à ortorectificação digital que foi utilizada neste trabalho. Para este levantamento foi utilizada uma câmera digital Kodak Professional modelo DCS Pro 14n. Essa câmera tem uma resolução de 13.5 megapixels e é associada ao sistema LiDAR. O GSD final das ortorectificações é de 50 cm, que é semelhante ao resultante do MDT interpolado (Item 4.2.1.1.).

4.9.2. Imagem RapidEye.

Além da ortorectificação e dos Modelos Digitais de Elevação e Terreno, foi utilizada nesta metodologia uma imagem RapidEye da região de estudo adquirida pelo Instituto de Tecnologia de Pernambuco (ITEP/OS) em contrato de gestão com a Secretaria de Infraestrutura do Estado de Pernambuco (SEINFRA-PE) em 2011. Para este contrato foram adquiridas 11 imagens de diferentes resoluções temporais, compreendendo imageamentos obtidos entre abril de 2009 e março de 2011. Para este estudo foi utilizada a imagem de março de 2011, que representa, além de menor discrepância temporal, menor incidência de nuvens no momento do imageamento.

4.10. Variáveis do estudo de risco de inundações

Além das bases demográficas e do modelo hidrológico simulado, foram identificadas variáveis que exercessem algum tipo de influência à população na ocorrência de eventos de inundações. Foram criados mapas com o intuito de especializar estas variáveis e assim tornar possível o cruzamento destas informações com as bases demográficas e o modelo hidrológico simulado. O cruzamento entre estas camadas de informação permitiu a execução de uma análise multicritério que tornou possível o conhecimento percentual que cada variável exerce sobre as duas bases demográficas utilizadas nesta pesquisa.

4.10.1. Mapa de Declividade

A declividade do terreno pode ser entendida como um elemento fundamental na quantificação dos riscos de inundação, tendo em vista que residências presentes em áreas de grande declividade estão sujeitas a danos exercidos pelas chuvas. A espacialização dos tipos de declividade presentes na área de estudo e a ponderação desta variável levando em consideração a sua importância dentro do contexto geral do estudo de riscos de inundação representou um importante passo para a metodologia desta pesquisa.

4.10.2. Mapa de Uso do Solo

O uso e a ocupação do solo é um importante fator na análise de riscos de inundação. Diferentes solos tem diferentes comportamentos com relação à escoamento de água. Dantas (2012) destaca a forte influência das ocupações territoriais desordenadas que provocam a diminuição da velocidade de vazão da água acarretando maiores probabilidades de inundações. Em bacias hidrográficas rurais, o fluxo é retido pela vegetação, diminuindo os riscos de deslizamentos por conta da grande capacidade de absorção de água destes tipos de uso de solo, diferente das áreas urbanas onde ocorre a impermeabilização do solo através de calçamentos e telhados aumentando o escoamento superficial e impactando de forma negativa a população residente destas regiões (TUCCI et al., 1995).

4.10.3. Mapa viário

Em áreas suscetíveis a inundação a proximidade entre a população e as rodovias, estaduais e federais ou outras vias que simbolizam rotas de evacuação para situações emergenciais, podem ser atribuídos como um fator presente na quantificação de riscos de inundação. O peso desta variável na análise multicritério para risco de inundação é proporcional à distância das vias principais, ou seja, quanto maior a distância que a propriedade esteja das vias maior será o risco atribuído a ela.

4.10.4. Mapa de Calhas de Inundação

Calhas de inundação são entendidas nesta pesquisa como os polígonos que representam as áreas inundadas para diferentes ocorrências de chuva. Chuvas muito intensas e de maior precipitação atingem níveis mais altos de alagamento, ou seja, cotas altimétricas maiores, e são consideradas menos prováveis de ocorrer do que chuvas pouco intensas e de menor precipitação. Mapas que representem calhas de inundação são variáveis fundamentais na determinação de riscos de inundação (WEBSTER, 2010; USGS, 2007; WEBSTER et al., 2004), e serão utilizados nesta pesquisa como a variável mais importante na análise de inundação.

O peso desta variável na análise multicritério será inversamente proporcional à cota de inundação, ou seja, quanto maior a cota, menor será o risco de inundação, tendo em vista que a probabilidade de ocorrência de chuvas menores é maior que a probabilidade de ocorrência de chuvas excepcionais.

4.10.5. Bases Demográficas

A análise multicritério deste trabalho será feita a partir do relacionamento entre as duas bases que representam o estudo demográfico da região:

- Mapa de Setores Censitários (IBGE);
- Mapa cadastral de propriedades (ITEP).

Apesar de os dois mapas terem como finalidade a representação demográfica da área de estudo, apenas o mapa de setores censitários obedece de forma direta a esta finalidade, sendo o mapa cadastral de propriedades uma camada de representação de limites territoriais, porém são informações valiosas e precisas que permitem uma estimativa demográfica através da atribuição de uma média populacional por propriedade com base nas informações dos setores censitários.

4.10.5.1. Mapa de Setores Censitários

“Setor Censitário é a unidade territorial de coleta das operações censitárias,

definido pelo IBGE, com limites físicos identificados, em áreas contínuas e respeitando a divisão político-administrativa do Brasil (IBGE, 2012)". Estes setores são disponibilizados gratuitamente e podem ser relacionados aos dados levantados pelos censos demográficos do IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), a partir do geocódigo de cada um deles. Os dados utilizados neste trabalho foram os do XII Censo Demográfico, realizado em 2010.

4.10.5.2. Mapa Cadastral de Propriedades.

O Mapa Cadastral de Propriedades é o resultado de um trabalho de cadastro fundiário desenvolvido pela Unidade de Geoinformação (UGEO) do Instituto de Tecnologia de Pernambuco (ITEP/OS) para o projeto de desapropriação para construção das barragens do Rio Una e Sirinhaém. A obtenção dos limites das propriedades foi feita através de fotointerpretação da ortoimagem adquirida através do projeto de mapeamento digital a laser e ortofotos digitais em área de 1235 km² no estado de Pernambuco no ano de 2010 (LACTEC, 2010). Com o auxílio da equipe de cadastro do ITEP, em posse de GPS de navegação com software ArcPAD, foi realizado um trabalho de reambulação onde foi possível identificar em campo os elementos foto-interpretados. A combinação entre as informações coletadas em campo e as informações adquiridas por fotointerpretação deram resultado ao Mapa Cadastral de Propriedades, onde cada elemento representa um lote e as informações referentes ao proprietário do mesmo (ISO 9001, 2014).

A escala deste dado está diretamente relacionada à escala da ortoimagem, por esta ter servido de base na obtenção dos limites de propriedades. Segundo o GOVERNO DO ESTADO DE PERNAMBUCO (2012), a medida tomada para a construção destas barragens se deu por conta dos históricos de cheias da região, o que coloca a área de estudo como um bom exemplo para a apresentação desta metodologia. O mapa cadastral, apesar de mostrar os limites físicos de cada propriedade, não contém informações referentes à quantidade de moradores de cada propriedade, fazendo-se necessária uma estimativa média da quantidade de pessoas por propriedades para casos onde se deseja obter uma estimativa do quantitativo populacional submetido aos diferentes níveis de risco de inundação calculados.

O relacionamento entre estas camadas de informação e as variáveis da análise multicritério será feita de forma separada, gerando assim dois resultados diferentes que poderão ser comparados ao final do trabalho.

4.11. Processamento

O processamento realizado foi feito com base em álgebra booleana de mapas. A partir do uso de intersecção e união de dados espaciais foi possível obter informações temáticas de relacionamento entre as diferentes camadas de informação utilizadas na operação algébrica. O software utilizado no processamento dos mapas foi o ArcGIS 10 que possibilitou a análise dos dados espaciais a partir das ferramentas: *Intersect*; *Union*, *Join* e *Dissolve*.

A análise dos atributos da nova camada temática permite adicionar um novo campo de atributo à tabela vinculada ao dado geoespacial, esta nova tabela pode ser preenchida com valores calculados em relação a outros atributos (colunas) a partir da ferramenta *Field Calculator* do ArcGIS. Esta característica do software permite ao usuário a criação de formulas e equações que representem diferentes aspectos do dado processado. A equação do Critério de Risco que será definida posteriormente preencherá esta nova coluna das tabelas dos mapas de risco que serão representados com base nesta nova informação, mas antes de definir um critério de risco é necessário conhecer o peso de cada variável que será utilizada no estudo de caso.

4.11.1. Ponderação das Variáveis

Para ponderação das variáveis foi utilizado o método AHP, onde foram escolhidas as prioridades para cada elemento utilizado na criação do cenário simulado de riscos de inundação (Temas e Classes). Através dos julgamentos dos mapas temáticos e das classes de cada mapa utilizado foram obtidas tabelas de ponderação que representam a ordem de prioridade de cada elemento, além dos pesos das variáveis. Para cada resultado foi observada a RC e a sua conformidade com o padrão indicado, onde o valor não pode ultrapassar os 10% de inconsistência (COYLE, 1989).

Além da necessidade de atribuição de pesos para cada classe de informação presente nos diferentes mapas temáticos da pesquisa, foi necessária uma ponderação global de variáveis, onde os próprios mapas temáticos foram confrontados para se obter uma ordem de importância geral. Neste contexto se observa que o mapa de calhas de inundação representa informações referentes ao risco de inundação de forma mais concreta que o mapa de declividade, que por sua vez representa uma informação de risco

mais importante que o mapa de proximidades às vias locais. Desta forma o processo de ponderação das variáveis foi dividido em duas etapas que são apresentadas a seguir.

4.11.1.1. Ponderação Global

O primeiro processamento utilizando o método AHP foi realizado para os mapas temáticos gerados, onde os mapas foram confrontados em um julgamento de importância obtendo como resultado a Tabela 6 que representa os pesos adquiridos para cada camada de informação e suas respectivas ordens de prioridade no contexto geral.

Tabela 3 - Tabela de ponderação global por AHP.

Categoria	Classe	Peso	Prioridade
1	Mapa de Calhas	55.5%	1
2	Mapa de Declividade	24.6%	2
3	Mapa de Uso do Solo	14.1%	3
4	Mapa de Proximidade de Vias	5.7%	4

R.C.: 0,02

4.11.1.2. Ponderação Isolada

A segunda etapa contou com a utilização do método AHP para obter os pesos de cada classe presente nos quatro mapas temáticos gerados para o estudo, tendo como resultado quatro tabelas que representam a ordem de importância das classes de cada mapa temático. As Tabelas 3, 4, 5 e 6 mostram os pesos e as ordens de prioridade das classes dos mapas temáticos que foram utilizados na pesquisa.

Tabela 4 - Pesos adquiridos para as classes de uso do solo por AHP.

Categoria	Classe	Peso	Prioridade
1	Mata	4.8%	4
2	Cultivo1	13.4%	3
3	Cultivo2	21.4%	2
4	Solo Exposto	56.8%	1
5	Rochas	3.5%	5

R.C.: 0,05

Tabela 5 - Pesos adquiridos para as classes de declividade por AHP.

Categoria	Classe	Peso	Prioridade
1	0 - 6	2.2%	8
2	6 - 8	3.1%	7
3	8 - 12	4.4%	6
4	12 - 25	6.6%	5
5	25 - 40	9.8%	4
6	40 - 50	14.4%	3
7	50 - 60	20.9%	2
8	>60	38.7%	1

R.C.: 0,03

Tabela 6 - Pesos adquiridos para as classes de vias por AHP.

Categoria	Classe	Peso	Prioridade
1	100 metros	5.3%	4
2	200 metros	12.9%	3
3	300 metros	23.5%	2
4	> 300 metros	58.2%	1

R.C.: 0,02

Tabela 7 - Pesos adquiridos para as classes de calhas por AHP.

Categoria	Classe	Peso	Prioridade
1	140	57.7%	1
2	150	26.4%	2
3	160	11.2%	3
4	210	4.7%	4

R.C.: 0,03

4.11.2. Relacionamento entre camadas utilizando ferramentas de análise espacial

O relacionamento entre as diferentes camadas de informação foi executado utilizando ferramentas de análise de dados espaciais do ArcGIS 10. Os procedimentos realizados buscaram identificar e atribuir a informação de cada classe das camadas de informação às duas bases demográficas utilizadas, onde cada unidade demográfica (setor censitário ou propriedade) adotou uma nova coluna de atributos contendo a informação de cada um dos mapas temáticos da análise, ou seja, foram adicionadas ao resultado final do relacionamento quatro colunas, onde cada coluna continha as informações

obtidas de cada uma das camadas de informação utilizadas na análise (declividade, uso do solo, proximidade de vias, calhas de inundação).

Para os casos onde uma unidade demográfica coincide com mais de uma classe de mapa temático, existe um conflito de atribuição de informação, pois existe mais de um elemento a ser atribuído a apenas um campo de preenchimento. Para estes casos é necessária a escolha da informação que representará o tema, escolha esta que deve ser tomada avaliando a situação que deseja-se representar. Para a representação de risco de inundação, as classes atribuídas ao mapa de risco obedeceram às ordens de prioridade apresentadas nas Tabelas 4, 5 e 6, ou seja, o campo a ser preenchido das respectivas colunas referentes à declividade, proximidade de vias e calhas de inundação recebeu apenas a informação da classe de maior importância coincidente com a unidade demográfica analisada, já a coluna referente à informação de uso do solo recebeu como informação numérica a média ponderada calculada das classes presentes na unidade demográfica, onde o peso atribuído para cada classe foi numericamente equivalente à área de classe identificada dentro da unidade demográfica analisada. A Equação 3 foi desenvolvida nesta pesquisa para representar o cálculo da média ponderada utilizada para atribuição dos valores de uso do solo nas bases demográficas.

$$P_{USO DO SOLO} = \sum_{i=1}^n \frac{P_{C_i} * A_i}{A_i} \quad (3)$$

Na equação 3, P_{C_i} representa o peso das classes de uso do solo apresentados na Tabela 3 e A_i a fração de área do tipo de uso do solo que está sendo calculado.

Para o conhecimento da variável A_i presente na Equação 3, foi necessária a utilização das ferramentas de análise espacial de interseção ou de união, como resultado foi obtida a fragmentação das unidades demográficas em subunidades que representavam os elementos espaciais de interseção entre as camadas relacionadas. A obtenção das subunidades resultantes dos processos de união ou interseção permite o cálculo das áreas A_i utilizando ferramentas de cálculo de área de polígonos. Esta nova informação pode ser adicionada à base demográfica inicial através de ferramentas de relacionamento como a ferramenta Join, que permite a troca de atributos entre diferentes camadas de informação com base em coincidências geográficas ou descritivas das duas camadas. Outra forma de atribuir esta nova informação é dissolvendo as subunidades obtidas para a unidade inicial através da ferramenta Dissolve, que permite que a

informação adquirida dos processos de união e interseção sejam mantidos ou manipulados utilizando expressões matemáticas. A Figura 11 mostra a execução da ferramenta Dissolve do ArcGIS 10.

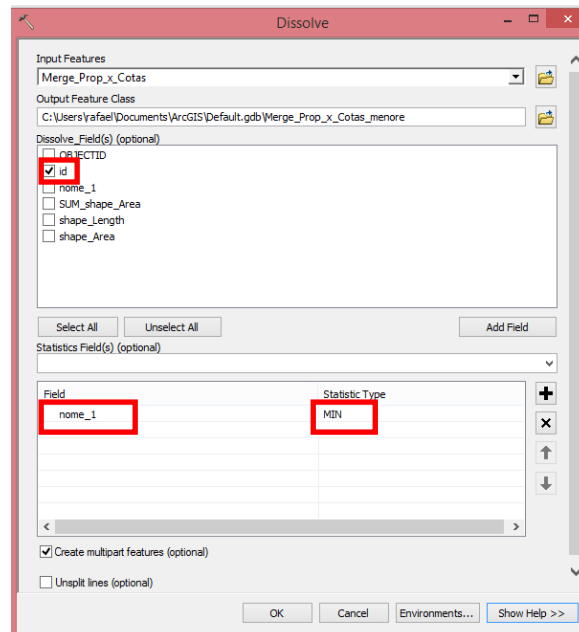


Figura 11 – Uso da ferramenta *Dissolve* para obtenção de mapa de risco. Fonte: Autor.

Com a ferramenta *Field Calculator* do ArcGIS 10, que permite a utilização de algoritmos de programação nas linguagens *Python* ou *Visual Basic* para preenchimento de colunas de atributos das camadas de informação, foi possível utilizar a Equação 3 de forma iterativa para o preenchimento de todas as unidades presentes nas duas bases demográficas.

4.12. Critérios de Risco

Ao se relacionar unidades demográficas com calhas de inundação, apenas uma fração da sua área total pode estar ocupada pelas áreas de inundação simuladas. Ao se admitir que os setores tenham a distribuição demográfica uniforme é possível contabilizar a população afetada por cada calha de inundação e com isso se atribuir um critério de risco simulado apenas com uso destas bases de dados. (CAVALCANTI et al., 2013). Cavalcanti et al. (2013) criou um mapa de risco de inundação com base em um critério de risco calculado que utiliza unicamente a relação entre as áreas dos setores censitários

tomadas pelas calhas de inundação (população atingida), independente do tipo de cheia, e a área total do setor (população total), como mostra a Equação 4:

$$C.R. = \frac{\text{Área}_{\text{SOB-INFLUÊNCIA}}}{\text{Área}_{\text{TOTAL}}} \quad (4)$$

Desta forma o critério de risco apresentado na Equação 4 representa valores relacionados a quantidade de pessoas envolvidas em eventos de inundação simulados, desprezando qual o tipo de evento e se ele é mais ou menos provável de ocorrer. A metodologia de Cavalcanti et al., (2013) mostra um método simples de aquisição de resultados para a qualificação e compreensão do risco de inundação da área de estudo, porém existem limitações no uso deste critério de risco em casos onde é necessária a representação do risco para as diferentes cotas de inundação com base em chuvas de probabilidades diferentes. A Figura 12 mostra o mapa de risco de inundação de Cavalcanti ET AL., (2013).

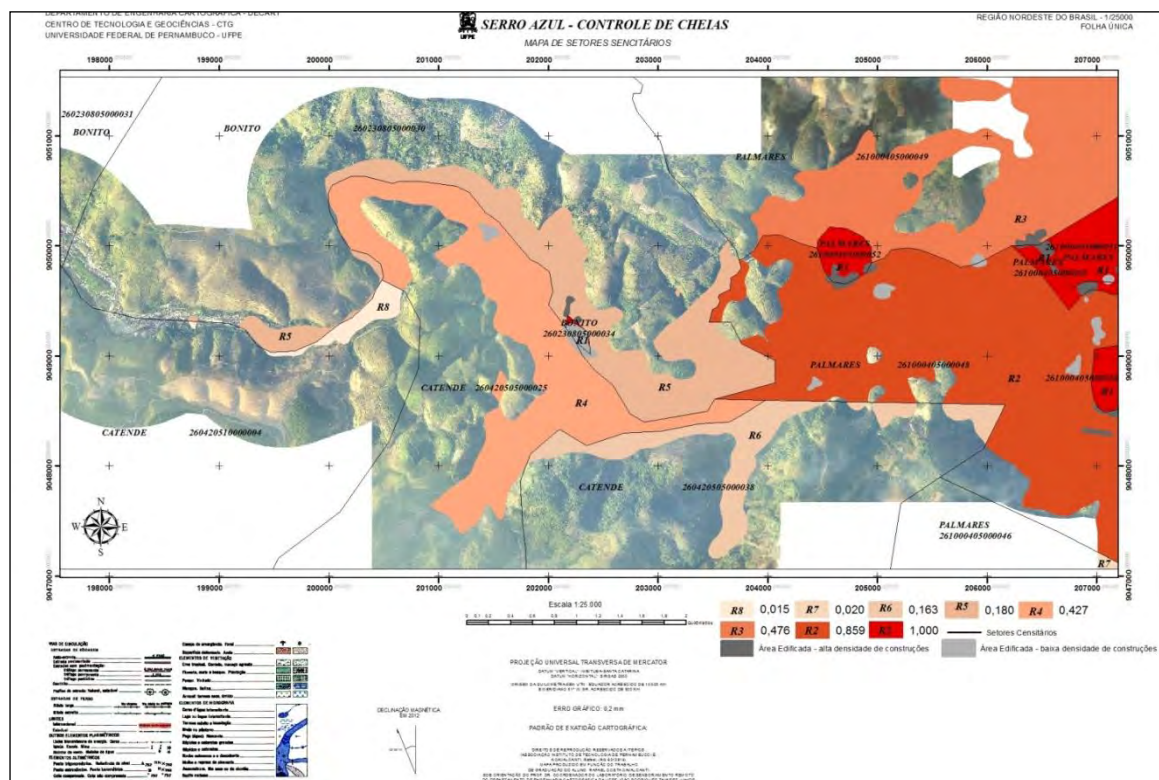


Figura 12 - Mapa de risco de inundação utilizando setores censitários e critério de risco baseado nas áreas obtidas. Fonte: (CAVALCANTI et al., 2013)

Para uma melhor representação dos riscos relacionados às duas bases demográficas utilizadas na pesquisa, foram considerados os pesos obtidos para as diferentes classes de inundação presentes em cada unidade demográfica, nesse contexto foram definidos critérios de risco que consideram todos os elementos abordados na metodologia apresentada nesta pesquisa, e esses critérios foram divididos em dois tipos de relacionamento seguindo uma ordem de processamento.

4.12.1. Critério de risco da relação entre bases demográficas e calhas de inundação (1º Relacionamento)

Buscando a melhor forma de representar o risco relacionado a estas camadas de informação, foi criada uma fórmula matemática para obtenção de um Critério de Risco (CR) com base no cálculo da média ponderada entre os pesos obtidos por método AHP para as calhas de inundação (140 m, 150 m, 160 m e 210 m) e as frações de área dos setores censitários submetidas aos diferentes tipos de inundação, ou seja, setores censitários que estejam sofrendo influência de mais de um tipo de calha de inundação terão seu critério de risco calculado a partir da média ponderada obtida pelo soma dos produtos entre as frações de área e o peso de cada calha de inundação presente, como mostra a seguinte equação:

$$C.R._{1^o Relac.} = \frac{P_{140} * A_{140} + P_{150} * A_{150} + P_{160} * A_{160} + P_{210} * A_{210}}{A_{140} + A_{150} + A_{160} + A_{210}} \quad (5)$$

Onde P é o peso das calhas de inundação e A são as frações da área do setor submetidas às diferentes inundações simuladas. Os valores obtidos foram divididos pelo maior critério para obter um critério de risco normalizado que represente os menores riscos para valores próximos de 0 (zero) e maiores para valores próximos de 1 (um). Após a obtenção dos valores dos critérios de risco calculados a partir da Equação 5 é possível gerar a representação especializada dos riscos através de mapas utilizando escalas hipsométricas de cor.

Para a criação do mapa de risco de inundação que utiliza a base demográfica de propriedades cadastradas não foi calculado um critério de risco para o primeiro relacionamento que aborda apenas a coincidência entre a unidade demográfica e as calhas de inundação.

4.12.2. Critério de risco da relação entre Mapas de Risco de Inundação e Variáveis (2º Relacionamento)

O segundo critério de risco criado pode ser interpretado como o resultado numérico final desta pesquisa, pois seu valor representa, dentro da sua extensão, o risco atribuído a cada unidade demográfica representada nos mapas de risco de inundação. A Equação 6 mostra o cálculo do critério de risco criado para a representação final do risco de inundação, onde são consideradas todas as camadas de informação utilizadas na pesquisa.

$$C.R._{2^o\ Relac.} = \frac{P_{DEC} * P_{G-DEC} + P_{SOLO} * P_{G-SOLO} + P_{VIAS} * P_{G-VIAS} + P_{CALHAS} * P_{G-CALHAS}}{P_{DEC} + P_{SOLO} + P_{VIAS} + P_{CALHAS}} \quad (6)$$

Onde P_{DEC} , P_{SOLO} , P_{VIAS} e P_{CALHAS} são os pesos da declividade, uso do solo, vias e calhas de inundação respectivamente, apresentados nas Tabelas 3, 4, 5 e 6 e P_{G-DEC} , P_{G-SOLO} , P_{G-VIAS} e $P_{G-CALHAS}$ são os pesos globais das quatro variáveis apresentados na tabela 2.

A normalização dos valores adquiridos, através da divisão de todos os critérios de risco pelo maior valor adquirido teve como resultado um critério de risco normalizado que cria um modelo de representação numérico mais fácil de ser interpretado, onde os valores próximos de 0 (zero) representam os menores riscos e os próximos de 1 (um) os de maior risco dentro da área de estudo.

