

UFPA

PPGEC

**Universidade Federal
do Pará**



Artur Sales de Abreu Vieira

**AVALIAÇÃO A SUSCETIBILIDADE DE
DESLIZAMENTO DE TERRA NA BACIA
HIDROGRÁFICA DO RIO TROMBETAS VIA
LÓGICA FUZZY**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Instituto de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

Dissertação orientada pelo Professor Dr. Francisco Carlos Lira Pessoa

Belém – Pará – Brasil

2018

Artur Sales de Abreu Vieira

**AVALIAÇÃO A SUSCETIBILIDADE DE DESLIZAMENTO DE TERRA
NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TROMBETAS VIA LÓGICA
FUZZY**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Pará, para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Civil, na área de Concentração em Engenharia Hídrica linha de pesquisa em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental.

Orientador: Francisco Carlos Lira Pessoa, Dr.

Belém – Pará – Brasil

2018

**AVALIAÇÃO A SUSCETIBILIDADE DE DESLIZAMENTO DE TERRA
NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO TROBETAS VIA LÓGICA FUZZY**

AUTOR:

ARTUR SALES DE ABREU VIEIRA

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À BANCA
EXAMINADORA APROVADA PELO COLEGIADO DO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA CIVIL DO INSTITUTO DE
TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO
PARÁ, COMO REQUISITO PARA OBTENÇÃO DO
GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA CIVIL NA
ÁREA DE RECURSOS HÍDRICOS E SANEAMENTO
AMBIENTAL.

APROVADO EM:

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Francisco Carlos Lira Pessoa
Orientador (UFPA)

Prof. Dr. Lindemberg Lima Fernandes
Membro interno (UFPA)

Prof. Dr. Risete Maria Queiroz Leão Braga
Membro interno (UFPA)

Prof. Dr. Luís Gustavo de Lima Sales
Membro Externo (UFCG)

Visto:

Prof. Dr. Dênio Ramam Carvalho de Oliveira
Coordenador do PPGEC / ITEC / UFPA

Dedico este trabalho a DEUS, aos meus pais, família, amigos e a todas as pessoas que contribuíram em minha jornada acadêmica e profissional.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, primeiramente, por me guiar e permitir que eu pudesse chegar à conclusão desta etapa em minha vida.

A toda minha família, em especial à minha mãe Elisabete Abreu e meu pai Francisco Vieira, que sempre confiaram em mim e me deram todo apoio, estrutura e amor.

Ao meu orientador, professor e amigo Francisco Pessoa, por ter acreditado em minha capacidade, pelo auxílio e orientação.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil (PPGEC) da Universidade Federal do Pará (UFPA) pelas contribuições de cunho científico.

A todos meus amigos e irmãos que estiveram presentes sempre que precisei ao longo de minha vida, com os quais compartilhei momentos, experiências, lágrimas e sorrisos. Em especial Irlane Quaresma, Antônio Junior, Carlos Eduardo, Heitor Sanjad.

A querida amiga Kely Lobo, por todo carinho, colaboração, ombro amigo e, principalmente, pela torcida desde a época da graduação.

Aos amigos do PPGEC, em especial Laila Rover, Roberto Correa, Diêgo Crispim, Rodrigo Rodrigues e Paulo Eduardo.

Aos colegas do Grupo de Pesquisa em Água, Energia e Sustentabilidade da Amazônia (GAES) da UFPA pelo apoio e pelos momentos de descontração.

A todos que não foram citados, mas que também contribuíram direta e indiretamente para que eu concluísse a minha pesquisa de mestrado, o meu mais sincero agradecimento.

“A água de boa qualidade é como a saúde ou a liberdade: só tem valor quando acaba.”
- Guimarães Rosa

RESUMO

Os escorregamentos de terra são definidos como rápidos movimentos de massa, que apresentam um plano de ruptura bem definido causando anualmente grandes danos sociais e econômicos no mundo inteiro. Os fenômenos de instabilização de massa são condicionados por muitos fatores, como o clima, a litologia e as estruturas das rochas, pedologia, a morfologia, a ação antrópica e outros. As ações de prevenção como o efetivo sistema de alerta e o estabelecimento de áreas suscetíveis a esses processos são importantes, pois podem minimizar as perdas e danos por esses desastres. Nesse sentido, o objetivo desta pesquisa foi elaborar um mapeamento de suscetibilidade de deslizamento de terra para a bacia hidrográfica do Rio Trombetas por meio da lógica fuzzy, uma vez que a área de estudo é de grande interesse econômico, principalmente ao que se refere a exploração mineral. Foi utilizado um *software* de ambiente em Sistema de Informação Geográfica (SIG) e o MATLAB em Sistema de Inferência Fuzzy (FIS) do tipo Mamdani para o desenvolvimento de um modelo qualitativo na previsão de suscetibilidade e limiares críticos de cenários de alerta a escorregamentos de terra. Foram incluídos 7 (sete) parâmetros de entrada no modelo caracterizando as condições topográficas, pedológica e ambiental. Os resultados mostraram que na bacia do Rio Trombetas existem áreas classificadas com: muito baixa (14,11%), baixa (47,23%), moderada (35,08%), alta (0,20%) e muito alta (3,39%) suscetibilidade de escorregamento de terra.

Palavras-Chave: Escorregamento de terra; Mamdani; Sistema de Informação Geográfica.

ABSTRACT

The landslides are defined as rapid mass movements, which present a well-defined rupture plane causing considerable social and economic damages worldwide each year. The phenomena of mass instabilisation are conditioned by many factors, such as climate, lithology and rock structures, pedology, morphology, anthropic action and others. Prevention actions such as the effective warning system and the establishment of areas susceptible to these processes are necessary because they can minimise the losses and damages caused by these disasters. In this sense, the objective of this research was to elaborate a map of the susceptibility of the landslide to the Trombetas River basin through fuzzy logic, since the area of study is of great economic interest, mainly to the exploration mineral. We used a Geographic Information System (GIS) environment software and the MATLAB in Mamdani type Fuzzy Inference System (FIS) to develop a qualitative model for predicting susceptibility and critical thresholds of landslide warning scenarios. Seven (7) input parameters were included in the model, characterising the topographic, pedological and environmental conditions. The results showed that in the Trombetas River basin there are areas classified as very low (14.11%), low (47.23%), moderate (35.08%), high (0.20%) and very high (3.39%) susceptibility of the landslide.

Keywords: landslides; Mamdani; Geographic Information System.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Fenômenos causadores de desastres naturais	19
Figura 2. Principais causas de desastres naturais no Brasil.....	21
Figura 3. Classificação dos processos de movimentação de massa	23
Figura 4. Componente esquemático do balanço hidrológico na superfície de evapotranspiração	24
Figura 5. Variação do FS em função de corte e replantio de árvores nas encostas.....	28
Figura 6. Fases de estabilidade da paisagem com predomínio da pedogênese	29
Figura 7. Cardinalidade, altura, suporte, núcleo e o corte de nível 0,5 do conjunto A em uma FPT.....	37
Figura 8. Operações de União e Interseção (área em cinza) dos conjuntos fuzzy A e B, para e FPT.....	40
Figura 9. Variáveis linguísticas para T(N) para x valores de Temperatura em X.....	43
Figura 10. Inferência obtida pelo modelo clássico de Mamdani	49
Figura 11. Inferência obtida pelo modelo clássico de Larsen	51
Figura 12. Métodos de desfuzzyficação aplicada ao modelo de Mamdani e Larsen para a saída B'	53
Figura 13. MCG aplicada ao modelo de Mamdani e Larsen para o cálculo de saída B'.....	54
Figura 14. Localização da bacia hidrográfica do Rio Trombetas	57
Figura 15. Formas de uso, ocupação e infraestrutura na bacia hidrográfica do Rio Trombetas	60
Figura 16. Representação esquemática da metodologia adotada.....	62
Figura 17. Esquema de aplicação FIS Mamdani, seguido neste estudo	67
Figura 18. Mapa de pedologia simplificado da área de estudo.....	69
Figura 19. Parâmetros de condicionamento de deslizamento usados neste estudo (A) altitude; (B) inclinação; (C) curvatura; (D) índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI); (E) índice de potência do fluxo (SPI); e (F) índice de umidade topográfica (TWI).....	71

Figura 20. Histograma dos índices calculados numéricos	73
Figura 21. Mapa de susceptibilidade ao deslizamento de terras obtido por reclassificação do mapa do índice de susceptibilidade ao deslizamento de terra.....	73
Figura 22. Mapa geral de risco de deslizamento de terra na bacia hidrográfica do Rio Trombetas.....	75

LISTA DE QUADROS E TABELAS

Quadro 1. Principais agravantes antrópicos relacionados com os desastres	20
Quadro 2. Valores de declividade em relação e a inclinação	24
Quadro 3. Tipos de deslizamentos/características	25
Quadro 4. Influência relativa da vegetação na estabilidade das encostas “++” denota efeito benéfico; “+” denota efeito ligeiramente benéfico; “--” denota efeito maléfico; e “-“ efeito ligeiramente maléfico	27
Quadro 5. Quantificação das classes de cobertura vegetal e uso da terra na bacia Trombetas.....	59
Quadro 6. Valores de vulnerabilidade/estabilidade dos solos.....	65

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ANA	Agência Nacional de Águas
CRED	Center for Research on the Epidemiology of Disasters
CO ₂	Dióxido de Carbono
DNPM	Departamento Nacional de Produção Mineral
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
FIS	Fuzzy Inference System
FLONA	Floresta Nacional
FS	Fator de Segurança
FPT	Função de Pertinência Triangular
GMP	Modus Ponens Generalizada
GMT	Modus Tollens Generalizada
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IR	Radiação Infravermelho
MÁX	Máximo
MCG	Método do Centro de Gravidade
MED	Modelo de Elevação Digital
MÍN	Mínimo
MPF	Ministério Público Federal
MRN	Mineração Rio do Norte
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NFT	Número Fuzzy Triangular
ONU	Organização das Nações Unidas
PFC	Perfluorcarbonetos
SEMAS	Secretaria de Estado de Meio Ambiente E Sustentabilidade
SIG	Sistema de Informação Geográfica
SPI	Standardized Precipitation Index
TOPODATA	Banco de Dados Geomorfométricos do Brasil
TWI	Topographic Wetness Index

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	OBJETIVOS.....	17
1.1.1	Geral.....	17
1.1.2	Específicos.....	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
2.1	DESASTRES NATURAIS	18
2.2	DESLIZAMENTO DE TERRA.....	21
2.3	INFLUÊNCIA DA VEGETAÇÃO	26
2.4	MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE AO DESLIZAMENTO DE TERRA..	30
2.5	TEORIA DOS CONJUNTOS NEBULOSOS OU FUZZY OU DIFUSO.....	33
2.5.1	Fundamentos Básicos dos Conjuntos Fuzzy.....	34
2.5.2	Grau ou Função de Pertinência.....	34
2.5.3	Função de Pertinência Triangular (FPT).....	36
2.5.4	Propriedades Algébricas da Teoria dos Conjuntos.....	37
2.5.5	Operações entre Conjuntos e Números Fuzzy	39
2.5.6	Variáveis Linguísticas	42
2.5.7	Proposições Fuzzy	44
2.5.8	Raciocínio ou Inferência Fuzzy	46
2.5.9	Modelos Clássicos.....	47
2.5.10	Sistema de Inferência Fuzzy (FIS)	54
3	ÁREA DE ESTUDO.....	57
3.1	LOCALIZAÇÃO GEOGRÁFICA.....	57
3.2	COBERTURA VEGETAL.....	59
3.3	USO, OCUPAÇÃO E CONFLITOS SOBRE A TERRA.....	60
4	METODOLOGIA.....	62
4.1	FATORES CONDICIONADORES E DEFINIÇÃO DOS CRITÉRIOS	63

4.2	CONSTRUÇÃO DO MODELO	66
5	RESULTADOS	69
6	CONCLUSÃO	76
	REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA	77

1 INTRODUÇÃO

O deslizamento de terra ou movimento de massa é um dos riscos naturais mais frequentes e destrutivos do mundo, causando perda de vidas, propriedades e danos aos recursos naturais (DAGDELENLER *et al.*, 2016). Portanto, para reduzir essas perdas, é conveniente avaliar a suscetibilidade ao deslizamento de terra em determinada região (MOOSAVI e NIAZI, 2016). O mapeamento de suscetibilidade ao deslizamento de terra constitui um dos principais procedimentos em avaliações quantitativas de perigo e de riscos.

Em áreas susceptíveis, chuvas, terremotos, degelo (GUZZETTI *et al.*, 2009), e atividades antropogênicas (MEUSBURGER e ALEWELL, 2008) são os principais desencadeadores do escorregamento de massa. Atualmente, o mapeamento e a avaliação de suscetibilidade de deslizamento de terra são os principais dentro da análise de risco de uma bacia hidrográfica, podendo ser utilizados os seguintes métodos para esse tipo de avaliação: baseado fisicamente, estatístico orientado por dados e o orientado pelo conhecimento (e.g. COROMINAS *et al.*, 2014).

O método baseado fisicamente inclui técnicas de equilíbrio de limite fundamentadas nas informações geográficas (YILMAZ e KESKIN, 2009; NERY e VIEIRA, 2015). Geralmente, fornecem resultados precisos, no entanto, são bastante caros e não práticos para áreas de grande escala e necessitam de inventários completos de deslizamento de terra e informações hidrológicas.

O método estatístico tenta modelar a probabilidade de ocorrência usando apenas um espaço de dados já existente no banco de informações, isto é, os deslizamentos recentes podem servir de guia somente para tipos semelhantes de ocorrências. Contudo, qualquer circunstância não concluída com um deslizamento de terra pode não ser reconhecida por uma programação por causa da inexistência de amostras pertencentes a esse incidente. Dentro desta metodologia a estatística multivariada e a mineração de dados são as técnicas mais conhecidas no mapeamento de suscetibilidade a deslizamento de terra (KANUNGO *et al.*, 2006; NEFESLIOGLU *et al.*, 2008; YILMAZ, 2009; SAN, 2014; POLYKRETIS *et al.*, 2015).

O método baseado no conhecimento inclui técnicas fundamentadas por especialistas. Para a construção de um modelo baseado no conhecimento no mínimo um especialista deve ser incluído (MUTHU *et al.*, 2008; OSNA *et al.*, 2014; SAPONARO *et al.*, 2015). O resultado do inventário de deslizamento de terra

depende do método aplicado na inferência dos valores de suscetibilidade. Por essa razão, as técnicas menos sensíveis encontram-se na abordagem baseada em especialistas, isso significa que as informações do inventário não são obrigatórias para o desenvolvimento do modelo preditivo. No entanto, estas informações são essenciais para a validação do modelo.

Dessa forma, mesmo que os resultados destes métodos pareçam ser inferiores aos estatísticos, a capacidade de generalização dos mesmos, na avaliação da suscetibilidade de escorregamento de terra, pode ser considerada maior que as dos outros métodos (estatísticos e fisicamente baseados). Possivelmente, por esse motivo, percebe-se na literatura uma crescente aplicação dos métodos fundamentados no conhecimento de especialistas para mapeamento de suscetibilidade ao deslizamento de terra por intermédio de técnicas de inteligência artificial como redes neurais e lógica fuzzy (AKGUN *et al.*, 2012; KAYASTHA *et al.*, 2013; OSNA *et al.*, 2014; ZHU *et al.*, 2014; YANG *et al.*, 2015; ALTHUWAYNEE *et al.*, 2016; MYRONIDIS *et al.*, 2016).

A lógica fuzzy tem sido amplamente utilizada em várias áreas da ciência (TOPCU e SARIDEMIR, 2008). Por exemplo, esta abordagem mostrou-se muito útil no diagnóstico médico (LASCIO *et al.*, 2002), tecnologia da informação (LEE, 1996), qualidade da água (LU *et al.*, 1999), análise de confiabilidade (SADIQ *et al.*, 2004) e muitas outras aplicações industriais (LAWRY, 2001), onde os dados relatados são qualitativos e a tomada de decisão é realizada com base em pareceres de especialistas. Tem como vantagem sua aplicação direta, fornecendo uma variedade de operadores de combinação difusa, sendo, o processo de ponderação dos fatores condicionadores totalmente controlados por especialistas (LEE, 2007). Gorsevski *et al.* (2003) mostraram ser muito interessante a integração do Sistema de Informação Geográfica (SIG) com a lógica difusa.

Partindo desta premissa, este trabalho tem por objetivo aplicar lógica fuzzy para o desenvolvimento de mapa de suscetibilidade de deslizamento de terra na bacia hidrográfica do Rio Trombetas - Estado do Pará. Pois na região amazônica são escassas informações e estudos sobre o meio físico. Para isto, foi utilizando 7 (sete) parâmetros (altitude, inclinação, curvatura, índice de vegetação de diferença normalizada, índice de potência de fluxo, índice de umidade topográfica e pedologia) que caracterizam as condições topográficas, pedológicos e ambientais.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Geral

Propor uma metodologia de mapeamento de suscetibilidade ao deslizamento de terra por meio de inferência fuzzy, integrando dados relativos ao meio físico de forma a disponibilizar um instrumento de auxílio na avaliação para tomadas de decisões públicas em Bacia Hidrográfica do Rio Trombetas e/ou áreas de interesses.

1.1.2 Específicos

- Realizar um levantamento de dados espaciais da Bacia Hidrográfica do Rio Trombetas por intermédio do Banco de Dados Geomorfométricos do Brasil (TOPODATA) e USGS;
- Construir um conjunto de regras fundamentadas na inferência de lógica fuzzy para representar a variação espacial que permita caracterizar a suscetibilidade ao deslizamento de terra em bacias hidrográficas e/ou áreas de interesse;
- Estabelecer mapa de suscetibilidade de deslizamento de terra na bacia hidrográfica do Rio Trombetas - Estado do Pará.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 DESASTRES NATURAIS

Desastres naturais provocados pelo homem mostram tendências distintas em todo o mundo. Catástrofes naturais e tecnológicas têm ocorrido mais frequentemente do que crises financeiras e desastres relacionados à violência, conforme as ocorrências médias anuais por país (ALDRICH *et al.*, 2014; SAWADA, 2017).

Muitos relatórios implicam mudanças climáticas no recente aumento das catástrofes naturais hidro-meteorológicas, como ciclones, inundações e secas (e.g., CAVALLO e NOY, 2009; KELLENBERG e MOBARAK, 2011; BANCO MUNDIAL, 2013).

Ao longo dos últimos 50 anos o número de desastres naturais registrados aumentou significativamente, especialmente aqueles relacionados ao aquecimento global (HELMER e HILHORST, 2006; VAN AALST, 2006). De acordo com estimativas, os desastres naturais custam uma média anual de US \$ 901 milhões. No entanto, essa estimativa de dano não considera o efeito de desastres naturais em outras dimensões do bem-estar, como o emprego e a educação, que podem ter efeitos duradouros (BAEZ *et al.*, 2010) e que são importantes para considerar ao tentar avaliar o impacto total dos choques infligidos por um desastre natural.

De acordo com o Centro de Pesquisa em Epistemologia de Desastres (CRED - *Center for Research on the Epidemiology of Disasters*), para que um evento seja considerado um desastre, pelo menos uma das seguintes características deve ser atendida (GUHA-SAPIR, *et al.* 2015): morte de 10 ou mais pessoas; 100 ou mais pessoas devem ter sido afetadas; declaração de estado de emergência; pedido de ajuda internacional.

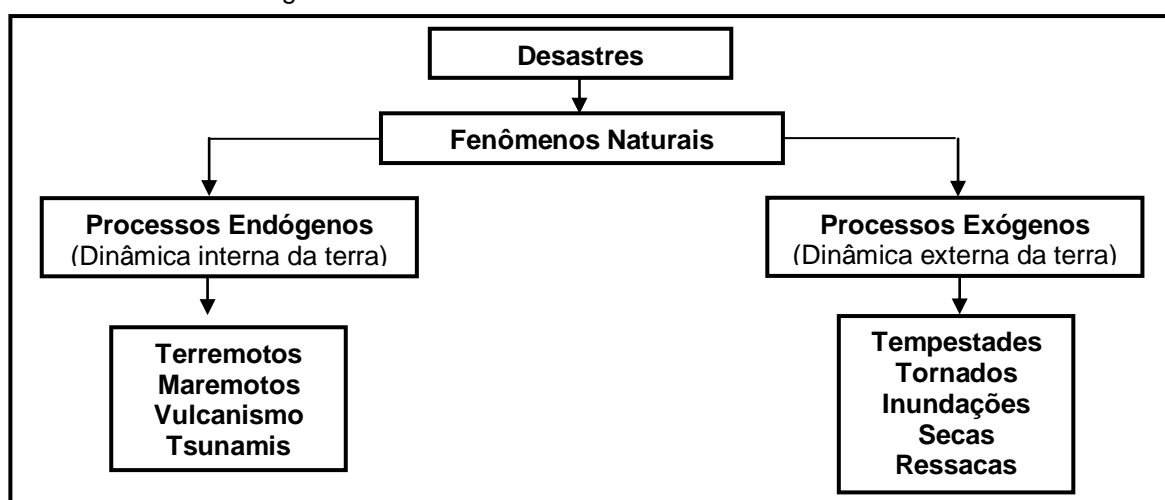
O desastre depende de fatores como probabilidade, característica e intensidade do perigo, assim como, da suscetibilidade dos elementos expostos baseado em condições físicas, sociais, ambientais e econômicas. Destaca-se que perigos naturais são inevitáveis, enquanto que os desastres podem ser prevenidos ou minimizados por meio de estudos de eventos anteriores e monitoramento de situações presentes (UN-ISDR, 2004).

A percepção sobre a relevância dos danos econômicos e sociais gerados por desastres naturais cresceu substancialmente nas últimas décadas (BLAIKIE *et al.*,

2014). Esta maior conscientização sobre os desastres naturais desencadeou a demanda, tanto do setor público quanto do privado, de ações destinadas a prevenir a ocorrência de catástrofes naturais (quando possível), mitigar os danos e se adaptar aos riscos crescentes (ZELEŇÁKOVÁ e ZVIJÁKOVÁ, 2017).

Os desastres naturais, geralmente são previsíveis (FABBRI *et al.*, 2003), o que comumente reduz o número de óbitos. No entanto, estes fenômenos podem estar relacionados com a dinâmica interna ou externa da terra (Figura 1).

Figura 1. Fenômenos causadores de desastres naturais



Fonte: Kobiyama *et al.* (2006).

A partir desta perspectiva, os desastres de causas naturais também podem ser agravados pela ação antrópica inadequada, isto é, situações causadas pelo homem que ajudam a intensificar o desastre. Além do aumento global dos desastres naturais, a população está se tornando mais vulnerável a esses fenômenos, principalmente em países em desenvolvimento, onde uma parcela considerável das pessoas possui um baixo poder aquisitivo, vivem em moradias frágeis e em áreas densamente povoadas.

Em ambientes tropicais úmidos caracterizados por encostas íngremes, chuvas elevadas e eventos catastróficos frequentes como furacões ou terremotos, os deslizamentos de terra são um fenômeno comum (VIEIRA e FERNANDES, 2004). Assim sendo, estes desastres vêm ao longo dos anos ocorrendo devido as fragilidades do local e as próprias características geoambientais. Aliado a isto, existem também a intensificação e influência nas atividades humanas devido à falta de planejamento urbano eficiente e eficaz.

No Quadro 1 são apresentados alguns agravantes antrópicos e o tipo de desastre em que os mesmos interferem.

Quadro 1. Principais agravantes antrópicos relacionados com os desastres

Ações humanas	Desastres consequentes
Emissão de gases nocivos.	Chuvas ácidas.
Retirada da mata ciliar e assoreamento dos rios.	Inundações.
Impermeabilização do solo (concreto, asfalto, etc.).	Inundações bruscas, degradação das terras.
Ocupação desordenada de encostas íngremes.	Escorregamentos / Deslizamentos.
Sobrepastoreiro.	Erosão.

Fonte: Adaptado de Kobiyama *et al.* (2006)

De acordo com Castro (2007), a partir das Conferências da ONU realizadas em Estocolmo (1972) e no Rio de Janeiro (1992), ficou claramente acordado, em nível internacional, que a segurança global desta e de futuras gerações depende da interação entre o desenvolvimento sustentável e responsável; a redução de desastres; a proteção ambiental; e o bem-estar social.

No Brasil, as primeiras ações da Defesa Civil começaram com a participação do país na Segunda Guerra Mundial, mas foi em 1966 que se organizou a primeira Defesa Civil Estadual, instalada no Rio de Janeiro e criada devida um grande deslizamento ocorrido na região Sudeste.

A Constituição da República Federativa do Brasil, de 1988, reconheceu os direitos à vida, à saúde, à segurança, à propriedade e à incolumidade das pessoas e do patrimônio, como direitos constitucionais. Referenciada pela legislação compete à Defesa Civil garantir esses direitos a todos os que residem no território brasileiro, tendo como objetivo reduzir os desastres, que é alcançado pela diminuição da ocorrência e intensidade (BRASIL, 2012).

Elegeu-se em nível internacional a ação “reduzir”, porque a ação “eliminar” ou até mesmo “erradicar” definiria um objetivo inatingível. Dessa forma as ações de redução de desastres abrangem aspectos globais como a prevenção de desastres, a preparação para emergências e desastres, a resposta aos desastres e por fim, a reconstrução.

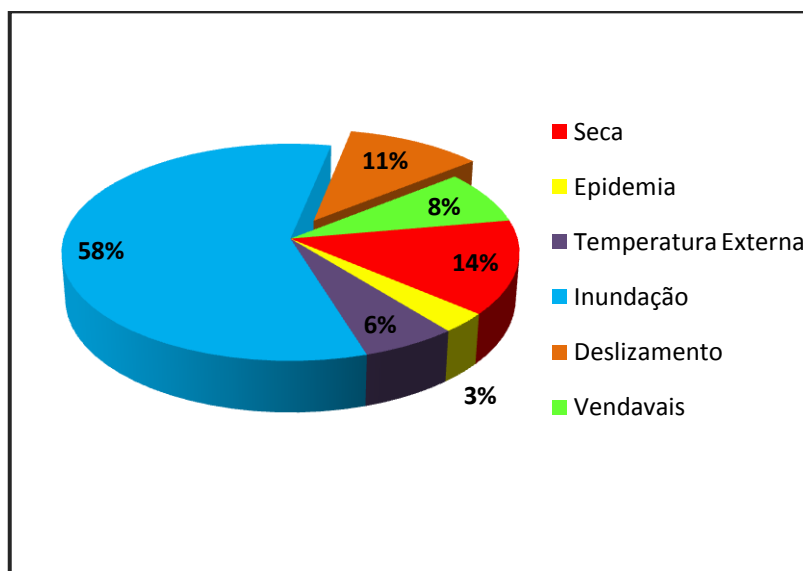
Há o entendimento que no Brasil os aglomerados informais foram se instalando transpondo ou arrasando morros, aterrando várzeas, enfim, eliminando

eventuais obstáculos naturais. Periodicamente, a natureza cobra tributos a ocupação predatória, com enchentes, inundações e com escorregamentos.

