

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL

**MODELO DE ALERTA DE ESCORREGAMENTOS
DEFLAGRADOS POR CHUVAS USANDO REDES NEURAIAS
ARTIFICIAIS**

EDUARDO MONTOYA BOTERO

ORIENTADOR: HERNAN EDUARDO MARTINEZ CARVAJAL, DSc
CO – ORIENTADOR: EDIN FABIAN GARCIA ARITIZABAL, PhD

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM GEOTECNIA

PUBLICAÇÃO: G. DM – 233/13

BRASÍLIA / DF: OUTUBRO / 2013

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL**

**MODELO DE ALERTA DE ESCORREGAMENTOS
DEFLAGRADOS POR CHUVAS USANDO REDES NEURAIAS
ARTIFICIAIS.**

EDUARDO MONTOYA BOTERO

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E
AMBIENTAL DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE.**

APROVADA POR:

**HERNAN EDUARDO MARTINEZ CARVAJAL, DSc (UnB)
(ORIENTADOR)**

**EDWIN FABIAN GARCIA ARITIZABAL, PhD (UdeA)
(CO - ORIENTADOR)**

**ANDRÉ LUIS BRASIL CAVALCANTE, DSc (UnB)
(EXAMINADOR INTERNO)**

**JUAN FÉLIX RODRÍGUEZ REBOLLEDO, DSc (UNAM)
(EXAMINADOR EXTERNO)**

DATA: BRASÍLIA/DF, 01 OUTUBRO de 2013.

FICHA CATALOGRÁFICA

MONTOYA BOTERO, EDUARDO

Modelo de Alerta de Escorregamentos Deflagrados por Chuvas Usando Redes Neurais Artificiais [Distrito Federal], 2013

xv, 87 p., 297 mm (ENC/FT/UnB, Mestre, Geotecnia, 2013)

Dissertação de Mestrado - Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Civil

1. Escorregamentos

2. Redes Neurais Artificiais

3. Precipitação

4. Infiltração em Solos Não Saturados

I. ENC/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

MONTOYA, E. (2013). Modelo de Alerta de Escorregamentos Deflagrados por Chuvas Usando Redes Neurais Artificiais G.DM-233/13, Departamento de Engenharia Civil e ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 87 p.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: Eduardo Montoya Botero

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO: Modelo de Alerta de Escorregamentos Deflagrados por Chuvas Usando Redes Neurais Artificiais

GRAU / ANO: Mestre / 2013

É concedida à Universidade de Brasília a permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

Eduardo Montoya Botero

SCLN 413 BLOCO C APARTAMENTO 109

70876530 - Brasilia/DF - Brasil

A mis padres

Conrado de Jesús Montoya Galvis y María Dolores Botero Castañeda,

Es por su esfuerzo que estoy aquí.

A cada uno de mis 8 hermanos,

Los amo!

AGRADECIMENTOS

A Deus, pelo dom da vida e por ser minha fortaleza em todos os momentos.

Aos meus pais e irmãos, cujo amor e apoio foram fundamentais para que eu concluísse esta etapa de minha vida.

Ao meu orientador, Hernan Eduardo Martinez Carvajal, e a meu co-orientador, Edwin Fabian Garcia Aritzabal, por terem dedicado seu tempo a mim.

Aos professores da área de Geotecnia da Universidad Nacional de Colombia – Sede Medellin, em especial à professora Yamile Valencia Gonzalez cuja ajuda foi fundamental para que chegasse até aqui.

A Luis Guilherme Peçanha, por ter me mostrado um novo sentido da vida.

A Tatyana por toda a ajuda e amizade desde minha chegada ao Brasil.

Aos amigos George e Pedro, cujas conversas me levaram a um nível acima na *pirâmide do conhecimento*.

A meus companheiros e professores do curso de Geotecnia da Universidade de Brasília.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo apoio financeiro.

RESUMO

Na presente pesquisa, validou-se a capacidade de uma ferramenta computacional conhecida como Redes Neurais Artificiais para prever escorregamentos deflagrados por chuva em encostas naturais. O modelo neuronal foi treinado, validado e verificado numa encosta montanhosa tropical localizada na cidade de Medellín, Colômbia. A construção do banco de dados, composto por 180 exemplos, consistiu na obtenção de nove declividades representativas e vinte chuvas típicas do local de estudo, caracterizadas pela sua duração e pelo seu período de retorno. Foram combinadas as nove declividades com as vinte precipitações e, assim, obtido o perfil de poropressões em um código de Elementos Finitos, para conseguir a curva de fator de segurança *versus* declividade num corte horizontal em cada um dos casos analisados. Para a obtenção da resistência ao cisalhamento, foi utilizada a envoltória parabólica proposta por Lade (2010). Uma vez conhecida a curva do fator de segurança, foi feita uma regressão potencial na qual se observou que esta pode ser descrita por dois parâmetros. O primeiro parâmetro varia com a declividade e o segundo é um valor que pode ser representado por seu valor médio, uma vez que segue distribuição normal. Assim, as entradas para a rede neuronal são a declividade e a precipitação e a saída é o parâmetro variável da curva de fator de segurança. Verificou-se a capacidade que as Redes Neurais têm de aprender com informação característica do problema estudado e dar uma resposta, com um erro mínimo, para qualquer outra condição, generalizando o problema e permitindo aplicar a ferramenta em um local com condições similares.

ABSTRACT

In this research it has been validated the ability of a computational tool known as Artificial Neural Networks to predict landslides triggered by rain on natural slopes. The neuronal model was trained, validated and verified for a tropical hillside in the city of Medellin - Colombia. The construction of the database, composed by 180 samples, consisted in obtaining nine representative slopes and twenty typical rains of the study site, characterized by their duration and return period. There have been combined data of nine slopes and twenty rainfalls, thereby obtaining the fluid pressure profile in a Finite Element code, in order to get the curve of safety factor versus slope in an horizontal cut in each of the analyzed cases. To obtain shear strength values for the simulations, there has been used the parabolic envelope proposed by Lade (2010). Once the safety factor curve is known, an potential regression was made and it has been observed that this can be described by two parameters. The first parameter varies with the slope and the second is a value which may be represented by its average value as it follows a normal distribution. Thus, the input data to the neural network are the slope and the precipitation and the output is the variable parameter curve of safety factor. It has been verified the ability of the neural networks to learn specific information of the studied problem and give an answer, with minimum error, for any other condition, generalizing the problem and allowing the application of the tool in a location with similar conditions.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1. OBJETIVOS.....	3
1.1.1. OBJETIVO GERAL	3
1.1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
1.2. ESTRUTURA DO DOCUMENTO	3
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	5
2.1. PRELIMINARES	5
2.2. CLASSIFICAÇÃO DOS MOVIMENTOS DE MASSA.....	6
2.2.1. Quedas	7
2.2.2. Tombamentos	8
2.2.3. Deslizamentos	8
2.2.4. Expansões laterais	8
2.2.5. Corridas:	9
2.3. CAUSAS DOS MOVIMENTOS DE MASSAS	10
2.4. MODELOS PARA AVALIAR A SUSCEPTIBILIDADE AOS MOVIMENTOS DE MASSA	11
2.4.1. Método geomorfológico	11
2.4.2. Métodos heurísticos baseados em índices	11
2.4.3. Análises de inventários de movimentos de massa	13
2.4.4. Modelos fundamentados na física ou na geotecnia.....	13
2.4.5. Modelos baseados na estatística.....	15
2.5. PRINCÍPIOS DAS ANÁLISES DE SUSCEPTIBILIDADE	18
2.6. SISTEMAS DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA (SIG).....	19
2.6.1. Estrutura de um SIG	19
2.7. ESTABILIDADE DE TALUDES EM SOLOS	20

2.8.	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	23
2.9.	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS (RNAs)	24
2.9.1.	PRINCIPAIS ARQUITETURAS DE RNAs	24
2.9.2.	Neurônios biológicos e artificiais.....	26
2.9.3.	Funções de ativação	27
2.9.4.	Processo de aprendizagem	28
2.9.5.	REDES MULTI LAYER PERCEPTRON (MLP).....	30
2.9.6.	As redes neurais em engenharia civil.....	33
2.9.7.	As redes neurais em geotecnia	34
3.	LOCAL DE ESTUDO	36
4.	METODOLOGIA	40
4.1.	ETAPA 1: COLETA, ORGANIZAÇÃO E PROCESSAMENTO DA INFORMAÇÃO DISPONÍVEL.	40
4.1.1.	Curvas de nível e declividade.....	40
4.1.2.	Chuva	41
4.1.3.	Caracterização geotécnica.....	42
4.2.	ETAPA 2: ANÁLISE NUMÉRICA DE INFILTRAÇÃO E ESTABILIDADE DE ENCOSTAS	42
4.2.1.	Análise numérica de infiltração.....	42
4.2.2.	Estabilidade de encostas.....	44
4.3.	ETAPA 3: MODELO DE RNA	49
5.	APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	51
5.1.	DECLIVIDADE A PARTIR DO MDE	51
5.2.	CHUVA.....	54
5.3.	ANÁLISE NUMÉRICA DE INFILTRAÇÃO	55

5.4.	ENVOLTÓRIA DE RUPTURA PARABÓLICA.....	58
5.5.	ESTABILIDADE DE TALUDES.....	59
5.6.	REDE NEURAL ARTIFICIAL.....	60
5.6.1.	Arquitetura e treinamento.....	60
5.6.2.	Resultados da simulação com a RNA 3.....	62
5.6.3.	Validação adicional da RNA3.....	64
6.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	69
6.1.	MDE DE DECLIVIDADE.....	70
6.2.	ANALISES NUMÉRICAS DE INFILTRAÇÃO.....	70
6.3.	RNA.....	71
6.4.	LIMITAÇÕES.....	72
6.5.	PESQUISAS FUTURAS.....	77
7.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	78

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1A:Quedas, B:Tombamentos, C.1:Deslizamento rotacional, C.2: deslizamento translacional, D: expansão lateral, E: corridas. (USGS, 2004)	9
Figura 2.2 Classificação proposta de métodos de avaliação de risco de deslizamento de terra (modificado Aleotti & Chowdhury, 2007)	22
Figura 2.3 Principais arquiteturas de RNAs. Modificado de (Braga et al, 2000).	25
Figura 2.4 Modelo artificial de um neurônio (Haykin, 2001)	27
Figura 2.5 Funções de ativação mais usadas: a)limiar, b-1 e b-2)linear, c)sigmoide: logística c-1), tangente hiperbólica c-2), Gaussiana c-3). (Martinez, 2006)	28
Figura 2.6. Processo de aprendizagem de uma rede neural (Pradhan B. & Lee S (2007))	29
Figura 3.1. Localização área de estudo.	36
Figura 3.2 Fotografias da cidade de Medellín.....	37
Figura 4.1 Metodologia geral de estudo	40
Figura 4.2. Diagrama de corpo livre talude infinito. (Modificado Lade 2010).....	45
Figura 4.3. Determinação gráfica do parâmetro a.	48
Figura 4.4. Esquema da regressão potencial do fator de segurança versus profundidade	49
Figura 5.1 Histograma com a classificação feita por Garcia 2004.....	51
Figura 5.2 histograma com a classificação proposta na presente pesquisa	52
Figura 5.3 Mapa de declividade do local de estudo	53
Figura 5.4 Esquema das condições de fronteira hidráulica (fora de escala).	56
Figura 5.5 Esquema das condições de fronteira mecânica (fora de escala).	56
Figura 5.6 Esquema típico das malhas de elementos finitos.....	57
Figura 5.7 Determinação dos parâmetros a e b do ajuste parabólica da previsão da tensão cisalhante	58
Figura 5.8 Previsões de resistência de Mohr Coulomb e o Ajuste Parabólico.....	59
Figura 5.9 Prova de hipótese Chi – Quadrado do parâmetro B.....	60
Figura 5.10 Distribuição dos dados para o treinamento, validação e verificação da RNA.....	61
Figura 5.11 Correlações da RNA durante as etapas de treinamento, validação e verificação .	63
Figura 5.12 correlação de todos os 180 exemplos com as saídas da RNA 3	63
Figura 5.13 Verificação 1 (adicional) da RNA3	65
Figura 5.14 Verificação 2 (adicional) da RNA3	66
Figura 5.15 Verificação 3 (adicional) da RNA3	66
Figura 5.16 Verificação 4 (adicional) da RNA3	67

Figura 5.17 Verificação 5 (adicional) da RNA3	67
Figura 6.1 Variação da poropressão com a declividade.....	70
Figura 6.2 Variação da poropressão com a intensidade	71
Figura 6.3. Mapa do fator de segurança do local de estudo correspondente a $Tr= 50$ anos, $D=60$ min, $I=66\text{mm/h}$ para uma profundidade de 2.5m.....	74
Figura 6.4 Mapa do fator de segurança do local de estudo correspondente a $Tr= 50$ anos, $D=60$ min, $I=66\text{mm/h}$ para uma profundidade de 3.0m.....	75
Figura 6.5 Mapa do fator de segurança do local de estudo correspondente a $Tr= 50$ anos, $D=60$ min, $I=66\text{mm/h}$ para uma profundidade de 5.0m.....	76

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 Resumo da classificação dos movimentos de massa Cruden & Varnes (1996).....	7
Tabela 2.2 Classificação dos escorregamentos segundo a sua velocidade. Cruden & Varnes (1996)	7
Tabela 5.1 Declividades representativas do local de estudo	52
Tabela 5.2 Intensidades típicas do local de estudo.....	54
Tabela 5.3 Dados de entrada no código de elementos finitos de Garcia 2010.....	55
Tabela 5.4 Dimensões de Ty e sua discretização segundo a declividade (a dimensão Ty é variável).....	57
Tabela 5.5 Ensaio de cisalhamento direto (INTEGRAL 2011).	58
Tabela 5.6 Correlação R, das RNAs treinadas	62
Tabela 5.7 Erro em porcentagem cometido pela rede para os 180 casos.....	64
Tabela 5.8. Verificação adicional.....	65
Tabela 6.1 Eventos trágicos na historia de Medellín, produzidos por deslizamentos de massa. (Isaza-Restrepo, 2011)	69

LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIACÕES

ABREVIACÕES

D	Duração da chuva
DANE	Departamento Administrativo Nacional de Estadísticas
DRM-RJ	Departamento de Recursos Minerais do Rio de Janeiro
EPM	Empresas Publicas de Medellín
FS	Fator de segurança
GeoRio	Instituto de Geotécnica do Município do Rio de Janeiro
I	Intensidade da chuva
IDF	Intensidade duração frequência
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
MDE	Modelo digital de elevação
MLP	Multi Layer Perceptron
MNT	Modelo numérico de terreno
No	Numero
ONU	Organização das Nações Unidas
PCM	Perceptron multi camadas
R	Correlação
RNAs	Redes neurais artificiais
SIG	Sistema de Información Geográfica
SIGMA	Sistema de Información Geográfica para Medellín y sus Alrededores
SIMPAD	Sistema Municipal de Prevención y Atención de Desastres de Medellín
Tr	Período de retorno
ZCAS	Zona de Convergência do Atlântico Sul
ZERMOS	Zonas Expostas aos Riscos de Movimento do Solo

SIMBOLOS

φ	Ângulo de atrito
C	Coessão
α	Declividade
τ	Tensão cisalhante
σ'	Tensão normal efetiva
h	Hora
km	quilometro
m	Metros
mm	Milímetros
min	Minutos
s_{max}	Grau de saturação máxima
s_{min}	Grau de saturação mínima
a	Parâmetro de ajuste da envoltória de resistência da tensão cisalhante
b	Parâmetro de ajuste da envoltória de resistência da tensão cisalhante
A	Parâmetro de ajuste da regressão fator de segurança versus profundidade
B	Parâmetro de ajuste da regressão fator de segurança versus profundidade
γ_w	Peso específico da água
γ	Peso específico do solo
γ_{sat}	Peso específico saturado
Pa	Pressão atmosférica
PW	Pressão da agua
Uw	Pressão da agua
PG	Pressão do gás
h	Profundidade
eo	Relação de vazios inicial
PC	Sucção

1. INTRODUÇÃO

Os movimentos em massa constituem uma das causas mais frequentes de perdas humanas e econômicas ao redor do mundo, razão pela qual a determinação da ameaça por movimentos em massas e a capacidade de prever ditos eventos têm sido um tema de grande interesse para a comunidade científica (Aleotti & Chowdhry, 1999; Chacón et al., 2006). Em ambientes tropicais, caracterizados por perfis de meteorização profundos e alta pluviosidade, um número importante de investigadores tem-se concentrado em entender a chuva como o fator detonante na ocorrência desses movimentos em massa (Caine, 1980; Montgomery & Dietrich, 1994; Finlay et al., 1997; Crosta, 1998; Terlien, 1998; Polemio & Petrucci, 2000; Iverson, 2000; Larsen, 2008).

No Brasil, os maiores desastres relacionam-se a inundações, escorregamentos e erosão. Esses processos estão fortemente associados à degradação de áreas frágeis e são potencializados pelo desmatamento e por ocupações irregulares. A América Latina e o Caribe são a segunda região, depois da Ásia, com a maior média anual de desastres, com um alto impacto humanitário e econômico. No período entre 1970 e 2010, a região teve uma média anual de 4,5 milhões de pessoas afetadas e perdas estimadas em um total de 160 bilhões de dólares, como resultado de inundações, deslizamentos e terremotos, entre outros (Ribeiro, 2011).

De acordo com informações do Departamento de Recursos Minerais do Rio de Janeiro (DRM-RJ), a entrada de massas de ar provenientes da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) na Região Serrana do Rio de Janeiro, associada ao uso e ocupação do solo, bem como as chuvas antecedentes e erosões fluviais e pluviais, culminaram nos deslizamentos e inundações na região, ocorridos durante os dias 11 e 12 de janeiro de 2011, que foram considerados o pior desastre brasileiro dos últimos tempos. Segundo o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), em dois dias a estação do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) registrou 166 milímetros de chuva no município de Nova Friburgo, mais de 70% do valor médio histórico para o mês. As inundações e deslizamentos de janeiro de 2011 marcaram a região serrana e o estado do Rio de Janeiro, mas essa tipologia de evento é recorrente na região. De acordo com o Atlas Brasileiro dos Desastres Naturais, entre 1991 e

2010, 42% dos registros de desastres naturais (625 no total) correspondem a fenômenos de inundações bruscas (260 registros) e 22% a movimentos de massa (140 registros) (Toro et.al, 2011)

Para o caso do Vale de Aburrá (Medellín – Colômbia), que concentra um total de 3,4 milhões de habitantes, os movimentos de massa correspondem a 3 de cada 10 desastres que ocorrem na região e deixam como saldo trágico 75% da totalidade de vítimas anuais. Somente os movimentos de massa foram responsáveis por deixar 1390 pessoas falecidas e perdas econômicas superiores aos dez milhões de dólares no período de 1880 a 2007 (Aristizábal & Gómez, 2007). Na Colômbia, foram contabilizados, durante o último século, 36 desastres gerados por movimentos de massa de magnitude considerável, sendo o mais catastrófico o de Villatina, na cidade de Medellín, ocorrido no dia 27 de Setembro de 1987, com um número estimado de 640 pessoas mortas (Aristizabal et al, 2010).

Em regiões montanhosas, o crescimento acelerado – e às vezes desorganizado – das cidades gera as condições necessárias para a ocorrência de tragédias como a ocorrida recentemente na Região Serrana do Rio de Janeiro. Não somente esta, mas outras sequências de tragédias recorrentes levaram à criação, em diversas cidades da América Latina, de organizações especializadas na avaliação dos riscos geotécnicos associados a encostas naturais intensamente ocupadas. Não obstante os esforços realizados, não só no âmbito da cidade do Rio de Janeiro, mas também em outras localidades e centros de pesquisa, a modelagem numérica das relações existentes entre as variáveis que condicionam a ameaça é ainda motivo de intensa pesquisa.

Segundo a ONU, é necessário fortalecer a capacidade técnica e científica para elaborar e aplicar metodologias, estudos e modelos que permitam a avaliação dos fatores de vulnerabilidade diante das ameaças de origem geológica, meteorológica, hidrológica e climática. Ainda nessa linha de ação, uma das prioridades definidas para o período 2005–2015 é a identificação, avaliação e monitoramento de sistemas de alerta focados na vida das pessoas (Turra & Queiroz, 2005).

As redes neurais extraem seu poder computacional, primeiramente, por meio de sua estrutura maciçamente paralelamente distribuída, e, depois, por meio de sua habilidade de aprender e portanto, de generalizar. A generalização se refere ao fato de a rede neural produzir

saídas adequadas para entradas que não estavam presentes durante o treinamento (aprendizagem). Estas duas capacidades de processamento de informação tornam possível para as redes neurais resolver problemas complexos, como é o caso dos movimentos em massa, em que múltiplas variáveis são combinadas entre si, sem saber qual tem maior incidência com elemento deflagrador.

1.1. OBJETIVOS

1.1.1. OBJETIVO GERAL

Esta pesquisa tem como objetivo geral avaliar a viabilidade da aplicação de uma ferramenta computacional conhecida como Redes Neurais Artificiais (RNAs) para previsão de escorregamentos deflagrados por chuva em encostas naturais. O modelo neuronal deverá ser capaz de estimar o fator de segurança da encosta ou algum parâmetro que possa ser usado para indicar de maneira contundente o seu grau de estabilidade. Desta maneira, a probabilidade de ocorrência do referido fator de segurança estará atrelada ao período de retorno do evento de chuva considerado na análise.

1.1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Análise e escolha das variáveis que controlam a suscetibilidade da encosta e das variáveis que controlam o processo de iniciação dos escorregamentos.
- Organização e processamento das bases de dados das variáveis especializadas em uma plataforma de Sistemas de Informação Geográfica (SIG).
- Avaliação da estabilidade de taludes no local de estudo.
- Criação, treinamento e validação do modelo neural de previsão.

1.2. ESTRUTURA DO DOCUMENTO

O trabalho encontra-se dividido em seis capítulos: o primeiro, o presente capítulo, apresenta a contextualização, importância e motivação da pesquisa, assim como os objetivos a serem alcançados. O segundo capítulo contém a revisão bibliográfica feita sobre o tema. O terceiro capítulo contém uma descrição do local de estudo. O quarto mostra a metodologia. O

quinto capítulo descreve os resultados das análises de estabilidade de taludes, assim como o processo de treinamento, validação e verificação do modelo de RNA. Por derradeiro, o sexto capítulo encerra a presente pesquisa, com as conclusões e recomendações para pesquisas futuras.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Antes de começar, é bom incluir algumas definições clássicas que permitirão esclarecer o significado dos diferentes termos utilizados nesta dissertação. A *Ameaça* é definida como a situação ou condição que apresenta um potencial de prejuízo humano, de danos à propriedades, de danos ao meio ambiente, de perda econômicas ou atrasos na finalização da obra. O *Risco* é a combinação da frequência de ocorrência de uma ameaça determinada e as consequências de sua ocorrência. Tais consequências, de forma geral, são consideradas dentro do que se conhece como *vulnerabilidade*, na qual estão envolvidos tanto o conceito de grau de exposição como o de fragilidade.

2.1. PRELIMINARES

Segundo Varnes (1984), a ameaça pode ser definida como a probabilidade de ocorrência de um fenômeno potencialmente danoso, num período específico de tempo, dentro de uma área determinada.

Para este caso de estudo, o mencionado fenômeno potencial danoso será atribuído aos movimentos em massa deflagrados por chuvas. A ameaça que gera um escorregamento é amplamente avaliada em diversos projetos de desenvolvimento, na redução de desastres em encostas e no planejamento de projetos lineares, como estradas, ferrovias e linhas de transmissão.

A probabilidade de ocorrência de um evento de deslizamento de terra é a probabilidade de que um movimento de massa (ou escorregamento) irá ocorrer. Ela pode ser expressa em termos relativos (qualitativos) ou em termos probabilísticos (quantitativos).

Dita probabilidade pode estar associada à incerteza dos parâmetros ou modelos geotécnicos, ou ainda à frequência, intensidade e duração de agentes que desencadeiam (Xie, 2007)

2.2. CLASSIFICAÇÃO DOS MOVIMENTOS DE MASSA

A tradução da palavra inglesa “*landslide*” para o português tem gerado uma grande confusão. Ela é utilizada na literatura técnica em língua inglesa para significar “*movimento de massa*”. Porém, é traduzida muitas vezes como “*deslizamento*” ou “*escorregamento*”, limitando-se a palavra a um só tipo de movimento de massa. Como bem é referido por Guzzetti *et al.* (2012), “*landslide*”, “*mass movement*” e “*slope failure*” podem ser usados como sinônimos. Nesse contexto, “*deslizamento*” ou “*escorregamento*” seria a tradução correta de “*Slide*”, como se deduz da classificação de Cruden & Varnes (1996).

O termo deslizamento descreve uma ampla variedade de processos que resultam na movimentação, descendente e ao longo da transversal, dos materiais de formação de uma encosta, incluindo rocha, solo, preenchimento artificial, ou uma combinação destes, sob a ação da gravidade, quando a tensão cisalhante atuante é maior que a tensão resistente da massa deslizante. (Cruden & Varnes, 1996). Os materiais podem se movimentar ou cair, derrubando, deslizando, espalhando ou fluindo.

As classificações de massa propostas por Varnes (1978), posteriormente modificada por Cruden & Varnes (1996) e Hutchinson (1988), são os sistemas mais amplamente aceitos na comunidade científica atualmente. Varnes (1978) utiliza como critério principal na sua classificação o tipo de movimento e, em segundo lugar, o tipo de material. Propõe cinco tipos de movimento: quedas (*falls*), tombamentos (*topples*), deslizamentos (*slides*), espalhamentos (*spreads*), escoamentos ou corridas (*flows*); e duas classes de material: rocha e solo, este último subdividido em detritos e terra. Porém, os movimentos de massa podem formar uma falha complexa envolvendo dois ou mais tipos principais de movimento e material, ao mesmo tempo ou durante a vida do movimento, formando subcategorias menos comuns. Cruden & Varnes (1996) propuseram modificações para a classificação de Varnes (1978). Sua classificação continua com os mesmos cinco tipos de movimentos e os dois tipos de materiais. Para eles, qualquer movimento de massa pode ser classificado e descrito por dois nomes; o primeiro descreve o tipo de movimento e o segundo descreve o material. Além disso, eles consideram dois aspectos mensuráveis: o conteúdo de água (seco, úmido, molhado, muito molhado) e a velocidade, que caracterizam o material e o movimento, respectivamente. Na

Tabela 2.1 e Tabela 2.2 apresenta-se o resumo desta classificação.

Tabela 2.1 Resumo da classificação dos movimentos de massa Cruden & Varnes (1996)

Tipo de Movimento	Tipo de Material		
	Rocha	Solos	
		Predominantemente grosso	Predominantemente fino
Quedas	Queda de blocos	Queda de detritos	Queda de solo
Tombamentos	De rocha	De detritos	De solo
Deslizamentos (Escorregamentos)	Rotacionais de rocha	Rotacionais de rocha e solo	Rotacionais de solo
	Translacionais de rocha	Translacionais rocha e solo	Translacionais de solo
Expansões laterais	De rocha	De detritos	De solo
Corridas (Escoamentos)	Rastejo de rochas (creep)	Rastejos e corridas	
Complexos	Combinação de dois ou mais tipos de movimentos		

Tabela 2.2 Classificação dos escorregamentos segundo a sua velocidade. Cruden & Varnes (1996)

Classe	Descrição	Velocidade (mm/s)	Velocidade típica
7	Extremadamente rápido	$> 5 \times 10^3$	
6	Muito rápido	5×10^3	m/s
5	Rápido	5×10^1	m/min
4	Moderado	5×10^{-1}	m/h
3	lento	5×10^{-3}	m/mes
2	Muito lento	5×10^{-5}	m/ano
1	Extremadamente lento	5×10	mm/ano

A seguir, são apresentadas as descrições gerais dos principais movimentos de terra enunciados nas tabelas acima.

2.2.1. Quedas

As quedas são movimentos bruscos de massas de materiais geológicos, tais como pedras e pedregulhos, provenientes de encostas íngremes ou falésias.

A separação ou movimento ocorre ao longo de discontinuidades, tais como fraturas, juntas, e planos de acamamento. O movimento é de muito rápido a extremamente rápido, ocorre por queda livre, sendo fortemente influenciado pela gravidade, resistência mecânica, e pela presença de água intersticial (Varnes, 1978)

2.2.2. Tombamentos

Consiste na rotação de uma ou mais unidades de material sobre um ponto, sob a ação da gravidade ou por forças exercidas por outras unidades ou por fluidos em fissuras.

