

---

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

---

**INTEGRAÇÃO DE DADOS ESPACIAIS PARA  
ELABORAÇÃO DE MAPAS DE RISCO DE  
DESLIZAMENTO DE ENCOSTAS**

**MÁRIO HENRIQUE MEDEIROS CAVALCANTE DE ARAÚJO**

**Orientador: Prof Dr. Admilson da Penha Pacheco**

**Dissertação de Mestrado**

Recife, 2014

---

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

**MÁRIO HENRIQUE MEDEIROS CAVALCANTE DE ARAÚJO**

**INTEGRAÇÃO DE DADOS ESPACIAIS PARA ELABORAÇÃO DE  
MAPAS DE RISCO DE DESLIZAMENTO DE ENCOSTAS**

**Dissertação de Mestrado**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, do Centro de Tecnologia e Geociências da Universidade Federal de Pernambuco, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, área de concentração Sensoriamento Remoto, defendida e aprovada em 06/03/2014.

**Orientador: Prof Dr. Admilson da Penha Pacheco**

Recife  
2014

Catálogo na fonte  
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

- A663i Araújo, Mário Henrique Medeiros Cavalcante de.  
Integração de dados espaciais para elaboração de mapas de risco de deslizamento de encostas / Mário Henrique Medeiros Cavalcante de Araújo.  
- Recife: O Autor, 2014.  
xv, 96 folhas, il., gráfs., tabs.
- Orientador: Prof. Dr. Admilson da Penha Pacheco.
- Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2014.  
Inclui Referências.
1. Ciências Geodésicas. 2. Deslizamentos. 3. Álgebra de Mapas. 4. Lógica Fuzzy. I. Pacheco, Admilson da Penha. (Orientador). II. Título.
- UFPE
- 526.1 CDD (22. ed.) BCTG/2014-171

**“INTEGRAÇÃO DE DADOS ESPACIAIS PARA ELABORAÇÃO DE MAPAS DE RISCO  
DE DESLIZAMENTO DE ENCOSTAS”**

**POR**

**MÁRIO HENRIQUE MEDEIROS CAVALCANTE DE ARAÚJO**

Dissertação defendida e aprovada em 06/03/2014.

Banca Examinadora:

---

**Prof. Dr. ADMILSON DA PENHA PACHECO**

Departamento de Engenharia Cartográfica - Universidade Federal de Pernambuco

---

**Prof. Dr. RODRIGO MIKOSZ GONÇALVES**

Departamento de Engenharia de Cartográfica - Universidade de Federal de Pernambuco

---

**Prof. Dr. ALZIR FELIPPE BUFFARA ANTUNES**

Departamento de Geomática- Universidade Federal do Paraná

*Ao Deus em quem creio, provedor de toda a força e sabedoria, necessários para o cumprimento de tão importante fase acadêmica.*

## **AGRADECIMENTOS**

Gratidão é uma das maiores virtudes que um ser humano pode demonstrar. Expressa o entendimento de que nada se faz sozinho. Sendo assim, agradeço a todos que contribuíram para a construção desta pesquisa, em especial:

À minha esposa, Renata D. M. C. de Araújo, pelo incentivo diário e amor demonstrado nos momentos de instabilidade.

Ao professor Admilson da Penha Pacheco, meu orientador, por acreditar desde o início na realização deste trabalho, pelas horas dedicadas e ensinamentos oferecidos, pelo incentivo incessante, e paciência frente às minhas limitações e dificuldades.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, pelos preciosos ensinamentos e paciência em formar pesquisadores, uma tarefa reconhecidamente difícil.

Aos colegas de mestrado, pelas horas compartilhadas, de dia e de noite, pelos conhecimentos compartilhados e colaboração constante.

Ao suporte financeiro da CAPES/CNPq, que possibilitou a manutenção diária e minha dedicação exclusiva.

A todos os funcionários e a todos que contribuíram direta ou indiretamente para o trabalho e por tudo o que foi feito durante esses dois anos.

*“Combati o bom combate, completei minha  
carreira, guardei a fé”*

*Paulo*

## RESUMO

ARAÚJO, Mário Henrique Medeiros Cavalcante de. **Integração de Dados Espaciais para Elaboração de Mapas de Risco de Deslizamento de Encostas**. Recife, 2014. Dissertação (Mestrado). Centro de Tecnologias e Geociências, Universidade Federal de Pernambuco.

Nas últimas décadas, o Brasil vem enfrentando mudanças significativas no crescimento de seu sistema urbano que estão relacionadas diretamente com as várias fases do desenvolvimento sócio-econômico da nação. A alta concentração populacional nos centros urbanos tornou evidente diversos problemas ambientais causados pela ocupação desenfreada e não planejada. A ocupação desordenada de encostas, por exemplo, tem exposto a população a riscos, dentre eles os deslizamentos de terra. Deslizamentos de terra são um dos desastres naturais mais comuns que causam danos tanto a propriedade como a vida. Inúmeros são os registros de desastres causados nas áreas de encostas e taludes por todo o mundo, todos os anos. Esta pesquisa realizou a modelagem do risco em áreas propensas a deslizamentos de terra através de uma abordagem metodológica analítica, baseada em álgebra de mapas tradicional. A pesquisa utilizou também a metodologia de álgebra de mapas combinada com a lógica *fuzzy*, produzindo uma superfície representativa do índice de risco na área em estudo. Para tal, foram manipulados dados obtidos através de diferentes fontes, tais como sensoriamento remoto orbital, plataformas aerotransportadas, bem como dados meteorológicos. Para a utilização no processo de classificação do risco, o uso do solo foi introduzido como uma das variáveis. Para isso uma imagem de satélite foi classificada através do uso da técnica de análise de imagens baseada em objetos. Ao todo, cinco variáveis compuseram as análises, tanto na abordagem analítica quanto na abordagem *fuzzy*. O método analítico foi realizado o cálculo do índice de risco utilizando álgebra booleana para dois cenários de incidência de chuvas. Os resultados demonstram poucas variações frente a alteração de carga pluviométrica. Na modelagem *fuzzy*, utilizando-se de uma plataforma de modelagem matemática foi realizada a álgebra de mapas integrando o controlador de Mandani. Inicialmente cada variável foi classificada linguisticamente, e modeladas as funções de pertinência relativas à cada variável linguística criada. Foi construído um conjunto de 238 regras lógicas para, através do processo de inferência, gerar um produto em formato de imagem que também é um índice variando de 0 a 10, refletindo o risco de deslizamento de terra no local frente às cargas de precipitação simuladas. Posteriormente, foram comparados os resultados em ambos os modelos, observando-se a diferença na classificação de risco nos cenários simulados.

**Palavras-chave:** Deslizamentos, Álgebra de Mapas, *Lógica Fuzzy*

## ABSTRACT

In recent decades, Brazil has been experiencing significant changes in the growth of its urban system, which are directly related to the various stages of the socio-economic development of the nation. The high concentration of population in urban centers made visible many environmental problems caused by unplanned and uncontrolled occupation. The disordered occupation of slopes, for example, has exposed the population to risks, including landslides. Landslides are one of the most common natural disasters that cause damage to both property and life. There are countless records of disasters in areas of slopes and embankments around the world every year. This research was conducted to model the risk in areas which are prone to landslides from an analytical methodological approach, based on traditional algebra maps. The research also used the methodology of algebra combined with fuzzy logic maps, producing a representative surface of the risk index in the studied area. To do this, data obtained from different sources such as remote sensing, airborne platforms, as well as meteorological data were manipulated. For use in the risk classification process, the land cover was introduced as one of the variables. For this, a satellite image was classified through the use of technical "object-based image analysis". In all, Five variables composed the analysis, both in the analytical and in the fuzzy approach. The analytical method of calculating risk concerns using Boolean algebra for two scenarios of rainfall. The results show little variation across changing rainfall charge. In fuzzy modelling, using a platform of mathematical modelling to map algebra was performed by integrating the Mandani controller. Initially, each variable was classified linguistically, and shaped membership functions related to each linguistic variable created. It was built a set of 238 logic rules, so that, through the inference process, we could generate a product which is an image form; this image, in its turn, is also an index ranging from 0 to 10, reflecting the risk of landslides at the site according to the loads of the simulated rainfall. Subsequently, the results obtained from both models were compared, allowing the observation of the difference in risk classification in the simulated scenarios.

**Keywords:** Landslides, Map Algebra, Fuzzy Logic

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO .....	16
1.1 - Objetivos.....	18
1.1.1 - Objetivo Geral:.....	18
1.1.2 - Objetivos Específicos:.....	18
1.2 - Estrutura da Dissertação .....	18
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	19
2.1 - Riscos de Deslizamentos de Terra em Ambientes Urbanos .....	19
2.2 - Avaliação de Risco .....	24
2.3 - Sensoriamento Remoto de Alta Resolução Espacial. ....	27
2.4 - Análise de Imagens Baseada em Objetos.....	30
2.4.1 – Segmentação de Imagens .....	32
2.4.2 – Classificação através de Mineração de Dados .....	35
2.5– Aspectos Gerais de Álgebra de Imagens .....	37
2.5.1 – Álgebra Booleana.....	37
2.5.2 –Lógica <i>Fuzzy</i> .....	40
2.6 – Delimitação da Área em Estudo .....	44
3. METODOLOGIA.....	47
3.1 – Materiais .....	47
3.2 – Métodos.....	48
3.2.1 Manipulação de dados topográficos.....	49
3.2.2 – Segmentação da Imagem .....	54
3.2.5 – Classificação do Uso do Solo.....	57
3.2.6 – Modelagem do Risco de Deslizamento de Terra Através do Método Analítico. ....	63
3.2.7 – Modelagem do Risco de Deslizamento de Terra Através da Lógica Fuzzy.....	65
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	74
4.1 – Das Superfícies de Risco Geradas pelo Método Analítico.....	74

4.2 - Das Superfícies de Risco Geradas pelo Método <i>Fuzzy</i> . .....	76
4.3 – Comparação dos Resultados entre o Modelo Analítico e o Modelo Fuzzy.....	79
5. CONCLUSÕES .....	86
6. RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS .....	87
7. REFERÊNCIAS.....	88

## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

COBRADE - Codificação e Classificação Brasileira de Desastres

EM-DAT - *Emergency Events Database*

ETM+ - *Enhanced Thematic Mapper Plus*

GIS - *Geographic Information System*

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

OBIA – *Object-Based Image Analysis*

PDI – Processamento Digital de Imagens

RNA – Redes Neurais Artificiais

SPOT - *Système Pour l'Observation de la Terre*

USGS – *United States Geological Survey*

VHSR – *Very High Spatial Resolution*

**LISTA DE FIGURAS**

Figura 1 - Esquema estrutural da Segmentação Multiresolução.....35

Figura 2 - Ilustração das operações entre duas imagens de entrada A e B resultando em uma nova imagem C. ....37

Figura 3 –Cálculo do Centróide no processo de defuzzificação.....42

Figura 4 - Diagrama estrutural do processo de classificação com auxílio da lógica fuzzy.....43

Figura 5 - Mapa de Localização da área de estudo .....45

Figura 6 - Deslizamentos ocorridos às margens da BR-230 em João Pessoa em 2012 à esquerda e 2013 á direita.....46

Figura 7 - Fluxograma metodológico da pesquisa.....49

Figura 8 - Mapa Topográfico da Área de estudo modelado a partir das curvas de nível. ....50

Figura 9 -Modelo Digital de Elevação de estudo gerado a partir das curvas de nível .....51

Figura 10 - Mapa de Declividade obtido a partir da superfície de elevação. ....52

Figura 11 - Mapa de distância de linha de quebra do relevo.....53

Figura 12 - Mapa de distância dos últimos deslizamentos. ....54

Figura 13 - Esquema de estratégia de segmentação multiresolução.....55

Figura 14 - Diferentes resultados dos testes executados para equalizar os parâmetros de segmentação multiresolução.....56

Figura 15 - Resultados preliminares de segmentação com seus respectivos parâmetros. ....57

Figura 16 - Aspecto inicial da classificação das vias através do algoritmo <i>Assign Class By Thematic Layer</i> .....	58
Figura 17 - Árvore de decisão construída para diferenciação das classes de uso do solo;.....	60
Figura 18 - Mapa de Uso do Solo.....	62
Figura 19 - Matriz de Confusão gerada pelo Definiens Developer 8. ....	63
Figura 20 - Esquema de utilizado na formulação analítica aplicado às variáveis.....	65
Figura 21 - Variável Declividade modelada na toolbox FIS Editor do Matlab. ....	66
Figura 22 - Variável Distancia da Linha de Quebra modelada na toolbox FIS Editor do Matlab. As curvas correspondem a “muito próximo”, “próximo” e “distante” respectivamente. ....	67
Figura 23 - Fator “Distancia da Linha de Quebra” modelada na toolbox FIS Editor do Matlab. As curvas correspondem a “muito próximo”, “próximo” e “distante”, respectivamente. ....	68
Figura 24 - Variável “Uso do Solo” modelada na toolbox FIS Editor do Matlab.....	69
Figura 25 - Variável “Carga de Precipitação” modelada na toolbox FIS Editor do Matlab.....	70
Figura 26 - Esquema de inferência de risco aplicado à imagem. ....	72
Figura 27 - Gradação de Risco modelada na toolbox FIS Editor do Matlab.....	72
Figura 28 - Mapa de Risco para simulação de carga de precipitação de 50mm - Álgebra tradicional.....	74
Figura 29 - Mapa de Risco para simulação de carga de precipitação de 300mm - Álgebra tradicional.....	75

Figura 30 - Frequência das variações entre as simulações de 300mm e 50mm - Método algébrico tradicional.....	76
Figura 31 - Mapa de Risco para simulação de carga de precipitação de 50mm - Método <i>Fuzzy</i> .....	77
Figura 32 - Mapa de Risco para simulação de carga de precipitação de 300mm - Método <i>Fuzzy</i> .....	77
Figura 33 - Frequência das variações entre as simulações de 300mm e 50mm - Método <i>Fuzzy</i> .....	78
Figura 34 - Variação Espacial da diferença entre as simulações no modelo <i>fuzzy</i> ..	79
Figura 35 - Histograma das diferenças entre o modelo analítico e o modelo <i>fuzzy</i> para carga simulada de precipitação de 50mm. ....	80
Figura 36 - Mapa das variações entre o modelo analítico e o modelo <i>fuzzy</i> para carga simulada de precipitação de 50mm. ....	82
Figura 37 - Histograma das diferenças entre o modelo analítico e o modelo <i>fuzzy</i> para carga simulada de precipitação de 300mm. ....	83
Figura 38 - Mapa das variações entre o modelo analítico e o modelo <i>fuzzy</i> para carga simulada de precipitação de 300mm. ....	85

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Codificação e Classificação Brasileira de Desastres com ênfase em deslizamentos. ....	20
Tabela 2 - Satélites de alta resolução espacial: nomenclatura, país de origem, ano de lançamento, resolução espacial na banda Pan, resolução espacial na banda multiespectral. ....	28
Tabela 3 - Características do Quickbird II .....	29
Tabela 5 - - Médias mensais pluviométricas de 2008 a 2013.....	45
Tabela 6 - Médias pluviométricas mensais combinadas de 2008 a 2013.....	69

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Abordagens metodológicas acerca da avaliação de risco.....	25
Quadro 2 - Ranking para cálculo de vulnerabilidade costeira utilizado no Golfo do México.....	40
Quadro 3 - Ranking de variáveis modeladas com relação ao risco.....	64
Quadro 4 - Parte do conjunto de regras criado com antecedentes e consequentes. .....	71

## LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Desastres Naturais ocorridos no Brasil por subgrupo de 1983 – 2013....	23
Gráfico 2 - Mortes por Deslizamentos de terra no Brasil de 1988 à 2008. ....	23
Gráfico 3 - Distribuição do pixels da imagem nas classes de risco. Simulação de 50mm. ....	81
Gráfico 4 - Distribuição dos pixels da imagem nas classes de risco. ....	81
Gráfico 5 - Distribuição dos valores dos píxels nas classes de risco no método analítico. Simulação de 300mm. ....	84
Gráfico 6 - Distribuição dos valores dos píxels nas classes de risco no método <i>fuzzy</i> . Simulação de 300mm. ....	84

## 1. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, o Brasil vem enfrentando mudanças significativas no crescimento de seu sistema urbano, mudanças estas que estão relacionadas diretamente com as várias fases do desenvolvimento socioeconômico da nação. A alta concentração populacional nos centros urbanos tornou evidente diversos problemas ambientais causados pela ocupação desenfreada e não planejada. A ocupação desordenada de encostas, por exemplo, tem exposto a população ao risco de deslizamento. Deslizamentos de encostas são um dos desastres naturais mais comuns que causam danos tanto a propriedade como a vida. Inúmeros são os registros de desastres causados nas áreas de encostas e taludes por todo o mundo, todos os anos. (ALHEIROS, 1998)

De acordo com a Atlas Brasileiro de Desastres Naturais, desde 1991 até 2010, o Brasil sofreu cerca de 454 registros de eventos envolvendo movimentos de massa, afetando mais de 2 milhões de pessoas (BRASIL, 2012). A precariedade das ocupações em áreas susceptíveis aos deslizamentos, representadas por aterros instáveis, taludes de corte em encostas íngremes, ausência de rede de abastecimento de água ou coleta de esgoto, aumenta a vulnerabilidade de áreas naturalmente frágeis. (BRASIL, 2013)

Em João Pessoa – PB, o processo de expansão segue os rumos das grandes metrópoles brasileiras, se acentuando nas últimas décadas. O município de João Pessoa apresenta uma nítida expansão de sua área urbana entre os anos de 1990 e 2006 (MENESES, 2009). A malha urbana que em 1990 era de cerca de 17% da área total do município passou a ser de 41% aproximadamente. Sua população também se expandiu neste período, obtendo uma taxa de crescimento de 45,4%, passando de 490.000 habitantes para cerca de 723.000 no ano de 2010 (IBGE, 2010). Com o crescimento de sua população, as ocupações irregulares se multiplicaram. A cidade possui cerca de 113 comunidades, em sua maioria ocupando áreas que, segundo a Defesa Civil, são consideradas como sendo de risco alto aos deslizamentos de terra. (JOÃO PESSOA, 2011).

A área proposta para o desenvolvimento do estudo, localizada no bairro do Castelo Branco, com cerca de 3,6 Km<sup>2</sup>, segue o mesmo padrão para o restante do município. Grande parte das ocupações se encontra nas proximidades de áreas consideradas como sendo de risco elevado de deslizamento de terra. Algumas ocupações são irregulares se localizando muito próximo da linha que quebra do relevo. Tal localidade apresenta um histórico de deslizamentos de terra recentes. (JOÃO PESSOA, 2011)

Com o avanço das técnicas das técnicas de processamento digital de imagens (PDI) e as melhorias tecnológicas de *hardware* e *software*, bem como mediante ao aumento do número de sensores remotos, sejam eles orbitais ou aerotransportados, uma grande variedade de trabalhos foram desenvolvidos no estudo das áreas propensas à deslizamentos em todo o mundo. Algumas pesquisas consultadas possuem um enfoque regional e em muitos casos utilizam-se de produtos de sensoriamento remoto de média resolução. (BALTEANUA et. al., 2010; REGMI et.al. 2010, MONDINI, 2014).

Entendendo o risco, segundo Aleotti e Chowdhury (1999), como sendo a probabilidade da ocorrência de um determinado fenômeno, frente à um evento de “disparo”, no caso a probabilidade de ocorrência de deslizamento de terra ocasionado por chuva intensa, esta pesquisa realizou a modelagem do risco de deslizamento em áreas propensas a este fenômeno natural em dois cenários de ocorrência de chuvas, a partir da integração de dados de sensoriamento remoto orbital, aerolevanteamento, bem como dados climatológicos. Inicialmente, foram pesquisadas variáveis que influenciam diretamente na dinâmica do fenômeno estudado. Dadas as variáveis em questão, foi possível a construção de mapas de risco através do método analítico, baseado em lógica booleana, bem como foram produzidos mapas de risco através da metodologia de Inferência *Fuzzy*. Finalmente, foram comparados os mapas produzidos observando assim o desempenho dos modelos utilizados.

## 1.1 - Objetivos

Com o intuito de nortear a pesquisa a ser executada foram elencados os respectivos objetivos:

### 1.1.1 - Objetivo Geral:

Caracterizar situações de risco de deslizamento de encostas a partir da integração de variáveis espaciais utilizando modelo analítico e *fuzzy*.

### 1.1.2 - Objetivos Específicos:

- a) Elaborar mapas de risco de deslizamento de encosta utilizando modelo analítico;
- b) Elaborar mapa de risco de deslizamento utilizando modelo *fuzzy*;
- c) Comparar a performance dos resultados obtidos em ambos os modelos.

## 1.2 - Estrutura da Dissertação

Esta pesquisa se divide em 6 capítulos. O 1º capítulo traz uma breve introdução acerca do trabalho desenvolvido. O 2º capítulo traz a revisão bibliográfica onde, são apresentados os conceitos fundamentais da modelagem de dados de Sensoriamento Remoto e álgebra de mapas utilizados no trabalho. Neste capítulo inicialmente é evocada a contextualização do fenômeno em estudo, no caso os deslizamentos em ambientes urbanos. Em seguida, detalham-se os princípios intrínsecos à abordagem orientada a objeto. Ainda neste capítulo são descritos aspectos gerais de modelagem matemática através da lógica booleana e difusa bem como um breve histórico de sua utilização em diversas subáreas das Geociências. O 3º capítulo traz a metodologia empregada na pesquisa, bem como os materiais e métodos. O 4º capítulo exhibe os resultados obtidos e as discussões realizadas. O 5º capítulo traz as conclusões deste trabalho. O 6º capítulo traz recomendações par futuros trabalhos a serem realizados na área. Por fim, o 7º capítulo traz as referências que nortearam o desenvolvimento da pesquisa.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 - Riscos de Deslizamentos de Terra em Ambientes Urbanos

Atualmente o aumento de pessoas vivendo em áreas de risco de deslizamento, tem sido uma das características negativas do processo de urbanização da maioria das cidades brasileiras, sendo isto verificado principalmente nas regiões metropolitanas. Não é raro encontrar regiões onde famílias inteiras ocupam áreas com restrições de ocupação devido à possibilidade de um desastre envolvendo deslizamentos de terra. A ocupação de forma irregular destes ambientes implica no desenvolvimento de vários processos de instabilidade da encosta. Segundo Fernandes e Amaral (1996), *“dentre as várias formas e processos de movimentos de massa, destacam-se os deslizamentos nas encostas, em função da sua interferência grande e persistente nas atividades do homem, da extrema variância de sua escala, da complexidade de causas e mecanismos, além da variabilidade de materiais envolvidos”*.

Segundo a Codificação e Classificação Brasileira de Desastres (COBRADE) o deslizamento de terra/solo ou rocha é um tipo de desastre natural do grupo dos desastres geológicos. Os desastres naturais se dividem em cinco grandes grupos:

- Geológicos: Que envolvem eventos, denominados “subgrupos”, como os terremotos, erupções vulcânicas, movimentos de massa e eventos de erosão;
- Hidrológicos: Desastres que englobam os alagamentos, inundações e enxurradas;
- Meteorológicos: Envolvendo sistemas de grande escala ou regionais (ciclones, frentes frias, etc.), tempestades, temperaturas extremas;
- Climatológicos: As secas;
- Biológicos: Que envolvem epidemias e infestações ou pragas.

Cada subgrupo possui uma outra série de tipos. O subgrupo dos “movimentos de massa” possui outros quatro eventos (tipos), relacionados: Quedas e tombamentos, Deslizamentos, Corridas de Massa, Subsidiências e Colapsos. O deslizamento de terra é um subtipo dos deslizamentos. A tabela 1 relaciona os desastres naturais por grupo, subgrupo, tipo, e subtipo, além de um código que identifica o desastre. (COBRADE, 2012)

Tabela 1 - Codificação e Classificação Brasileira de Desastres com ênfase em deslizamentos.

Adaptada de: (COBRADE 2012)

<b>DESASTRES NATURAIS</b>				
<b>GRUPO</b>	<b>SUBGRUPO</b>	<b>TIPO</b>	<b>SUBTIPO</b>	<b>COBRADE</b>
1. GEOLÓGICO	1. Terremoto	1. Tremor de terra	0	1.1.1.1.0
		2. Tsunami	0	1.1.1.2.0
	2. Emissão vulcânica	0	0	1.1.2.0.0
		3. Movimento de massa	1. Quedas, Tombamentos e rolamentos	1. Blocos
	2. Lascas			1.1.3.1.2
	3. Matacões			1.1.3.1.3
	4. Lajes			1.1.3.1.4
	2. Deslizamentos		1. Deslizamentos de solo e ou rocha	1.1.3.2.1
			3. Corridas de Massa	1. Solo/Lama
	2. Rocha/Detrito	1.1.3.3.2		
	4. Subsidiências e colapsos	0	1.1.3.4.0	
	4. Erosão	1. Erosão Costeira/Marinha	0	1.1.4.1.0
			0	1.1.4.2.0
		3. Erosão Continental	1. Laminar	1.1.4.3.1
			2. Ravinas	1.1.4.3.2
3. Boçorocas			1.1.4.3.3	
2. HIDROLÓGICO	1. Inundações	0	0	1.2.1.0.0
	2. Enxurradas	0	0	1.2.2.0.0
	3. Alagamentos	0	0	1.2.3.0.0
3. METEOROLÓGICO	1. Sistemas de Grande Escala/Escala Regional	1. Ciclones	1. Ventos Costeiros (Mobilidade de Dunas)	1.3.1.1.1
			2. Marés de Tempestade (Ressacas)	1.3.1.1.2
		2. Frentes Frias/Zonas de Convergência	0	1.3.1.2.0
	2. Tempestades	1. Tempestade Local/Convectiva	1. Tornados	1.3.2.1.1
			2. Tempestade de Raios	1.3.2.1.2
			3. Granizo	1.3.2.1.3

	3. Temperaturas Extremas		4. Chuvas Intensas	1.3.2.1.4		
			5. Vendaval	1.3.2.1.5		
		1. Onda de Calor	0	1.3.3.1.0		
			2. Onda de Frio	1. Friagem	1.3.3.2.1	
				2. Geadas	1.3.3.2.2	
4. CLIMATOLÓGICO	1. Seca	1. Estiagem	0	1.4.1.1.0		
		2. Seca	0	1.4.1.2.0		
		3. Incêndio Florestal	1. Incêndios em Parques, Áreas de Proteção Ambiental e Áreas de Preservação Permanente Nacionais, Estaduais ou Municipais		1.4.1.3.1	
			2. Incêndios em áreas não protegidas, com reflexos na qualidade do ar		1.4.1.3.2	
		4. Baixa Umidade do Ar	0	1.4.1.4.0		
		5. BIOLÓGICO	1. Epidemias	1. Doenças infecciosas virais	0	1.5.1.1.0
				2. Doenças infecciosas bacterianas	0	1.5.1.2.0
3. Doenças infecciosas parasíticas	0			1.5.1.3.0		
4. Doenças infecciosas fúngicas	0			1.5.1.4.0		
2. Infestações/Pragas	1. Infestações de animais		0	1.5.2.1.0		
	2. Infestações de algas		1. Marés vermelhas	1.5.2.2.1		
			2. Ciano bactérias em reservatórios	1.5.2.2.2		
3. Outras Infestações	0	1.5.2.3.0				

Nas últimas décadas têm-se presenciado um aumento considerável de frequência e intensidade dos desastres naturais, principalmente do tipo geológico. Segundo o Centro de Pesquisa em Epidemiologia e Desastres (GUHA-SAPIR, 2012) no ano de 2011 em todo mundo os desastres do grupo geológico representaram o maior número de mortes entre os grupos de desastres naturais. Foram causadas 20.949 mortes, representando 68,1% da mortalidade entre os desastres no mundo em 2011. Em média, os desastres geológicos mataram 69.098 pessoas por ano, de 2001 a 2010.