Segundo Santos (2007), de acordo com a base de dados internacional da Universidade Católica de Louvain, Bélgica, entre 2000 e 2007 mais de 1,5 milhões de pessoas foram atingidas por algum tipo de desastre natural no Brasil. Estes desastres naturais, segundo a autora, não são de origem tectônica, como é o caso de terremotos, tsunamis ou atividades vulcânicas. No Brasil, os desastres mais comuns estão relacionados aos fenômenos climáticos, agravado pela ação do homem (desmatamento e ocupação irregular).

Na Figura 2 observa-se os desastres naturais mais comuns no Brasil, tendo como destaque a ocorrência de inundações (58%) e deslizamento (11%). Em muitos casos o deslizamento ocorre por ocupações de áreas de encostas. Santos (2007) afirma que no Brasil as perdas humanas por deslizamentos ocorrem, predominantemente, em áreas urbanas e estão associados ao aumento demográfico e à falta de planejamento urbano.

Figura 2. Principais causas de desastres naturais no Brasil



Fonte: Adaptado de Santos (2007).

2.2 DESLIZAMENTO DE TERRA

Segundo Jiao *et al.*, (2013), os deslizamentos de terra são eventos geológicos que envolvem o transporte de material sólido, como solos, rochas, vegetais e

detritos ao longo de terrenos inclinados. Devido a exclusão sócio-espacial, característica típica das médias e grandes cidades brasileiras, há outros fatores que influenciam no desencadeamento desses eventos com mais frequência, a citar a ocupação das encostas e a marginal da malha fluvial pela população mais carente de baixa renda, a retirada da vegetação para construção de barracos e vias de acesso entre outros.

Para entender a relação pedogênese-morfogênese em uma vertente é necessário considerar os componentes do processo geomorfológico. Nesse sentido, Carson e Kirkby (1972) apresentam tais relações numa perspectiva antagônica denominada de “força” e “resistência”, considerando que as forças requerem energia, e que toda energia em um sistema geomórfico deriva da gravidade e do clima. As vertentes sintetizam os principais fenômenos evidenciados em tais circunstâncias: o efeito da gravidade no deslocamento da partícula ou da massa (força paralela à superfície do terreno), e em função das particularidades intrínsecas ao próprio material (força perpendicular à superfície).

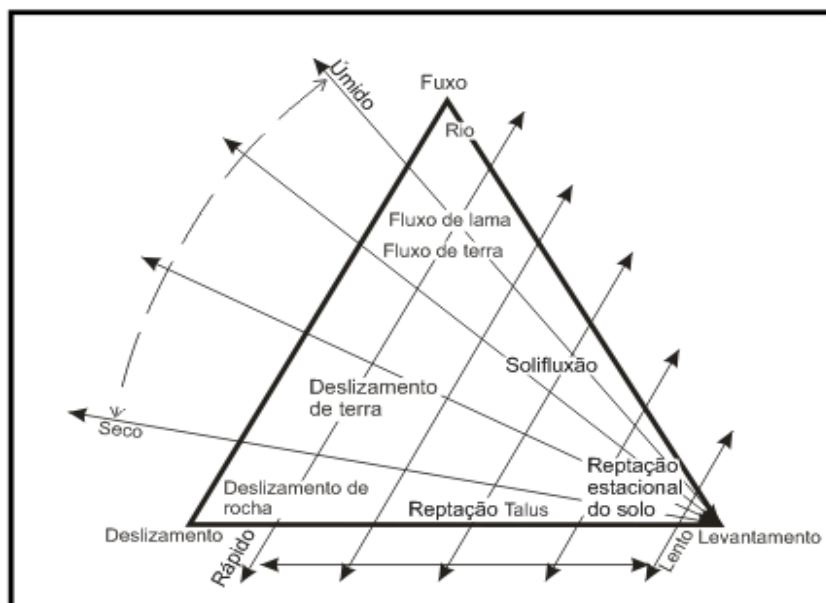
Quanto aos fenômenos relacionados ao clima, os autores evidenciam os efeitos da temperatura e da água disponíveis, considerando os demais processos controlados pelos parâmetros meteorológicos, como expansão e contração termal, e a influência indireta dos efeitos biológicos. Destacam as forças de pressão da água e percolação da água na superfície (*overland flow*) e subsuperfície (*throughflow*), impactos pela gota de chuva (*splash*), além da expansão de forças (descontração).

Com relação à resistência, Carson e Kirkby (1972) evidenciam a participação da transmissibilidade (capacidade de infiltração), umidade do solo e cobertura vegetal como forças de mitigação de impactos morfogenéticos. Ao mesmo tempo em que consideram o significado da força de resistência ao cisalhamento (*shear strenght*), destacando a importância do ângulo de atrito e coesão, o coeficiente do plano de resistência, a tensão normal efetiva (força interpartícula por unidade de área em relação à superfície cortada) e a coesão da rocha e dos sedimentos. Com relação às mudanças de resistência da rocha em função do intemperismo os autores destacam o modo de desintegração da rocha e a dimensão da partícula dada pelo intemperismo em diferentes rochas.

Associando ao fato das ocupações inadequadas das encostas existe a própria instabilidade das mesmas de acordo com o tipo de material de sua composição. Esses escorregamentos estão relacionados ao movimento de massas (Figura 3), de

acordo com a classificação quanto a cinemática do movimento (velocidade de rápido a lento e direção), o tipo de material (solo, rocha, detritos, etc.) a geometria (tamanho e forma das massas) e o teor de umidade (condições de umidade do material de seco a úmido), conforme Carson e Kirkby (1972).

Figura 3. Classificação dos processos de movimentação de massa



Fonte: Carson e Kirkby (1972)

As formas de escorregamentos representadas acima, principalmente pelos deslizamentos de rochas e de solo, são caracterizadas por movimentos rápidos associados a ambientes secos. As formas de fluxo, identificadas pelo fluxo de terra, fluxo de lama e fluxo fluvial são movimentos rápidos, mas associados a ambiente úmido. A solifluxão, correspondente a um clima mais úmido e as formas de expansão, individualizadas pelo rastejo de solo, refere-se a movimento lento em condições ambientalmente indistinta.

Bunting (1971) em seu estudo sobre as encostas naturais destaca que aquelas que possuem uma camada contínua de solo podem se apresentar ângulos inferiores a 40° . Investigações realizadas em vários meios demonstraram que os ângulos de encostas mais comuns são os de 45° , 40° , 37° , 31° a 32° , 26° a 27° , 19° a 20° , 13° , 10° , 7° , 5° e 2° este último considerando área plana. São considerados penhascos as encostas que apresentam ângulos superiores a 50° o Quadro 2 apresenta a relação entre os valores de declividade e inclinação, ressaltando que a relação apresentada não é proporcional.

Quadro 2. Valores de declividade em relação e a inclinação

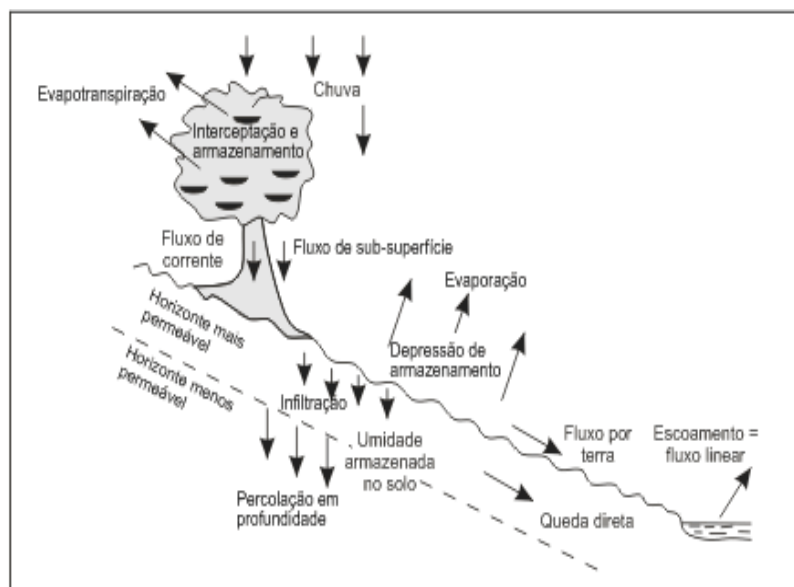
Declividade	Inclinação
$D(\%) = (H/L) \times 100$	$\alpha = \text{ARCTAN}(H/L)$
100%	~ 45°
50%	~ 27°
30%	~ 17°
20%	~ 11°
12%	~ 7°
6%	~ 3°

Sendo, H: diferença de nível e L: distância horizontal;

Fonte: Brasil (2007)

A ocupação de áreas de riscos é agravada quando se tem um elevado volume de precipitação, tanto de chuvas intensas de curta duração quanto de longa duração, isto é, chuvas contínuas que com a infiltração de água no solo favorecem as condições propícias para a diminuição da sua resistência. Esse fato pode ser observado na Figura 4 esquematizada por Carson e Kirkby (1972) *apud* CASSETI (1991) das diferentes formas de escoamento da água em uma vertente.

Figura 4. Componente esquemático do balanço hidrológico na superfície de evapotranspiração



Fonte: *apud* Casseti (1991).

Observa-se que a água precipitada pode seguir vários caminhos. Parte é evapotranspirada e outra é armazenada ou ainda interceptada pelo dossel das plantas, momento que registra o fluxo pelo tronco. A partir de então se tem o processo de infiltração na zona de maior permeabilidade, podendo chegar a maiores profundidades, com armazenamento de umidade no solo e fluxo de subsuperfície

(*throughflow*). O excedente, ou o que não foi infiltrado, fica armazenado em depressões superficiais, onde parte é evaporada e outra escoada na superfície (*overland flow*), podendo integrar o fluxo fluvial.

Sendo assim, as medidas de chuva incorporam as questões simples para uma visão participativa da prevenção. Estudando a relação entre chuva e deslizamento, Wilson e Wieczorek (1995) concluíram que tanto a chuva antecedente quanto a intensidade da chuva são igualmente importantes para a deflagração dos escorregamentos.

Consideram-se quatro tipos de deslizamentos que são mais frequentes no Brasil, sendo possível agrupá-los conforme proposição de Augusto Filho e Wolle (1996): rastejos (*creep*), escorregamento (*slides*), quedas de blocos (*falls*) e corridas de massas (*flows*) (Quadro 3).

Quadro 3. Tipos de deslizamentos/características

Processos	Características do movimento/material/geometria
Rastejo (<i>Creep</i>)	<ul style="list-style-type: none"> • Vários planos de deslocamentos (internos); • Velocidades muito baixas e baixas (cm/ano) e decrescentes c/ a profundidade; • Movimento constante, sazonais ou intermitentes; • Solo, depósitos, rochas alteradas/fraturada; • Geometria indefinida;
Escorregamentos (<i>Slides</i>)	<ul style="list-style-type: none"> • Poucos planos de deslocamento (externos); • Velocidades médias (m/h) e altas (m/s); • Pequenos e grandes volumes de material; • Geometria e materiais variáveis: PLANARES: solos poucos espessos, solos e rochas com um plano de fraqueza; CIRCULARES: solos espessos homogêneos e rochas muito fraturadas; CUNHAS: solos e rochas com dois planos de fraqueza;
Quedas de blocos (<i>Falls</i>)	<ul style="list-style-type: none"> • Sem planos de deslocamento; • Movimento tipo queda livre ou em plano inclinado; • Velocidade muito alta (vários m/s); • Material rochoso; • Pequenos a médios volumes; • Geometria variável: lascas, placas, blocos, etc.; ROLAMENTO DE MATAÇÃO; TOMBAMENTO;
Corridas (<i>Flows</i>) (Fluxo de lama)	<ul style="list-style-type: none"> • Muitas superfícies de deslocamento (interna e eterna a massa em movimento); • Movimento semelhante ao de um líquido viscoso; • Desenvolvimento ao logo das drenagens; • Velocidades médias a alta; • Mobilização do solo, rocha, detritos e água; • Grandes volumes de material; • Extenso raio de alcance, mesmo em áreas planas;

Fonte: Adaptado de Augusto Filho e Wolle (1994).

2.3 INFLUÊNCIA DA VEGETAÇÃO

A vegetação provou ser uma medida efetiva de mitigação de deslizamento de solos, pois aumenta a resistência ao cisalhamento do solo através de uma série de efeitos mecânicos e hidrológicos (NORRIS *et al.*, 2008). Embora o efeito mecânico da vegetação na estabilização da inclinação tenha sido amplamente estudado (MICKOVSKI *et al.*, 2009, BORDONI *et al.*, 2016), o efeito hidrológico, embora reconhecido (SIMON e COLLISON, 2002), raramente quantificado e relatado na literatura científica (STOKES *et al.*, 2014).

O efeito hidrológico sobre a vegetação resulta da interação de diferentes mecanismos que ocorrem de maneira contínua, solo-vegetação-atmosfera (RODRIGUEZ-ITURBE e PORPORATO, 2004). Durante um evento de chuva a vegetação pode regular a quantidade de água que atinge o solo. As partes aéreas (copas de árvores) podem interceptar parte da precipitação (LLORENS e DOMINGO, 2007) criando um "efeito guarda-chuva" que pode atenuar a quantidade de precipitação disponível para infiltrar-se no solo. No entanto, parte da água da chuva atingirá o solo fluindo ao longo do tronco (i.e. *Stemflow*¹; LEVIA e GERMER, 2015). O escoamento pelo tronco pode ter consequências negativas sobre a estabilidade da inclinação à medida que a água se funde em torno da base da árvore e entra no solo como um jato através dos canais radiculares (i.e. *Bypass flow*²; LIANG *et al.*, 2011). O desvio (*Bypass flow*) pode induzir mudanças no estado do solo (Lu e Godt, 2013) ou facilitar a formação de lençóis de água (SIMON e COLLISON, 2002).

A vegetação pode suportar a drenagem da água da zona radicular afrouxando o solo e abrindo canais de fluxo (LIANG *et al.*, 2011). No entanto, o mecanismo de secagem mais reconhecido é a absorção de água pelas plantas (LAIO, 2006) que envolve a retirada de água do solo para satisfazer as necessidades fisiológicas da planta e a evapotranspiração (RODRIGUEZ-ITURBE e PORPORATO, 2004). A transpiração da planta é um processo sazonal em climas temperados (WEVER *et al.*, 2002) e o efeito de sombreamento produzido pela cobertura da vegetação pode reduzir ainda mais a evaporação direta do solo (RAZ-YASEEF *et al.*, 2010). No entanto, a transpiração da planta é destinada a gerar um fluxo de água saindo do

¹ É o fluxo de água interceptada pelo tronco ou tronco de uma planta. É responsável pela transferência de precipitação e nutrientes do dossel para o solo.

² Situação em que a água superficial está conectada com água subsuperficial devido à infiltração rápida. Por exemplo, macroporos, rachaduras, fissuras, canais de raízes decadentes.

solo, o que reduziria o grau de saturação do solo, bem como as pressões de poros, ou seja, aumentando a sucção matricial, aumentando potencialmente a força de cisalhamento do solo (VANAPALLI *et al.*, 1996; GONZALEZ-OLLAURI e MICKOVSKI, 2017). Os principais efeitos da vegetação na estabilidade das encostas e sua contribuição relativa para a estabilidade das encostas estão no Quadro 4.

Quadro 4. Influência relativa da vegetação na estabilidade das encostas “++” denota efeito benéfico; “+” denota efeito ligeiramente benéfico; “--” denota efeito maléfico; e “-” efeito ligeiramente maléfico

Mecanismo	Tipos de escorregamentos	
	Raso	Profundo
Mecanismos Hidrológicos		
Interceptação da chuva pela copa das árvores, promovendo evaporação e reduzindo a água disponível para infiltração.	++	++
Extração da água do solo pelo sistema radicular via transpiração ocasionando menores níveis de saturação.	++	++
Aumento da rugosidade superficial (por raízes, caules, e aglomerados orgânicos) e capacidade de infiltração.	-	-
Fissuras resultantes da redução da umidade aumentam a infiltração e conduzem a água a planos mais profundos.	-	-
Mecanismos Mecânicos		
Ancoragem de camadas frágeis a substratos estáveis promovidas pela penetração das raízes axiais.	++	+
Aumento da resistência ao cisalhamento do solo originado pela coesão das raízes.	++	++
Sobrecarga originada pelo peso das árvores aumentam as forças normais e cisalhantes atuantes na encosta.	-,+	-,+
Incidência do vento na copa das árvores é transmitida para o solo através do tronco das árvores.	--	-

Fonte: Adaptado de Greenway (1987).

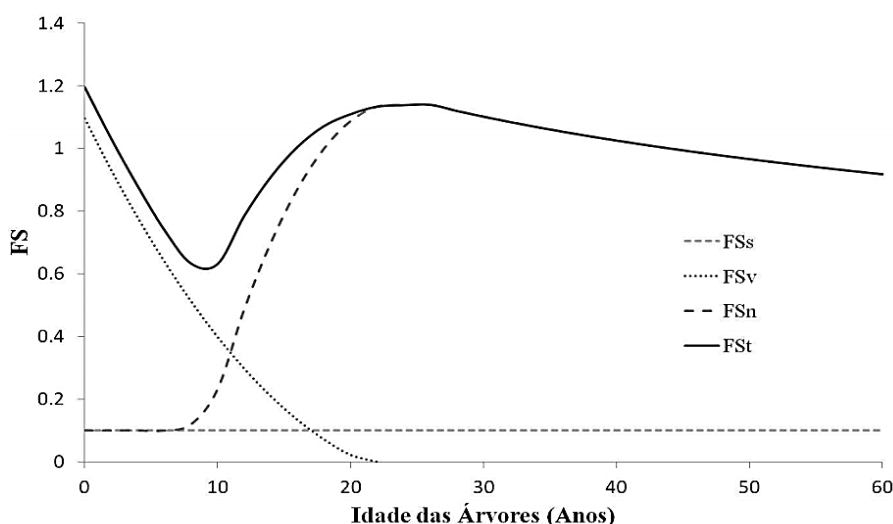
O Quadro 4 mostra que nem sempre a vegetação presente nas encostas gera efeitos positivos sobre sua estabilidade. A complexidade da disposição dos elementos presentes na vegetação e a diversidade dos processos envolvidos geram também efeitos adversos que devem ser considerados. A maioria dos escorregamentos em encostas está associada aos locais com vegetação natural onde há grande variabilidade das condições do solo e da cobertura vegetal, acarretando em um comportamento substancialmente diferente de encostas modificadas pelo homem em busca de reforço estrutural (CHOK, 2008). As análises atuais de estabilidade de encostas que tomam por base as equações de equilíbrio

limite desconsideram a grande variabilidade destes parâmetros, o que gera uma abordagem inconsistente do fator de segurança.

Por muitos anos acreditou-se que a vegetação exercia um papel irrelevante na estabilidade das encostas, entretanto pesquisas incipientes já alertavam qualitativamente sobre a ocorrência de escorregamentos após o desmatamento das florestas (TERZAGHI, 1950) e qualitativamente (BISHOP e STEVENS, 1964) da contribuição vegetal, demonstrando o relevante papel da vegetação na estabilidade das encostas. Nos anos que sucedem a derrubada de uma floresta, a erosão do solo e incidência de escorregamentos aumenta drasticamente. Após o desmatamento, a raiz começa a perder lentamente a sua função na estabilidade, devido aos processos de decomposição.

Tsukamoto e Minematsu (1987) avaliaram computacionalmente a variação do Fator de Segurança (FS) de uma encosta em função da retirada das árvores seguida pelo reflorestamento (Figura 5). Então, combinando o corte das árvores e em seguida o replantio, os autores concluíram que 10 anos após o desmatamento a encosta alcançará a condição de menor estabilidade. No período de 20 a 30 anos após o replantio, a estabilidade da encosta será máxima. Após este período a estabilidade diminui lentamente.

Figura 5. Variação do FS em função de corte e replantio de árvores nas encostas.

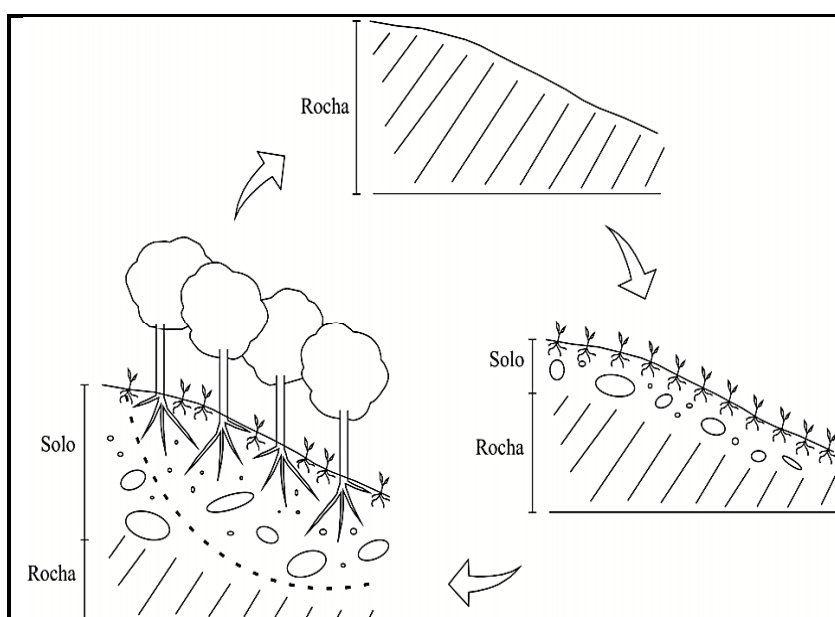


Fonte: Adaptado de Tsukamoto e Minematsu (1987).

Nota: "FSs" para o solo sem raízes; "FSv" solo com cobertura vegetal extraída e raízes em decomposição; "FSn" solo com a nova cobertura vegetal; e "FSt" é o somatório dos anteriores

Além dos efeitos já citados, a vegetação contribui em inúmeros outros processos nas encostas. Kobiyama *et al.* (2012) relataram que a vegetação diminui a erosão superficial, permite a infiltração da água mais profundamente, favorecendo a pedogênese³. Assim, enquanto a pedogênese continua ativa, a espessura do solo cresce. Além disso, O'loughlin e Ziemer (1982) demonstraram que a camada superficial do solo das florestas, composta de material orgânico acumulado e húmus entre outras coisas, protegem as camadas inferiores, contribuindo também para aumento da espessura do solo. Contudo, há um limite para o crescimento desta espessura determinado pela estabilidade da encosta, ou seja, o solo perderá parte ou totalidade de seu volume em um determinado momento. Neste momento, os escorregamentos ocorrem. Em outras palavras, a pedogênese é acelerada pela presença da floresta. Entretanto, quando o solo se torna pesado ou espesso o suficiente para se movimentar, ocorre o escorregamento e a pedogênese volta ao seu estágio inicial. Este processo está demonstrado na Figura 6.

Figura 6. Fases de estabilidade da paisagem com predomínio da pedogênese



Fonte: Kobiyama *et al.* (2012).

³ Formação do solo: materiais intemperizados reorganizados e associados à matéria orgânica. Levam à formação das coberturas de materiais inconsolidados sobre as rochas duras das quais derivam, com contínuo aprofundamento.

2.4 MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE AO DESLIZAMENTO DE TERRA

O SIG consiste em cinco componentes básicos: *hardware* (parte física do sistema), *software* (programas), dados, usuários e métodos. Os dados podem ser inseridos através de arquivos de texto e/ou através de mapas e janelas interativas graças às ferramentas de edição e programação encontradas em qualquer SIG. Os dados usados são: um mapa da área a planar, um mapa de restrições geográficas quanto à localização das variáveis de estudo, um mapa de uso do solo ou uma provisão relevante e alguns parâmetros de trabalho do algoritmo de otimização.

No mundo geográfico, uma grande quantidade de informações é referenciada pelo espaço e pelo tempo. O espaço, o tempo e os processos estão intimamente interligados (WORBOYS, 1994), e as mudanças nas estruturas físicas e nas distribuições de objetos no espaço são moldadas por processos geográficos dinâmicos (HOFER, 2009). No mundo real, esses processos são tridimensionais, dependentes do tempo e complexos. Os mesmos envolvem uma não-linearidade, componentes estocásticos e laços de retorno (*feedback*) em múltiplas escalas espaciais (BIVAND e LUCAS, 2000). Por exemplo, os padrões de paisagem são produzidos por uma sucessão de estados que evoluem ao longo de um período de tempo, com enormes impactos ecológicos (SOARES-FILHO *et al.*, 2002). Assim, para melhorar a compreensão dos mecanismos e *feedback*, os geógrafos se esforçaram para obter conhecimentos adicionais sobre os processos geográficos.

Juntamente com a acumulação de conhecimento geográfico e desenvolvimentos na observação da Terra, tecnologia de banco de dados e ciência da computação, pesquisadores e modeladores ambientais, criaram recentemente modelos maciços de geoprocessamento para simular fenômenos geográficos dinâmicos, como módulos de processo de superfície terrestre para modelos atmosféricos, modelagem de transporte de fluxo de água e contaminantes em maior escala (STEYAERT e GOODCHILD, 1994).

Como o próximo passo na expressão estática baseada em dados geográficos do geoprocessamento, que é empregado para explicar "o que", uma análise dinâmica baseada em modelo do processo geográfico também pode revelar os mecanismos do "porquê" e "como" por trás dos fenômenos geográficos (XU *et al.*, 2011). Assim, o desenvolvimento de modelos dinâmicos está atraindo o interesse dos geógrafos e outros pesquisadores em sua investigação de geoprocessamento (ALBRECHT, 2005; GOGU *et al.*, 2001; MARK, 2003).

Desde o ano 2000 houve uma mudança na forma de mapeamento, avaliação e alerta na ocorrência de desastres naturais. Isso devido ao uso de imagens orbitais com resoluções espacial, radiométrica, espectral e temporal mais refinadas, adquiridas por novos sensores como aqueles a bordo dos satélites QuickBird-2, IKONOS-2, GeoEye-1 e WorldView-2. Com a utilização dos SIG foi possível integrar dados e quantificar fenômenos associados a terremotos, alagamentos e movimentos de massa (GILLESPIE *et al.*, 2007).

Os dados provenientes de imagens de satélite e fotografias aéreas são importantes para o mapeamento e monitoramento dos movimentos de massa, pois possibilitam a extração de cicatrizes de escorregamentos, trajetória, leques de deposição e área de abrangência do evento (GUIMARÃES *et al.*, 2008). Mesmo que um dos principais fatores condicionantes de deslizamento seja a ocorrência de chuvas de forte intensidade ou por períodos prolongados, o aumento na ocupação de áreas impróprias pela atividade antrópica contribui com a ocorrência deste tipo de evento (GUERRA *et al.*, 2007). Dessa forma, o uso de imagens no mapeamento da cobertura e uso da terra também é importante nos estudos sobre deslizamentos.