5. RESULTADOS

5.1. Mapas de representação das variáveis

5.1.1. Mapa de Declividade

A partir do Modelo Digital de Terreno e da ferramenta *slope surface* do software ArcGIS 10, foi possível gerar um mapa de declividade da área de estudo. Este mapa representa as declividades do terreno através de uma representação hipsométrica, onde os polígonos com a tonalidade de cor verde representam as menores declividades e os polígonos de tonalidade vermelha representam as maiores. A Figura 13 mostra o mapa de declividade em tamanho reduzido. Para uma melhor visualização, os resultados com representação cartográfica foram disponibilizados como anexos em escala de impressão ampliada.

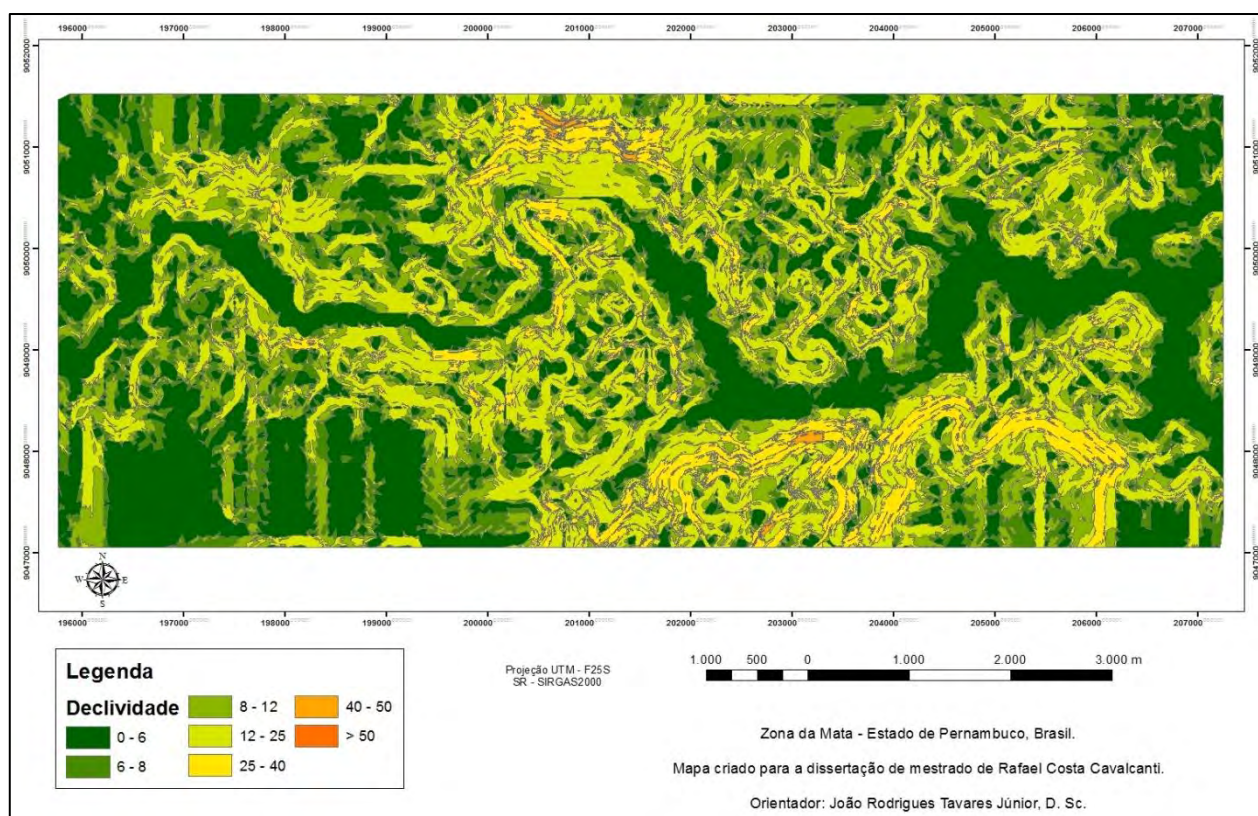


Figura 13 - Mapa de Declividade com inclinação representada em graus. Fonte: Autor.

5.1.2. Mapa de Uso do Solo

O mapa de uso do solo foi adquirido por meio das técnicas de classificação supervisionada da Máxima Verossimilhança e da Distância Euclidiana tendo como base desta classificação a imagem *RapidEye*. Com o uso do Software SPRING 5.2.6, foram adquiridas amostras de pixels da imagem, com diferentes respostas espectrais, referentes às diferentes classes de uso de solo encontradas na imagem. A partir da fotointerpretação da ortoimagem e de visitas a campo, foram reconhecidos os diversos tipos de uso do solo da região, tendo entre eles: áreas de mata e de cultivo de cana-de-açúcar, além de pequenas vilas e afloramentos rochosos. Apesar de a ortoimagem possuir maior resolução espacial do que imagens de satélite como a *RapidEye*, a aquisição de informações vetoriais a partir de classificações automáticas para este tipo de dado é muito complicada, o que torna inviável o uso da mesma para um processamento direto que tenha como resultado o Mapa de Uso do Solo. Por conta disto, foi utilizada uma imagem *RapidEye* para a obtenção das classes de uso do solo, fazendo da ortoimagem uma base de consulta para uma melhor escolha das amostras para a classificação da imagem *RapidEye*. As figuras 14 e 15 mostram um recorte de uma mesma região da área de estudo para as duas imagens (*RapidEye* e Ortoimagem) o que permite a comparação entre os diferentes resultados adquiridos para os dois tipos de imagem, e a Figura 16 mostra o recorte da área de estudo na imagem *RapidEye*.



Figura 14 - Imagem RapidEye, região leste da área de estudo. Fonte: Autor.

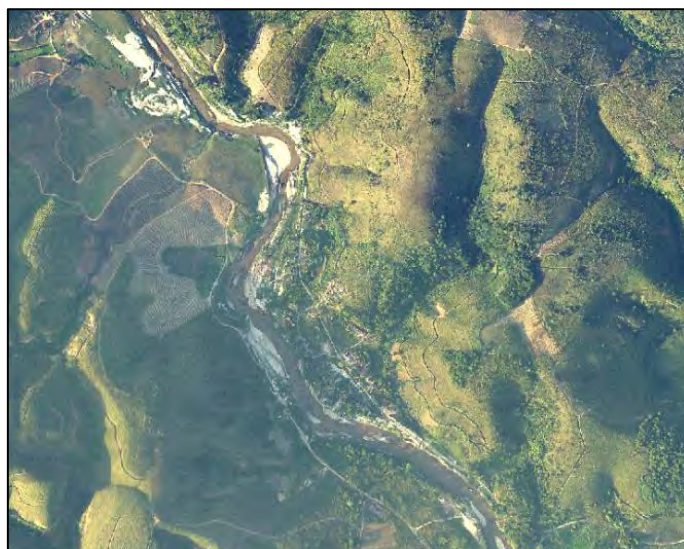


Figura 15 - Ortoimagem, região leste da área de estudo. Fonte: Autor.



Figura 16 - Recorte da área de estudo na imagem RapidEye. Fonte: Autor.

A partir da análise das Figuras 14 e 15 e do estudo de campo foram definidas as seguintes classes de uso do solo para classificação:

- Mata – Áreas de vegetação densa.
- Área de Cultivo 1 – Áreas de cultivo de cana-de-açúcar com vegetação;
- Área de Cultivo 2 – Áreas de cultivo de cana-de-açúcar sem vegetação;
- Afloramento Rochoso – Áreas de afloramentos de rochas;
- Solo Exposto – Terrenos sedimentares sem nenhum tipo de vegetação;
- Nuvem – Áreas com interferência de nuvens;
- Sombra – Áreas com interferência das sombras de nuvens.

Para a classificação supervisionada foi utilizado o software SPRING 5.2.6 onde foram obtidos resultados preliminares. A Figura 17 mostra a simbologia adotada para geração dos resultados preliminares de classificação.

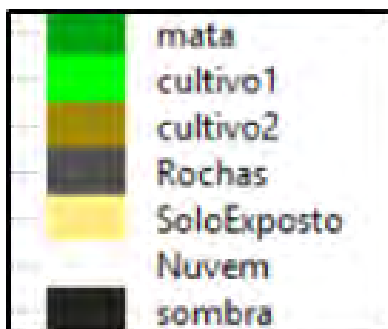


Figura 17 - Legenda com elementos da classificação supervisionada. Fonte: Autor.

Foram utilizados dois tipos de classificadores supervisionados para a obtenção do mapa de estudo do solo. A figura 18 mostra um resultado preliminar da classificação utilizando o método da Máxima Verossimilhança com um nível de confiança de 95%.

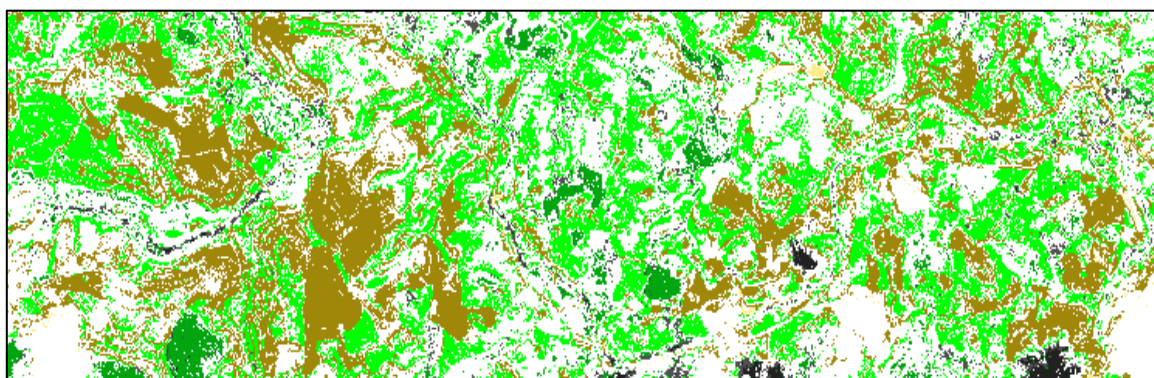


Figura 18 - Resultado da classificação com o método da máxima verossimilhança

A Figura 18 mostra que a utilização deste tipo de classificação com os parâmetros escolhidos gerou problemas ao classificar grande parte da área de estudo como nuvem, o que indica uma má classificação da área através da interpretação da imagem *RapidEye*.

Além do método de classificação da Máxima Verossimilhança, foi utilizado o método da Distância Euclidiana, a figura 19 mostra um resultado preliminar utilizando este classificador supervisionado.

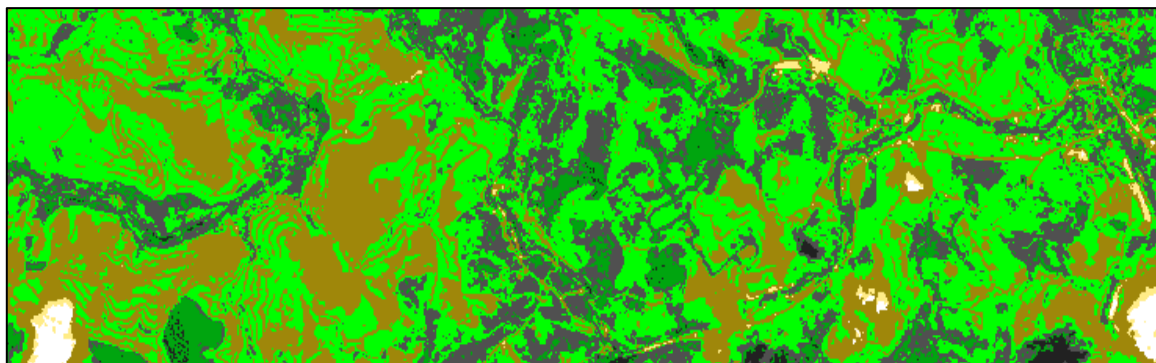


Figura 19 - Resultado da Classificação com o método da Distância Euclidiana

A avaliação da precisão de uma classificação de imagem é fundamental para qualificar o resultado final da classificação. Apenas em 1980 este tipo de análise foi atribuído como parte integral de qualquer projeto envolvendo classificação de imagens. A matriz de erro é uma maneira eficaz de representar a precisão de escolha das amostras de cada categoria, juntamente com os dois erros de inclusão (erros de comissão) e erros de exclusão (erros de omissão) presentes na classificação (Congalton, 1991).

A coincidência entre as diferentes classes na imagem podem gerar uma incerteza no momento da classificação. Essa incerteza ou “confusão” entre as classes obtidas pode ser contabilizada a partir desta matriz de erro, também conhecida como Matriz de Confusão, obtida no momento da classificação da imagem. A matriz de confusão pode então ser usada como um ponto de partida para uma série de técnicas estatísticas descritivas e analíticas. Para este caso o mais simples é a precisão estatística descritiva global que pode ser calculada dividindo-se o total correto (isto é, a soma da diagonal principal) pelo número total de pixels da matriz de confusão (Congalton, 1991). Para a escolha destas amostras foi obtida uma Matriz de Confusão representada na tabela 3 e foram calculados indicativos de desempenho que são mostrados na Tabela 7.

Tabela 8 - Matriz de Confusão

	Mata	Cultivo1	Cultivo2	Rochas	Solo Exposto	Nuvem	Sombra	Abstenção	Soma da Linha
Mata	2272	0	0	9	0	0	8	111	2400
Cultivo1	0	1949	1	0	0	0	0	92	2042
Cultivo2	0	0	2630	0	0	0	0	40	2670
Rochas	14	7	0	826	0	0	44	42	933
Solo Exposto	0	0	1	0	67	0	0	3	71
Nuvem	0	0	0	0	11	2604	0	66	2681
Sombra	2	0	0	129	0	0	2745	95	2971
Soma da Coluna	2288	1956	2632	964	78	2604	2797	449	13768

Tabela 9 - Indicativos de qualidade da escolha das amostras.

Exatidão Global	95.10 %
Confusão media	1.64 %
Abstenção media	3.26 %
Estatística Kappa	94.11 %

A exatidão global foi calculada dividindo a soma da diagonal principal da matriz de erros x_{ii} pelo número total de amostras coletadas n , ou seja:

$$G = \frac{\sum_{i=1}^c x_{ii}}{n} \quad (7)$$

Desta forma a precisão individual de cada classe não é apresentada neste parâmetro estatístico, diferente da estatística Kappa que utiliza todas as informações da matriz de confusão (Congalton e Green, 1999). O valor da estatística Kappa calculada para o treinamento de escolha das amostras apresentou como resultado um nível de acurácia de 94% que é muito próximo do nível máximo de 100%, considerado o ideal. Isto qualifica positivamente a escolha das amostras. Analisando a ortoimagem, nota-se que a classe Rochas no resultado da classificação por “distância euclidiana” representa todas as áreas urbanas e beiras de rios, e em alguns momentos se confunde com a classe Sombras. As classes que representam nuvens e sombras não serão contabilizadas no cálculo do critério de risco a partir da atribuição do peso zero para áreas que as representam.

A partir da análise das duas classificações e sua comparação com a ortoimagem é possível notar que a classificação utilizando o método da Distância Euclidiana obteve um melhor resultado para os temas escolhidos na classificação. A partir da conversão dos dados adquiridos de matriciais para vetoriais, foi possível quantificar a área de cada tipo de classe além de manipular os dados para a geração do mapa de uso do solo apresentado na Figura 20.

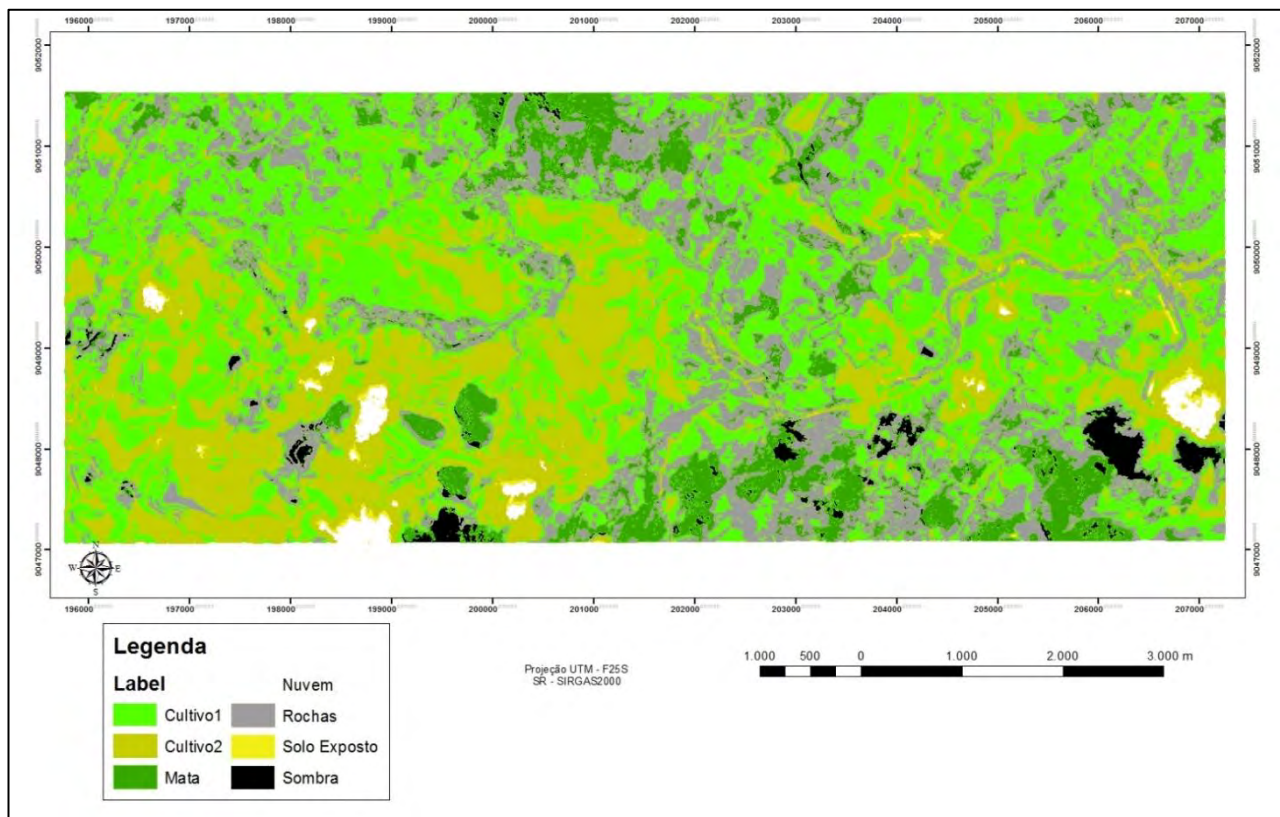


Figura 20 - Mapa de Uso do Solo. Fonte: Autor.

5.1.3. Mapa de Proximidade de Vias

O mapa de vias desenvolvido nesta pesquisa foi composto pelas vias principais da área de estudo e as áreas que simbolizam a proximidade entre estes trechos de rodovias, representadas por polígonos. A ferramenta de análise espacial *buffer* permitiu a criação de um polígono envolvente para feições do tipo linha, onde foi representada uma faixa de limite criada a partir de uma distância predefinida. Com o uso desta ferramenta de análise espacial, foi possível criar três faixas de proximidade que representaram geograficamente as regiões da área de estudo que estão a 100, 200 e 300 metros de distância do eixo das

vias principais. A Figura 21 mostra o mapa de proximidade de vias gerado.

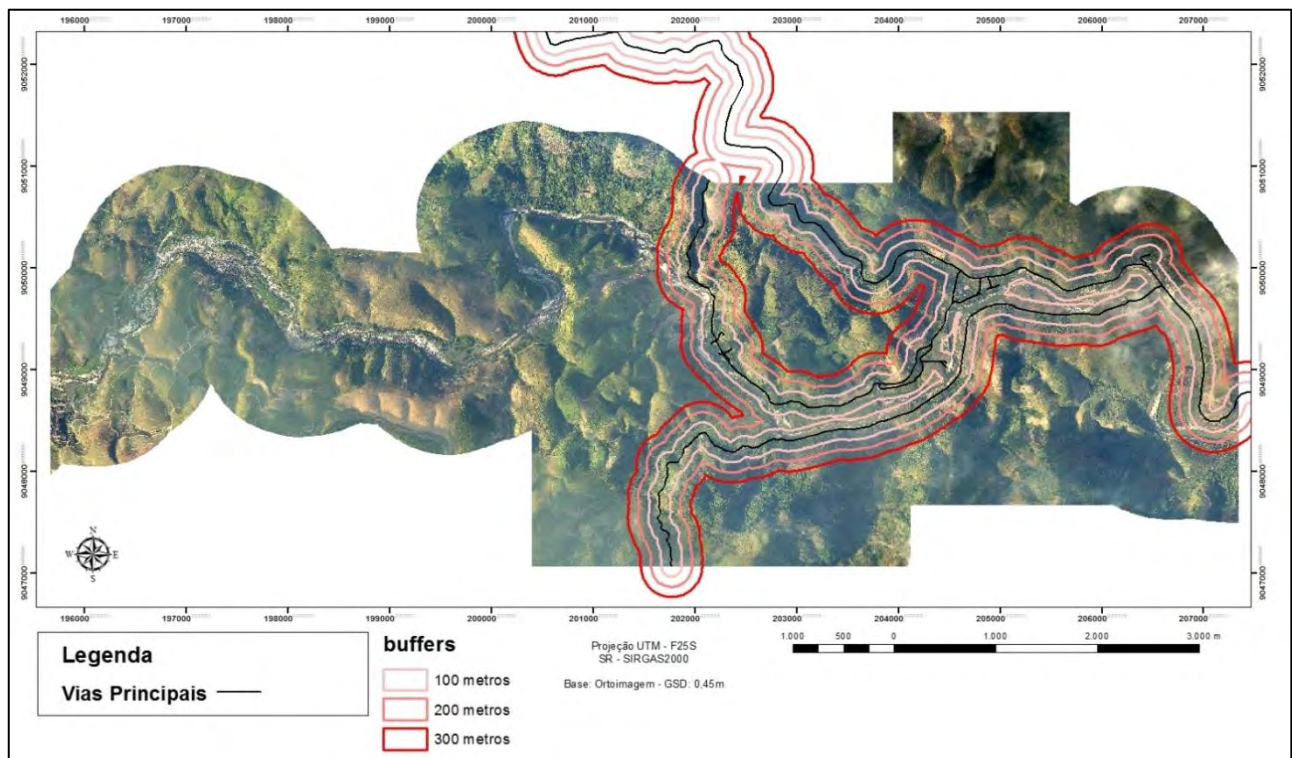


Figura 21 - Mapa de Proximidade de Vias. Fonte: Autor.

5.1.4. Mapa de Calhas de Inundação

O mapa de calhas de inundação foi adquirido através da conversão das curvas de nível, que são dados vetoriais lineares, em polígonos. A escolha das cotas altimétricas de inundação para diferentes regiões de estudos de risco de inundação podem ser feitas por meio de consultas a bibliografias históricas que relatem ocorrências de inundação (Santos, 2009). Neste trabalho são feitas simulações de inundação para Altitudes Ortométricas arbitrárias que permitem uma representação didática da metodologia para a área de estudo escolhida. As altitudes de 140 m, 150 m, 160 m e 210 m, representam áreas de inundação que cobrem a área de estudo como representado na Figura 22.