Em termos econômicos, as perdas estimadas de desastres naturais em 2011 superaram o ano último registro de 2005 (246,8 bilhões de dólares), e um aumento de 235% em comparação com os danos anuais médios de 2001-2010 (109,3 bilhões de

dólares). Os danos causados por desastres geológicos cresceram, passando de uma média anual de 24,1 bilhões dólares durante 2001-2010 para 230,3 bilhões dólares em 2011. Desastres geológicos representaram uma participação de 62,9% do total de danos causados por desastres naturais em 2011. (GUHA-SAPIR, 2012)

Segundo Guidicini e Nieble (1984), em termos gerais, um deslizamento ocorre quando a relação entre a resistência ao cisalhamento do material e a tensão de cisalhamento na superfície potencial de movimentação decresce até atingir uma unidade, no momento do escorregamento. Ou seja, no momento em que a força gravitacional vence o atrito interno das partículas, responsável pela estabilidade, a massa de solo desliza encosta abaixo.

O Brasil tem apresentado elevado número de registros de desastres naturais. Dados oriundos do *Emergency Events Database* (EM-DAT, 2013), banco de dados que é resultado da compilação de várias fontes incluindo as Nações Unidas, organizações não-governamentais, companhias de seguro, institutos de pesquisas e imprensa segundo Araki (2007), relatam que ocorreram 205 registros de desastres naturais no Brasil no período 1900-2013. Deste total, 72% se deram nos últimos 30 anos, demonstrando um aumento considerável de desastres nas últimas décadas, assim como tem ocorrido em várias cidades do mundo. Como consequência foram contabilizadas 12.269 vítimas fatais e um prejuízo de mais de 10 bilhões de dólares.

Com relação aos tipos de desastres ocorridos as inundações representam o evento mais frequente no Brasil, com 57% dos registros, seguidas pelos deslizamentos de terra, com aproximadamente 11% dos registros. Entretanto, o número de desastres ocorridos no Brasil é bem mais elevado do que os contabilizados no banco de dados da EM-DAT, pois os dados da EM-DAT levam em consideração somente os desastres considerados de grande severidade, apresentando critérios de danos específicos tais como: 10 ou mais mortos, 100 ou mais afetados, declaração de situação de emergência e necessidade de ajuda internacional.

Observando-se à classificação de desastres anteriormente citada, levando-se em consideração os subgrupos de desastres naturais pode-se traçar um perfil dos desastres ocorridos no país nos últimos 30 anos. O gráfico a seguir traz um resumo

dos desastres ocorridos no Brasil levando em conta a sua importância em termos de ocorrências.

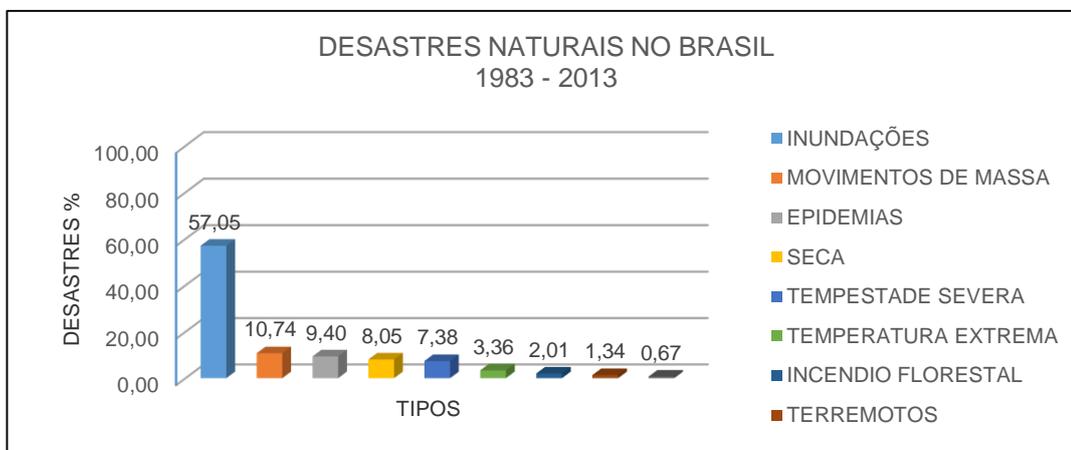


Gráfico 1 - Desastres Naturais ocorridos no Brasil por subgrupo de 1983 – 2013

O EM-DAT ainda aponta um número de vítimas de deslizamentos de 670 ao longo do horizonte citado. Entretanto, ao considerar fontes locais, verifica-se um número muito mais elevado em um período de tempo inferior. Tominaga (2009) mostra que de 1988 à 2008, o número de mortes ocorridas no Brasil foi de 1.861. O gráfico a seguir mostra a distribuição dos óbitos por deslizamento ao longo dos anos.

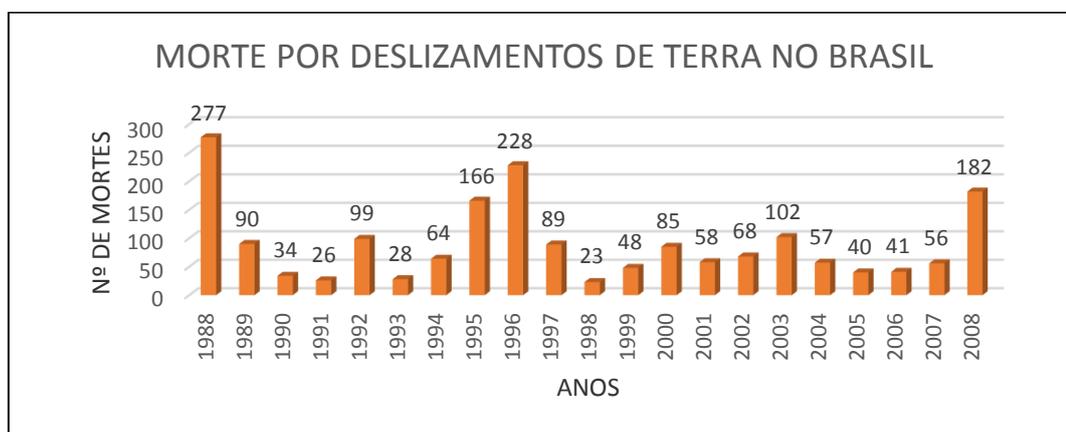


Gráfico 2 - Mortes por Deslizamentos de terra no Brasil de 1988 à 2008.

Adaptado de Tominaga et. al (2009)

Tragédias envolvendo deslizamentos de terra mostram-se com elevada importância no cenário nacional e internacional, sendo de extrema necessidade pesquisas que auxiliem num conhecimento prévio das áreas que se encontram sob

risco de deslizamento, das características específicas de cada área em risco e na mitigação dos impactos causados por tal evento natural. É necessário o desenvolvimento de pesquisas que realizem a avaliação do risco.

## 2.2 - Avaliação de Risco

O objetivo da avaliação do risco, segundo Duzgun e Lacasse (2005), é calcular um valor para o risco, quantificando-o, permitindo uma melhor comunicação do risco, e assim facilitando a tomada de decisão.

Segundo Hungr et.al. (2005) a avaliação de risco pode ser vista a partir de duas perspectivas. A primeira perspectiva diz respeito às abordagens que consideram os fatores que influenciam no fenômeno do deslizamento de terra: a susceptibilidade e o gatilho.

A susceptibilidade, perigo deslizamentos de terra, ou a probabilidade de que uma determinada área sofra um deslizamento de terra em um determinado período de tempo, é calculada a partir de combinação de variáveis tais como geologia, declividade, elevação, propriedades geotécnicas, cobertura vegetal, intemperismo, padrão de drenagem dentre outras. Em termos de gatilhos, serão considerados como tal eventos como terremotos, chuvas, degelo, atividade vulcânica etc. Segundo Nadin e Kjekstad (2005) existe uma tendência a considerar a avaliação de risco como sendo a suscetibilidade e os eventos-gatilho de uma forma combinada.

A segunda perspectiva, a avaliação de risco pode ser considerada de acordo com a escala de investigação, podendo ser regional ou específica. Estudos regionais fazem utilização de frequências, heurística, estatística e abordagens determinísticas. Por exemplo, numa abordagem utilizando frequência a probabilidade de ocorrência do evento deslizamento é determinada a partir dos registros históricos. Abordagens heurísticas combinam a opinião de especialistas para avaliar as variáveis de susceptibilidade combinadas com o evento gatilho. Abordagens estatísticas utilizam como base para determinação do risco a estatística multivariada.

As abordagens regionais exigem o inventário de deslizamento de terra. Elas envolvem mapeamento e análise espacial, que exigem o uso de sistemas de informação geográfica e produtos de sensoriamento remoto. A abordagem regional parte inicialmente de dois pressupostos. Primeiro, que os locais de deslizamento passado sejam fonte de deslizamentos futuros. Segundo, que os deslizamentos futuros precisam ter as mesmas condições, ou condições extremamente similares, que os deslizamentos ocorridos anteriormente.

Os estudos específicos ou locais, são análises que avaliam a estabilidade de uma inclinação específica com base em métodos determinísticos (equilíbrio limitante, análises numéricas) e métodos probabilísticos (método de confiabilidade de primeira ordem, método do ponto estimado, método da simulação de Monte Carlo). Outros métodos, ou métodos melhorados de avaliação de risco de deslizamentos de terra podem ser desenvolvidos a partir de novas combinações destas abordagens. O quadro 1 exibe um resumo das visões mencionadas.

Quadro 1 - Abordagens metodológicas acerca da avaliação de risco. Adaptado de Hungr et al. (2005)

PERSPECTIVA 1	PERSPECTIVA 2
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Susceptibilidade</b></li> <li>Geomorfologia</li> <li>Geologia</li> <li>Cobertura Vegetal</li> <li>Drenagem</li> <li>.....</li> <li>• <b>Gatilhos</b></li> <li>Chuva Intensa</li> <li>Terremotos</li> <li>Atividade Vulcânica</li> <li>Tornados</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Regional</b></li> <li>Frequência</li> <li>Heurística</li> <li>Estatística</li> <li>Abordagens Determinísticas</li> <li>• <b>Específica</b></li> <li>Abordagens Determinísticas</li> <li>Equilíbrio Limite</li> <li>Análise Numérica</li> <li>Abordagens Probabilísticas</li> <li>Simulação de Monte Carlo</li> <li>Método do Ponto Estimado</li> <li>Confiabilidade de 1ª Ordem</li> </ul>

Muitos trabalhos foram desenvolvidos na investigação do risco de deslizamentos de encosta em todo o mundo. Moreira (2008) e Guimarães (2009) desenvolveram trabalhos relevantes em âmbito nacional. O primeiro, desenvolveu um procedimento para a investigação dos eventos de deslizamento de terra na região da Serra do Mar (SP), realizando a concatenação de dos fatores condicionantes relativos aos eventos de deslizamento. Dados de atividade antrópica, dados geológicos, geomorfológicos, pluviométricos foram utilizados. Já Guimarães, desenvolveu um modelo para realizar a previsão de ocorrência de eventos de deslizamentos de encostas para o Parque Nacional da Serra dos Órgãos. Neste trabalho foram utilizadas as médias mensais de pluviosidade para a identificação de locais susceptíveis ao evento ao longo do ano.

Em âmbito internacional, Ercanoglu & Gokceoglu (2004) avaliaram o relacionamento de parâmetros fisiográficos (proximidade das áreas analisadas a dobramentos e falhas geológicas, dados de curvatura e orientação de vertentes, distâncias a redes de drenagem, cobertura vegetal) e fatores relativos à atividade antrópica (proximidade a estradas, áreas agricultáveis), através da utilização de lógica *fuzzy*. Deste modo produziram mapas de suscetibilidade a deslizamentos na região ocidental do Mar Negro na Turquia.

Ermini et al. (2005) empregaram uma abordagem baseada em redes neurais artificiais (RNA) para o mapeamento de áreas suscetíveis a movimentos de massa nos Montes Apeninos na Itália. Em seu trabalho consideraram variáveis de litologia, declividade, curvatura vertical de terreno, cobertura da terra e área de contribuição a montante.

Pradhan et al. (2006) consideraram variáveis de cobertura da terra, geologia, geomorfologia, dados de drenagem, lineamentos e falhas extraídos a partir de imagens de satélite, para a partir do método booleano, analisar a suscetibilidade a deslizamentos de encostas para uma região no Himalaia central. Sua análise expôs que, para a região e o método utilizados, áreas com alta declividade, grande densidade de lineamentos, e moderada a baixa densidade de drenagem e são as mais vulneráveis a deslizamentos de terra.

Observando-se as definições de Hungr et. al. (2005), para este trabalho o risco de deslizamento de encosta foi considerado como sendo a susceptibilidade local frente à intensidade do evento gatilho, como definido na equação 1:

$$R = S * E \quad (1)$$

Onde:

$R$  = Risco de deslizamento na ocorrência do evento

$S$  = Susceptibilidade

$E$  = intensidade do evento gatilho

Tomando por base esta definição, considera-se que o risco pode ser representado como um índice, calculado a partir das variáveis que compõem a susceptibilidade e o valor correspondente à intensidade do evento deflagrador do desastre. Desta feita, foram aplicados os métodos booleano e *fuzzy*, que serão explicitados mais adiante, em cenários de pluviosidade distintos.

### 2.3 - Sensoriamento Remoto de Alta Resolução Espacial.

O Sensoriamento Remoto tem alcançado um grau de utilização sem precedentes. Com o avanço tecnológico nas áreas da engenharia, mecânica, eletrônica, engenharia de *hardware* e *software* dentre outras disciplinas, o sensoriamento remoto orbital gradativamente obteve um salto qualitativo, melhorando as características dos sistemas e atingindo um público cada vez mais diferenciado. A multiplicação das aplicações, resultado do avanço tecnológico, trouxe à tona diversas pesquisas científicas, explorando ao máximo as propriedades da técnica. (EHLERS, 2005)

A resolução espacial, um dos componentes principais na definição de um projeto envolvendo sensoriamento remoto, ao longo dos anos foi sendo aperfeiçoada juntamente com as plataformas, segundo Bamler e Eineder (2008), conduzindo-nos a partir do final da década de 90, no campo de observação da Terra, à uma nova

geração de sensores de resolução submétrica, com a produção de imagens óticas de alta resolução espacial conforme Kurtz et. al. (2012). Ao longo dos anos, vários satélites de alta resolução espacial foram lançados. A tabela 2 descreve alguns satélites de alta resolução espacial.

Tabela 2 - Satélites de alta resolução espacial: nomenclatura, país de origem, ano de lançamento, resolução espacial na banda Pan, resolução espacial na banda multiespectral. (ASPRS, 2014)

SATELITE	PAÍS	ANO DE LANÇAMENTO	PAN RES. (metros)	MS RES. (metros)
GeoEye-1	U.S.	2008	0,4	1,64
WorldView -1	U.S.	2007	0,5	
WorldView -2	U.S.	2008	0,5	1,8
QuickBird-2	U.S.	2001	0,6	2,44
EROS B1	Israel	2006	0,7	
EROS C	Israel	2009	0,7	2,8
Pleiades-1	France	2010	0,7	2,8
IRS Cartosat 2	India	2007	0,8	
IKONOS-2	U.S.	1999	1,0	4
KOMPSAT-2	Korea	2006	1,0	4
Resurs DK-1 (01-N5)	Russia	2006	1,0	3
EROS A1	Israel	2000	1,8	
FORMOSAT-2	Taiwan	2004	2,0	8
SPOT 6	France	2012	2,0	6
ALOS	Japan	2006	2,5	10
IRS Cartosat 1	India	2005	2,5	
SPOT-5	France	2002	2,5	10
TopSat (SSTL)	U.K.	2005	2,5	5

Dados de alta resolução espacial possuem inúmeras aplicações. Estes dados entraram na troca natural de informações da vida diária de cidadãos comuns, por exemplo, através de plataformas *web*, como *Nasa World Wind*, *MS Virtual Earth* e *Google Earth*. Para a comunidade científica e uso privado, estudos voltados para classificação do uso do solo, aplicações cadastrais, detecção de mudanças, análises intraurbanas em geral podem ser elencados como formas de utilização das imagens de resolução espacial elevada tendo em vista a melhor capacidade para analisar elementos distintos e com materiais de propriedades diferentes.

Vários exemplos podem ser citados seguindo esta linha, como Kong (2006), Pacifici (2009), Zhou (2009), entre muitos outros que utilizam produtos de alta resolução espacial, bem se utilizam da alta capacidade de diferenciação de alvos. É

consensual entre Donnay (2001), Mesev (2003), Jensen (2009) que o maior obstáculo na utilização das imagens de sensoriamento remoto para estudos intraurbanos sempre esteve relacionado à resolução espacial, o que ao longo do tempo vem sendo minimizado pelas melhorias tecnológicas. Tais desafios vêm sendo superados por soluções concretas que sincretizam o uso de técnicas de processamento para aproximar-se ao máximo da capacidade do fotointérprete.

Para o desenvolvimento desta pesquisa, foi utilizada imagem obtida pelo satélite QuickBird-2. Sendo um satélite da empresa *DigitalGlobe*, o *QuickBird-2* oferece imagens de resolução espacial submétrica, com alta precisão posicional. Possibilita a coleta de imagens multiespectrais e pancromáticas em âmbito global, tendo sido projetado para suportar uma ampla gama de aplicações geoespaciais. Iniciando suas operações a uma altitude de 482 km, o *QuickBird* está operando a uma altitude de 450 km e vai continuar em uma descida gradual até ao fim da sua vida missão a uma altitude de 300 km. Suas imagens produzidas, possuem resolução espacial de 0,60 cm na banda pancromática e 2,44 m nas bandas multiespectrais. O QuickBird-2 foi lançado em 2001 e ainda está em operação. A tabela 3 traz algumas características do satélite.

Tabela 3 - Características do Quickbird II – Fonte: Digital Globe (2013)

Informações	Altitude de 450 Km	Altitude de 300 Km
<b>Órbita</b>	Tipo: Heliossíncrona, 10h00 no ponto de descendência Período: 93,6 min	Tipo: Heliossíncrona, 10h00 no ponto de descendência Período: 90,4 min
<b>Resolução do sensor e largura de banda espectral</b>	Pancromática: 405 - 1053 nm 61 centímetros no nadir Multispectral: 2,44 m no nadir Azul: 430-545 nm Verde: 466-620 nm Vermelho: 590-710 nm Infravermelho-Próximo: 715-918 nm	Pancromática: 405 - 1053 nm 41 centímetros no nadir Multispectral: 1,63 m no nadir Azul: 430-545 nm Verde: 466-620 nm Vermelho: 590-710 nm Infravermelho-Próximo: 715-918 nm

<b>Resolução Radiométrica</b>	11 Bits por Pixel	
<b>Largura Nominal da Faixa de Imageamento</b>	16,8 km no nadir	11,2 km no nadir
<b>Capacidade de Imageamento</b>	200.000 Km <sup>2</sup> por dia	100.000 Km <sup>2</sup> por dia
<b>Revisita</b>	Variável dependendo da latitude	Variável dependendo da latitude
<b>Expectativa de vida</b>	Estendida até 2014	

## 2.4 - Análise de Imagens Baseada em Objetos

Dada a evolução do sensoriamento remoto, nos aspectos anteriormente mencionados, devido às imagens de alta resolução, como as oriundas dos satélites Ikonos, QuickBird e WorldView, os métodos tradicionais de classificação, tornaram-se menos eficazes, dada a ampliação da magnitude da heterogeneidade das características espectrais de tais imagens. Sendo assim os métodos tradicionais tendem a produzir o efeito "sal e pimenta" nos resultados das classificações. Outra desvantagem dos métodos de classificação tradicionais é que eles não utilizam a informação relacionada com a forma, posicionamento e relacionamento espacial (contexto) dos objetos da cena. Informações de contexto são elementos chaves para a fotointerpretação, pois englobam conhecimento humano sobre os objetos da imagem segundo Argialas e Harlow (1990). Tal conhecimento não é explícito e precisa ser representado e utilizado para fins de análise de imagem. Forma e textura são recursos utilizados extensivamente como descritores de contexto em fotointerpretação. (TZOTSOS, 2006)

Assim as técnicas de classificação baseada em objetos têm sido amplamente difundidas por se tratar de ser uma ferramenta de análise que extrapola as características radiométricas, levando em consideração aspectos antes negligenciados pelas abordagens tradicionais, como forma, textura e contexto das regiões (objetos) que se quer analisar. (BLASCHKE, 2008)

Segundo Blaschke (2008) o conceito de OBIA (*Object-Based Image Analysis*), ganhou o interesse da comunidade científica de tecnologia da geoinformação, por volta dos anos 2000, ocasião em que foi lançado o software comercial que levava o nome da técnica. O surgimento de OBIA tem mostrado ser uma estratégia importante para o tratamento de conceitos espaciais aplicados em uma análise multiescala, Sistemas de Informação Geográfica (SIG) e, para o uso diferenciado entre imagem-objetos e suas características radiométricas.

O principal objetivo de OBIA no contexto de aplicações de sensoriamento remoto é fornecer meios adequados e automatizados para a análises de imagens de resolução espacial muito alta (*VHSR – Very High Spatial Resolution*) descrevendo a realidade imageada utilizando características espectrais, texturais, espaciais e topológicas. OBIA oferece um fluxo metodológico para a interpretação baseada em máquina para classes complexas, definidas por suas propriedades hierárquicas, espectrais, espaciais e estruturais. (BENZ, 2004; NIEMEYER e CANTY, 2001)

Na abordagem orientada a objetos, um problema ou aplicação é representado por uma coleção de objetos que possuem características próprias e interagem entre si. Objetos são conceitos, abstrações definidas em um determinado domínio de uma aplicação (RUMBAUGH et al., 1991).

Para Lang (2008), o princípio orientador da OBIA é representar o conteúdo de uma cena complexa, de tal forma que a realidade imageada seja melhor descrita e, desse modo o respectivo conteúdo da cena seja compreendido, podendo ser extraído e assim utilizado pelos usuários.

Do ponto de vista metodológico, OBIA se baseia em pilares inter-relacionados: segmentação / regionalização para agrupamentos, representações em escala; classificadores baseados em regras para tornar explícitas as propriedades espectrais e geométricas necessárias, bem como as relações espaciais para modelagem avançada de classes. O processo de OBIA é iterativo ao invés de uma sequência linear e rigorosa. O processo de OBIA é cíclico. Por sua natureza iterativa, o processo é altamente adaptável e aberto para acolher diferentes categorias de classes de destino, a partir de domínios específicos, com semânticas diferentes. (LANG, 2008).

A modelagem de classes segundo Tiede (2006) permite operadores que adaptam a transformação do conteúdo da cena para disponibilizar de imediato a informação de acordo com os requisitos dos utilizadores. Ele suporta a integração de dados e a utilização de diferentes imagens.

Em OBIA o "objeto de imagem" é o elemento metodológico central. A segmentação de imagens diminui o nível de detalhe, reduz a complexidade da imagem, e faz o conteúdo da imagem palpável. A segmentação produz regiões de imagem e essas regiões, uma vez que são consideradas "significativas", tornando-se objetos de imagem, em outras palavras um objeto de imagem é uma região da imagem "revisada", orientada por um especialista humano. OBIA supera a visão de pixels e fornece objetos de imagem que "fazem sentido" abrindo uma nova dimensão na análise automática de imagem baseando-a em regras, objetos de imagem que podem ser rotulados diretamente usando uma variedade de características, inclusive espaciais, podendo inclusive ser usados para modelagem complexa de classes com base em suas relações espaciais. (LANG, 2008).

Em termos objetivos, OBIA proporciona a inserção do conhecimento humano no processo de análise. Para Campbell (2002) o conhecimento desempenha um papel fundamental na interpretação objetiva, proporcionando agregação de valor na cadeia de processos do sensoriamento remoto.

O uso de OBIA é crescente. Antunes (2003) recorreu ao uso da técnica para realizar a classificação dos diferentes tipos de vegetação no ambiente ciliar, que não podem ser separados por meio de informação espectral única. Pinho (2006) afirma que este tipo de abordagem apresenta um bom potencial na classificação de cobertura do solo urbano a partir de imagens orbitais de alta resolução espacial. Para mais informações sobre o uso de OBIA sugere-se os trabalhos de Vieira (2012) além de Verbeeck e Orshoven (2012).

#### 2.4.1 – Segmentação de Imagens

Segundo Gonzalez e Woods (2010), os processos de segmentação de imagens subdividem uma imagem em regiões ou objetos que a compõem. O nível de detalhe

da subdivisão dependerá do problema a ser resolvido. Sendo assim a segmentação deve ser finalizada quando os objetos de interesse da aplicação forem identificados.

Basicamente os algoritmos de segmentação consideram as seguintes propriedades dos valores de intensidade: a descontinuidade e a similaridade. No primeiro grupo as subdivisões da imagem são realizadas baseadas em mudanças bruscas de intensidade. No segundo grupo os segmentadores realizam as subdivisões levando em consideração critérios de similaridade pré-definidos.