2.2.3. Deslizamentos

Deslizamento ou escorregamento é um movimento descendente de uma massa de solo ou rocha, que ocorre predominantemente ao longo de uma superfície de falha ou de uma delgada zona de deformação e de cisalhamento intenso (Highland & Bobrowsky, 2008).

No sistema de Varnes (1978), os deslizamentos são classificados segundo a forma da superfície de falha em *translacionais* e *rotacionais*. Os escorregamentos translacionais podem ser planares ou em cunha. No entanto, as superfícies de ruptura são geralmente mais complexas e apresentam segmentos planos e curvos.

Estes tipos de movimentos, quando deflagrados por chuvas, são geralmente denominados *deslizamentos superficiais planares (soil slip)*, e caracterizam-se pela espessura muito menor do que o comprimento do movimento (0,3-2m) e superfície de falha subparalela à superfície da encosta (Anderson & Sitar, 1995).

Embora o movimento seja considerado como rápido, usualmente apresenta os primeiros sinais de deslocamento mediante fissuras na parte superior.

2.2.4. Expansões laterais

Geralmente ocorrem em encostas com declividades muito suaves ou terrenos planos. Nas expansões o movimento dominante é o acomodamento lateral por fraturas de cisalhamento ou tensão.

É a extensão de uma massa de solo ou rocha coesivo combinado com uma subsidência geral da massa fraturada de material coesivo sobre uma camada de material fraco.

A falha é causada, geralmente, por liquefação e por movimentos de solo rápidos, como os experimentados durante um terremoto.

2.2.5. Corridas:

São deformações ou movimentos contínuos, frequentemente sem haver uma superfície definida ao longo da qual a movimentação ocorra.

A distribuição de velocidades no deslocamento da massa lembra um fluido viscoso. Se os movimentos são lentos denominam-se rastejos, e, se rápidos, denominam-se corridas.

As corridas de detritos e lama estão entre os fenômenos mais destrutivos da natureza, em que o material com alto teor de umidade perde coesão e ganha velocidade no caminho de descida (Cruden & Varnes, 1996).

Na Figura 2.1 podem ser observados os esquemas dos deslizamentos descritos acima.

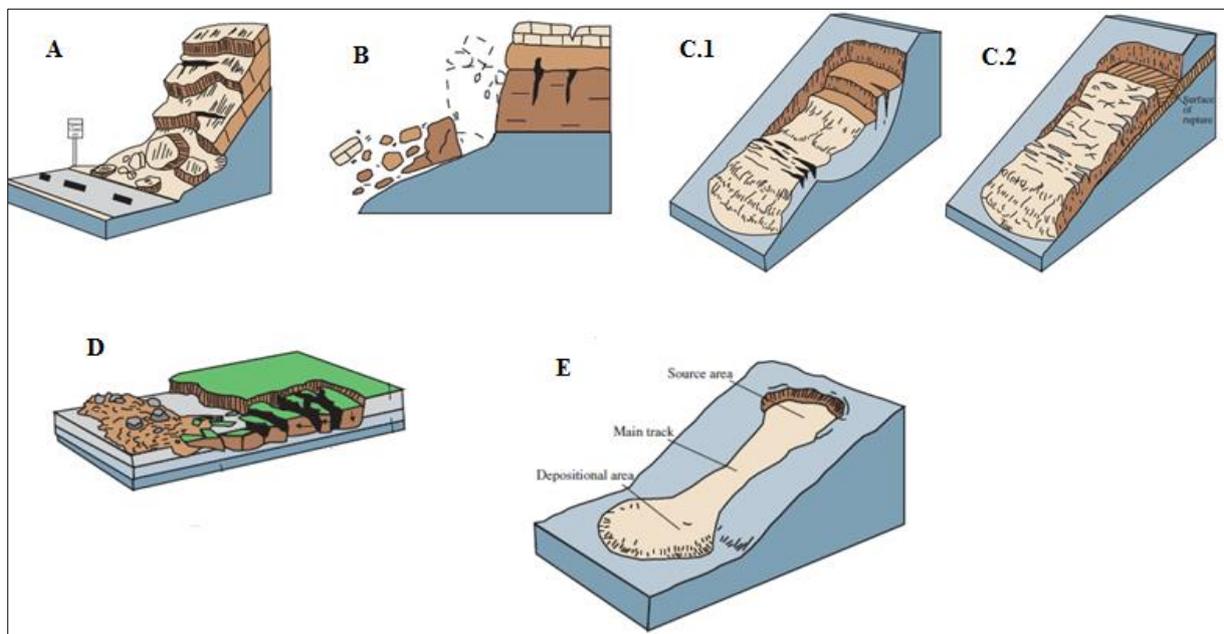


Figura 2.1A:Quedas, B:Tombamentos, C.1:Deslizamento rotacional, C.2: deslizamento translacional, D: expansão lateral, E: corridas. (USGS, 2004)

As modificações propostas por Cruden & Varnes (1996), consistem em incluir uma medição da velocidade do escorregamento e categoriza-los em classes como apresentado na

2.3. CAUSAS DOS MOVIMENTOS DE MASSAS

Dentre os agentes causadores de escorregamentos em geral, pode-se dizer que, no caso de solos não saturados, o principal é a água (chuva, lançamento de águas servidas, ruptura de tubulações, etc.).

No Brasil e na Colômbia não é diferente: a principal causa dos escorregamentos é a água, que pode atuar como agente preparatório e deflagrador dos escorregamentos. Os escorregamentos podem ocorrer em solos não saturados ou saturados (Camapum de Carvalho et al., 2012). Em ambas as condições, a água comanda o processo de instabilização. A redução da sucção, a saturação do solo ou a elevação do nível freático dependem da interação do solo com as condições climáticas. Em condições normais, a infiltração da água da chuva é a principal fonte de água das encostas. Em encostas ocupadas, pode haver lançamento de águas servidas e, em outros casos, vazamentos de tubulações de água ou esgoto, os quais também podem contribuir para infiltração. O clima tropical contribui para formação de solos espessos, além de apresentar elevados índices pluviométricos.

Segundo Soeteres & Van Westen, (1996), os movimentos de massa são o produto do enfraquecimento progressivo das propriedades mecânicas dos materiais das encostas por processos naturais, tais como o intemperismo, os movimentos tectônicos e as atividades antrópicas. O USGS (2004) propõe uma classificação baseada em causas geológicas, morfológicas e antrópicas:

Causas geológicas: Materiais frágeis ou sensíveis, materiais expostos, materiais cisalhados, descontinuidades com orientação adversa, contraste de permeabilidade e/ou rigidez de materiais.

Causas morfológicas: levantamento tectônico ou vulcânico, recuperação glacial, erosão fluvial, erosão subterrânea (solução, pipping), remoção da vegetação (por incêndios ou secas), intemperismo por ciclos de congelamento e descongelamento; inchamento e encolhimento.

2.4. MODELOS PARA AVALIAR A SUSCEPTIBILIDADE AOS MOVIMENTOS DE MASSA

Segundo Guzzetti et al. (1999), as metodologias para avaliar a susceptibilidade aos movimentos de massas podem ser classificadas como qualitativas (subjetivas, zoneamento em termos descritivos), quantitativas (estimação numérica), diretas (observando relações entre materiais, formas e processos) ou indiretas (identificam-se os fatores desestabilizadores e depois estima-se a contribuição de cada um). Os métodos mais importantes são o geomorfológico, o heurístico, o baseado em mapas de inventário e o baseado na geotecnia e na estatística. Esses modelos são apresentados abaixo:

2.4.1. Método geomorfológico

É um método direto (resultado do mapeamento geomorfológico da susceptibilidade, observando relações entre materiais, formas e processos) e qualitativo (faz-se zoneamento em termos descritivos), baseado na habilidade do pesquisador para estimar a ameaça e o risco, risco esse que é baseado no entendimento do modelo geomorfológico.

Dada a rápida atribuição de níveis de susceptibilidade, essa metodologia é útil para fazer estimativas rápidas em grandes escalas.

O principal e mais abrangente projeto mencionado na literatura utilizando essa metodologia é o método francês ZERMOS. Em uma primeira fase, os fatores que influenciam a estabilidade (inerentes e detonantes) são analisados em conjunto com os deslizamentos ativos e inativos existentes. No segundo passo, todos os resultados da análise anterior são extrapolados a áreas com características físicas similares e é feito o zoneamento em três graus de ameaça: nula, potencial (ou incerta) e certa (Aleotti & Chowdhury, 1999).

2.4.2. Métodos heurísticos baseados em índices

São metodologias qualitativas, mas indiretas. Segundo Aleotti & Chowdhury (1999) o pesquisador seleciona os mapas e fatores que afetam a estabilidade de acordo com a experiência pessoal, atribuindo a cada variável um peso que é proporcional à contribuição

relativa esperada na geração da ruptura. Para realizar a avaliação, devem-se subdividir os fatores predisponentes (parâmetros de entrada) em classes relevantes, e atribuir pesos a cada classe e a cada parâmetro para posteriormente fazer uma sobreposição das cartas com os pesos atribuídos, obtendo o mapa final e os níveis de susceptibilidade. O nível de susceptibilidade é definido de acordo com a grandeza do valor obtido da superposição de planos de informação de parâmetros.

Os questionamentos ao método se baseiam no fato de que em muitos casos o conhecimento das relações entre os fatores ambientais e os movimentos de massa é inadequado e essencialmente dependente da experiência do pesquisador.

No trabalho de Pachauri & Pant (1992) apresenta-se uma avaliação de susceptibilidade ao deslizamento no Himalaia. Os autores dividiram o terreno em unidades geomorfológicas e a cada unidade encontrada deram um valor que depende dos fatores contribuintes nesse ponto, aos quais atribuíram pesos de acordo com a sua importância relativa. Na Colômbia destacam-se os trabalhos de Alzate (1996) – onde é descrita a metodologia baseada em índices – e o de Mejía & Wohl (1994) – no qual é feita a análise de riscos geológicos na região noroeste da própria cidade de Medellín. Os índices atribuídos às diferentes classes dos parâmetros levados em consideração são definidos pelo conceito de vários especialistas no tema, e na experiência e observações dos autores. No trabalho de Mejía & Wohl (1994), são analisados os riscos de deslizamento, inundação e erosão numa escala de trabalho de detalhe (1:10000).

Os métodos heurísticos baseados em índices procuram explicitar o conhecimento do especialista mediante números atribuídos aos parâmetros predisponentes, por isso fazem parte dos chamados sistemas especialistas. Estes procedimentos são utilizados em vários campos, tais como medicina, química, engenharia e militar (Fischer, 1994). O principal problema desses métodos está fundamentado, como já foi dito acima, na dependência e subjetividade do especialista, bem como no fato de que as regras formalizadas desse conhecimento implicam limites abruptos. Para resolver a última desvantagem apontada, são utilizadas as técnicas de lógica difusa (*fuzzy*) que definem limites graduais, situação mais próxima da realidade física.

2.4.3. Análises de inventários de movimentos de massa

Procura-se prever com base no presente e no passado. Obtém-se uma densidade de eventos numa região (ou zona análoga) e estima-se o grau de susceptibilidade.

Como descrito acima, com este método são calculadas iso-linhas de densidade de eventos, dando uma ideia da distribuição dos movimentos de massa, especialmente quando estes são detonados por chuvas intensas ou terremotos. No entanto, este tipo de mapa parte do princípio questionável de que a presença/ausência de deslizamentos é uma variável espacialmente contínua. No modelo não se incorpora nenhum tipo de relação com fatores ambientais e, dessa forma, áreas estáveis que ficam muito próximas a áreas instáveis podem ser classificadas de maneira errada.

2.4.4. Modelos fundamentados na física ou na geotecnia

Utilizam-se as leis físicas que controlam a instabilidade – por exemplo, poropressões, geometria do talude, parâmetros de resistência – e obtém-se o grau de estabilidade por um método de estabilidade de taludes convencional. O resultado fornecido pelo modelo é o fator de segurança (FS), que relaciona as tensões que se opõem ao movimento com as tensões que o promovem.

Mediante esse modelo, é possível identificar os fatores detonantes de movimentos de massa. Possui a desvantagem de precisar de grande quantidade de dados cuja obtenção não é economicamente viável para regiões de extensão significativa. Adicionalmente, existem vários mecanismos de ruptura (em rochas, por exemplo) que não são facilmente modelados. No entanto, permitem calcular de forma quantitativa a contribuição dos diferentes fatores desestabilizadores.

Os modelos para avaliar a estabilidade podem calcular o fator de segurança em 1, 2 ou 3 dimensões. O modelo unidimensional (também chamado de talude infinito) calcula a estabilidade em cada ponto, sem levar em conta as forças resultantes nas áreas adjacentes. Alguns modelos de análise de estabilidade em 2 dimensões fazem os cálculos ao longo de perfis, dividindo a superfície de ruptura em fatias e fazendo o equilíbrio interno de cada uma.

Esses métodos, conhecidos como equilíbrio limite, diferenciam-se uns dos outros pelas hipóteses que fazem para calcular as forças entre as fatias. Outros métodos determinísticos utilizados para avaliar a estabilidade de um talude individual em 2-D são os que utilizam os elementos finitos, podendo-se obter tensões e deformações em diferentes pontos da massa do solo. Os modelos em três dimensões calculam a estabilidade do corpo do deslizamento como um todo.

Em conjunto com os SIG, o modelo físico mais usado, pela simplicidade das equações, é o método do talude infinito (unidimensional). A utilização desse modelo é apropriada para o caso de movimentos superficiais governados pela topografia, com planos de ruptura paralelos à superfície do terreno, ou alguns deslizamentos profundos. No entanto, não é recomendável para áreas com variados mecanismos de ruptura. Não é compensatório o uso de SIG com mapas detalhados para utilizar um modelo simplificado que forneça como resultado estimativas grosseiras (Dai, 2002).

Algumas metodologias recentes utilizam a ferramenta de análise de vizinhança do SIG, que permite analisar os pixels vizinhos ao redor do ponto central. Com essa técnica podem ser simuladas as trajetórias dos deslizamentos (especialmente importantes no caso de fluxo de detritos) e a resposta hidrológica às chuvas (Dai, 2002).