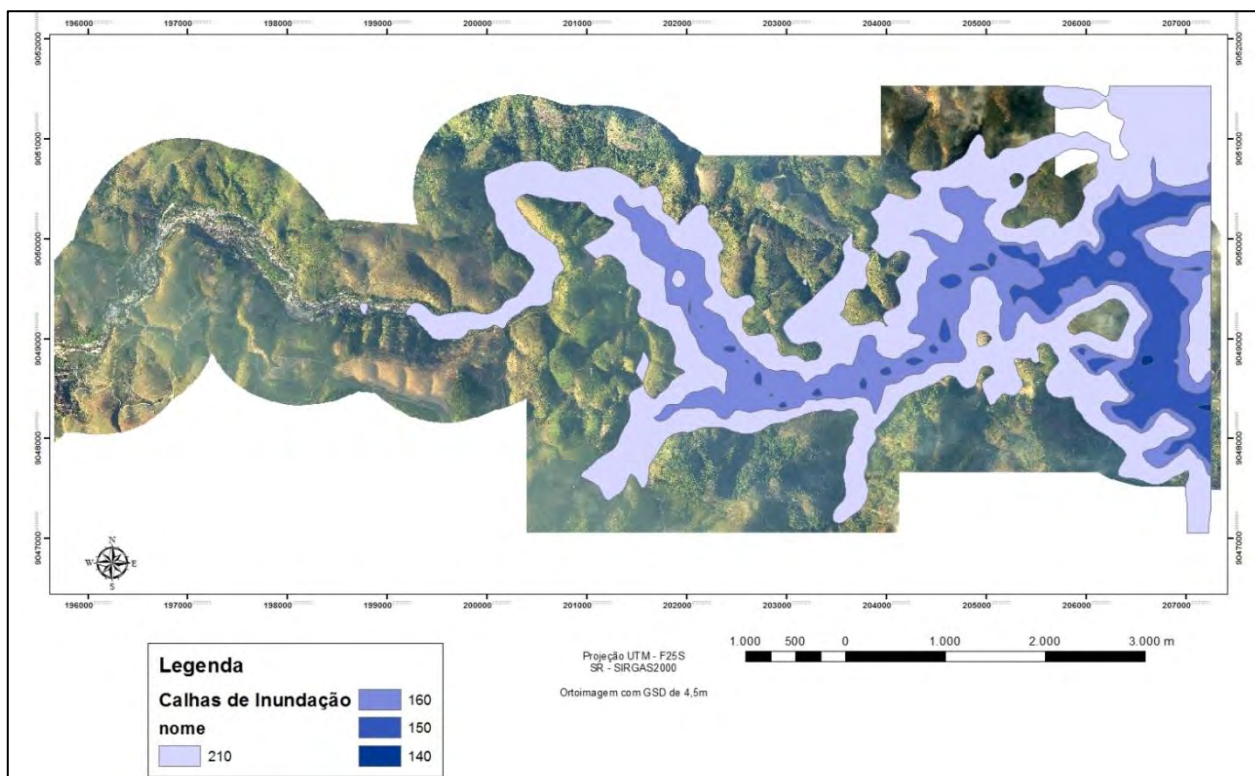


Figura 22 - Mapa de Calhas de Inundação. Fonte: Autor.

5.2. Mapas de estudo demográficos

5.2.1. Mapa de Setores Censitários

Utilizando a base de setores censitários adquirida em formato de arquivo vetorial do ArcGIS (SHP), obtida através do site do IBGE, foi gerado um mapa de setores censitários e atribuída as informações demográficas de interesse aos setores presentes na área de estudo. A figura 23 mostra o recorte dos setores presentes dentro da extensão da área de estudo.

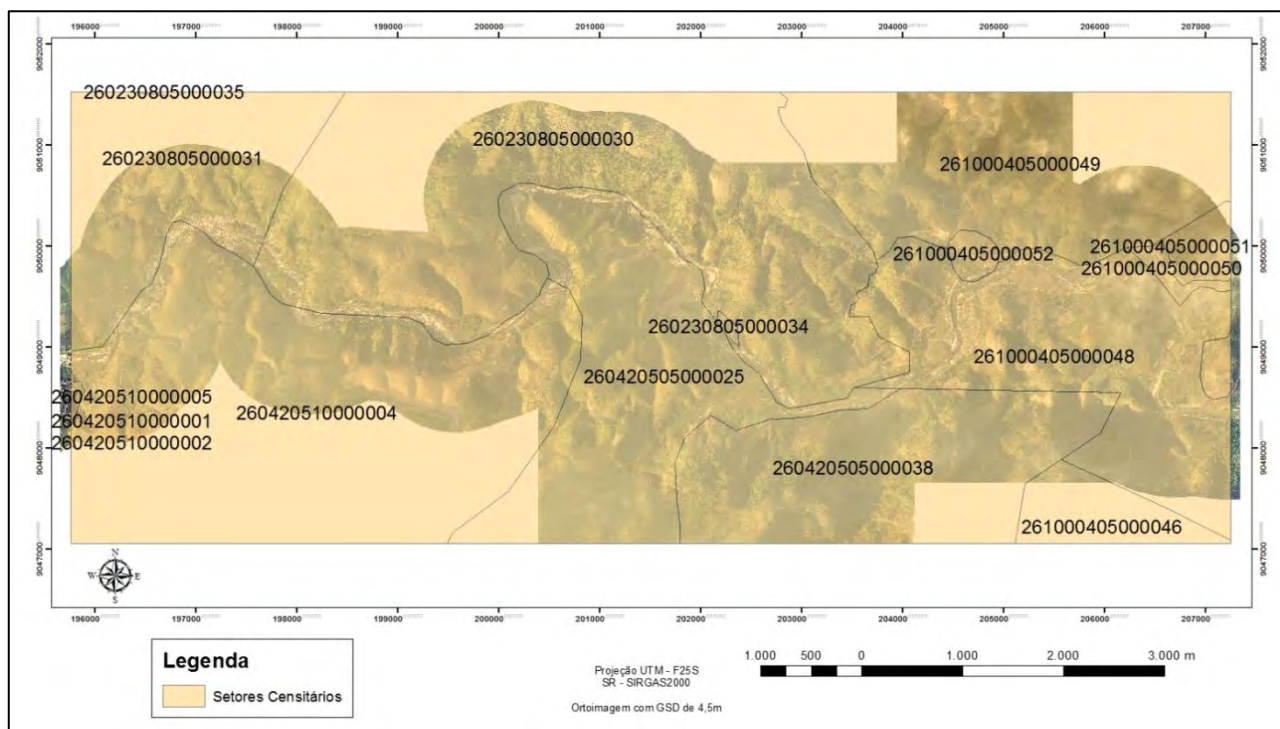


Figura 23 - Mapa de Setores Censitários. Fonte: Autor.

5.2.2. Mapa Cadastral de Propriedades

Utilizando a base cadastral de propriedades em formato SHP e a Ortoimagem, foi criado um Mapa Cadastral de Propriedades para representar a localização das propriedades cadastradas dentro da área de estudo. A figura 24 mostra o resultado adquirido deste processo.

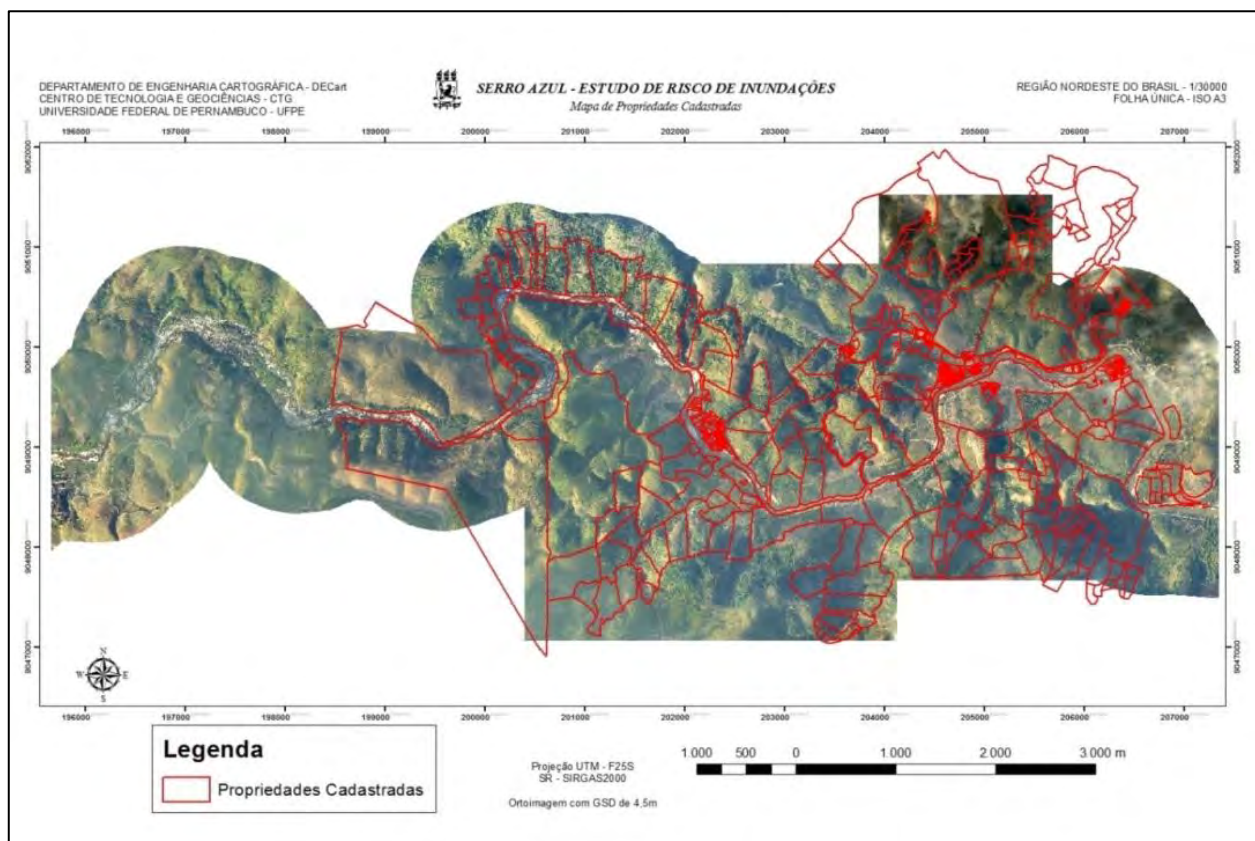


Figura 24 - Mapa Cadastral de Propriedades. Fonte: Autor.

5.3. Mapas de Risco de Inundação do tipo 1 (Setores Censitários).

5.3.1. Relacionamento entre Mapa de Setores Censitários e Mapa de Calhas de Inundação

A aplicação de operadores de análise espacial para relacionar as informações dos temas de simulação da representação hidrográfica da região e os dados geográficos de estudos demográficos, permitiu a criação de um novo tema que combina os dois tipos de dados em um único dado contendo ambos os atributos do estudo inicial. O mapa resultante do relacionamento obtido por álgebra de mapas mostra a relação entre cada setor censitário e a cota simulada de cheia ao qual o setor está submetido. Esta informação mostra o quantitativo demográfico que está dentro de cada nível de inundação utilizado na simulação, ou seja, pode-se atribuir um critério de risco com base no relacionamento destas duas camadas de informação com a ressalva de que os setores censitários são limitados na representação cartográfica de áreas urbanas (CAVALCANTI et al., 2013). Por conta disto foi necessário se admitir que a distribuição demográfica para cada setor seja uniforme, o que se sabe, a partir da análise de dados precisos como a

ortoimagem, que não acontece no cenário real de estudo. A figura 25 mostra um resultado de interseção de dados espaciais, onde um dos setores censitários da área de estudo foi relacionado ao mapa de calhas de inundação, e teve como resultado a espacialização das áreas suscetíveis a riscos de inundação dentro do setor censitário analisado.

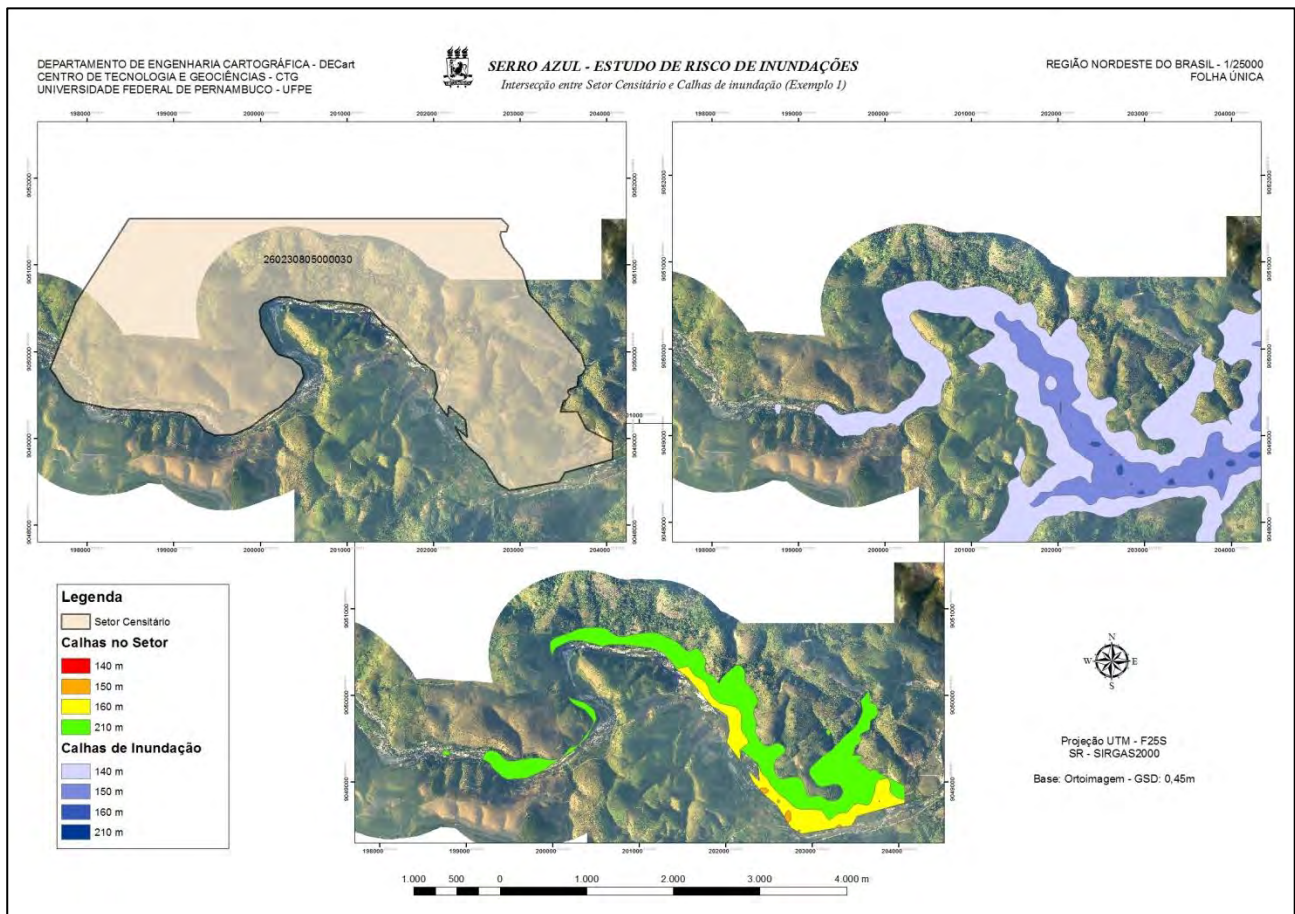


Figura 25 - Mapa com representação do resultado da intersecção entre um Setor Censitário isolado e Calhas de Inundação. Fonte: Autor.

Com o uso das ferramentas de álgebra de mapas (união e interseção) e a relação entre os resultados obtidos do processamento exemplificado pela Figura 25 e o mapa de setores censitários, foi possível a geração do Mapa de Risco de Inundação 1 (MRI-1) através da aplicação da Equação 5. Utilizando a Equação 5 foi possível atribuir os valores de risco às unidades demográficas presentes no MRI-1. A Figura 26 mostra o MRI-1 que é o primeiro dado cartográfico de representação de riscos obtido e representa os níveis de risco de inundação através de uma escala de cor que vai do bege ao vermelho, onde os maiores riscos tendem às cores vermelhas como destacado na legenda do mapa.

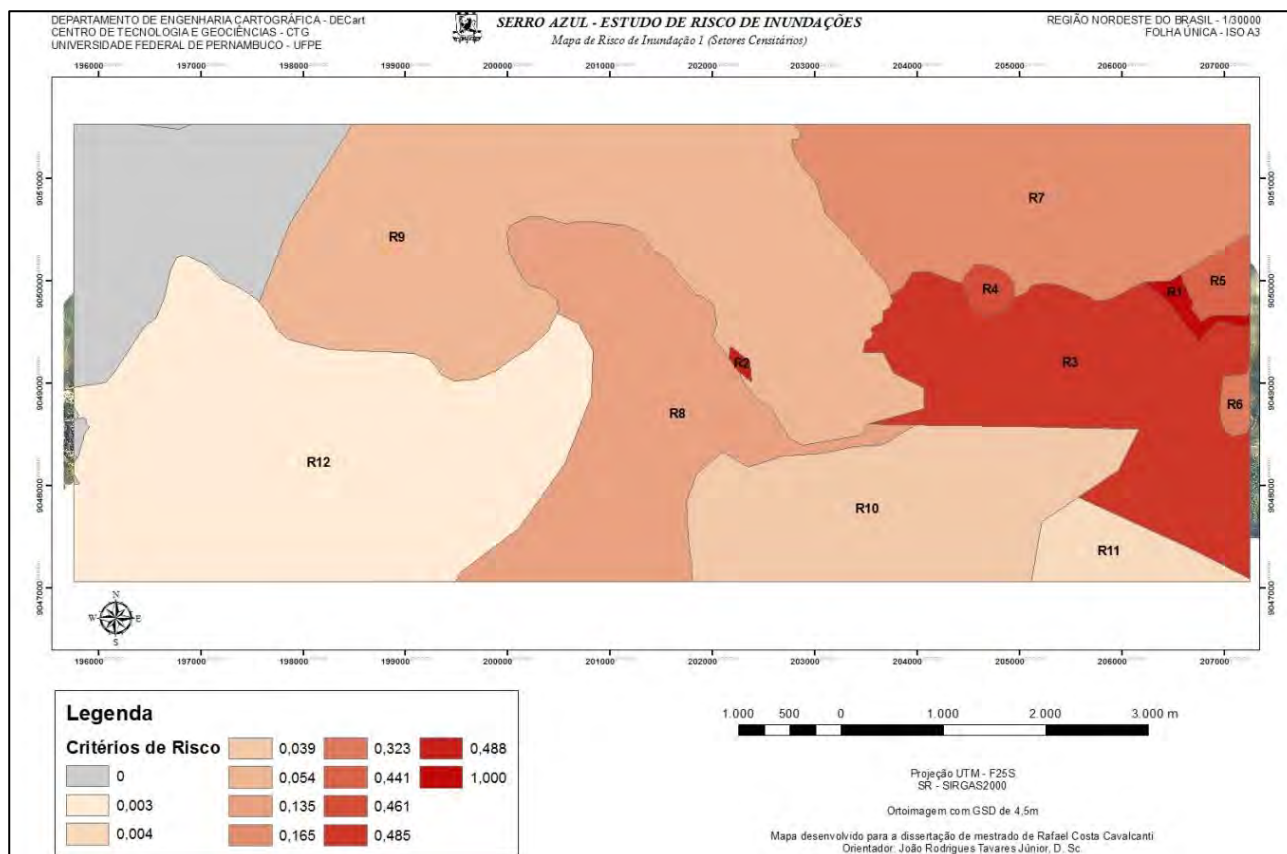


Figura 26 - Mapa de Risco de Inundação 1 (setores censitários). Fonte: Autor.

5.3.2. Relacionamento entre variáveis e o Mapa de Risco de Inundação 1.

O relacionamento entre o MRI-1 e as variáveis representadas pelos mapas das Figuras 13, 20, 21 e 22, foi feito utilizando as ferramentas de análise de dados espaciais baseadas em álgebra de mapas. As variáveis de declividade e vias tiveram suas classes prioritárias atribuídas à tabela dos setores censitários através da ferramenta *Join* que permite a junção de informações de diferentes camadas através de um parâmetro coincidente que relaciona as camadas processadas. Desta forma foi criado um novo campo no mapa de setores censitários com informações da maior declividade e da menor proximidade de via presente no setor analisado.

Como os pesos atribuídos à variável calhas de inundação foram inseridos no MRI-1 através do procedimento destacado no item 5.3.1, restou apenas a atribuição das três variáveis aplicadas ao estudo de risco de inundação (declividade, uso do solo e proximidade de vias). A atribuição destas variáveis ao MRI-1 foi possível utilizando a Equação 6 que calcula o critério de risco final referente ao segundo relacionamento entre

A Figura 27 representa o resultado cartográfico gerado do segundo tipo de relacionamento, onde tanto as informações hidrológicas da área de estudo quanto os critérios atribuídos às variáveis estão sendo representados no Mapa de Risco de Inundação com Variáveis 1 (MRIV-1).



Cavalcanti et al., (2013) representa quantitativo populacional de cada setor censitário relacionado às calhas de inundação e obtido com base no critério assumido da

distribuição demográfica uniforme. A tabela 9 mostra a população total dos setores e frações de setores presentes na área de estudo, além da quantidade de pessoas afetadas pelas diferentes inundações.

Tabela 10 - Tabela de divisão da população por cotas de risco de inundação (Setores Censitários) (CAVALCANTI et al., 2013).

Setor	População afetada				
	Total	Cota 210 m	Cota 160 m	Cota 150 m	Cota 140 m
SEÇÃO DO SETOR260230805000030	363	48	17	0	0
SETOR 260230805000034	36	5	31	0	0
SEÇÃO DO SETOR 260420505000025	276	81	36	2	0
SEÇÃO DO SETOR 260420505000038	159	24	2	0	0
SEÇÃO DO SETOR 260420510000004	237	4	0	0	0
SEÇÃO DO SETOR 261000405000046	23	0,4~0	0	0	0
SEÇÃO DO SETOR 261000405000048	411	166	98	89	1
SEÇÃO DO SETOR 261000405000049	143	54	9	6	0
SEÇÃO DO SETOR 261000405000050	488	19	137	332	0
SEÇÃO DO SETOR 261000405000051	221	122	74	25	0
SETOR 261000405000052	537	116	421	0	0
SEÇÃO DO SETOR 261000405000056	5	3	2	0	0

A partir dos critérios de risco encontrados para cada setor censitário foi possível analisar a população afetada por cada tipo de risco representado no mapa da figura 27, como mostrado na tabela 12 que relaciona os setores censitários presentes na área de estudo ao seu quantitativo populacional e a sua ordem de importância em uma escala de risco onde o mais importante é o suscetível ao maior risco de inundação.

Tabela 11 - População afetada por cada tipo de risco calculado.

Setor	População Total	Critério de Risco	Ordem dos Riscos
SEÇÃO DO SETOR 260230805000030	363	0,675	12º
SETOR 260230805000034	36	0,841	3º
SEÇÃO DO SETOR 260420505000025	276	0,692	9º
SEÇÃO DO SETOR 260420505000038	159	0,680	10º
SEÇÃO DO SETOR 260420510000004	237	0,678	11º
SEÇÃO DO SETOR 261000405000046	23	0,727	7º
SEÇÃO DO SETOR 261000405000048	411	0,814	5º
SEÇÃO DO SETOR 261000405000049	143	0,714	8º
SEÇÃO DO SETOR 261000405000050	488	1,000	1º
SEÇÃO DO SETOR 261000405000051	221	0,842	2º
SETOR 261000405000052	537	0,836	4º
SEÇÃO DO SETOR 261000405000056	5	0,732	6º

5.4. Mapas de Risco de Inundação do tipo 2 (Propriedades)

5.4.1. Relacionamento entre Mapa de Propriedades Cadastradas e Mapa de Calhas de Inundação.

O relacionamento entre o Mapa de Propriedades Cadastradas e o Mapa de Calhas de Inundação teve como resultado um mapa que representa as propriedades cadastradas e a área de inundação relacionada a cada uma delas, seja essa área uma fração da propriedade, ou a propriedade por completo. Para a obtenção de quantitativos populacionais afetados por inundações utilizando este tipo de base demográfica se estima um valor médio que represente a quantidade de pessoas que residem em cada propriedade, desta forma é possível contabilizar a população suscetível a risco de inundação para cada cota ortométrica de inundação simulada. A figura 28 mostra o relacionamento entre o mapa de propriedades cadastradas e o mapa de calhas de inundação, onde se obtém como resultado preliminar uma camada de informação

contendo o cruzamento das informações contidas nos dois mapas temáticos relacionados. Com este resultado é possível analisar os tipos de inundação que tem a posição espacial coincidente com cada propriedade, definindo desta forma quais as propriedades suscetíveis à maior probabilidade de inundação.