#### - Segmentação Multiresolução

Na segmentação multiresolução, o algoritmo funde consecutivamente pixels ou objetos existentes. Essencialmente, no processo de identificação, objetos de um pixel de tamanho  $n$  se fundem com seus vizinhos, com base em critérios de homogeneidade relativa. Este critério de homogeneidade é uma combinação de critérios espectrais e de forma. Pelo que diz:

*“O algoritmo de segmentação multiresolução minimiza localmente a heterogeneidade média dos objetos de imagem para uma determinada resolução. Ele pode ser executado em um nível de objeto de imagem existente ou o nível de pixel para criar novos objetos de imagem em um novo nível de objeto de imagem.”*  
(DEFINIENS, 2013)

A definição dos parâmetros de segmentação - escala e homogeneidade - são fundamentais para a execução do processo. O parâmetro de escala definirá o tamanho dos objetos em uma dada representação. Quanto maior a relevância da escala, maiores serão os objetos de imagem gerados, quanto menor a relevância da escala, menores serão os objetos gerados. (BLASCHKE, 2008)

A homogeneidade é um parâmetro composto pela ponderação da relevância da cor e da forma dos objetos a serem criados. Variando entre 0 a 1 cor e forma são ponderados de modo a construir a equação 2:

$$cor = 1 - forma \quad (02)$$

Onde o critério forma pode assumir o valor máximo de 0,9, devido ao fato de que, sem a informação espectral da imagem, os objetos resultantes não estariam relacionados informação espectral em sua totalidade. (BLASCHKE, 2008)

O critério forma por sua vez é uma ponderação entre outros dois critérios: compacidade e suavidade. O primeiro diz respeito à compactação dos objetos gerados, o segundo diz respeito à suavidade das feições geradas. Estes parâmetros são ponderados de 0 a 1 e são definidos pelas equações 03 e 04, por sua vez, definindo o critério forma na equação 05. (BENZ, 2004)

$$\Delta h_{smoth} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{b_{merge}} - \left( n_{obj_{-1}} \cdot \frac{l_{obj_{-1}}}{b_{obj_{-1}}} + n_{obj_{-2}} \cdot \frac{l_{obj_{-2}}}{b_{obj_{-2}}} \right) \quad (03)$$

$$\Delta h_{compt} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{\sqrt{n_{merge}}} - \left( n_{obj_{-1}} \cdot \frac{l_{obj_{-1}}}{\sqrt{n_{obj_{-1}}}} + n_{obj_{-2}} \cdot \frac{l_{obj_{-2}}}{\sqrt{n_{obj_{-2}}}} \right) \quad (04)$$

$$\Delta h_{SHAPE} = w_{compt} \cdot \Delta h_{compt} + w_{smooth} \cdot \Delta h_{smooth} \quad (05)$$

Onde  $l_{merge}$  é o perímetro do objeto;  $n_{obj}$  representa o número de pixel que forma o objeto;  $w$  é o peso atribuído para a variável; e  $b_{merge}$  é o retângulo envolvente paralelo as bordas com menor perímetro possível. (PINHO, 2006)

Desse modo, a diferença entre os valores de duas regiões na imagem é calculada em relação à um limiar máximo de similaridade, expresso pela equação 06.

$$f = w \cdot hcor + (1-w) \cdot hforma \quad (06)$$

Em que,  $f$  é a máxima similaridade,  $w$  é o peso estabelecido para o critério cor,  $hcor$  é a heterogeneidade da cor,  $hforma$  é a heterogeneidade da forma. Assim, se o valor encontrado for inferior que o limiar estabelecido as regiões na imagem serão aglutinadas. A figura 10 a seguir ilustra o esquema lógico da segmentação multiresolução.

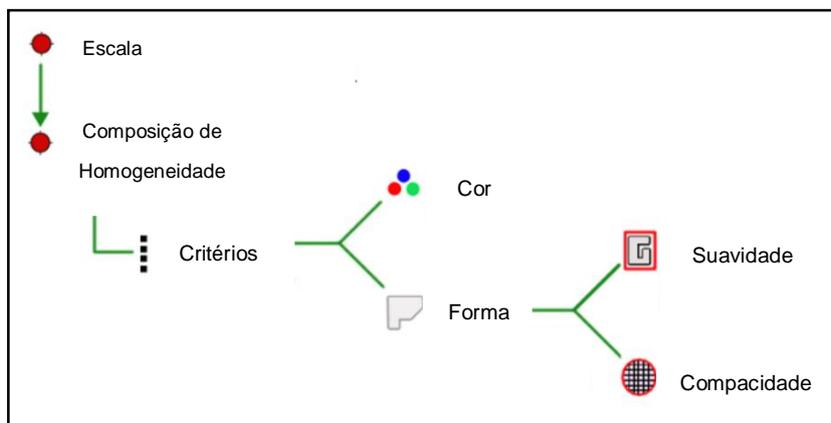


Figura 1 - Esquema estrutural da Segmentação Multiresolução.

Adaptado de *Definiens* (2013)

## 2.4.2 – Classificação através de Mineração de Dados

Dentre as técnicas utilizadas para a classificação de imagens a mineração de dados tem ganhado espaço entre as publicações científicas. A mineração de dados é uma técnica baseada em tecnologias inteligentes, tais como as redes neurais artificiais (RNA), bem como a associação da RNA com a lógica *fuzzy*, conhecida como sistema neuro-*fuzzy*, bem como as árvores de decisão.

Uma árvore de decisão pode ser definida como um mapa do processo de raciocínio. Ele descreve um conjunto de dados por uma estrutura de árvore. As árvores de decisão demonstram serem bons artifícios para resolver problemas de classificação, segundo Negnevitsky (2005). Utilizando-se de uma construção lógica condicional, valendo-se de expressões do tipo “se” e “então”, mediante o estabelecimento de parâmetros de avaliação, busca-se realizar a separação entre as classes que se quer estudar através da melhor condição estabelecida em um determinado caso.

A estrutura de uma árvore de decisão é composta por nós, ramos e folhas. De maneira lógica, o primeiro nó corresponde a todo o conjunto de dados. A árvore começa sempre a partir do primeiro nó e cresce para baixo, dividindo os dados de

cada nível em novos nós, conectados por ramos. Os nós que se encontram no final de ramos são chamados de nós terminais, ou folhas.

Pinho (2012) comenta que a inclusão de técnicas de mineração de dados no processo de classificação contribui para aumentar a velocidade do processo, bem como contribuir para reduzir a natureza empírica da seleção de características e a criação de modelos de classificação.

A mineração de dados é uma parte de um processo de descoberta de conhecimento em um conjunto de dados. Envolve a preparação de dados, pesquisa e avaliação para conhecimento de padrões, e suas possíveis iterações. Por fim, a mineração de dados pavimentará o caminho para a execução automática de um algoritmo de classificação. Os trabalhos de Körting (2013) e Tayyebi (2014) demonstram o uso da técnica para o mapeamento do uso do solo, bem como comparação com outras técnicas.

O algoritmo de CART (*Classification And Regression Trees*), utilizado nos trabalhos citados, calcula a probabilidade ( $p_k$ ) das classes de uso da terra no nó raiz da árvore utilizando as frequências relativas em todo o dados de aprendizagem ( $p_k = \frac{N_k}{N}; k = 1, 2, \dots, k$ ) onde  $N_k$  é igual ao número de células pertencentes à classe  $k$  de toda a dados  $N$ .

Assim,  $p(k, t)$ , representa a probabilidade da classe  $k$  (equação 7), que é calculada a partir dos dados no interior do nó  $t$ , onde  $N_k(t)$  é o número de células no nó  $t$  pertencente à classe  $k$ .

$$p(k, t) = p_k \cdot \frac{N_k(t)}{N_k} \quad (7)$$

Na pesquisa em questão foi utilizado o algoritmo de CART para a caracterização do uso do solo, fator condicionante para um cenário de deslizamento de terra.

## 2.5– Aspectos Gerais de Álgebra de Imagens

Nesta seção serão abordados alguns conceitos que foram utilizados na metodologia da pesquisa no tocante à álgebra de mapas de modo tradicional bem como conceitos pertencentes à lógica *fuzzy*

### 2.5.1 – Álgebra Booleana

Segundo Berry (1993), a álgebra de imagens ou álgebra de mapas são consideradas uma extensão da álgebra tradicional, onde, um conjunto de operadores manipula variáveis representadas computacionalmente por uma matriz que por sua vez representa um campo geográfico. Tais operadores podem manipular uma ou mais imagens que representarão uma ou mais variáveis de um determinado espaço geográfico, ou ainda um mesmo atributo para datas de aquisição diferentes.

Com relação ao tratamento computacional das imagens as operações algébricas podem ser classificadas em pontuais, zonais e de vizinhança. Pontualmente, as operações algébricas são realizadas de maneira que são considerados pares ou conjuntos de pixels de mesma posição  $x$  e  $y$ . O resultado será uma nova imagem como ilustrado na figura 2.

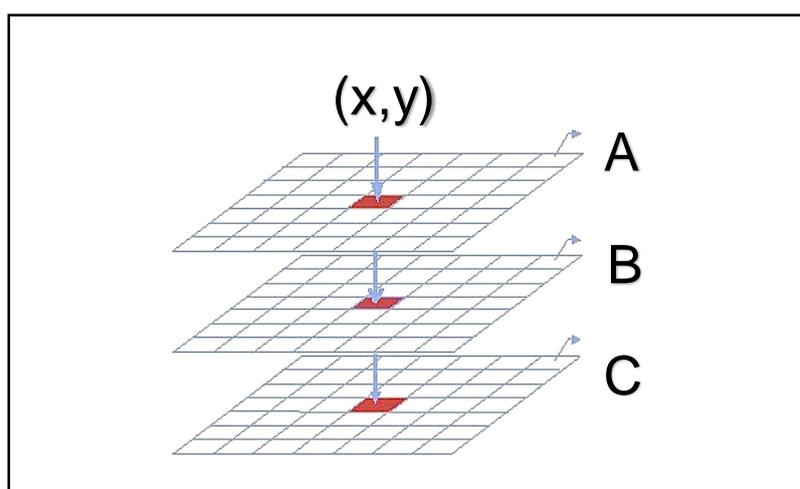


Figura 2 - Ilustração das operações entre duas imagens de entrada A e B resultando em uma nova imagem C. Adaptado de DPI (2014)

Assim, podem ser executadas diversas operações algébricas de maneira pontual. Aritmeticamente, podem ser executadas operações de adição, subtração, multiplicação e divisão por exemplo, entre uma ou um conjunto de imagens, resultando em uma nova imagem. Assim podem ser desenvolvidos índices voltados para fins específicos. Um exemplo disso é o uso dos índices de vegetação que nada mais são do que a álgebra de imagens aplicada. O índice de vegetação por diferença normalizada é a subtração de imagens de reflectância na região do infravermelho próximo (0,725  $\mu\text{m}$  a 1,10  $\mu\text{m}$ ) e do vermelho (0,4  $\mu\text{m}$  a 0,7  $\mu\text{m}$ ) dividida pela soma das mesmas. (LIU, 2007)

Como mencionado anteriormente o risco de deslizamento de terra pode ser caracterizado pela susceptibilidade associada à intensidade do fenômeno de gatilho. A susceptibilidade por sua vez pode ser calculada pela combinação de fatores condicionantes através de um índice. A intensidade do gatilho pode ser uma medida obtida previamente, como por exemplo, a intensidade média de chuvas de uma região. Assim o risco pode ser calculado por uma expressão que combinasse os fatores condicionantes delimitando-os em classes, visando a obtenção de um índice variando em um intervalo determinado. Por exemplo: se quisermos expressar o risco em uma escala de 0 a 10 poderia ser construída a expressão, e, em seguida aplicar uma expressão de normalização, expressa pela equação 8.

$$R = \sqrt{(F_1 * F_2 * F_3 * \dots * F_n * G / (n + 1))} \quad (8)$$

Onde:

$R$ = Risco de deslizamento de terra

$F$ = Fator condicionante, introduzido de modo classificado.

$G$ = *Fator Gatilho*

$n$ = Número de fatores condicionantes

Nesta expressão, adaptada de Thieler e Hammar-Klose (1999), os fatores condicionantes são introduzidos de maneira classificada. Por exemplo, a declividade seria classificada em intervalos iguais e cada intervalo receberia um valor que

representasse sua influência com relação ao risco. Assim as declividades suaves ou nulas receberiam valor 1, enquanto declividades acentuadas como 35° ,45° e 60° receberiam valor 3, em uma escala que variasse de 1 a 3. Desse modo o valor classificado da variável declividade seria introduzido na fórmula, juntamente com os outros valores de cada variável. Esses fatores seriam multiplicados entre si, juntamente com o fator de gatilho e depois divididos por  $n + 1$  que expressa o número de fatores condicionantes somados a 1 que corresponde ao fator de gatilho.

Tal expressão, resultará em conjunto de valores em uma matriz, possuindo então valores máximos e mínimos que serão utilizados para a normalização através da equação 9:

$$R = \left( \frac{X - Min}{Max - Min} \right) \cdot 10 \quad (9)$$

Onde:

$R$  = Risco Normalizado, variando de 0 – 10

$X$  = Valor do Risco calculado

$Min$  = Valor mínimo encontrado na imagem calculada

$Max$  = Valor máximo encontrado na imagem calculada

Desta feita, o risco seria estimado numa escala de 0 a 10, em uma expressão que relaciona matematicamente os fatores condicionantes, gerando um dado numérico que não deve ser interpretado de maneira determinística. Entretanto o índice demonstra em que regiões existe uma maior possibilidade de ocorrência do fenômeno estudado.

Um exemplo da classificação dos fatores condicionantes para cálculo de índice pode ser visto em um trabalho desenvolvido pela USGS (*United States Geological Survey*), que realiza a aplicação de um índice para aferir a vulnerabilidade costeira. Foi criada uma tabela que expressa os fatores condicionantes, os intervalos de cada

classe, e o valor atribuído a cada intervalo para ser inserido no cálculo do índice de vulnerabilidade costeira, como mostra o quadro 2:

Quadro 2 - Ranking para cálculo de vulnerabilidade costeira utilizado no Golfo do México. Fonte:

Adaptado de Thieler e Hammar-Klose (2000)

Vulnerabilidade	Muito Baixa	Baixa	Moderada	Alta	Muito Alta
Variável/Influência	1	2	3	4	5
<b>Geomorfologia</b>	Rochosa; Falésias; Fiordes	Falésias Médias; Costa Recortada	Falésias Baixas; Pântano de sal; Planícies aluviais	Estuário; Lagoa	Praias de Barreira; Planícies de lama; Deltas; Mangues; Recifes de Coral
<b>Declividade da Costa. (%)</b>	>0,115	0,115 a 0,055	0,055 a 0,035	0,035 a 0,022	< 0,022
<b>Varição do nível do mar. (mm/a)</b>	< 1,8	1,8 a 2,5	2,5 a 3,0	3,0 a 3,4	> 3,4
<b>Erosão ou acréscimo na linha de costa. (m/a)</b>	>2,0	1,0 a 2,0	-1,0 a +1,0	-1,1 a -2,0	< - 2,0
<b>Linha média de maré. (m)</b>	> 6,0	4,1 a 6,0	2,0 a 4,0	1,0 a 1,9	< 1,0
<b>Altura Média das Ondas. (m)</b>	<0,55	0,55 a 0,85	0,85 a 1,05	1,05 a 1,25	>1,25

### 2.5.2 –Lógica *Fuzzy*

A teoria dos conjuntos *fuzzy* foi apresentada inicialmente por Zadeh (1965), em um artigo há mais de quatro décadas, definindo-a como sendo um conjunto de princípios matemáticos de representação do conhecimento baseados em graus de adesão, em vez de associação nítida de lógica binária clássica. Sua utilização no processamento digital de imagens se deve ao fato de que, a também chamada lógica *fuzzy*, proporciona, segundo Gonzalez e Woods (2009), um suporte para a incorporação do conhecimento humano à resolução de problemas cuja formulação se baseia em conceitos imprecisos. De acordo com Vellasco (2010) a abordagem difusa

é uma ferramenta que possui a capacidade de entender informações imprecisas, descritas em linguagem natural, e posteriormente convertê-las para um formato numérico.

Desse modo a utilização da lógica *fuzzy* permite realizar a construção de análises que não se baseiam na lógica booleana, do “verdadeiro” e “falso”, 0 ou 1, mas no tratamento de variações sucintas entre as classes que se queira estudar. Um bom exemplo da necessidade da aplicação da lógica difusa é classificar um grupo de pessoas segundo sua idade. Atribui-se a idade de 20 anos como sendo o limiar entre uma pessoa jovem ou não. O estabelecimento desse limiar se constitui dos intervalos onde uma pessoa é considerada jovem ou não tão jovem. A isso dá-se o nome de “função de pertinência”. Vê-se, no entanto, uma dificuldade imediata com essa formulação. Um indivíduo do grupo que tenha 21 anos, por exemplo, já é considerado como sendo não tão jovem. Faz-se necessária uma formulação que permita uma transição gradual entre as classes estudadas. A lógica *fuzzy* possibilitará, através de uma função de pertinência adequada, a transição gradual entre as classes. Pelo que diz Ruhoff (2004), um dos benefícios das modelagens baseadas em lógica *fuzzy* é a habilidade de codificação de conhecimentos inexatos, numa forma que se aproxima muito ao processo de decisão.

Basicamente, um sistema baseado em lógica *fuzzy* é constituído de três módulos ou fases. Segundo Silva (2008) a primeira delas é a *fuzzificação*, onde se transformam as variáveis que estão em formato determinístico rígido (*crisp*) para um formato flexível constituído de funções de pertinência.

Formalmente, um conjunto *fuzzy*  $A$  pode ser expresso pela equação 10 (FUJIMOTO, 2005):

$$A = \{x, \mu_A(x) / x \in X\} \quad (10)$$

Onde  $X$  é o universo de discurso ao qual o conjunto pertence,  $x$  um componente do conjunto *fuzzy*, e  $\mu_A$  a função de pertinência. O universo de discurso indica o domínio em que o modelamento do sistema *fuzzy* é válido.

A função de pertinência  $\mu_A$  indica o grau de pertinência (ou compatibilidade) entre  $x$  e o conceito expresso por  $A$  (SANDRI e CORREA, 1999):

$\mu_A(x) = 1$  indica que  $x$  é completamente compatível com  $A$ ;

$\mu_A(x) = 0$  indica que  $x$  é completamente incompatível com  $A$ ; e

$0 < \mu_A(x) < 1$  indica que  $(x)$  é parcialmente compatível com  $A$ , com grau  $\mu_A(x)$ .

A segunda etapa, a inferência, é o momento onde é construído um conjunto de regras através de operadores lógicos do tipo “se-então” que possibilitarão a obtenção dos valores de saída, caracterizando o fenômeno que se quer estudar. Gonçalves (2012) descreve que inicialmente se aplicam os operadores *booleanos and e or* que são utilizados para aferir os níveis máximo e mínimo de pertinência ao conjunto. Em seguida constrói-se a hipótese de implicação, e por fim, combinam-se as saídas *fuzzy* possíveis.

A última etapa é a *defuzzificação*, que é o inverso do processo de *fuzzificação*. Nela, as variáveis que estão em formato de função de pertinência, tornam para o formato quantitativo, determinando o valor final de saída do fenômeno em estudo. (SILVA, 2008)

Os métodos mais conhecidos e consagrados de *defuzzificação* são o Centro de Área (Centroide), Centro do Máximo, Média do Máximo e a Média Ponderada. O método do centroide, calculará o centro de gravidade do conjunto de saída, como representado pela figura 3.

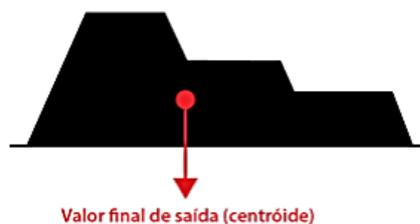


Figura 3 –Cálculo do Centróide no processo de defuzzificação

O centróide de uma função de pertinência é calculado pelas integrais das funções da variável linguística. As funções de pertinência são segmentos de reta. As integrais representam os somatórios das integrais de cada segmento. Para calcular o

centroide do trapézio, por exemplo, é necessário calcular a soma das integrais de cada reta (numerador e denominador) e então, dividir pelo denominador.

A saída quantificada é calculada com o somatório dos centroides multiplicado pela área, dividindo-se pela soma das áreas de cada variável linguística. A equação 11 apresenta o respectivo cálculo.

$$\bar{X} = \frac{\sum(\text{Centróide} * \text{Área})}{\sum \text{Área}} \quad (11)$$

A figura 3 ilustra todo o processo descrito. A *fuzzificação*; regras e inferências; e a *defuzzificação*. Tal processo é conhecido como controlador de Mandani. (MANDANI, 1973)

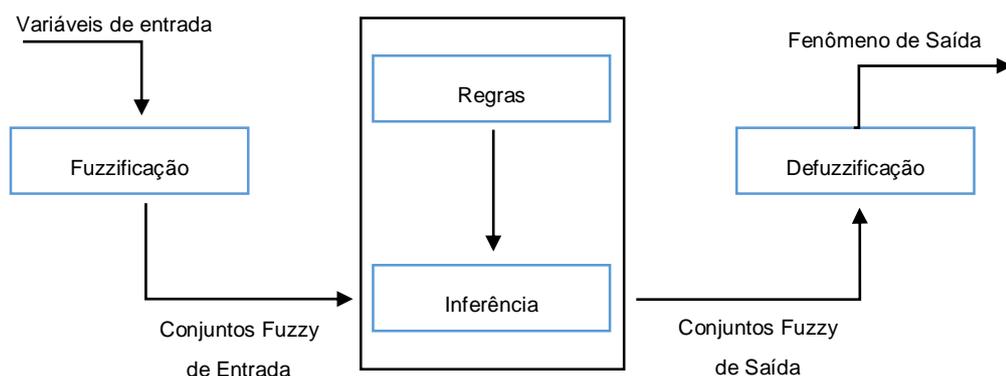


Figura 4 - Diagrama estrutural do processo de classificação com auxílio da lógica fuzzy.

A lógica difusa tem sido amplamente utilizada em diversos segmentos. Na área do sensoriamento remoto, Prado e Galo (2009) compararam métodos clássicos de classificação de imagens de satélite como o método da Máxima Verossimilhança com métodos baseados em lógica *fuzzy* para tratar regiões de incerteza em classes geradas a partir de imagens multiespectrais. Centeno e Cavalheiro (2010) utilizaram lógica *fuzzy* de maneira diferenciada no sensoriamento remoto, integrando dados de diferentes sensores no processo de classificação de uma cena urbana. Benz e Hofmann (2004) integraram a lógica *fuzzy* posteriormente à extração de feições de imagens para criar um fluxo de trabalho para a produção e dados GIS (*Geographic Information Systems*). Muitos outros trabalhos podem ser consultados utilizando tal proposição como Netto (2011), Ghosh e Mishra (2011), Rulinda e Bijker (2012).

Desse modo, observa-se a possibilidade de inserção da lógica *fuzzy* no contexto da álgebra de mapas, uma vez que as imagens podem funcionar como variáveis de entrada do sistema controlador, fornecendo como resultado uma imagem representando o fenômeno estudado.

Neste trabalho, foi utilizada a lógica difusa para construção do mapa de risco utilizando o controlador de Mandani, seguindo o modelo de risco descrito anteriormente.

## 2.6 – Delimitação da Área em Estudo

A área em estudo compreende uma região localizada no município de João Pessoa, no estado da Paraíba. Atualmente, segundo o IBGE a cidade possui cerca de 723 mil habitantes distribuídos pelos seus 60 bairros. A região em onde foi realizado o experimento possui histórico de deslizamentos recentes e com diferentes proporções.

Entretanto, esta região não consta como sendo classificada como área de risco pelo órgão de defesa civil municipal. Comissão Municipal de Defesa Civil (COMDEC) reconhece cerca de 24 áreas de risco, em diferentes partes da cidade de João Pessoa. São na realidade aglomerados subnormais, e em alguns casos, outras áreas como: loteamentos sem infraestrutura, prédios abandonados e deteriorados, dentre outros. Deste modo, o município não faz a devida classificação de risco de suas áreas.

Tendo o centro de localização geográfica as coordenadas 34.852° Oeste de longitude e 7.132° sul de latitude. A região é cortada pela BR-230 e contempla uma topografia diferenciada, com a presença de barreiras, formas de vegetação das mais variadas, e presença de aglomerados urbanos regulares e irregulares, dentre outros detalhes.

No que diz respeito ao clima, localiza-se sob domínio de um clima tropical úmido moderado, caracterizando-se por uma curta estação seca que se estende de outubro a dezembro e uma estação chuvosa que se inicia em de março, se interrompe em maio e torna a acontecer de junho a agosto.

Suas temperaturas médias possuem pouca variação o ano. Entretanto o volume de chuvas obtido nas estações chuvosas é suficiente para desencadear os processos de deslizamento. A tabela 5 que segue mostra o regime de chuvas de João Pessoa, nos últimos 5 anos, até setembro de 2013.

Tabela 4 - - Médias mensais pluviométricas de 2008 a 2013. Dados em milímetros. Fonte: AESA

Ano	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	Total
2008	81,6	17,8	311,2	319,8	348,6	339,8	237	257	78,4	41,7	3,7	46	2082,6
2009	127,4	235,8	161,2	344,6	456,4	232,5	384,9	140,8	60,5	6,3	32,1	29,4	2211,9
2010	160,3	70	32,8	143,4	58,4	239,6	181,6	173,7	64	15,5	6,2	40,4	1185,9
2011	160,7	195,2	67,3	451,7	369,2	217,5	460,9	197,5	24,9	17,5	34,6	23,4	2220,4
2012	209	138,8	61	30,6	164,8	524,4	281,5	63,5	26,8	24,6	1,4	6,5	1532,9
2013	48,4	49,2	20,8	268,2	176,7	386,7	339,6	216,8	261,1				

A figura 5 mostra a área estudada inserida em seus limites geográficos cotados na projeção UTM, zona 25, Sul, e no Sistema de Referência SIRGAS2000.



Figura 5 - Mapa de Localização da área de estudo

A figura 6 mostra fotografias do local em suas últimas ocorrências de deslizamento em junho de 2012 e agosto de 2013, respectivamente. É possível notar

um deslizamento de proporções maiores mais próximo do observador e outros dois mais adiante na figura da esquerda. Os danos no local podem ser inferidos observando-se os veículos envolvidos e a necessidade imediata de recuperação do trecho, tendo em vista o alto fluxo de veículos que trafegam diariamente na via.



Figura 6 - Deslizamentos ocorridos às margens da BR-230 em João Pessoa em 2012 à esquerda e 2013 á direita. Fonte: Jornal da Paraíba

### 3. METODOLOGIA

A parte metodológica foi dividida em materiais onde são descritos os equipamentos utilizados, softwares e documentos cartográficos obtidos e adaptados ao desenvolvimento da pesquisa. Em seguida é descrito com detalhes em métodos a modelagem proposta.

#### 3.1 – Materiais

O ambiente suporte para o desenvolvimento da pesquisa foram as dependências do Departamento de Engenharia Cartográfica e seus laboratórios.

Os seguintes recursos foram elencados com a perspectiva de atender às necessidades da pesquisa a ser executada.