Exemplos da utilização deste método no Brasil são os trabalhos de Augusto Filho (2004) e Guimarães et al (2003). O primeiro autor realizou uma carta de susceptibilidade para a região de Cubatão (estado de São Paulo). Depois de detectar que a maior parte dos deslizamentos nessa região são superficiais (profundidade de 1 m), o autor implementou um modelo de talude infinito em um SIG e mediante o valor do fator de segurança obtido, determinou os níveis de susceptibilidade. Guimarães et al (2003) utilizou o programa SHALSTAB para identificar deslizamentos superficiais no Rio de Janeiro, baseados em dados de campo coletados anteriormente pela Geo-Rio.

Na Costa Rica e em Manizales (Colômbia), Terlien et al. (1995) e Terlien (1996) também realizaram análises utilizando o método do talude infinito e um modelo hidrológico para calcular o nível freático depois das chuvas. Ambos os procedimentos foram embutidos em um SIG. Os autores concluem que o talude infinito só pode ser usado para deslizamentos

superficiais, com relação profundidade-longitude menor que 0,1, e que para relações maiores o modelo subestima o FS.

As análises de estabilidade em 2-D ou 3-D dentro de programas SIG não são muito comuns até o momento, sendo mais utilizados programas externos aos SIG para encontrar os fatores de segurança.

Para estudos detalhados em áreas reduzidas, existem outros métodos que vão além dos determinísticos. As metodologias probabilísticas permitem obter a média e variância do fator de segurança, baseados nas propriedades estatísticas das entradas. Entre os métodos estatísticos encontram-se o de FOSM (First Order Second Moment) e o de Montecarlo (Dai, 2002).

2.4.5. Modelos baseados na estatística

Fundamentam-se na análise das relações funcionais entre fatores e a distribuição de movimentos de massas passados e presentes. São utilizadas várias técnicas estatísticas univariadas e multivariadas como a análise discriminante e regressão logística e linear. Guzzeti et al (1999) cataloga as redes neurais como uma técnica estatística; no entanto, Aleotti & Chowdhury (1999) entendem que a ferramenta corresponde a uma categoria diferente das anteriormente citadas.

A técnica univariada da análise condicional é conceitualmente – mas não operacionalmente – simples. Atribui relação probabilista entre fatores ambientais relevantes e a ocorrência de movimentos de massa numa região. É baseada no teorema de Bayes, que leva em conta a frequência com a que se apresentam os deslizamentos, seja em número ou percentagem da área, para obter a probabilidade dependente dos eventos prévios. Esse método pode ser usado com a divisão do terreno resultante da superposição de dois ou mais planos de informação de fatores desestabilizadores, a frequência de movimentos é calculado com a Equação (2.1) (Ramos, 2003):

$$FM = ai / at \quad (2.1)$$

onde,

FM: frequência dos Movimentos de Massa numa classe

ai = área instável dentro da classe

at = área total da classe

Desta forma, a probabilidade de ocorrer movimentos de massa numa classe é igual à sua FM. É possível definir também a frequência de movimentos de massa em toda a região estudada ((2.2):

$$FT = Ai / At \quad (2.2)$$

onde,

FT: frequência dos Movimentos de Massa na área total estudada

Ai: área instável dentro da área total estudada

At: área total estudada

Ao comparar as diferentes probabilidades condicionais das diferentes características ambientais coletadas na região pesquisada, com a probabilidade média de ocorrer movimentos de massa na área completa ((2.3), tem-se:

$$P(FM/FT) = FM / FT \quad (2.3)$$

Sendo assim, é possível agrupar o terreno em níveis diferentes de susceptibilidade. Na (2.3, um valor maior que 1 significa que o parâmetro em questão é desfavorável à estabilidade. No caso contrário (menor que um) significa que o mesmo é favorável. Na maioria das vezes em que a técnica é utilizada, são calculadas as probabilidades condicionais para cada fator por separado e depois somadas sequencialmente as probabilidades dos fatores presentes no ponto. O descrito anteriormente só é verdadeiro para dados não correlacionados, o que raramente acontece neste tipo de análise. Para serem obtidos resultados satisfatórios é necessário escolher uns poucos fatores relevantes.

Uma variante bastante utilizada da estatística univariada é a chamada de percentagem de zonas de rupturas que utiliza a superposição do mapa de declividade com o de geologia para obter a divisão do terreno. As unidades encontradas são numeradas e é calculada a percentagem de deslizamento no interior de cada uma. As percentagens obtidas são então classificadas em intervalos que representam níveis de susceptibilidade (Irigay et al., 1996). A técnica de percentagem de zonas de ruptura é a mais utilizada para avaliar a susceptibilidade aos movimentos de massa no mundo (Brabb, 1993). Assim definida, a metodologia não é estritamente estatística, mas é simples, razoavelmente boa e pode ser o ponto de partida para executar algum tipo de regressão.

O modelo estatístico multivariado é baseado na hipótese de que os fatores que causaram a instabilidade no passado gerarão deslizamento no futuro. O modelo linear geral assume a forma da (2.4):

$$L = B + B_1X_1 + B_2X_2 + \dots + B_mX_m + \varepsilon \quad (2.4)$$

onde L indica a maior ou menor probabilidade de ocorrer movimentos de massa em cada unidade testada, os X_i são os fatores predisponentes de entrada observados nos mapas, e os B_i são coeficientes estimados dos dados por meio de técnicas que dependem do modelo estatístico selecionado. B representa o ruído do modelo e ε o erro.

Nesse método o fenômeno espacialmente identificado é o resultado da relação de fatores dependentes, muitos dos quais são pouco conhecidos, desconhecidos ou não mapeáveis. De acordo com as circunstâncias citadas, o modelo obtido é apenas de tipo funcional (sem sentido físico), sendo chamado de modelo “caixa preta” (Aleotti & Chowdhury, 1999).

Um aspecto importante é a conversão de vários parâmetros de nominal a numérico (p.e. litologia ou tipo de uso do solo). Isso pode ser feito mediante a criação de variáveis booleanas ou fictícias (1 indicaria que o pixel está dentro de determinada classe e 0 que não) ou atribuindo valores numéricos baseados na percentagem relativa da área com deslizamentos em relação à área total da classe. Os dois métodos são similares, porém o segundo parece ser

mais aconselhado, porque evita a criação de numerosas variáveis fictícias e permite considerar o conhecimento prévio (Aleotti & Chowdhury, 1999).

O método estatístico multivariado é altamente sensível à qualidade e quantidade dos dados disponíveis, assim como a erros na identificação e localização dos deslizamentos. Quando o modelo é avaliado para uma área, não é possível extrapolar os resultados para as regiões vizinhas se elas não são de características semelhantes.

As técnicas estatísticas são geralmente consideradas as mais apropriadas para avaliar a susceptibilidade aos movimentos de massa nas escalas médias (1:10000 – 1:50000). Nesse nível de detalhe, é possível mapear com precisão as ocorrências passadas, e coletar informação suficiente sobre as variáveis consideradas relevantes (Dai et al., 2002).

2.5. PRINCÍPIOS DAS ANÁLISES DE SUSCEPTIBILIDADE

Segundo Varnes (1984) as hipóteses básicas que guiam os estudos de zoneamento com o objetivo de definir níveis de ameaça são:

- O passado e o presente são as chaves para o futuro: implica em dizer que as rupturas de encostas ocorrerão com maior probabilidade no futuro nas situações geológicas, geomorfológicas e hidrológicas que ocorreram no passado e no presente.
- Podem ser identificadas as principais condições que causam os movimentos de massas: as causas básicas que ocasionaram alguns movimentos de massa em lugares específicos foram estudadas. Algumas se referem a condições inerentes da rocha ou solo, na sua composição ou estrutura; outras, como a inclinação do terreno são relativamente constantes; ou variáveis, como a profundidade do lençol freático. Existem também variáveis transientes como a atividade sísmica.
- Podem ser estimados graus de ameaça: quando as condições e os processos são conhecidos, é possível estimar o grau de contribuição de cada fator e ter medições qualitativas ou quantitativas, ponto a ponto. A avaliação anterior pode ser feita por

simples metodologias subjetivas, até processos complicados que precisam da utilização do computador e de extensas bases de dados.

2.6. SISTEMAS DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA (SIG)

Os SIG são sistemas computacionais usados para o entendimento dos fatos e fenômenos que ocorrem no espaço geográfico. Sua capacidade de reunir uma grande quantidade de dados convencionais de expressão espacial, estruturando-os e integrando-os adequadamente, torna-os ferramentas essenciais para a manipulação das informações geográficas (Carvalho et al., 2000).

Dentro da ampla gama de aplicações, incluem-se temas como: agricultura, floresta, cartografia, cadastro urbano e redes de concessionárias (água, energia e telefonia).

Segundo Carvalho (2001), nas análises de risco as vantagens da utilização do SIG são:

- Velocidade de cálculo e viabilidade de implementar técnicas de cruzamentos de mapas.
- Os mapas podem ser atualizados facilmente quando se têm novas informações disponíveis.

As desvantagens encontradas são:

- A digitalização dos dados é demorada;
- Precisa-se de grande quantidade de variáveis de entrada para poder usar as ferramentas disponíveis

2.6.1. Estrutura de um SIG

Numa visão abrangente, pode-se indicar que um SIG tem os seguintes componentes: interface com usuário; entrada e integração de dados; funções de processamento gráfico e de

imagens; visualização e *plotagem*; armazenamento e recuperação de dados (organizados sob a forma de um banco de dados geográficos).

Estes componentes relacionam-se de forma hierárquica. No nível mais próximo ao usuário, a interface homem-máquina define como o sistema é operado e controlado. No nível intermediário, um SIG deve ter mecanismos de processamento de dados espaciais (entrada, edição, análise, visualização e saída). No nível mais interno do sistema, um sistema de gerência de bancos de dados geográficos oferece armazenamento e recuperação dos dados espaciais e seus atributos (INPE, 2003).

2.7. ESTABILIDADE DE TALUDES EM SOLOS

A estabilidade de obras de engenharia é definida usualmente em termos determinísticos, através de um FS. A escolha do método de análise mais adequado é um aspecto relevante a ser considerado, sendo função tanto da importância da obra quanto da qualidade dos dados disponíveis. Em casos de taludes naturais, a análise da estabilidade pode fazer uso também de técnicas probabilísticas, considerando que a escolha dos parâmetros mais relevantes está inevitavelmente sujeita a incertezas. Assim, o cálculo da segurança de um talude inclui erros e /ou imprecisões que são relativos não só aos parâmetros relevantes ao problema, mas também ao método de análise adotado (GeoRio, 1999)

Vários métodos para o cálculo de estabilidade de taludes aparecem na literatura (Bishop 1955, Morgenstern & Price (1965), Spencer 1967, Janbu (1968), Duncan 1996, Dawson et al 1999). Mas existe pouca investigação a respeito do zoneamento de estabilidade de taludes, devido a dificuldades no processamento de dados espaciais, tais como: ângulo do talude, elevação, aspecto, etc.

Vários autores, como Rahardjo et al (1995), Fourier et al (1999), Cho e Lee (2002), Montohar e Liao (2010), utilizam, na previsão de deslizamento de taludes, o modelo simplificado de talude infinito, que inclui variáveis do solo estáticas no tempo (C: coesão, γ : peso específico, ϕ : ângulo de atrito, β : inclinação do talude, h: altura do talude), e adotam a envoltória de resistência proposta por Fredlund et al (1978) para solos não saturados. Com o

método de talude infinito é possível abordar a estabilidade ou instabilidade de um talude fazendo uma relação entre as forças atuantes e resistentes, como se mostra na (2.5).

$$FS = \frac{\text{forças resistentes}}{\text{forças atuantes}} = \frac{f(c', \phi, \gamma, \dots)}{f(\text{peso talude, carregamentos externos, forças de infiltração, etc.})} \quad (2.5)$$

Uma vez definida a distribuição da sucção e os parâmetros de resistência, o cálculo do fator de segurança é uma tarefa simples. Mas para se ter representatividade da condição real, é preciso conhecer a distribuição espacial e temporal da pressão de poros. O cálculo de estabilidade deixa de ser uma análise única para um talude. Além disso, depende fundamentalmente da interação do talude com as condições climáticas associadas com a infiltração da água da chuva, a variação do nível freático ou outro mecanismo que altere a distribuição de pressão de poros no solo.

Em zoneamento de estabilidade de taludes duas classes de métodos podem ser reconhecidas: métodos estatísticos e modelos determinísticos.

Um dos métodos estatísticos, a estatística multivariada, analisa a relação entre a ocorrência de um escorregamento e os fatores relacionados (profundidade da camada do solo, resistência do solo, ângulo do talude, vegetação, etc.) e cria um índice de avaliação integrada para uma área piloto e logo prevê o risco de escorregamentos para uma área vizinha.

Os modelos determinísticos analisam o equilíbrio mecânico de um potencial bloco deslizando e calculam o fator de segurança do talude. Esses métodos estatísticos não têm significado mecânico, ao contrário dos modelos determinísticos, os quais consideram o equilíbrio de forças aplicadas no talude (forças atuantes e forças resistentes). São um método bom e razoável para um local individual. Sem embargo, utilizar o modelo determinístico em uma investigação de zoneamento regional de estabilidade de taludes pode ser difícil ou algumas vezes impossível, devido à dificuldade na obtenção, revisão e processamento de um pacote grande de dados espaciais, identificação de superfícies de deslizamento e monitoramento das pressões de poros. Um tópico importante de estudo nos últimos anos é a criação de mapas de risco em áreas montanhosas, partindo de uma limitada investigação *in-situ* (Zhou *et al.*, 2002).

Na Figura 2.2 observa-se um esquema dos métodos de zoneamento de estabilidade de taludes.