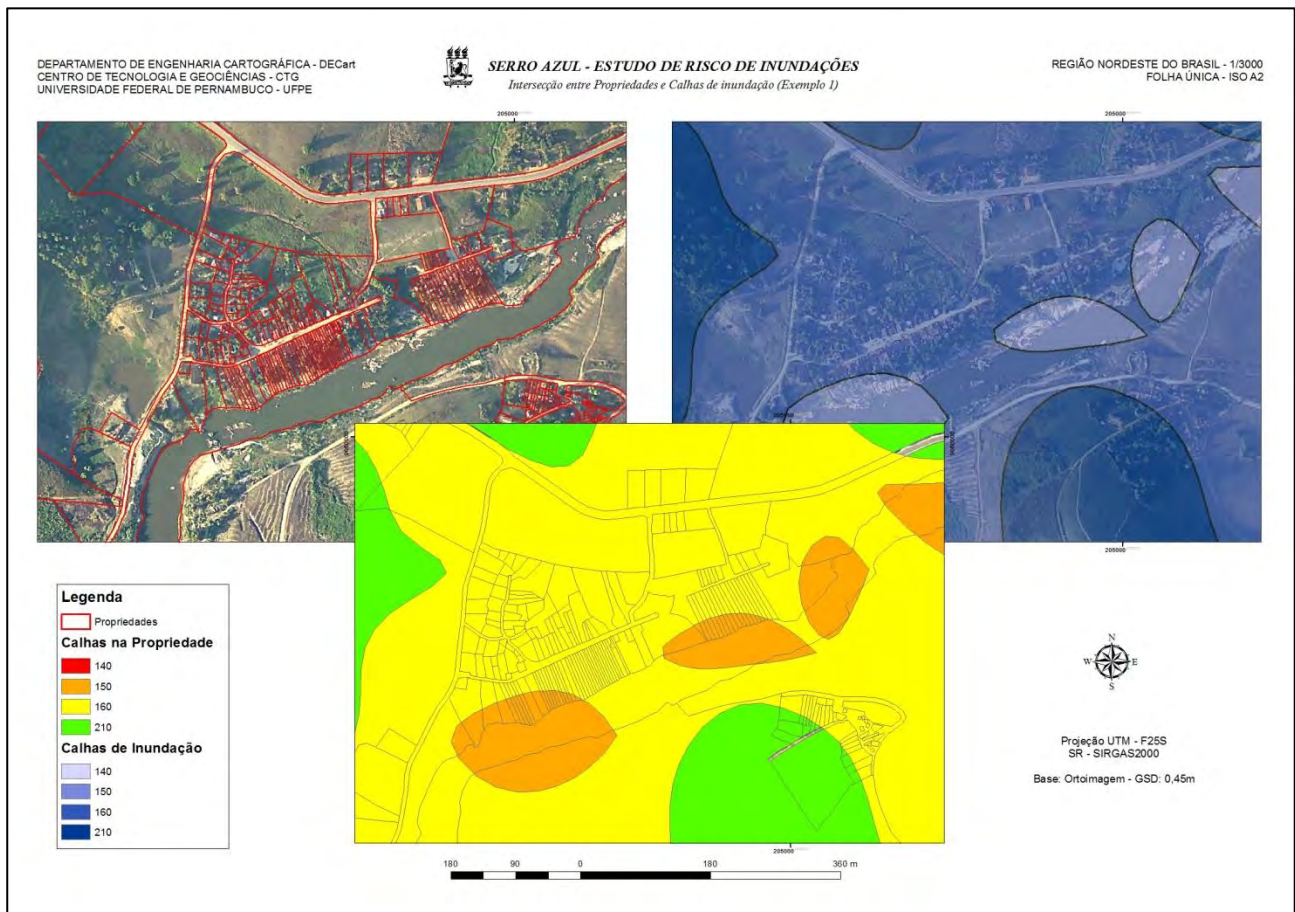


Figura 28 - Mapa com visualização aproximada da intersecção entre Mapa de Propriedades Cadastradas e Mapa de Calhas de Inundação.

A utilização da ferramenta de interseção de dados espaciais subdividiu as unidades territoriais da base demográfica de propriedades, o que criou a necessidade de reunir estas áreas em sua parcela inicial que representasse a propriedade como o elemento único do mapa cadastral. Para isso foi utilizada a ferramenta *dissolve* do ArcGIS 10, que permitiu unir os polígonos que foram separados para seu estado inicial de parcela, apontando como parâmetro de união o Identificador (ID) e a cota ortométrica de inundação. Desta forma foi possível calcular a verdadeira área influenciada pelas cotas ortométricas de inundação utilizadas nesta simulação.

Para casos onde se deseja obter um valor aproximado de pessoas afetadas para esta camada de informação é necessário admitir um quantitativo médio de pessoas residentes em cada propriedade. Este valor permite uma representação descritiva da população afetada por cada tipo de risco calculado.

O critério de risco adotado para este relacionamento ignora os cálculos estabelecidos na Equação 5 e classifica a propriedade levando em consideração a cota mínima de inundação ao qual ela está submetida por esta representar o evento de inundação de maior probabilidade de ocorrência, independente da fração de área da propriedade que este nível de inundação se relaciona. Desta forma uma propriedade que esteja suscetível à influência de inundações de maior prioridade como a de 140 metros, mesmo que estas áreas afetem apenas uma pequena parte da propriedade, foi classificada como propriedade de risco extremo, classificação atribuída para cotas de inundação de 140 metros, como mostrado na tabela 10.

Tabela 12 - Relação entre riscos e cotas altimétricas de inundação

Cota de Inundação (metros)	Risco
140	Extremo
150	Alto
160	Regular
210	Baixo

Uma forma de criar a camada de informação de risco de inundação é com a utilização da ferramenta *dissolve* mantendo o campo de cota com o valor mínimo para a unidade remanescente do processamento como mostra a Figura 11, que explica que através da escolha do Identificador (ID) como parâmetro para unificação das frações de propriedades adquiridas da interseção, e da adição do campo estatístico que manteve o de valor mínimo de cota foi possível criar a camada de risco de inundação para a base demográfica das propriedades cadastradas. Este procedimento permitiu representar as propriedades que estão sob influencia das cotas de risco mais alto de acordo com os critérios descritos anteriormente.

A figura 29 mostra o Mapa de Risco de Inundação 2 (MRI-2), onde o risco é representado obedecendo uma escala de cor vermelha onde os menores riscos são simbolizados nas cores claras e os maiores nas cores escuras.

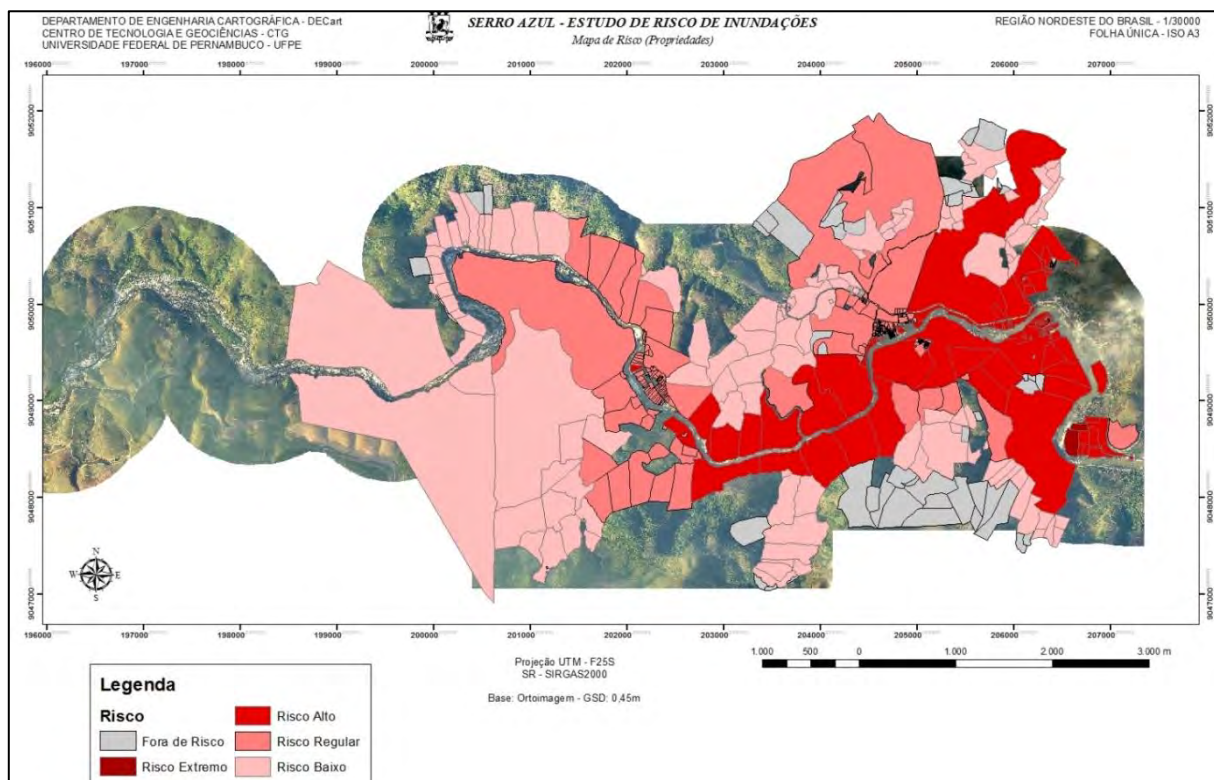


Figura 29 - Mapa de Risco de Inundação 2 com base nas propriedades cadastradas e nas calhas de inundação.

5.4.2. Relacionamento entre variáveis e o Mapa de Risco de Inundação 2

O mapa de risco de Inundação relacionado às variáveis (declividade, uso de solo e proximidade de vias), teve como menor elemento representativo as propriedades a partir dos seus limites físicos cadastrados. Desta forma o processamento destes dados deve ser feito de forma que a feição das propriedades não seja modificada, ou seja, o uso de ferramentas de união e intersecção, por subdividir as unidades de entrada utilizadas nos processos de análise, pode não ser a melhor opção para este tipo de situação. Uma ferramenta adequada para a execução deste tipo de relacionamento é a ferramenta *Join*, que atribui informações de uma camada de informação à outra através de características comuns entre as duas (localização ou atributo). A atribuição das informações das variáveis com localização coincidente às das propriedades do mapa de propriedades permitiu que as parcelas recebessem informações referentes às variáveis sem alterar a representação dos seus limites geográficos.

Seguindo este método foram atribuídas todas as informações das variáveis apresentadas nesta pesquisa ao MRI-2, possibilitando a criação de um novo campo de atributos à tabela de informações descritivas do mapa. No novo campo foi realizado o cálculo do critério de risco do segundo relacionamento utilizando a ferramenta *Field Calculator* do ArcGIS 10 e a Equação 6 onde foi possível o preenchimento dos campos de critério de risco do segundo relacionamento de forma iterativa para cada propriedade presente no Mapa Cadastral de Propriedades. A Figura 30 mostra uma visualização aproximada do Mapa de Risco de Inundação com Variáveis 2 (MRIV-2) com o critério de risco obtido para cada propriedade presente na região representada.

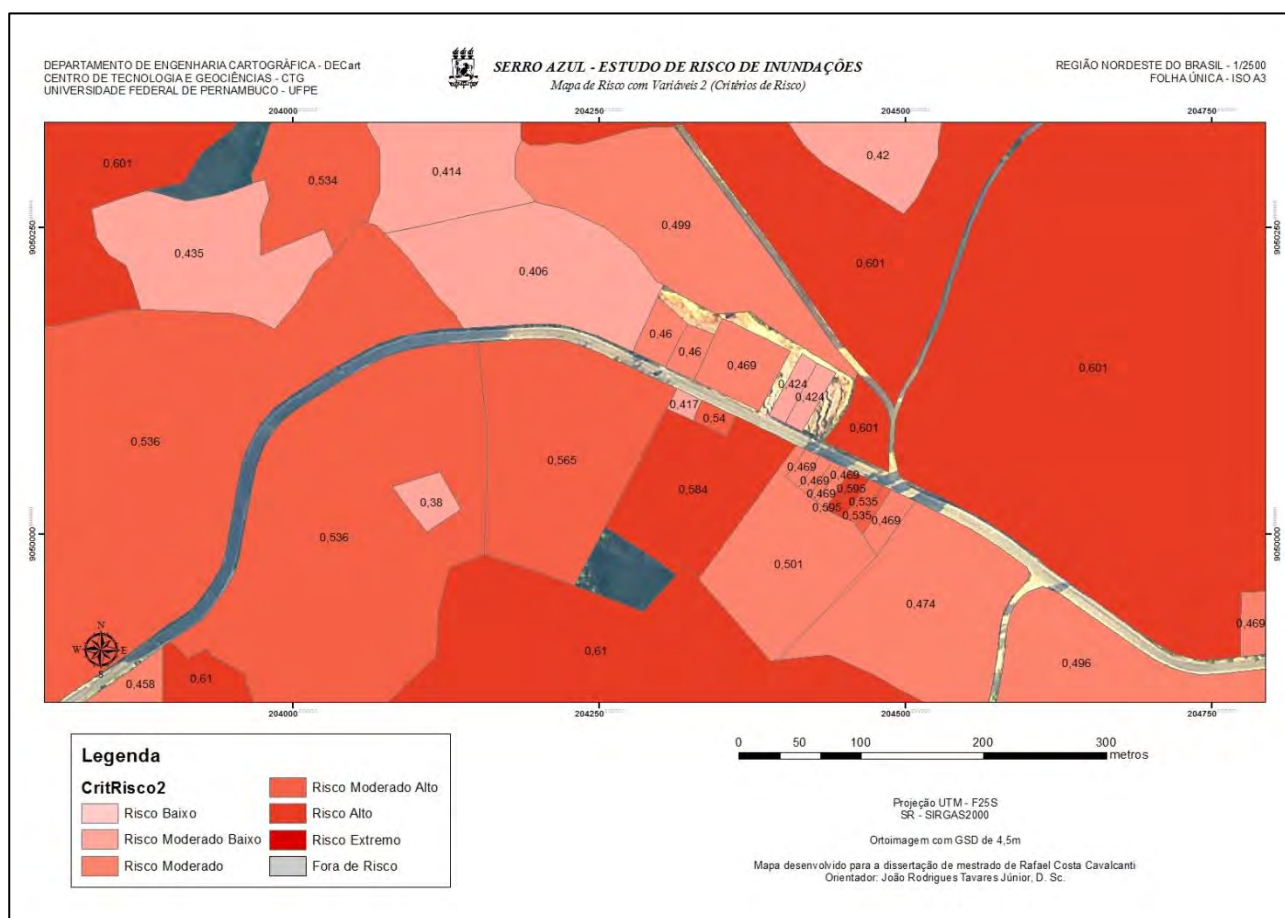
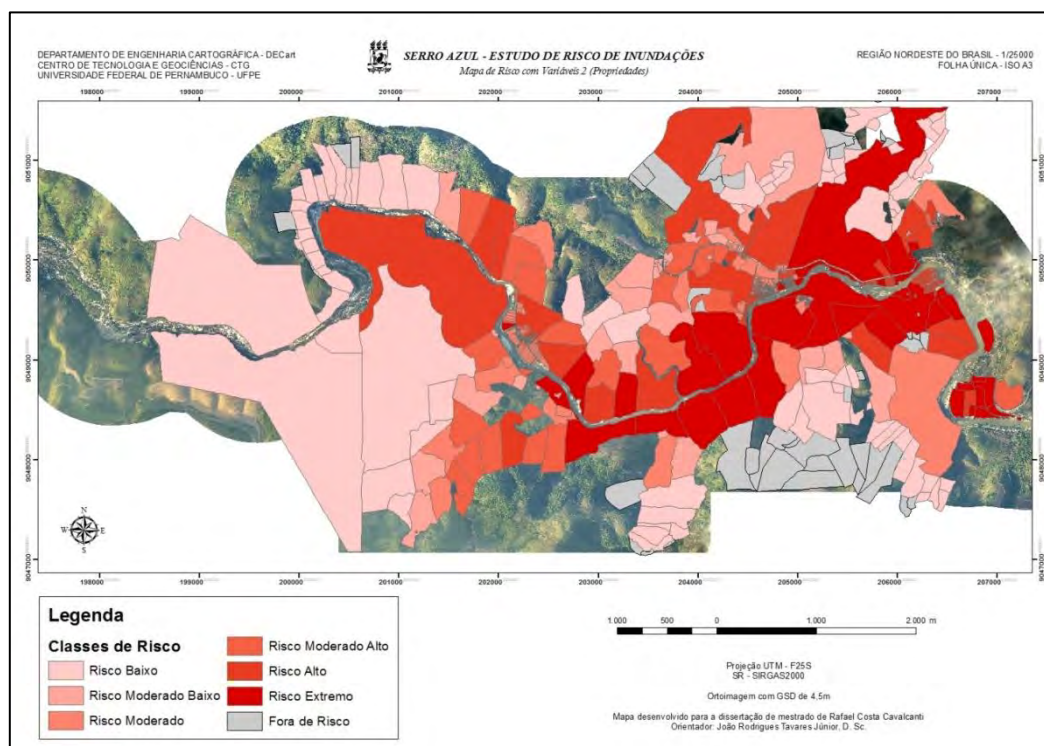


Figura 30 - Mapa com visualização aproximada de propriedades e seus critérios de risco normalizados.

Na Figura 30 observam-se aberturas entre os polígonos que representam as propriedades. Estas áreas se tratam de logradouros e áreas de proteção que não podem ser ocupadas, e por este motivo não fizeram parte deste mapa cadastral de propriedades.

Os critérios de risco obtidos na segunda etapa da metodologia, onde são calculados os parâmetros de risco associados ao mapa cadastral de propriedades tiveram inúmeros resultados referentes às inúmeras propriedades presentes no mapa. A melhor forma de representar esta informação através de mapa foi criando uma classificação dos dados em seis classes que representam extensões dos critérios de risco, como mostrado na tabela 11:

Critério de Risco	Classe de Risco
0,243 - 0,332	Risco Baixo
0,333 - 0,440	Risco Moderado Baixo
0,441 - 0,501	Risco Moderado
0,502 - 0,574	Risco Moderado Alto
0,575 - 0,713	Risco Alto
0,714 - 1,000	Risco Extremo



Os resultados obtidos no MRI-2 e no MRIV-2 permite a representação descritiva do risco associado às propriedades cadastradas da área de estudo, como mostram as Tabelas 12 e 13.

Tabela 14 - Amostra de edificações associadas ao risco de inundação calculado no mapa de risco de inundação 2 (Tabela de Risco 2).

ID	Perímetro da Propriedade (m)	Área da Propriedade (m²)	Risco
351	835,61	34909,47	Alto
352	456,4	8298,86	Alto
353	588,12	18235,72	Alto
354	1000,02	33980,52	Alto
355	794,33	36980,68	Extremo
356	654,25	12439,36	Alto
357	500,28	12369,22	Extremo
358	590,8	16239,66	Alto
3514	238,25	1823,28	Extremo

Tabela 15 - Amostra de edificações associadas ao risco de inundação calculado no mapa de risco de inundação com variáveis 2 (Tabela de Risco de Inundação 2).

ID	Perímetro da Propriedade (m)	Área da Propriedade (m²)	Risco
351	835,61	34909,47	0,88111450469
352	456,4	8298,86	0,78640225252
353	588,12	18235,72	0,73260296690
354	1000,02	33980,52	0,72968461329
355	794,33	36980,68	0,80358695298
356	654,25	12439,36	0,73260296690
357	500,28	12369,22	0,88233106601
358	590,8	16239,66	0,93495459014
3514	238,25	1823,28	0,75985065940

Associando a tabela 13 à tabela 11 se observa que todas as propriedades da amostra apresentada são reclassificadas como Risco Extremo para O MRIV-2 que compreende as informações das variáveis aplicadas ao mapa através da Equação 6. A tabela de informações de risco referente às propriedades segue em versão completa nos anexos da pesquisa.

6. ANÁLISE DOS DADOS E CONCLUSÃO

Os inúmeros resultados obtidos nesta pesquisa permitem uma gama enorme de análises e estudos voltados aos mais diversificados setores que trabalham no âmbito dos estudos de risco. Neste tópico serão apresentadas algumas análises de comparação entre os dados obtidos para os diferentes níveis de informação demográfica.

6.1. Análise de risco dos resultados de tipo 1 (Setores Censitários)

Os mapas de risco obtidos representam a relação entre as calhas das cotas ortométricas de inundação simuladas, as variáveis e as bases demográficas utilizadas nesta dissertação. Os resultados apresentam informações de risco em contextos diferentes. Os MRI apresentam critérios que apontam apenas os tipos de inundação presentes, enquanto os MRIV mostram critérios com base em todos os parâmetros utilizados na metodologia. A comparação entre os mapas das figuras 26 e 27 mostra diferentes critérios encontrados para o MRI-1 e o MRIV-1, como mostra a tabela a seguir:

Tabela 16 - Comparação entre os critérios de risco do MRI-1 e o MRIV-1.

GEOCÓDIGO	Critério de Risco 1	Critério de Risco 2	Risco 1	Risco 2
261000405000050	1,000	1,000	R1	R1
261000405000051	0,441	0,842	R5	R2
260230805000034	0,488	0,841	R2	R3
261000405000052	0,462	0,836	R4	R4
261000405000048	0,485	0,814	R3	R5
261000405000056	0,323	0,732	R6	R6
261000405000046	0,004	0,727	R11	R7
261000405000049	0,165	0,714	R7	R8
260420505000025	0,136	0,692	R8	R9
260420505000038	0,039	0,680	R10	R10
260420510000004	0,003	0,678	R12	R11
260230805000030	0,055	0,675	R9	R12

A tabela 16 mostra uma reclassificação do risco após o uso das variáveis no cálculo dos critérios de risco de inundação presentes nos setores censitários. Além da análise de risco através dos mapas temáticos, é possível observar a relação entre a população afetada pelos tipos de calhas de inundação através da Tabela 11, que permite

extração de informações importantes para tomadas de decisão de defesa civil e planejamentos relacionados à relocação urbana. Dentre estas observações pode ser citado que a seção do setor 261000405000050 tem 332 pessoas em risco na lâmina de 150 m, enquanto que a menor lâmina de 210 m atingiria 639 pessoas em todas as seções de setores censitários. O setor 261000405000052 teria 421 pessoas afetadas na lâmina de 160 m. Embora a seção do setor 260230805000030 tenha 65 pessoas envolvidas na simulação de cheia em 160 m, tal número envolvido de pessoas representa menos de 1/5 das 363 pessoas. A cota de 140 m praticamente não afeta pessoas (1 pessoa na seção de setor 261000405000048).

6.2. Análise de risco dos resultados do tipo 2 (Propriedades)

As informações apresentadas nos resultados do tipo 2 (MRI-2 e MRIV-2) mostram riscos obtidos seguindo o mesmo padrão usado na etapa 1 do trabalho (obtenção de risco para setores censitários), porém estes resultados mostram diferentes aspectos de avaliação de riscos de inundação por causa das diferentes representações demográficas. Os resultados obtidos mostram que é possível desenvolver estudos precisos de defesa civil através da análise dos riscos relacionada às propriedades, e os atributos com informações dos proprietários permitem desenvolvimento de metodologias de desapropriação e relocação de propriedades com base nas situações de risco encontradas. A comparação entre os mapas do tipo 2 (figuras 29 e 31) mostra a forte ligação entre as informações das duas camadas de informação, isto acontece por causa do grande peso atribuído à camada das calhas de inundação no MRIV-2, esta camada é o critério único e determinante do risco para o MRI-2. A comparação entre o MRI-2 e o MRIV-2 mostra a riqueza da informação obtida com o cálculo do critério de risco (equação 6), utilizando as variáveis. O critério de risco possibilita uma reclassificação do risco para ser representado em inúmeras classes, o MRIV-2 mostra uma classificação de risco baseada em 6 classes podendo ser reclassificado para mais classes, já o MRI-2 está limitado às quatro classes de risco referentes às calhas de inundação, parâmetro único utilizado na determinação deste risco.

A tabela 14 mostra o risco avaliado a partir dos dados obtidos do MRI-2 e a tabela 15 mostra o cenário modificado, onde o novo critério de risco representa todas as variáveis utilizadas. Com base na tabela 13 é possível notar que todas as edificações mostradas nestas tabelas foram reclassificadas como Risco Extremo. Ainda na Tabela 14

se observa que a propriedade de ID348, classificada no MRI-2 como risco alto, é reclassificada no MRIV-2 com o maior critério de risco das propriedades amostradas na tabela 15, isso mostra a força das novas variáveis aplicadas ao cálculo da etapa 2 na definição do critério de risco final.

6.3. Conclusões

Riscos de inundação relacionados à população podem ser representados de diversas maneiras, sejam elas através de mapas ou tabelas, ou com informação de maior e menor escala. Dados cartográficos de precisão permitem um estudo que atinge níveis de informação de natureza cadastral, o que permite estudos voltados à defesa civil abrangendo as propriedades e seus limites, isso torna possível a identificação dos proprietários que estão nas áreas suscetíveis ao risco de inundação, permitindo aos órgãos de defesa civil o planejamento de ações mitigadoras com base no replanejamento territorial das regiões.

A pesquisa mostrou que a simulação de riscos a partir de análises cartográficas utilizando dados altimétricos de precisão, permitiu o conhecimento geográfico do risco onde foram destacadas as áreas de maior e menor probabilidade de ocorrências de inundação. Os quatro mapas de risco de inundação gerados mostraram os diferentes resultados que podem ser obtidos utilizando diferentes bases demográficas. O relacionamento entre os setores censitários e os mapas temáticos que representaram variáveis atribuídas ao cálculo do risco de inundação teve como resultado mapas e tabelas que indicaram o quantitativo populacional suscetível aos tipos de eventos de inundação que foram simulados nesta pesquisa. Estes resultados indicam, por exemplo, as áreas de maior densidade populacional que estão sobre maiores riscos de inundação, o que permite a avaliação das áreas que devem ter prioridade sobre as ações de defesa para situações emergenciais de inundação.