De acordo com uma revisão da literatura internacional sobre o tema deste trabalho (SEZER *et al.*, 2011), os termos mais utilizados neste campo são "susceptibilidade ao deslizamento de terras" e "Sistemas de Informação Geográfica, SIG". Várias razões possíveis de pesquisas nesta temática incluem principalmente:

- Desenvolvimentos em técnicas de informáticas e SIG;
- Aumentar a consciência do significado socioeconômico dos deslizamentos de terra;
- A natureza complexa dos deslizamentos de terra.

Vários métodos e técnicas diferentes para o mapeamento de susceptibilidade ao deslizamento de terras foram propostos e testados no mundo. No entanto, não existe nenhum acordo geral sobre os métodos ou o escopo de produção dos mapas de susceptibilidade ao deslizamento de solos (GUZZETTI *et al.*, 1996; POURGHASEMI *et al.*, 2013).

O mapa de deslizamento pode ser alcançado usando métodos qualitativos (métodos baseados em inventário e orientados por conhecimento) e métodos quantitativos (métodos baseados em dados e modelos baseados fisicamente). Os

métodos orientados por dados avaliam estatisticamente a combinação dos fatores predisponentes que estão melhores relacionados à distribuição espacial dos deslizamentos de terra passados e presentes. Portanto, de acordo com as condições do terreno existente (por exemplo, ângulo de inclinação, forma de declive, litologia, cobertura de terra) é possível prever quantitativamente a probabilidade de ocorrência de deslizamentos futuros mesmo em áreas não afetadas pelo deslizamento de terras (COROMINAS *et al.*, 2014).

Os inventários de deslizamentos de terra documentam a distribuição, o tipo e a extensão dos deslizamentos de terra (GUZZETTI *et al.*, 1996; CARDINALI *et al.*, 2001) e são um pré-requisito para avaliar a suscetibilidade, perigo e o risco de deslizamentos de terra (CARDINALI *et al.*, 2002; GUZZETTI *et al.*, 2005, VAN WESTEN *et al.*, 2006).

Os inventários multitemporais de deslizamentos de terra registram a distribuição de deslizamentos no espaço e no tempo e, embora raros, são essenciais para aumentar a compreensão dos processos evolutivos de deslizamento (GUZZETTI *et al.*, 2012). Em intervalos de tempo mais curtos, em deslizamentos induzidos por chuvas, o efeito de legado de precipitação antecedente, propriedades hidrológicas e danos acumulados em colinas facilitam a ocorrência de deslizamentos em fases posteriores (FAN *et al.*, 2015).

As informações de deslizamentos podem ser baseadas em arquivos, suportados por fontes documentais (PEREIRA *et al.*, 2014) ou baseadas em geomorfologia (GUZZETTI *et al.*, 2012), suportado pela identificação de recursos de deslizamento usando o trabalho de campo ou técnicas de interpretação de imagens.

Os dados de sensoriamento remoto são tão importantes para a avaliação e o gerenciamento de desastres naturais, que no ano 2000 foi criado um consórcio entre instituições e agências espaciais de diferentes países, *The International Charter Space and Major Disasters*, que fornece dados de satélite para o gerenciamento de desastres naturais no mundo (INPE, 2011). A ideia desse consórcio é priorizar a aquisição de imagens em áreas atingidas por desastres naturais possibilitando a análise de como a paisagem e infraestrutura locais foram afetadas, principalmente para avaliar áreas de difícil acesso, contribuindo assim com o trabalho de ajuda às comunidades atingidas (DISASTERS CHARTER, 2017).

2.5 TEORIA DOS CONJUNTOS NEBULOSOS OU FUZZY OU DIFUSO

“A lógica fuzzy é um conjunto de princípios matemáticos de representação do conhecimento baseados em graus de adesão, em vez de associação nítida de lógica binária clássica” (ZADEH, 1965).

A lógica fuzzy, a qual tem como fundamento a teoria dos conjuntos nebulosos ou fuzzy ou difusos, tem precedente histórico na teoria implementada pelo filósofo grego Aristóteles (384 - 322 a.C.), baseado em Pitágoras, sendo este o fundador da ciência da lógica. Na obra *Organon*, Aristóteles estabeleceu um conjunto de regras rígidas para que as conclusões pudessem ser aceitas como logicamente válidas. O emprego da lógica de Aristóteles é sintetizado em uma linha de raciocínio baseada em proposição e conclusões. Dentro desse silogismo, a lógica clássica tem sido binária, isto é, uma declaração é “falsa” ou “verdadeira”, a qual não poderia ser ao mesmo tempo “parcialmente falsa” e “parcialmente verdadeira”.

A lógica não clássica infringiu justamente estas suposições binárias que não admitem ambiguidades e contradições. O conceito de dualidade, estabelecendo que algo pode e deve coexistir com o seu oposto, faz a lógica difusa parecer natural, até mesmo inevitáveis.

Como uma opção para o tratamento de situações que não sejam tão determinísticas surge as lógicas multivaloradas. Nestas, o valor “verdadeiro” é visto como graus de “verdadeiro” referentes ao intervalo unitário. Isto possibilita as operações dos valores incertos, que não são totalmente verdadeiros [1] ou falsos [0].

Neste sentido, fora introduzido a lógica nebulosa, também conhecida como lógica fuzzy, pelo Prof. Lofti Zadeh da Universidade da Califórnia, Berkeley, em 1965, com base na teoria dos conjuntos fuzzy. Ele introduziu uma teoria em que os objetos – conjuntos nebulosos – são conjuntos com limites não precisos. A pertinência em um conjunto nebuloso não é uma questão de afirmação ou negação, mas uma questão de grau (PIRES, 2004). Zadeh não desafiou apenas à teoria das probabilidades como única forma para a representação de incertezas, mas também pela necessidade de um método capaz de expressar de maneira sistemática quantidades incertas, vagas, mal definidas, ou seja, é uma ferramenta capaz de capturar informações imprecisas, em geral descritas em uma linguagem natural e as converter para um formato numérico, de fácil manipulação.

2.5.1 Fundamentos Básicos dos Conjuntos Fuzzy

A teoria clássica dos conjuntos considera que um dado elemento (x) pertence (\in) ou não pertence (\notin) ao referido conjunto (A). Por outro lado, na teoria dos conjuntos nebulosos existe um grau de pertinência – $\mu(x)$ – de cada elemento com as propriedades ou características distintas de um determinado conjunto. Um conjunto nebuloso é um agrupamento impreciso e indefinido onde a transição de não pertinência para pertinência é gradual, não abrupta. Sendo X um conjunto universo e A um subconjunto fuzzy de X , se A for um conjunto de pares ordenados, tal que:

$$A = \{[x, \mu_A(x)], x \in X\} \quad (1)$$

Desta maneira, cada elemento x pode apresentar um grau de pertinência que varia no espaço de $[0, 1]$, logo uma expressão e seu inverso podem, ambos, serem “verdadeiro” para certo grau que varie entre 0 e 1. Assim sendo, quanto mais próximo de 1 estiver $\mu_A(x)$, mais x pertencerá a A . De modo mais específico, o conceito de conjuntos fuzzy descreve um estado vazio. Logo, a teoria dos conjuntos fuzzy pode ser considerada como uma extensão da teoria dos conjuntos clássica.

Consequentemente, a teoria dos conjuntos fuzzy apresenta-se adequada para tomar decisões sobre sistemas complexos quando o contexto do problema é sempre nebuloso. Neste sentido, tal ferramenta tem sido comumente usada para a informação imprecisa com sentido não-probabilístico, permitindo a integração de vários parâmetros para a modelagem e processo de avaliação, tendo como expoente desta prerrogativa o grau ou função de pertinência.

2.5.2 Grau ou Função de Pertinência

A função de pertinência $\mu(x)$ é sugerida por Zadeh (1965) como uma designação mais ampla, na medida em que se propõe que alguns elementos são mais membros de um conjunto do que outros. Assim sendo, esta função determina com que grau x está em A , onde:

- $\mu_A(x) = 1$, x pertence totalmente ao subconjunto A ;
- $0 < \mu_A(x) < 1$ significando que x pertence parcialmente ao subconjunto A e;
- $\mu_A(x) = 0$, onde x não pertence ao subconjunto A .

Objetivamente, Saboya *et al.*, (2006) conceituaram $\mu(x)$ como sendo X uma coleção de objetos denominados genericamente por x. Sendo X chamado de universo de discurso, domínio ou espaço podendo ser contínuo ou discreto. Desta maneira, um conjunto fuzzy A em X é definido por $\mu(x)$ que assume valores em um intervalo [0,1], assim o conjunto fuzzy A em X é, então, um conjunto de pares ordenados (Eq. 2), onde $x \in X$, e $i = 1, 2, \dots, n$.

$$A = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_{A(x_i)}}{x_i} \quad (2)$$

Assim sendo, $\mu(x)$ é representado por um número real denominado de número fuzzy. Segundo Moura (1998), os números fuzzy representam um caso especial de conjuntos fuzzy, os quais são difusos por conceito numérico usual. Assim, o mesmo autor definiu números fuzzy como um subconjunto A de um conjunto de números reais se existirem pelo menos um x onde $\mu_A(x) = 1$, caracterizando uma suposição de normalização; e para todo o número real a, b, c com $a < c < b$ onde $\mu_A(c) \geq \text{Min} [\mu_A(a), \mu_A(b)]$, tendo esta formação a caracterização da suposição para convexidade. Outro aspecto acerca dos números fuzzy é o seu Suporte, sendo este o intervalo sobre o qual $\mu(x)$ de um número fuzzy não é nulo. Neste âmbito, Gomide e Rocha (1992); Moura (1998) definiram como Suporte de um número fuzzy A igual a:

$$\text{Supp}(A) = \{x; \mu_A(x) > 0\} \quad (3)$$

Suplementarmente a definição de Suporte supracitada, Sandri e Correa (1999) esclareceram que as duas formas de se medir à quantidade de elementos de um conjunto (cardinalidade) nebuloso, A, para X, são contínuas e discretas. A forma discreta (Eq. 4) representa uma função característica de um conjunto clássico; já a forma contínua (Eq. 5) representa as características de um conjunto fuzzy.

$$|A| = \sum_{x \in X} \mu_A(x) \quad (4)$$

$$|A| = \int_{x \in X} \mu_A(x) \quad (5)$$

As análises de cardinalidade dão aporte para atingir uma representação aproximada de um conjunto nebuloso A em X por meio de um conjunto clássico em X através de subconjuntos denominados de corte de nível ou corte $-\alpha$ (A_α) (Eq. 6).

$$A_\alpha = \{x \in X \mid \mu_A(x) > \alpha\} \quad (6)$$

Os casos extremos de A_α são o Suporte de A (Eq. 3). Bauer *et al.*, (1998) agregaram algumas formas compatíveis com o conceito expresso por A , originando o conceito de núcleo [$N_u(A)$], que agrupa elementos de A (Eq. 7); e altura [$A_l(A)$], que representa o maior grau de similitude dos elementos em relação a A (Eq. 8).

$$N_u(A) = \{x \in X \mid \mu_A(x) = 1\} \quad (7)$$

$$A_l(A) = \text{Supp}_{x \in X} \mu_A(x) \quad (8)$$

Assim, o conjunto Suporte de um conjunto fuzzy A é o subconjunto dos pontos x de X tal que $\mu_A(x) > 0$. Por outro lado, um conjunto fuzzy cujo conjunto Suporte é um único ponto de X com $\mu_A(x)$ igual a 1 é chamado de um conjunto unitário. Não obstante, o número fuzzy pode assumir qualquer forma convexa. Esta forma é interpretada por um número fuzzy que pode assumir tipos de pertinência, sendo as mais usuais as formas triangular e trapezoidal.

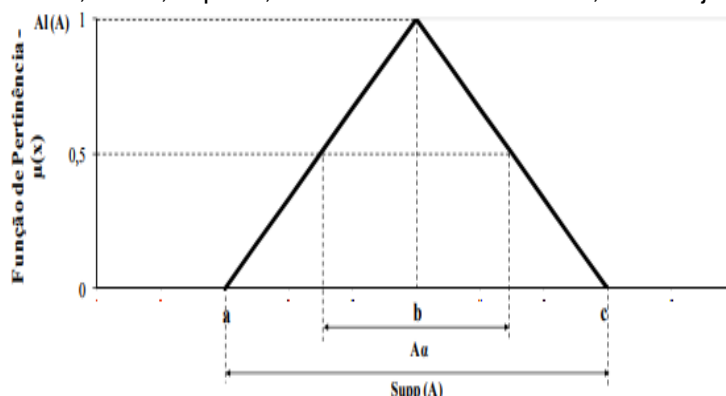
2.5.3 Função de Pertinência Triangular (FPT)

A Função de Pertinência Triangular (FPT) gera um Número Fuzzy Triangular (NFT) estabelecido por Zadeh (1965) como sendo um conjunto $A = (a, b, c)$, sendo estes elementos parâmetros escalares regido por uma forma triangular que é uma função de um vetor x . Deste modo, $a \leq b \leq c$ é um NFT cujas funções de pertinência podem ser escritas da seguinte forma:

$$\mu_A(x, a, b, c) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & x \leq a \\ \frac{x - a}{b - a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c - x}{c - b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{array} \right\} \quad (9)$$

Assim, considerando $|A|$ um conjunto nebuloso igual a “a”, o $\text{Supp}(A)$ do NFT (a, b, c) é o intervalo (a, c) , sendo o elemento “a” o Suporte inferior (Supp_i), e o Suporte superior (Supp_s) é destinado ao elemento “c”. O $N_u(A)$ é igual ao elemento “b”, posto que o mesmo não apresenta intervalo. Logo, um intervalo nebuloso é um conjunto nebuloso fuzzy normalizado e convexo em números reais tal que a função que descreve $\mu_A(x)$ entre Supp_i e $N_u(A)$ e aquela entre $N_u(A)$ e Supp_s são estritamente monotônicas (crescente e decrescente) (Figura 7).

Figura 7. Cardinalidade, altura, suporte, núcleo e o corte de nível 0,5 do conjunto A em uma FPT



Fonte: Adaptado de Sandri e Correa (1999).

Então, os valores de $x \leq a$ correspondem a $\mu_A(x)$ igual a 0. Já para valores cuja variação seja de $a \leq x \leq b$ e $b \leq x \leq c$, obtêm-se resultados diferentes de zero (Eq. 9). Pode-se notar que para $x = b$ o valor de $\mu_A(x)$ é igual a 1. Considerando o A_α igual a 0,5, a variação $a \leq x \leq b$ e $b \leq x \leq c$ propicia que $\mu_A(x)$ seja menor que 1.

2.5.4 Propriedades Algébricas da Teoria dos Conjuntos

Klir e Folger (1988) destacaram as operações de União e Interseção, suas propriedades comuns e Complementação, como uma relação entre os conectivos lógicos e as operações sobre conjuntos. Portanto, têm-se as propriedades algébricas e operações de:

a) União – \cup ou \oplus ou \vee : Dados dois conjuntos quaisquer A e B, a operação de União ou reunião gera o conjunto com todos os elementos que pertencem ao conjunto A ou ao conjunto B; correspondendo à noção de disjunção da Lógica Proposicional (Eq. 10):

$$A \cup B = \{x \mid x \in A \vee x \in B\} \quad (10)$$

Sejam A , B e C conjuntos quaisquer. Então são válidas as seguintes propriedades:

a.1) Comutatividade: $A \cup B = B \cup A$ ou $\oplus (a, b) = \oplus (b, a)$

a.2) Associatividades: $(A \cup B) \cup C = A \cup (B \cup C)$ ou $\oplus (a, \oplus (b, d)) = \oplus (\oplus (a, b), d)$

a.3) Idempotência: $A \cup A = A$

a.4) Elemento Neutro: $A \cup \emptyset = A$

a.5) Elemento Absorvente: $A \cup X = U$

b) Interseção - \cap ou \otimes ou \wedge : Dados dois conjuntos quaisquer A e B , a operação de Interseção gera o conjunto com todos os elementos que pertencem ao conjunto A ou ao conjunto B ; correspondendo à noção de disjunção da mesma lógica vista acima. Assim, tem-se que:

$$A \cap B = \{x \mid x \in A \wedge x \in B\} \quad (11)$$

Assim, sejam A , B e C conjuntos quaisquer. Então são válidas as seguintes propriedades:

b.1) Comutatividade: $A \cap B = B \cap A$ ou $\otimes (a, b) = \otimes (b, a)$

b.2) Associatividades: $(A \cap B) \cap C = A \cap (B \cap C)$ ou $\otimes (a, \otimes (b, d)) = \otimes (\otimes (a, b), d)$

b.3) Idempotência: $A \cap A = A$

b.4) Elemento Neutro: $A \cap \emptyset = \emptyset$

b.5) Elemento Absorvente: $A \cap X = A$

c) Tem-se, ainda, as propriedades comuns entre a União e a Interseção, as quais são:

c.1) Distributividade: $(A \cup B) \cap C = (A \cap C) \cup (B \cap C);$

$$(A \cap B) \cup C = (A \cup C) \cap (B \cup C);$$

d) Complementação: Para dado conjunto A , o conjunto complementar de A em relação ao Universo (X) é formado por todos os elementos x que não pertencem ao conjunto A . A notação utilizada para representar este conjunto pode ser A' (Eq. 12).

$$A' = \{x \in X \mid x \notin A\} \quad (12)$$

Então, sendo A e B conjuntos quaisquer. Então são válidas, dentre as principais propriedades a:

d.1) Lei de Morgan: $(A \cup B)' = A' \cap B'$;

$$(A \cap B)' = A' \cup B'$$

Entretanto, baseadas nas propriedades algébricas acima descritas, Klement *et al.*, (2000), explicitaram que a Interseção e a União generalizada entre os conjuntos fuzzy corresponde a uma conjunção e disjunção, respectivamente, lógica na forma de um operador $[0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ com propriedades de Associatividades, Comutatividade, Idempotência (ou monotonia) e de Contorno. Assim sendo, a representatividade formal de tal esclarecimento, é evidenciado por uma família de operadores na forma triangular (t) denominadas de t-normas (Eq. 13) e t-conormas ou S-normas (Eq. 14) entre dois conjuntos fuzzy A, $B \rightarrow [0,1]$ para todo $x \in X$ que satisfaz a Lei De Morgan, sendo expressas respectivamente por:

$$A \cap B (x) = A(x) \otimes B(x) \quad (13)$$

$$A \cup B (x) = A(x) \oplus B(x) \quad (14)$$

Analisando tais concepções, as propriedades de conjuntos clássicos que não se verificam para conjuntos fuzzy são: $A \cap A' \neq \emptyset$ e $A \cup A' \neq X$. Portanto, o entendimento a acerca das propriedades algébricas da teoria de conjuntos subsidia a compatibilidade teórica para o estabelecimento das operações entre conjuntos fuzzy, que utiliza a proposta de Zadeh (1965), pelas operações de lógicas.

2.5.5 Operações entre Conjuntos e Números Fuzzy

Zadeh (1965) descreveu o princípio da extensão o qual se torna possível o desenvolvimento da aritmética fuzzy. Deste modo, este autor considera X e Y dois conjuntos, sendo que f é o mapeamento ponto a ponto de X para Y, $f: X \rightarrow Y$ para todo $x \in X$ e $y \in Y$, onde $f(x) = y$. Portanto, f pode ser estendido para operar em um subconjunto fuzzy X, definido por Nahmias (1978), como sendo A um subconjunto fuzzy de X com função de pertinência μ_A , logo a imagem de A em Y é subconjunto fuzzy B com função de pertinência $\mu_B(y)$, igual a $\text{Supp} \{ \mu_A(x); y=f(x), x \in X \}$.

As operações denominadas de lógicas podem ser caracterizadas como sendo de Complemento, Intersessão e União. Segundo Pedrycz (1989), as operações de Complemento se caracterizam como sendo aquelas que apresentam um valor que complementa 1. Assim, a pertinência de x ao complemento do conjunto fuzzy A , denotando A' , é dado por $\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x)$.

Para as operações de União e Interseção, considera-se A e B conjuntos fuzzy definidos em X . Desta forma, conforme Dubois e Prade (1988), a União dos conjuntos A e B resultam no conjunto D , isto é, $D = A \cup B$; a Interseção entre os mesmos conjuntos resulta em um conjunto C que igual $A \cap B$.

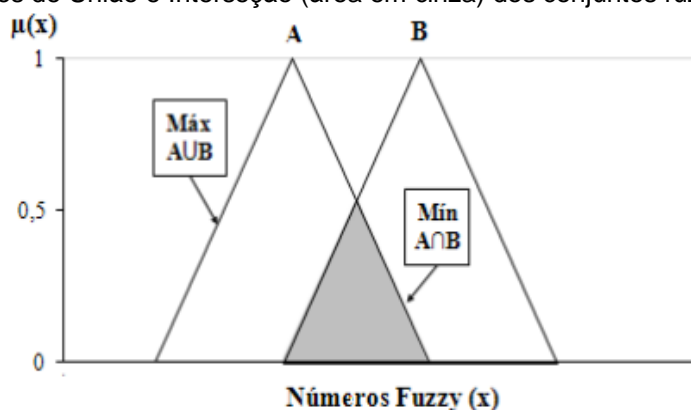
Zadeh (1965); Pedrycz (1989), expuseram que na teoria dos conjuntos fuzzy, em ambas as operações de lógica são implementadas por uma família de operadores, vistas anteriormente, como sendo a Interseção (Mín) e União (Máx). Desta forma, considerando A e B como conjuntos fuzzy definidos em X , tem-se a Interseção (Eq. 15) e União (Eq. 16) entre A e B :

$$\mu_D(x) = \otimes [\mu_A(x), \mu_B(x)], \text{ onde } x \in X \quad (15)$$

$$\mu_C(x) = \oplus [\mu_A(x), \mu_B(x)], \text{ onde } x \in X \quad (16)$$

Assim, a literatura apresenta operações duais t , considerando os conjuntos A e B para um número fuzzy x , vistas no trabalho de França (1999). Por outro lado, Sandri e Correa (1999) consideram que as operações t -normas e t -conormas se reduzem aos operadores clássicos de união e intersecção, atendendo a Lei De Morgan. Dentre os operadores mais utilizados destaca-se o de Zadeh (Figura 8).

Figura 8. Operações de União e Interseção (área em cinza) dos conjuntos fuzzy A e B , para e FPT



Fonte: Adaptado de Weber e Klein (2003).

Não obstante, Sandri e Correa (1999) descreveram outros operadores fuzzy utilizados com sucesso na integração de dados exploratórios, denominados produtos algébrico (*fuzzy algebraic product*), soma algébrica (*fuzzy algebraic sum*) e operação gamma (*gamma operation*). Gomide *et al.*, (1995), adicionalmente, acrescentaram as operações ditas de Implicação as quais são utilizadas para modelar regras de inferência do tipo “SE” e “ENTÃO” . Assim, considerando A e B dados por $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$, $\mu_B : Y \rightarrow [0,1]$, a relação $A \rightarrow B$, é expressa por:

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = I[\mu_A(x), \mu_B(y)] \quad (17)$$

Tais operações podem ser classificadas como função de Implicação de Mínimo, Produto, Lukasiewicz e as Variant of the System of Standard Sequences (VSS). As operações de Implicação de Mínimo são evidenciadas por Mamdani (1974); Mamdani e Assilian (1975), os quais a definiram como uma simplificação dos operadores de Máx – Mín, baseada no princípio de lógica proposta por Zadeh, sendo expressa da seguinte forma:

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = \mu_A(x) \otimes \mu_B(y) \quad (17)$$

Por outro lado, as operações cuja função de Implicação é de Produto teve aplicação prática no trabalho de Holmblad e Ostergaard (1981) sendo expressa pela Equação 18. Já as 78 operações de Implicação de Lukasiewicz são baseadas na sua lógica de multivalores, incluindo uma soma algébrica entre conjuntos (Eq. 19). Por fim, Rescher (1969) definiu a operação de Implicação VSS como sendo aquelas que são efetuadas através do conectivo “OU” implementada por Máx (Eq. 20).

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = \mu_A(x) \cdot \mu_B(y) \quad (18)$$

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = 1 \otimes [1 - \mu_A(x) + \mu_B(y)] \quad (19)$$

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = [1 - \mu_A(x) \oplus \mu_B(y)] \quad (20)$$

Embora as operações de Mín (t-normas) sejam utilizadas como de Implicação em aplicações de controle fuzzy, estas não são de Implicação propriamente ditas, posto que, conforme Gaines (1976); Baldwin e Pilsworth (1980); Yager (1980); Mizumoto (1982); Whalen e Schott (1983), a função de pertinência que as definiu, $\mu_{A \rightarrow B}(x, y)$, podendo ser obtidas por funções individuais, $\mu_A(x)$ e $\mu_B(y)$, de várias maneiras. Este motivo sugere que a determinação de um número fuzzy possa ser obtida a partir da combinação de diferentes operadores.

De tal forma, Gomide *et al.*, (1995) exemplificaram que sejam conjuntos de valores x e y com universos de discurso X e Y , respectivamente, bem como A e B conjuntos fuzzy definidos, respectivamente, em X e Y , tem-se que as proposições fuzzy sejam $x \text{ é } A$ e $y \text{ é } B$. Portanto, é possível operar com os conectivos lógicos “E” e “OU” e com os operadores de Implicação “SE” e “ENTÃO”. Assim sendo, tais operações podem ser estabelecidas por meio de proposições fuzzy, as quais são traduzidas por variável cujos valores são nomes de conjuntos nebulosos, podendo assumir termos linguísticos ou variáveis linguísticas, e sistematizadas por uma forma de raciocínio ou inferências fuzzy.

2.5.6 Variáveis Linguísticas

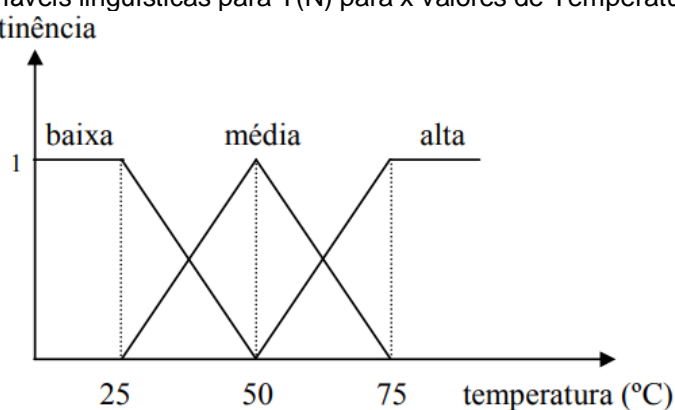
A variável linguística é a disposição primária de qualquer sistema baseado na lógica nebulosa, onde múltiplas categorias subjetivas que descrevem o mesmo contexto são associados. Uma variável linguística pode ser definida, de uma maneira informal, como uma variável cujos valores são conjuntos de termos, terminologias, nomes ou rótulos, ao invés de números.

Conforme apontado por Zadeh (1965), técnicas convencionais para a análise de sistemas são essencialmente inadequadas para o tratamento de sistemas no conhecimento humano, cujo comportamento é influenciado pela percepção, julgamento e emoções. Então, o mesmo autor propôs o conceito de variáveis linguísticas como sendo uma variável onde os valores são palavras ou sentenças na linguagem natural ou artificial, utilizadas como opção na modelagem do pensamento humano em que a informação é processada através de conjuntos nebulosos.