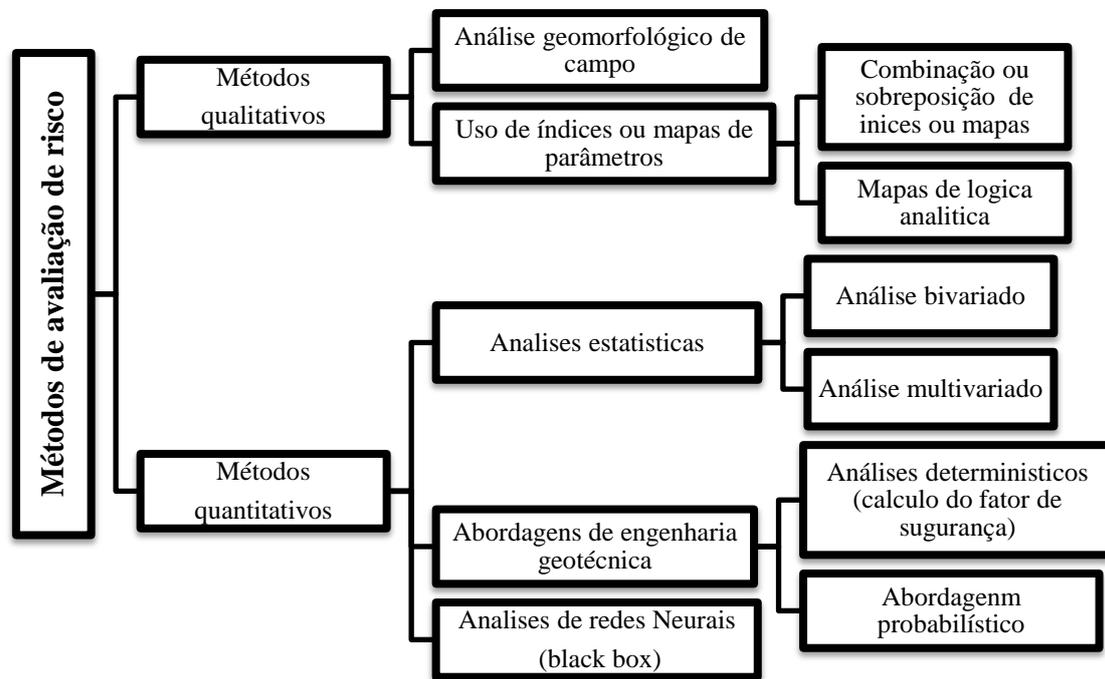


Figura 2.2 Classificação proposta de métodos de avaliação de risco de deslizamento de terra (modificado Aleotti & Chowdhury, 2007)

Nos métodos quantitativos encontra-se a técnica baseada em análises de redes neurais, considerada um modelo “caixa preta” (Aleotti & Chowdhury, 1999). Uma vantagem importante do método das RNAs é que não depende do tipo de distribuição estatística dos dados, viabilizando os trabalhos feitos por Pradhan, & Lee, 2007 e Caniani et al 2008, nos quais mediante uma RNA treinada com imagens de satélite de cobertura e uso do solo, declividade, aspecto, dados de chuva, curvatura e distancia de drenagem conseguiram, cada um, um mapa de ameaça para seus respectivos locais de estudo, tendo sido a correlação do primeiro maior que 80%.

Outro enfoque consiste nas formulações acopladas infiltração – deformação baseada no método dos elementos finitos e a teoria dos meios porosos apresentadas por Cho and Lee (2001), Alonso et al. (2003), Ehlers (2004), Garcia (2010). Esta teoria é usada para descrever o processo de infiltração no solo. Usando esta abordagem, Garcia (2010) analisou a geração de pressão de poros e deformações quando o solo é submetido a uma precipitação. Fiz

também um estudo paramétrico, incluindo intensidade de chuvas, curva característica e permeabilidade para observar as alterações na pressão de poros e nas tensões volumétricas.

A partir dos resultados numéricos, conclui-se que a geração de pressão de poros e a tensão volumétrica são controladas principalmente pelos parâmetros α e n' , que descrevem a curva característica do solo proposta por van Genuchten (1980). A comparação com os resultados de laboratório mostra que o método proposto pode descrever muito bem as características observadas durante as experiências de infiltração unidimensional de água em uma coluna de solo em camadas não saturadas.

2.8. INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

É o ramo da ciência que estuda o conjunto de paradigmas que pretendem justificar como um comportamento inteligente pode emergir de implementações artificiais, em computadores. O que pode ser considerado um sistema inteligente é, no entanto, ainda bastante polêmico (Garcia, 2004).

Um subterfúgio permite identificar sistemas inteligentes de forma indireta. Considera-se um programa de computador inteligente quando este realiza uma tarefa que, se fosse feita por um ser humano, seria considerada inteligente (Bauschpiess, 2002).

Sistemas complexos não devem ser confundidos com sistemas inteligentes. Assim, um robô manipulador que aplica pontos de solda na carroçaria de veículos, apesar de realizar uma sequência complexa de movimentos, não é considerado inteligente. Este robô apenas repete uma sequência de movimentos previamente armazenada. Falta a esse sistema a capacidade de se adaptar a situações completamente novas. Uma das características de sistemas inteligentes é justamente a capacidade de aprender e se adaptar a um ambiente desconhecido, ou a uma situação nova (Garcia, 2004).

Exemplos de sistemas inteligentes são os sistemas especialistas, a lógica fuzzy e as RNAs. O primeiro trabalha com a chamada lógica simbólica (não numérica); já os outros dois, com a lógica conexionista. A abordagem conexionista considera ser virtualmente impossível transformar em algoritmos diversas tarefas que a mente humana executa com

facilidade, como, por exemplo, reconhecer rostos ou compreender e traduzir línguas. Por esses motivos, o computador deve tentar reproduzir a capacidade do cérebro de se auto-organizar e aprender. As RNAs imitam a fisiologia do cérebro, enquanto a lógica difusa imita a psicologia (Bauschpiess, 2002).

2.9. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS (RNAs)

RNAs são sistemas paralelos distribuídos compostos por unidades de processamento simples (neurônios ou nodos) que calculam determinadas funções matemáticas (normalmente não lineares). Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. Na maioria dos modelos, essas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede. O funcionamento dessas redes é inspirado em uma estrutura física concebida pela natureza: o cérebro humano (Braga et al, 2000).

Embora as redes neurais apresentem algumas semelhanças com o cérebro humano, elas não pretendem modelá-lo. O cérebro humano é muito mais complexo e, infelizmente, uma grande parte das suas funções cognitivas é ainda hoje desconhecida.

Segundo Garcia (2004), pela forma como é realizado o processamento da informação, as redes neurais naturais e artificiais apresentam as seguintes características comuns: aprendizado e adaptação, generalização, processamento paralelo, estabilidade, armazenamento associativo de informação, processamento espaço-temporal de informação.

Elas reagem ao treinamento por inserção de dados, de modo a alterar o seu estado inicial, coisa que nenhum algoritmo convencional faz: elas podem aprender (Lees,1996).

2.9.1. PRINCIPAIS ARQUITETURAS DE RNAs

A definição da arquitetura de uma RNA é um parâmetro importante na sua concepção, uma vez que ela restringe o tipo de problema que pode ser tratado pela rede. Redes com uma única camada de nodos MCP, por exemplo, só conseguem resolver problemas linearmente

separáveis. Fazem parte da definição da arquitetura os seguintes parâmetros: número de camadas da rede, número de nós em cada camada, tipo de conexão entre os nós e tipologia da rede. Alguns exemplos de arquiteturas de RNA são apresentados na Figura 2.3

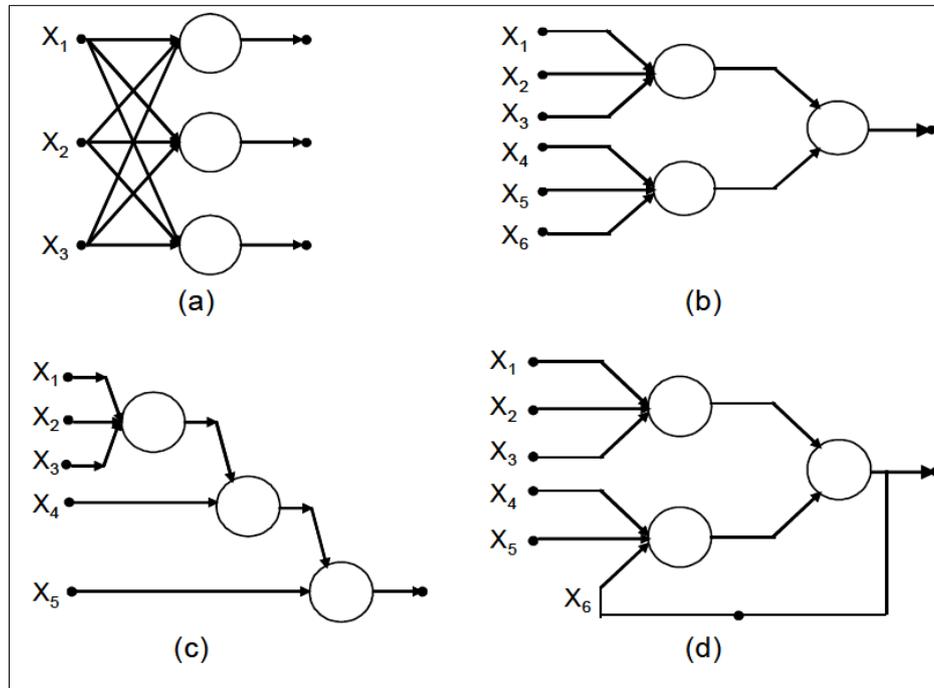


Figura 2.3 Principais arquiteturas de RNAs. Modificado de (Braga et al, 2000).

Quanto ao número de camadas, pode-se ter:

1. Redes de camada única: só existe um nó entre qualquer entrada e qualquer saída da rede. Figura 2.3 (a)
2. Redes de múltiplas camadas: existe mais de um neurônio entre alguma entrada e alguma saída da rede. Figura 2.3 (b), (c) e (d).

Os nós podem ter conexões do tipo:

1. *Feedforward*, ou acíclica: a saída de um neurônio na i -ésima camada da rede não pode ser usada como entrada de nodos e camadas de índice menor ou igual a 1. Figura 2.3 (a), (b) e (c).
2. Redes cuja saída final (única) é ligada às entradas. Elas comportam-se como autômatos reconhecedores de cadeias, onde a saída que é realimentada fornece o estado do autômato. Figura 2.3 (d).

As RNAs podem também ser classificadas quanto à sua conectividade:

1. Redes fracamente (ou parcialmente) conectadas. Figura 2.3 (b), (c) e (d).
2. Rede completamente conectada. Figura 2.3 (a).

2.9.2. Neurônios biológicos e artificiais

Os neurônios biológicos são divididos em três seções: *o corpo da célula*, os *dendritos* e o *axônio*, cada um com funções específicas, porém complementares. Os dendritos têm por função receber as informações – ou *impulsos nervosos* – oriundas de outros neurônios, e conduzi-las até o corpo celular. Ali, a informação é processada, e novos impulsos são gerados. Esses impulsos são transmitidos a outros neurônios, passando através do axônio até os dendritos dos neurônios seguintes. O ponto de contato entre a terminação axônica de um neurônio e o dendrito de outro é chamado de *sinapse*. É pelas sinapses que os nodos se unem funcionalmente, formando redes neurais. As sinapses funcionam como válvulas, e são capazes de controlar a transmissão de impulsos – isto é, o fluxo da informação – entre os nodos na rede neural. O efeito das sinapses é variável, e é esta variação que dá ao neurônio capacidade de adaptação. Os sinais oriundos dos neurônios *pré-sinápticos* são passados para o corpo do neurônio pós-sináptico, onde são comparados com os outros sinais recebidos pelo mesmo. Se o percentual em um intervalo curto de tempo é suficientemente alto, a célula “dispara”, produzindo um impulso que é transmitido para as células seguintes (nodos *pós-sinápticos*). Esse sistema simples é responsável pela maioria das funções realizadas pelo nosso cérebro. A capacidade de realizar funções complexas surge com a operação em paralelo de todos os 10^{11} nodos de nosso cérebro. (Braga et al, 2000).

Na Figura 2.4, apresentasse o modelo artificial de um neurônio típico em RNA, o qual inclui um sinal adicional *bias* (b) que favorece ou limita a possibilidade de ativação do neurônio. O processo sináptico é representado pelos *pesos* (w) que amplificam cada um dos sinais recebidos. A chamada função de ativação (f) modela a forma como o neurônio responde ao nível de excitação, limitando e definindo a saída da rede neural.

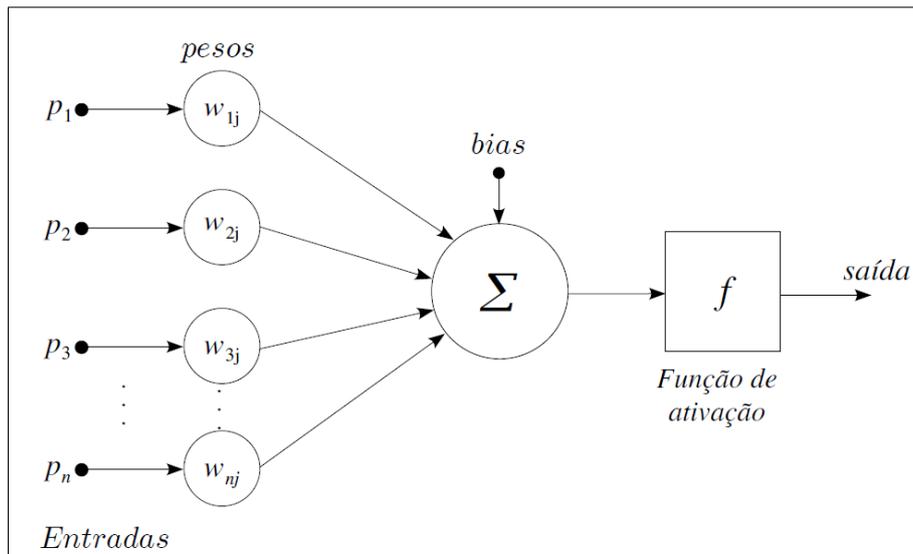


Figura 2.4 Modelo artificial de um neurônio (Haykin, 2001)

2.9.3. Funções de ativação

A função de ativação pode ter diferentes representações. Os três tipos básicos de função de ativação são: limiar, linear e sigmoide (Kasabov, 1998), explicadas como:

- Função limiar: se o valor de entrada supera certo limiar o neurônio se ativa; caso contrário, permanece inativo.
- Função linear: o valor de ativação aumenta linearmente à medida em que aumenta o valor do sinal de entrada; porém, a partir de certo limiar, a saída fica saturada atingindo e permanecendo no seu valor máximo.
- Função sigmoide: é uma função de transformação não linear com forma de S, que apresenta as seguintes características:
 - a) Limitada, ou seja, seus valores estão restringidos entre duas fronteiras;
 - b) Monotonamente crescente;
 - c) Contínua e suave, ou seja, diferenciável ao longo de todo o seu domínio.