##### a) Recursos Computacionais:

- Computador Pessoal Dell Inspiron, Processador Intel core i7, 8Gb de RAM, 2000 MB de Video ATI Radeon.
- Camera digital Sony Cybershot, com resolução de 16.1 Megapixel;
- *Software* de Processamento automático de imagens E-cognition Developer desenvolvido pela empresa *Definiens*;
- *Software* de cálculo matemático Matlab 2013;
- *Software* ArcGIS (Arcinfo) versão 10.1, desenvolvido pela ESRI;

##### b) Informações cartográficas obtidas:

A definição das informações cartográficas utilizadas foi realizada levando em consideração pesquisas anteriores, aspectos metodológicos e *softwares* disponíveis. Todas as informações utilizadas na pesquisa foram obtidas mediante solicitação e autorização de uso aos órgãos públicos municipais e estaduais que forneceram arquivos digitais pertencentes as suas bases de dados.

Inicialmente foram obtidos: imagem de satélite artificiais, mapeamento topográfico com informações altimétricas e informações meteorológicas da região que influenciam diretamente nos processos de deslizamentos de terra.

Com o intuito de caracterizar o uso do solo da região foi utilizada, uma imagem do satélite QuickBird II de 2008. Esta imagem passou pelo processamento inicial de ortoretificação, bem como o processo de fusão das bandas multiespectrais com a banda pancromática, resultando num produto de resolução espacial de 61 cm.

Foram fornecidas ao estudo curvas de nível, obtidas através da utilização de laser aerotransportado, que possuem equidistância de 0,5 metro, possibilitando o detalhamento do terreno da área teste.

Além disso foram obtidos pontos contendo as coordenadas dos últimos eventos de deslizamento no local, bem como dados oriundos de informações do regime de chuvas nos últimos anos.

### 3.2 – Métodos

De maneira geral, para a execução deste trabalho, os procedimentos metodológicos contemplaram as seguintes atividades: Aquisição de Dados e preparação dos dados, Segmentação da Imagem; Execução da Classificação orientada à Objeto para mapeamento do uso do solo no local; Modelagem e agregação dos dados topográficos e climáticos; Modelagem das Classes de risco para método analítico; Modelagem das classes de risco para método *fuzzy*; Geração dos mapas de risco pelo método analítico; Geração do mapa de risco pelo método *fuzzy* e comparação dos resultados. A figura 7 sintetiza os procedimentos metodológicos do trabalho.

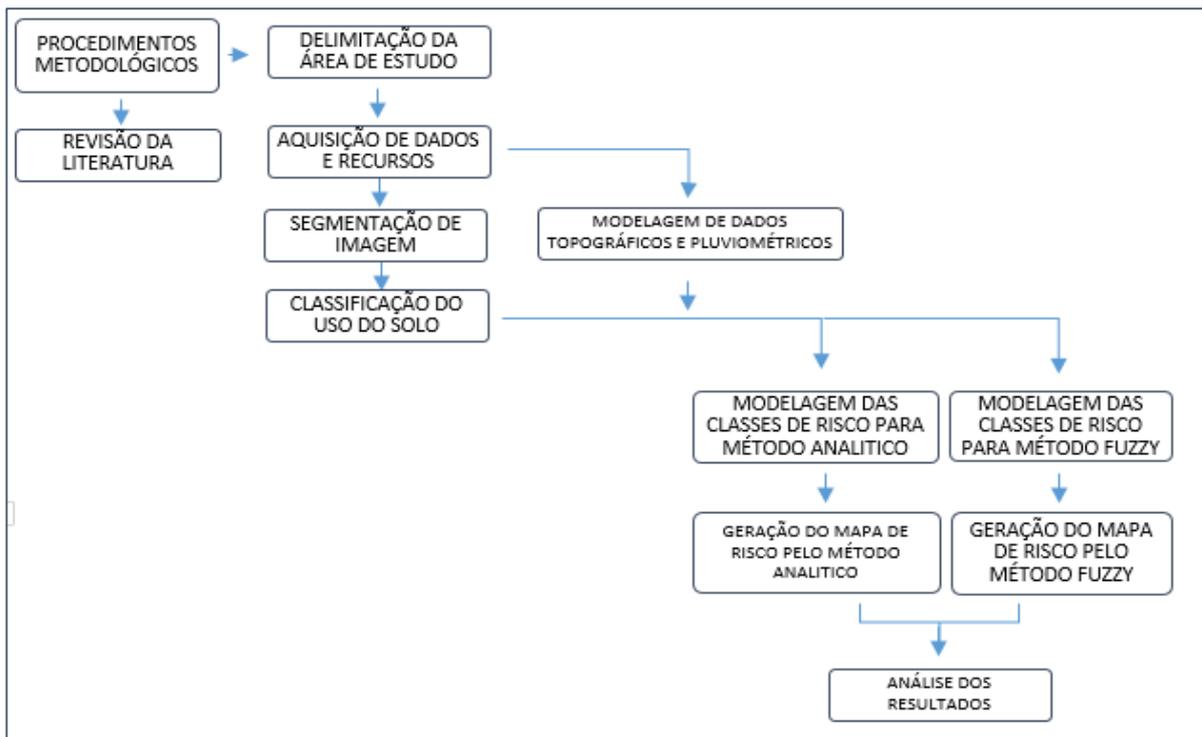


Figura 7 - Fluxograma metodológico da **pesquisa**

A seguir serão explicadas de forma detalhada as etapas apresentadas no fluxograma da figura 7.

### 3.2.1 - Manipulação de dados topográficos

As curvas de nível do local, foram submetidas a um tratamento topológico, uma vez que originalmente se apresentaram seccionadas. Em seguida, foram extraídas a partir da interpretação visual a linha de quebra do revelelo, parâmetro considerado na análise de risco, extraído através da observação da aglomeração abrupta das isolinhas. A figura 8 exhibe as curvas de nível e a linha de quebra extraída.

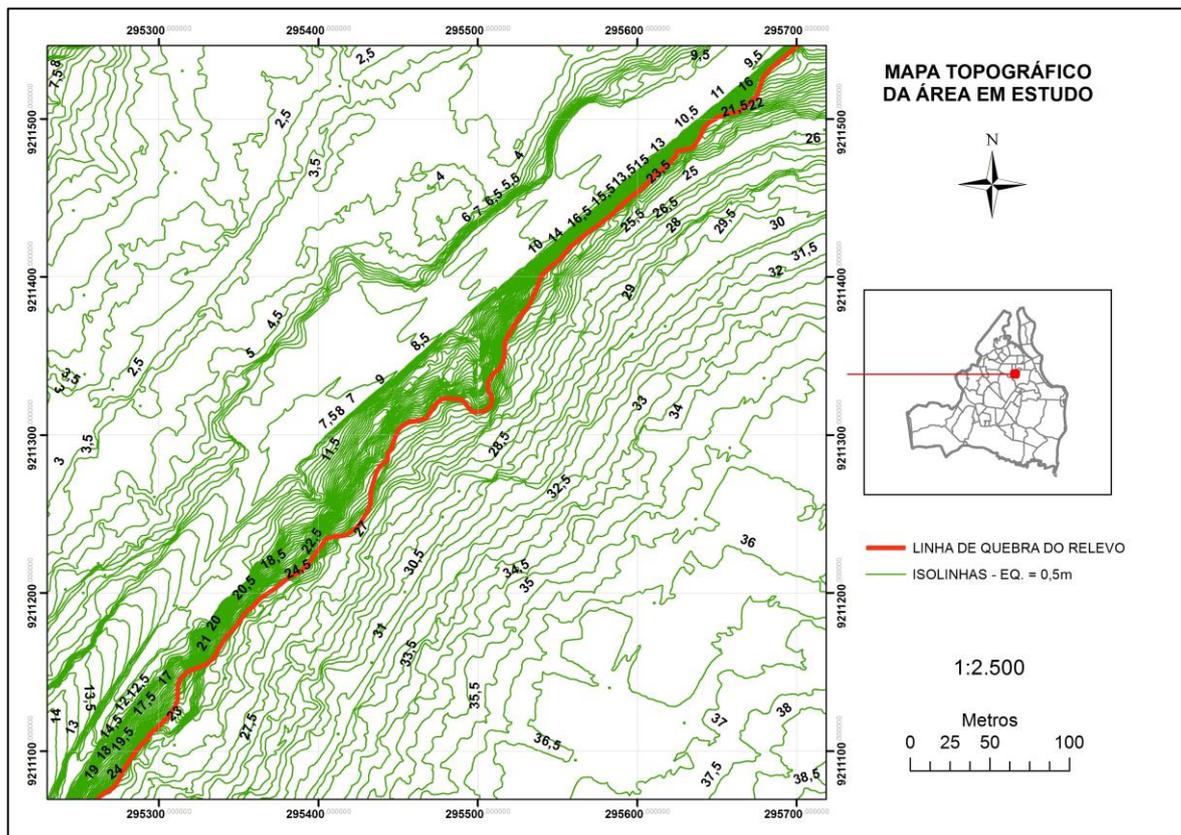


Figura 8 - Mapa Topográfico da Área de estudo modelado a partir das curvas de nível.

Com o uso das curvas de nível foi gerado uma superfície de elevação através da criação de uma *Triangular Irregular Network (TIN)*. Utilizando-se o *Software ArcGIS*, a superfície obtida foi convertida para formato *raster*. A figura 9 traz o mapa de elevação da área em estudo representando a elevação em cores graduais.

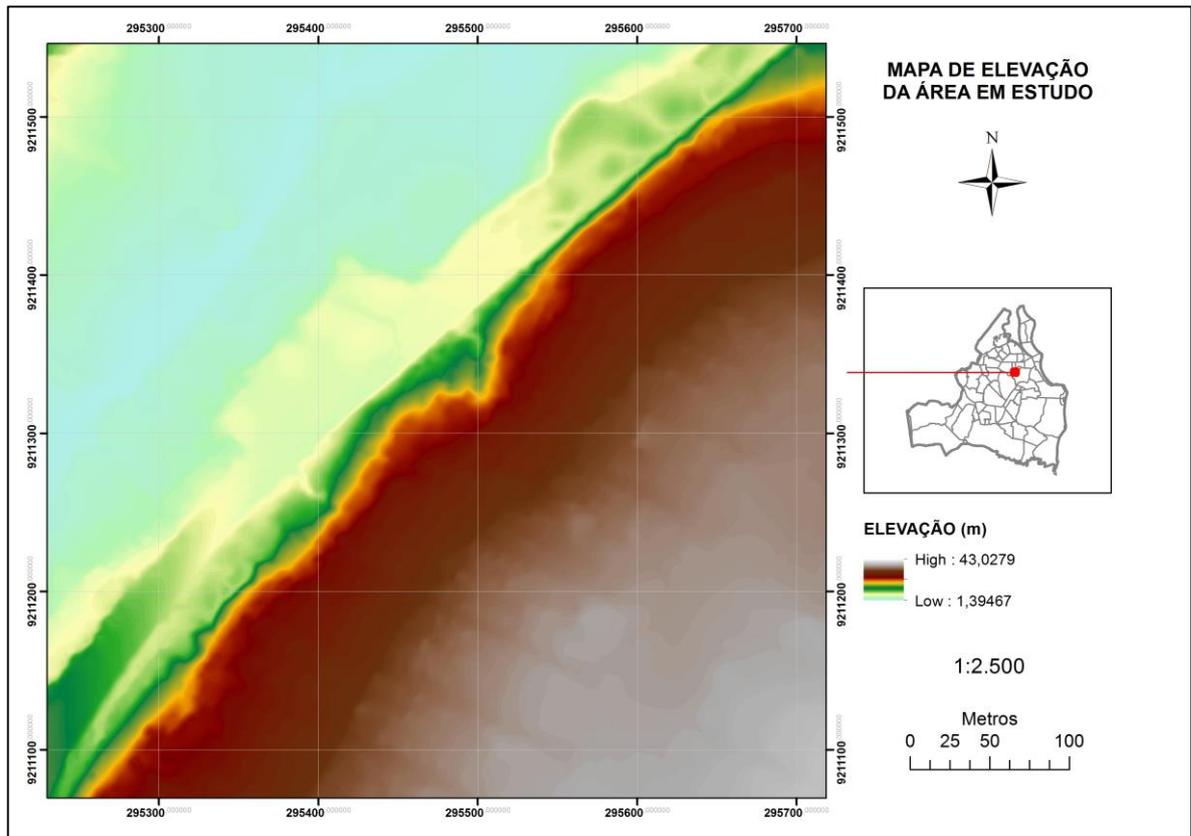


Figura 9 -Modelo Digital de Elevação de estudo gerado a partir das curvas de nível.

Levando-se em consideração a superfície de elevação da figura 6 foi calculada a superfície de declividade. O algoritmo utilizado identifica a inclinação de cada célula variando de 0° a 90°, ou em termos de porcentagem de declividade. Para o estudo em questão o valor em graus foi o adotado. A figura 10, exhibe o mapa de declividade.

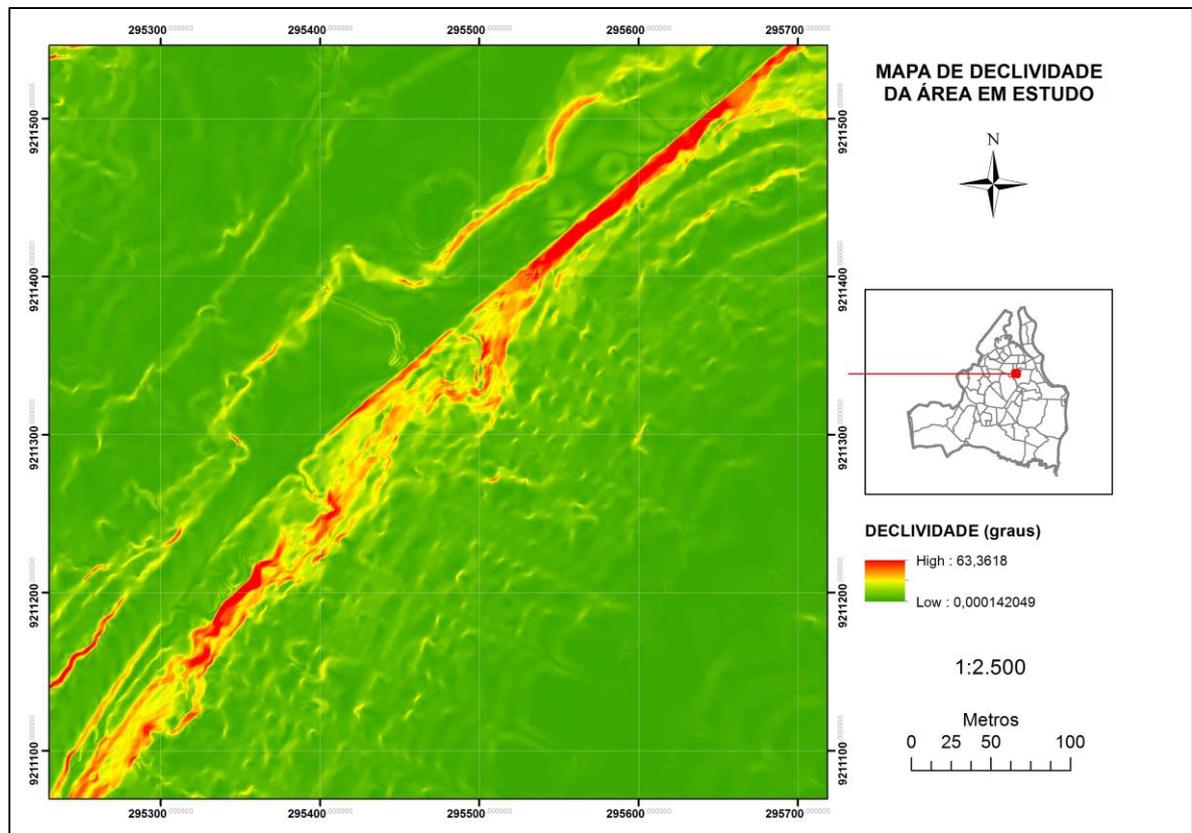


Figura 10 - Mapa de Declividade obtido a partir da superfície de elevação.

Utilizando a linha de quebra do relevo, foram calculadas as distâncias euclidianas à mesma, gerando uma superfície de distância de linha de quebra. Sabe-se que distância da variação abrupta do relevo (linha de quebra), também é um fator a ser considerado na análise de risco de deslizamento de terra. Desse modo foi gerado uma matriz contendo células e a informação da distância que determinada célula se encontra da linha de quebra. A figura 8 traz o mapa de distância de linha de quebra representada com tom de cores graduais variando conforme a proximidade considerada alta (*high*) e baixa (*low*) destacando a posição perto e distante da linha de quebra.

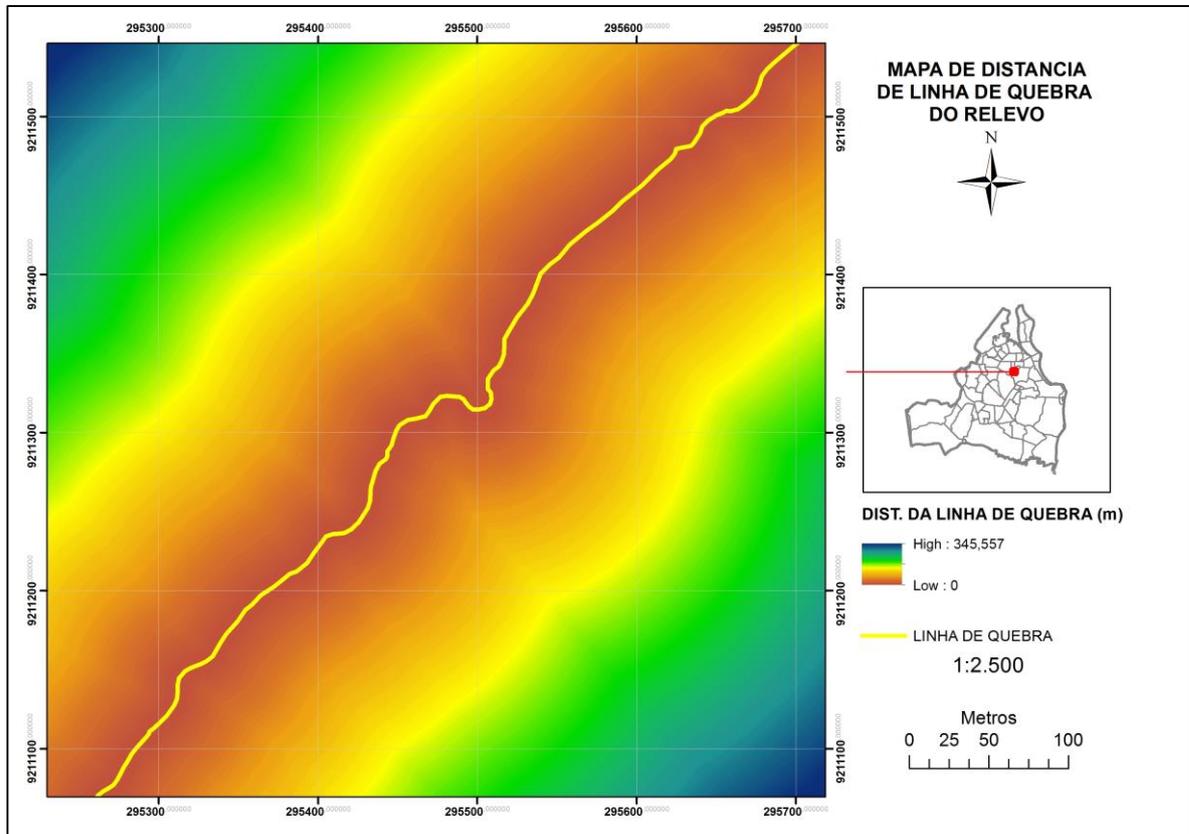


Figura 11 - Mapa de distância de linha de quebra do relevo.

Utilizando-se a posição geográfica dos últimos eventos de deslizamento, foram calculados de forma análoga ao mapa da figura 10 as distâncias euclidianas das células com relação aos eventos de deslizamento, resultando na figura 11.

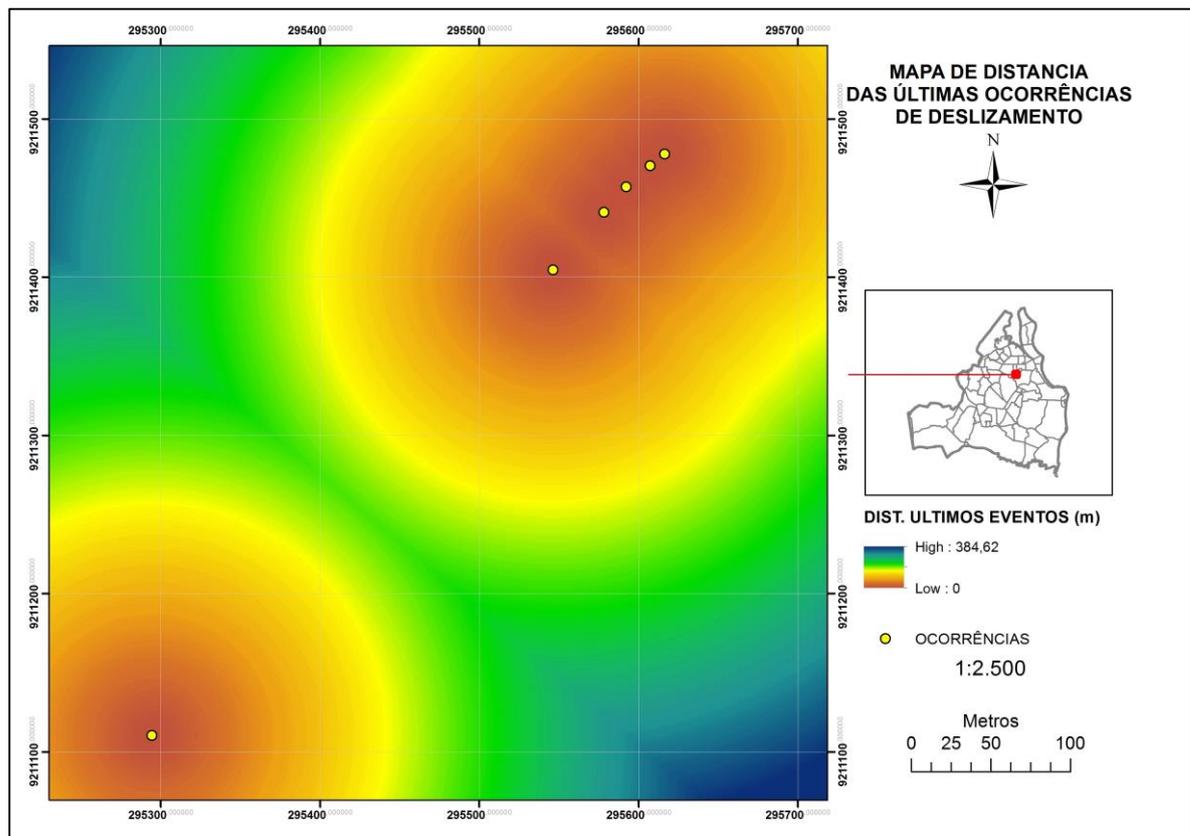


Figura 12 - Mapa de distância dos últimos deslizamentos.

A seguir são apresentadas as etapas para obtenção do mapa de uso do solo. Para a classificação do uso solo e segmentação da imagem de satélite artificial foi utilizado o software *Ecognition*.

### 3.2.2 – Segmentação da Imagem

O primeiro passo para classificação orientada a objeto que foi utilizado neste trabalho é a segmentação da imagem que de certa forma extrai objetos que são utilizados como amostras para definição das classes. A estratégia de segmentação utilizada foi a de multiresolução, que identifica objetos com diferentes resoluções. O uso do solo foi utilizado como uma das variáveis de entrada para a modelagem proposta de classificação do risco de deslizamento de terra. Outras informações

temáticas também foram utilizadas no processo de classificação da imagem orientada a objetos como por exemplo os eixos de logradouros que serão descritos a seguir.

No processo de classificação concebido utilizando uma lógica de classificação por hierarquia, inicialmente buscou-se o nível de segmentação que possibilitassem classificação das vias e não vias. Em seguida na ordem hierárquica o nível com objetos menores, com o intuito de classificar detalhadamente o restante da cena. Desse modo, esta estratégia buscou isolar grandes áreas, tais como componentes de vegetação, hidrografia, e sistema viário, de maneira que posteriormente pudessem ser fragmentados para buscar objetos mais específicos. A figura 13 explicita a estratégia apresentando o esquema utilizado onde, de maneira específica, vão se formando subdivisões. Os objetos do nível inferior só podem existir condicionadas a superclasse do nível superior e assim sucessivamente.

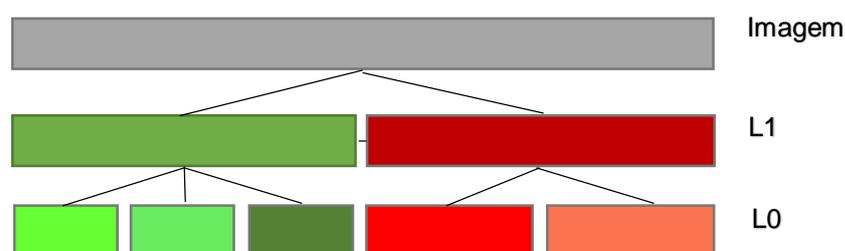


Figura 13 - Esquema de estratégia de segmentação multiresolução.

Foram executados testes de segmentação a fim de encontrar resultados que expressassem o melhor critério de escala, cor e forma para cada nível a ser gerado. Mais de 70 testes foram executados alterando-se os parâmetros descritos e observando-se os resultados. Foram obtidos dois níveis de segmentação. A figura 14 ilustra algumas tentativas realizadas na equalização dos parâmetros.



Figura 14 - Diferentes resultados dos testes executados para equalizar os parâmetros de segmentação multiresolução.

Foram extraídas, a partir das etapas de segmentação realizadas, objetos de imagem para serem classificados na etapa seguinte.

A segmentação utilizada no nível 1 foi realizada com os parâmetros de escala igual a 300, compacidade igual a 0,5 e 0,1 para a forma. Neste nível, como mencionado anteriormente, foram classificados objetos considerados como maiores.

A segmentação para o nível 0, foi realizada utilizando parâmetros de escala igual 50, compacidade igual a 0,5 e forma igual a 0,1. Neste nível os demais objetos foram, na etapa seguinte, classificados. A figura 15 traz as imagens segmentadas com seus respectivos parâmetros e alguns dos objetos gerados selecionados.