Generalizando, os valores de uma variável linguística podem ser sentenças em uma linguagem especificada, construídas a partir de termos primários (alto, baixo, pequeno, médio, grande, zero, por exemplo), de conectivos lógicos (negação não, conectivos e e *ou*), de modificadores (muito, pouco, levemente, extremamente) e de

delimitadores (como parênteses). Por exemplo, a temperatura de um determinado processo pode ser uma variável linguística assumindo valores baixa, média e alta. Estes valores são descritos por intermédio de conjuntos fuzzy, representados por funções de pertinência, conforme mostrado na figura a seguir:

Figura 9. Variáveis linguísticas para T(N) para x valores de Temperatura em X



Em essência, a utilização do tipo de descrição linguística empregada por seres humanos, e não de variáveis quantificadas, permite o tratamento de sistemas que são muito complexos para serem analisados através de termos matemáticos convencionais. Formalmente, uma variável linguística é caracterizada por uma quintupla $(n, T(n), X, g, m)$, sendo:

n : nome da variável (Ex.: temperatura);

$T(n)$: conjunto de termos de n , ou seja, o conjunto de nomes dos valores linguísticos de n (Ex.: baixa, média, alta);

X : universo de discurso (Ex.: 0 a 100 °C);

g : regra sintática para gerar os valores de n como uma composição de termos de $T(n)$, conectivos lógicos, modificadores e delimitadores (Ex.: temperatura não baixa e não muito alta);

m : regra semântica, para associar a cada valor gerado por g um conjunto fuzzy em X (Ex.: associa o valor acima a um conjunto fuzzy cuja função de pertinência exprime o seu significado).

A quantidade de valores linguísticos define a granularidade, isto é, a especificação e distribuição dos termos linguísticos e, por conseguinte, a partição nebulosa do universo de discurso correspondente. Um número pequeno de termos

linguísticos define uma partição esparsa ou grossa, ao passo que um número maior resulta numa partição refinada.

A partição do universo de discurso também pode ser vista como uma forma de compreensão nebulosa de dados. Utilizando o agrupamento nebuloso de informações de natureza similar (fuzzy clusters), pode-se desprezar parte da informação inútil, indesejada ou redundante. Assim, a granularização da partição pode ser usada para direcionar a análise nos aspectos de interesse permitindo maior ênfase em áreas específicas dos universos das variáveis de entrada (Maruo, 2006).

2.5.7 Proposições Fuzzy

Segundo Kosko (1997) o nome de uma variável linguística (Γ), e sendo A um subconjunto difuso definido em X e Γ ; a frase Γ é A e denomina-se de uma proposição fuzzy. Nestes termos, seja x_n o nome das variáveis linguísticas em X_n , tem-se uma relação fuzzy (R) definida em $X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$, expressa pela proposição fuzzy n -ária igual $[(x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ é } R]$.

Assim, Kosko (1997) e Gomide *et al.*, (1995), arguíram que as proposições fuzzy podem se resumir pela relação de conectivos lógicos e operações de Implicação. As operações com o conectivo lógico “E” processam-se por $(x \text{ é } A) \text{ “E” } (x \text{ é } B)$ gerando uma proposição fuzzy n -ária $[(x, y) \text{ é } R_{A \text{ E } B}]$ onde $R_{A \text{ E } B}$ é uma relação fuzzy em $X \times Y$, sendo determinado por uma função f_E , isto é, um operador t-normas (Eq. 21). Da mesma forma é processado as operações com o conectivo lógico “OU”, determinado por f_{OU} , ou seja, um operador t-conormas gerando uma proposição fuzzy binária (Eq. 22).

$$R_{A \text{ OU } B} = \left\{ \frac{\mu_R(x, y)}{(x, y)} \mid \mu_R(x, y) = f_{OU} [\mu_A(x), \mu_B(y)] \right\} \quad (21)$$

$$R_{A \text{ E } B} = \left\{ \frac{\mu_R(x, y)}{(x, y)} \mid \mu_R(x, y) = f_E [\mu_A(x), \mu_B(y)] \right\} \quad (22)$$

Sendo μ_R a função de pertinência que define a relação entre as operações dos conectivos lógicos “E” e “OU”. Por certo, o pragmatismo das proposições fuzzy pode ser resumido pela sistematização das operações entre os conjuntos nebulosos. Deste modo, as operações de Implicação que utilizam “SE” e “ENTÃO” se caracterizam,

segundo Tanscheit e Scharf (1988), como uma declaração condicional fuzzy, onde este operador descreve a dependência do valor de uma variável linguística em relação ao valor de uma variável independente, dado por “SE” (x é A) “ENTÃO” (y é B), produzindo uma relação fuzzy binária $[(x, y) \text{ é } R_{A \rightarrow B}]$ podendo ser expresso da seguinte forma:

$$R_{A \rightarrow B} = \left\{ \frac{\mu_R(x, y)}{(x, y)} \mid \mu_R(x, y) = f_{\rightarrow} [\mu_A(x), \mu_B(y)] \right\} \quad (23)$$

Onde μ_R é a função de pertinência que define a implicação podendo ser obtida a partir das funções de pertinência individuais $\mu_A(x)$ e $\mu_B(x)$. Ainda assim, de acordo com Gomide *et al.*, (1995), várias declarações podem ser combinadas através do conectivo “OU” e “E”, formando assim um algoritmo fuzzy (R_n), onde n é o número de combinações. Deste modo, considerando, A_n como conjunto difuso em X e B_n em Y , um algoritmo fuzzy $[(x, y) \text{ é } R_n]$. Assim, pode-se ter uma sequência de combinações da seguinte forma:

R_n “SE” (x é A_1) “ENTÃO” (y é B_1) “OU”;
 “SE” (x é A_2) “ENTÃO” (y é B_2) “OU”;
 “SE” (x é A_n) “ENTÃO” (y é B_n).

As variáveis antecedentes são combinadas através do conectivo “E”, e implementadas por operadores Mín (Mamdani, 1974) e Produto (Holmblad e Ostergaard, 1981), os quais, segundo Kosko (1997), são as operações mais aplicadas em Engenharia. Portanto, tem-se que:

“SE” (x é A_1), “E”, (x é A_2), “E”, ..., (x é A_n), “ENTÃO” (y é B).

As expressões de “SE” e “ENTÃO”, juntamente com os conectivos lógicos “OU” e “E” expressam uma proposição fuzzy a partir da atribuição de valores a uma variável linguística. Assim, o conceito de variável linguística, em associação com os cálculos de fuzzy “SE” e “ENTÃO”, e em seguida com a aplicação de proposições, tem-se uma posição de centralidade em quase todas as aplicações da lógica fuzzy. Não obstante, tal fato pode ser conduzido a conclusões as quais, quando sistematizadas, traduzem um processo de raciocínio ou inferência fuzzy.

2.5.8 Raciocínio ou Inferência fuzzy

O processo de raciocínio ou inferência fuzzy, foi conceituado por Lee (1990a,b) como um procedimento de inferência usado para obter conclusão de um conjunto de regras “SE” e “ENTÃO”. Nestes termos, este mesmo autor classifica dois tipos de regras generalizada de inferência sendo uma denominada de modus ponens (GMP) e a outra de modus tollens (GMT). Para as regras GMP, sejam os conjuntos A, A', B e B', então se tem que $A = A'$ e $B = B'$, de modo que tal concepção está intimamente relacionada à inferência dirigida a dados, útil em lógica fuzzy. Já as regras GMT, considerando os mesmos conjuntos supracitados, tem-se que B' não é B e A' não é A, este tipo de inferência está relacionado a objetivos, o que é comumente usado em sistemas de especialistas.

Para Kwak e Kwang (1996) as regras para a inferência fuzzy podem ser de três tipos, as quais irão depender da sua forma consequente. A regra fuzzy do tipo 1 tem parte consequente constante, obtendo-se: “SE” (x é A₁), “E” ..., “E” (x é A_i), “ENTÃO” (y é C). As regras do tipo 2 caracterizam-se como sendo parte consequente obtida por meio de uma combinação linear, igual a: “SE” (x é A₁), “E” ... “E” (x é A_i), “ENTÃO” [y é $g(x_1, x_2, \dots, x_j) = b_0 + b_1 \cdot x_1 + \dots + b_j \cdot x_j$]. Por fim, a regra fuzzy do tipo 3, é parte do consequente sendo um conjunto fuzzy de modo que: “SE” (x é A₁), “E” ... “E” (x é A_i), “ENTÃO” (y é B). Onde $i = 1, 2, \dots, n$; e $j = 1, 2, \dots, m$.

Em outras palavras, a inferência fuzzy é a etapa na qual as proposições fuzzy são definidas e depois examinadas paralelamente. Tais proposições são examinadas por regras, as quais são utilizadas para a inferência sendo expressas no formato “SE” e “ENTÃO”. Portanto, conforme Zadeh (1965), tem-se duas relações fuzzy R₁ e R₂:

- R₁: “SE” (x é A), “ENTÃO” (y é B);
- R₂: “SE” (y é B), “ENTÃO” (z é C);

Assim, têm-se como resultante a composição R₁₂: “SE” (x é A), “ENTÃO” (z é C) podendo serem definidas por regras entre os operadores de implicação do tipo Máx – Mín ou Máx – Produto, expressas abaixo, respectivamente, por:

$$\mu_{R_{12}}(x, z) = \oplus \left[\mu_{R_1}(x, y) \otimes \mu_{R_2}(y, z) \right] \quad (24)$$

$$\mu_{R_{12}}(x, z) = \oplus \left[\mu_{R_1}(x, y) \cdot \mu_{R_2}(y, z) \right] \quad (25)$$

Dando ênfase a regra proposta por Zadeh (1965), considera-se duas variáveis linguísticas x e y , associadas aos conjuntos fuzzy A e B , têm-se que:

$$A = \left\{ \frac{\mu_A(x)}{(x)} \right\}, \text{ onde } x \in X; \quad B = \left\{ \frac{\mu_B(y)}{(y)} \right\}, \text{ onde } y \in Y \quad (26)$$

Deste modo, aplicando os operadores do tipo Máx – Mín, a fim de obter uma relação R entre A e B , tem-se o seguinte:

$$R = \left\{ \frac{\mu_R(x, y)}{(x, y)} \right\}, \text{ onde } x \in X; y \in Y \quad (27)$$

Neste âmbito, ratificando a proposição de Zadeh (1973), propõem-se a aplicação de uma espécie de raciocínio inferindo os operadores Máx – Mín. Assim, se um conjunto antecedente A' for igual ao A , obtém-se um conjunto consequente B' :

$$B' = \left\{ \oplus \left[\mu_A(x) \otimes \left(\frac{\mu_R(x, y)}{y} \right) \right] \right\}, \text{ onde } x \in X; y \in Y \quad (28)$$

Portanto, o modelo acima foi definido a partir de uma simples relação ou regra e um conjunto antecedente A' obtendo-se um raciocínio fuzzy B' . No entanto, podem-se modelar regras simples ou múltiplas, para mais de um ou múltiplos conjuntos antecedentes.

Neste sentido, a literatura apresenta dois tipos de modelos: os clássicos, tendo como expoente os modelos de Mamdani e Larsen; e os de interpolação, compreendendo os modelos de Takagi-Sugeno e Tsukamoto. Ambos os modelos pode ser vistos nos trabalhos de Lee (1990a,b) e Driankov *et al.*, (1993).

2.5.9 Modelos Clássicos

Os modelos clássicos, segundo Sandri e Correia (1999), têm como conclusão de cada regra específica um termo nebuloso dentro um conjunto fixo de termos. Estes termos são usualmente conjuntos fuzzy convexos de forma triangular, trapezoidal ou gaussianiana. Neste âmbito, os modelos clássicos apresentam-se como um processamento de inferência baseado em cinco etapas. Portanto, sejam:

- R_j : “SE” x_1 * é $A_{j,1}$ “E” x_2 * é $A_{j,2}$ “E” “E” x_i é $A_{j,i}$; “ENTÃO” y é B_j

Sendo y é variável a ser inferida, isto é, variáveis consequentes (ou variáveis de saída – out put); os termos x_1, x_2, \dots, x_i são as variáveis antecedentes (ou variáveis de entrada – in put), sendo $i = 1, 2, \dots, n$; já o termo $A_{j,i}$ é referente as variáveis linguísticas que podem ser assumidas (conjuntos fuzzy) e j é o índice de uma regra R_j , sendo $j = 1, 2, \dots, m$; por fim B_j é o termo que se refere as variáveis linguísticas de saída. Têm-se as etapas:

- Etapa 1: Seja x_i uma variável de entrada, definida no universo do discurso X_i , a realização de x_i é definida como o valor $x_i^* \in X_i$ que esta assume em X_i em um dado momento; onde x_i^* é um valor de um número fuzzy;
- Etapa 2: Sendo i -ésima premissa da j -ésima regra com x_i^* julga-se a compatibilidade de x_i^* com $A_{j,i}$ da regra R_j , definido por:

$$\alpha_{A_{j,i}} = \mu_{A_{j,i}}, \text{ onde } 1 \leq i \leq n \text{ e } 1 \leq j \leq m \quad (29)$$

- Etapa 3: Com as premissas de uma dada regra avaliada, a compatibilidade global (α_j) da regra R_j , com x_i^* é dado pelo operador t-norma, igual a:

$$\alpha_j = \otimes(\alpha_{1,j}, \alpha_{2,j}, \dots, \dots, \alpha_{n,j}), \text{ onde } 1 \leq j \leq m \quad (30)$$

- Etapa 4: O valor de α_j é relacionado com o termo B_j originando um conjunto consequente B_j' por meio de um operador de Implicação igual a:

$$\mu_{B_j'}(y) = 1 [\alpha_j, \mu_{B_j}(y)] \quad (31)$$

- Etapa 5: Um operador (∇) faz a agregação das contribuições das várias regras acionadas B_j para um único conjunto fuzzy B_j' :

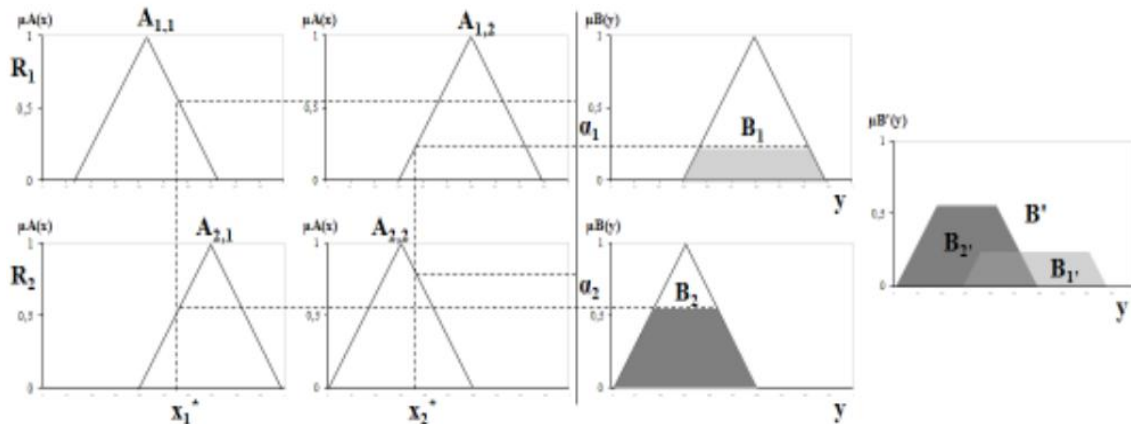
$$\mu_{B_j'}(y) = \nabla [\mu_{B_1'}(y), \mu_{B_2'}(y), \dots, \dots, \mu_{B_m'}(y)] \quad (31)$$

O operador (∇) é associado normalmente a um operador t-conorma. Assim sendo, os modelos de Mamdani e Larsen, seguem as etapas supracitadas. O modelo de inferência Mamdani, concebido por Mamdani (1974), foi uma tentativa para controlar um conjunto de turbina a vapor (boiler) usando regras derivadas de um especialista humano. Deste modo, consideram-se duas regras iguais a R1 e R2:

- R₁: “SE” x_1 * é A_{1,1} “E” x_2 * é A_{1,2}; “ENTÃO” y é B₁
- R₂: “SE” x_1 * é A_{2,1} “E” x_2 * é A_{2,2}; “ENTÃO” y é B₂

Assim, seguindo as etapas sugeridas acima, para os modelos clássicos, com as premissas de R₁ e R₂, tem-se $\alpha_1 = (A_{1,1} \otimes A_{1,2})$, dando origem a B₁; e $\alpha_2 = (A_{2,1} \otimes A_{2,2})$, é produzido B₂. Por conseguinte, ilustra-se a sistemática do modelo clássico de Mamdani, onde se percebe os operadores matemáticos que envolvem a lógica fuzzy, que são a Intersecção, procedidas pelas variáveis de entrada (x_i *), e União, que se dá pela interação entre a saída B₁ e B₂ que resulta em B', tais prerrogativas caracterizam tal modelo como de Máx – Mín (Figura 10).

Figura 10. Inferência obtida pelo modelo clássico de Mamdani



Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Weber e Klein (2003).

Nota-se que para originar B₁ e B₂, o modelo de Mamdani utiliza as operações de Mín, isto é, de Intersecção \otimes , logo:

$$\mu_{B_1}(y) = \otimes [\mu_{A_{1,1}}(x), \mu_{A_{1,2}}(x)] \quad (32)$$

$$\mu_{B_2}(y) = \otimes [\mu_{A_{2,1}}(x), \mu_{A_{2,2}}(x)] \quad (33)$$

Não obstante, os valores de α_1 e α_2 são relacionados com os conjuntos B_1 e B_2 obtendo-se o valor de B' através da interação de R_1 e R_2 , via uma operação de Máx, ou seja, de União \oplus , obtendo-se um valor de saída para cada regra igual a $B_1' = \alpha_1 \otimes B_1$ e $B_2' = \alpha_2 \otimes B_2$. Deste modo, para o valor de saída geral do modelo pelo operador de União, têm-se:

$$\mu_{B'}(y) = \mu_{B_1'}(y) \oplus \mu_{B_2'}(y) = \left\{ \left[\alpha_1 \otimes \mu_{B_1}(y) \right] \oplus \left[\alpha_2 \otimes \mu_{B_2}(y) \right] \right\} \quad (34)$$

A mesma forma de raciocínio ou inferência fuzzy é seguida pelo modelo clássico de Larsen. Embora, neste modelo as etapas supracitadas sejam adotadas, as operações de lógica são realizadas pela agregação de operadores de Máx – Produto, diferentemente o que propõe Mamdani (1974).

Nota-se que para originar B_1 e B_2 o modelo de Larsen utiliza as operações de Produto, tendo:

$$\mu_{B_1}(y) = \left[\mu_{A_{1,1}}(x) \cdot \mu_{A_{1,2}}(x) \right] \quad (35)$$

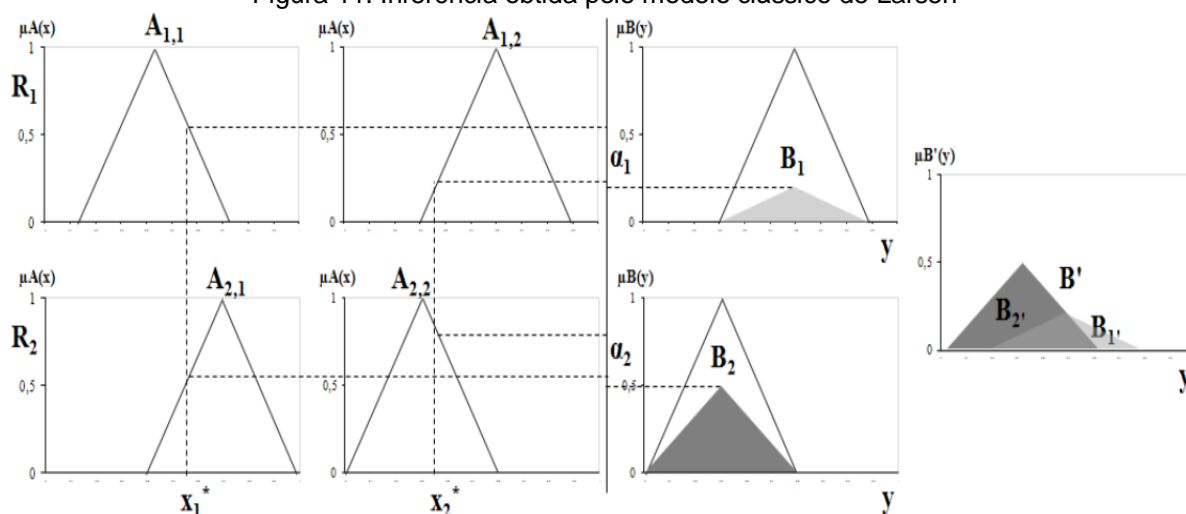
$$\mu_{B_2}(y) = \left[\mu_{A_{2,1}}(x) \cdot \mu_{A_{2,2}}(x) \right] \quad (36)$$

Deste modo, o valor de B_1' é obtido através da interação de R_1 e R_2 da seguinte forma:

$$\mu_{B_1'}(y) = \mu_{B_1}(y) \oplus \mu_{B_2}(y) = \left\{ \left[\alpha_1 \cdot \mu_{B_1}(y) \right] \oplus \left[\alpha_2 \cdot \mu_{B_2}(y) \right] \right\} \quad (37)$$

A sistemática do modelo de Larsen é tida por operações de Produto, na obtenção de B' , por $\alpha_1 = (A_{1,1} \cdot A_{1,2})$; e B_2 , via $\alpha_2 = (A_{2,1} \cdot A_{2,2})$; ambas compatibilizadas por R_1 e R_2 . Por fim, as operações de Máx originam o valor de B_1' . De tal forma, o modelo é dito de Máx – Produto (Figura 11).

Figura 11. Inferência obtida pelo modelo clássico de Larsen



Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Sandri e Correa (1999).

A diferença vista entre os modelos de Mamdani e Larsen é quanto aos operadores. O primeiro utiliza o Máx – Mín, já o segundo realiza as operações de Máx – Produto. Outro aspecto diferencial entre ambos os modelos está na forma de gerar a ação de controle, isto é, escolher um único valor de B' que não seja um número fuzzy e sim um valor definido, sendo estes obtidos por métodos que mapeiam a variável de saída fuzzy em um valor definido, a “desfuzzificação”.

O processo de “desfuzzyficação” é utilizado para obter uma única ação de controle precisa a partir do conjunto nebuloso B' do modelo clássico de inferência fuzzy. Em outras palavras, tal processo transforma valores de saída de B' em valores determinísticos. Para tanto, existem vários métodos e a seleção de um deles é dependente do domínio da aplicação em desenvolvimento. Moura (1998) definiu dois principais casos deste processo, sendo este dependente do universo em que as respostas estarão definidas, a saber: no primeiro caso a resposta está em universo numérico arbitrário ou discreto; já no segundo caso a resposta é uma variável numérica contínua.

Deste modo, de acordo com Ross (2004), os métodos podem ser definidos como sendo a “desfuzzyficação” por máximo ou pela média. O método em que o domínio das respostas seja uma variável numérica contínua pode ser realizado usando um parâmetro de localização como a média, obtidos por métodos de combinação de resposta. Dentre esses métodos tem-se a Combinação pela Soma Ponderada e Soma Ponderada Normalizada onde o valor médio $M(B')$ de um conjunto fuzzy B' pode ser calculado, respectivamente, por:

$$M(B') = \frac{\sum_{j=1}^m v_j \frac{1}{\beta_i} M(B'_i)}{\sum_{j=1}^m v_j \frac{1}{\beta_i}} \quad (38)$$

$$M(B') = \frac{\sum_{j=1}^m v_j M(B'_i)}{\sum_{j=1}^m v_j} \quad (39)$$

Sendo,

$$\frac{1}{\beta_i} = \int_{-\infty}^{+\infty} \mu_{B_i}(y)$$

v_j é um vetor de premissas cujo grau de realização de uma regra j é dependente sendo denotado por $v_j(x_1, x_2, \dots, x_m)$. Cujos graus de realização de regra é a combinação dos vários resultados que cada função assume determinada regra.

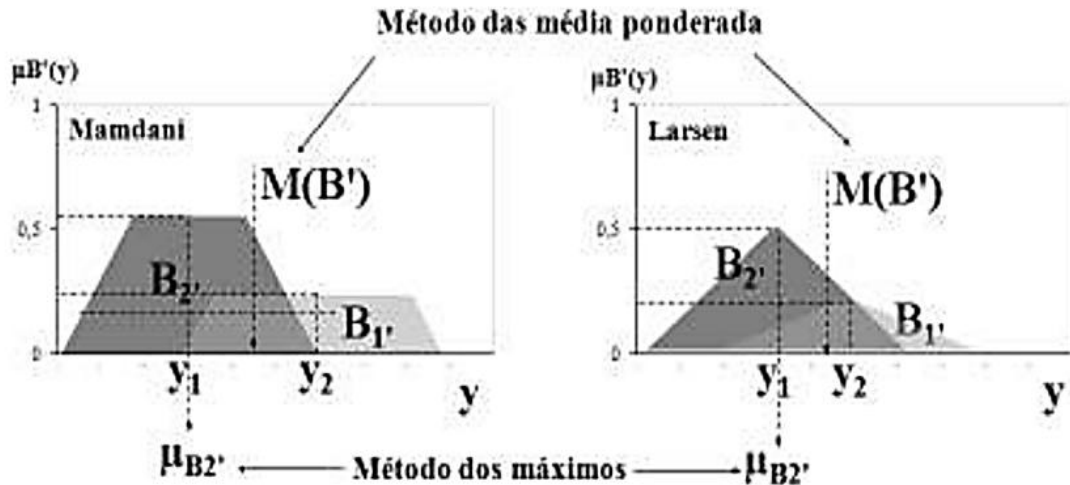
Por outro lado, Ross (2004) caracterizou a “desfuzzyficação” como sendo aquela selecionada como resposta ao elemento com máxima função de pertinência. De modo que o valor a ser obtido é $\mu_{B'}(y) \geq \mu_B(y)$ para $y \in Y$. Portanto, a fim de exemplificar os dois principais casos, segundo Moura (1998), utilizam-se os modelos clássicos de Mandani e Larsen. Assim, para ambos os modelos, conforme as definições supracitadas, o cálculo de saída para $M(B')$, pelo método de Combinação pela Soma Ponderada e Normalizada, respectivamente, tem-se que:

$$M(B') = \mu_{B'}(y) = \frac{y_1 \cdot \mu_{B_2'}(y) + y_2 \cdot \mu_{B_1'}(y)}{\mu_{B_2'}(y) + \mu_{B_1'}(y)} \quad (40)$$

$$M(B') = \mu_{B'}(y) = \frac{y_1 \cdot \mu_{B_2'}(y) + y_2 \cdot \mu_{B_1'}(y)}{2} \quad (41)$$

Para o procedimento de cálculo de “desfuzzyficação” utilizando o método dos máximos, cujo valor de pertinência é o mais alto, tem-se que para ambos os modelos clássicos de inferência fuzzy, definidos anteriormente, $\mu_{B'}(y) = \mu_{B_2'}(y)$, posto que a função de pertinência do conjunto B_2' é maior que B_1' . Nestes termos, tem-se a ilustração dos métodos de desfuzzyficação tanto para o modelo de Mamdani quanto para Larsen (Figura 12)

Figura 12. Métodos de desfuzzyzação aplicada ao modelo de Mamdani e Larsen para a saída B'



Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Lee (1990).