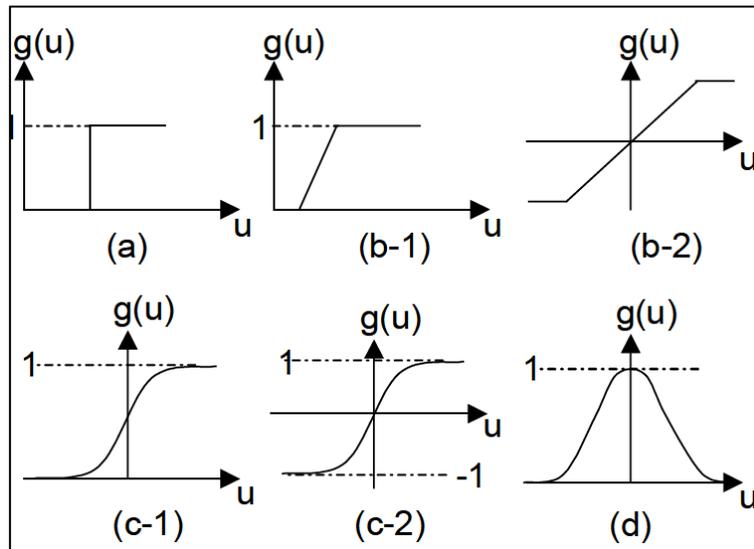


Figura 2.5 Funções de ativação mais usadas: a)limiar, b-1 e b-2)linear, c)sigmoide: logística c-1), tangente hiperbólica c-2), Gaussiana c-3). (Martinez, 2006)

2.9.4. Processo de aprendizagem

Aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros de uma rede neural são ajustados através de uma forma continuada de estímulo pelo ambiente no qual a rede está operando, sendo o tipo específico de aprendizagem realizada definido pela maneira particular como ocorrem os ajustes realizados nos parâmetros.

A propriedade que é de importância primordial para uma rede neural é a sua habilidade de *aprender* a partir de seu ambiente e de *melhorar* o seu desempenho a través da aprendizagem. A melhoria do desempenho ocorre com o tempo de acordo com alguma medida preestabelecida. Uma rede neural aprende sobre o seu ambiente através de um processo iterativo de ajustes aplicados a seus pesos sinápticos e níveis de bias. Idealmente, a rede se torna mais instruída sobre o seu ambiente, após cada iteração do processo de aprendizagem (Haykin, 1999).

Uma rede neural deve passar por uma etapa de aprendizagem, em que é entregue (etapa entrada) a ela um conjunto de dados que descrevem uma situação; ela extrai as características dos dados fornecidos (etapa oculta) e consegue reproduzir (etapa saída) respostas corretas, ou muito aproximadamente corretas para qualquer outro caso. Na Figura 2.6 observa-se o processo de aprendizagem de uma rede neural.

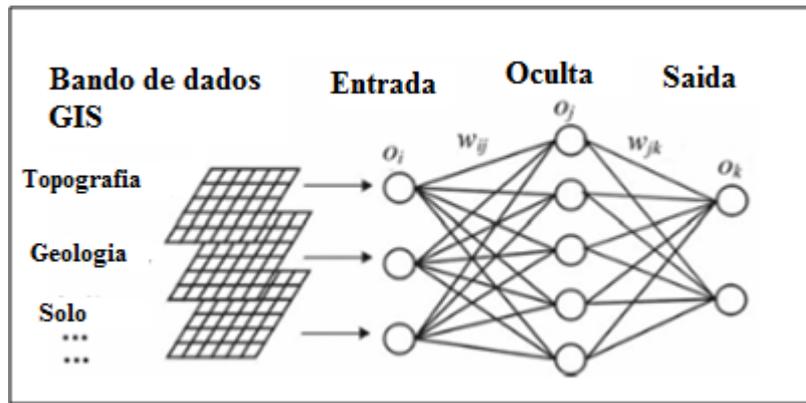


Figura 2.6. Processo de aprendizagem de uma rede neural (Pradhan B. & Lee S (2007))

O processo de aprendizagem é feito a partir de algoritmo de aprendizagem, onde os pesos sinápticos da rede são modificados de uma forma ordenada para alcançar o resultado desejado. A partir da informação contida em pares de entrada e saídas, contidas em um banco de dados, as RNAs devem “aprender” e generalizar o conhecimento contido nas amostras, de forma a responder de forma adequada quando entradas não presentes no conjunto de treinamento forem apresentadas a rede.

Isto é possível devido ao fato de que a formulação é baseada numa representação (simplificada) de uma rede real de neurônios. Dessa forma, problemas relacionados a reconhecimento de padrões podem ser solucionados através da implementação e uso adequados desta técnica.

A capacidade de *aprender* através de exemplos e de *generalizar* a informação aprendida é, sem dúvida, o atrativo principal da solução de problemas através de RNAs. A generalização, que esta associada à capacidade de a rede aprender através de um conjunto reduzido de exemplos e posteriormente dar respostas corretas para dados não conhecidos, é uma demonstração de que a capacidade das RNAs vai muito além de simplesmente mapear relações de entrada e saída. As RNAs são capazes de extrair informações não apresentadas de forma explícita através dos exemplos. Não obstante, as RNAs são capazes de atuar como mapeadores universais de funções multivariáveis, com custo computacional que cresce apenas linearmente com o numero de variáveis. Outra característica importante é a capacidade de auto-organização e de processamento temporal, que faz das RNAs uma ferramenta computacional extremamente poderosa e atrativa para a solução de problemas complexos. (Braga et al, 2000).

2.9.5. REDES MULTI LAYER PERCEPTRON (MLP)

As redes de uma só camada resolvem apenas problemas linearmente separáveis. A solução de problemas não linearmente separáveis passa pelo uso de redes com uma ou mais camadas intermediárias, ou ocultas. No entanto, a utilização de um grande número de camadas intermediárias não é recomendada (Braga et al, 2000), pois, cada vez que o erro medido durante o treinamento é propagado para a camada anterior, ele se torna menos útil ou preciso. A única camada que tem uma noção precisa do erro cometido pela rede é a camada de saída. A última camada intermediária recebe apenas uma estimativa sobre o erro. A penúltima camada intermediária, uma estimativa da estimativa, e assim por diante.

Com relação ao número de nós nas camadas intermediárias, este é em geral definido empiricamente.

O algoritmo mais conhecido para o treinamento deste tipo de redes é o algoritmo *back-propagation* o qual utiliza pares (entrada, saída desejada) para, por meio de um mecanismo de correção de erros, ajusta os pesos da rede. O treinamento ocorre em duas fases, sendo que cada fase percorre a rede em um sentido. Essas duas fases são chamadas de fase *forward* e fase *backward*. A fase *forward* é utilizada para definir a saída da rede para um dado padrão de entrada. A fase *backward* utiliza a saída desejada e a saída fornecida pela rede para atualizar os pesos de suas conexões.

A fase *forward* envolve os seguintes passos:

1. A entrada é apresentada à primeira camada da rede, a camada C^0 .
2. Para cada camada C^i a partir da camada de entrada:
Após os nodos da camada C^i ($i > 0$) calcularem seus sinais de saída, estes servem como entrada para a definição das saídas produzidas pelos nodos das camadas C^{i+1}
3. As saídas produzidas pelos nodos da última camada são comparadas às saídas desejadas.

A fase *backward* envolve as etapas listadas a seguir:

1. A partir da última camada, até chegar à camada de entrada:

Os nós da camada atual ajustam seus pesos de forma a reduzir seus erros.

O erro de um nó das camadas intermediárias é calculado utilizando os erros dos nós da camada seguinte conectados a ele, ponderados pelos pesos das conexões entre eles.

O algoritmo *back-propagation* é baseado na regra delta proposta por Widrow & Hoff (1960), sendo chamada de regra delta generalizada. Esse algoritmo propõe uma forma de definir o erro dos nodos das camadas intermediárias, possibilitando o ajuste de seus pesos. Os ajustes dos pesos são realizados utilizando-se o método do gradiente. Na literatura de análise numérica, a regra delta generalizada é conhecida como o “método de bola pesada”. Dito algoritmo procura minimizar o erro obtido pela rede, ajustando pesos para que eles correspondam às coordenadas dos pontos mais baixos da superfície de erro. Para isto, ele utiliza um método de gradiente descendente.

O gradiente de uma função está na direção e sentido em que a função tem taxa de variação mínima. Isto garante que a rede caminha na superfície na direção que vai reduzir mais o erro obtido. Para superfície simples, esse método certamente encontra a solução com erro mínimo. Para superfícies mais complexas, essa garantia não mais existe, podendo levar o algoritmo a convergir para mínimos locais. O algoritmo *back-propagation* fornece uma aproximação da trajetória no espaço de pesos calculados pelo método do gradiente descendente.

Um dos problemas enfrentados no treinamento de redes MLP diz respeito à definição de seus parâmetros. A seleção dos parâmetros de treinamento do algoritmo *back-propagation* é um processo tão pouco compreendido que é muitas vezes chamado de “magia negra”. Pequenas diferenças nesses parâmetros podem levar a grandes diferenças tanto no tempo de treinamento quanto na generalização obtida. Não é raro encontrar na literatura, para um mesmo problema, utilizando o mesmo método de treinamento, tempos de treinamento que diferem em uma ou mais ordens de magnitude (Haykin, 1999).

Uma dúvida que surge naturalmente diz respeito a quando parar de treinar a rede. Existem vários métodos para a determinação do momento em que o treinamento deve ser

encerrado. Estes métodos são chamados de *critérios de parada*. Os critérios de parada mais utilizados são (Braga et al, 2000):

1. Encerrar o treinamento após N ciclos.
2. Encerrar o treinamento após o erro quadrático médio ficar abaixo de uma constante.
3. Encerrar o treinamento quando a porcentagem de classificações corretas estiver acima de uma constante.
4. Combinação dos métodos acima.

Embora o anterior possa sugerir o contrário, o algoritmo *back-propagation* apresenta uma série de dificuldades ou deficiências que desestimulam uma maior disseminação de seu uso. O principal problema diz respeito à lentidão do algoritmo para superfícies mais complexas. Uma forma de minimizar este problema é considerar efeitos de segunda ordem para a gradiente descendente. Não é raro o algoritmo convergir para mínimos locais, os quais são pontos na superfície de erro que apresentam uma solução estável, embora sejam a saída correta. Algumas técnicas são utilizadas tanto para acelerar o algoritmo quanto para reduzir a incidência de mínimos locais:

- Utilizar taxa de aprendizagem decrescente
- Adicionar nos intermediários
- Utilizar um termo *momentum*
- Adicionar ruído aos dados.

Para acelerar o processo de treinamento e evitar mínimos locais, a adição de um termo *momentum* (Rumelhart & McClelland, 1986) é uma das técnicas mais utilizadas. É muito utilizada por ser uma técnica simples e efetiva. A inclusão do termo *momentum* aumenta a velocidade de aprendizado (aceleração), reduzindo o perigo de instabilidade. Esse termo pode acelerar o treinamento em regiões muito planas da superfície de erro.

Outro problema que ocorre durante o treinamento de redes MLP é a possível ocorrência de *overfitting*. O *overfitting* ocorre quando, após um certo ciclo de treinamento, a rede, ao invés de melhorar, começa a piorar a sua taxa de acertos para padrões diferentes

daqueles utilizados para o ajuste dos pesos. Diz-se então que a rede memorizou os padrões de treinamento, gravando suas peculiaridades e ruídos. Isto tem como resultados uma piora na capacidade de generalização da rede. Assim como para os problemas de lentidão e mínimos locais, existem alternativas para lidar com o problema de *overfitting*. As alternativas mais utilizadas para reduzir a ocorrência de *overfitting* são (Braga et al, 2000):

- Encerrar o treinamento mais cedo (quando o erro de validação começa a subir).
- Podar os pesos da rede.

Uma rede apresenta capacidade de generalização quando classifica corretamente padrões não utilizados no treinamento ou com ruído. A generalização ocorre através da detecção de características relevantes do padrão de entrada. Assim, padrões desconhecidos são atribuídos a classes cujos padrões apresentam características semelhantes. A generalização também permite a tolerância de falhas.

2.9.6. As redes neurais em engenharia civil

Recentemente, o uso das redes neurais artificiais como aproximadores universais tem se popularizado em todas as áreas da engenharia e das ciências no geral. As aplicações em engenharia civil começaram a aparecer a partir dos últimos anos da década de 80. Atualmente, o campo de aplicação é muito amplo, abrangendo tópicos como otimização de processos, simulação de processos construtivos, previsão de ameaça sísmica, classificação de sinais provenientes de testes não destrutivos, estimativa de custos de construção, engenharia de transporte, análise estrutural, tratamento de águas, recuperação de aquíferos, previsão de vazões, avaliação do potencial de liquefação de solos e muitas outras.

São muitos os fatores que têm contribuído para estimular o interesse nas redes neurais; o mais notável é a sua capacidade de aprendizado e generalização a partir de exemplos, para produzir soluções confiáveis a problemas complexos ainda que a informação de entrada esteja contaminada com dados imprecisos ou incompletos.

Outros fatores que têm contribuído para aumentar o interesse nas RNAs têm a ver com o rápido desenvolvimento de computadores cada vez mais poderosos, com a capacidade

necessária para manejar a grande carga computacional imposta pelos algoritmos de treinamento das RNAs (Flood & Kartam, 1994).

Adeli (2001) apresenta de maneira detalhada os trabalhos sobre redes neurais em engenharia civil publicados entre 1989 e 2000. A maior parte dos trabalhos está compreendida na área da engenharia estrutural: previsão de cargas em vigas, definição de seções de vigas de concreto, seleção dos elementos estruturais de edificações, problemas de mecânica de fraturas, avaliação de danos em elementos estruturais, previsão do comportamento de conexões estruturais, previsão da resistência de elementos estruturais, determinação da relação carga-deslocamento em elementos estruturais, otimização dos processos de execução de projetos estruturais, identificação de sistemas dinâmicos estruturais, criação eficiente e automática de malhas de elementos finitos para análise estrutural, previsão das propriedades mecânicas e térmicas de materiais compostos, modelagem constitutiva de concreto e materiais compostos em geral.