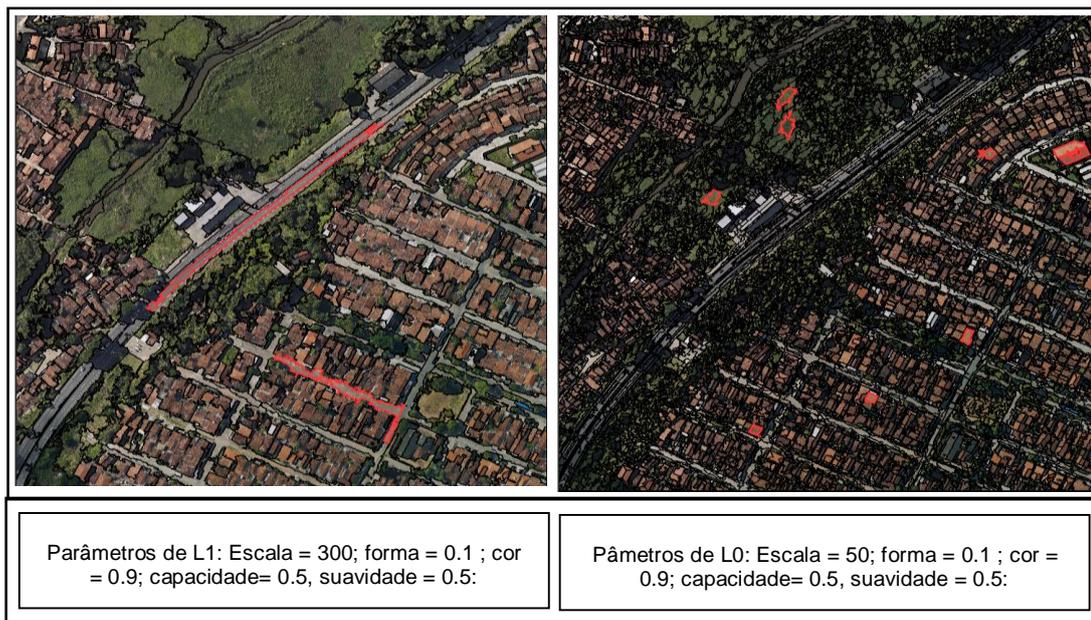


Figura 15 - Resultados preliminares de segmentação com seus respectivos parâmetros.

Com os níveis definidos de segmentação, pôde-se prosseguir para a realização da classificação.

### 3.2.5 – Classificação do Uso do Solo

Uma vez segmentada a imagem, procedeu-se com o processo de classificação da mesma.

Tendo em vista as características limitadas da imagem fornecida, sendo apenas uma composição RGB, com ausência de outras bandas, optou-se pela utilização do algoritmo de mineração de dados que utiliza o conceito de árvore de decisão.

Desse modo, inicialmente fez-se necessária a classificação, no nível 1, das vias, uma vez que haviam dados vetoriais abundantes do local. Sendo assim realizou-se a associação das amostras dos eixos de logradouros com os objetos da imagem segmentada. Basicamente o algoritmo *Assign Class by thematic layer*, atribuiu à classe vias todos os objetos de imagem que possuam intersecção com a camada temática de vias inserida como amostra. A figura 16 mostra o aspecto inicial do processo.



Figura 16 - Aspecto inicial da classificação das vias através do algoritmo *Assign Class By Thematic Layer*

Tendo obtido a classificação no nível 1 procedeu-se com a classificação dos demais objetos. Para o restante da cena, foram definidas outras 6 classes:

- Água;
- Solo Exposto;
- Telhados vermelhos;
- Telhados brancos;
- Vegetação
- Sombra.

Para o restante da cena foi utilizado o algoritmo de árvore de decisão (*Decision Tree*). Este algoritmo se baseia numa etapa de treinamento, onde o algoritmo utiliza amostras para gerar um conjunto de regras de separação de classes. Em seguida dá-se a etapa de classificação, onde todo o restante dos objetos da cena foram classificados.

Assim, todo o conjunto de objetos começa em uma única classe não classificada. Através de parâmetros definidos previamente o algoritmo inicia com a separação das classes (subconjuntos do inicial), e assim sucessivamente vai subdividindo e classificando os objetos às classes de interesse.

Na etapa de treinamento supervisionado, foram coletadas amostras de objetos na imagem para cada tipo de uso do solo, num total de 166 amostras. O algoritmo utilizou as amostras para gerar os limiares de separação entre as classes. Para tanto fez-se necessário determinar os parâmetros a serem analisados pelo algoritmo para a construção dos limiares. Os parâmetros utilizados na separação entre as classes citadas foram:

- *Brightness* – Valor médio de intensidade para as camadas adotadas, no caso R,G,B, e é dado pela expressão:
- *Mean R* – Média de intensidade na banda vermelha;
- *Mean G* - Média de intensidade na banda verde;
- *Mean B* - Média de intensidade na banda azul;
- Máxima Diferença;
- Desvio Padrão em R, G e B;

Além das variáveis acima, foram inseridas variáveis baseadas em razão e diferença de bandas.

- Razão entre G e R, G e B, B e G;
- Diferença entre G e R, R e B, G e B;

Sendo assim, foi possível realizar o treinamento da árvore de decisão, e gerar uma configuração considerada como ideal para a classificação do uso do solo nesta cena.

Tal árvore foi configurada para realizar diferenciações em 6 níveis de profundidade. Este valor foi obtido mediante diversas tentativas e observando o desempenho do classificador.

Como resultado do treinamento o algoritmo gerou a seguinte estrutura exposta pela figura 17:

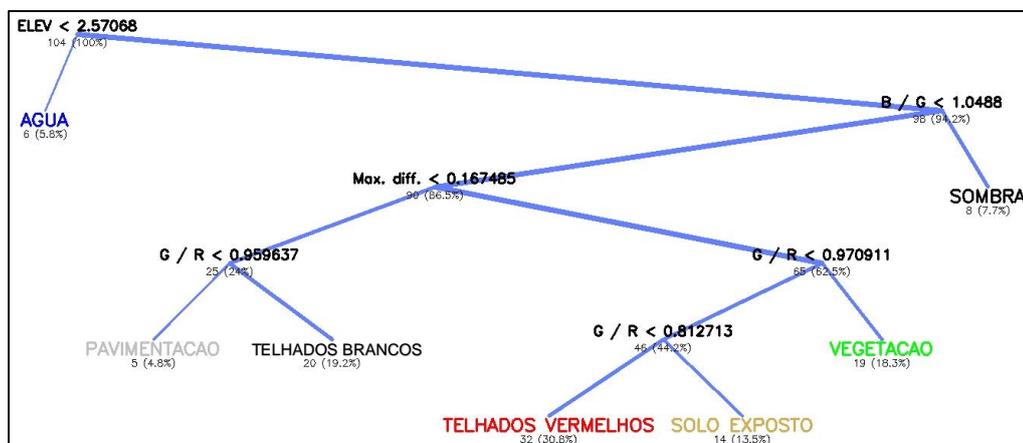


Figura 17 - Árvore de decisão construída para diferenciação das classes de uso do solo;

Desse modo, o algoritmo *Decision Tree* realizou a separação das classes baseado nas amostras fornecidas e nos parâmetros indicados.

Como pode-se observar na figura 15, para a diferenciação dos corpos d'água o parâmetro utilizado foi a elevação, tendo em vista que as amostras coletadas estavam todas abaixo de 2,57 m. Assim, os objetos correspondentes à água foram diferenciados do restante das amostras, no primeiro nível da árvore.

No segundo nível a razão entre a banda azul e verde, separou o elemento sombra do restante das amostras. Valores acima de 1,04 para esta razão foram imediatamente associados aos locais sombreados na imagem. Os objetos com valores de razão entre azul e verde abaixo de 1,04, e que não foram classificados anteriormente, compunham o restante das amostras.

No terceiro nível, utilizou-se a máxima diferença entre as bandas e separou-se o conjunto de amostras em outros dois subconjuntos. Amostras com valores de máxima diferença superiores a 0,167 originaram um subconjunto e as amostras com valores abaixo de 0,167 geraram outro subconjunto.

No quarto nível da árvore, utilizando-se da razão entre a banda verde e vermelha, um dos subconjuntos gerados no terceiro nível foi novamente subdividido. Valores de razão entre a banda verde e vermelha superiores a 0,959 foram

classificados como telhados brancos. Valores de razão abaixo de 0,959 foram classificados como pavimentação.

Ainda no quarto nível, foi utilizada a mesma razão para dividir em outros dois subconjuntos, o segundo subconjunto gerado no terceiro nível. Amostras com valor de razão entre verde e vermelho acima de 0,970 foram atribuídos à classe de vegetação. As amostras com valor inferior a 0,970 formaram um outro subconjunto. Este subconjunto, localizado no nível quinto da árvore, foi subdividido em outros dois subconjuntos, o sexto nível, diferenciando o restante das amostras utilizando a razão entre a banda verde e vermelha. Valores de razão acima de 0,812 foram classificados como sendo solo exposto. Valores inferiores a 0,812 foram classificados como telhados vermelhos.

Desse modo, foi possível obter uma imagem classificada que remete à cobertura detalhada do solo da área de interesse, simulando o conhecimento local, para ser utilizado como variável nos experimentos propostos para a elaboração do mapa de risco de deslizamentos.

A imagem classificada foi exportada para ser utilizada em ambiente SIG, assumindo valores variando de 1 a 6, respectivamente, sombra (1), água (2), pavimento (3), vegetação (4), solo exposto (5) e edificações (6). Isso foi feito para a realização da álgebra de mapas através do método analítico, bem como para modelagem de funções de pertinência e construção de regras para classificação de risco através do método *fuzzy*.

A figura 18 apresenta o mapa classificando de uso do solo que de acordo com Wicander (2009) é fundamental para o estudo dos fenômenos de deslizamento de terras.

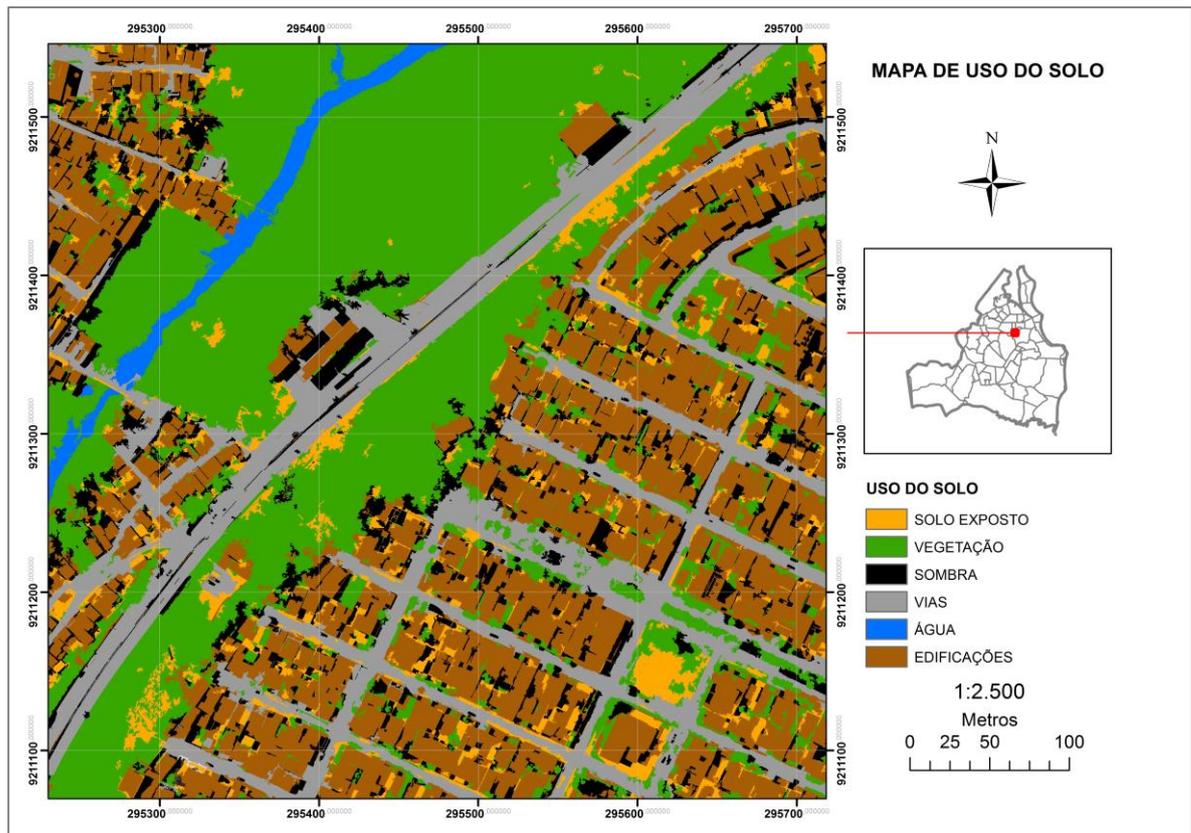


Figura 18 - Mapa de Uso do Solo.

Para avaliar a qualidade do mapa temático gerado, a matriz de confusão foi elaborada, a partir das amostras pré-classificação, num total de 166 amostras, chegando-se a uma acurácia total de 0.93, e *Kappa Index of Agreement* (KIA) de 0.91, sendo o resultado encontrado considerado satisfatório. A figura 19 representa a matriz confusão, com as amostras por classe, bem como o cálculo de acurácia total e o índice Kappa.

User Class \ Sample	SOLO EXPOSTO	VEGETACAO	SOMBRA	PAVIMENTACAO	AGUA	EDIFICACOES	Sum
<b>Confusion Matrix</b>							
SOLO EXPOSTO	27	0	0	0	0	0	27
VEGETACAO	1	38	2	1	1	0	43
SOMBRA	0	1	17	0	0	0	18
PAVIMENTACAO	0	1	2	30	0	1	34
AGUA	0	0	1	0	12	0	13
EDIFICACOES	0	0	0	0	0	31	31
unclassified	0	0	0	0	0	0	0
Sum	28	40	22	31	13	32	
<b>Accuracy</b>							
Producer	0.9642857	0.95	0.7727273	0.9677419	0.923	0.9687500	
User	1	0.8837209	0.9444444	0.8823529	0.923	1	
Hellden	0.9818182	0.9156627	0.85	0.923	0.923	0.9841270	
Short	0.9642857	0.8444444	0.7391304	0.8571429	0.8571429	0.9687500	
KIA Per Class	0.9573484	0.9325203	0.745	0.9594330	0.9165410	0.9615741	
<b>Totals</b>							
<b>Overall Accuracy</b>	<b>0.9337349</b>						
<b>KIA</b>	<b>0.9187325</b>						

Figura 19 - Matriz de Confusão gerada pelo Definiens Developer 8.

Os parâmetros obtidos para a separação das classes embora com a evidente limitação da imagem, serviram de maneira efetiva para o processo de classificação. Desse modo, o parâmetro “uso do solo” a ser inserido na modelagem da superfície de risco a deslizamentos, tanto no método analítico quanto no método *fuzzy*, foi gerado de maneira satisfatória, simulando o conhecimento humano na área de estudo.

### 3.2.6 – Modelagem do Risco de Deslizamento de Terra Através do Método Analítico.

Considerando os dados obtidos de declividade, uso do solo, distância de linha de quebra, distância do último evento ocorrido e pluviosidade, foi implementado o método analítico de álgebra de mapas para geração da imagem de risco de deslizamento na região em estudo.

Inicialmente foi elaborado um *ranking* para expressar numericamente o comportamento de uma variável com relação ao risco a ser calculado. Todas as variáveis foram classificadas em intervalos e, para cada intervalo foi atribuído um valor para o risco. O quadro 3 mostra as variáveis classificadas em intervalos e com relação ao risco.

Quadro 3 - Ranking de variáveis modeladas com relação ao risco

RISCO	BAIXO	MODERADO	ELEVADO
Fator/Influência	1	2	3
Uso do solo (UDS)	Sombra e cursos d'água	Pavimentação e Vegetação	Solo Exposto e Edificações
Declividade (SLP)	0 ° a 7,5 °	7,5° a 17,5 °	> 17,5°
Distância da linha de quebra (DQ)	acima de 22,5 m	7,5 m - 22,5m	abaixo de 7,5m
Distância do último evento (DE)	acima de 22,5 m	7,5 m - 22,5m	abaixo de 7,5m
Pluviosidade (P)	até 62.5 mm	62.5 mm - 237.5 mm	acima de 237.5

Nesta etapa foram consideradas 5 fatores de entrada (4 fatores de influência, mais o fator de gatilho), e uma saída analítica baseada na formulação de risco de deslizamento de terra como sendo o produto dos fatores condicionantes e do fator de gatilho.

$$R = \sqrt{\frac{(DQ*DE*SLP*UDS*P)}{n}} \quad (11)$$

Onde *DQ* representa a imagem gerada da distância de linha de quebra, *DE* é a imagem que representa a distância para o último evento ocorrido, *SLP* a declividade em cada célula da imagem, *UDS* como sendo a imagem classificada na etapa anterior representando o uso do solo, *P* o valor da intensidade do evento gatilho no caso a chuva e *n* o número total de variáveis no caso igual a 5.

A figura X representa de forma esquemática como funciona a fórmula analítica para processar e gerar o mapa de risco a deslizamentos. Neste caso é feito uma varredura de todas as variáveis conforme sua posição matricial definida por (i, k) e o respectivo valor encontrado da variável que vai de encontro a formulação analítica resultando em uma nova matriz com os valores obtidos para gerar o mapa de risco a deslizamentos.

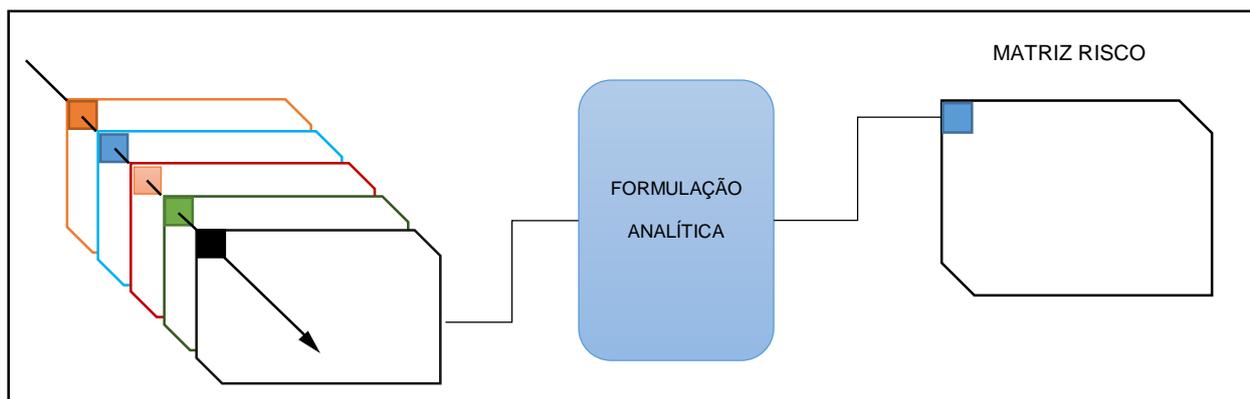


Figura 20 - Esquema utilizado na formulação analítica aplicado às variáveis.

A implementação foi realizada no *Matlab* e de duas maneiras, calculando o índice de risco de deslizamento para valores de pluviosidade com 50mm e 300mm.

### 3.2.7 – Modelagem do Risco de Deslizamento de Terra Através da Lógica *Fuzzy*.

Utilizando-se a toolbox de lógica *fuzzy* do *Matlab*, foi elaborada a segunda modelagem de risco a deslizamentos de terra. Neste método inicialmente foi necessário a construção das funções de pertinência de cada fator condicionante. O processo consistiu em classificar cada fator em intervalos, caracterizados por funções matemáticas que representaram o comportamento da variável frente ao fenômeno estudado, numa relação de pertinência de intervalos variando entre 0 e 1.

Assim, para cada fator condicionante foram estabelecidas as variáveis linguísticas e as funções de pertinência.

- Modelagem do fator Declividade.

Para a fator declividade foram elencadas as variáveis linguísticas “suave”, “moderada”, e “acentuada”, remetendo à influência de cada classe no processo de deslizamento de terra. Declividade suaves são menos susceptíveis do que as declividades moderadas ou acentuadas, isso avaliando-se separadamente dos outros fatores.

Assim, a declividade foi classificada e os seguintes intervalos estabelecidos.

- Suave, para valores partindo de 0° até 10°;
- Moderada, para valores entre 5° até 20°
- Acentuada, para valores entre 15° e 90°

Optou-se a partir de uma série de testes que a função escolhida para a modelagem de todas as variáveis fosse a trapezoidal. Pode-se recomendar que testes com a função gaussiana sejam realizados no futuro devido sua característica gráfica de suavizar os cruzamentos nebulosos entre classes porém acredita-se que de forma geral utilizando o método do centro de massa para defuzzificar os resultados a escolha da função de pertinência não seja um fator tão influente como por exemplo os limiares de cruzamento entre variáveis linguísticas. A figura 21 expressa a variável declividade modelada.

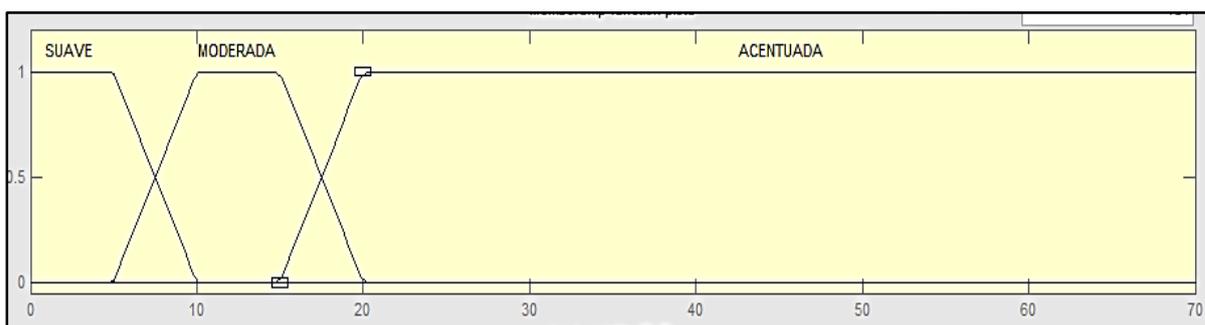


Figura 21 - Variável Declividade modelada na toolbox FIS Editor do Matlab.

- Modelagem do fator Distancia da linha de quebra.

De maneira similar, foram definidas as variáveis linguísticas para a modelagem da Distância da Linha de quebra do relevo. Foram escolhidos os termos:

- Muito Próximo, para valores partindo de 0m até 10m;
- Próximo, para valores entre 5m até 25m;
- Distante, para valores de 20m em diante;

Tais valores representam o quanto uma área se torna susceptível ao deslizamento dentro da medida de distância para a linha de quebra extraída das curvas de nível. Quanto mais próxima uma área esteja da linha de quebra, mais susceptível ao fenômeno estudado. A figura 22 exibe a modelagem das funções de pertinência para o fator em questão.

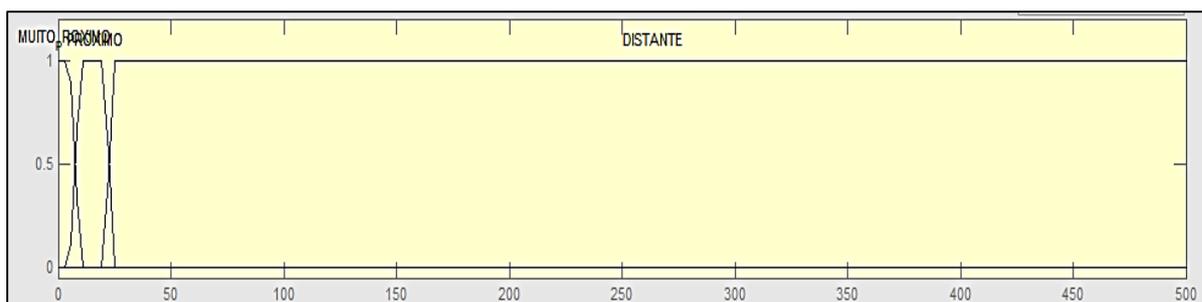


Figura 22 - Variável Distancia da Linha de Quebra modelada na toolbox FIS Editor do Matlab. As curvas correspondem a “muito próximo”, “próximo” e “distante” respectivamente.

- Modelagem do fator Distancia do Último Evento.

Para a construção das funções de pertinência para o fator Distancia do Último Evento, foram definidas as seguintes variáveis linguísticas, denominadas respectivamente:

- Muito Próximo, para valores partindo de 0m até 10m;
- Próximo, para valores entre 5m até 25m;
- Distante, para valores de 20m em diante;

Da mesma maneira que na variável anterior, tais valores representam o quanto uma área se torna susceptível ao fenômeno de deslizamento dentro da medida de distância para os últimos eventos de deslizamento acontecidos. A figura 23 exibe a modelagem das funções de pertinência para o fator em questão.

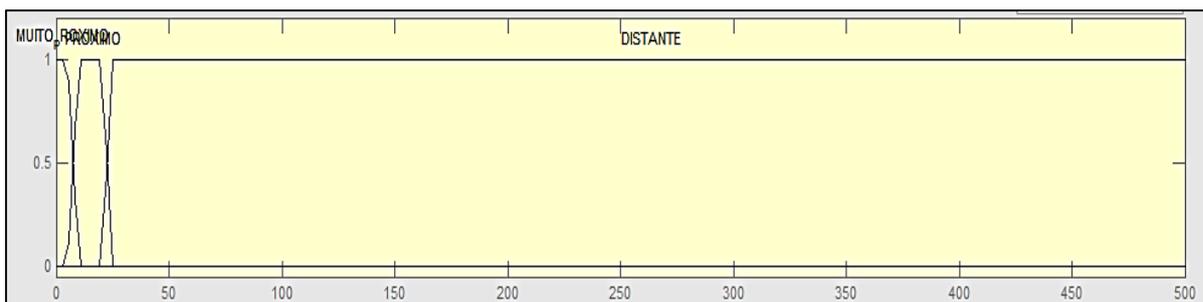


Figura 23 - Fator “Distancia da Linha de Quebra” modelada na toolbox FIS Editor do Matlab. As curvas correspondem a “muito próximo”, “próximo” e “distante”, respectivamente.

- Modelagem do fator Uso do Solo.

O fator uso do solo foi modelado a partir da imagem classificada anteriormente. Como exposto, cada classe de cobertura de solo foi convertida para um valor específico, sendo 1 para sombra, 2 para água, 3 para pavimento, 4 para vegetação, 5 para solo exposto, e 6 para edificações, sendo esta última, a agregação das classes “telhados vermelhos” e “telhados brancos”.

Desse modo cada superfície ganhou um valor representativo para a susceptibilidade ao fenômeno de risco de deslizamentos de terra conforme o tipo de classe encontrada em uma determinada localização espacial somada a influências de outros fatores descritos anteriormente. Por exemplo em uma região com solo exposto espera-se um grau aqui nomeado como extremamente susceptível do que uma região com vegetação que teria sua variável linguística classificada como moderadamente susceptível. Desta forma, partindo-se de 1 a 6, foram construídas funções de pertinência e escolhidos termos para cada uma delas. Foram definidas as seguintes variáveis linguísticas, para classes de uso do solo e denominadas respectivamente:

- Pouco Susceptível, para valores partindo de 1 até 3;
- Moderadamente Susceptível, para valores entre 1.5 até 5;
- Extremamente Susceptível, para valores de 3.5 em diante;

A figura 24 expõe a modelagem da variável em questão.