Embora os trabalhos de Mizumoto (1982); Lee (1990b); Ross (2004) tenham identificados outros métodos de “desfuzzyzação”, como o método da Média dos Máximos, Média Ponderada dos Máximos, do Critério Máximo (ou Mínimo), os mesmos seguem os tipos identificados anteriormente.

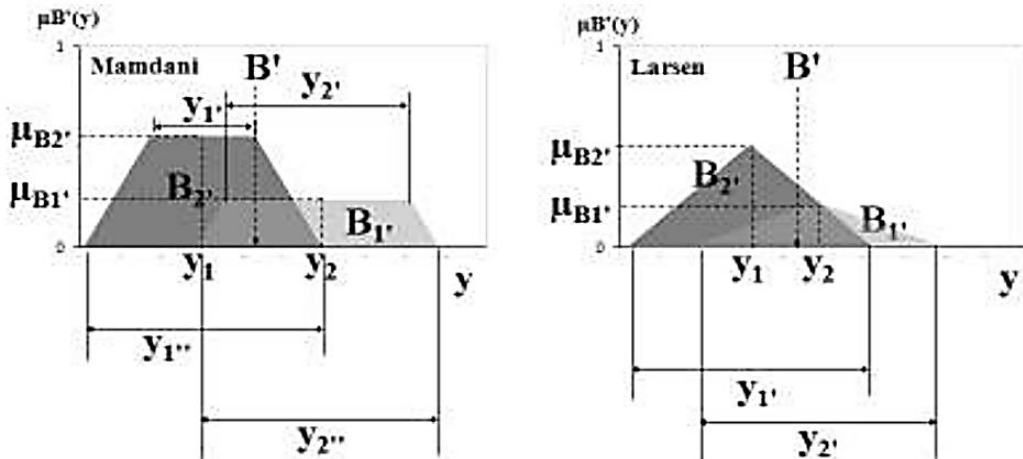
Outro método que merece destaque, e de vasta utilização, é o método do centro de gravidade ou centróide, visto nos trabalhos de Jager (1995); Babuska (1996). Tal método é semelhante a média aritmética para uma distribuição de dados, com a diferença que os pesos aqui são valores $\mu_{B_i}(y)$ que indicam o grau de compatibilidade do valor y com o conceito modelado pelo conjunto fuzzy, sendo expresso para um domínio discreto (Eq. 42) e domínio contínuo (Eq. 43).

$$M_{B'}(y) = \frac{\sum_{i=0}^n y_i \cdot \mu_{B_i'}(y_i)}{\sum_{i=0}^n \mu_{B_i'}(y_i)} \quad (42)$$

$$M_{B'}(y) = \frac{\int_R y_i \cdot \mu_{B_i'}(y_i) dy_i}{\int_R \mu_{B_i'}(y_i) dy_i} \quad (43)$$

O valor de saída (*output*) obtido pelo Método do Centro de Gravidade (MCG) da distribuição de possibilidade de saída da inferência fuzzy pode ser visualizado na Figura 13.

Figura 13. MCG aplicada ao modelo de Mamdani e Larsen para o cálculo de saída B'



Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Lee (1990a).

Não obstante, o MCG pode ser realizado seguindo três etapas básicas:

a) Determina-se o ponto centróide y_1 e y_2 para saída de B_2' e B_1' , respectivamente.

b) Calcula-se a área corresponde de ambos os conjuntos para cada saída ativada, onde para FPTr y_1' e y_2' são as bases menores de B_2' e B_1' , respectivamente; a base maior B_2' é y_1'' e de B_1' é y_2'' ;

c) Por fim, calcula-se a média ponderada dos pontos centróides pelas respectivas áreas de B_2' e B_1' , realizado, tanto para FPTr e FPT, da seguinte forma:

$$B' = \frac{y_1 \cdot B_2' + y_2 \cdot B_1'}{B_2' + B_1'} \quad (44)$$

Portanto, uma das características adotadas nos modelos clássicos de inferência fuzzy, tanto no de Mamdani quanto o de Larsen, é a necessidade de métodos de “desfuzzyficação”, a fim de se obter uma única ação de controle precisa a partir do conjunto nebuloso e a interação das regras.

2.5.10 Sistema de inferência Fuzzy (FIS)

A utilização da lógica fuzzy no processamento digital de imagens se deve ao fato de que, 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. O elemento básico do FIS é uma variável linguística com um valor linguístico, de fato, cada valor linguístico vem em um conjunto difuso, e

um conjunto difuso tem limites boleados (*unsharp*). Ou seja, um evento pode pertencer a vários conjuntos com graus de pertinência específicos (μ).

Na literatura, existem várias funções de associação, como a forma triangular, a forma trapezoidal, a forma sigmoideal, a forma de sino, a combinação Gaussiana e a forma π . Se "x" for uma saída nítida, e "baixa" é um conjunto difuso, então $\mu_{\text{baixa}}(x)$ indica o valor da associação de x ao conjunto "baixa". Da mesma forma, x pode ter outro valor de pertinência para outro conjunto difuso por causa da superposição de limites de conjuntos difusos. Como resultado, a lógica difusa pode assemelhar-se ao raciocínio humano, especialmente para os valores próximos dos limites. Esse tipo de modelagem permite considerar a incerteza, a dependência do contexto e a complexidade durante o processo de inferência.

As características gerais dos FIS estilo Mamdani são dadas aqui como lembrete, e informações detalhadas podem ser encontradas em Alvarez Grima (2000). Os valores das variáveis linguísticas são definidos como conjuntos difusos, cada fase de inferência pode ser resumida da seguinte forma:

- Fuzzificação: as entradas nítidas provenientes do ambiente são mapeadas em um vetor de valores linguísticos com valores de associação calculados;
- Avaliação de regras: regras Fuzzy *If-Then* são preparadas pelo especialista usando variáveis linguísticas e operadores booleanos. As regras com variáveis linguísticas em suas partes antecedentes são avaliadas se alguns valores de associação ocorreram no passo de fuzzificação. Após a aplicação da regra, a saída gráfica do conjunto difuso na parte subsequente da regra é escalada ou cortada no ponto do grau de associação calculado;
- Agregação ou inferência: a saída final difusa do modelo é produzida pela agregação de todos os resultados locais das regras difusas desencadeadas na fase de avaliação da regra. O operador máximo pode ser utilizado para agregação;
- Defuzzificação: a saída fuzzy produzida na fase de agregação é convertida em uma saída nítida. Este processo pode ser conduzido de várias maneiras, como a técnica centroide, um método máximo de centro de gravidade que seleciona o conjunto difuso com o maior valor de associação ou a maior técnica média máxima (COX, 1994). Na fase de defuzzificação do experimento, utiliza-se a técnica centroide.

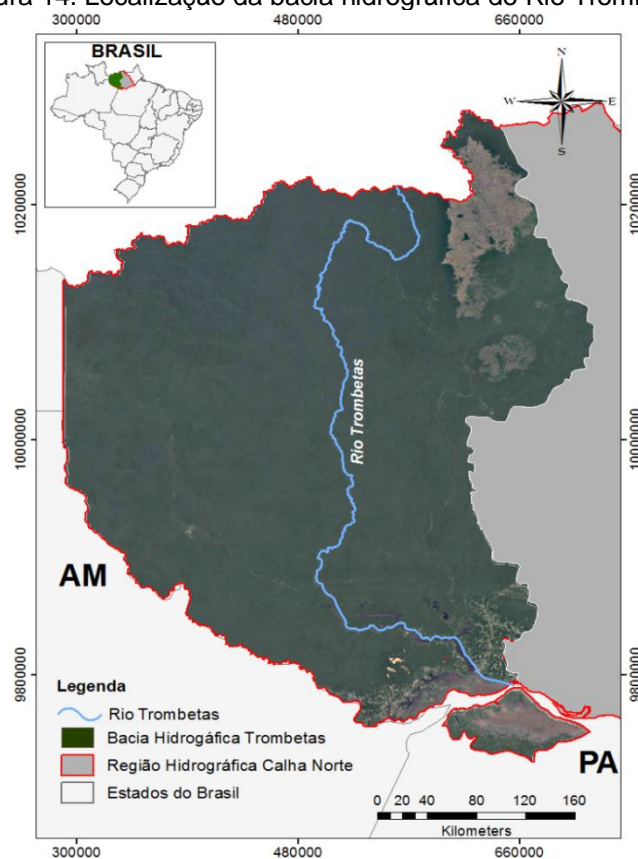
O sistema de inferência difusa do tipo Mamdani é o mais aplicado na construção de modelos de mapeamento de suscetibilidade de deslizamento de terra. Akgun *et al.* (2012) produziram um mapa de susceptibilidade ao deslizamento de terras para a região de Sinop (norte da Turquia) usando um sistema de inferência difusa do tipo Mamdani (FIS) pela primeira vez na literatura. Apresentaram um software de modelagem, o *MamLand*, que é desenvolvido com o MATLAB. Este software permite aos modeladores processar grandes quantidades de dados no FIS Mamdani. Dessa forma, os conjuntos de dados empregados podem ter uma grande quantidade de pontos, sendo impossível analisá-los sem processamento automático. O *MamLand* permite esse tipo de automação.

3 ÁREA DE ESTUDO

3.1 LOCALIZAÇÃO GEOGRÁFICA

A área da Bacia Hidrográfica do Rio Trombetas é de 146.263 km² correspondente 11,72 % do Estado do Pará e altitude média de 150 m acima do nível do mar. A região hidrográfica tem como limites ao norte as Guianas com latitude 02°36'36"N; ao sul o rio Amazonas com latitude -02°06'00"S; a leste a bacia do rio Cuminá-Panema com longitude de 55°11'24"W; e a oeste a bacia do rio Nhamundá com longitude de 59°02'24"W (Figura 14).

Figura 14. Localização da bacia hidrográfica do Rio Trombetas



Fonte: Autor, 2018.

O Rio Trombetas é um importante afluente pela margem esquerda do Rio Amazonas sendo formado pelos rios Poana e Ananu, que nascem na serra do Acaraí, na divisa entre o Brasil e a Guiana. Possui como principais afluentes, os rios Cachorro e Mapuera pela margem direita, e o Rio Paru do Oeste pela margem esquerda, seu curso é de aproximadamente 1.283 km, sendo bastante sinuoso e com inúmeras ilhas. É formado por cachoeiras e corredeiras, e no curso inferior por

inúmeros lagos. A região caracteriza-se também pela baixa densidade demográfica e engloba os municípios de Óbidos, Oriximiná, Terra Santa e Faro.

O clima da região apresenta temperatura média mensal elevada, em torno de 27°C, máxima de 31°C e mínima de 23°C. A umidade relativa apresenta valores superiores a 70%, em quase todos os meses do ano.

A precipitação pluviométrica de acordo com dados meteorológicos possui uma média anual de 2.000 mm, com distribuição variável. Os períodos de maiores intensidades pluviais são de dezembro a junho, sendo março o mês mais chuvoso, enquanto que os meses mais secos são de julho a novembro, e outubro o mês mais seco, de chuvas mensais abaixo de 60 mm (ANA, 2017).

O Rio Trombetas drena terrenos geológicos diversos, os quais constituem o Cráton Amazônico⁴, composto, sobretudo, de rochas cristalinas, do complexo Guianense, de natureza granito-gnáissico-migmáticas, rochas sedimentares, de idade Paleozóica, pertencente à Bacia do Amazonas, sedimentos terciários da Formação Barreiras e sedimentos recentes (SEMMA, 2001).

A bacia do Rio Trombetas é formada pelas bacias dos rios Nhamundá, Trombetas, Imabu ou Cachorro e Paru do Oeste. Segundo o Ministério Público Federal (MPF), através de Ação Civil Pública, a Agência Nacional de Águas vem outorgando direitos de uso de recursos hídricos de maneira ilegal, porque, em nenhum rio amazônico, foram instalados os comitês de bacia que são responsáveis por planejar o uso das águas. O MPF cobra o cumprimento da Política Nacional de Recursos Hídricos, instituída pela Lei das Águas (9.433/97) que reconhece que a água é um recurso natural limitado e visa assegurar à atual e às futuras gerações a necessária disponibilidade de água, em padrões de qualidade adequados aos respectivos usos.

De acordo com Pessoa (2011), esta região é isolada geograficamente e eletricamente do restante da Região Amazônica. A região possui um grande potencial hidroenergético, o qual tem sido estudado ao longo dos anos através das estações hidrometeorológicas.

⁴ Forma o núcleo mais antigo do continente sul-americano (região geologicamente estável), e é dividido pela bacia amazônica em duas partes, o escudo da Guiana ao Norte e o escudo Guaporé (ou escudo brasileiro central) ao sul.

3.2 COBERTURA VEGETAL

Ao nível de cobertura vegetal, uma descrição sucinta das classes discriminadas para as unidades relacionadas à cobertura vegetal natural é baseada nos trabalhos desenvolvidos por Pires (1973), Veloso e Goés Filho (1973), Projeto RADAMBRASIL (1976) e Embrapa (1998).

A bacia é caracterizada por uma tipologia predominantemente florestal designada genericamente por Floresta Ombrófila ou Pluvial, compreendendo duas fisionomias ecológicas distintas denominadas Densa e Aberta. Estas por sua vez, de acordo com a localização ambiental e topografia, podem receber a designação Aluvial, Baixos Platôs, Platôs Dissecados, Altos Platôs e Submontana.

As classes de solo exposto geralmente são de áreas que estão sendo preparadas para implementação de cultura agrícola ou pastagem. Tal classe pode estar ainda ligada a áreas definidas pelos núcleos populacionais ou, em menor proporção, por pequenas manchas degradadas sobre solos arenosos.

A classe agricultura, apesar de ser desenvolvida em nível muito modesto e raramente fora do âmbito familiar, é ainda mais importante do que as áreas com pastagens. Os plantios mais significativos são de mandioca, milho e banana, sendo cultivado em áreas mais planas, às margens dos rios e lagos. Essas atividades vêm se expandindo ao longo dos anos, sendo motivo de preocupação por parte de remanescentes de quilombos e indígenas, uma vez que durante a formação das pastagens, grande quantidade de castanheira é eliminada. No Quadro 5 são apresentados os dados referentes as classes de cobertura vegetal e uso da terra.

Quadro 5. Quantificação das classes de cobertura vegetal e uso da terra na bacia Trombetas

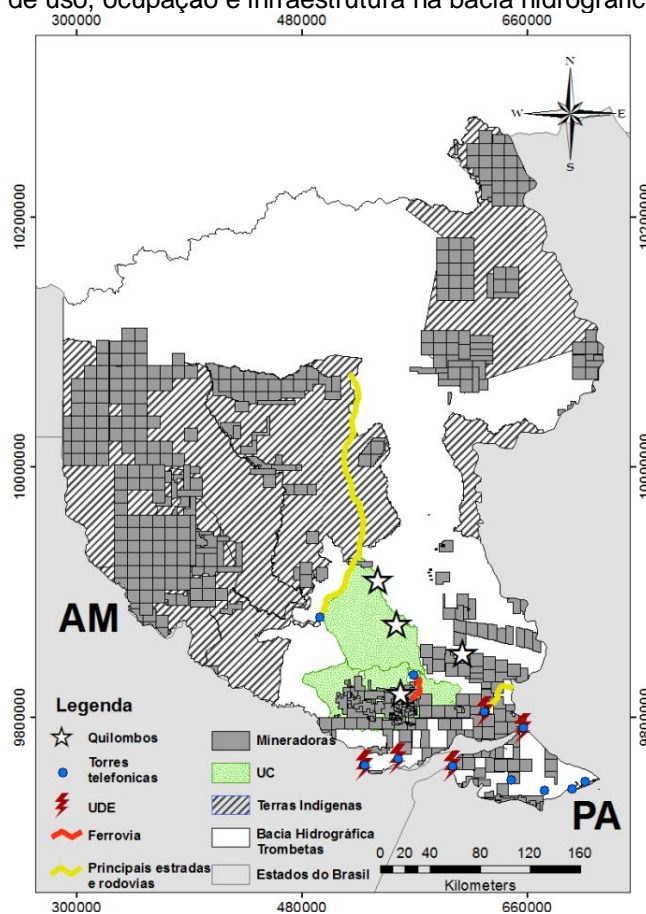
Classes	Bacia do Rio Trombetas %
Floresta Ombrófila Densa Aluvial	5,74
Floresta Ombrófila Densa dos Baixos Platôs	30,56
Floresta Ombrófila Densa dos Platôs Dissecados	38,42
Floresta Ombrófila Densa dos Altos Platôs	8,49
Floresta Ombrófila Densa Submontana	11,40
Floresta Ombrófila Aberta	3,85
Campinarana	0,38
Solo Exposto	0,12
Agropecuária	0,32
Capoeira	0,73
Total	100

Fonte: Embrapa (1998)

3.3 USO, OCUPAÇÃO E CONFLITOS SOBRE A TERRA

Em 1963, foi encontrada bauxita de valor comercial na área do afluente da margem esquerda do rio Amazonas, o Rio Trombetas (SEIXAS *et al.*, 2010), onde se localizam os municípios paraenses de Oriximiná e Juruti (Figura 15). No entanto, a extração de bauxita nos dois municípios, onde as empresas Mineração Rio do Norte (MRN) e Alcoa desenvolvem megaprojetos, desde 1976 e 2000, respectivamente, vem gerando conflitos diretos com as populações tradicionais da região em virtude de seus impactos socioambientais (WANDERLEY, 2008). A extração e o beneficiamento da bauxita metalúrgica pela MRN, no chamado Projeto Trombetas, constitui a fase inicial do ciclo de produção do alumínio. O processamento ainda passa por uma fase intermediária, a obtenção de alumina, daí chegando-se, finalmente, ao alumínio primário (TRINDADE, 1998).

Figura 15. Formas de uso, ocupação e infraestrutura na bacia hidrográfica do Rio Trombetas



Fonte: DNPM, 2018.

É importante destacar que antes da descoberta mineral no local, já viviam ali grupos remanescentes de quilombos, extrativistas organizados coletivamente e

distribuídos de forma esparsa. Viviam em comunidades etnicamente fechadas e socialmente autônomas, praticando agricultura de subsistência, coletando espécies vegetais, caçando para consumo próprio e para comercialização no mercado regional. Alguns poucos ainda estavam sob controle territorial dos então decadentes 'patrões dos castanhais' (WANDERLEY, 2004). Durante a instalação da mineração tais comunidades foram ignoradas.

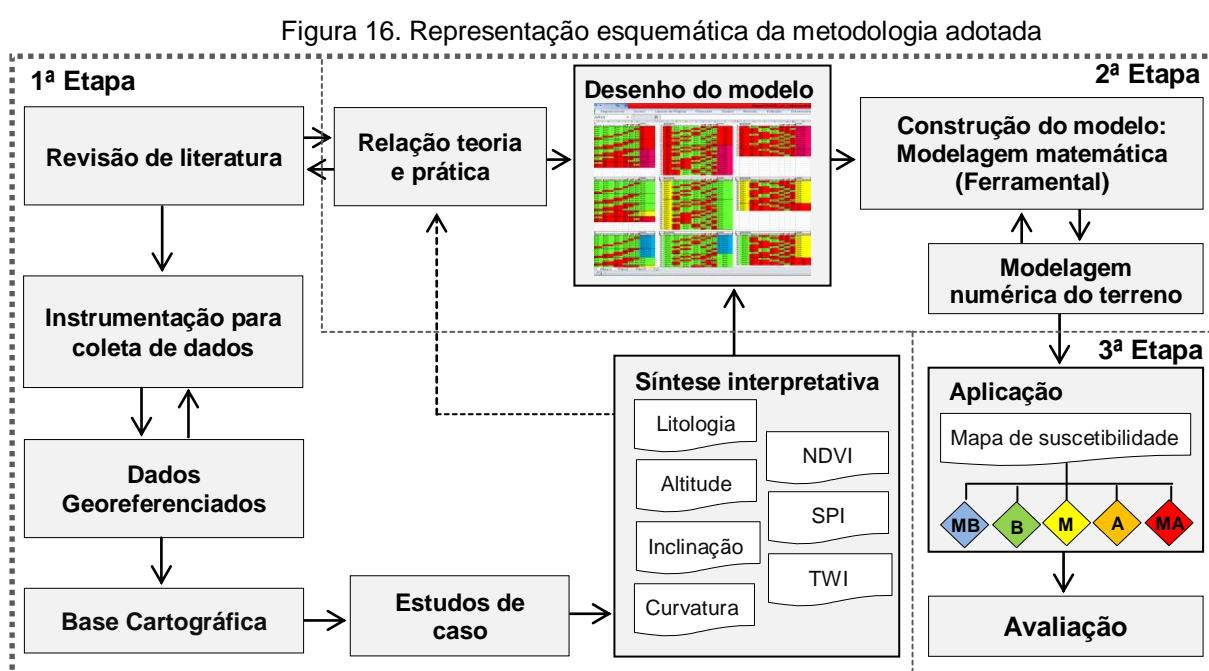
No que diz respeito à economia local a mineração promoveu certa dinamização, mas não incluiu as comunidades rurais. Elas, além de não terem sido integradas como mão de obra na empresa, de não conseguirem vender sua produção extrativista e agrícola, também vêm perdendo continuamente parte de sua principal fonte de renda - a extração da castanha-do-pará - devido à sobreposição territorial natural de dois recursos: a castanha e a bauxita, ambas localizadas no topo dos platôs sedimentares (WANDERLEY, 2004). Fora a questão da sobreposição de terras, a atividade mineradora vem causando vários outros impactos negativos na região.

O fato é que a implantação de grandes projetos na Região Amazônica, sob a ideologia do "vazio demográfico", tornou-se marco nas transformações ocorridas nas vidas das populações locais, indígenas e negras.

4 METODOLOGIA

Na proposta deste trabalho a avaliação da suscetibilidade de deslizamento de terra foi realizada usando um grande conjunto de dados geográficos e vários parâmetros de condicionamento. Quando o número de parâmetros aumenta, o número de conjuntos difusos e as regras *If-Then* também aumentam. Assim, a obtenção de resultados para cada caso seria impossível. Por esta razão, um programa em MATLAB foi desenvolvido e aplicado ao caso. Neste ponto, um especialista pode descrever o estado e a combinação de parâmetros de entrada que podem desencadear um evento ou não, ou seja, a "regra" ou a força das relações individuais entre cada parâmetro de entrada e saída.

Para o desenvolvimento do mapa de suscetibilidade de deslizamento, o esquema metodológico é constituído por três etapas e suas respectivas fases. Basicamente a 1ª Etapa é todo o levantamento de dados, processamento de imagens e seleção dos parâmetros de entrada. A 2ª Etapa estabelece a fundamentação teórica, delineamento da base de regras e formulação para o MATLAB. Por fim, a 3ª Etapa visa a importação das informações dos mapas de entrada para a ferramenta (programa), geração das respostas em blocos de nota e importação para o mapa de suscetibilidade de deslizamento de terra. O esquema metodológico é representado abaixo na Figura 16.



Fonte: Autor, 2018.

4.1 FATORES CONDICIONADORES E DEFINIÇÃO DOS CRITÉRIOS

Como a modelagem empregada neste estudo é independente dos dados de deslizamento de terra, um inventário de deslizamento não será incluído na abordagem da avaliação e no processo de validação do estudo.

Os parâmetros de entrada utilizados como critério para definição das classes de suscetibilidade de deslizamento de terra foram os topográficos (altitude, inclinação, curvatura, SPI e TWI), ambiental (NDVI) e pedológico (solos).

Para os parâmetros topográficos (altitude, inclinação, curvatura, SPI e TWI), utilizados como critério para definição do mapa de suscetibilidade de deslizamento de terra, foram utilizadas 28 imagens SRTM do TOPODATA de resolução de 30 m e escala de 1:150.000. Os procedimentos para isto são: Fases de preparação dos dados *Download* do MDE; Mosaico de todas as folhas; Fixar a projeção do mosaico SRTM; Reprojetar o mosaico para o sistema Plano SIRGAS 2000 21S; Corrigir as imperfeições com ferramenta *Fill*; Recortar a imagem no limite da bacia.

O parâmetro altitude é avaliado como bom indicador de suscetibilidade ao deslizamento de terras e tem sido utilizada por muitos pesquisadores (PACHAURI e PANT, 1992; NEFESLIOGLU *et al.*, 2010). Por esta razão, neste estudo, a altitude foi considerada como um parâmetro de controle de deslizamento de terra.

A inclinação é um dos parâmetros topográficos mais importantes no controle da ocorrência de deslizamento de terra e, por esse motivo, esses dados são levados em consideração em quase todos os estudos de suscetibilidade, risco e avaliação de risco de deslizamento de terras (AKGUN e TURK, 2010; PRADHAN *et al.*, 2010).

Os índices de umidade topográficos são usados para descrever os padrões espaciais de umidade do solo (MOORE *et al.*, 1991). Um desses índices é o TWI desenvolvido por Beven e Kirkby (1979) dentro de um modelo de escoamento. Valores TWI mais elevados indicam material geológico mais saturado. Para calcular valores de TWI, Moore *et al.* (1991) propuseram a seguinte equação:

$$TWI = \ln(A_s / \tan \beta) \quad (45)$$

Em que, A_s a área específica (m^2/m) e β é o gradiente de inclinação (em graus).

De acordo com Wood *et al.* (1990), as variações nos componentes topográficos são muitas vezes maiores que a variabilidade local na transmissividade do solo, e a Equação 45 pode ser usado para calcular o TWI.

O outro índice secundário do MED é o SPI. Este índice é usado para descrever o potencial de erosão de fluxo e processos paisagísticos relacionados (MOORE *et al.*, 1991). O SPI é calculado pela Equação 46.

$$\text{SPI} = A_s \times \tan \beta \quad (46)$$

Sendo, A_s a área específica (m^2/m) e β o gradiente de inclinação em graus.

À medida que a área específica e o gradiente de inclinação aumentam a quantidade de água contribuída em áreas elevadas e a velocidade do fluxo de água também aumentam.

O próximo tipo de dados topográficos derivados de MED utilizado neste estudo é a curvatura, em que representa a morfologia da topografia (WILSON e GALLANT, 2000). Enquanto uma curvatura positiva indica que a superfície é convexa na superfície do terreno, uma curvatura negativa indica que a superfície é côncava na superfície do terreno. Um valor de zero define uma superfície plana.

Para o parâmetro ambiental (NDVI), foram utilizadas as bandas dos sensores Landsat-8 OLI das seguintes Orbitas pontos: 22659, 22660, 22661, 22558, 22559, 22560, 22561, 22459, 22460, 22461, 22461, para o ano de 2016. Estas foram manipuladas através da calculadora *raster* através do *software* ArcGIS 10.1.