2.9.7. As redes neurais em geotecnia

Em engenharia geotécnica, as aplicações mais comuns estão relacionadas com a caracterização e classificação de solos, fundações, recalques, escavações, estabilidade de taludes, reforço de solos, água subterrânea, dinâmica de solos e mineração (Shahin *et al.*, 2001).

O trabalho de Martinez & Farias (2004) apresenta a utilização das RNA para modelar comportamentos tensão-deformação de materiais geotécnicos (no caso, as areias).

Chissolucombe (2009) utiliza RNA para a estimativa de deslocamentos e danos induzidos por escavações subterrâneas numa situação real ocorrida durante a escavação do Metrô de Brasília.

Em estabilidade de taludes, encontram-se os trabalhos de Ni *et al.* (1996) e Neaupane & Achet (2004) nos quais são relacionados vários fatores predisponentes com os deslizamentos. Ambos os trabalhos incorporam o fator detonante chuva como dado de entrada no modelo

neural. O objetivo dos trabalhos foi avaliar a estabilidade individual dos taludes. Não foi utilizada a ferramenta SIG nem encontrada a susceptibilidade numa região.

A combinação de SIG com redes neurais tem sido utilizada por Pijanowski *et al.* (2002) para prever as mudanças do uso do solo numa região, baseado em um grupo de fatores relevantes.

Garcia (2004) elabora uma avaliação quantitativa da susceptibilidade aos movimentos de massa para a cidade de Medellín (Colômbia) utilizando sistemas de informação geográfica. Para a medição da susceptibilidade, utiliza 9 fatores predisponentes: litologia, geomorfologia, uso do solo, distância a estruturas da rocha, distância a linhas de drenagem, curvatura das encostas, declividade, elevação (hipsometria) e mapa de inventário de deslizamentos. A informação foi dividida em planos de informação, um por cada fator predisponente. Ditos planos foram divididos também em classes que representam superfícies homogêneas do terreno. Para atribuir valores aos fatores predisponentes e às suas classes, utiliza a RNA para estimar os pesos mediante um processo de aprendizado. As RNAs adquirem o conhecimento por meio da apresentação sucessiva de dados de treinamento (grupo de fatores predisponentes e presença/ausência de movimentos de massa), ajustando os pesos dos diferentes nodos entre as iterações (épocas) até atingir um erro mínimo.

Embora a utilização de redes neurais para atribuir susceptibilidade seja citada como metodologia válida (Carrara et al, 1995), não existem na literatura técnica muitos trabalhos que abordem o tema.

3. LOCAL DE ESTUDO

O local de estudo será uma área piloto no setor denominado Pajarito, localizado na encosta NW da cidade de Medellín-Colômbia a qual esta indicada na Figura 3.1

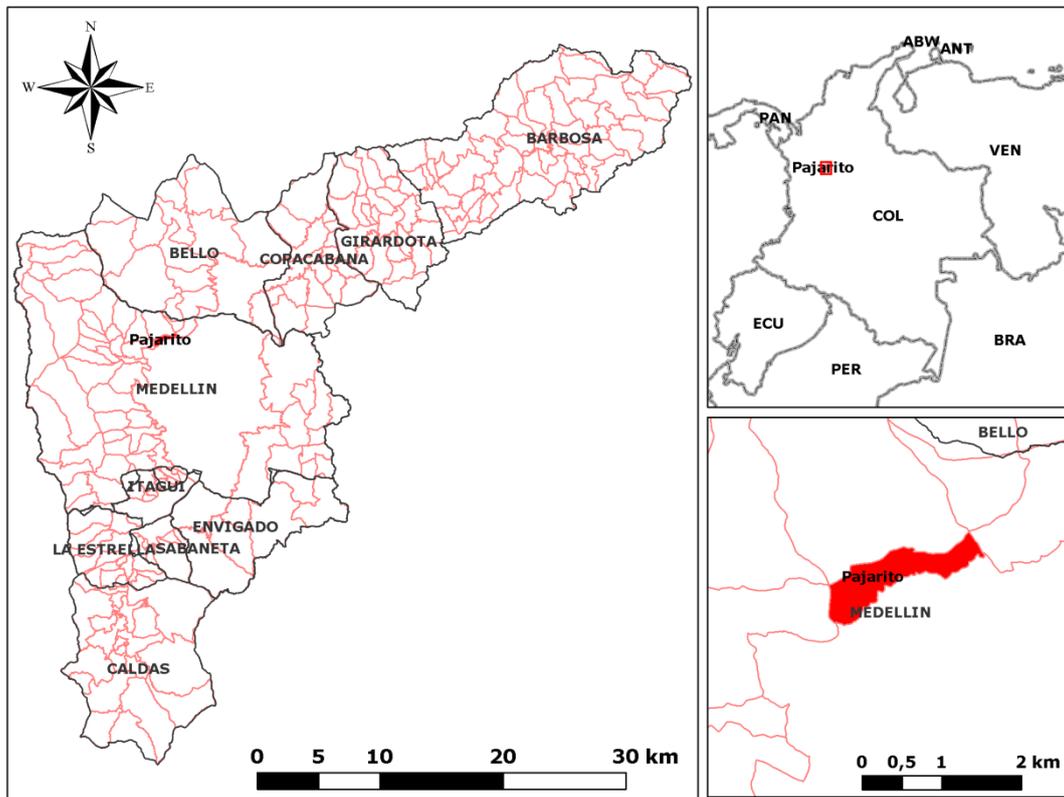


Figura 3.1. Localização área de estudo.

O Município de Medellín encontra-se localizado na zona noroeste da Colômbia aproximadamente a 1550m de altitude, na chamada cordilheira central, nos Andes Colombianos (AREA, 2002). Com uma população projetada de 2368282 habitantes (projeção a Junho de 2011 - DANE) é considerada a segunda maior cidade do país.

A área urbana do Município (e grande parte de sua área total) se encontra no chamado Vale de Aburrá, que é cruzado pelo rio Medellín. O desenvolvimento urbano foi concentrado na zona baixa e mais plana do vale, porém o alto crescimento da cidade nas últimas décadas impulsionou a expansão da população em direção às encostas, especialmente representada por pessoas de baixa renda, Figura 3.2.

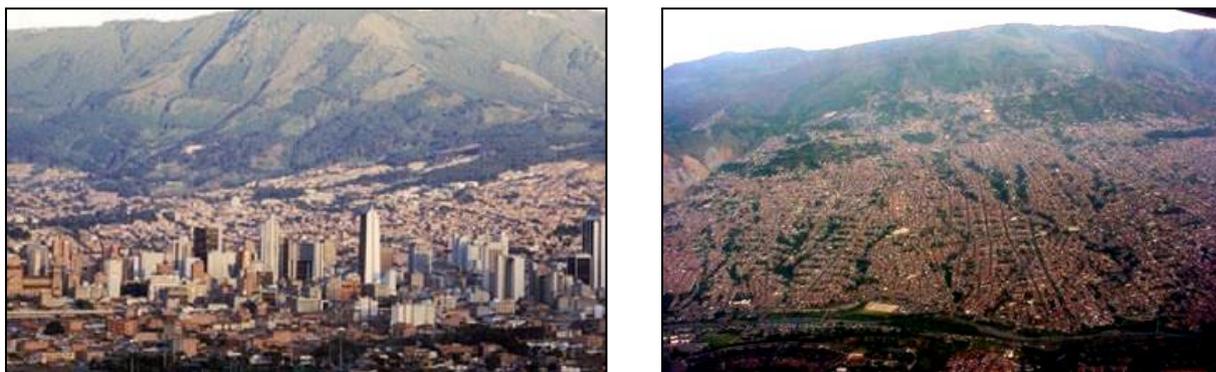


Figura 3.2 Fotografias da cidade de Medellín.

No Vale de Aburrá, além de Medellín, estão localizadas mais cinco cidades, que conformam a chamada Área Metropolitana de Medellín. O Município de Medellín tem 376 km² de extensão, enquanto a área urbana atinge 110 km². A temperatura média anual é de 22°C.

Na região analisada, nos últimos anos, foram realizados dois relatórios de microzoneamento sísmico, (SINPAD, 1999 e AREA, 2002), um estudo de avaliação quantitativa da ameaça, vulnerabilidade e especialmente do risco (Isaza - Restrepo, 2011), e outro de avaliação quantitativa da susceptibilidade aos movimentos de massa utilizando sistemas de informação geográfica (Garcia, 2004)

Os estudos de microzoneamento sísmico foram executados devido à necessidade de avaliar a susceptibilidade das cidades colombianas aos sismos, frequentes nessa parte do continente. O primeiro estudo foi concentrado na área urbana de Medellín (SINPAD, 1999) onde foi necessária pesquisa e atualização de todos os dados existentes sobre geologia, geotecnia, hidrologia, etc. Essa investigação incluiu recopilação de informação de perfurações com fins geotécnicos e realização de outras. Os mapas foram elaborados numa plataforma SIG e obtiveram as cartas de efeitos locais e acelerações devidas ao sismo e de susceptibilidade aos movimentos de massa associada a sismo. O segundo estudo incluiu os seis municípios que conformam a Área Metropolitana de Medellín, incluída a própria cidade de Medellín (AREA, 2002). Para se ter uma ideia da dimensão desse projeto, para sua realização foi necessária uma equipe interdisciplinar de 32 profissionais de diferentes áreas (no quadro principal engenheiros civis e geólogos, mas também profissionais da área social), entre os quais se encontravam sete mestres e dois doutores. Os relatórios de microzoneamento

foram realizados por uma parceria entre universidades públicas e particulares, instituições governamentais da área geológica e a empresa privada.

O trabalho de Isaza - Restrepo (2011), consistiu na avaliação quantitativa da ameaça, vulnerabilidade e especialmente do risco total de 120 projetos relacionados a movimentos de massa utilizando diferentes metodologias para cada uma das avaliações. Para o cálculo da ameaça em termos de probabilidade de ruptura, utilizou-se a metodologia da confiabilidade com a aplicação de métodos, como Primeira Ordem e Segundo Momento (FOSM) e as estimativas pontuais (Rosenblueth). Os dados de entrada básicos para o desenvolvimento da metodologia foram à coesão, o ângulo de atrito e o peso específico do solo, permitindo o uso de programas e métodos de avaliação da estabilidade de taludes como SLIDE e Morgenstern & Price, respectivamente. Quanto à metodologia da vulnerabilidade foi estruturada da combinação entre a metodologia de Botero-Fernandez (2009) para as estruturas, baseada em indicadores, avaliadores e árvores de decisão das informações obtidas diretamente da cidade de Medellín. Por outro lado, foi utilizada a metodologia do Uzielli et al. (2008) para avaliar a vulnerabilidade das pessoas, na qual os elementos-chave são a intensidade do deslizamento e a fragilidade das estruturas. Com relação ao risco total foi calculado utilizando uma abordagem quantitativa, multiplicando a probabilidade de ruptura com as perdas prováveis em termos de custos e vidas em cada um dos projetos. A metodologia foi aplicada na cidade de Medellín (Colômbia) para 120 projetos selecionados, localizados nas encostas que apresentam maior índice de ameaça. As informações básicas utilizadas foram obtidas a partir de estudos de mecânica de solos, geológicos e geotécnicos armazenados em universidades, entidades governamentais e empresas de consultoria. Os resultados foram formulados como curvas ou gráficos de risco total aceito na cidade de Medellín, tendo como base de comparação as curvas F-N (F a frequência de acidentes, N representa o número de vítimas mortais). Finalmente, foi formulada uma proposta de risco aceitável para a cidade considerando as suas particularidades físicas e sociais.

O trabalho de Garcia (2004), consistiu na avaliação quantitativa da susceptibilidade aos movimentos de massa utilizando sistemas de informação geográfica. Para a medição da susceptibilidade foram utilizados nove fatores predisponentes: litologia, geomorfologia, uso do solo, distância a estruturas da rocha, distância a linhas de drenagem, curvatura das encostas, declividade, elevação (hipsometria) e mapa de inventário de deslizamentos. A informação foi dividida em planos de informação, um por cada fator predisponente. Os planos

de informação foram divididos também em classes que representam superfícies homogêneas do terreno. Para atribuir valores aos fatores predisponentes e as suas classes foi utilizada a ferramenta computacional das RNAs, que estima os pesos mediante um processo de aprendizado. As RNAs adquirem o conhecimento por meio da apresentação sucessiva de dados de treinamento (grupo de fatores predisponentes e presença/ausência de movimentos de massa), ajustando os pesos dos diferentes nodos entre as iterações até atingir um erro mínimo. Para essa avaliação cada plano de informação foi dividido em uma malha regular de pontos espaçados a cada 50m. O modelo foi aplicado na cidade de Medellín (Colômbia). A informação básica utilizada foi obtida dos estudos de microzoneamento sísmico anteriormente mencionados e na execução da dissertação se produziram várias cartas derivadas. Identificaram-se os parâmetros predisponentes mais importantes para modelar os movimentos de massa (geologia, uso do solo, geomorfologia e altitude) e executou-se uma carta de susceptibilidade para Medellín que teve uma percentagem de deslizamentos corretamente identificados superior a 75%. A carta obtida pode servir como elemento de decisão para planejadores e engenheiros e a metodologia apresentada pode ser utilizada em outros ambientes montanhosos.

4. METODOLOGIA

A metodologia utilizada nesta pesquisa, resumida na Figura 4.1, possui três etapas. Na primeira são coletadas, organizadas e processadas as informações do local de estudo, a fim de se ter uma caracterização morfológica, meteorológica e geotécnica do local de estudo. Na segunda, são feitas as análises numéricas do processo de infiltração de chuva no solo e a estabilidade de encostas. Por fim, na terceira etapa, é treinada, validada e verificada a RNA.

A continuação descreve-se com mais detalhe estas etapas.

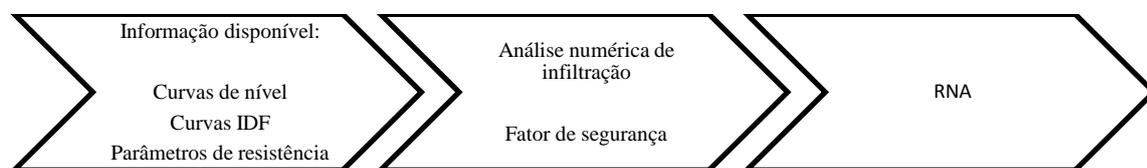


Figura 4.1 Metodologia geral de estudo

4.1. ETAPA 1: COLETA, ORGANIZAÇÃO E PROCESSAMENTO DA INFORMAÇÃO DISPONÍVEL.

4.1.1. Curvas de nível e declividade

O projeto SIGMA cedeu as curvas de nível da prancha 152, a qual se configura o local de estudo. Tais curvas encontram-se em escala 1:2000. As cotas altimétricas abrangem uma amplitude do relevo de 444m, a partir de uma altitude mínima de 2016m no extremo inferior direito até os 2460m na borda superior esquerda. No Anexo 7 encontram-se as curvas de nível cedidas.