Os resultados obtidos dos relacionamentos entre o mapa cadastral de propriedades e as variáveis do cálculo do risco de inundação representaram os níveis de risco relacionados às propriedades presentes na área de estudo. Diferente dos setores censitários, as informações adquiridas destes relacionamentos indicam riscos associados às famílias, o que facilita o contato com os residentes destas áreas críticas e permite um controle populacional a nível residencial. Este tipo de informação mostra a importância do cadastro fundiário e a quantidade de informações valiosas que se pode extrair de mapas

cadastrais como o desenvolvido pelo ITEP/OS e utilizado nesta pesquisa.

Os critérios de risco estabelecidos nos dois relacionamentos permitiram o conhecimento do risco através de valores numéricos para os dois tipos de relacionamentos destacados na metodologia. A aquisição destes valores permitiu a criação dos mapas e tabelas apresentados na pesquisa, que mostraram o risco de inundação espacializado para diferentes bases demográficas.

Neste sentido, a simulação de riscos permitiu fornecer informações georreferenciadas e possibilitar simulação de medidas emergências para contornar o risco, ou planejar medidas definitivas de supressão do risco, retirando definitivamente a população dos locais perigosos, ou construindo represas. Neste aspecto os planos diretores municipais podem adotar os métodos desta pesquisa para a hidro segurança ou segurança socioambiental de suas cidades, recursos naturais e infraestruturas. Resultados intermediários desta pesquisa, como o exemplo do mapa de proximidade de vias, permitem extração de informações e podem ser relacionadas separadamente para obtenção de novos tipos de dados, estas inúmeras possibilidades atestam a infinidade de estudos que podem ser feitos com base nestes resultados.

O aspecto multi e interdisciplinar do método e sua facilidade em ser compreendido, reproduzível e aplicável em qualquer região do Brasil, e de várias partes do mundo, justificam sua realização e mostram a relevância científica desta metodologia, portanto, é muito significativa, por que estimula e subsidia o leitor, seja especialista, ou leigo, a tecer inúmeras deduções sobre os riscos e, além de tudo, provoca a ampla e densa discussão sobre métodos simples e complexos de análise de risco de inundação.

REFERÊNCIAS

- AHMAD, S.; SIMONOVIC, S. **A three-dimensional fuzzy methodology for flood risk analysis**. Journal Flood Risk Management, 4, 53-74. 2011.
- ASFORA, M. C. **Prevenção e instrumentos de gestão de riscos hidrometeorológicos**. In: XI Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste. João Pessoa. 45p. 2012.
- BALES, J. D.; WAGNER, C. R.; TIGHE, K. C.; TERZIOTTI. **Scientific Investigations Report**, 2007- 5032. Virginia. 52p. 2007.
- BECKER, J. H.; CENTENO, J. A. S.; **Avaliação De Métodos De Filtragem De Nuvem De Pontos Derivados Do Sistema Laser Scanner Aerotransportado Para Obtenção De Mdt**. Revista Brasileira de Cartografia N° 65/4: 651-659. 2013.
- BIGING, G.; CONGALTON, R. **Advances in forest inventory using advanced digital imagery**, in **Proceedings of Global Natural Research Monitoring and Assessments': Preparing for the 21st Century**, Venice, Italy, September, Vol. 3, pp. 1241-1249. 1989.
- BISHOP, Y.; FIENBERG, S.; AND HOLLAND, P. **Discrete Multivariate Analysis - Theory and Practice**, MIT Press,Cambridge, MA, 575 p. 1975
- CAMARASA-BELMONTE A.M., **Mapping temporally-variable exposure to flooding in small Mediterranean basins using land-use indicators**, Applied Geography, Volume 31, Issue 1, Pages 136–145. 2011.
- CAVALCANTI, R. C., TAVARES JÚNIOR, J. R., CANDEIAS, A. L. B., **Simulação de Mapeamento de Riscos de Inundações Usando Dados LiDAR: Estudo de Caso da Bacia Do Rio Una – PE**. Revista Brasileira de Cartografia – RBC, N° 65/4: 703-716. 2013.
- COHEN, J. **A coefficient of agreement for nominal scales**, Educ. Psychol. Measurement 20(1):37-46. 1960.

CONDEPE/FIDEM, **Bacia Hidrográfica do Rio Una, GL4 e GL5. Série Bacias Hidrográficas de Pernambuco.** v. 3, Recife. p 27-35. 2006.

CONGALTON, R. G. **A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data.** Remote Sensing of Environment, v. 49 n. 12, p. 1671-1678, 1991.

CONGALTON, R. G., GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices.** New York: Lewis Publishers, 137p. 1999.

CORDEIRO, J. P.; BARBOSA, C. C. F.; CÂMARA, G.; **Operações de Análise Geográfica - Análise Espacial de Dados Geográficos.** INPE, São Paulo, Brasil. Cap. 8, p. 2-8. 2007.

COYLE R. G. **'A Mission-orientated Approach to Defense Planning'**, Defense Planning, Vol. 5, No.4. pp 353-367. 1989.

CPTEC, **Sobre o CPTEC**, Disponível em <<http://www.cptec.inpe.br/sobreocptec/pt>>. Acesso em: 18/11/2014.

DIEHL, C. A. **Proposta de um sistema de avaliação de custos intangíveis.** Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Dissertação de mestrado. Porto Alegre, 1997.

ESRI. **How union and intersect works**, Ajuda do ArcGIS 10. Disponível em <<http://help.arcgis.com/>>, Acesso em: 04/02/2015.

ESRI. **About joining and relating tables**, Ajuda do ArcGIS 10. Disponível em <<http://help.arcgis.com/>>, Acesso em: 04/02/2015.

ESRI. **Dissolve (Data Management)**, Ajuda do ArcGIS 10. Disponível em <<http://help.arcgis.com/>>, Acesso em: 04/02/2015.

FEMA, **Earthquake Loss Estimation Methodology. HAZUS 99 and HAZUS MH, Manual do Usuário.** Washington, D.C. 2002. Disponível em <<http://www.fema.gov>> Acesso em: 12/11/2013.

FEMA, **National Disaster Recovery Framework**, Disponível em <<http://www.fema.gov/national-disaster-recovery-framework>>. Acesso em: 12/11/2013.

Floods, Ready Homepage. Disponível em <<http://www.ready.gov/floods>>. Acesso em: 18/11/2013.

GAUCH, H.G. Multivariate analysis in community ecology. Cambridge: Cambridge University Press, 1982.

GOEPEL, K. D., **Implementing the analytic hierarchy process as a standard method for multi-criteria decision making in corporate enterprises – a new AHP excel template with multiple inputs**. Proceedings of the international symposium on the analytic hierarchy process, Kuala Lumpur, Malaysia, 2013.

IBGE Instituto. **Agregados por Setores Censitários dos Resultados de Universo**. Portal do IBGE. Ed. 2. Disponível em: <[http:// www.ibge.gov.br](http://www.ibge.gov.br)>. Acesso em: 17 de abr. 2012.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE) - Manuais: **tutorial de geoprocessamento SPRING**. 2008.

ISO 9001, **Prestação de Serviços de Cadastro Territorial**, Metodologia de aquisição de dados cartográficos para cadastro fundiário. Instituto de Tecnologia de Pernambuco – ITEP/OS, Certificate N° 101249-2011-AQ-BRA-RvA-Rev0.1.

ITEP – Instituto de Tecnologia de Pernambuco. **Relatório de Impacto Ambiental – RIMA. Sistema de controle de cheias da bacia do Rio Una** – barragem de Serro Azul. 41p. 2011.

LACTEC. P142 – **Mapeamento Digital a Laser e Ortofotos Digitais Em Área de 1235 km² no Estado de Pernambuco**. Relatório, v. 01, Curitiba, p. 1-25. 2011.

LILLESAND T. M.; KIEFER R. W. **Remote Sensing and Image Interpretation**, 3rd ed. xvi + 750 pp. New York, 1994.

LOHMANN, P.; SCHAEFFER, M. **Approaches to the Filtering of Laser Scanner Data**. ISPRS, Vol. XXXIII, Amsterdam, 2000.

MENEZES, P. R.; ALMEIDA, T. (org.) **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: CNPq, 2012.

MENG, X.; CURRIT, N.; ZHAO, K. **Ground filtering algorithms for airborne LiDAR data: a review of critical issues**. Remote Sensing. 2. p. 833-860. 2010.

MINISTÉRIO DA INTEGRAÇÃO NACIONAL (MIN). **Organização da Secretaria Nacional de Defesa Civil**. Disponível em <<http://www.integracao.gov.br/web/guest/defesa-civil/sinpdec/organizacao>>. Acesso em 18/11/2013.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). **Áreas Prioritárias Para Conservação, Uso Sustentável e Repartição de Benefícios da Biodiversidade Brasileira, Atualização**: Portaria MMA nº 9, de 23 de janeiro de 2007.

PACHECO, A. P.; CENTENO, J. A. S.; ASSUNÇÃO, M. G. T.; BOTELHO, M. F. **Classificação de pontos LiDAR para a geração do MDT**. Boletim de Ciências Geodésicas, v. 17, n. 3, p. 417-438, 2011.

PEDROSA, A. **A integração da prevenção dos riscos no ordenamento territorial. Colóquio sobre “Paisagem, Património e Riscos Naturais: perspectivas de planeamento comparado”** Porto: CCDR NORTE. p.1-14, 2006.

PERNAMBUCO, Governo do Estado. **Governador Autoriza Início da Construção da Barragem de Serro Azul**, Portal do Governo do Estado de Pernambuco. Disponível em: <<http://www.pe.gov.br/>>. Acesso em 14 de Ago. 2013.

PERNAMBUCO. Secretaria de Recursos Hídricos (SRHE). Agência Pernambucana de Águas e Climas (APAC). **Chuvas e Enchentes Ocorridas em Junho de 2010**. Nota Técnica, Recife, 2010.

RIBAS, R. P.; ELMIRO, M. A. T. **Combinação de Dados Altimétricos Extraídos a Partir da Tecnologia LiDAR com Imagens Multiespectrais Rapideye**. In: Anais, XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, p. 5540-5541, 2011.

SAATY, T. L. **The Analytic Hierarchy Process**, McGraw Hill International. 1980.

SAATY, T. L. **Decision making with the analytic hierarchy process**, Int. J. Services Sciences, Vol. 1, No. 1, pp.83–98. 2008.

SANDE, B. V.; LANSEN J.; e HOYNG, C. **Sensitivity of Coastal Flood Risk Assessments to Digital Elevation Models**, Water 2012, 4(3), 568-579, 2012.

SANTOS, M. S. M. **Precipitações Extremas na Área de Arcos de Valdevez: Análise Estatística e Contrastes Espaciais**, Universidade do Porto, Dissertação de Mestrado, Portugal, 2009.

SANTOS, K. A., **Modelagem do Acompanhamento e Controle de Cheias em Bacias Hidrográficas de Grande Variação de Altitude. Estudo de Caso: Bacia do Rio Mundaú**. – Universidade Federal de Pernambuco, Dissertação de Mestrado. 2013.

SCHUMANN, G.; MATGEN, P.; CUTLER, M. E. J.; BLACK, A.; HOFFMANN, L.; PFISTER, L. **Comparison of remotely sensed water stages from LiDAR, topographic contours and SRTM**. ISPRS - Journal of Photogrammetry & Remote Sensing. v. 63. p. 283-296. 2008.

TOMLIN, D. **Geographic information systems and Cartographic Modeling**. Prentice Hall, New York, 1990.

TUCCI, C. E. M. (org). **Hidrologia: ciência e aplicação**. Porto Alegre: Ed. de UFRGS, ABRH, Ed da UP, p. 621. 1993.

TUCCI, C. E. M., PORTO, R. L. L., BARROS, M. T. (org). **Drenagem Urbana**. Porto Alegre, ABRH/UFRGS, p. 428, 1995.

UNDRO. **Natural Disasters and Vulnerability Analysis, Report of Expert Group Meeting.** Office of the United Nations Disasters Relief Coordinator. Geneva, 1979.

USGS – UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. **LiDAR-derived flood-inundation maps for real-time flood-mapping applications,** Tar River Basin, North Carolina. 2007.

VALENTI, E. S.; ROLIM S. B. A.; ROCHA R. S. **Modelo Cartográfico Digital Temático Para Simulação E Previsão De Inundações No Município De Porto Alegre – RS.** Revista Brasileira de Cartografia – RBC, 2012.

WEBSTER, T. L. **Flood risk mapping using LiDAR for Annapolis Royal,** Nova Scotia, Canada. Remote Sensing. v. 2. p. 2060-2082. 2010.

WEBSTER, T. L.; FORBES, D. L.; DICKIE, S.; SHREENAN, R. **Using topographic LiDAR to map flood risk from storm-surge events for Charlottetown,** Prince Edward Island, Canada. Can. J. Remote Sensing, v. 30, n. 1, p. 64-76. 2004.

WEHR, A.; LOHR, U. **Airborne laser scanning: an introduction and overview.** ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, v. 54, p. 68–82, 1999.

WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION. **Manual on flood forecasting and warning.** WMNO. No. 1072. Geneva. 142p. 2011.

Xiaonong Zhou, **Use of landsat TM satellite surveillance data to measure the impact of the 1998 flood on snail intermediate host dispersal in the lower Yangtze River Basin,** Acta Tropica, Volume 82, Issue 2, Pages 199-205, 2002.

YOSHITAKE, M. **Análise de decisões em custos com o uso da metodologia de análise hierárquica.** In: Congresso Brasileiro de Custos, 7, 2000, Recife, *Anais...* Recife: UFPE, 2000.

APÊNDICES

APÊNDICE A – Mapa de Declividade

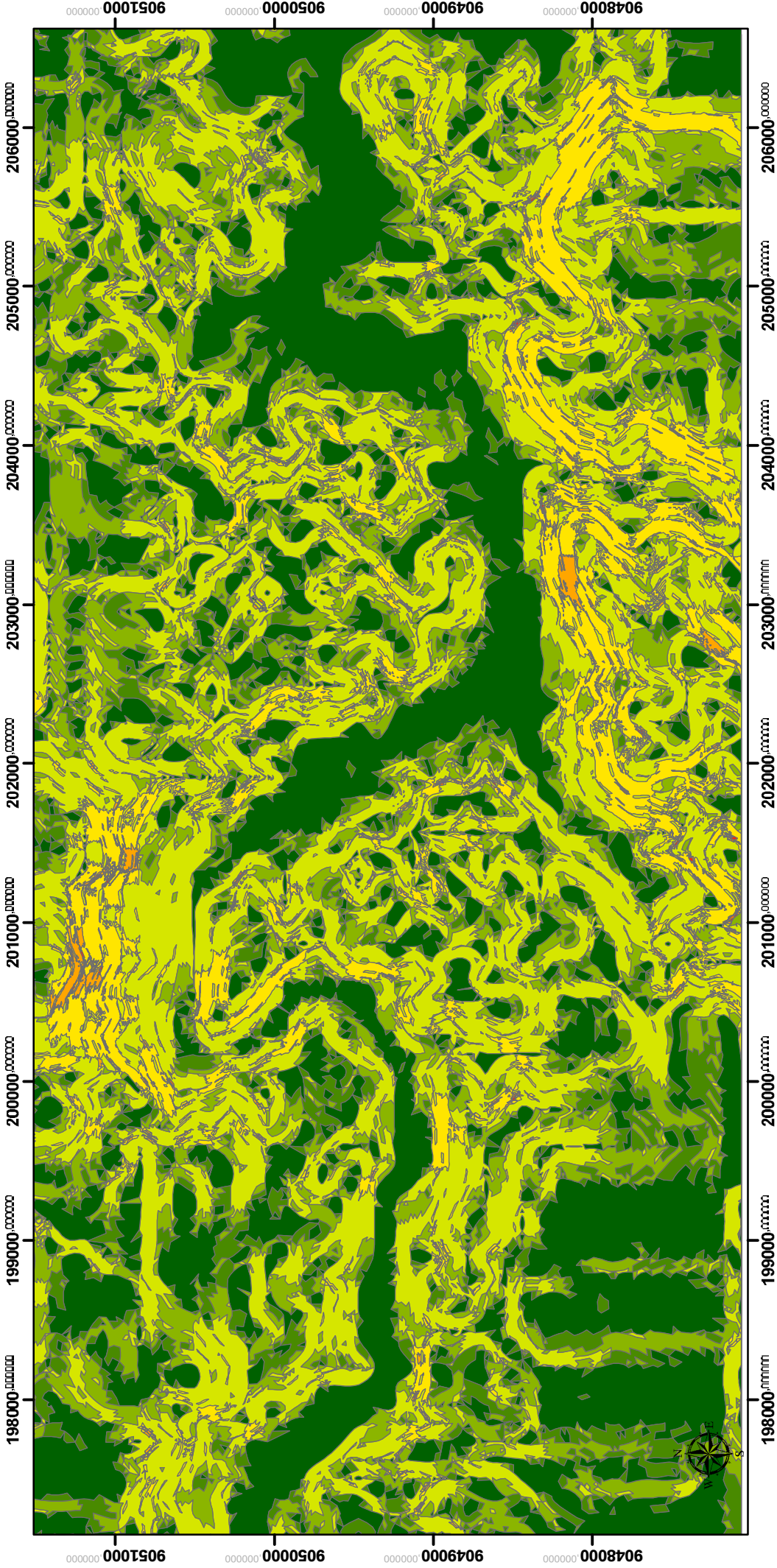


DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA - DECart
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS - CTG
UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO - UFPE

SERRO AZUL - ESTUDO DE RISCO DE INUNDAÇÕES

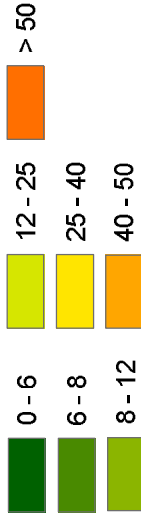
Mapa de Declividade

REGIÃO NORDESTE DO BRASIL - 1/35000
FOLHA ÚNICA - ISO A4



Legenda

Declividade (graus)



Projeção UTM - F25S
SR - SIRGAS2000

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

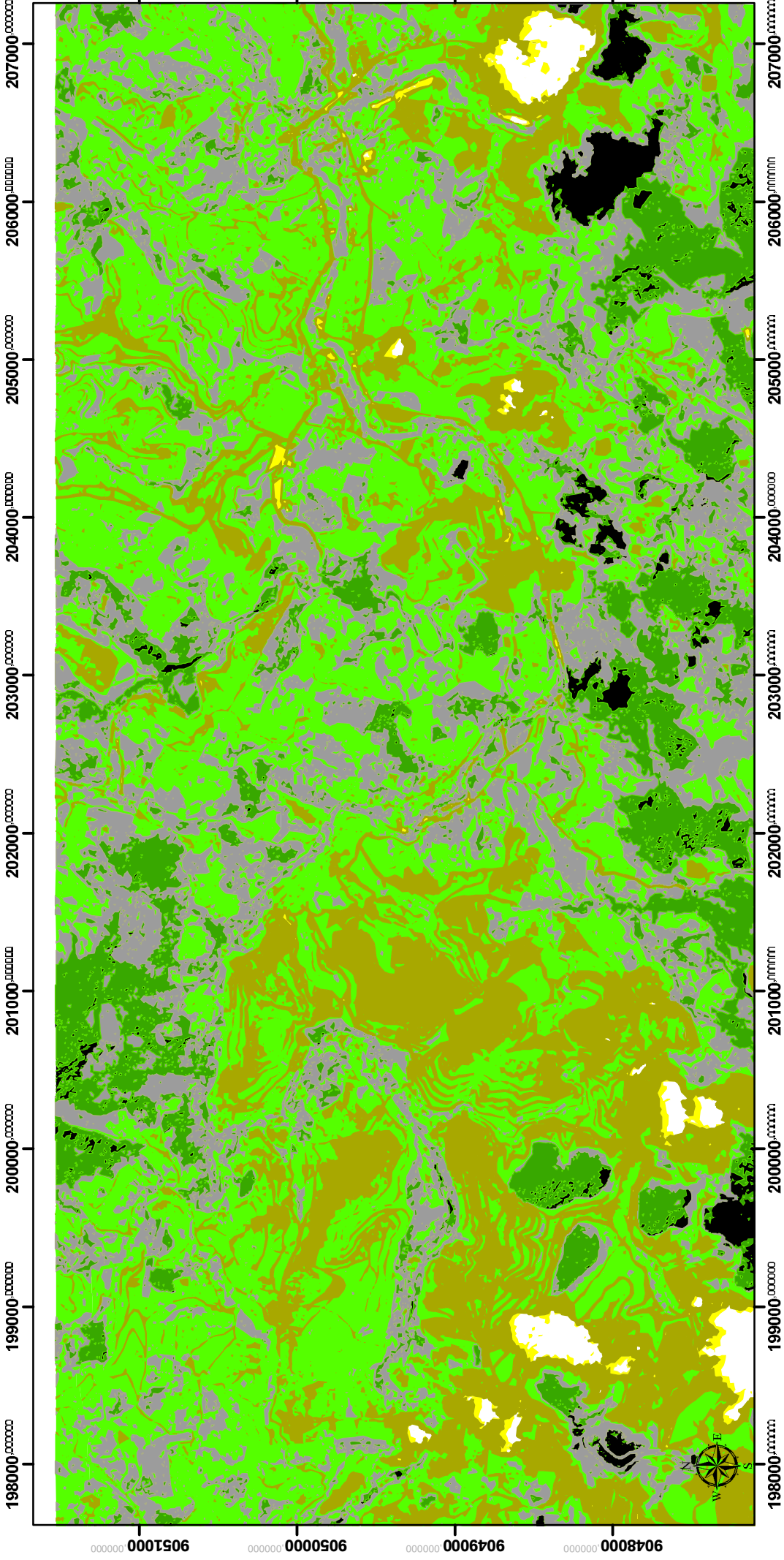
APÊNDICE B – Mapa de Uso do Solo



DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRAFICA - DECart
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS - CTG
UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO - UFPE

SERRO AZUL - ESTUDO DE RISCO DE INUNDAÇÕES
Mapa de Uso do Solo

REGIÃO NORDESTE DO BRASIL - 1/35000
FOLHA ÚNICA - ISO A4



Legenda

Classes

	Cultivo1		Nuvem
	Cultivo2		Rochas
	Mata		Sombra



Projeção UTM - F25S
SR - SIRGAS2000

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

APÊNDICE C – Mapa de Proximidade de Vias

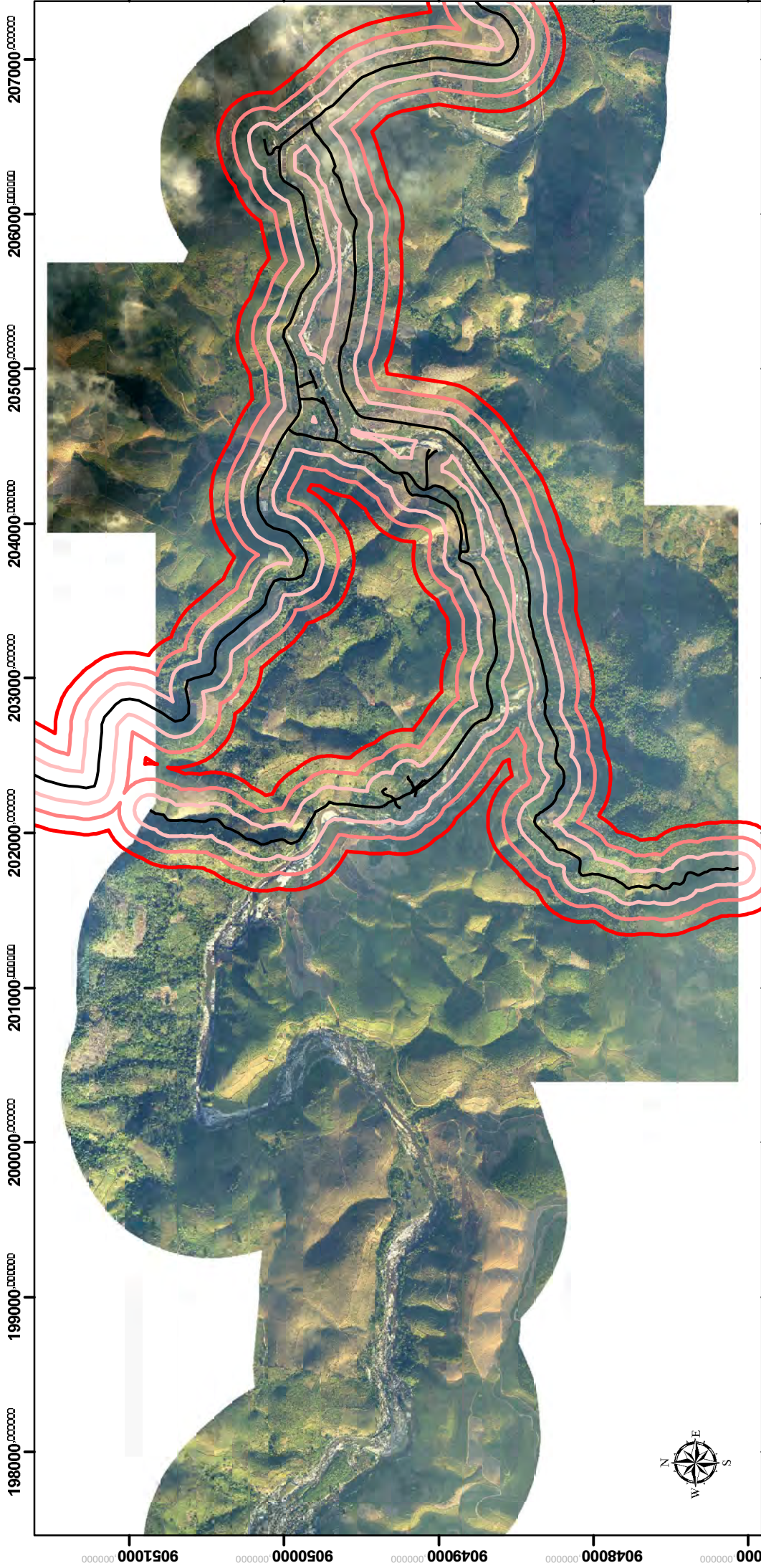


DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA - DECart
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS - CTG
UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO - UFPE