O NDVI é uma medida da refletância superficial e fornece uma estimativa quantitativa do crescimento da vegetação e da biomassa (HALL *et al.*, 1995). Valores muito baixos do NDVI ($\leq 0,1$) correspondem a áreas estéreis, areia ou neve. Os valores moderados (0,2-0,3) representam arbustos e pastagens, enquanto valores altos ($\geq 0,6$) indicam florestas tropicais temperadas e tropicais (WEIER e HERRING, 2005). O NDVI foi calculado a partir da Equação 47.

$$\text{NDVI} = (\text{IR} - \text{R}) / (\text{IR} + \text{R}) \quad (47)$$

Em que IR é a porção infravermelha próximo do espectro eletromagnético e R a porção vermelha do espectro eletromagnético. A literatura mostra que o valor médio de NDVI para células de grade com deslizamentos de terra é muito próximo ao valor médio obtido para células de grade com deslizamentos de terra.

Em relação à vulnerabilidade dos solos aos processos erosivos foi utilizado um mapa pedológico elaborado com base na Carta de Reconhecimento do Solo no Estado do Pará, em escala 1:250.000 (RADAMBRASIL, 1976). O mapa original foi digitalizado, georreferenciado e, posteriormente, as unidades de mapeamento relativas à área em estudo foram vetorizadas. Para facilitar a interpretação do mapa pedológico foi efetuada a reclassificação com base nos critérios propostos por Crepani *et al.* (2001), nos quais são designados pesos em função da erodibilidade natural das diferentes classes de solo (Quadro 6).

Quadro 6. Valores de vulnerabilidade/estabilidade dos solos

Classe de solo	Legenda	Descrição	Vuln
Latossolos amarelo Latossolo vermelho-amarelo Latossolo vermelho-escuro Latossolo roxo Latossolo bruno Latossolo húmico Latossolo bruno-húmico	LA LV LVE LR LB LH LBH	As unidades de paisagem natural consideradas estáveis são da classe do tipo Latossolos. Os Latossolos são solos bem desenvolvidos, com grande profundidade e porosidade sendo, portanto, considerados os solos cujos materiais são os mais decompostos, maduro.	1,0
Argissolos Argissolos Luvisolos Alissolos Nitossolos Argissolos Nitossolos Luvisolos Chernossolos Planossolos Espodossolos	ARG ALN AN LU CH PL E	Nas unidades de paisagem natural consideradas intermediárias o valor atribuído aos solos representados pela classe de solos do tipo Podzólicos. Ocorrem geralmente em topografias um pouco mais movimentadas.	2,0
Cambissolos	C	Predominam nas áreas montanhosas, também propícias à ocorrência de processos erosivos pela ação do escoamento superficial, que corresponde à sua classificação como de forte vulnerabilidade aos agentes erosivos.	2,5
Neossolos Litólicos Neossolos Flúvicos Neossolos Regolíticos Neossolos Quartzarênicos Vertissolos Organossolos Gleissolos Gleissolos Plintossolos Plintossolos Afloramento Rochoso	NL NF NR NQ V O GLE GLP PLI AR	Nas unidades de paisagem natural consideradas vulneráveis ocorrem solos jovens e pouco desenvolvidos, isto é, sua característica principal é a pequena evolução dos perfis de solo.	3,0

Fonte: Crepani *et al.* (2001).

4.2 CONSTRUÇÃO DO MODELO

Para a construção do modelo de susceptibilidade ao deslizamento de terra na bacia hidrográfica do Rio Trombetas foi utilizado o FIS Mamdani (lógica fuzzy). Os parâmetros de entrada do modelo (altitude, inclinação, curvatura, NDVI, SPI e TWI) foram desenvolvidos usando duas funções de associação, exceto pedologia, uma vez que será formada por três funções de associação nítidas.

No presente estudo os tipos de solos foram reclassificados sob três classes, ao aplicar essas reclassificações, considera-se a densidade do deslizamento e o comportamento do tipo de solo resistente ao deslizamento de terra, seguindo como referência os estudos de Crepani et al. (2001).

Na primeira classe os solos Plintossolos, Gleissolos e Neossolo são atribuídos à função de associação "alta" porque estes são jovens e pouco desenvolvidos, isto é, sua característica principal é a pequena evolução dos perfis do solo. A segunda classe, "moderada", inclui dois tipos de solos, Argissolo, Cambissolo e Nitossolo. Os solos Podzólicos, quando comparados com os Latossolos, apresentam profundidade menor e são solos menos estáveis e menos intemperizados, correm geralmente em topografias um pouco mais movimentadas. Sendo os Latossolos as unidades de paisagens naturais mais estáveis, classificados com vulnerabilidade "baixa".

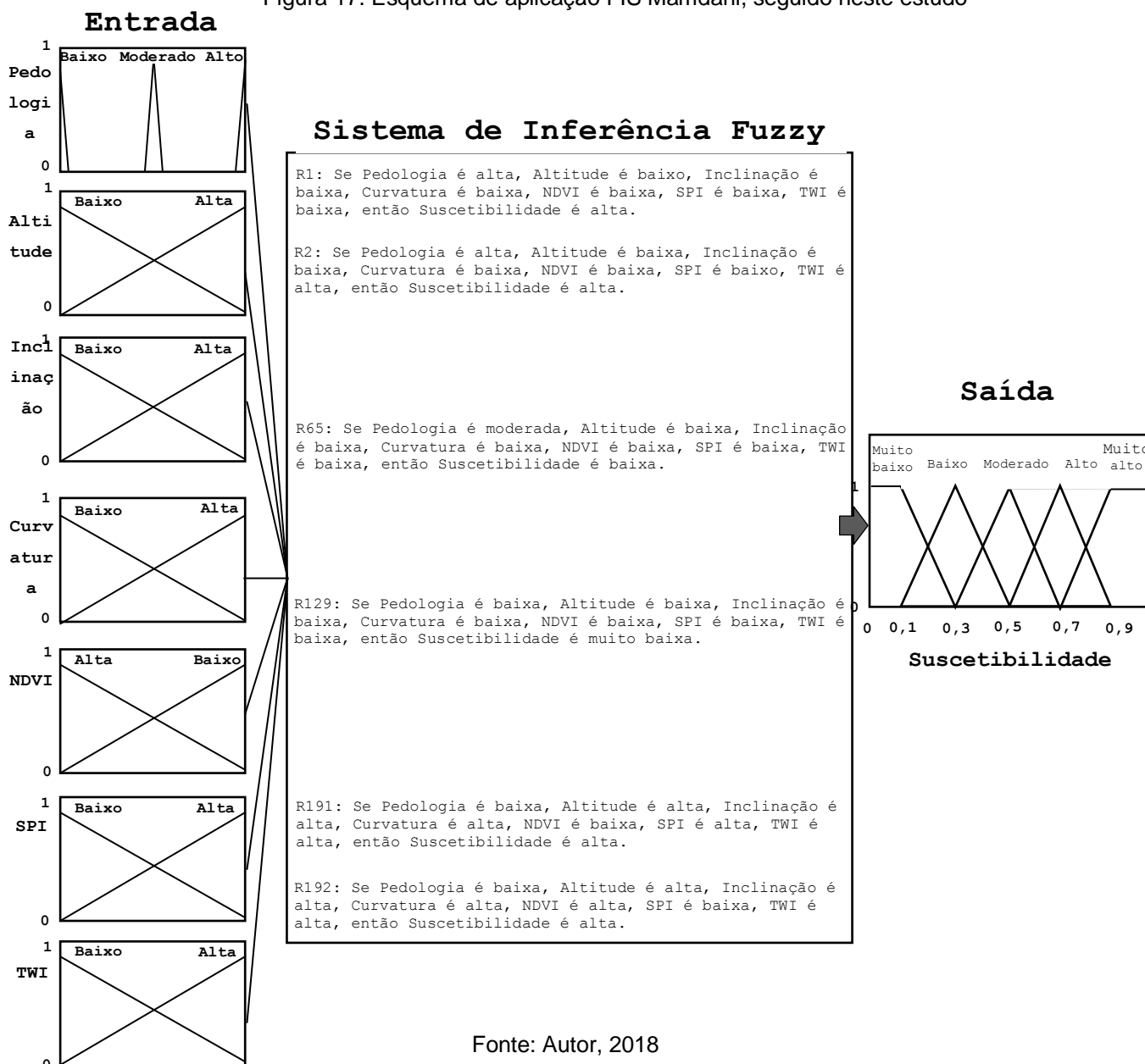
Uma das partes principais de um FIS Mamdani são as regras fuzzy *If-Then*. Neste estudo, um total de 192 *If-Then* regras foram usadas. As regras foram descritas apenas usando a opinião de especialista e da literatura. Ao descrever as regras *If-Then*, as seguintes considerações obtidas a partir do conhecimento geral de deslizamentos de terra foram usadas:

- (A)** Os deslizamentos de terras na área de estudo ocorrem em associação com três pedologias ("baixa" "moderada" "alta"). Por esta razão, se a regra incluir "alta" na entrada de pedologias, a saída é aceita como "alta" ou "muito alta".
- (B)** Os outros condicionantes de terra são considerados igualmente. Se três entradas são positivas e três entradas são negativas para ocorrência de deslizamento, a saída é atribuída como "baixa".
- (C)** Se quatro entradas são positivas e duas entradas são negativas para ocorrência de deslizamento, a saída é aceita como "moderada".

- (D) Se cinco entradas são positivas e uma entrada é negativa para ocorrência de deslizamento, a saída é aceita como "alta".
- (E) Se seis entradas forem positivas para ocorrência de deslizamento de terra, a saída é aceita como "muito alta".
- (F) Se a pedologia é "baixa", a saída é aceita como "muito baixa".

Para minimizar a incerteza, uma sobreposição de 50% é aplicada entre os conjuntos difusos para os outros parâmetros de entrada e as funções de associação triangulares são usadas para cada conjunto difuso. Isso também afeta o número das regras *If-Then*. A saída representada a seguir na Figura 17 inclui cinco conjuntos difusos na forma de funções de associação triangulares.

Figura 17. Esquema de aplicação FIS Mamdani, seguido neste estudo



Após modelar o FIS Mamdani e produzir os valores de susceptibilidade usando a programação, os valores de susceptibilidade são armazenados como um arquivo de texto. Assim, este arquivo foi exportado para o software ArcGIS 10.1 como dados de pontos contendo informações de banco de dados de saída. Depois de exportar os dados em ponto, convertidos em um arquivo *raster* para que possa ser avaliado e obtido um mapa de susceptibilidade ao deslizamento de terras.

Para a interpretação visual deste mapa surge a necessidade de classificar dados em classes de susceptibilidade categórica. Quatro classificadores de dados para este propósito são relatados na literatura: intervalo igual, desvio padrão, ruptura natural e classificação quantitativa (AYALEW *et al.*, 2005; AKGUN *et al.*, 2008).

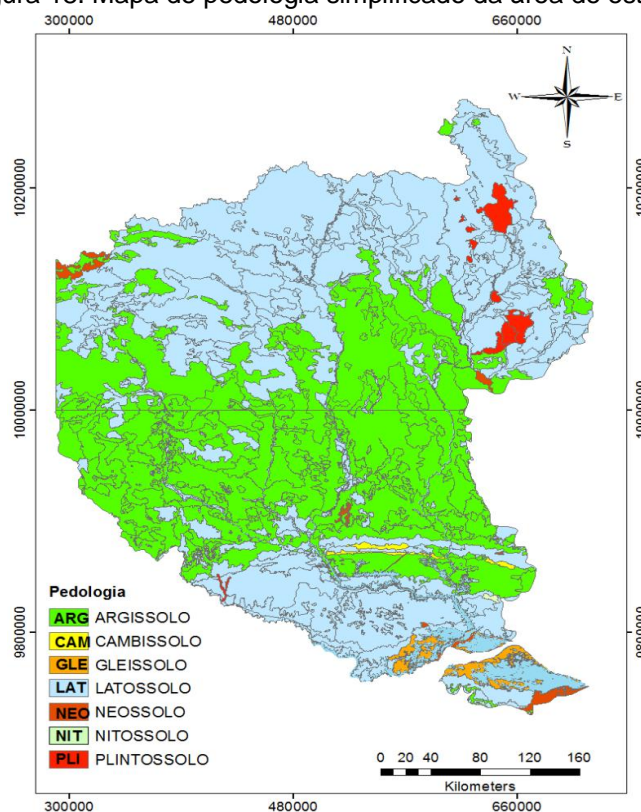
Ao considerar todos esses classificadores a distribuição dos dados deve ser levada em consideração porque os intervalos de classe mudam com base no classificador escolhido (AYALEW *et al.*, 2005). Por exemplo, se a distribuição de dados for próxima do normal, devem ser utilizados coeficientes de intervalo igual ou de desvio padrão. Se a distribuição de dados tiver uma inclinação positiva ou negativa, os classificadores de distribuição de quantidades ou rupturas naturais podem ser escolhidos.

5 RESULTADOS

Foram utilizados 7 parâmetros na fase de modelagem e o total de 192 regras desenvolvidas pelo especialista. Durante a modelagem, foram utilizados 2 conjuntos difusos para cada entrada (baixa e alta), exceto para variável pedologia (baixa, moderada e alta). O total de 5 conjuntos fuzzy foram utilizados para a saída (muito baixo, baixo, moderado, alto, muito alto). Todas as funções de associação foram triangulares e os centros da área foram usados como método de defuzzificação.

De acordo com a fundamentação a ocorrência de deslizamentos de terra é principalmente controlada pelo tipo de solo (Figura 18). Os condicionadores topográficos e ambientais têm papéis secundários apresentando mesmo peso.

Figura 18. Mapa de pedologia simplificado da área de estudo



Fonte: Adaptado de RADAMBRASIL (1976).

Para o parâmetro pedologia, os pesos foram baseados na premissa de que solos com maior quantidade de areia tendem a ser mais susceptíveis que os mais argilosos, basicamente devido à facilitação do processo de infiltração nos solos arenosos e por geralmente serem solos mais rasos que os argilosos. A hierarquização das classes pedológicas apontou vulnerabilidade muito alta em áreas

montanhosas e até mesmo em áreas baixas. Na inspeção da Tabela 1, observam-se a ocorrência dos solos na bacia hidrográfica do Rio Trombetas.

Tabela 1. A distribuição dos tipos de solo na área de estudo

Pedologia	Símbolo	Estabilidade	Área	% (A)
Argissolo	Arg	0,5	70075	47,91
Cambissolo	Cam	1,0	570	0,39
Gleissolo	Gle	1,0	2194	1,50
Latossolo	Lat	0,0	70864	48,45
Neossolo	Neo	1,0	1360	0,93
Nitossolo	Nio	0,5	73	0,05
Plintossolo	Pli	1,0	1126	0,77

Fonte: Autor (2018).

Crepani *et al.* (2001) estabeleceu os graus de estabilidade dos solos, sendo representada a classe do tipo Latossolos as unidades de paisagem natural mais estável. Estes são bem desenvolvidos, com grande profundidade e porosidade sendo, portanto, considerados os solos cujos materiais são os mais decompostos, vistos como solos velhos ou maduros.

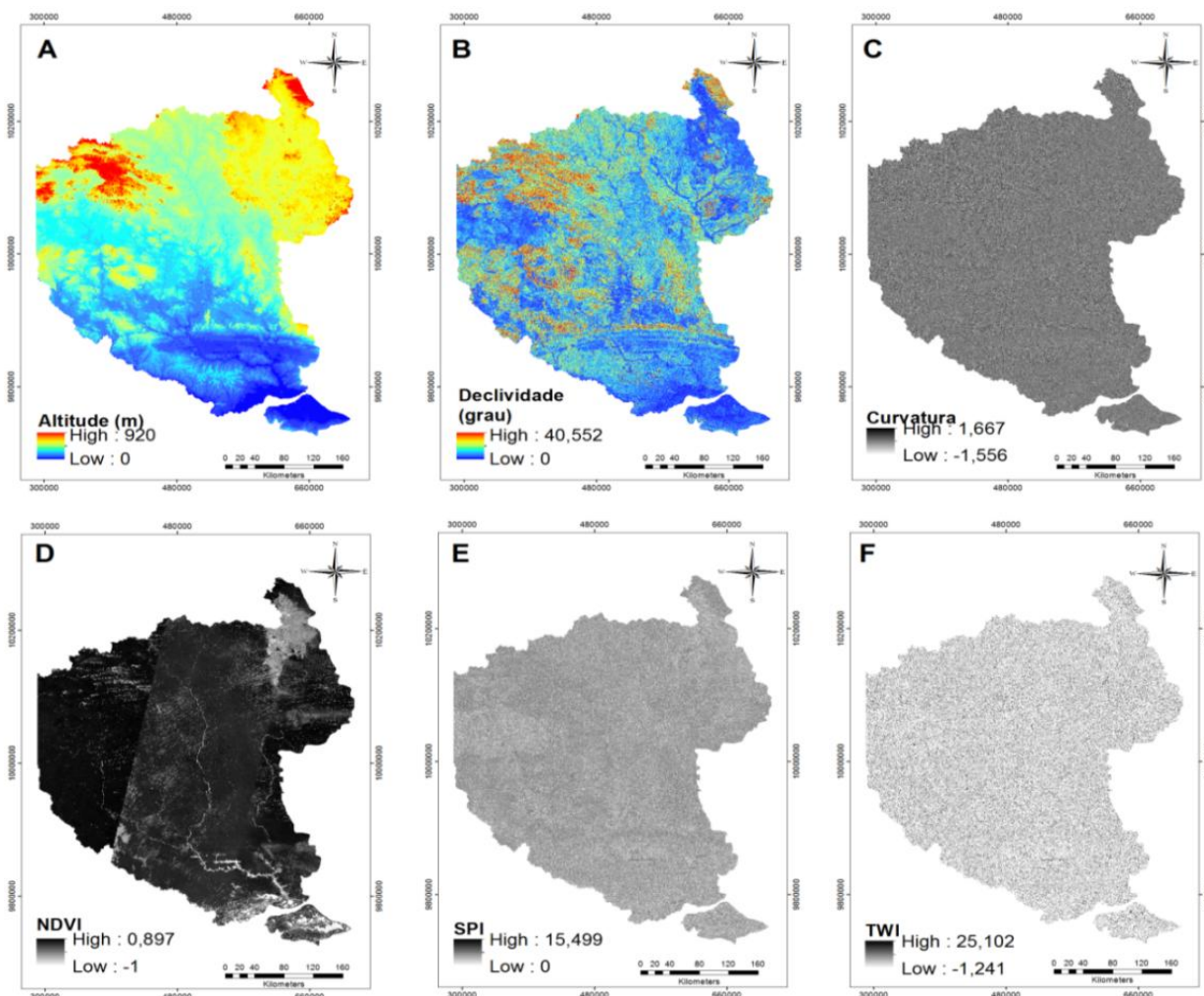
Os solos considerados intermediários são representados pela classe do tipo Podzólicos/Argissolo. Este quando comparados com os Latossolos, apresentam profundidade menor e são solos menos estáveis e menos intemperizados. Ocorrem geralmente em topografias um pouco mais movimentadas.

Os solos considerados jovens e pouco desenvolvidos apresentam grau máximo de vulnerabilidade como, por exemplo, os Gleissolos, Plintossolos, Neossolos e os Cambissolos. Esse grau de vulnerabilidade atribuído pode ser explicado pelo baixo grau de desenvolvimento de processos pedogenéticos.

Há predominância de solo com vulnerabilidade baixa, tipo Latossolo, correspondendo 48,45% da área. O Argissolo abrange 47,91% de área, com vulnerabilidade intermediária apontando certo desequilíbrio entre pedogênese/morfogênese. A classificação de solos foi o mesmo adotado pela Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA).

O parâmetro ambiental NDVI pode explicar as propriedades espectrais da vegetação, onde o cálculo do índice é feito a partir da diferença entre as refletâncias das bandas 4 (vermelho) e 5 (infravermelho próximo) dividido pela soma das refletâncias dessas duas bandas. A estatística descritiva dos parâmetros de entrada no modelo é dada pela Figura 19 e Tabela 2, a seguir.

Figura 19. Parâmetros de condicionamento de deslizamento usados neste estudo (A) altitude; (B) inclinação; (C) curvatura; (D) índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI); (E) índice de potência do fluxo (SPI); e (F) índice de umidade topográfica (TWI)



Fonte: Autor (2018).

Tabela 2. Estatística descritiva geral das variáveis topográficas e ambiental

Variável	Mín.	Máx.	Méd.	Desv. Pad.
Altitude (m)	0,00	920	149,47	124,66
Inclinação (°)	0,00	40,552	5,95	5,25
Curvatura	-1,556	1,667	0,00	0,23
NDVI	-1,000	0,897	0,60	0,28
SPI	0,000	15,499	1,28	1,69
TWI	-1,241	25,102	2,38	4,96

Fonte: Autor (2018).

Verificou-se que as maiores elevações estão localizadas nas cabeceiras dos principais afluentes que desaguam sobre o Rio Trombetas. A altitude se revela o principal fator que controla a variação espacial da inclinação afetando a distribuição

espacial da umidade do solo e o fluxo de águas subterrâneas segue frequentemente a topografia superficial. A altitude média da bacia é de 149,27 m acima do nível do mar ($\pm 124,66$ m) e o ângulo de inclinação máximo atinge $40,55^\circ$ em certas áreas.

A curvatura vertical refere-se ao caráter convexo/côncavo do terreno quando analisado em perfil e relaciona-se aos processos de migração e acúmulo de água, minerais e matéria orgânica no solo, proporcionados pela gravidade, o que evidencia áreas de aceleração e desaceleração gravitacional. A parte convexa é mais propensa a deslizamentos do que a côncava, ou seja, terrenos com perfis divergentes apresentam maiores riscos de ocorrência de deslizamentos do que os convergentes. Os valores de curvatura máxima, mínima e média obtidos foram 1,67, -1,56 e 0,00, respectivamente.

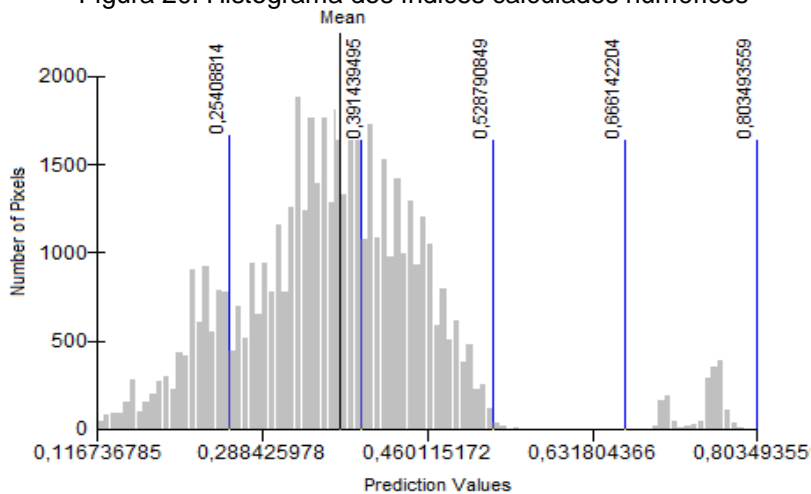
Os valores mínimos e máximos de NDVI para células de grade são -1,00 e 0,90, respectivamente, com uma média de 0,60. Ou seja, todo pixel de vegetação representado pelo índice NDVI maior ou igual a 0,6 apresenta mesma suscetibilidade a deslizamentos, pois estes pixels representam esta região com predominância de florestas conservadas e pouco antropizada. Realizou-se a correção atmosférica utilizando o complemento SCP (*Semi Automatic Classification Plugin*) pelo software QGIS 2.18.

Nefeslioglu *et al.* (2010) enfatizaram que os valores máximos de SPI são calculados nos canais de drenagem e, por esse motivo, os valores do SPI para gradiente com deslizamentos são elevados. Enquanto as diferenças entre os valores máximos e mínimos de SPI para as células da grade são extensas, os valores médios para as células da grade são relativamente baixos. Valores mais altos de TWI indicam material geológico mais saturado. Considerando um valor igual da Área de Captação Específica (A_s), os valores de TWI tendem a aumentar com valores gradientes de declive (β) decrescentes e vice-versa.

Neste trabalho, antes de escolher o melhor classificador de dados de saída, o histograma de distribuição de dados foi levado em consideração (Figura 20). Então, todos os classificadores (intervalo igual, desvio padrão, ruptura natural e classificação quantitativa) mencionados na metodologia foram aplicados aos dados. O classificador de ruptura natural e quantitativa foram menos bem-sucedidos devido ao fato de que a distribuição dos dados se aproximou de uma normal. Além disso, o classificador de desvio padrão classificou os dados em classes de susceptibilidade categórica superior ao de intervalo igual. Portanto, foi escolhida a classificação de

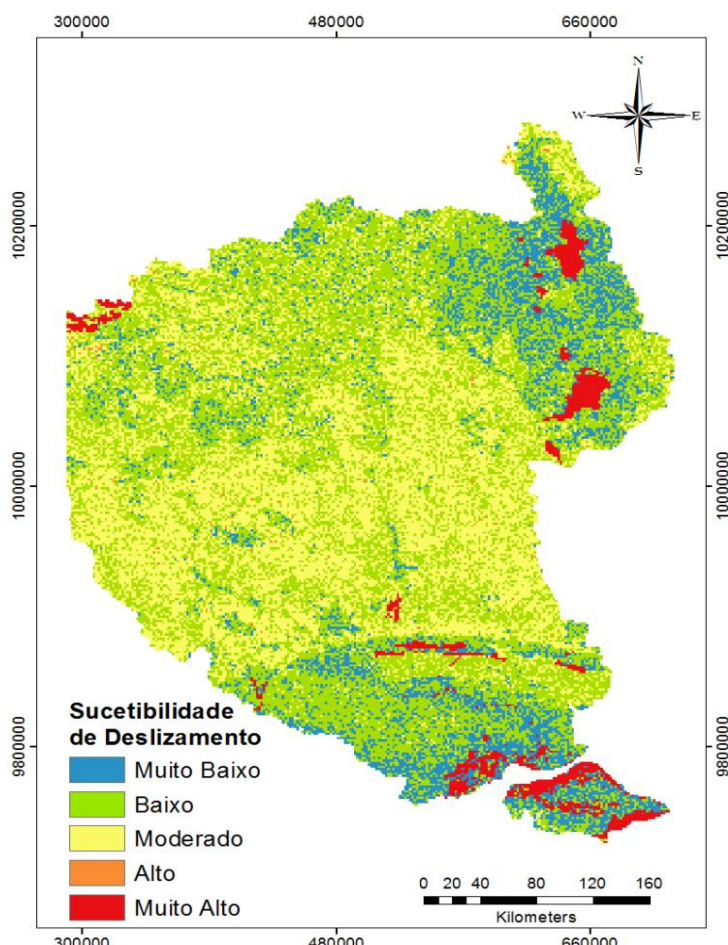
dados em intervalos iguais, e o mapa de índice de susceptibilidade ao deslizamento de terras foi classificado em cinco classes de susceptibilidade: muito baixa, baixa, moderada, alta e muito alta (Figura 21).