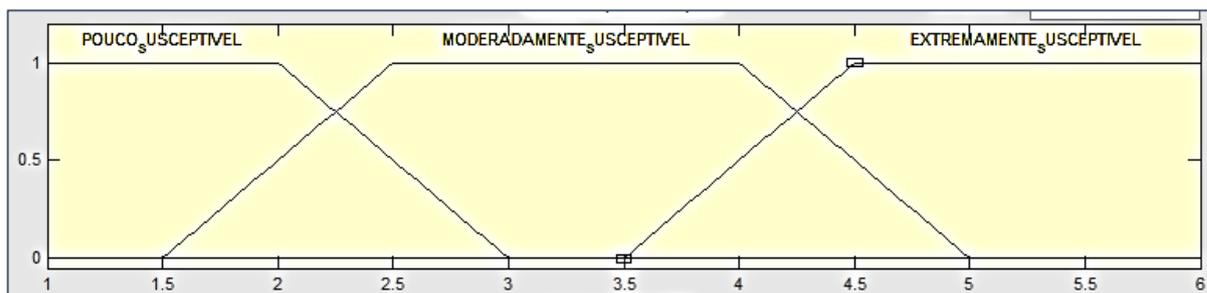


Figura 24 - Variável “Uso do Solo” modelada na toolbox FIS Editor do Matlab.

- Modelagem do fator “Carga Pluviométrica”.

Este fator foi considerado como elemento catalizador do fenômeno do deslizamento baseando-se sua modelagem nos dados pluviométricos da região em questão.

A série temporal de pluviosidade foi fornecida expondo a pluviosidade média mensal por ano pela AESA (Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba) desde 2008. Observando-se a média mensal nos últimos anos, bem como as datas dos últimos 2 deslizamentos ocorridos, foram extraídos dos perfis pluviométricos para a região, um período chuvoso e outro considerado como seco. O quadro 2 exhibe as médias mensais, por ano, de janeiro de 2008 a agosto de 2013.

Tabela 5 - Médias pluviométricas mensais combinadas de 2008 a 2013. Dados em mm. Fonte: AESA

Ano	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
2008	81,6	17,8	311,2	319,8	348,6	339,8	237	257	78,4	41,7	3,7	46
2009	127,4	235,8	161,2	344,6	456,4	232,5	384,9	140,8	60,5	6,3	32,1	29,4
2010	160,3	70	32,8	143,4	58,4	239,6	181,6	173,7	64	15,5	6,2	40,4
2011	160,7	195,2	67,3	451,7	369,2	217,5	460,9	197,5	24,9	17,5	34,6	23,4
2012	209	138,8	61	30,6	164,8	524,4	281,5	63,5	26,8	24,6	1,4	6,5
2013	48,4	49,2	20,8	268,2	176,7	386,7	339,6	216,8	261,1			
<b>MÉDIA</b>	<b>131,2</b>	<b>117,8</b>	<b>109,0</b>	<b>259,7</b>	<b>262,3</b>	<b>323,4</b>	<b>314,2</b>	<b>174,8</b>	<b>85,9</b>	<b>21,1</b>	<b>15,6</b>	<b>29,1</b>

Dado que o mês mais chuvoso segundo a média de pluviosidade é o mês de junho, e o mês mais seco segundo o mesmo parâmetro é o mês de novembro foram

modeladas as funções de pertinência e escolhidos os termos para as variáveis linguísticas para carga de precipitação, descritos da figura 25:

- Leve, para valores partindo de 0mm até 75mm;
- Moderada, para valores entre 50mm até 250mm;
- Pesada, para valores de 225mm em diante;

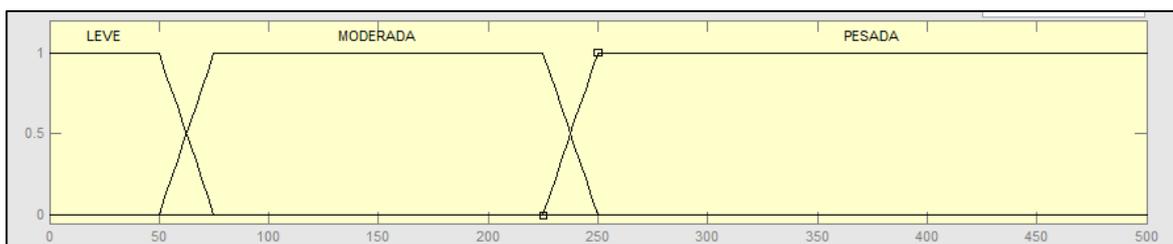


Figura 25 - Variável “Carga de Precipitação” modelada na toolbox FIS Editor do Matlab.

As regras de classificação de um sistema de inferência *fuzzy* como anteriormente descrito, se baseiam na utilização de argumentos lógicos “se – então” para a construção das sentenças. Tais argumentos são denominados antecedente (*If*) e conseqüente (*then*). O sistema de inferência escolhido para a execução da classificação de risco é o sistema baseado no modelo de Mamdani.

O Modelo de Mamdani utiliza conceitos da lógica *fuzzy* em processamento de conhecimento, sendo conseqüente das regras *fuzzy*. A saída é representada por um conjunto *fuzzy* resultante da agregação da inferência de cada regra. Para se obter a saída utilizam-se métodos de defuzzificação como anteriormente mencionados.

Assim, criou-se um conjunto de regras que sugerem o comportamento da superfície frente aos fatores de entrada e suas inter-relações. Para as classes de risco foram escolhidos os termos “baixo ou inexistente”, “moderado” e “alto”.

Utilizando-se dos argumentos condicionais “se” e “então” foi criado um conjunto de regras como por exemplo: “Se a “Distancia da Linha de quebra” é “muito próxima” e a “Distancia do último evento” é “muito próxima” e a “declividade” é “acentuada” e o “Uso do Solo” é “extremamente susceptível” e a carga de precipitação é “Pesada” então o risco é “alto”.

Ao foram criadas 238 regras, utilizando os 5 fatores de entrada. O quadro 3 exibe parte do conjunto de regras criado.

Quadro 4 - Parte do conjunto de regras criado com antecedentes e consequentes. Distância do último evento = DE; Distância da linha de quebra = DQ; Declividade = SLP; Uso do solo = UDS; Carga de Pluviosidade = CP.

If (DE is MUITO_PROXIMO) and (DQ is MUITO_PROXIMO) and (SLP is ACENTUADA) and (UDS is EXTREMAMENTE_SUSCEPTIVEL) and (CP is PESADA) then (RISCO is ALTO)
If (DE is MUITO_PROXIMO) and (DQ is MUITO_PROXIMO) and (SLP is ACENTUADA) and (UDS is POUCO_SUSCEPTIVEL) and (CP is LEVE) then (RISCO is BAIXO)
If (DE is DISTANTE) and (DQ is MUITO_PROXIMO) and (SLP is MODERADA) and (UDS is MODERADAMENTE_SUSCEPTIVEL) and (CP is LEVE) then (RISCO is BAIXO)
If (DE is DISTANTE) and (DQ is MUITO_PROXIMO) and (SLP is ACENTUADA) and (UDS is POUCO_SUSCEPTIVEL) and (CP is MODERADA) then (RISCO is MEDIO)
If (DE is DISTANTE) and (DQ is DISTANTE) and (SLP is SUAVE) and (UDS is MODERADAMENTE_SUSCEPTIVEL) and (CP is PESADA) then (RISCO is BAIXO)
If (DE is DISTANTE) and (DQ is DISTANTE) and (SLP is MODERADA) and (UDS is POUCO_SUSCEPTIVEL) and (CP is LEVE) then (RISCO is BAIXO)
If (DE is DISTANTE) and (DQ is DISTANTE) and (SLP is ACENTUADA) and (UDS is MODERADAMENTE_SUSCEPTIVEL) and (CP is LEVE) then (RISCO is BAIXO)
If (DE is DISTANTE) and (DQ is DISTANTE) and (SLP is ACENTUADA) and (UDS is EXTREMAMENTE_SUSCEPTIVEL) and (CP is MODERADA) then (RISCO is BAIXO)
If (DE is PROXIMO) and (DQ is PROXIMO) and (SLP is SUAVE) and (UDS is POUCO_SUSCEPTIVEL) and (CP is PESADA) then (RISCO is MEDIO)

Tendo sido executadas as formulações para o sistema de inferência *fuzzy*, seguiu-se com a geração da superfície de risco. Para tal, foi elaborado um algoritmo de varredura que teve como função ler os *pixels* de cada fator de entrada, aplicar o controlador de Mandani, e gerar uma nova matriz contendo os valores resultantes. Assim, foi realizada a seguinte construção em linguagem C.

Risco = [ ] – Gera uma matriz sem definições iniciais.

for  $l = 1$ :linha – onde linha é o número de linhas das matrizes de entrada

for  $k = 1$ :coluna – onde coluna é o número de colunas das matrizes de entrada

RISCO ( $i,k$ ) = evalfis([DE( $i,k$ ) DQ( $i,k$ ) SLP( $i,k$ ) UDS( $i,k$ ) CP], INFERENCIA);

RISCO é a nova matriz gerada em função de  $i$  e  $k$ . DE( $i,k$ ) DQ( $i,k$ ) SLP( $i,k$ ) UDS( $i,k$ ) CP, os fatores de entrada. INFERENCIA é função relativa ao controlador de Mandani. A figura 26 ilustra a lógica de varredura do sistema.

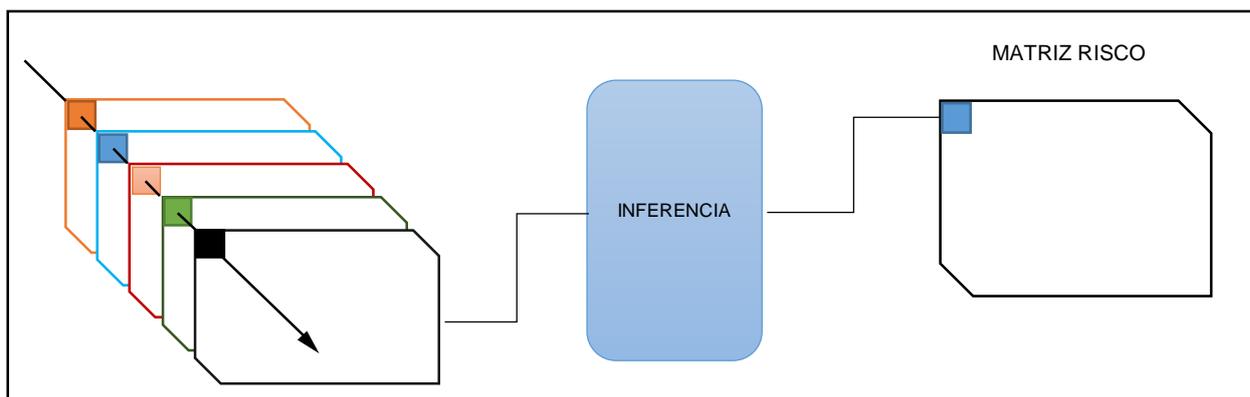


Figura 26 - Esquema de inferência de risco aplicado à imagem.

Com a estrutura devidamente montada, utilizando-se a ferramenta de *loop* pré-configurada, o algoritmo realizou a varredura das imagens uma a uma, pixel a pixel sequencialmente, aplicando o controlador de Mandani e obtendo uma imagem com valores variando no intervalo de 0 a 10.

As funções de pertinência e os termos para a gradação de risco são descritos pela figura 27:

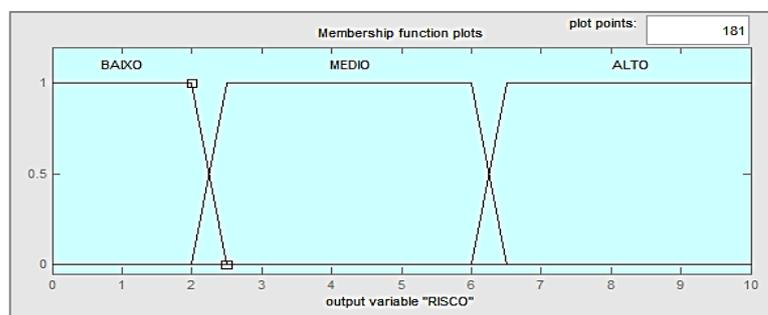


Figura 27 - Gradação de Risco modelada na toolbox FIS Editor do Matlab.

Como descreve a figura índice de risco foi dividido em 3 intervalos:

- “Risco baixo ou Inexistente”, para regiões onde o índice esteja abaixo de 3,83;
- “Risco Moderado”, para regiões no intervalo de 2,83 a 7,16;
- “Risco Alto”, para regiões com valores acima de 6,16;

Assim, foram geradas, uma superfície de risco de deslizamento de terra para valores de carga de precipitação de 50mm, um valor dentro da média dos meses secos, bem como uma superfície de risco com valores dentro da média dos meses chuvosos, de 300mm.

Por fim, os resultados foram exportados para o ArcGis para a produção cartográfica.

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 – Das Superfícies de Risco Geradas pelo Método Analítico

Após as etapas descritas, a implementação do método analítico, baseado em álgebra tradicional de mapas, resultou em duas imagens, uma para a época seca e outra para a época chuvosa, utilizando os 5 fatores mencionados anteriormente.

Uma vez criadas, as imagens passaram pelo processo de normalização de seus valores originais para uma distribuição linear variando de 0 a 10, para posterior comparação. Foi utilizada a equação mencionada no capítulo 2.5, para ambos os casos simulados.

Assim, para uma carga pluviométrica de 50mm foi gerado o seguinte mapa, como mostra a figura 28.

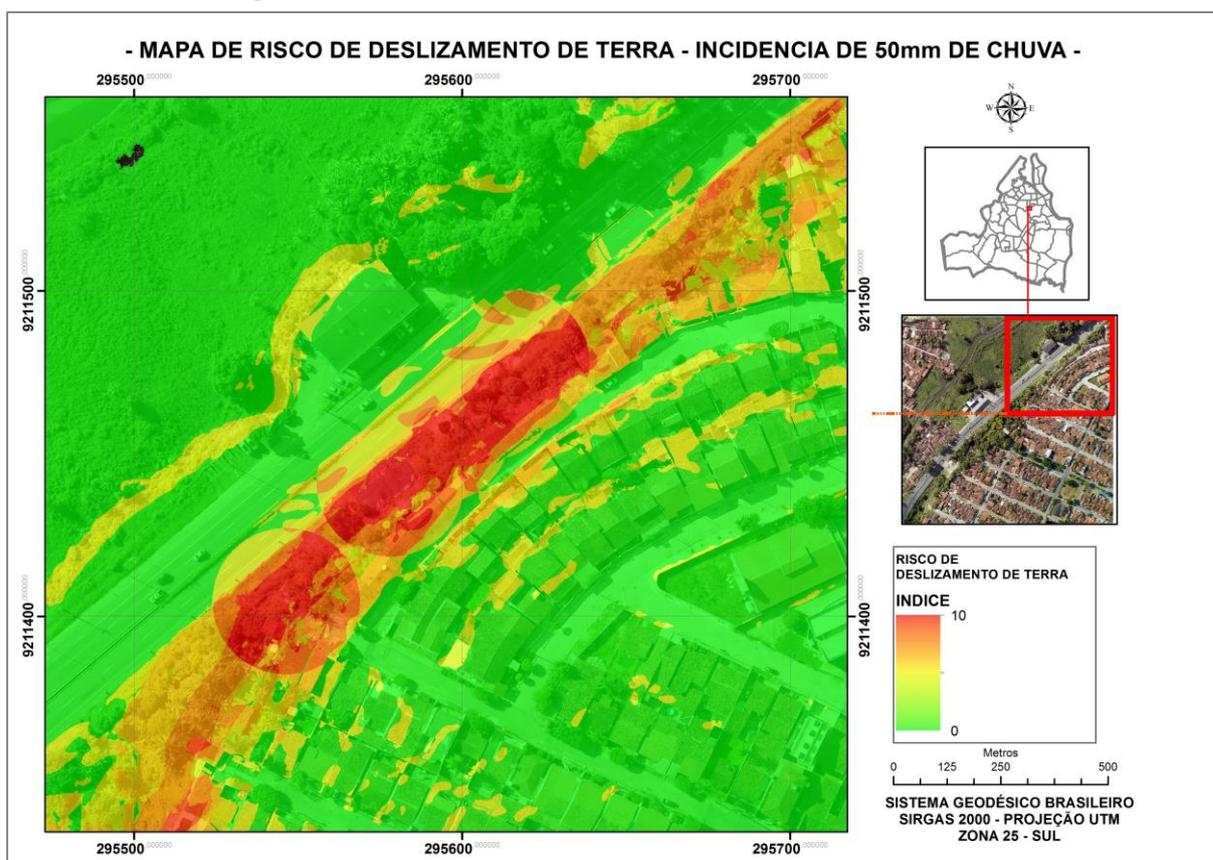


Figura 28 - Mapa de Risco para simulação de carga de precipitação de 50mm - Álgebra tradicional

O mapa é apresentado em cores graduais variando do verde para o vermelho, simbolizando o intervalo de risco de 0 a 10, indo de risco baixo ou inexistente até risco alto.

Do mesmo modo foi gerado através do processo analítico tradicional, um mapa de risco de deslizamento de terra para carga pluviométrica de 300mm. A figura 29 exibe o mapa gerado.

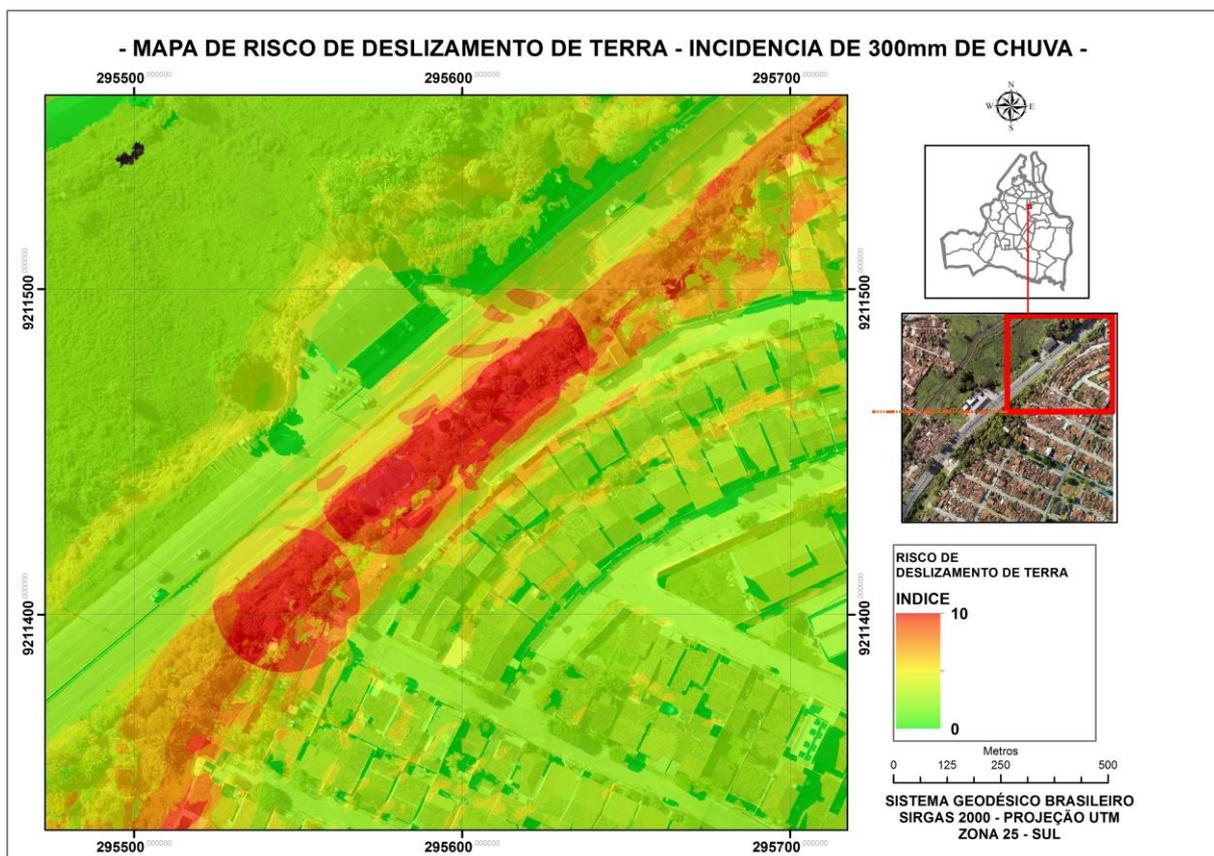


Figura 29 - Mapa de Risco para simulação de carga de precipitação de 300mm - Álgebra tradicional

O mapa também é apresentado em cores graduais variando do verde para o vermelho, simbolizando o intervalo de risco de 0 a 10, indo de risco baixo ou inexistente até risco alto. Nota-se a similaridade visual entre os mapas gerados. Entretanto os valores são distintos e apresentam oscilações entre um produto e outro.

Para demonstrar a diferença entre os mapas gerados pelo método analítico foi aplicada uma subtração entre a imagem de risco com carga pluviométrica de 300mm e a imagem de risco com carga pluviométrica de 50mm.

As diferenças apresentadas oscilam entre 0 e 2.04. A média entre os valores apresentados foi de 1,05 aproximadamente.

O histograma, apresentado na figura 30, exibe a frequência das diferenças entre os dois casos.

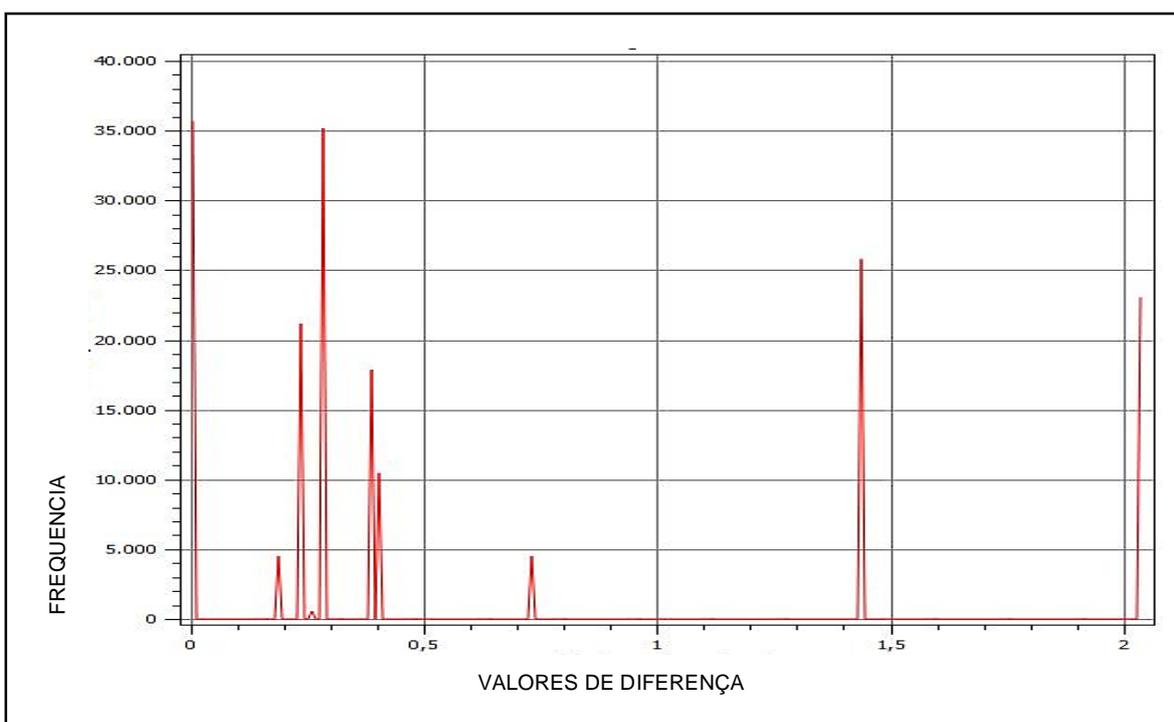


Figura 30 - Frequência das variações entre as simulações de 300mm e 50mm - Método algébrico tradicional

#### 4.2 - Das Superfícies de Risco Geradas pelo Método *Fuzzy*.

O resultado na modelagem das variáveis linguísticas e funções de pertinência para a aplicação de um sistema de inferência voltado para o risco a deslizamentos é uma imagem, gerada a partir da aplicação do controlador de Mandani. Assim, a matriz gerada a partir da implementação do modelo representa um intervalo entre 0 a 10, o risco estimado para cada pixel da imagem. De maneira análoga à etapa anterior, observando-se a média pluviométrica de cada mês, a imagem gerada representa o risco para a superfície dada a carga pluviométrica simulada de 50mm. A figura 31 traz o mapa de risco elaborado pelo método difuso para a carga em questão.

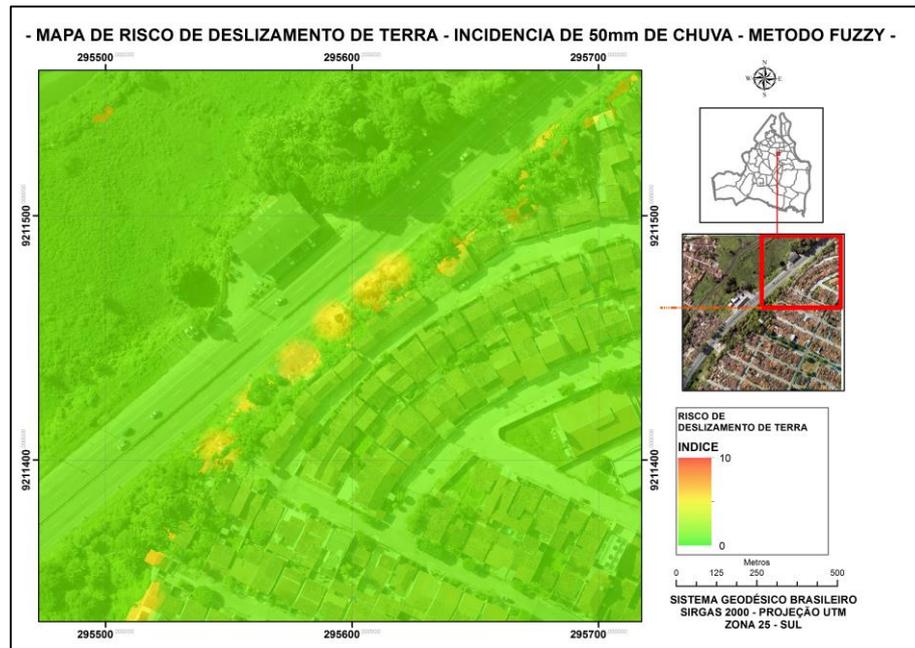


Figura 31 - Mapa de Risco para simulação de carga de precipitação de 50mm - Método *Fuzzy*.