SERRO AZUL - ESTUDO DE RISCO DE INUNDAÇÕES

Mapa de Proximidade de Vias

REGIÃO NORDESTE DO BRASIL - 1/35000
FOLHA ÚNICA - ISO A4



Legenda

Proximidades

- 100 metros
- 200 metros
- 300 metros

Vias Principais



Projeção UTM - FZ5S
SR - SIRGAS2000

Base: Ortoimagem - GSD: 0,45m

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

APÊNDICE D – Mapa de Calhas de Inundação

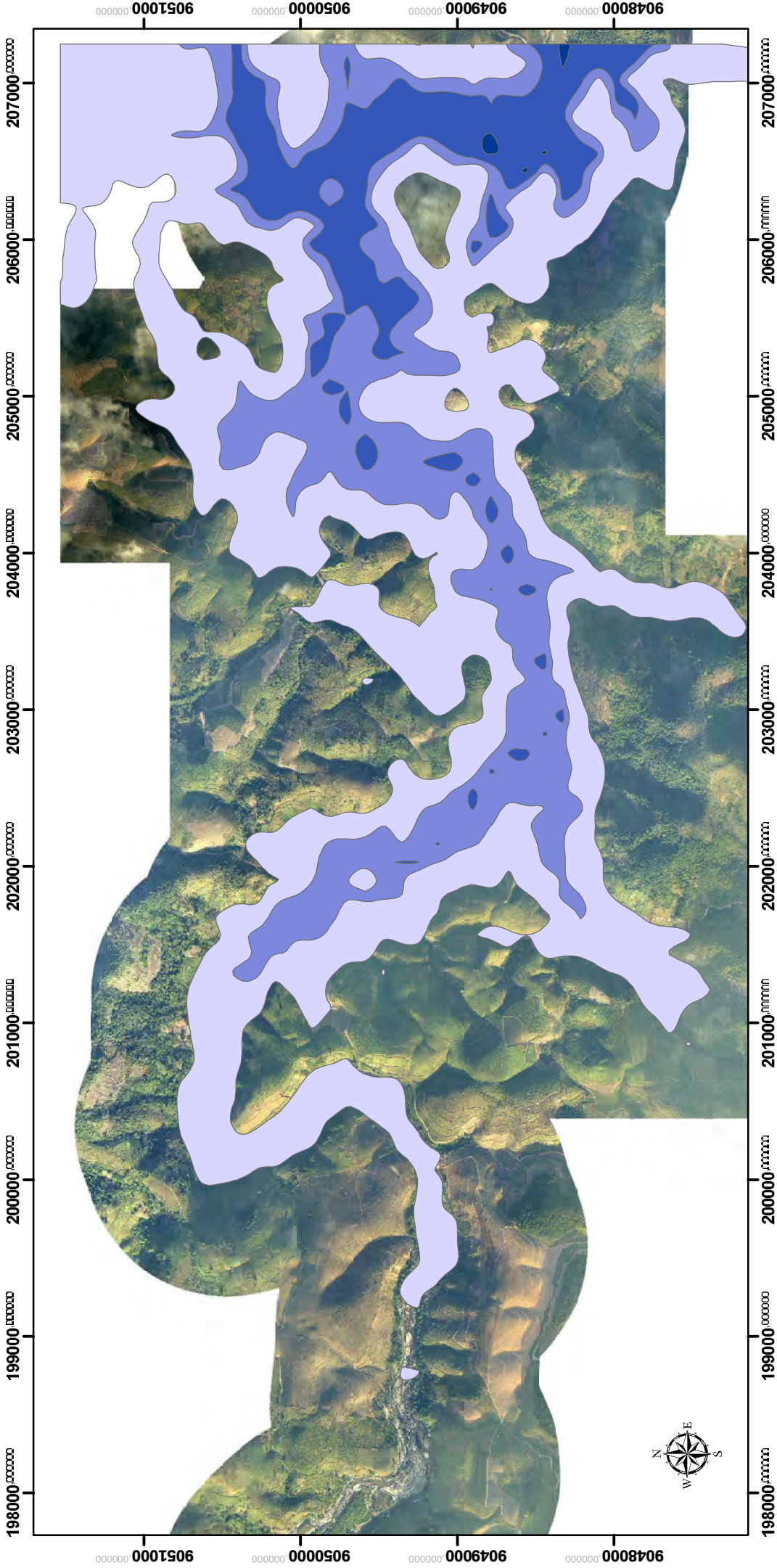


DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA - DECart
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS - CTG
UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO - UFPE

SERRO AZUL - ESTUDO DE RISCO DE INUNDAÇÕES

Mapa de Calhas de Inundação

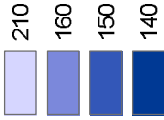
REGIÃO NORDESTE DO BRASIL - 1/35000
FOLHA ÚNICA - ISO A4



Legenda

Calhas de Inundação

Cotas (m)



Ortoimagem com GSD de 4,5m

Projeção UTM - F25S
SR - SIRGAS2000

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

APÊNDICE E – Mapa dos Setores Censitários da Área de Estudo

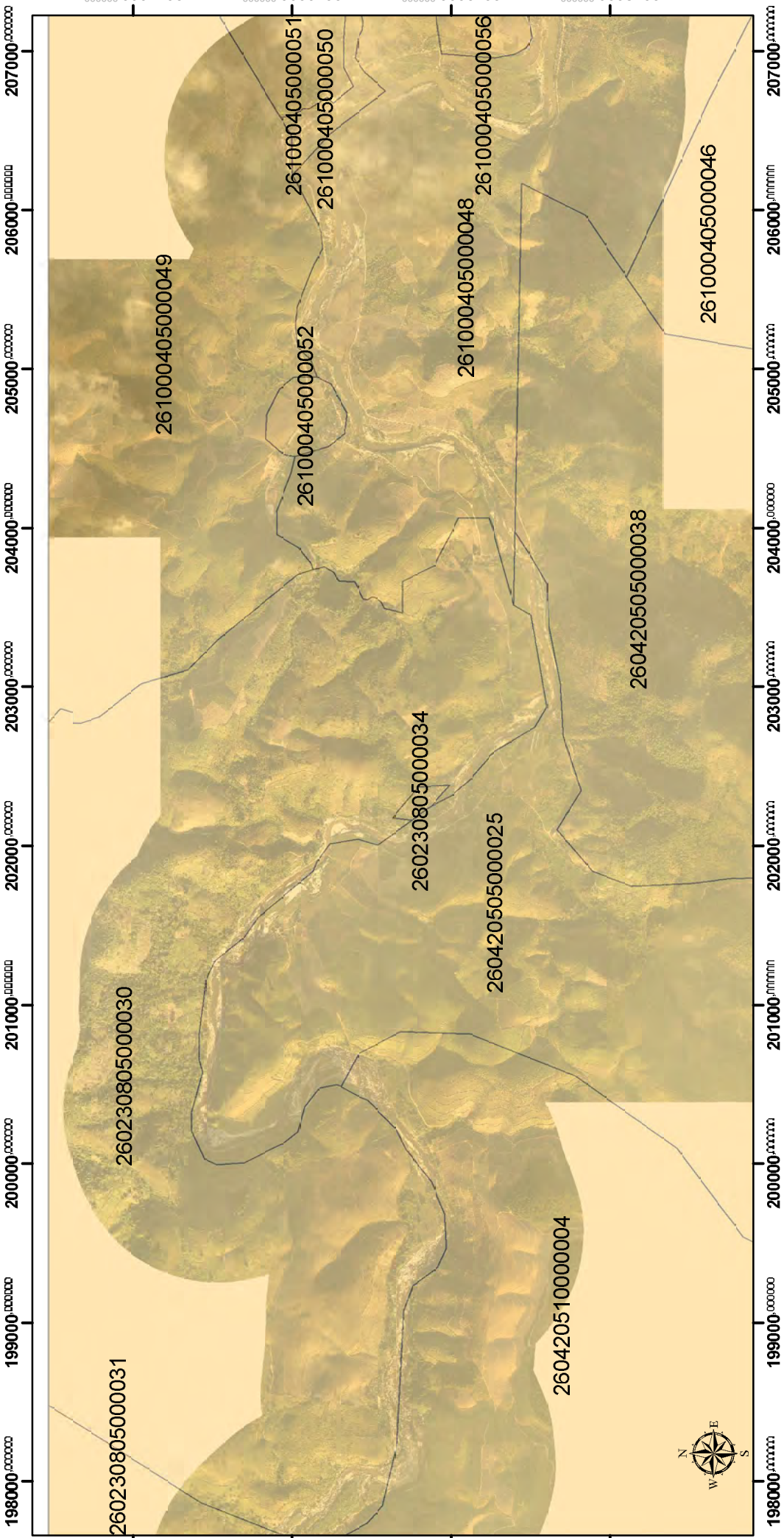


DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRAFICA - DECart
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIENCIAS - CTG
UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO - UFPE

SERRO AZUL - ESTUDO DE RISCO DE INUNDAÇÕES

Mapa de Setores Censitários

REGIÃO NORDESTE DO BRASIL - 1/35000
FOLHA ÚNICA - ISO A4



Projeção UTM - F25S
SR - SIRGAS2000

Ortoimagem com GSD de 4,5m

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

Legenda

Setores Censitários

APÊNDICE F – Mapa Cadastral de Propriedades

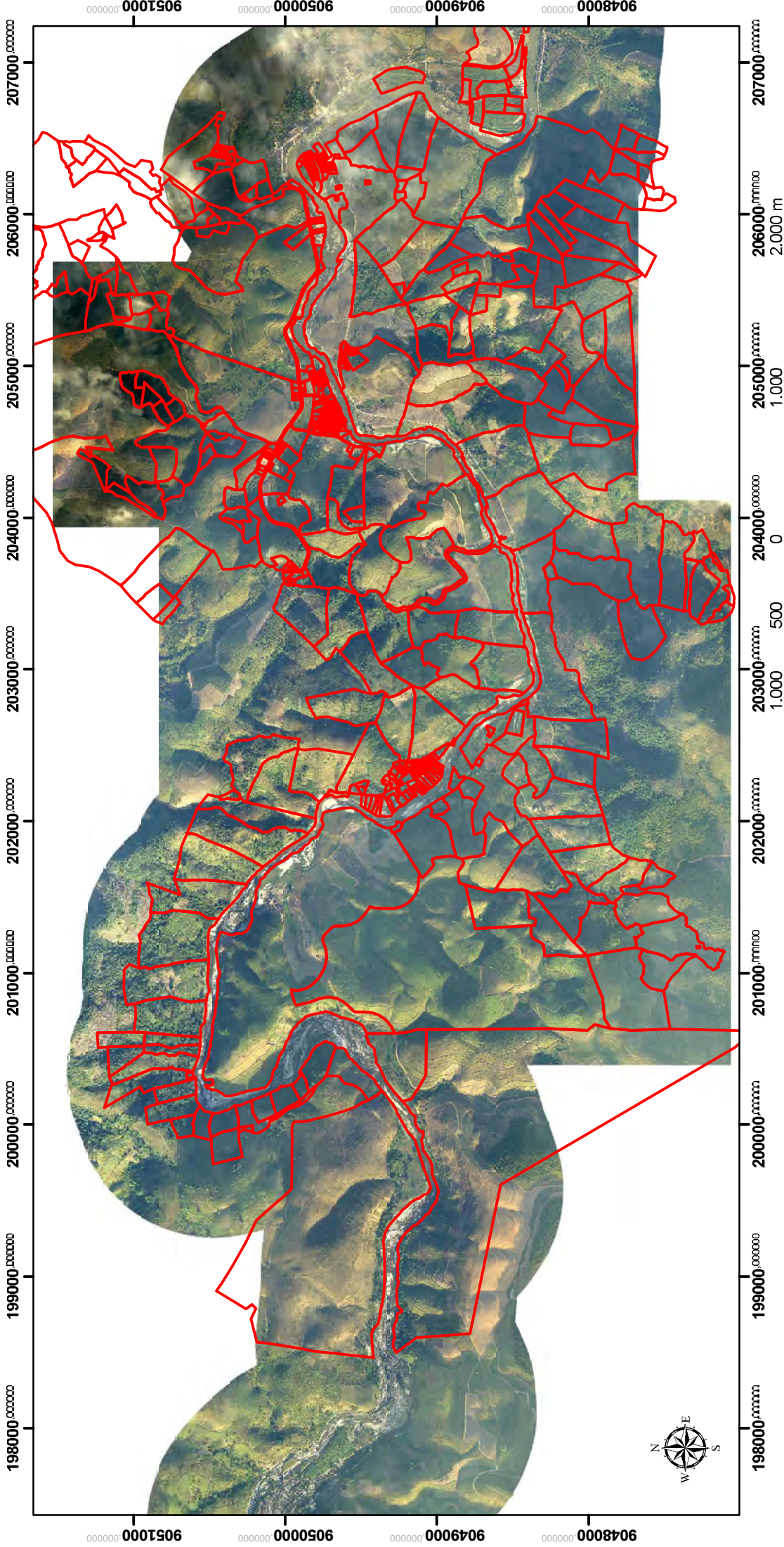


DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA - DECart
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS - CTG
UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO - UFPE

SERRO AZUL - ESTUDO DE RISCO DE INUNDAÇÕES

Mapa de Propriedades Cadastradas

REGIÃO NORDESTE DO BRASIL - 1/35000
FOLHA ÚNICA - ISO A4



Legenda



Propriedades Cadastradas

Projeção UTM - F25S
SR - SIRGAS2000

Ortoimagem com GSD de 4,5m

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

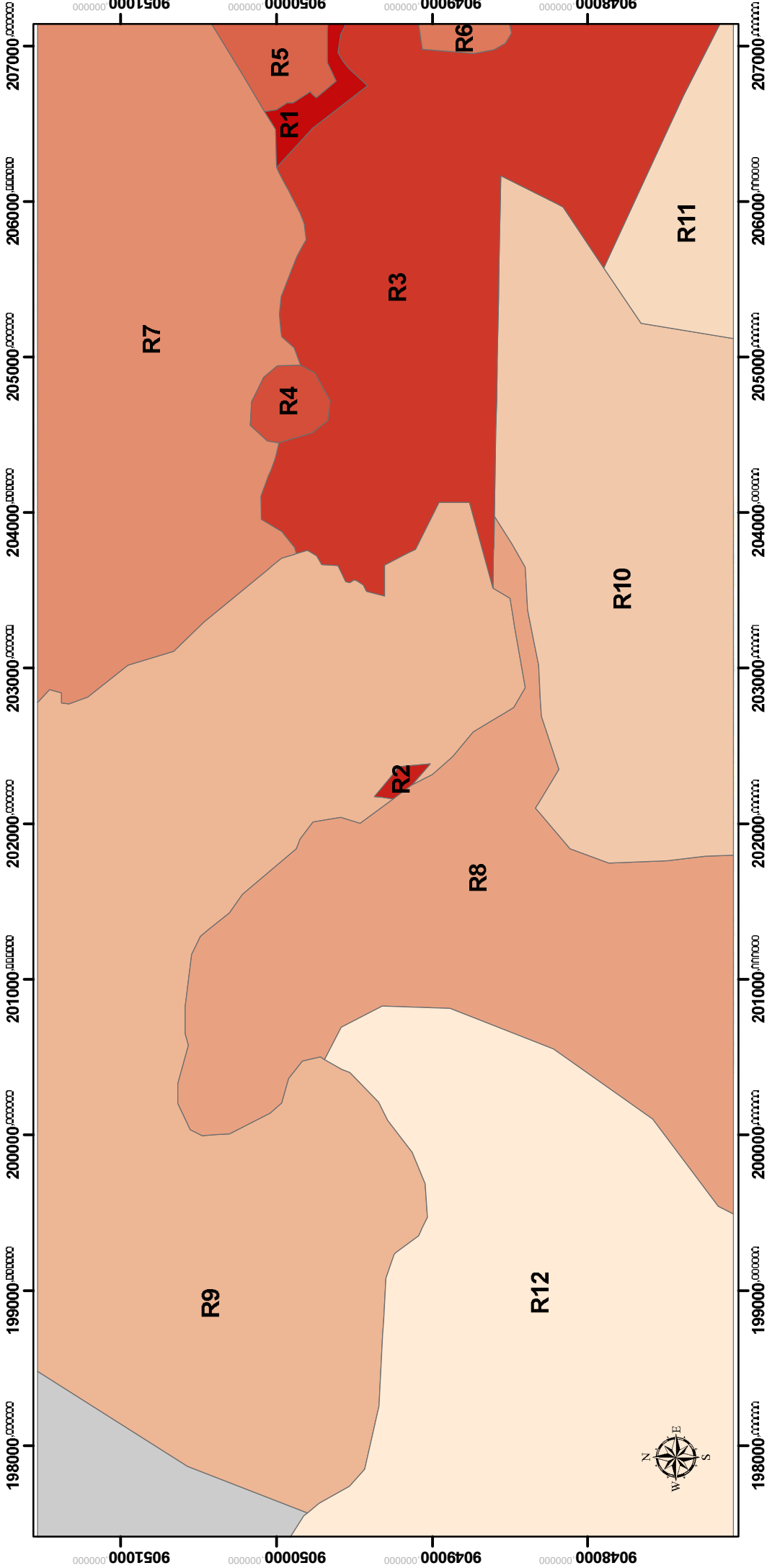
APÊNDICE G – Mapa de Risco de Inundação 1



DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRAFICA - DECart
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS - CTG
UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO - UFPE

SERRO AZUL - ESTUDO DE RISCO DE INUNDAÇÕES
Mapa de Risco de Inundação 1 (Setores Consistórios)

REGIÃO NORDESTE DO BRASIL - 1/35000
FOLHA ÚNICA - ISO A4



Legenda

Critérios de Risco

	Fora de Risco	R9	0,054	R5	0,441	R1	1,000
	R12	0,003	R8	0,135	R4	0,461	
	R11	0,004	R7	0,165	R3	0,485	

Projeção UTM - F25S
SR - SIRGAS2000

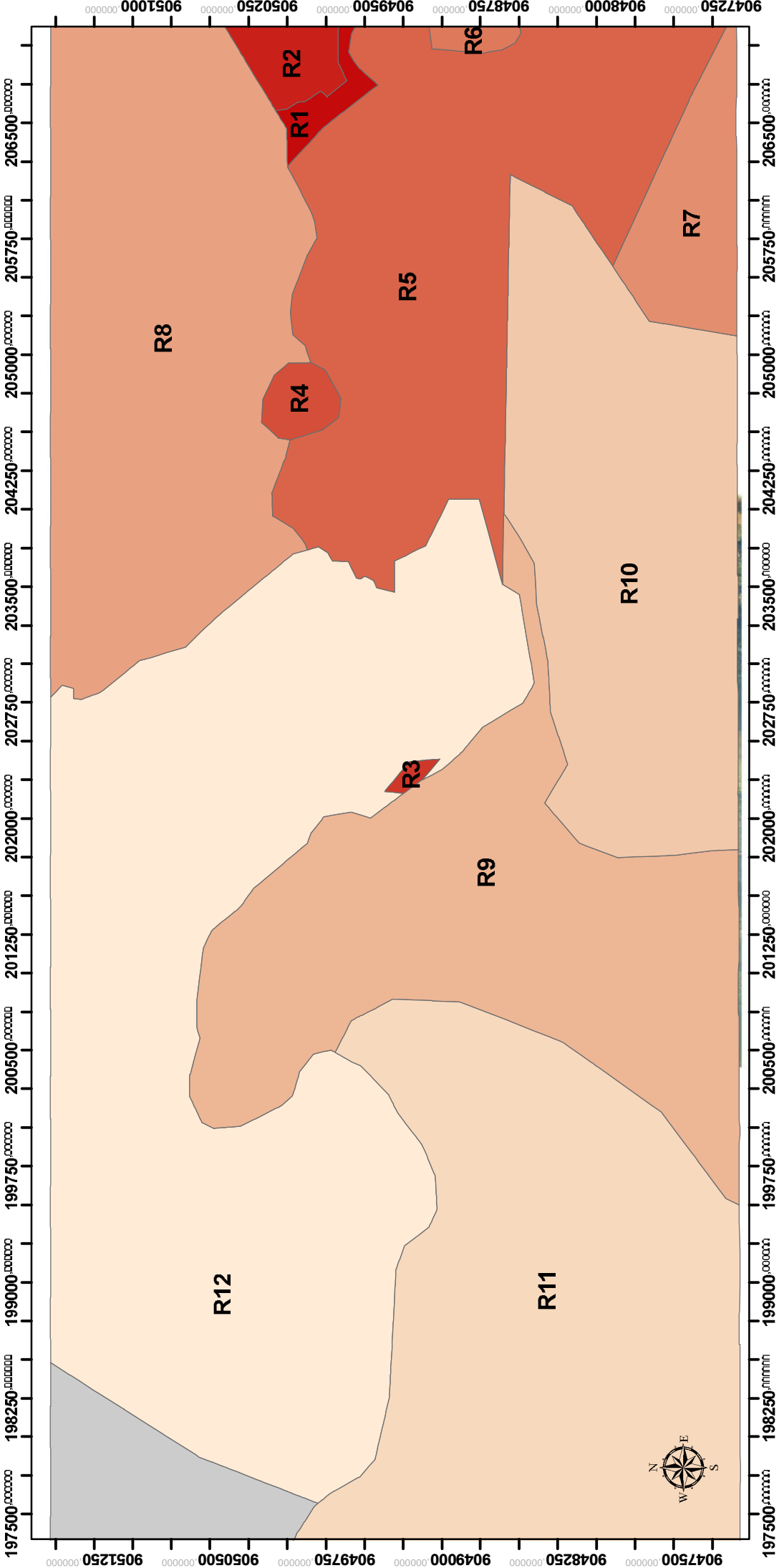
Ortoimagem com GSD de 4,5m

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

APÊNDICE H – Mapa de Risco de Inundação com Variáveis 1



Legenda

Critério de Risco

	R10	0,680	R6	0,732	R2	0,842
	R9	0,692	R5	0,814	R1	1,000
	R12	0,675	R8	0,714	R4	0,836
	R11	0,678	R7	0,727	R3	0,841



Projeção UTM - F25S
SR - SIRGAS2000

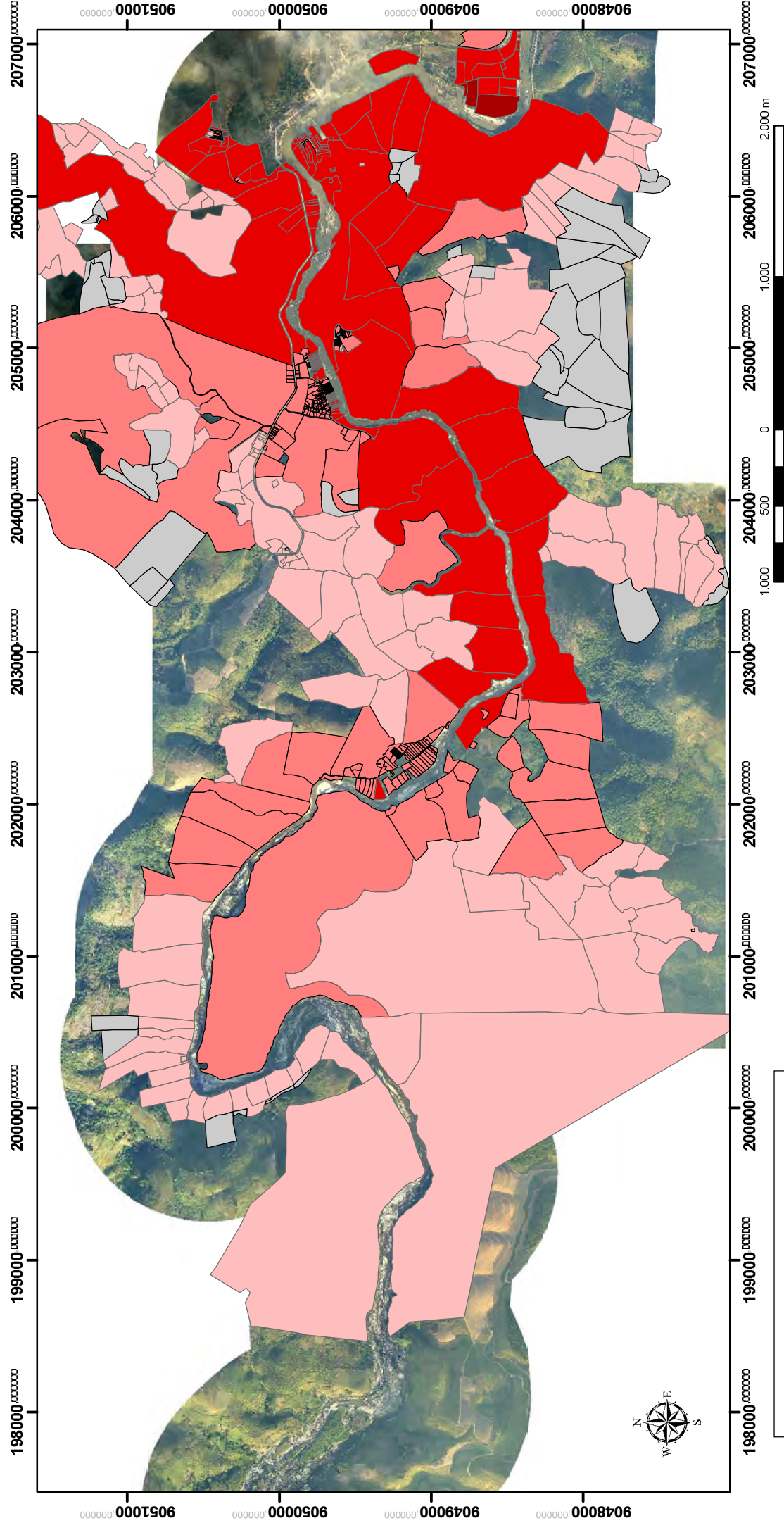
Ortoimagem com GSD de 4,5m

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

APÊNDICE I – Mapa de Risco de Inundação 2



Legenda

Risco			
	Risco Alto		
	Fora de Risco		
	Risco Extremo		
	Risco Regular		
	Risco Baixo		