Figura 20. Histograma dos índices calculados numéricos



Fonte: Autor, (2018)

Figura 21. Mapa de susceptibilidade ao deslizamento de terras obtido por reclassificação do mapa do índice de susceptibilidade ao deslizamento de terra



Fonte: Autor (2018).

No mapa de suscetibilidade, foram processados 4.875.433.333 valores de pixels e 175.028.057 pixels apresentaram valores de ocorrência de deslizamento de terra. O restante não tinha informações para ocorrência de deslizamento, e suas susceptibilidades foram inferidas utilizando o *Fuzzy Logic Toolbox* do MATLAB. As classes de suscetibilidade de deslizamento e os respectivos resultados gerados pelo modelo são apreciados na Tabela 3, a seguir.

Tabela 3. Estatística descritiva geral dos dados de suscetibilidade de deslizamento de terra

Suscetibilidade	Mín.	Máx.	Área (km²)	% (A)
Muito baixo	0,00	0,254	20635	14,11
Baixo	0,254	0,391	69077	47,23
Moderado	0,391	0,529	51306	35,08
Alto	0,529	0,666	289	0,20
Muito alto	0,666	1,000	4956	3,39

Fonte: Autor (2018).

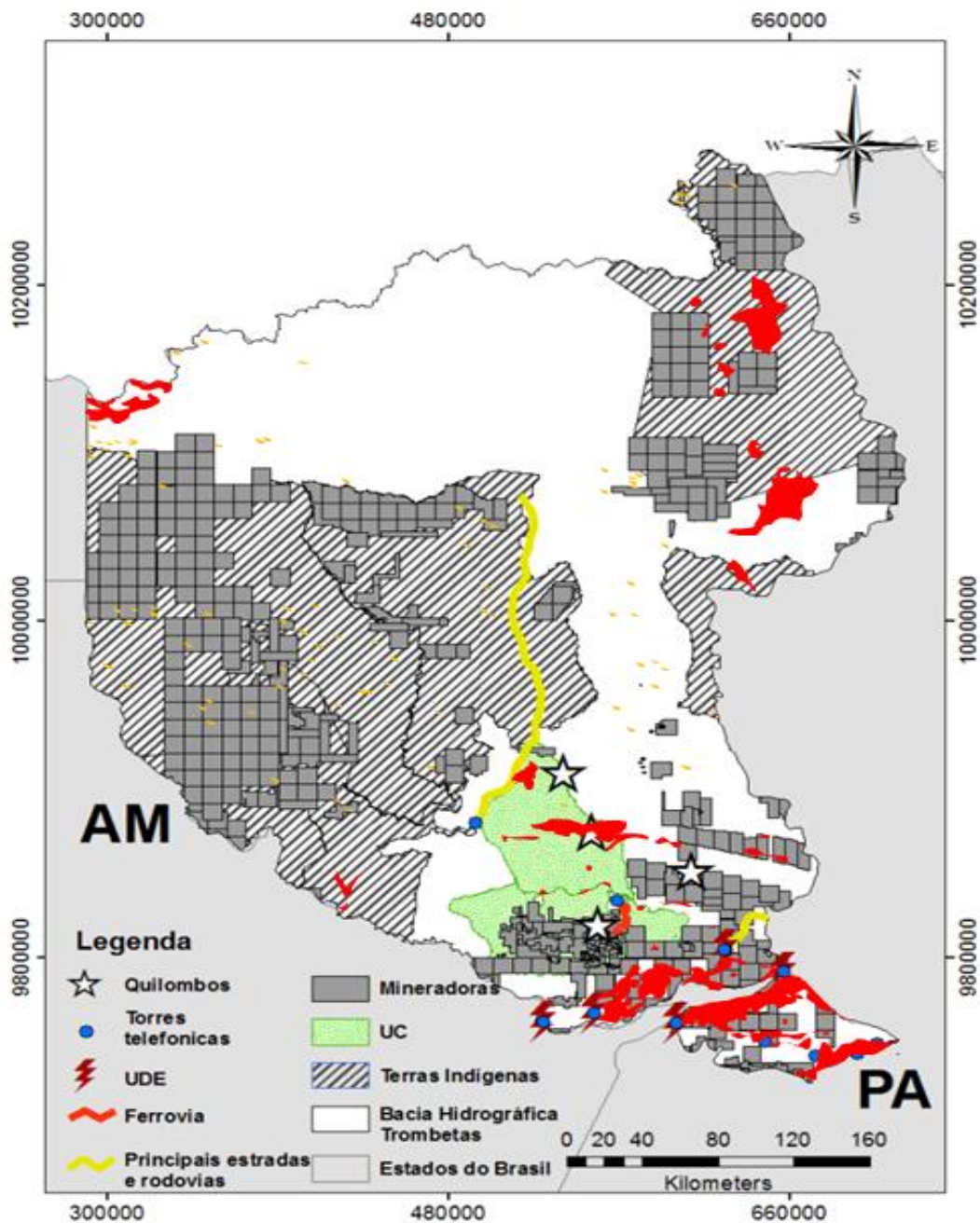
É possível observar, com os resultados transpostos no mapa de suscetibilidade de deslizamento de terra, que há predomínio de áreas com baixo grau de deslizamento de terra (47,23%), sendo bem distribuído ao longo de toda a região. A classificação de suscetibilidade de terra moderado apresenta magnitude espacial secundária na região (35,08%), visualmente mais concentrada na região central da bacia hidrográfica do Rio Trombetas. A classe muito baixa para suscetibilidade de deslizamento de terra representa 14,11% da bacia avaliada, bem destacada nas partes sul e nordeste da bacia.

Somando as classes de alta e muito alta suscetibilidade de deslizamento de terra, observa-se uma taxa de predição de 3,59% para a ocorrência de escorregamento na bacia hidrográfica do Rio Trombetas. Apesar da baixa taxa percentual, há uma expressiva área espacial suscetível a deslizamento de terra que corresponde a uma área de 5.245 km².

Relacionando as Figuras 15 e 21, nota-se a existência de áreas de risco socioambiental, principalmente na foz da bacia, local em que se encontra um grande número de mineradoras, torres telefônicas, usinas dieselétricas, assentamento quilombolas e trechos de rodovia. Observa-se também a existência

de áreas suscetíveis a deslizamento de terra periférica a algumas empresas do ramo mineral e de infraestrutura urbana (Figura 22).

Figura 22. Mapa geral de risco de deslizamento de terra na bacia hidrográfica do Rio Trombetas



Fonte: Autor, 2018.

Caso seja possível obter mais informações espaciais a respeito da infraestrutura local, dos centros urbanos e das áreas de interesse, gestores e pesquisadores teriam condições de analisar com mais detalhes os riscos de deslizamentos de terra na bacia hidrográfica do Rio Trombetas, possibilitando programar melhores medidas públicas e tomadas de decisões.

6 CONCLUSÃO

A bacia hidrográfica do Rio Trombetas apresenta área muito extensa, tornando o trabalho de *software* e *hardware* mais lento no processamento das imagens. Além do mais, a ausência de banco oficial de dados a respeito de ocorrências de deslizamentos de terra na região inviabilizou a validação do mapa de suscetibilidade.

Observa-se a existência de áreas bem definidas suscetíveis a deslizamentos de terra (3,59%), que correspondem as áreas de cotas elevadas e baixas, cujo parâmetro pedológico apresenta maior grau de importância. Apesar da baixa taxa percentual, há uma expressiva área espacial suscetível a deslizamento de terra que corresponde a uma área de 5.245 km².

Por meio da análise da sobreposição de mapas, nota-se pontos de riscos econômicos e passíveis socioambientais nesta região, pois estão próximas a locais onde existem usinas diselétricas, usinas telefônicas, empreendimentos de mineração, infraestrutura de transporte, unidade de conservação e comunidade quilombolas.

De acordo com a proposta metodológica do trabalho FIS, construído para a área de estudo, foi possível gerar um total de 192 regras *If-Then*. A parte notável da pesquisa é o próprio programa que permite a aplicação do método FIS Mamdani na modelagem e o mapa de susceptibilidade a deslizamentos de terra na bacia hidrográfica do Rio Trombetas.

Embora a lógica Fuzzy seja um sistema baseado em especialistas, ele vem sendo aplicado em um número limitado de estudos de avaliação de deslizamento de terra, pois ainda não se tornou rotina para pesquisadores em ambiente nacional, devido a não familiaridade com a programação. Contudo, o uso deste modelo na produção de mapas de deslizamento de terras se apresenta promissor.

Sugere-se para trabalhos futuros, aplicar a metodologia em áreas menores (locais), com informações de resolução espacial superior (quando possível) e geração de mapas de riscos. Os pesquisadores podem empregar seus conhecimentos neste modelo por meio de diferentes funções de associação, outros parâmetros e regras *If-Then*.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

ABELLA, E.A.C.; VAN WESTEN, C.J. Qualitative landslide susceptibility assessment by multicriteria analysis: a case study, 2008.

AKGUN, A.; DAG, S.; BULUT, F. Landslide susceptibility mapping for a landslide-prone area (Findikli, NE of Turkey) by likelihood frequency ratio and weighted linear combination models. *Environmental Geology* 54 (6), 1127–1143, 2008.

AKGUN, A.; TURK, N. Landslide susceptibility mapping for Ayvalik (Western Turkey) and its vicinity by multicriteria decision analysis. *Environmental Earth Sciences* 61 (3), 595–611, 2010.

AKGUN, A.; SEZER, E.A.; NEFESLIOGLU, H.A.; GOKCEOGLU, C.; PRADHAN, B. An easy-to-use MATLAB program (MamLand) for the assessment of landslide susceptibility using a Mamdani fuzzy algorithm. *Comput. Geosci.* 38 (1), 23–34, 2012.

ALBRECHT, J.H. A New Age for Geosimulation. *Transactions in GIS* 9, 451–454, 2005.

ALDRICH, D. P.; OUM, S.; & SAWADA, Y. Resilience and recovery in asian disasters: community ties, market mechanisms, and governance. *Risk, Governance and Society Series* (Vol. 18). Springer, 2014.

ALTHUWAYNEE, O.F., PRADHAN, B., LEE, S. A novel integrated model for assessing landslide susceptibility mapping using CHAID and AHP pairwise comparison. *Int. J. Remote Sens.* 37 (5), 1190–1209, 2016.

ALVAREZ GRIMA, M. *Neuro-Fuzzy Modeling in Engineering Geology*. A.A. Balkema, Rotterdam p. 244, 2000.

ANA. Agência Nacional de Águas. Disponível em: <http://www.ana.gov.br>. Acesso em: 15 ago. 2017.

ANBALAGAN, R.; SINGH, B. Landslide hazard and risk assessment mapping of mountainous terrains—a case study from Kumaun Himalaya, India. *Engineering Geology* 43 (4), 237–246, 1996.

AUGUSTO FILHO, O; WOLLE, Claudio Michael. Cartas de risco de escorregamentos: uma proposta metodologica e sua aplicacao no municipio de ilha bela , sp. *Solos e Rochas: Revista Brasileira de Geotecnia*, São Paulo, v. 19, n. 1 , p. 45-62, 1996.

AYALEW, L.; YAMAGISHI, H.; MARUI, H.; KANNO, T. Landslide in Sado Island of Japan: part II. GIS-based susceptibility mapping with comparison of results from two methods and verifications. *Engineering Geology* 81, 432–445, 2005.

BABUSKA, R. Fuzzy Modelling and Identification. Ph.D. Thesis. Delft University of Technology. Delft, the Netherlands, 1996.

BAEZ, J.E.; DE LA FUENTE, A.; SANTOS, I. Do natural disasters affect human capital? An assessment based on existing empirical evidence (No. 5164). Institute for the Study of Labor (IZA), 2010.

BALDWIN, J.F. e PILSWORTH, B.W. Axiomatic Approach to Implication for Approximate Reasoning with Fuzzy Logic. Fuzzy Sets and Systems, V. 3: 193-219, 1980.

BANCO MUNDIAL. World development report 2014: Risk and opportunity. Washington, D.C.: World Bank, 2013.

BAUER, P; NOUAK, S and WINKLER, R. A brief course in fuzzy logic and fuzzy control. [online] <<http://www.fll.unilinz.ac.at/fuzzy/introduction.html>>, 1998;

BEDNARIK, M.; MAGULOVA, B.; MATYS, M.; MARSCHALCO, M. Landslide susceptibility assessment of the Kral'ovany–Liptovsky' Mikula' s railway case study. ~ Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C 35 (3–5), 162–171, 2010.

BEVEN, K.J., KIRKBY, M.J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. Hydrological Sciences Bulletin 24, 43–69, 1979.

BERKAN, R.C., TRUBATCH, S.L. Fuzzy System Design Principles, Building Fuzzy If–Then Rule Bases. The Institute of Electrical and Electronics Engineers, New York, 496pp, 1997.

BISHOP, D. M.; M. E. STEVENS. Landslides on logged areas in southeast Alaska. USDA Forest Service Research Paper NOR-1, Northern Forest Experiment Station, Juneau, Alaska, p 18, 1964.

BIVAND, R.S.; LUCAS, A.E. Integrating models and geographic information systems. In: Openshaw, S., Abrahart, R.J. (Eds.), GeoComputation. Taylor & Francis, London, pp. 331–363, 2000.

BLAHUT, J. Debris flow hazard and risk analysis at medium and local scale. 2010. 250p. Tese (Ph.D. Program in Environmental Sciences) – University of Milano, Bicocca, 2010.

BLAIKIE, P.; CANNON, T.; DAVIS, I.; WISNER, B. At Risk: Natural Hazards, People's Vulnerability and Disasters. Routledge, 2014.

BORDONI, M.; MEISINA, C.; VERCESI, A.; BISCHETTI, G.B.; CHIARADIA, E.A.; VERGANI, C.; CHERSICH, S.; VALENTINO, R.; BITTELLI, M.; COMOLLI, R.; PERSICILLO, M.G.; CISLAGHI, A. Quantifying the contribution of grapevine roots to soil mechanical reinforcement in an area susceptible to shallow landslides. Soil Tillage Res. 163, 195–206, 2016.

BUNTING, B. T. Geografia dos solos. Trad. T. S. Newlands. Ed. Zahar. Rio de Janeiro, 1971.

BRASIL. Ministério da Integração Nacional. Política Nacional de Defesa Civil. Brasília, DF: Secretaria Nacional de Defesa Civil, 2007. Disponível em: <<http://www.defesacivil.gov.br/publicacoes/publicacoes/pndc.asp>>. Acesso em: ago. 2017.

BRASIL. AÇÃO CIVIL PÚBLICA – MINISTÉRIO PÚBLICO FEDERAL - nº1.23.002.000263/2014-52

BRASIL. Lei nº 12.608, de 10 de abril de 2012. Institui a Política Nacional de Proteção e Defesa Civil - PNPDEC; dispõe sobre o Sistema Nacional de Proteção e Defesa Civil - SINPDEC e o Conselho Nacional de Proteção e Defesa Civil - CONPDEC; autoriza a criação de sistema de informações e monitoramento de desastres; altera as Leis nos 12.340, de 1o de dezembro de 2010, 10.257, de 10 de julho de 2001, 6.766, de 19 de dezembro de 1979, 8.239, de 4 de outubro de 1991, e 9.394, de 20 de dezembro de 1996; e dá outras providências. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12608.htm>. Acesso em: 14.jul.2017.

CANIANI, D.; PASCALE, S.; SDAO, F.; SOLE, A. Neural networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza. *Natural Hazards* 45, 55–72, 2008.

CARDINALI, M.; ANTONINI, G.; REICHENBACH, P.; GUZZETTI, F. Photo-geological and landslide inventory map for the Upper Tiber River basin. In: CNR, Gruppo Nazionale per la Difesa dalle Catastrofi Idrogeologiche, Publication (2154), 2001.

CARDINALI, M.; CARRARA, A.; GUZZETTI, F.; REICHENBACH, P. Landslide hazard map for the Upper Tiber River basin. In: CNR, Gruppo Nazionale per la Difesa dalle Catastrofi Idrogeologiche, Publication (2116), 2002.

CARSON, M.A.; KIRKBY, M.J. Hillslope form and process. Cambridge University Press, 475 pp, 1972.

CASSETI, V. Ambiente e apropriação do relevo. São Paulo: Contexto, 1991.

CASTRO, A.L.C. Política Nacional de Defesa Civil. Brasília, DF: Imprensa Nacional, 2007.

CAVALLO, E.; NOY, I. The economics of natural disasters – A survey Working Paper. Washington, DC: Inter-American Development Bank, 2009.

CHOK, Y. H. Modelling the effect of soil variability and vegetation on the stability of the natural slopes. 2008. PhD thesis, The university of Adeladide, School of Civil, Environmental and Mining Engineering, The university of Adeladide, Australia. 2008.

CLARKE, K.C.; GAYDOS, L.J. Loose-coupling a cellular automaton model and GIS: long-term urban growth prediction for San Francisco and Washington/Baltimore. *Int. J. Geogr. Inf. Sci.* 12, 699–714, 1998.

COROMINAS, J.; VAN WESTEN, C.; FRATTINI, P.; CASCINI, L.; MALET, J.P.; FOTOPOULOU, S.; CATANI, F.; VAN DEN ECKHAUT, M.; MAVROULI, O.; AGLIARDI, F.; PITILAKIS, K.; WINTER, M.G.; PASTOR, M.; FERLISI, S.; TOFANI, V.; HERVÁS, J.; SMITH, J.T. Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. *Bull. Eng. Geol. Environ.* 73:209–263, 2014.

COX, E. *The Fuzzy Systems Handbook: A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems*, second ed. Academic Press, San Diego, CA, 1994.

CREPANI, E.; DE MEDEIROS, J.S.; HERNANDEZ, F.P.; GALLOTI, F.T.; DUARTE, V.; FARIA, B.C.C. Remote Sensing and Geoprocessing Applied to the Ecological and Economical Zoning and to the Territorial Ordering, INPE-8454-RPQ/722, São Jose dos Campos, Brazil, pp. 124, 2001.

DAI, F.C.; LEE, C.F.; XU, Z.W. Assessment of landslide susceptibility on the natural terrain of Lantau Island, Hong Kong. *Environ. Geol.* 40 (3), 381–391, 2001.

DAGDELENLER G.; NEFESLIOGLU H.A.; GOKCEOGLU C. Modification of seed cell sampling strategy for landslide susceptibility mapping: an application from the Eastern part of the Gallipoli Peninsula (Canakkale, Turkey). *Bull Eng Geol Env* 75(2):575–590, 2016.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE PRODUÇÃO MINERAL (DNPM), Sistema de Informação Geográfica da Mineração. Brasília, 2017. Disponível em: <<http://sigmine.dnpm.gov.br/webmap/>>. Acesso em: 05 DEZ 2017.

DISASTER CHARTER. International Charter: Space and major disasters. 2013. Disponível em: <<http://www.disasterscharter.org/>>. Acesso em: 15 jul. 2017.

DRIANKOV, D; HELLENDORRN. H; REINFRANK, M. *An Introduction to Fuzzy Control*. Springer-Verlag, 1993.

DUBOIS, D; PRADE, H. *Possibility Theory*. Plenum Press, New York, 1988.

EMBRAPA. Centro de Pesquisa Agroflorestal da Amazônia Oriental (Belém, PA). Levantamento da vegetação e do uso da terra em áreas de remanescentes de quilombos na bacia do rio Trombetas, PA. Relatório Técnico. Belém: Embrapa-CPATU/CPI-SP/ARQMO, 1998.

EMBRAPA, Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro, RJ). *Sistema Brasileiro de Classificação de Solos*. 2. ed. Rio de Janeiro: EMBRAPA-SPI. P. 306, 2006.

EMERY, C.; JUNG, J.; DOWNEY, N.; JOHNSON, J.; JIMENEZ, M.; YARWOOD, G.; MORRIS, R. Regional and global modeling estimates of policy relevant background ozone over the United States. *Atmos. Environ.* 47, 206–217, 2012.

ERCANOGLU, M.; GOKCEOGLU, C. Assessment of landslide susceptibility for a landslide-prone area (north of Yenice, NW Turkey) by fuzzy approach. *Environ. Geol.* 41 (6), 720–730, 2002.

ERCANOGLU, M.; GOKCEOGLU, C. Use of fuzzy relations to produce landslide susceptibility map of a landslide prone area (West Black Sea Region, Turkey). *Eng. Geol.* 75 (3-4), 229–250, 2004.

FABBRI, A.G.; CHUNG, C.J.F.; CENDRERO, A.; REMONDO, J. Is prediction of future landslides possible with a GIS? *Nat. Hazards* 30 (3), 487–503, 2003.

FAN, L.; LEHMANN, P.; OR, D. Effects of hydromechanical loading history and antecedent soil mechanical damage on shallow landslide triggering. *J. Geophys. Res. Earth Surf.* 120 (10), 1990–2015, 2015.

FRANÇA, Celso Aparecido de. Avaliação da Qualidade de placas de madeira através de um sistema de inferência nebulosos baseado em redes adaptativas. São Carlos, 1999. 208 p. Tese (Doutorado) – Instituto de Física de São Carlos, 1999.

GAINES, B. R. "Foundations of Fuzzy Reasoning". *Int. Journal of Man-Machine Studies*, V. 8: 623-668, 1976.

GENESERETH, M. R; NILSSON, N. J. *Logical Foundations of Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann Publishers, 1988.

GILLESPIE, T.W.; CHU, J.; FRANKENBERG, E.; THOMAS, D. Assessment and Prediction of Natural Hazards from Satellite Imagery. *Progress in Physical Geography*, v.5, n.31, p. 459–470, 2007.

GOGU, R.; CARABIN, G.; HALLET, V.; PETERS, V.; DASSARGUES, A. GIS-based hydrogeological databases and groundwater modelling. *Hydrogeol. J.* 9, 555–569, 2001.

GOMIDE, F. A.; ROCHA. Neurofuzzy Components Based on Threshold - IFAC SICICA Symposium, Malaga, Espanha, pp.425-430, 1992.

GOMIDE, F. A. C, GUDWIN R. R, and TANSCHHEIT. R. Conceitos fundamentais da teoria de conjuntos fuzzy, lógica fuzzy e aplicações. *Sixth International Fuzzy Systems Association World Congress/ Tutorials - IFSA9*, pages 01 – 38, 1995.

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

GONZALEZ-OLLAURI, A.; MICKOVSKI, S.B. Plant-soil reinforcement response under different soil hydrological regimes. *Geoderma* 285, 141–150, 2017.

GOODCHILD, M.F. *The State of GIS for Environmental Problem-Solving*. Oxford University Press, New York, NY, 1993.

GORSEVSKI, P.V.; GESSLER, P.E.; JANKOWSKI, P. Integrating a fuzzy k-means classification and a Bayesian approach for spatial prediction of landslide hazard. *Journal of Geographical Systems* 5, 223–251, 2003.

GORUM, T.; GONENCGIL, B.; GOKCEOGLU, C.; NEFESLIOGLU, H.A. Implementation of reconstructed geomorphologic units in landslide susceptibility mapping: the Melen Gorge (NW Turkey). *Natural Hazards* 46 (3), 323–351, 2008.

GREENWAY, D. R. Vegetation and Slope Stability. In: Anderson M. F. and K. S. Richards (Eds.) *Slope Stability*. Wiley and Sons, New York, 1987.

GUALTIERI, G.; TARTAGLIA, M. Predicting urban traffic air pollution: a GIS framework. *Transp. Res., D: Transport Environ.* 3, 329–336, 1998.

GUERRA, A.J.T.; GONÇALVES, L.F.H.; LOPES, P.B.M. Evolução histórico-geográfica da ocupação desordenada e movimentos de massa no município de Petrópolis, nas últimas décadas. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, v. 1, n. 1, p.35-43, 2007.

GUHA-SAPIR, D.; VOS, F.; BELOW, R. Annual disaster statistical review 2010: the numbers and trends. Belgium: CRED, 2015. 50p. Disponível em: <http://www.cred.be/sites/default/files/ADSR_2010.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2017.

GUIMARÃES, R.F.; CARVALHO JUNIOR, O.A.; GOMES, R.A.T.; FERNANDES, N.F. Movimentos de Massa. In: FLORENZANO, T. (org) *Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais*. São Paulo: Oficina de Textos, 2008.

GUSMÃO FILHO, J. A. Desempenho de obras geotécnicas. Recife: Editora Universitária da UFPE, 2006.

GUZZETTI, F.; CARDINALI, M.; REICHENBACH, P. The influence of structural setting and lithology on landslide type and pattern. *Environ. Eng. Geosci.* 2 (4), 531–555, 1996.

GUZZETTI, F.; ARDIZZONE, F.; CARDINALI, M.; ROSSI, M.; VALIGI, D. Landslide volumes and landslide mobilization rates in Umbria, central Italy. *Earth Planet. Sci. Lett.* 279 (3–4), 222–229, 2009.

GUZZETTI, F.; REICHENBACH, P.; CARDINALI, M.; GALLI, M.; ARDIZZONE, F. Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale. *Geomorphology* 72, 272–299, 2005.

GUZZETTI, F.; REICHENBACH, P.; ARDIZZONE, F.; CARDINALI, M.; GALLI, M. Estimating the quality of landslide susceptibility models. *Geomorphology* 81, 166–184, 2006.

GUZZETTI, F.; MONDINI, A.C.; CARDINALI, M.; FIORUCCI, F.; SANTANGELO, M.; CHANG, K.T. Landslide inventory maps: new tools for an old problem. *Earth Sci. Rev.* 112:42–66, 2012.

HALL, F.G.; TOWHSHEND, J.R.; ENGMAN, E.T. Status of remote sensing algorithms for estimation of land surface state parameters. *Remote Sensing of Environment* 51, 138–156, 1995.

HELMER, M.; HILHORST, D. Natural disasters and climate change. *Disasters* 30 (1), 1–4, 2006.

HOFER, D. A Language to Describe Geographic Physical Processes, Faculty of Mathematics and Geoinformation. Vienna University of Technology, Vienna, pp. 136, 2009.

HOLMBLAD, I.P. and OSTERGAARD, J.J. Fuzzy Logic Control: Operator Experience applied in Automatic Process Control. *FLS Review*, F.L.Smidth & Co., Copenhagen, Denmark, n. 5: 11-16, 1981.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. INPE formaliza acordo para uso de imagens de satélites em catástrofes. São José dos Campos: INPE, 2011. Disponível em: <http://www.inpe.br/noticias/noticia.php?Cod_Noticia=2749>. Acesso em: 14 jul. 2017.

IPCC. Climate change 2014 impacts, adaptation, and vulnerability. Summaries, frequently asked questions and cross chapter boxes. In: *A Working Group II Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Geneva, Switzerland (p. 190), 2014.

JAGER, R. Fuzzy Logic in Control. Ph.D. Thesis. Delft University of Technology. Delft, the Netherlands, 1995.

JIAO, Y.Y.; WANG, Z.H.; WANG, X.Z.; ADOKO, A.C.; YANG, Z.X. Stability assessment of an ancient landslide crossed by two coal mine tunnels. *Eng. Geol.* 159, 36–44, 2013.