Do mesmo modo, dada a média pluviométrica para os meses chuvosos, a superfície gerada representa o risco para a superfície submetida a carga de precipitação simulada de 300mm. A figura 32 traz o mapa de risco gerado.

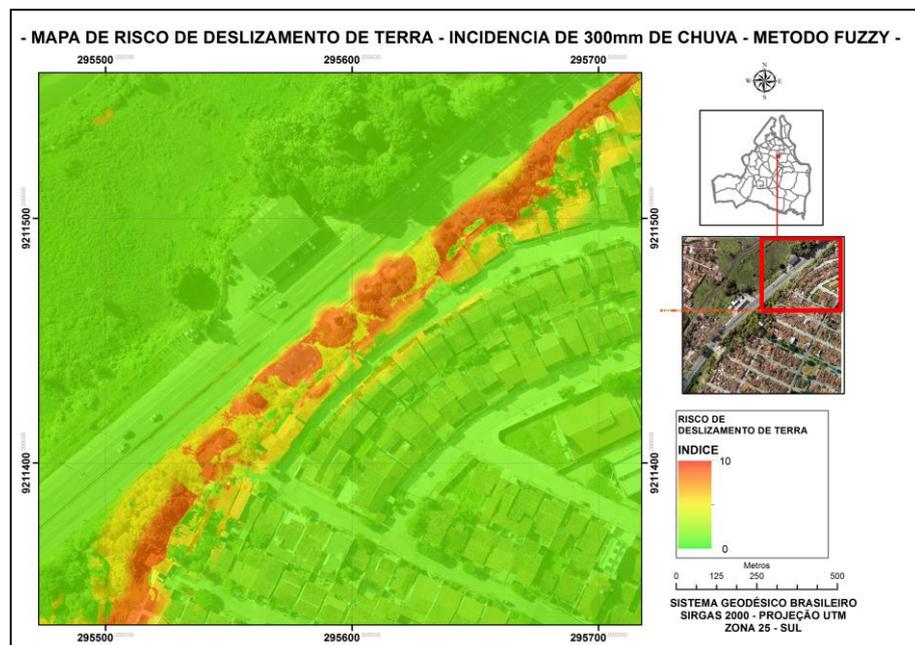


Figura 32 - Mapa de Risco para simulação de carga de precipitação de 300mm - Método *Fuzzy*

As superfícies geradas demonstram um contraste entre a simulação com carga de precipitação de 50mm e a simulação com carga de precipitação de 300mm. Para aferir as diferenças entre as simulações do modelo *fuzzy* foi calculada a simples diferença entre os dois produtos. A figura 33 traz o histograma das diferenças entre as simulações.

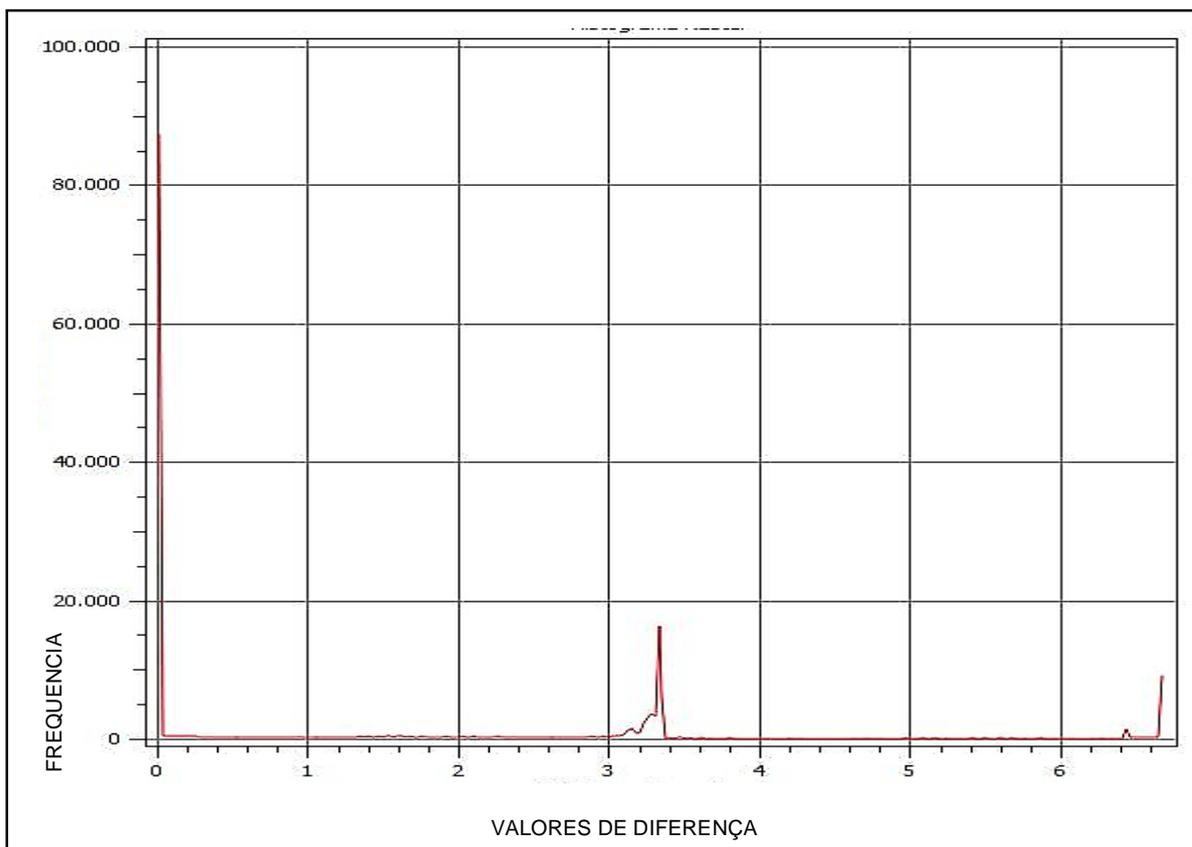


Figura 33 - Frequência das variações entre as simulações de 300mm e 50mm - Método *Fuzzy*

Neste caso, as diferenças oscilam entre 0, com uma frequência elevada, e 6,7 aproximadamente, demonstrando haver áreas que alteram seu comportamento com uma variação de intensidade de chuva. A maioria da imagem sofre leve alteração de comportamento. Outras áreas demonstraram alterar bruscamente o índice ao passo em que a carga de precipitação se eleva. A figura 34 traz o mapa com as diferenças regionalizadas representadas em cores graduais.

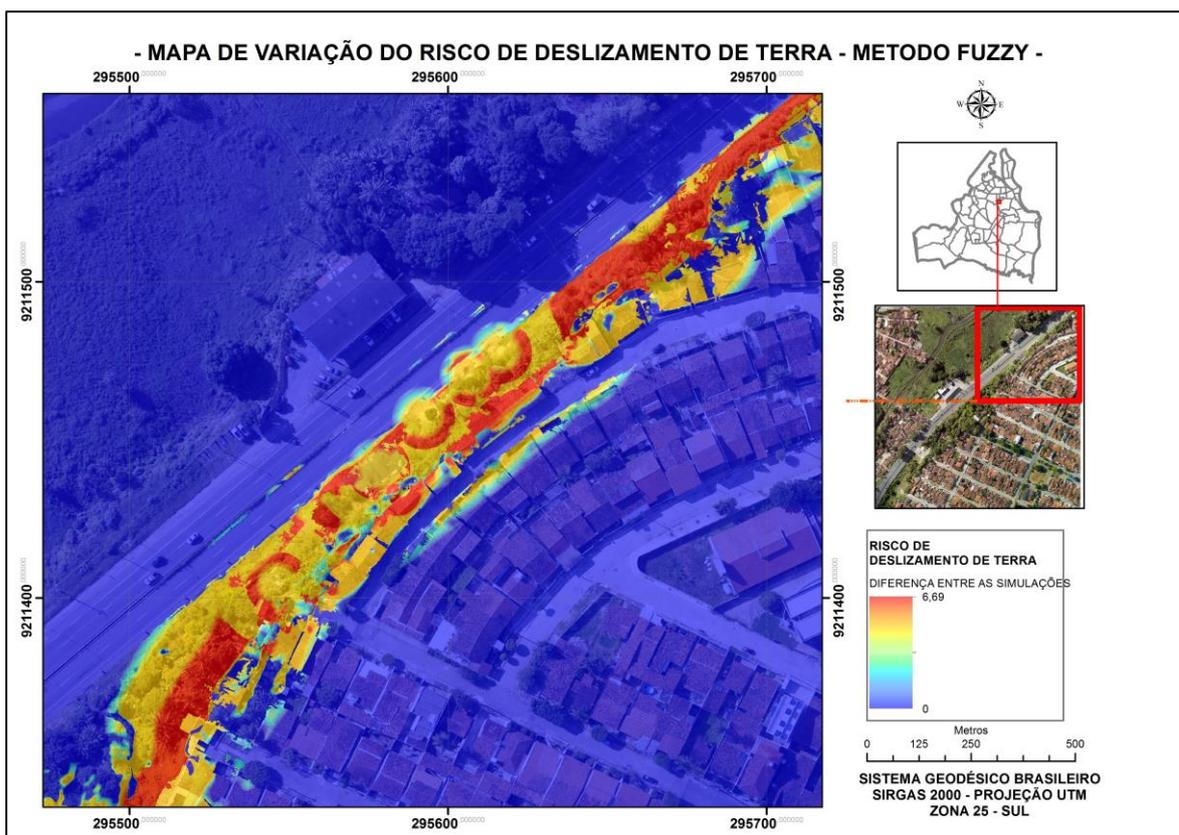


Figura 34 - Variação Espacial da diferença entre as simulações no modelo *fuzzy*.

#### 4.3 – Comparação dos Resultados entre e Modelo Analítico e o Modelo *Fuzzy*.

Dados os resultados produzidos pelo método analítico, bem como os resultados produzidos pelo método *fuzzy*, em ambas as simulações, realizou-se o comparativo dos resultados obtidos.

Comparando-se os resultados gerados para uma carga pluviométrica de 50mm observou-se alterações entre as classes de risco modeladas. Realizando a diferença entre as imagens obteve-se o histograma das diferenças entre o produto do modelo analítico e o produto do modelo *fuzzy*. A figura 35 traz o histograma em questão.

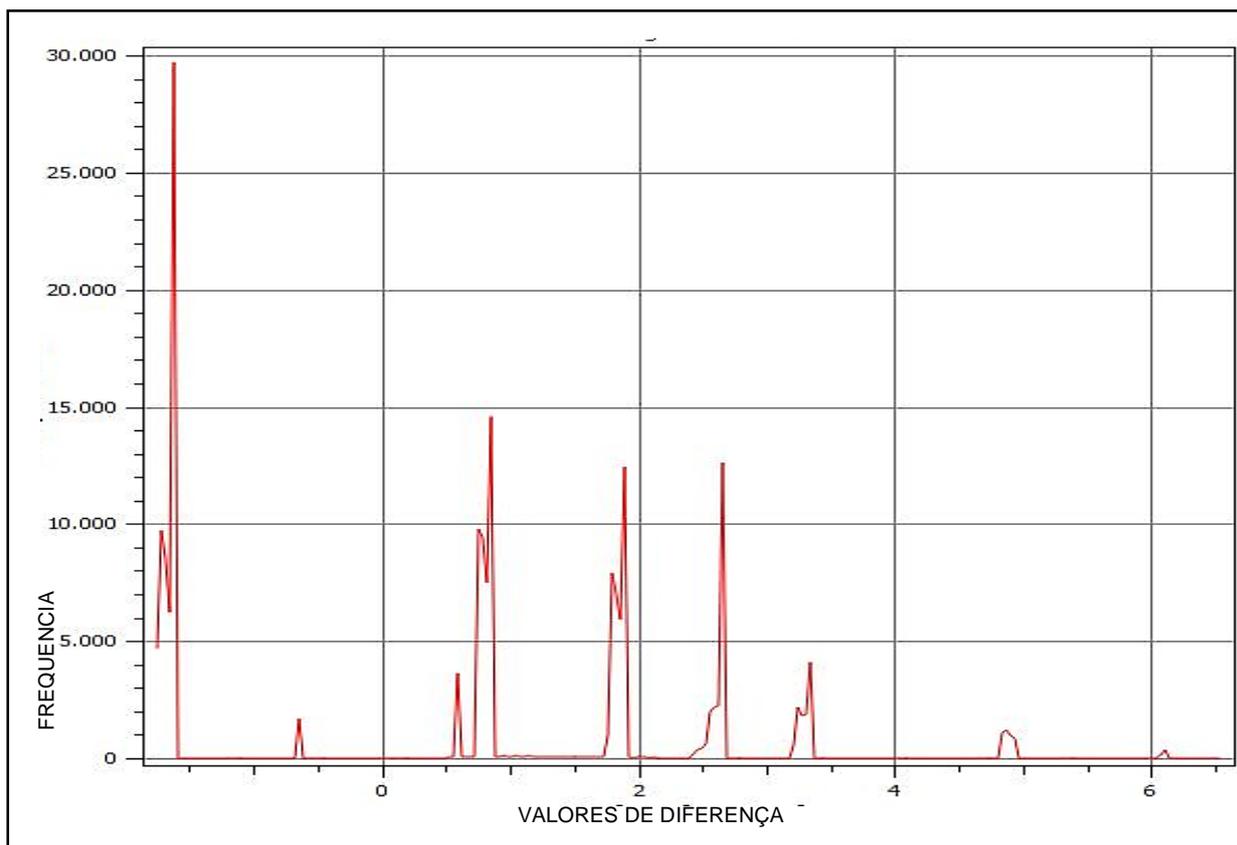


Figura 35 - Histograma das diferenças entre o modelo analítico e o modelo *fuzzy* para carga simulada de precipitação de 50mm.

Os valores de diferença entre os modelos apresentados demonstram uma oscilação entre os valores pixel a pixel. No caso apresentado no histograma, existe um pico de variação próximo de -2 indicando alterações consideráveis em grande parte da cena. A segunda maior frequência de diferenças está entre o intervalo de 0 e 1 indicando similaridade entre os resultados em ambos os modelos em determinadas regiões. Grandes diferenças apontam uma variação até mesmo com relação à classe em que cada pixel da imagem foi classificado com relação ao risco de deslizamento de terra. Pixels podem ter sofrido alterações entre as três classes de risco modeladas.

Em termos quantitativos, as imagens produzidas pelo método analítico apresentaram a distribuição dos pixels dentro das classes de risco em termos de porcentagem, com a seguinte conformação, descrita pelo gráfico 3.

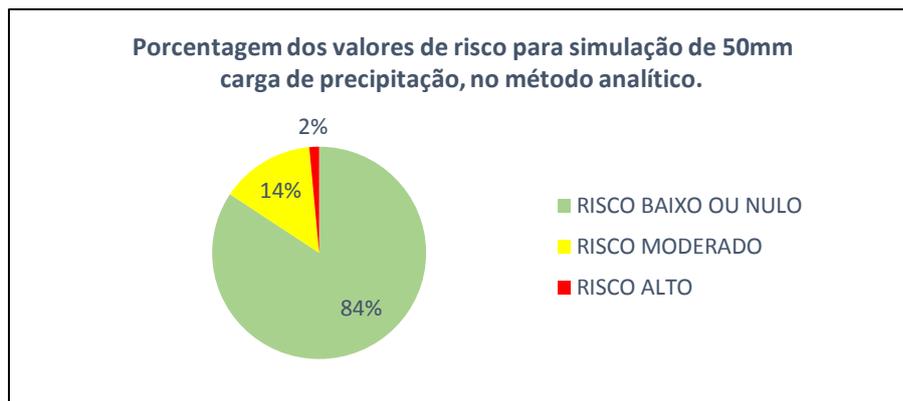


Gráfico 3 - Distribuição do pixels da imagem nas classes de risco.

Simulação de 50mm.

Para o modelo *fuzzy*, para uma carga de precipitação simulada de 50mm, obteve-se a seguinte distribuição em termos de porcentagem, expressa pelo gráfico 4.

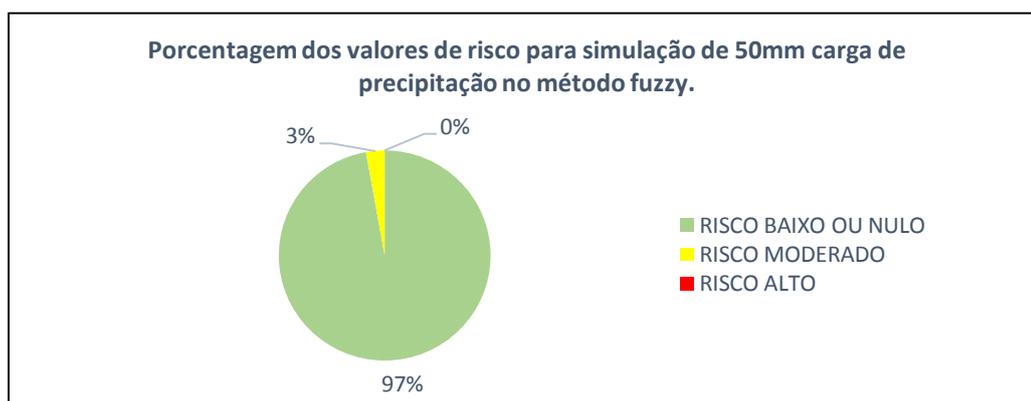


Gráfico 4 - Distribuição dos pixels da imagem nas classes de risco.

Simulação de 300mm.

Observando-se os resultados apresentados nota-se a presença de regiões com risco elevado de deslizamento no método analítico, enquanto no método *fuzzy*, as regiões de risco alto não possuem valor representativo no conjunto de dados. No método *fuzzy*, nenhuma região foi enquadrada na classe de risco alto de deslizamento de terra. Nota-se também um decréscimo das regiões onde o risco foi considerado moderado, indo de 13% no método analítico para 3% no método *fuzzy*. Por fim, as regiões consideradas como tendo risco baixo ou nulo se apresentam em maior abundância no método *fuzzy*, apresentando 97% das regiões nesta classe. Já no método analítico tais regiões representam um valor inferior, de 84% da imagem.

A diferença entre os dois resultados é melhor compreendida na observância do mapa de diferenças, apresentado na figura 36:

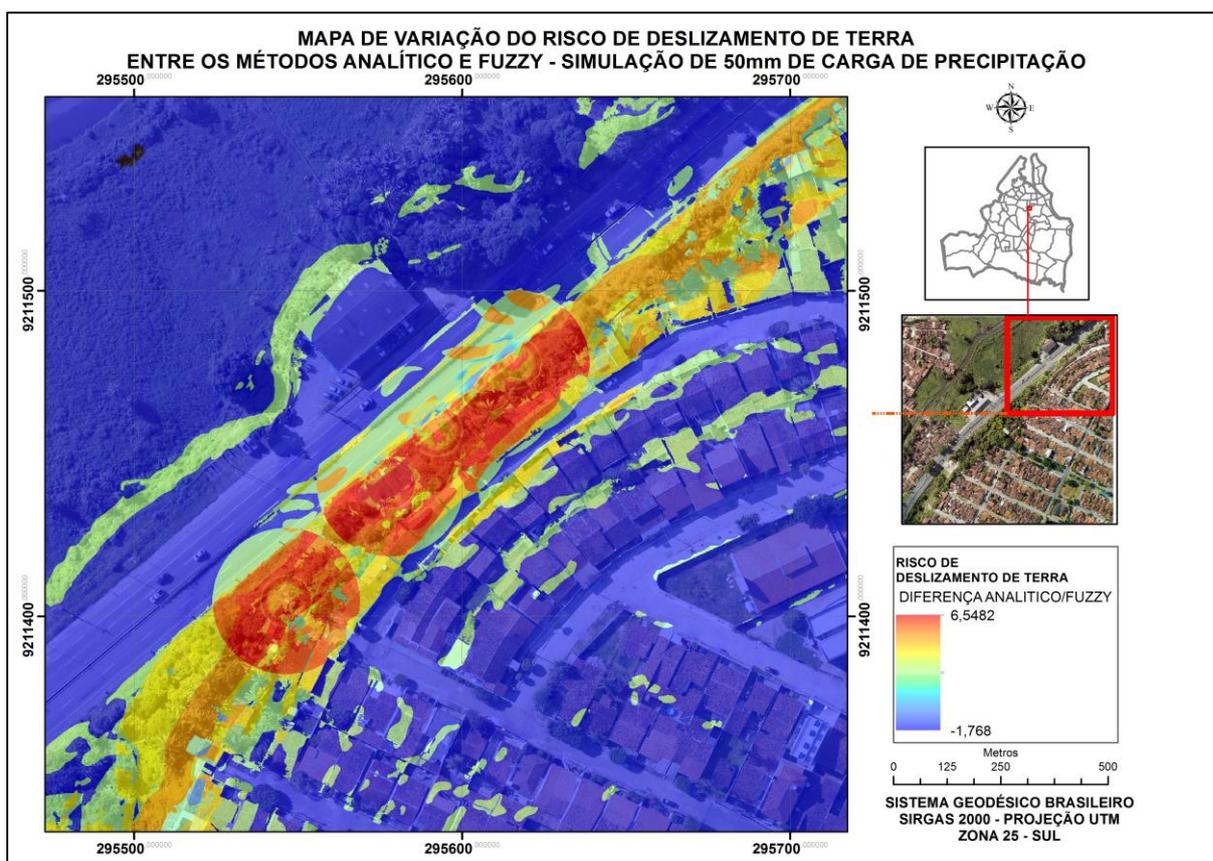


Figura 36 - Mapa das variações entre o modelo analítico e o modelo *fuzzy* para carga simulada de precipitação de 50mm.

O mapa apresentado exibe as diferenças entre os resultados obtidos entre os dois modelos para a precipitação simulada de 50mm. É possível notar que as regiões mais próximas do azul ciano sofreram pouca variação. Como expresso nos gráficos as regiões com risco classificado como baixo foram enquadradas mais fortemente indo do modelo analítico para o *fuzzy*. Já as regiões mais próximas da coloração vermelha sofreram variação de classe de maneira mais acentuada, saindo da classe de risco elevado ou moderado, no método analítico, para baixo ou nulo no método *fuzzy*.

Do mesmo modo, foi realizada a comparação dos resultados dos métodos aplicados para uma simulação de 300mm de carga pluviométrica.

Inicialmente foi computada a diferença entre os valores obtidos em ambos os modelos. O histograma, apresentado na figura 37 representa a distribuição da frequência das diferenças entre os dois modelos.

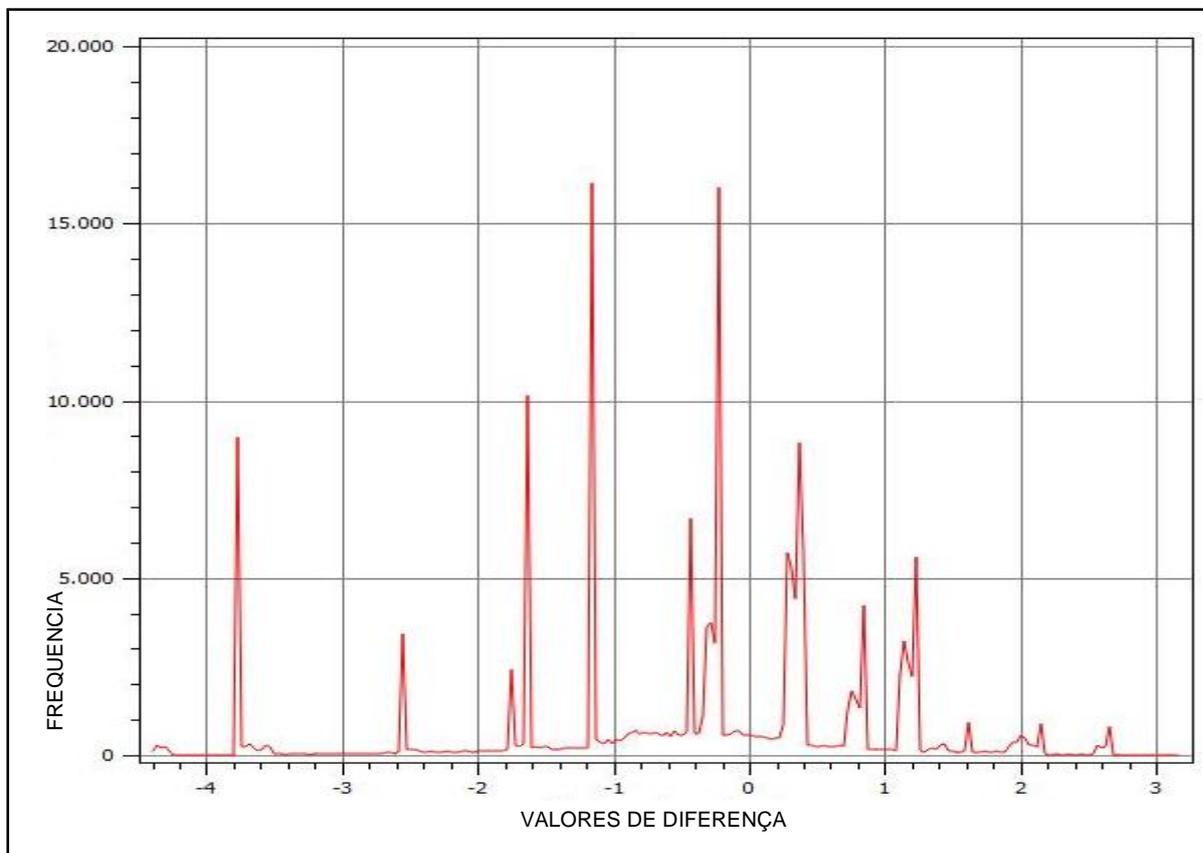


Figura 37 - Histograma das diferenças entre o modelo analítico e o modelo *fuzzy* para carga simulada de precipitação de 300mm.

Os valores das diferenças entre os dois modelos aplicados oscilam entre -4,40 e 3,17, demonstrando que existem regiões específicas na imagem que migram de uma classe de risco para outra. Por exemplo, existe uma frequência elevada próximo ao valor de -4, indicando que algumas áreas tiveram variação abrupta de uma classe para outra uma vez que a amplitude de cada classe é de 3,33 aproximadamente. Se apresenta no histograma uma alta frequência de valores de diferença no intervalo de -1 a 1, indicando que algumas áreas foram classificadas de maneira muito aproximada nos dois modelos.

A distribuição dos valores entre as classes de risco para a simulação de carga de precipitação de 300mm, pelo método analítico, é apresentada pelo gráfico 5.