Projeção UTM - F25S
SR - SIRGAS2000

Base: Ortoimagem - GSD: 0,45m

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

APÊNDICE J – Mapa de Risco de Inundação com Variáveis 2

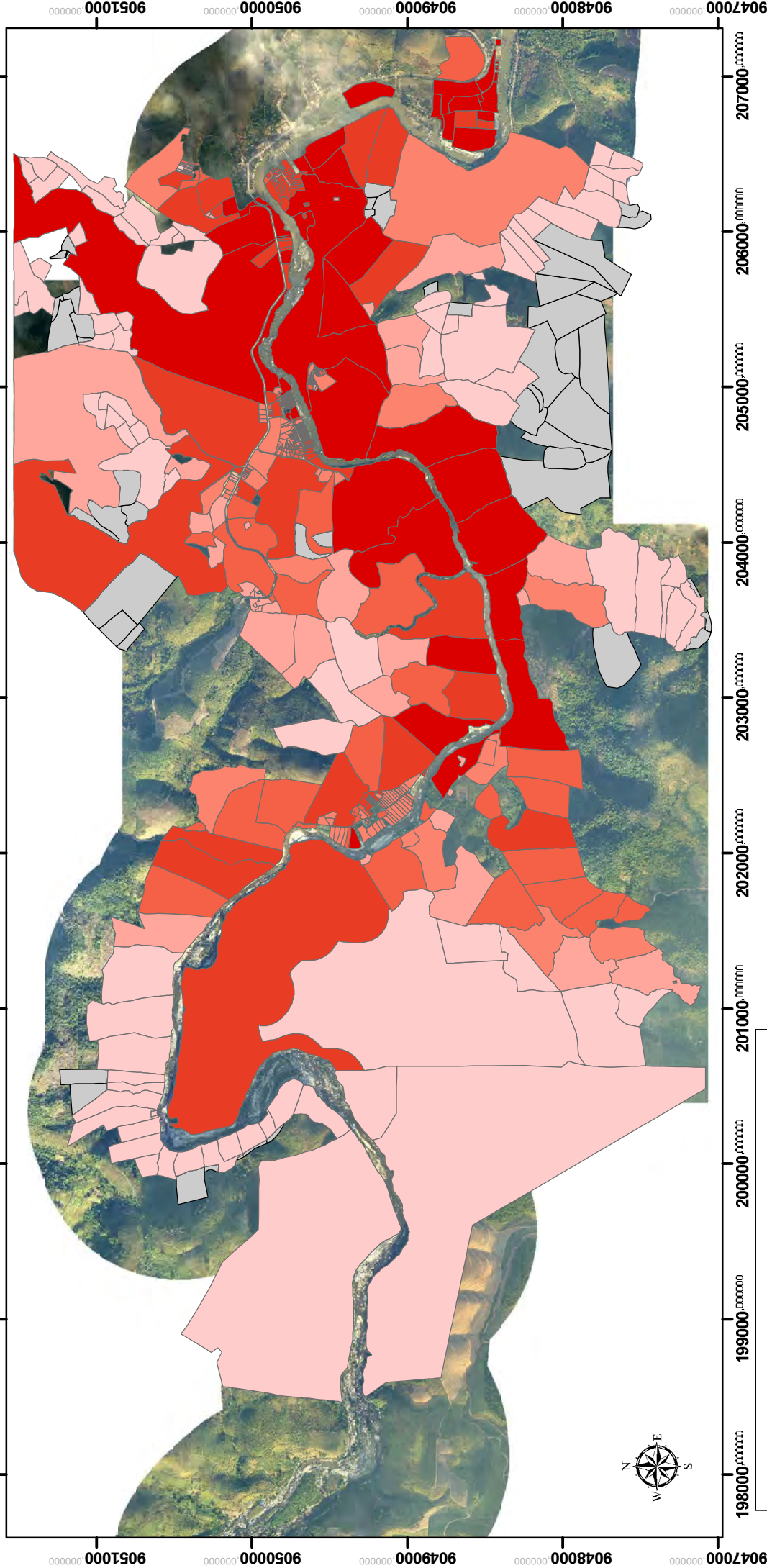


DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRAFICA - DECart
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS - CTG
UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO - UFPE

SERRO AZUL - ESTUDO DE RISCO DE INUNDAÇÕES

Mapa de Risco de Inundação com Variáveis 2 (Propriedades)

REGIÃO NORDESTE DO BRASIL - 1/35000
FOLHA ÚNICA - ISO A4



Projeção UTM - F25S
SR - SIRGAS2000

Ortoimagem com GSD de 4,5m

Zona da Mata - Estado de Pernambuco, Brasil.

Mapa desenvolvido para a dissertação de mestrado de Rafael Costa Cavalcanti.

Orientador: João Rodrigues Tavares Júnior, D. Sc.

Legenda

Critério de Risco			
Risco Baixo	Risco Moderado Alto		
Risco Moderado Baixo	Risco Alto		
Risco Moderado	Risco Extremo		
	Fora de Risco		

APÊNDICE K – Tabela de propriedades e riscos

ID	Proprietário	Calha Min.	Via Min.	Tipo Dec.	Peso Solo	Risco sem variáveis	Risco com variáveis
1	Antonio...	160	100	2	0,241	Risco Regular	0,535
351	Maria D...	150	100	3	0,065	Risco Alto	0,881
352	Manoel...	150	100	2	0,152	Risco Alto	0,786
353	José Lu...	150	100	2	0,214	Risco Alto	0,733
354	José Lu...	150	100	3	0,214	Risco Alto	0,730
355	Jose Lu...	140	300	4	0,134	Risco Extremo	0,804
356	Amaro B...	150	100	2	0,214	Risco Alto	0,733
357	José An...	140	200	2	0,152	Risco Extremo	0,882
358	Ivone...	150	100	2	0,035	Risco Alto	0,935
359	Ivone...	150	100	2	0,035	Risco Alto	0,935
411	Jose Ma...	150	100	9	0,065	Risco Alto	0,722
412	Antonio...	150	100	6	0,418	Risco Alto	0,611
413	Cicera...	160	100	3	0,321	Risco Regular	0,500
414	Jose He...	160	100	2	0,321	Risco Regular	0,500
415	Taisa J...	160	100	2	0,321	Risco Regular	0,500
416	Aguinal...	160	100	3	0,321	Risco Regular	0,500
417	Aguinal...	160	100	2	0,321	Risco Regular	0,500
418	Rosinei...	160	100	2	0,321	Risco Regular	0,500
419	Sandro...	160	100	2	0,321	Risco Regular	0,500
421	Sebasti...	150	100	5	0,065	Risco Alto	0,854
422	Daniel...	160	100	4	0,241	Risco Regular	0,535
423	Luciene...	160	100	3	0,241	Risco Regular	0,535
424	Luiz Al...	160	100	3	0,241	Risco Regular	0,535
425	Maria A...	160	100	4	0,418	Risco Regular	0,472
426	Jose Lo...	160	100	3	0,241	Risco Regular	0,535
427	Maria d...	160	100	3	0,241	Risco Regular	0,535
428	Antonia...	160	100	3	0,241	Risco Regular	0,535
429	Cicero...	160	100	2	0,241	Risco Regular	0,535
441	Joel Lo...	210	301	5	0,418	Risco Baixo	0,265
443	Josefa...	150	100	2	0,418	Risco Alto	0,619
444	Jose Fr...	150	100	2	0,332	Risco Alto	0,658
445	Aluizio...	150	100	2	0,418	Risco Alto	0,619
447	Celso C...	210	301	9	0,418	Risco Baixo	0,326
448	Antonio...	150	100	2	0,418	Risco Alto	0,619
449	Josefa...	150	100	2	0,418	Risco Alto	0,619
451	Josefa...	150	100	2	0,152	Risco Alto	0,786
452	José Ev...	150	100	2	0,418	Risco Alto	0,619
453	Maria J...	150	100	2	0,418	Risco Alto	0,619
454	Francis...	150	100	5	0,152	Risco Alto	0,766
455	José Lo...	150	100	2	0,418	Risco Alto	0,619
456	Maria J...	150	100	4	0,332	Risco Alto	0,655
457	Antonio...	150	100	2	0,048	Risco Alto	0,915
458	Cícera...	150	100	2	0,418	Risco Alto	0,619
459	Ivanild...	150	100	9	0,048	Risco Alto	0,732
462	José Fe...	150	100	4	0,152	Risco Alto	0,776
464	Claudem...	160	100	2	0,321	Risco Regular	0,500
465	Erivan...	160	100	2	0,321	Risco Regular	0,500
466	José Go...	160	100	2	0,232	Risco Regular	0,540

467	Marcelo...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
468	Vania M...	160	100	4	0,232 Risco Regular	0,540
469	Claudem...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
471	Edimils...	160	100	6	0,332 Risco Regular	0,501
472	Jose Ed...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
473	Luciano...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
474	Maria A...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
475	Edimils...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
476	Silvana...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
477	Maria J...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
478	Luciana...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
479	Maria J...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
3510	Francis...	150	200	2	0,214 Risco Alto	0,660
3511	Sebasti...	150	200	2	0,035 Risco Alto	0,799
3512	Marcos...	160	100	9	0,134 Risco Regular	0,572
3513	José Gr...	150	300	2	0,214 Risco Alto	0,582
3514	Sebasti...	140	300	2	0,241 Risco Extremo	0,760
4109	Kleber...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4110	Maria F...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4111	Maria F...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4112	Kleber...	160	100	9	0,048 Risco Regular	0,610
4113	Marcelo...	150	100	9	0,048 Risco Alto	0,732
4114	Roberto...	160	301	9	0,332 Risco Regular	0,368
4115	Israel...	150	100	9	0,048 Risco Alto	0,732
4116	Julio A...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4117	Otacili...	210	100	9	0,048 Risco Baixo	0,536
4118	Jose Go...	210	100	5	0,048 Risco Baixo	0,534
4119	Josefa...	210	100	5	0,332 Risco Baixo	0,406
4120	Nerival...	210	301	9	0,418 Risco Baixo	0,326
4122	Elezir...	150	100	4	0,065 Risco Alto	0,870
4124	José Ve...	160	100	9	0,048 Risco Regular	0,610
4125	José Ve...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4126	José Ma...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
4127	José Ve...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4129	José Ri...	210	200	9	0,418 Risco Baixo	0,419
4130	José He...	160	100	9	0,048 Risco Regular	0,610
4131	Edeílso...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
4132	Ednaldo...	160	100	9	0,048 Risco Regular	0,610
4133	Maria d...	160	200	9	0,048 Risco Regular	0,555
4134	Reginal...	160	301	9	0,048 Risco Regular	0,383
4135	Amara A...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
4136	Maria d...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4137	Geraldo...	150	100	2	0,065 Risco Alto	0,888
4138	Subesta...	160	300	2	0,241 Risco Regular	0,413
4139	Severin...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4140	Edeílto...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4141	Cicero...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4142	Carlos...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4143	Coopera...	160	200	2	0,332 Risco Regular	0,449
4144	José Ga...	150	100	2	0,332 Risco Alto	0,658

4146	José Fr...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4150	Madalen...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4210	Sandra...	210	100	3	0,201 Risco Baixo	0,430
4211	Marcos...	210	100	3	0,201 Risco Baixo	0,430
4212	Maria J...	210	100	3	0,201 Risco Baixo	0,430
4213	Sonia M...	160	100	4	0,152 Risco Regular	0,591
4214	Marluce...	160	100	3	0,241 Risco Regular	0,535
4215	Maria S...	160	100	3	0,241 Risco Regular	0,535
4216	Maria A...	160	100	3	0,152 Risco Regular	0,593
4217	Veronil...	160	100	2	0,232 Risco Regular	0,540
4218	José Le...	160	100	2	0,232 Risco Regular	0,540
4219	Ivanild...	160	100	2	0,232 Risco Regular	0,540
4220	Edcelma...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4221	Amaro F...	160	100	4	0,152 Risco Regular	0,591
4222	Josefa...	160	100	4	0,152 Risco Regular	0,591
4223	Marinit...	160	100	4	0,241 Risco Regular	0,535
4224	Elisang...	160	100	4	0,241 Risco Regular	0,535
4225	Cicero...	150	100	8	0,048 Risco Alto	0,792
4226	Marli d...	150	100	9	0,048 Risco Alto	0,732
4227	Luiz Al...	150	100	9	0,065 Risco Alto	0,722
4228	Veronil...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
4229	Mercia...	150	100	9	0,332 Risco Alto	0,616
4230	Anderso...	160	200	9	0,418 Risco Regular	0,468
4231	Elvis L...	150	100	9	0,048 Risco Alto	0,732
4232	Maria l...	150	100	9	0,048 Risco Alto	0,732
4233	Valdemi...	150	100	9	0,048 Risco Alto	0,732
4234	Mercia...	150	100	9	0,048 Risco Alto	0,732
4235	José Fe...	210	200	6	0,241 Risco Baixo	0,390
4236	José Ci...	210	200	9	0,048 Risco Baixo	0,485
4237	Rosilda...	210	300	9	0,048 Risco Baixo	0,432
4238	Cicera...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4239	Francis...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4240	Luceild...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4241	Emilian...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4242	Luiz Ma...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4246	Cicero...	210	100	9	0,048 Risco Baixo	0,536
4247	Luiz Ma...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
4248	Maria d...	210	100	9	0,048 Risco Baixo	0,536
4249	Valdir...	210	200	9	0,332 Risco Baixo	0,430
4250	Lucimar...	210	200	9	0,048 Risco Baixo	0,485
4251	José Pl...	210	300	9	0,048 Risco Baixo	0,432
4252	Maria J...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4253	Associa...	160	200	2	0,065 Risco Regular	0,561
4254	Maria J...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4255	Maria J...	160	100	9	0,048 Risco Regular	0,610
4256	Cicera...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
4257	Amara A...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4258	Luiz Co...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4259	Maria d...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4260	Luiz Be...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469

4261	Geraldo...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
4262	Ivaldo...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
4263	Ivaldo...	210	100	8	0,048 Risco Baixo	0,535
4264	Edvaldo...	210	300	9	0,048 Risco Baixo	0,432
4265	Maria J...	150	100	7	0,332 Risco Alto	0,640
4266	Maria T...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4267	Reginal...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4268	Josina...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4269	Assenta...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
4270	Manoel...	150	100	8	0,048 Risco Alto	0,792
4271	Jose Ma...	210	301	8	0,332 Risco Baixo	0,295
4272	Reginal...	210	300	9	0,332 Risco Baixo	0,397
4273	Maria d...	210	301	8	0,048 Risco Baixo	0,291
4274	José Re...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4276	Patrici...	150	100	3	0,048 Risco Alto	0,907
4277	Maria J...	150	200	9	0,065 Risco Alto	0,669
4278	Rubem G...	150	100	4	0,332 Risco Alto	0,655
4279	Maria d...	150	100	4	0,332 Risco Alto	0,655
4280	L-cio S...	150	200	4	0,332 Risco Alto	0,602
4281	Antonio...	150	200	4	0,332 Risco Alto	0,602
4282	Elza Mo...	150	100	4	0,332 Risco Alto	0,655
4283	Geraldo...	160	100	3	0,332 Risco Regular	0,496
4284	Otacili...	150	100	3	0,418 Risco Alto	0,618
4286	José Be...	150	100	2	0,332 Risco Alto	0,658
4287	Maria d...	150	100	2	0,332 Risco Alto	0,658
4288	Marluce...	150	100	2	0,332 Risco Alto	0,658
4289	Amara m...	150	100	2	0,332 Risco Alto	0,658
4290	José Am...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4293	Alberti...	150	200	4	0,241 Risco Alto	0,642
4294	Maria J...	160	200	4	0,418 Risco Regular	0,434
4296	Antonio...	150	100	2	0,332 Risco Alto	0,658
4298	Edvaldo...	150	200	3	0,418 Risco Alto	0,573
4299	Luciano...	150	200	3	0,332 Risco Alto	0,604
4410	Maria B...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4411	Wandson...	150	100	2	0,152 Risco Alto	0,786
4412	Genival...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4413	Tamiris...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4414	José He...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
4415	Quiteri...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4416	Severin...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
4417	Valmir...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4418	Clauden...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4419	Zilda R...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4420	Cícera...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4421	Adriano...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4422	Severin...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4423	Maria L...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4424	Francis...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4425	Severin...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4426	Maria J...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469

4427 Jerlane...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4428 José Gi...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4429 Iraci M...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4430 Jose Ca...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4431 Cicero...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4432 Maria C...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4433 Davi Ta...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4434 Maria d...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4438 Edilson...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4439 Eliel S...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4443 Darci B...	210	301	5	0,332 Risco Baixo	0,261
4444 Joel Lo...	210	301	5	0,332 Risco Baixo	0,261
4446 Joel Lo...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4447 Edimir...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
4448 Luiz Ru...	160	100	9	0,065 Risco Regular	0,601
4449 Cicero...	160	200	5	0,332 Risco Regular	0,455
4450 Edileus...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
4451 Cicero...	160	200	5	0,418 Risco Regular	0,437
4452 João Se...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
4453 João Al...	160	300	4	0,418 Risco Regular	0,394
4455 Severin...	210	200	9	0,048 Risco Baixo	0,485
4456 Manoel...	210	100	6	0,332 Risco Baixo	0,414
4459 Miguel...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4460 Amaro P...	210	100	5	0,332 Risco Baixo	0,406
4461 Maria J...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4462 Eraldo...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
4463 José Ra...	210	100	9	0,048 Risco Baixo	0,536
4464 Cleonic...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4465 Cicero...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4466 Maria J...	160	200	2	0,065 Risco Regular	0,561
4467 Luiz Co...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
4468 José Ra...	160	200	9	0,048 Risco Regular	0,555
4469 Cícero...	210	301	6	0,048 Risco Baixo	0,255
4470 Maria J...	210	301	7	0,048 Risco Baixo	0,271
4471 José Al...	150	100	3	0,332 Risco Alto	0,657
4474 Maria d...	210	301	5	0,332 Risco Baixo	0,261
4475 Edimar...	150	100	3	0,332 Risco Alto	0,657
4476 José Pl...	150	200	2	0,418 Risco Alto	0,574
4477 Ana Pau...	210	301	5	0,418 Risco Baixo	0,265
4478 Celso C...	150	200	9	0,134 Risco Alto	0,642
4479 Mário J...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4480 Arlindo...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4481 Valmir...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4482 Iraquit...	150	300	9	0,048 Risco Alto	0,614
4483 Maria d...	150	300	5	0,418 Risco Alto	0,524
4484 João Fa...	160	300	5	0,418 Risco Regular	0,398
4485 Maria J...	160	300	5	0,241 Risco Regular	0,421
4486 Laelson...	210	301	5	0,418 Risco Baixo	0,265
4487 Maria A...	160	300	5	0,418 Risco Regular	0,398
4488 José Cl...	160	300	5	0,155 Risco Regular	0,438

4489	Angela...	160	300	5	0,332 Risco Regular	0,408
4490	Mariéne...	160	300	5	0,418 Risco Regular	0,398
4491	Francis...	160	300	5	0,418 Risco Regular	0,398
4492	André S...	160	300	5	0,418 Risco Regular	0,398
4493	Regina...	210	301	5	0,418 Risco Baixo	0,265
4494	Lucicle...	150	300	5	0,418 Risco Alto	0,524
4495	Lucicle...	150	300	2	0,332 Risco Alto	0,545
4510	Cláudio...	150	200	9	0,332 Risco Alto	0,583
4511	Joel Lo...	160	300	3	0,418 Risco Regular	0,391
4512	Luiz Ba...	150	100	2	0,241 Risco Alto	0,713
4513	Cláudio...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4515	Marcone...	150	100	2	0,241 Risco Alto	0,713
4516	Joice C...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4517	Maria V...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4518	Maria J...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4519	Manoel...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4520	Maria S...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4521	Maria S...	160	100	2	0,201 Risco Regular	0,558
4522	Ivanild...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4523	Carlos...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4524	Cícera...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4525	Maria R...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4526	Antonio...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4527	Manoel...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4528	Ednaldo...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4529	Luciene...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4530	Geane C...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4531	Severin...	160	100	2	0,201 Risco Regular	0,558
4532	Maria d...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4533	Maria J...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4534	Ilvane...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4535	Walber...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4536	Valdeni...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4537	Manoel...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4538	Vanessa...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4539	Laercio...	210	100	9	0,048 Risco Baixo	0,536
4540	José Er...	210	200	5	0,241 Risco Baixo	0,380
4541	Josiel...	210	100	5	0,152 Risco Baixo	0,460
4542	Marcian...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4543	Amaro M...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4544	José La...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4545	Roberto...	210	100	5	0,152 Risco Baixo	0,460
4546	Genildo...	160	100	6	0,152 Risco Regular	0,584
4547	Domingo...	210	100	6	0,332 Risco Baixo	0,414
4548	Genildo...	210	100	5	0,332 Risco Baixo	0,406
4549	Jerri A...	210	100	5	0,134 Risco Baixo	0,469
4550	Gilbert...	210	100	4	0,232 Risco Baixo	0,424
4551	Elson J...	210	100	4	0,232 Risco Baixo	0,424
4552	Genildo...	210	100	9	0,152 Risco Baixo	0,499
4553	Carlos...	160	300	7	0,332 Risco Regular	0,420