JUANG, C.H.; Lee, D.H.; SHEU, C. Mapping slope failure potential using fuzzy sets *Journal of Geotechnical Engineering ASCE*, 118, pp. 475-494, 1992.

KANUNGO, D.P.; ARORA, M.K.; SARKAR, S.; GUPTA, R.P. A comparative study of conventional, ANN black box, fuzzy and combined neural and fuzzy weighting procedures for landslide susceptibility zonation in Darjeeling Himalayas. *Eng. Geol.* 85, 347–366, 2006.

KAYASTHA, P.; DHITAL, M.R.; DE SMEDT, F. Application of the analytical hierarchy process (AHP) for landslide susceptibility mapping: a case study from the Tinauwatershed, west Nepal. *Comput. Geosci.* 52, 398–408, 2013.

KWAK, D.H and KWANG, H.L – “Fuzzy Inference Neural Network for Fuzzy Model Tuning” – *IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics – Part B: Cybernetics*, vol. 26, n° 4, August, pp. 637-645, 1996.

KELLENBERG, D. K.; MOBARAK, A. M. The economics of natural disasters. *Annual Review of Resource Economics*, 3(1), 297–312, 2011.

KLEMENT E. P., MESIAR R., PAP E. *Triangular norms*. Kluwer Academic Publisher. 2000;

KLIR, G. J; e FOLGER, T. A. *Fuzzy Sets, Uncertainty, and Informations*. Prentice Hall, Englewood Cliffs - New Jersey, 1988.

KOBIYAMA, M.; MENDONÇA, M.; MORENO, D.A.; MARCELINO, I.P.V.O.; MARCELINO, E.V.; GONÇALVES, E.F., BRAZETTI, L.L.P.; GOERL, R.F; MOLLERI, G.S.F.; RUDORFF, F.M. *Prevenção de Desastres Naturais: conceitos básicos*. Curitiba: Organic Trading, 2006.

KOBIYAMA, M.; MICHEL, G. P.; GOERL, R. F. *Relação entre desastres naturais e floresta*. *Revista Geonorte*, v. 1, n. 6, p. 17–48, 2012.

KOSKO, B.: *Fuzzy Engineering*. Prentice Hall, New Jersey, 1997;

LAMELAS, M.T.; MARINONI, O.; HOPPE, A.; DE LA RIVA, J. Doline probability map using logistic regression and GIS technology in the central Ebro Basin (Spain). *Environmental Geology* 54, 963–977, 2008.

LASCIO, L.D.; GISOLFI, A.; ALBUNIA, A.; GALARDI, G.; MESCHI, F. A fuzzy-based methodology for the analysis of diabetic neuropathy. *Fuzzy Sets. Syst.* 129, 203–228, 2002.

LAWRY, J. A methodology for computing with words. *Int. J. Approx. Reason* 28, 51–89, 2001.

LEE, C. C. Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller, Part I. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 20, No. 2, March/April 1990, pp. 404 – 418, 1990a.

LEE, C. C. Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller, Part II. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 20, No. 2, March/April 1990, pp. 419 – 435, 1990b;

LEE, D.H.; JUANG, C.H. Evaluation of failure potential in mudstone slopes using fuzzy sets *ASCE Geotechnical Special Publication 31, Stability and Performance of Slopes and Embankment-II*, vol. 2 (1992)

LEE, H. M. Applying fuzzy set theory to evaluate the rate of aggregative risk in software development. *Fuzzy Sets Syst* 79, 323–336, 1996.

LEE, S. Application and verification of fuzzy algebraic operators to landslide susceptibility mapping. *Environmental Geology* 52, 615–623, 2007.

LEVIA, D.F.; GERMER, S. A review on stemflow generation dynamics and stemflow-environment interactions in forests and shrublands. *Rev. Geophys.* 53, 673–714, 2015.

LIANG, W.; KOSUGI, K.; MIZUYAMA, T. Soil water dynamics around a tree on a hillslope with or without rainwater supplied by stemflow. *Water Resour. Res.* 47 (W02541), 2011.

LIMA, A. F. Comportamento Geomecânico e Análise de Estabilidade de uma encosta da Formação Barreiras na área urbana da Cidade do Recife. 2002. 186p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2002. Disponível em: Acesso em: 08/08/2017.

LLORENS, P., DOMINGO, F. Rainfall partitioning by vegetation under Mediterranean conditions. A review of studies in Europe. *J. Hydrol.* 335, 37–54, 2007.

LÜ, G. Geographic analysis-oriented virtual geographic environment: framework, structure and functions. *Sci. China Earth Sci.* 54, 733–743, 2011.

LU, N.; GODT, J. *Hillslope Hydrology and Stability*. Cambridge University Press, New York, US, 2013.

LU, R.S.; LO, S.L.; HU, J.Y. Analysis of reservoir water quality using fuzzy synthetic evaluation. *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.* 13, 327–336, 1999.

MAIDMENT, D.R. *GIS and Hydrological Modeling*. Oxford University Press, New York, NY, 1993.

MAMDANI, E.H.; ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *Int. J. Man-Mach. Stud.* 7 (1), 1–13, 1973.

MAMDANI, E.H. Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant. *Proceedings of the IEE (Control and Science)*, V. 121: 298-316, 1974.

MAMDANI, E.H. and ASSILIAN, S. An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller. *Int. Journal of Man-Machine Studies*, Vol. 7: 1-13, 1975.

MARK, D.M. *Geographic Information Science: Defining the Field*. Taylor & Francis, London, pp. 3–18, 2003.

MARUO, M. H. Projeto Automático de Sistemas Nebulosos utilizando Algoritmos Genéticos Auto-Adaptativos. 2006. 138 p. Dissertação (Mestrado em Informática Industrial) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná – Faculdade de Engenharia Elétrica e Informática Industrial, 2006.

MATLAB, 2014. *User's Guide Version 8.4, R2014b*. MathWorks Co., USA

MCCOLM, G.A.; SYME, W.J.; BEITZEL, I.G. Integration of the flood modeling process with a geographic information-system. In: *Papers from the 1990 Annual Conference of the Urban and Regional Information Systems Association*, pp. 297–311, 4, 346, 1990.

MEUSBURGER, K.; ALEWELL, C. Impacts of anthropogenic and environmental factors on the occurrence of shallow landslides in an alpine catchment (Urseren Valley, Switzerland). *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.* 8 (3), 509–520, 2008.

MICKOVSKI, S., HALLET, P., BRANSBY, M., DAVIS, M., SONNENBERG, R., BENGOUGH, A. Mechanical reinforcement of soil by willow roots: impacts of roots properties and root failure mechanisms. *Soil Sci. Soc. Am.* 73 (4), 1276–1285, 2009.

MIZUMOTO, M. "Fuzzy Inference using max-min composition in the Compositional Rule of Inference". In: *Approximate Reasoning in Decision Analysis*, M.M. Gupta, E. Sanchez (Ed.), NorthHolland: 67-76, 1982.

MONDINI, A.C.; VIERO, A.; CAVALLI, M.; MARCHI, L.; HERRERA, G.; GUZZETTI, F. Comparison of event landslide inventories: the Pogliaschina catchment test case, Italy. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.* 14:1749–1759, 2014.

MOORE, I.D.; GRAYSON, R.B.; LADSON, A.R. Digital terrain modeling: a review of hydrological, geomorphological and biological applications. *Hydrological Processes* 13 (4), 305–320, 1991.

MOOSAVI, V.; NIAZI, Y. Development of hybrid wavelet packet-statistical models (WP-SM) for landslide susceptibility mapping. *Landslides* 13, 97–114, 2016.

MOTA, J. A. A produção do alumínio primário na Amazônia e os desafios da sustentabilidade. In: *Boletim Regional, Urbano e Ambiental*, IPEA, jul. 2009.

MOURA, L. A. Modelagem do Fenômeno de Consolidação através de um Sistema de Regras Fuzzy [Rio de Janeiro, 1998] IX, 121 p. (COPPE/UFRJ, M. Sc., Engenharia Civil, 1998.

MUTHU, K.; PETROU, M.; TARANTINO, C.; BLONDA, P. Landslide possibility mapping using fuzzy approaches. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 46 (4), 1253, 2008.

MYRONIDIS, D.; PAPAGEORGIOU, C.; THEOPHANOUS, S. Landslide susceptibility mapping based on landslide history and analytic hierarchy process (AHP). *Nat. Hazards* 81, 245–263, 2016.

NAHMIAS, S., *Fuzzy Variables, Fuzzy Sets and Systems*, 1, 97-110, 1978.

NEFESLIOGLU, H.A.; GOKCEOGLU, C.; SONMEZ, H. An assessment on the use of logistic regression and artificial neural networks with different sampling strategies for the preparation of landslide susceptibility maps. *Eng. Geol.* 97 (3–4), 171–191, 2008.

NEFESLIOGLU, H.A.; GOKCEOGLU, C. Probabilistic risk assessment in medium scale for rainfall induced earthflows: Catakli catchment area (Cayeli, Rize, Turkey). *Mathematical Problems in Engineering* Article ID 280431, 2011.

NEFESLIOGLU, H.A.; SEZER, E.; GOKCEOGLU, C.; BOZKIR, A.S.; DUMAN, T.Y. Assessment of landslide susceptibility by decision trees in the metropolitan area of Istanbul, Turkey. *Mathematical Problems in Engineering*, 1–15, 2010.

NERY, T.D.; VIEIRA, B.C. Susceptibility to shallow landslides in a drainage basin in the Serra do Mar, Sao Paulo, Brazil, predicted using the SINMAP mathematical model. *Bull. Eng. Geol. Environ.* 74 (2), 369–378, 2015.

NOGUEIRA, F. R. Gerenciamento de riscos ambientais associados a escorregamentos: contribuição às políticas públicas municipais para áreas de ocupação subnormal. 260 p. Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, 2002.

NORRIS, J.S. ET AL. *Slope Stability and Erosion Control: Ecotechnological Solutions*. Springer, Doordrecht, The Netherlands, 2008.

NOVAK, J.H.; DENNIS, R.L. *Regional Air Quality and Acid Deposition Modeling and the Role for Visualization*. Oxford University Press, New York, NY, 1993.

O'LOUGHLIN, C.L.; ZIEMER, R. R. The importance of root strength and deterioration rates upon edaphic stability in steepland forests. In: *Proceedings of I.U.F.R.O. Workshop P.1.07-00 Ecology of Subalpine Ecosystems as a Key to Management*. 2-3 August 1982, Corvallis, Oregon. Oregon State University, Corvallis, Oregon, p. 70-78, 1982.

ONU. Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. Agência para prevenção e recuperação de crises. *Reducing disaster risk: a challenge for development - a global report*. Nova Iorque: PNUD, p. 146, 2004.

OSNA, T.; SEZER, E.A.; AKGUN, A. GeoFIS: an integrated tool for the assessment of landslide susceptibility. *Comput. Geosci.* 66, 20–30, 2014.

PACHAURI, A.K.; PANT, M. Landslide hazard mapping based on geological attributes. *Engineering Geology* 32, 81–100, 1992.

PEDRYCZ, W. *Fuzzy Control and Fuzzy Systems*. - John Wiley and Sons Inc, NY. 1989.

PESSOA, F.C.L.; BLANCO, C.J.C.; MARTINS, J.R. Regionalização de Curvas de Permanência de vazões da região da Calha Norte no estado do Pará. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 16, p. 65-74, 2011.

PEREIRA, S.; ZÊZERE, J.L.; QUARESMA, I.D.; BATEIRA, C. Landslide incidence in the north of Portugal: analysis of a historical landslide database based on press releases and technical reports. *Geomorphology* 214:514–525, 2014.

PIRES, J. M. Tipos de vegetação da Amazônia. In: SIMÕES, M.F. ed. *O Museu Goeldi no ano de sesquicentenário*. Belém: Museu Paraense Emílio Goeldi. p. 179-202, 1973.

PIRES, M. G. Aprendizado Genético de Funções de Pertinência na Modelagem Nebulosa. 128 p. Tese (Doutorado em Ciências da Computação) - Universidade Federal de São Carlos, Faculdade de Ciências da Computação, 2004.

POLYKRETIS, C.; FERENTINOU, M.; CHALKIAS, C. A comparative study of landslide susceptibility mapping using landslide susceptibility index and artificial neural networks in the Krios River and Krathis River catchments (northern Peloponnesus, Greece). *Bull. Eng. Geol. Environ.* 74 (1), 27–45, 2015.

POURGHASEMI, H.; MORADI, H.; AGHDA, S.F. Landslide susceptibility mapping by binary logistic regression, analytical hierarchy process, and statistical index models and assessment of their performances. *Nat. Hazards* 69, 749–779, 2013.

PRADHAN, B. Remote sensing and GIS-based landslide hazard analysis and cross-validation using multivariate logistic regression model on three test areas in Malaysia. *Advances in Space Research* 45 (10), 1244–1256, 2010.

PROJETO RADAMBRASIL. Folha SA.21 – Santarém: geologia, geomorfologia, solos, vegetação e uso potencial da terra. Rio de Janeiro, 1976.

RAZ-YASEEF, N.; ROTENBERG, E.; YAKIR, D. Effects of spatial variations in soil evaporation caused by tree shading on water flux partitioning in a semi-arid pine forest. *Agric. For. Meteorol.* 150, 454–462, 2010.

REBOLJ, D., STURM, P.J. A GIS based component-oriented integrated system for estimation, visualization and analysis of road traffic air pollution. *Environ. Modell. Softw.* 14, 531–539, 1999.

RESCHER, N. Many-valued logic, McGraw-Hill, New York, 1969.

RICE, R.J. Fundamentos de Geomorfologia. Madrid, Ed. S.A. Ediciones Paraninfo, 1983.

RODHE, A.; SEIBERT, J. Wetland occurrence in relation to topography: a test of topographic indices as moisture indicators. *Agricultural and Forest Meteorology* 98–99, 325–340, 1999.

RODRIGUEZ-ITURBE, I.; PORPORATO, A. Ecohydrology of Water-Controlled Ecosystems. Cambridge University Press, New York, US, 2004.

ROSS, T. J. Fuzzy Logic with Engineering applications. 2nd Edition. England: Wiley, 2004.

ROSSI, M.; GUZZETTI, F.; REICHENBACH, P.; MONDINI, A.C.; PERUCCACCI, S. Optimal landslide susceptibility zonation based on multiple forecasts. *Geomorphology* 114 (3), 129–142, 2010.

SABOYA JR. F., da GLORIA ALVES M., DIAS PINTO W. Assessment of failure susceptibility of soil slopes using fuzzy logic. *Engineering Geology*, 86 (4), pp. 211–224, 2006.

SADIQ, R.; RAJANI, B.; KLEINER, Y.; 2004. Fuzzy-based method to evaluate soil corrosivity for prediction of water main deterioration. *J. Infrastruct. Syst.* 10, 149–156, 2004.

SALICONE, S. *Measurement Uncertainty: An Approach via the Mathematical Theory of Evidence*. NY: Springer, 2007.

SAN, B.T. An evaluation of SVM using polygon-based random sampling in landslide susceptibility mapping: the Candir catchment area (western Antalya, Turkey). *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 26, 399–412, 2014.

SANDRI, S.; CORREA, C. *Lógica Nebulosa*. V Escola de Redes Neurais, Conselho Nacional de Redes Neurais. pp. c073-c090, 19 de julho. ITA, São José dos Campos – SP, 1999;

SANTOS, R. F. (organizadora). *MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. Vulnerabilidade Ambiental - Desastres Naturais ou Fenômenos Induzido*.– Brasília: MMA, p. 192. 2007.

SAPONARO, A.; PILZ, M.; WIELAND, M.; BINDI, D.; MOLDOBEKOV, B.; PAROLAI, S. Landslide susceptibility analysis in data-scarce regions: the case of Kyrgyzstan. *Bull. Eng. Geol. Environ.* 74 (4), 1117–1136, 2015.

SAWADA, Y. Disasters, household decisions, and insurance mechanisms: A review of evidence and a case study from a developing country in Asia. *Asian Economic Policy Review*, 12, 18–40, 2017.

SEMMA. Secretaria Municipal de Meio Ambiente. *Resumo técnico: Regiões Hidrográficas do Pará*. 2001.

SEIXAS, A. C. S.; BARRETO, E. O.; SIQUEIRA, F. W. T.; OLIVEIRA, J. S.; TEIXEIRA, M. J. M.; SILVA, R. P. G.; CORRÊA, S. S. O projeto Trombetas no Baixo Amazonas Paraense: produção do espaço em reestruturação espacial no município de Oriximiná. In: *Anais XVI Encontro Nacional de Geógrafos, 2010*. Porto Alegre – RS. Disponível em: <http://www.agb.org.br/evento/download.php?idTrabalho=1281>. Acesso em: 02 dez. 2017.

SETNES, M.; BABUSKA, R.; VERBRUGGEN, H.B. Rule-based modeling: precision and transparency. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, Part C* 28, 165–169, 1998.

SEZER, E. A.; NEFESLIOGLU, H. A.; OSNA, T. An expert-based landslide susceptibility mapping (LSM) module developed for Netcad Architect Software. *Computers e Geosciences*, 98, 26-37, 2017.

SEZER, E. A.; PRADHAN, B.; GOKCEOGLU, C. Manifestation of an adaptive neurofuzzy model on landslide susceptibility mapping: Klang valley, Malaysia. *Expert Systems with Applications* 38 (7), 8208–8219, 2011.

SIMON, A.; COLLISON, J. Quantifying the mechanical and hydrological effects of riparian vegetation on streambank stability. *Earth Surf. Proc. Land.* 27, 527–546, 2002.

SOARES-FILHO, B.S.; COUTINHO CERQUEIRA, G.; LOPES PENNACHIN, C. DINAMICA—a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. *Ecol. Modell.* 154, 217–235, 2002.

STERLACCHINI, S.; BALLABIO, C.; BLAHUT, J.; MASETTI, M.; SORICHETTA, A. Spatial agreement of predicted patterns in landslide susceptibility maps. *Geomorphology* 125:51–61, 2011.

STEYAERT, L.T.; GOODCHILD, M.F. Integrating geographic information systems and environmental simulation models: a status review. In: Wk, M., Jw, B., Sg, S. (Eds.), *Environmental Information Management and Analysis: Ecosystem to Global Scales*. Taylor and Francis, London, UK, pp. 333–355, 1994.

STOKES, A., DOUGLAS, G., FOURCAUD, T., GIADROSSICH, F., GILLIES, C., HUBBLE, T., ET AL. Ecological mitigation of hillslope instability: ten key issues facing researchers and practitioners. *Plant Soil* 377, 1–23, 2014.

TANGESTANI, M.H. Landslide susceptibility mapping using the fuzzy gamma approach in a GIS, Kakan catchment area, southwest Iran. *Aust. J. Earth Sci.* 51 (3), 439–450, 2004.

TANSCHKEIT, R. e SCHARF, E.M. "Experiments with the use -of a Rule Based SelfOrganising Controller for Robotics Applications". *Fuzzy Sets e Systems*, V. 26 (2): 195-214, 1988.

TERZAGHI, K. Mechanism of landslides. In: Paige, S. (Ed.) *Applications of Geology to Engineering Practice*. by. Geological Society of America, New York, p. 83-123, 1950.

TOPCU, İ.B.; SARIDEMIR, M. Prediction of mechanical properties of recycled aggregate concretes containing silica fume using artificial neural networks and fuzzy logic. *Computational Materials Science* 42, 74–82, 2008.

TSUKAMOTO, Y.; MINEMATSU, H. Evaluation of the effect of deforestation on slope stability and its application to watershed management. *IAHS Publication*, v.167, p.181-189, 1987.

TRINDADE, J. R. B. Terceirização e impacto sobre as relações de trabalho na indústria extrativa mineral: o caso da Mineração Rio do Norte. 2º Encontro Regional da ABET, Nov. 1998, João Pessoa (PB). Disponível em: http://www.ufpa.br/naea/gerencia/ler_publicacao.php?id=190. Acesso em: 04 dez. 2017.

TUNUSLUOGLU, M.C.; GOKCEOGLU, C.; NEFESLIOGLU, H.A.; SONMEZ, H. Extraction of potential debris source areas by logistic regression technique: a case

study from Barla, Besparmak and Kapi mountains (NW Taurids, Turkey). *Environmental Geology* 54, 9–22, 2008.

TURER, D.; NEFESLIOGLU, H.A.; ZORLU, K.; GOKCEOGLU, C. Assessment of geo environmental problems of the Zonguldak province NW Turkey. *Environmental Geology* 55 (5), 1001–1014, 2008.

UN-ISDR. Living with risk: A global review of disaster reduction initiatives. United Nations. Genebra, Suíça: UN, 2004. 457p. Disponível em: <<http://www.unisdr.org/we/inform/publications/657>> Acesso em: 13 jul. 2017.

VALIPOUR, M. Variations of land use and irrigation for next decades under different scenarios. *Irriga: Braz. J. Irrig. Drain.* 1 (1), 262–288, 2016.

VAN AALST, M.K. The impacts of climate change on the risk of natural disasters. *Disasters* 30 (1), 5–18, 2006.

VAN WESTEN, C.J. The modelling of landslide hazards using GIS. *Surv. Geophys.* 21 (2–3), 241–255, 2000.

VAN WESTEN, C.; VAN ASCH, T.W.; SOETERS, R. Landslide hazard and risk zonation—why is it still so difficult? *Bull. Eng. Geol. Environ.* 65 (2), 167–184, 2006.

VAN WESTEN, C.; RENGERS, N.; SOETERS, R. Use of geomorphological information in indirect landslide susceptibility assessment. *Nat. Hazards* 30 (3), 399–419, 2003.

VANAPALLI, S.K.; FREDLUND, D.G.; PUF AHL, D.E.; CLIFTON, A.W. Model for the prediction of shear strength with respect to soil suction. *Can. Geotech. J.* 33, 379–392, 1996.

VELOSO, H.P.; GOÉS FILHO, L. *Fitogeografia brasileira: classificação fisionômica-ecológica da vegetação neotropical*. Salvador: DNPM, 1973.

VIEIRA, B.C.; FERNANDES, N.F. Landslides in Rio de Janeiro: the role played by variations in soil hydraulic conductivity. *Hydrol. Process.* 18, 791–805, 2004.

WANDERLEY, L. J. M. O grande projeto minerador e seus impactos territoriais de localização: o caso da MRN em Oriximiná-PA, 2004. Disponível em: http://www3.ufpa.br/projetomineracao/docs/estrut/artigo_Luiz_%28CNPq%29.pdf f. Acesso em: 03 dez. 2017.

WANDERLEY, L. J. M. Conflitos e impactos ambientais na exploração dos recursos minerais na Amazônia. In: *Conflitos e Movimentos Sociais Populares em Área de Mineração na Amazônia*. Dissertação (Mestrado em Geografia), Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2008. Disponível em: http://publique.rdc.pucRio.br/geopuc/media/Wanderley_geopuc03.pdf. Acesso em: 03 dez. 2017.

WANG, X.; ZHANG, L.; WANG, S.; LARI, S. Regional landslide susceptibility zoning with considering the aggregation of landslide points and the weights of factors. *Landslides* 11:399–409, 2014.

WEBER, L., KLEIN, P.A.T. Application of Fuzzy Logic in Software and Hardware. ULBRA, Canoas, RS, Brazil. 2003.

WEIER, J.; HERRING, D. Measuring Vegetation (NDVI and EVI). Earth Observatory Library of NASA. /<http://earthobservatory.nasa.gov/Library/MeasuringVegetations>, 2005.

WEVER, L.A.; FLANAGAN, L.B.; CARLSON, P.J. Seasonal and interannual variation in evapotranspiration, energy balance and surface conductance in a northern temperate grassland. *Agric. For. Meteorol.* 112, 31–49, 2002.

WIGGERS, M. M. Zoneamento das áreas de risco a movimentos de massa no perímetro urbano do município de Caxias do Sul (RS). Porto Alegre: Instituto De Geociências, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2013.

WILSON, R. C; WIECZOREK, G. F. Rainfall threshold for the initiation of debris flows at La Honda, California. *Environmental and Engineering Geoscience*, v.1, p.11-27, 1995.

WILSON, J.P.; GALLANT, J.C. Terrain Analysis: Principles and Applications. John Wiley and Sons, New York, 469pp, 2000.

WHALEN, T. e SCHOTT, B. Issues in Fuzzy Production Systems. *International Journal of Man-Machine Studies*, Vol. 19: 57-71, 1983.

WOOD, E.F.; SIVAPALAN, M.; BEVEN, K.J. Similaridade e resposta à tempestade de captação Comentários em Geofísica, 28, pp. 1 – 18, 1990.

WORBOYS, M.F. A unified model for spatial and temporal information. *Comput. J.* 37, 26–34, 1994.

WU, Y.P. The Research of Landslide Hazard Monitoring and Prediction System Based on GIS[R], Postdoctoral Research Report of The Chinese Academy of Sciences Institute of Rock and Soil Mechanics, The Chinese Academy of Sciences, Wuhan (in Chinese), 2005.

XU, B.L.; LIN, H.; CHIU, L.S.; HU, Y.; ZHU, J.; HU, M.Y.; CUI, W.N. Collaborative virtual geographic environments: a case study of air pollution simulation. *Inf. Sci.* 181, 2231–2246, 2011.

YAGER, R. An Approach to Inference in Approximate Reasoning *International Journal of Man-Machine Studies*, Vol. 13: 323-338, 1980.

YANG, Z.; LAN, H.; GAO, X.; LI, L.; MENG, Y.; WU, Y. Urgent landslide susceptibility assessment in the 2013 Lushan earthquake-impacted area, Sichuan Province, China. *Nat. Hazards* 75, 2467–2487, 2015.

YILMAZ, I. Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison: a case study from Kat landslides (Tokat-Turkey). *Comput. Geosci.* 35 (6), 1125–1138, 2009.

YILMAZ, I.; KESKIN, I. GIS based statistical and physical approaches to landslide susceptibility mapping (Sebinkarahisar, Turkey). *Bull. Eng. Geol. Environ.* 68 (4), 459–471, 2009.

YILMAZ, I. The effect of the sampling strategies on the landslide susceptibility mapping by conditional probability (CP) and artificial neural network (ANN). *Environmental Earth Sciences* 60, 505–519, 2010.

ZADEH, L.A. Fuzzy sets. *Inf. Control* 8, 338–353, 1965.

ZELEŇÁKOVÁ, M.; ZVIJÁKOVÁ, L. Risk analysis within environmental impact assessment of proposed construction activity. *Environ. Impact Assess. Rev.* 62, 76–89, 2017.

ZHU, A.; WANG, R.; QIAO, J.; QIN, C.; CHEN, Y.; LIU, J.; DU, F.; LIN, Y.; ZHU, T. An expert knowledge-based approach to landslide susceptibility mapping using GIS and fuzzy logic. *Geomorphology* 214, 128–138, 2014.

ZINKO, U.; SEIBERT, J.; DYNESIUS, M.; NILSSON, C. Plant species numbers predicted by a topography based groundwater-flow index. *Ecosystems* 8, 430–441, 2005.