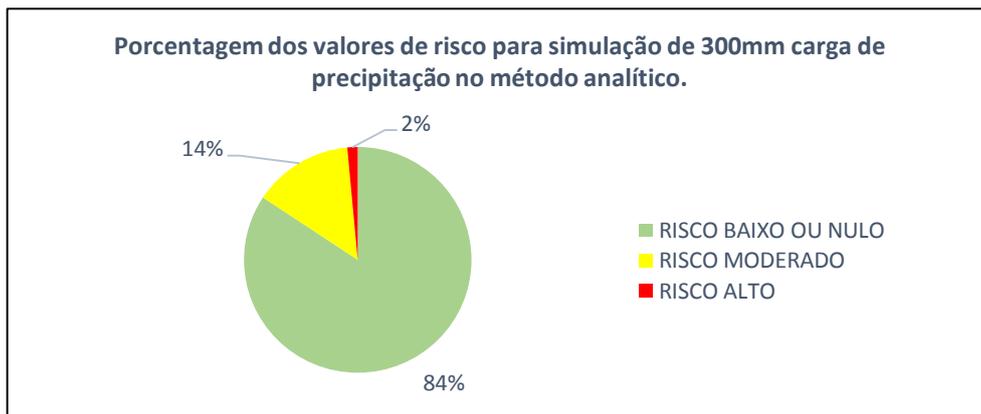


Gráfico 5 - Distribuição dos valores dos pixels nas classes de risco no método analítico. Simulação de 300mm.

No gráfico apresentado, a maioria dos valores calculados para o risco de deslizamento de terra se encontra na classe “baixo ou nulo”, 14% para risco “moderado” e apenas 2% para risco “alto”. Já a imagem de risco calculada através do método *fuzzy*, para uma carga de precipitação de 300mm, apresenta uma distribuição de valores entre as classes expressa pelo gráfico 6.

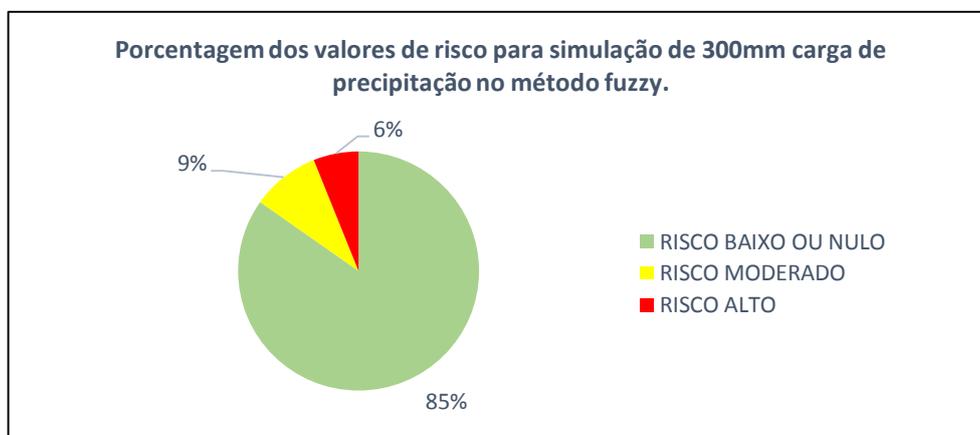


Gráfico 6 - Distribuição dos valores dos pixels nas classes de risco no método *fuzzy*. Simulação de 300mm.

Tal distribuição, demonstra baixa alteração no quantitativo do risco considerado baixo ou nulo, apresentando uma diferença de 1% do modelo analítico para o modelo *fuzzy*. Já a classe de risco “moderado” apresentou uma variação de 5% a menos no modelo *fuzzy* com relação ao analítico. A classe de risco considerada “alta” apresentou uma variação de 4% entre os modelos aplicados.

A diferença entre os dois resultados é melhor compreendida na observância do mapa de diferenças, apresentado na figura 38.

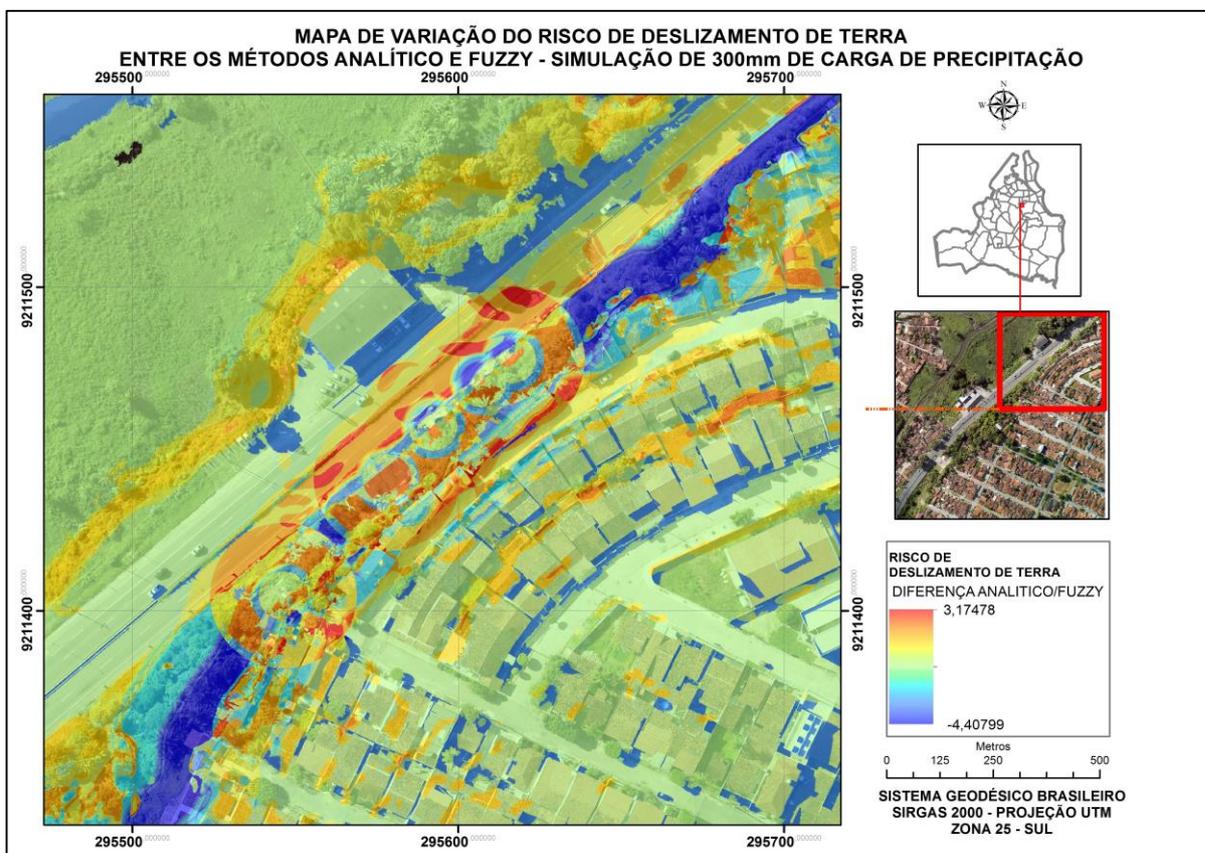


Figura 38 - Mapa das variações entre o modelo analítico e o modelo fuzzy para carga simulada de precipitação de 300mm.

O mapa de variação entre os índices gerados pelo método analítico e difuso mostra as variações entre os modelos através de cores graduais. As maiores diferenças, com coloração próxima do azul ou do vermelho, representam situações de migração de classes de risco de maneira mais acentuada. Poucas variações são representadas pela coloração mais próxima do verde.

Tendo sido obtidos os resultados observa-se que o modelo *fuzzy* sofre maior alteração de comportamento frente às variações de carga de precipitação. Devido ao amplo conjunto de regras lógicas o comportamento dos fatores frente ao risco demonstrou ser melhor descrito. O modelo analítico se apresentou mais rígido em seus resultados.

## 5. CONCLUSÕES

Neste trabalho, foram apresentados dois processos metodológicos, um baseado em álgebra de mapas tradicional (método analítico) e outro, baseado em princípios de lógica *fuzzy*, que visaram caracterizar situações de risco de deslizamento de terra em uma área teste do município de João Pessoa, caracterizando o objetivo principal da pesquisa.

Foram gerados mapas simulados, através do método analítico, para cargas de precipitação de 50mm e 300mm, respectivamente, caracterizando um dos objetivos específicos da pesquisa. Os mapas gerados por este modelo apresentaram baixa sensibilidade à diferença de precipitação, demonstrando ser um processo rígido.

Foram também, gerados mapas de risco de deslizamento de terra, a partir de lógica *fuzzy*, com as mesmas simulações de precipitação. Os mapas gerados utilizando a metodologia *fuzzy* apresentaram-se mais sensíveis às cargas de precipitação simuladas no modelo.

Uma vez que o conceito de risco considera que suas variações dependem a intensidade do fenômeno de gatilho, o método *fuzzy* se apresentou mais adequado, uma vez que seus resultados se alteram no mesmo sentido. Pode-se observar que, com o aumento da carga de precipitação, aumentava-se as áreas nas classes de risco moderado ou alto. O que não ocorreu no método analítico.

Deste modo, conclui-se que a álgebra de mapas demonstra ser uma área ainda a ser explorada, no campo dos estudos de deslizamento de terra. A inserção de outros fatores e o estudo da influência de cada variável no processo, apontará para uma melhoria dos modelos apresentados.

## 6. RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Muitos experimentos e questões acerca da modelagem e da geração de mapas de discos de deslizamentos de terra ainda encontram-se aberta. Diversas sugestões podem ser dadas afim de dar continuidade à pesquisa e contribuir para avanços significativos na área.

Sugere-se por exemplo no futuro realizar um estudo das variáveis por um conjunto de especialistas na área com o intuito de dar pesos significativos para as variáveis em ambos os modelos.

Para ambos os modelos, dados meteorológicos mais específicos, como por exemplo, a carga pluviométrica nas datas em que ocorreram os deslizamentos passados, poderiam aproximar o modelo da realidade de campo.

No método *fuzzy*, novas regras de interdependência poderiam ser testadas e novas maneiras de configurar as variáveis linguísticas poderiam ser implementadas. Pode-se também desenvolver uma metodologia para validar os dados obtidos através de comprovação de campo, nos locais onde os riscos de deslizamentos de terra podem ser mensurados por especialistas no assunto.

## 7. REFERÊNCIAS

ALHEIROS, M. M. **Riscos de escorregamentos na região metropolitana do Recife.** Tese de Doutorado em Geologia Sedimentar, UFBA, Salvador - BA, 1998. 129p.

ALEOTTI, P., CHOWDHURY, R., **Landslide hazard assessment: Summary review and new perspectives.** Bulletin of Engineering Geology and the Environment, v.58, p.21-44. 1999.

ANTUNES, A.F.B. **Classificação de Ambiente Ciliar Baseada em Orientação a Objeto em Imagens de Alta Resolução Espacial.** Tese de Doutorado em Ciências Geodésicas. UFPR. Paraná, 2003.147p.

ARAKI, R. **Vulnerabilidade Associada a Precipitações e Fatores Antropogênicos no Município de Guarujá (SP) - Período de 1965 a 2001.** Dissertação de Mestrado em Geografia. Universidade Estadual de Campinas. São Paulo, 2007. 201 p.

ASPRS. **Asprs Guide To Land Imaging Satellites.** Disponível em <[http://www.asprs.org/a/news/satellites/ASPRS\\_DATABASE\\_021208.pdf](http://www.asprs.org/a/news/satellites/ASPRS_DATABASE_021208.pdf)> Acesso em 10 de março de 2014.

ARGIALAS, D.; HARLOW, C. **Computational Image Interpretation Models: An Overview and a Perspective.** Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v.56, p.871-886. 1990

BALTEANUA, D.; CHENDES, V.; SIMA, M.; ENCIU P. **A country-wide spatial assessment of landslide susceptibility in Romania.** Geomorphology, v.124, p. 102-112. 2010.

BAMLER, R.; EINEDER, M. **The Pyramids of Gizeh seen by TerraSAR-X — A prime example for unexpected scattering mechanisms in SAR.** IEEE Geosciences and Remote Sensing Letters, v.5, p. 468–470. 2008.

BENZ, U. C.; HOFMANN, P.; WILLHAUCK, G.; LINGENFELDER, I.; HEYNEN, M. **Multi-resolution, Object-oriented fuzzy Analysis of Remote Sensing Data for GIS-**

**Ready Information.** ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 58, p.239-258, 2004.

BERRY, J.K. **Cartographic Modeling: The Analytical Capabilities of GIS.** In: GOODCHILD M.; Parks, B. O.; Steyaert, L. T. Environmental Modeling with GIS. Oxford: Oxford University Press, 1993. 520p.

BRASIL, Ministério de Integração Nacional. **Atlas Brasileiro de Desastres Naturais,** Volume Brasil. Disponível em: <<http://www.integracao.gov.br>>. Acesso em 07 de Novembro de 2012

BRASIL, Ministério das Cidades. **Mapeamento de riscos em encostas e margens de rios.** Disponível em <<http://www.cidades.gov.br/>> Acesso em 10 de Janeiro de 2013.

BLASCHKE T., LANG S., HAY J. **Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications.** Berlim: Springer, 2008. 817p.

CAMPBELL, J.B. **Introduction to Remote Sensing.** Nova York: The Guilford Press 2002. 667p.

CAVALHEIRO, A. C. ; LEANDRO, D. ; CENTENO, J. A. S. . **Classificação baseada na técnica fuzzy integrado dados espectrais e de sensor radar.** Revista Agrogeoambiental, v. 2, p. 87-95, 2010.

COBRADE, **Classificação e Codificação Brasileira de Desastres.** Ministério de Integração Nacional. Secretaria de Defesa Civil. 2012. Disponível em <[http://www.defesacivil.es.gov.br/conteudo/instr\\_e\\_docs/codar/default.aspx](http://www.defesacivil.es.gov.br/conteudo/instr_e_docs/codar/default.aspx) > Acesso em 12 de Fevereiro de 2013.

DEFINIENS DEVELOPER. **Definiens Developer 8 User Guide.** Disponível em <[ecognition.cc/download/userguide.pdf](http://ecognition.cc/download/userguide.pdf) > Acesso em 10 de julho de 2013.

DIGITAL GLOBE. **QuickBird II: Desing and specifications.** Disponível em: <http://www.digitalglobe.com/sites/default/files/QuickBird-DS-QB-PROD.pdf> Acesso em 21 de abril de 2013.

DPI. Diretoria de Processamento de Imagens, 2014. **Processamento Digital de Imagens. Operações entre imagens.** Disponível em: <[http://www.dpi.inpe.br/~carlos/Academicos/Cursos/Pdi/pdi\\_operacoes.htm](http://www.dpi.inpe.br/~carlos/Academicos/Cursos/Pdi/pdi_operacoes.htm)> Acesso em 10 de março de 2014.

DONNAY, J.P.; BARRNSLEY, M. J.; LONGLEY, P.A. **Remote Sensing and Urban Analyses.** London: CRC Press, 2001. 304p.

DUZGUN, H.S.B.; LACASSE, S. **Vulnerability and Acceptable Risk in Integrated Risk Assessment Framework,** In: Landslides Risk Management. Londres: CRC Press, 2005, 776p.

EHLERS, M. **Sensoriamento Remoto para usuários de SIG – Sistemas e Métodos: as exigências e a realidade.** In: BLASCHAKE, T.; HUX, H. Sensoriamento Remoto e SIG Avançados. São Paulo: Oficina de Textos, 2005. 304 p.

EM-DAT – **Emergency Events Database.** Disponível em: <<http://www.em-dat.net/>>. Acesso em: 10 de abril. 2013.

ERCANOGLU, M.; GOKCEOGLU, C. **Use of fuzzy relations to produce landslide susceptibility map of a landslide prone area (West Black Sea Region, Turkey).** Engineering Geology, v. 75, p. 229-250, 2004.

ERMINI, L.; CATANI, F.; CASAGLI, N. **Artificial neural networks applied to landslide susceptibility assessment.** Geomorphology, v. 66, p. 327-343, 2005.

FERNANDES, N. F; AMARAL, C. P. **Movimentos de Massa: Uma Abordagem Geológica-Geomorfológica.** In: GUERRA, A. J. T; CUNHA, S. B. Geomorfologia e Meio Ambiente. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 1996. p. 123-194.

FUJIMOTO, R. Y. **Diagnóstico automático de defeitos em rolamentos baseado em Lógica Fuzzy.** Dissertação de Mestrado em Engenharia. Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2005. 158p.

G1 PARAIBA. 2013. **Chuvas deixam pelo menos mil desabrigados em João Pessoa.** Matéria. Disponível em: <

<http://g1.globo.com/pb/paraiba/noticia/2013/09/chuvas-deixam-pelo-menos-mil-desabrigados-em-joao-pessoa.html>. Acesso em: 29 de Agosto de 2013.

GHOSH, A.; MISHRA, N. S. **Fuzzy Clustering Algorithms for Unsupervised Change Detection in Remote Sensing Images**. Information Sciences. v. 181, p. 699-715. 2011.

GONÇALVES, R. M.; AWANGE, J.; KRUEGER, C. P.; HECK, B.; COELHO, L. S. **A Comparison Between Three Short-term Shoreline Prediction Models**. Ocean & Coastal Management, v. 69, p. 102-110, 2012.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento Digital de Imagens**. São Paulo: Prentice Hall, 2010. 793p.

GUIDICINI, G.; NIEBLE, C. M. **Estabilidade de Taludes Naturais e de Escavação**. São Paulo: Edgard Blücher, 1984. 194 p.

GUIMARÃES, R.F.; GOMES, R.A.T.; CARVALHO JÚNIOR, O.A.; MARTINS, E.S.; OLIVEIRA, S.N.; FERNANDES, N.F. **Análise temporal das áreas susceptíveis a escorregamentos rasos no Parque Nacional da Serra dos Órgãos (RJ) a partir de dados pluviométricos**. Revista Brasileira de Geociências, v. 39, n. 1, p. 190-198, 2009.

GUHA-SAPIR, D.; VOS, F.; BELOW, R.; PONSERRE, S. **Annual Disaster Statistical Review 2011: The Numbers and Trends**. Bruxelas: Ciaco Imprimerie, 2012. 52 p.

HUNGR, O.; FELL, R.; COUTURE, R.; EBERHARDT, E; **Landslides Risk Management**. Londres: CRC Press, 2005. 776p.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 598p.

JOÃO PESSOA. Prefeitura Municipal de João Pessoa. **Geoportal**. Disponível em: <<http://www.joaopessoa.pb.gov.br>>. Acesso em 10 de Outubro de 2011.

JORNAL DA PARAIBA. 2012. **Chuva deixa um morto e 1.050 desabrigados.** Matéria. Disponível em: < [http://jornaldaparaiba.com.br/noticia/86386\\_chuva-deixa-um-morto-e-1050-desabrigados](http://jornaldaparaiba.com.br/noticia/86386_chuva-deixa-um-morto-e-1050-desabrigados) >. Acesso em: 10 de novembro de 2012.

KONG, C. X. **Classification and extraction of urban land-use information from high resolution image based on object multi-features.** Journal of China University of Geosciences. v.17, p. 151-157, 2006.

KÖRTING, T. S.; FONSECA L. M. G.; CÂMARA G. **GeoDMA—Geographic Data Mining Analyst** - Computers & Geosciences. v.57. p. 133-145. 2013.

KURTZ C., et. al. **Extraction of complex patterns from multiresolution remote sensing images: A hierarchical top-down methodology.** Pattern Recognition . v.45, p. 685 – 706. 2012.

LANG, S. **Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality – dealing with complexity.** In: Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications. Berlim: Springer, 2008. 817p.

LIU, W. T. H. **Aplicações em Sensoriamento Remoto.** Campo Grande: UNIDERP. 2007. 908p.

MAMDANI, E. H. **Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant.** Proc. IEE. v. 121, p. 1585-1588. 1973.

MENESES, L. F. **Caracterização da evolução urbana do município de João Pessoa/ PB entre os anos de 1990 e 2006, com base em imagens orbitais de média resolução.** In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, XIV, 2009, Natal. *Anais...*, Natal: INPE, 2009. p. 819-826.

MESEV, V. **Remotely Sensed Cities.** Londres: CRC Press, 2003. 433p.

MONDINI, A.C.; CHANG, K. **Combining spectral and geoenvironmental information for probabilistic event landslide mapping.** Geomorphology, v.213, p.183 -189, 2014.

MOREIRA, M.R. **Atlas multimídia sobre movimentos de massa na Serra do Mar Paulista – município de Cubatão/ SP**. Tese de Doutorado em Geociências e Meio Ambiente. Universidade Estadual Paulista. São Paulo, 2008. 149 p.

NADIN, F.; KJEKSTAD, O.; PEDUZZI, P. **Assessment of global landslides hazard and risk hotspots**. In: SASSA, K.; CANUTI, P. *Landslides – Disaster Risk Reduction*. Berlin: Springer, 2009. 649 p.

NEGNEVITSKY M. **Artificial Intelligence - A Guide to Intelligent Systems**. Harlow: Addison Wesley, 2005. 415p.

NETTO, S. O. A.; et. al. **Enfoque científico na determinação das variáveis linguísticas de um sistema de inferência nebuloso para projeções cartográficas**. *Revista Brasileira de Cartografia*. v. 63, p.93-99. 2011.

NIEMEYER, I.; CANTY M. J. **Object-oriented Post-classification of Change Images**. In: *International Symposium of Remote Sensing. Anais...* Toulouse: SPIE, 2001. p.100-108

PACIFICI, F.; CHINI M.; EMERYC W.J. **A neural network approach using multi-scale textural metrics from very high-resolution panchromatic imagery for urban land-use classification**. *Remote Sensing of Environment*. v.113, p. 1276–1292. 2009.

PINHO, C. M. D. **Análise de imagens de satélite de alta resolução espacial aplicada à classificação do uso e cobertura do solo no espaço intra-urbano: o caso de São José dos Campos-SP**. Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto. INPE. São José dos Campos, 2006. 180p.

PINHO, C.; FONSECA, L.; KORTING, T.; ALMEIDA, C.; KUX, H.. **Land-cover Classification of an Intra-urban Environment Using High-Resolution Images and Object-based Image Analysis**. *International Journal of Remote Sensing*. v.33, p. 5973–5995. 2012.

PRADO, F. A.; GALO, M. L. B. T; **Classificação de Imagens multiespectrais baseada em abordagem *fuzzy***. *Revista Brasileira de Cartografia*. v.61, p. 233-244. 2009.

PRADHAN, B.; SINGH, R.P.; BUCHROITHNER, M.F. **Estimation of stress and its use in evaluation of landslide prone regions using remote sensing data.** Advances in Space Research, v. 37, p. 698-709, 2006.

REGMI, N. R.; GIARDINO, J.R.; VITEK, J. D. **Modeling susceptibility to landslides using the weight of evidence approach: Western Colorado, USA.** Geomorphology, v.115, p.172-187, 2010.

RUHOFF, A. R. **Gerenciamento de Recursos Hídricos em Bacias Hidrográficas: modelagem ambiental com a simulação de cenários preservacionistas.** Dissertação de Mestrado em Geomática. Universidade Federal de Santa Maria. Santa Maria, 2004. 93p.

RULINDA, C.; DILO, A.; BIJKER, W.; STEIN A. **Characterising and quantifying vegetative drought in East Africa using fuzzy modelling and NDVI data.** Journal of Arid Environments. v.78, p.169-178. 2012.

RUMBAUGH et al. **Object-Oriented Modeling and Design.** Nova Jersey: Prentice Hall, 1991. 512p.

SANDRI, S.; CORREA, C. **Lógica Nebulosa.** São José dos Campos: ITA, 1999. Disponível em: <<http://www.ele.ita.br/cnrm/minicursos-5ern/log-neb.pdf>>. Acesso em: 1 junho de 2013.

SILVA, M. A. **Aplicação de Lógica Nebulosa para Previsão do Risco de Escorregamentos de Taludes em Solo Residual.** Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil. UERJ. Rio de Janeiro, 2008. 150 p.

TAYYEBI, A.; PIJANOWSKI B. C., **Modeling multiple land use changes using ANN, CART and MARS: Comparing tradeoffs in goodness of fit and explanatory power of data mining tools.** International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. v.28. p.102 - 116. 2014.

TIEDE, D.; LANG, S.; HOFFMANN, C. **Supervised and forest type-specific multi-scale segmentation for a one-level-representation of single trees.** In: Object-

Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications. Berlim: Springer, 2008. 817p.

THIELER, E. R.; HAMMAR-KLOSE, E. S., 1999. **National Assessment of Coastal Vulnerability to Sea-Level Rise: Preliminary Results for the U.S. Atlantic Coast. U.S. Geological Survey.** Disponível em: <<http://pubs.usgs.gov/dds/dds68/reports/gulfrep.pdf>> Acesso em: 12 de abril de 2014.

THIELER, E. R.; HAMMAR-KLOSE, E. S., 2000. **National Assessment of Coastal Vulnerability to Sea-Level Rise: Preliminary Results for the U.S. Pacific Coast. U.S. Geological Survey,** Disponível em: <<http://pubs.usgs.gov/dds/dds68/reports/gulfrep.pdf> > Acesso em: 12 de abril de 2014.

TOMINAGA, L. K. et. al. **Desastres Naturais: Conhecer e Prevenir.** São Paulo: Instituto Geológico, 2009. 192 p.

TZOTSOS, A.; et. al. **Integrating Texture Features Into a Region-based Multi-scale Image Segmentation Algorithm.** In: ASPRS 2006 ANNUAL CONFERENCE. Anais... Reno: ASPR, 2006. p. 772-777.

VELLASCO, M. M. B. R. **Lógica Nebulosa.** ICA: Núcleo de Pesquisa em Inteligência Computacional Aplicada, PUC - Rio de Janeiro. 2010. Disponível em: <<http://www2.ica.ele.puc-rio.br/Downloads/40/LN-cursop1-FormasImprecisao2.pdf>> Acesso em abril de 2014.

VERBEECK, K.; HERMY, M.; ORSHOVEN, J.V. **External Geo-information in the Segmentation of VHR Imagery Improves the Detection of Imperviousness in Urban Neighborhoods.** International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. v. 18, p.428–435. 2012.

VIEIRA, M. A.; et. al. **Object Based Image Analysis and Data Mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas.** Remote Sensing of Environment. v. 123, p.553–562. 2012.

WICANDER, R.; REED, R., **Essentials of Geology.** Belmont: Cengage Learning. 2009. 528p.

ZADEH, L. A. **Fuzzy Sets**. Inform. And Controls. v.8. p. 338-353. 1965.

ZHOU, W.; HUANG, G.; TROYC, A.; CADENASSO, M.L. **Object-based land cover classification of shaded areas in high spatial resolution imagery of urban areas: A comparison study**. Remote Sensing of Environment. v. 113, p. 1769–1777. 2009.