4554	Maria V...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4555	Evaldo...	160	100	2	0,201 Risco Regular	0,558
4556	Jozina...	160	100	2	0,201 Risco Regular	0,558
4557	TERRENO...	160	100	2	0,201 Risco Regular	0,558
4558	Severin...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4559	Edson F...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4560	Marcian...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4561	Cindian...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4562	Amaro M...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
4563	Selma M...	160	100	2	0,232 Risco Regular	0,540
4564	Cícero...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4565	José de...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4566	Maria T...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4567	Maria A...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4568	José He...	150	100	2	0,152 Risco Alto	0,786
4569	Marcian...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4570	Fernand...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4571	João Ca...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4572	Edvaldo...	160	100	2	0,201 Risco Regular	0,558
4573	Cleonic...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4574	Valdema...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4575	Maria d...	160	100	2	0,201 Risco Regular	0,558
4576	Josefa...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4577	Alcinea...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4578	Quitéri...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4579	Manoel...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4580	Severin...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4581	Joaquin...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4582	José An...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4583	Sueli M...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4584	Amara M...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4585	Josilan...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4586	Josefa...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4587	Quitéri...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4588	Davi Ta...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4589	Geralda...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4590	Carmeli...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4591	Michele...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4592	Cícero...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4593	Maria V...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4594	José Er...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4595	Maria d...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4596	José An...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4597	José La...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4598	Carlos...	150	100	2	0,152 Risco Alto	0,786
4599	Carlos...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4603	Maria J...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4604	Ramiro...	210	100	9	0,332 Risco Baixo	0,458
4605	Doralic...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4606	José Fe...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535

4607 Severin...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4608 Jailson...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4609 Odete M...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4610 Maria d...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4611 Quiteri...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4612 João Fr...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4613 Ezequie...	210	301	9	0,134 Risco Baixo	0,330
4614 Jacinto...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4616 João Fe...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4617 Marinit...	210	301	6	0,332 Risco Baixo	0,270
4618 José Ca...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4621 Pedro J...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4622 Pedro J...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4623 Pedro J...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4624 José Pi...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4625 José Fe...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4626 José Fá...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4627 Maria V...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4628 Cicera...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4629 Marlene...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4630 Francis...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4631 Silvana...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4632 Francis...	210	100	9	0,332 Risco Baixo	0,458
4633 Uires F...	150	100	2	0,152 Risco Alto	0,786
4634 Amaro G...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4635 José Fr...	160	100	9	0,065 Risco Regular	0,601
4636 Marta B...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4637 Marta B...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4638 Marta B...	160	100	3	0,332 Risco Regular	0,496
4639 Marta B...	160	100	5	0,418 Risco Regular	0,474
4640 Antonio...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4641 José Lo...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4642 Paulo J...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4643 Welling...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4644 Maria D...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4645 Escola...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4646 Maria J...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4647 José Fr...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4649 Maria A...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4650 Roberto...	210	301	6	0,332 Risco Baixo	0,270
4651 Geralda...	210	301	5	0,418 Risco Baixo	0,265
4652 Edjane...	210	301	6	0,418 Risco Baixo	0,273
4654 Edson V...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4655 José Ed...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4656 Edjane...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4657 Lucicle...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4658 Maria R...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4659 Edjane...	160	100	2	0,321 Risco Regular	0,500
4660 Marcia...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4661 Geralda...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595

4663	Abelard...	160	100	9	0,065 Risco Regular	0,601
4664	Maria d...	160	301	9	0,048 Risco Regular	0,383
4665	José Be...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4667	Geralda...	210	301	4	0,332 Risco Baixo	0,256
4668	José Fe...	160	100	2	0,152 Risco Regular	0,595
4669	José Fe...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4670	Cicera...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4672	José Ed...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
4673	José Fe...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4674	Valdeni...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4675	José da...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4676	Arlindo...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4677	José Ma...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4678	Odete M...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4679	Maria d...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4680	José da...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4681	Severin...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4682	José Fe...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4683	Doralic...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4684	Maria G...	150	100	2	0,418 Risco Alto	0,619
4687	Cicero...	210	301	8	0,418 Risco Baixo	0,296
4688	Joao Se...	210	301	7	0,332 Risco Baixo	0,281
4689	Joao Os...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4690	João Se...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4691	Joao Os...	210	301	7	0,332 Risco Baixo	0,281
4692	Jose Si...	210	301	7	0,332 Risco Baixo	0,281
4694	José Fr...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4697	Genival...	160	300	9	0,332 Risco Regular	0,447
4698	Alcides...	210	100	9	0,048 Risco Baixo	0,536
4699	Jose Eu...	210	301	7	0,048 Risco Baixo	0,271
4710	Patrici...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
4711	Roseane...	210	100	8	0,332 Risco Baixo	0,435
4712	Airton...	210	301	8	0,332 Risco Baixo	0,295
4713	Jose Mo...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4714	Maria G...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4715	Silvani...	160	100	9	0,152 Risco Regular	0,565
4716	Davi Ta...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
4717	Silvana...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
4719	Julio C...	210	100	9	0,048 Risco Baixo	0,536
4720	Maria A...	150	100	9	0,048 Risco Alto	0,732
8888	AREA PE...	160	301	9	0,332 Risco Regular	0,368
42100	Enesio...	150	200	3	0,418 Risco Alto	0,573
42101	Jeane M...	150	200	4	0,418 Risco Alto	0,573
42102	Antonio...	150	200	4	0,418 Risco Alto	0,573
42103	Ivanild...	160	200	4	0,418 Risco Regular	0,434
42104	Lucimar...	160	200	4	0,418 Risco Regular	0,434
42105	Daiane...	150	200	4	0,418 Risco Alto	0,573
42106	João Pe...	150	200	3	0,241 Risco Alto	0,644
42107	Pedro J...	150	200	4	0,418 Risco Alto	0,573
42108	Aldja F...	150	200	4	0,418 Risco Alto	0,573

42117 Luciano...	210	301	6	0,332 Risco Baixo	0,270
42118 william...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
42119 José Ro...	150	200	6	0,332 Risco Alto	0,598
42120 Luciano...	160	300	4	0,418 Risco Regular	0,394
42121 Elenild...	160	300	5	0,418 Risco Regular	0,398
42122 Marina...	150	200	5	0,332 Risco Alto	0,601
42123 Ivone M...	210	300	9	0,048 Risco Baixo	0,432
42124 Marco A...	150	301	9	0,048 Risco Alto	0,481
42125 Maria L...	150	300	5	0,332 Risco Alto	0,544
42126 Damiao...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
42127 Luciana...	160	301	9	0,332 Risco Regular	0,368
42128 José Am...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
42130 Gilbert...	210	301	6	0,332 Risco Baixo	0,270
42131 Elias F...	210	301	7	0,048 Risco Baixo	0,271
42132 Zozimo...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
42134 Antonia...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
42136 Elias F...	210	301	5	0,048 Risco Baixo	0,243
42137 Marli S...	210	301	7	0,048 Risco Baixo	0,271
42138 José Eu...	210	301	7	0,048 Risco Baixo	0,271
42140 Alailso...	210	301	5	0,332 Risco Baixo	0,261
42147 Rosecle...	150	100	2	0,035 Risco Alto	0,935
42148 Jailson...	150	100	2	0,000 Risco Alto	1,000
42149 Ivanild...	150	100	2	0,000 Risco Alto	1,000
42150 Maria J...	150	100	2	0,000 Risco Alto	1,000
42151 Jailson...	150	100	2	0,134 Risco Alto	0,804
42153 Carlos...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
42154 Manoel...	210	100	5	0,332 Risco Baixo	0,406
42155 Maria J...	210	100	7	0,418 Risco Baixo	0,409
42157 Josefa...	210	100	6	0,418 Risco Baixo	0,399
42158 Terezin...	210	100	5	0,332 Risco Baixo	0,406
42159 Quiteri...	210	100	5	0,332 Risco Baixo	0,406
42160 Maria J...	210	100	4	0,418 Risco Baixo	0,386
42161 Jose Va...	210	100	5	0,332 Risco Baixo	0,406
42163 Ednaldo...	210	200	6	0,418 Risco Baixo	0,369
42164 Carlos...	210	301	9	0,065 Risco Baixo	0,332
45100 Maria V...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
45101 José Jo...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
45102 Maria d...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
45104 Genival...	160	100	2	0,232 Risco Regular	0,540
45105 Sonia M...	210	100	2	0,232 Risco Baixo	0,417
45106 Manoel...	210	301	6	0,332 Risco Baixo	0,270
45107 José lu...	210	301	8	0,418 Risco Baixo	0,296
45108 Ana Luc...	210	301	5	0,048 Risco Baixo	0,243
45110 Genival...	160	100	3	0,418 Risco Regular	0,470
45111 Romildo...	160	100	3	0,332 Risco Regular	0,496
45112 Edilma...	160	100	5	0,418 Risco Regular	0,474
45113 INCRA...	160	100	5	0,418 Risco Regular	0,474
45114 José Ra...	160	100	5	0,332 Risco Regular	0,499
45115 José He...	160	100	4	0,418 Risco Regular	0,472
45116 Edvaldo...	160	100	3	0,418 Risco Regular	0,470

45117 Maurice...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
45118 Arinald...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
45119 Amaury...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
45120 Josefa...	160	100	3	0,332 Risco Regular	0,496
45121 Severin...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
45122 Josefa...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
45123 Genival...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
45124 Josefa...	160	100	4	0,418 Risco Regular	0,472
45125 Reginal...	160	100	4	0,332 Risco Regular	0,497
45126 Iraniva...	160	100	9	0,048 Risco Regular	0,610
45127 Severin...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
45128 Francis...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
45129 Djalma...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
45130 Ednaldo...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
45131 José Má...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
45132 João Ma...	160	100	2	0,418 Risco Regular	0,469
45134 ValÚnio...	160	100	5	0,418 Risco Regular	0,474
45135 João Be...	160	100	4	0,332 Risco Regular	0,497
45136 Maria E...	160	100	4	0,418 Risco Regular	0,472
45137 Josenil...	160	100	5	0,332 Risco Regular	0,499
45138 Amara M...	160	100	5	0,332 Risco Regular	0,499
45139 Valquir...	160	100	5	0,332 Risco Regular	0,499
45140 Marcos...	160	100	5	0,332 Risco Regular	0,499
45141 Josilen...	160	100	5	0,048 Risco Regular	0,692
45142 Clauden...	160	100	5	0,048 Risco Regular	0,692
45143 Maria T...	160	100	4	0,048 Risco Regular	0,705
45144 José Sa...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
45145 Arinald...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
45146 Edeílso...	160	100	4	0,332 Risco Regular	0,497
45147 Vanusa...	210	100	5	0,201 Risco Baixo	0,440
45149 Janaina...	210	100	5	0,201 Risco Baixo	0,440
45150 Associa...	160	100	9	0,332 Risco Regular	0,513
45151 Marcia...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
45152 Maria d...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
45153 Angela...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
45154 José Ad...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
45155 Associa...	160	100	2	0,332 Risco Regular	0,496
45156 Nivaldo...	160	100	3	0,241 Risco Regular	0,535
45157 Associa...	160	100	2	0,241 Risco Regular	0,535
45158 José Sa...	160	200	2	0,852 Risco Regular	0,384
45159 Josefa...	150	100	9	0,048 Risco Alto	0,732
45160 José Fr...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
45161 Manoel...	210	301	9	0,048 Risco Baixo	0,332
45162 João Ma...	210	300	9	0,048 Risco Baixo	0,432
45163 José An...	150	100	3	0,152 Risco Alto	0,782
45165 Elionai...	150	100	3	0,332 Risco Alto	0,657
45166 Luiz Mo...	150	200	4	0,418 Risco Alto	0,573
45167 Enezio...	150	100	3	0,332 Risco Alto	0,657
45168 Severin...	160	100	9	0,048 Risco Regular	0,610
46100 Jose Eu...	210	301	5	0,418 Risco Baixo	0,265

46101 Louriva...	210	301	9	0,332 Risco Baixo	0,327
46104 Manoel...	150	100	6	0,065 Risco Alto	0,833
46105 Manoel...	150	100	2	0,065 Risco Alto	0,888
46113 Quiteri...	210	301	6	0,332 Risco Baixo	0,270
46114 Aldemir...	210	301	8	0,332 Risco Baixo	0,295
46115 Mariene...	210	301	4	0,418 Risco Baixo	0,260
46116 Edson d...	210	301	5	0,332 Risco Baixo	0,261
46122 Antonio...	210	100	6	0,048 Risco Baixo	0,534
451148 Alcides...	160	100	5	0,332 Risco Regular	0,499

ANEXOS

ANEXO A – Relatório de cálculos AHP utilizados (GOEPELS, 2013)



BPMSG AHP Excel Template with multiple Inputs

Author: Klaus D. Goepel – <http://bpmsg.com>

Overview

The AHP template works under Windows OS and Excel version MS Excel 2010 (xlsx extension). The workbook consists of 20 input worksheets for pair-wise comparisons, a sheet for the consolidation of all judgments, a summary sheet to display the result, a sheet with reference tables (random index, limits for geometric consistency index GCI, judgment scales) and a sheet for solving the eigenvalue problem when using the eigenvector method (EVM).

Limitations

- Maximal number of criteria: 10
- Maximal number of decision makers/participants: 20

Results

The result table will show all criteria with calculated weights and rank, using the EVM:

Criterion	Comment	Weights	Rk
1 Criterion 1	First Criterion	27,9%	2
2 Criterion 2	Second Criterion	7,2%	3
3 Criterion 3	Third Criterion	64,9%	1
4			
5			
6			
7			
8			
9	for 9&10 unprotect the input sheets and expand the question section		
10			

On top of the table you find a check field showing the convergence of the EVM calculation using the power method. The value should be close to zero.

EVM check: 5,241E-06

Principal Eigen value lambda and consistency ratios GCI (geometric consistency index) and CR (consistency ratio) are shown (see annex):

Eigenvalue	lambda: 3,000		
Consistency Ratio	0,37	GCI: 0,00	CR: 0,0%

In the section below the comparison matrix is displayed:

Matrix	Criterion 1	Criterion 2	Criterion 3	0	0	0	0	0	0	0
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Criterion 1	1	5	1/3	-	-	-	-	-	-	-
Criterion 2	2	1/5	1	1/7	-	-	-	-	-	-
Criterion 3	3	3	7	1	-	-	-	-	-	-
0	4	-	-	-	1	-	-	-	-	-
0	5	-	-	-	-	1	-	-	-	-
0	6	-	-	-	-	-	1	-	-	-
0	7	-	-	-	-	-	-	1	-	-
0	8	-	-	-	-	-	-	-	1	-
0	9	-	-	-	-	-	-	-	-	1
0	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-

normalized
principal
Eigenvector

(27,9%
7,2%
64,9%
0,0%
0,0%
0,0%
0,0%
0,0%
0,0%
0,0%)

How to use the template

1. Open the Excel file AHPcalc version dd.mm.yy.xls
2. Select the worksheet "Summary"

3. Input values in the green fields only:

n= Number of criteria (3 to 10) Scale:

a) Number of criteria in "n=" (3-10)

b) Scale: selected AHP scale (see annex) – default is scale 1, standard linear 1 to 9 AHP scale

1 = standard linear scale 1 to 9

2 = logarithmic

3 = Square root

4 = Invers linear

5 = Balanced

6 = Power

7 = Geometric

Note: a) Although the most often used scale is the linear 1 to 9 scale, we recommend trying as an alternative the balanced scale, often resulting in better consistency.

b) From version 12.08.13 onwards decimals as input values for pairwise comparisons are accepted.

N= Number of Participants (1 to 10) α : Consensus:

c) Number of participants "N=" (1 - 20)

d) Alpha (α): threshold for acceptance of inconsistency. We recommend a value between 0.1 and 0.2.

Note: The consensus field is an output field showing the AHP consensus index (see annex). If you have more than one decision maker/participant. The consensus indicator ranges from 0% (no consensus between decisions makers) to 100% (full consensus between decision makers).

p= selected Participant (0=consol.) 13 7

e) Selected participant p – default "1"

For more than 1 participant you can select whose participant's result to be displayed. Participants are numbered from 1 to 20 according the input sheets for pair-wise comparisons. When selecting 0, the consolidated result for all participants will be shown, using the geometric mean of all decision matrices.

Objective

Author

Date

EVM check: 5,241E-06

f) Objective (text) to describe the project/category

g) Author (text, optional)

h) Date (date, optional)

i) The table allows you to input the name of criteria and a comment for each criterion.

Criterion 1	First Criterion
Criterion 2	Second Criterion
Criterion 3	Third Criterion

Pair-wise comparisons

1. Select worksheet "In1"

In each input sheet you can specify the name of the decision maker/participant, a weight for his evaluation and a date.

Participant 1	1	
Name	Weight	Date

A weight higher than one – for example two – means that his input is weighted twice the input of all other participants. The elements of the consolidated decision matrix (all participants) are calculated as *weighted* geometric mean of all individual participants (see annex).

The table below is the input table for pair-wise comparisons

		Criteria		more important ?	Scale
i	j	A	B	A or B	(1-9)
1	2	Criterion 1	Criterion 2	A	5
1	3		Criterion 3	B	3
1	4				
1	5				
1	6				
1	7				
1	8				
2	3	Criterion 2	Criterion 3	B	7
2	4				

For 3 criteria the first comparison is criterion 1 versus criterion 2. In the second last column the participant has to select either **A** (criterion 1 more important than 2), or **B** (criterion 2 more important than 1). A or B are not case sensitive. In the last column of the table the participant specifies the intensity – how much more important is 1 compared to 2 resp. 2 compared to 1. Valid inputs are integers from 1 to 9.

Important Note: If you use more than 8 criteria, you have to unprotect the input sheets and expand the lines from 49 to 65 to complete all comparisons. After unprotecting click on the "+"



At the bottom of the page the explanation of intensities (scale) is shown:

Intensity	Definition	Explanation
1	Equal importance	Two elements contribute equally to the objective
3	Moderate importance	Experience and judgment slightly favor one element over another
5	Strong Importance	Experience and judgment strongly favor one element over another
7	Very strong importance	One element is favored very strongly over another, it dominance is demonstrated in practice
9	Extreme importance	The evidence favoring one element over another is of the highest possible order of affirmation
2,4,6,8 can be used to express intermediate values		

The next comparison is then criterion 1 versus 2, followed by 2 versus 3. For more the 3 criteria automatically more pairs will be listed in the table. When doing the comparisons, it might happen that 3 lines will be highlighted:

A	9	1	A4
A	8		
A	7	3	A9
A	6	2	A3
A	5		

This is an indication of inconsistent inputs. The most inconsistent judgment is marked with “1”. The text field after the marking shows the ideal, most consistent judgment (A4, A9 and A3 in the example above). Participants might slightly modify the highlighted judgments in direction of the ideal judgment, in order to improve consistency.

α : 0.1 CR: 32%
Consistency Ratio

After reviewing all answers ideally no line will be highlighted and consistency is within the given threshold to make the result reliable.

Note: Each input sheets will show the resulting priorities calculated from the pairwise comparisons based on the row geometric mean method (RGMM). The final calculation using the Eigen vector method (EVM) will only be shown in the summary sheet.

n	Criteria	Comment	RGMM
1	Criterion 1		74%
2	Criterion 2		17%
3	Criterion 3		9%
4			

2. For more than 1 participant select worksheet “In2 ... InN” and input name, date and the pair-wise comparisons for additional participants.

Go back to sheet “Summary” to see the result.

Please make a reference to the author and website, when using the template in your work:

Goepel, Klaus D., BPMSG AHP Excel template with multiple inputs, version xx – <http://bpmsg.com>, Singapore 2013,

or refer to

Goepel, Klaus D. (2013). Implementing the Analytic Hierarchy Process as a Standard Method for Multi-Criteria Decision Making In Corporate Enterprises – A New AHP Excel Template with Multiple Inputs, *Proceedings of the International Symposium on the Analytic Hierarchy Process 2013*

For questions, feedback, suggestions please contact the author under <http://bpmsg.com>

Under <http://bpmsg.com> you will also find other AHP online tools for the calculation of priorities and the handling of complete AHP hierarchies and evaluation of alternatives.

Annex - Mathematical relations and formulas used

A. Scales

Intensities x , with $x = 1$ to 9 (integer) are transformed into c using following relations:

- 1- Linear $c = x$
- 2- Logarithmic $c = \log_2(x + 1)$
- 3- Root square $c = \sqrt{x}$
- 4- Inverse linear $c = 9/(10 - x)$
- 5- Balanced $c = w/(1 - w); \quad w = \{0.5, 0.55, 0.6, \dots, 0.9\}$

$$c = \frac{0.45 + 0.05x}{1 - (0.45 + 0.05x)}$$
- 6- Power $c = x^2$
- 7- Geometric $c = 2^{x-1}$

c is then used as element in the pair-wise comparison matrix.

For a summary and review see: Ishizaka A., Labib A. Review of the main developments in the analytic hierarchy process, *Expert systems with Applications*, 38(11) 14336 – 14345, 2011

B. RGMM

Priorities p_i in each *input sheet* are calculated using the row geometric mean method (RGMM). With the pairwise $N \times N$ comparison matrix $\mathbf{A} = a_{ij}$

We calculate

$$r_i = \exp \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \ln(a_{ij}) \right] = \left(\prod_{j=1}^N a_{ij} \right)^{1/N}$$

and normalize:

$$p_i = r_i / \sum_{i=1}^N r_i$$

C. Inconsistencies

To find the most inconsistent comparison, we look for the pair i, j with

$$\max(\varepsilon_{ij} = a_{ij} \frac{p_j}{p_i})$$

Consistency ratios are calculated in all *input sheets* and in the *summary sheet*. With $\lambda_{\max}$ the calculated principal eigenvalue - either based on the priority eigenvector derived from RGMM in the input sheet or derived from EVM in the summary sheet – the consistency index CI is given as

$$CI = \frac{(\lambda_{\max} - N)}{N - 1}$$

The consistency *ratio* CR is calculated using $CR = \frac{CI}{RI}$

We use the Alonson/Lamata linear fit resulting in CR :

$$CR = \frac{\lambda_{\max} - N}{2.7699N - 4.3513 - N}$$

Alonso, Lamata, (2006). Consistency in the analytic hierarchy process: a new approach. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge based systems*, Vol 14, No 4, 445-459

Geometric consistency index GCI is calculated using:

$$CGI = \frac{2 \sum_{i < j} \ln a_{ij} - \ln \frac{p_i}{p_j}}{(N - 1)(N - 2)}$$

D. Aggregation of individual judgments (Consolidation of participants)

The consolidated decision matrix **C** (selected participant “0”) combines all k participants’ inputs to get the aggregated group result. We use the *weighted geometric mean* of the decision matrices elements $a_{ij(k)}$ using the individual decision maker’s weight w_k as given in the input sheets:

$$c_{ij} = \exp \frac{\sum_{k=1}^N w_k \ln a_{ij(k)}}{\sum_{k=1}^N w_k}$$

E. AHP consensus indicator

AHP consensus is calculated in the *summary sheet* based on the RGMM results of all inputs using *Shannon alpha and beta entropy*. The consensus indicator ranges from 0% (no consensus between decisions makers) to 100% (full consensus between decision makers).

*AHP consensus indicator S^**

$$S^* = \left[M - \exp(H_{\alpha \min}) / \exp(H_{\gamma \max}) \right] / \left[1 - \exp(H_{\alpha \min}) / \exp(H_{\gamma \max}) \right]$$

with $M = 1 / \exp(H_{\beta})$.

$H_{\alpha, \beta, \gamma}$ is the α, β, γ Shannon entropy for the priorities of all K decision makers/participants.

Shannon alpha entropy
$$H_{\alpha} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^N -p_{ij} \ln p_{ij}$$

Shannon gamma entropy
$$H_{\gamma} = \sum_{j=1}^K -\bar{p}_j \ln \bar{p}_j$$

with
$$\bar{p}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_{ij}$$

Shannon beta entropy
$$H_{\beta} = H_{\gamma} - H_{\alpha}$$

We need to adjust for the maximum score $c_{\max}$ of the AHP scale used

and
$$H_{\alpha \min} = -\frac{c_{\max}}{N + c_{\max} - 1} \ln \left(\frac{c_{\max}}{N + c_{\max} - 1} \right) - (N - 1) \frac{1}{N + c_{\max} - 1} \ln \frac{1}{N + c_{\max} - 1}$$

$$H_{\gamma \max} = (N - K) \left(-\frac{1}{c_{\max} + N - 1} \right) \ln \left(\frac{1}{c_{\max} + N - 1} \right) - \left(\frac{K + c_{\max} - 1}{N + c_{\max} - 1} \right) \ln \left(\frac{1}{K} \cdot \frac{K + c_{\max} - 1}{N + c_{\max} - 1} \right)$$

N number of criteria, K number of decision makers/participants.

For more information see: Goepel, Klaus D., Implementing the analytic hierarchy process as a standard method for multi-criteria decision making in corporate enterprises – a new AHP excel template with multiple inputs. *Proceedings of the international symposium on the analytic hierarchy process*, Kuala Lumpur, Malaysia, 2013 (Submitted Feb. 2013).