Foi elaborado, a partir do Modelo Numérico de Terreno (MNT) proveniente da topografia, o Modelo Digital de Elevação (MDE) de declividade com tamanho de pixel de 10m. Considerando que se tem uma ampla variação da declividade (desde 0% até maiores que 100%) e considerando ainda a classificação feita por Garcia (2004) para as declividades onde ocorre a maioria de escorregamentos na mesma região de estudo, as declividades obtidas no MDE foram agrupadas em nove classes, visando a uma classificação com intervalos menores

para as declividades menores e intervalos maiores para as declividades maiores. Uma vez fixados os intervalos, foram escolhidas as declividades, para as quais foram feitas as análises numéricas de infiltração e estabilidade de taludes como sendo o limite superior de cada classe.

4.1.2. Chuva

A análise estatística das intensidades máximas permite obter curvas que indicam quais são as intensidades máximas associadas a diferentes períodos de retorno e durações dos eventos de precipitação. Essas curvas são chamadas de Intensidade – Duração – Frequência (IDF).

A entrada meteorológica no modelo de rede neural esta representada pela chuva, a qual foi obtida utilizando as curvas IDF da estação pluviométrica San Cristóbal pertencente à Empresas Publicas de Medellin (EPM). A EPM possui, instaladas na área metropolitana de Medellín, 20 estações pluviográficas, que tem funcionado durante vários anos. A mais antiga delas têm informações desde o ano de 1948 e tem sido a base para diferentes projetos hidrológicos que realizam EPM, escritórios de consultoria, universidades e pessoas particulares.

As curvas IDF da área metropolitana de Medellín foram construídas no ano de 1991, para catorze estações. As curvas foram obtidas a partir da informação que graficamente a EPM havia coletado nas estações pluviográficas desde suas datas de instalação até o ano de 1989. Devido à pouca resolução temporal dos registros gráficos e à forma como estes se processavam, as intensidades para curtas durações apresentam dados inexatos. Desde o ano de 1995, a EPM adquiriu uma base de dados desenvolvida pela empresa australiana HYDSYS, que possui ferramentas de processamento as quais permitem salvar digitalmente, com maior resolução temporal, os registros das variáveis hidrológicas como séries de tempo, melhoram o arquivo da informação e sua análise para os estudos hidrológicos. Posteriormente, no ano de 1998, foram adquiridos medidores digitais, que, diferentemente dos medidores gráficos ou analógicos, permitem capturar os dados com maior precisão para intervalos de tempo pequenos, e armazená-los diretamente na base de dados.

Dentre as estações pertencentes à EPM, a estação San Cristóbal, que se encontra nas proximidades do local de estudo, numa altitude de 1890m, possui registros desde agosto de 1949, apresentando os parâmetros empíricos que determinam as curvas IDF para os períodos de retorno de 2.33, 5, 10, 20, 50 e 100 anos. A IDF e os parâmetros encontram-se no Anexo 5.

Uma vez que se conheciam os parâmetros empíricos das curvas IDF, foram fixados cinco tempos de duração de chuva (D): 20, 40, 60, 80, 100min, assim como quatro períodos de retorno (Tr): 2.33, 10, 50 e 100 anos, e obteve-se a respectiva intensidade (I) para cada combinação. A quantidade de durações de chuva e períodos de retorno foi fixada a fim de se apresentar uma série de exemplos abrangentes da IDF para o processo de aprendizagem da RNA. No Anexo 5 encontram-se as respectivas intensidades.

4.1.3. Caracterização geotécnica

A presente pesquisa tomou a curva característica solo-água feita por Lobo (2012) apresentada no Anexo 6, além do ensaio de cisalhamento feito por INTEGRAL (2010) mostrado na Figura 5.8. Os autores citados trabalharam com avanço da frente úmida do solo e com análise local de estabilidade de encostas, respectivamente.

4.2. ETAPA 2: ANÁLISE NUMÉRICA DE INFILTRAÇÃO E ESTABILIDADE DE ENCOSTAS

4.2.1. Análise numérica de infiltração

A análise de fluxo em solos não saturados é fundamental para o entendimento de mecanismos de infiltração em encostas. O processo de infiltração pode ser compreendido e modelado utilizando os conceitos de mecânica do contínuo e as propriedades de solos não saturados, que estabelecem suas características de armazenamento e de percolação de água. Além do fluxo de água, outro mecanismo de fluxo relevante é o fluxo de ar. O ar e a água do solo possuem características tanto de imiscibilidade quanto de miscibilidade. A água pode ser encontrada no ar do poro do solo na forma de vapor. Ao mesmo tempo, a grande parcela de água, que ocupa os vazios do solo, compete por espaço com o ar livre. As pressões relativas

de ambas as fases acabam por interferir no fluxo e no volume armazenado. (Camapum de Carvalho, 2012).

A modelagem do fluxo em solos não saturados se baseia em hipóteses fundamentais adotadas no desenvolvimento teórico, no estabelecimento de variáveis de estado adequadas e na adoção de leis fundamentais de conservação de massa.

A finalidade dessas análises numéricas é obter o perfil de poropressão depois de findada cada uma das chuvas em cada uma das encostas analisadas, representadas pela declividade. Para tal fim, foi utilizado o código de elementos finitos preparado no laboratório de geomecânica da Universidade de Kyoto, apresentado na tese de doutorado de Garcia (2010). O referido método numérico baseia-se no conceito fundamental da teoria de meios porosos. Assume-se que os materiais são constituídos por sólidos, água e ar e presume-se que sejam distribuídos continuamente ao longo do espaço na escala macroscópica.

A tensão da matriz sólida, a qual é determinada a partir da diferença entre a tensão total e a pressão média do fluido, é utilizada para a variável de tensão nas equações governantes. Além disso, os parâmetros constitutivos são função da sucção matricial, com a qual se descreve o encolhimento ou a expansão da superfície limite de pré-adensamento e a superfície de escoamento estática. As variáveis independentes são a pressão da água, a pressão do ar dos poros e a velocidade nodal. Na formulação de elementos finitos, é utilizado como elemento um quadrilátero de oito nós com uma integração reduzida de Gauss para o deslocamento; os quatro vértices do quadrilátero são utilizados para os cálculos de pressão de água e de ar nos poros. O método das diferenças finitas atrasadas é utilizado para a discretização do tempo.

No código citado, a relação saturação-sucção é dada pela equação de ajuste para a curva característica solo-água proposta por Van Genuchten (1980), apresentada na (4.1

$$s_{re} = \{1 + (\alpha P^c)^{n'}\}^{-m} \quad (4.1)$$

na qual α , n' , e m são parâmetros do material, e é assumida a relação $m=1-1/n'$. $P^c=P^G - P^W$ é a sucção e s_{re} é a saturação efetiva, como mostrado na (4.2:

$$s_{re} = \frac{s - s_{min}}{s_{max} - s_{min}} \quad (4.2)$$

onde s_{max} e s_{min} são os valores limites de saturação máxima e mínima, respectivamente.

Os parâmetros de entrada anteriormente descritos foram tomados dos ensaios feitos na dissertação de Lôbo (2012) no mesmo local de estudo. A área de estudo do citado autor e a área de estudo do presente trabalho estão delimitadas dentro da mesma unidade geológica, mostrada no Anexo 7, garantindo assim que não haverá variabilidade espacial dos parâmetros.

4.2.2. Estabilidade de encostas

Com as análises numéricas de infiltração, anteriormente descritas, tem-se o valor da poropressão em cada um dos perfis ao finalizar cada uma das precipitações tomadas da IDF.

Além disso, têm-se parâmetros geométricos e, adicionando os parâmetros de resistência, é possível fazer uma relação entre as forças atuantes e as forças resistentes em todos os diferentes cenários de combinação de declividade com chuva, o que resulta num valor de fator de segurança.

A Figura 4.2 esquematiza o diagrama de corpo livre que será utilizado para obter o fator de segurança.

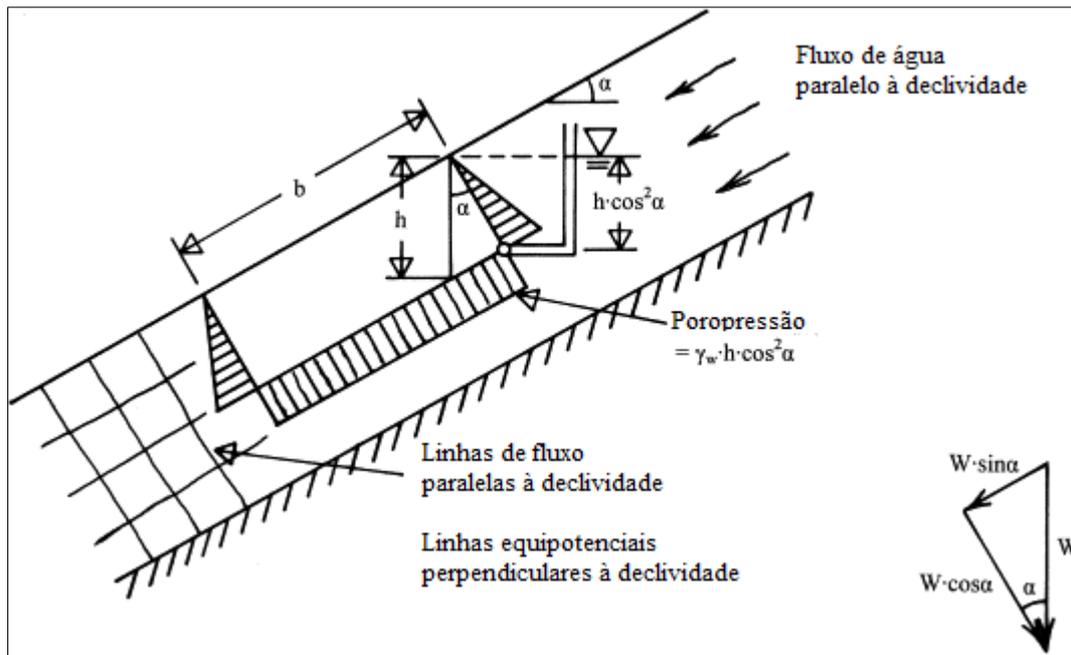


Figura 4.2. Diagrama de corpo livre talude infinito. (Modificado Lade 2010).

A água que entra na encosta é dirigida paralelamente à superfície por uma camada impermeável a certa profundidade. A altura piezométrica da água está na superfície inclinada do solo, as linhas de fluxo são paralelas à declividade, e as linhas equipotenciais são perpendiculares à declividade. A pressão da água é, por conseguinte, zero na superfície do solo e aumenta com a profundidade, tal como indicado na Figura 4.2

Na profundidade vertical h , a pressão da água é calculada seguindo a (4.3):

$$u = \gamma_w h (\cos \alpha)^2 \quad (4.3)$$

O peso total do bloco, com profundidade $h \cos \alpha$ e longitude b são calculados com a (4.4):

$$W = \gamma_{sat} b h \cos \alpha \quad (4.4)$$

onde γ_{sat} é o peso específico saturado do solo. As forças laterais paralelas à encosta, nas duas extremidades do corpo livre, são opostas e iguais em grandeza num talude infinito, de tal forma que quando se faz o equilíbrio elas se anulam.

Assim, apenas a força vertical W e a pressão da água u dirigidos perpendicularmente à base são considerados no equilíbrio de forças do bloco. A força vertical W é decomposta em duas componentes: uma paralela e outra perpendicular à declividade, como mostrado na Figura 4.2. Esses componentes são então empregados na determinação da tensão cisalhante " τ " ((4.5) e da tensão normal efetiva " σ' " ((4.6) na base do bloco.

$$\tau = \frac{W \sin \alpha}{b} = \gamma_{sat} h \cos \alpha \sin \alpha \quad (4.5)$$

$$\sigma' = \frac{W \cos \alpha}{b} - u(\cos \alpha)^2 = \gamma_{sat} h(\cos \alpha)^2 - u(\cos \alpha)^2 \quad (4.6)$$

4.2.2.1. Componentes da força de cisalhamento

A resistência ao cisalhamento dos solos é devida à contribuição da porção granular e da porção de argila presente no solo. A porção granular apresenta uma resistência de atrito que diminui com o aumento da pressão confinante, porque em vez dos grãos se moverem um sobre o outro, as partículas começam a se esmagar. Em tensões muito elevadas, a resistência de atrito entre as partículas impede o deslizamento entre elas, fazendo com que o esmagamento se torne o principal modo de deformação. Assim, a taxa de aumento na força de cisalhamento diminui com o aumento das tensões normais; por conseguinte, a envoltória da tensão de cisalhamento é curva (Lade, 2010).

A resistência ao cisalhamento entre partículas de argila também se manifesta pela resistência ao atrito devido às tensões normais entre partículas. No entanto, uma vez que as partículas de minerais de argila são eletricamente carregadas, existe a possibilidade de uma resistência ao cisalhamento adicional na tensão normal zero, devido à atração eletrostática e eletromagnética, conforme explicado por Mitchell e Soga (2005). Contudo, eles indicam que a magnitude da coesão efetiva, incluído a adesão entre as partículas causada pelas forças eletrostáticas, é tão pequena que não pode ser medida em ensaios laboratoriais convencionais. Coesão verdadeira, portanto, não está presente no solo, a menos que este seja cimentado.

Ate aqui, está claro que não existe coesão efetiva em solos de nenhum tipo, conduzindo a uma envoltória de ruptura curva, especialmente a baixas tensões de confinamento.

Escorregamentos superficiais acontecem em profundidades de 0,5m - 3,0m (Montrasio, 2008). Nessas profundidades, a tensão normal efetiva é da ordem de 5 a 20 KPa. Esse intervalo está abaixo do intervalo de tensões nas quais os corpos de prova são comumente testados para projetos de estabilidade de encostas. Parâmetros de resistência são usualmente obtidos com um valor mínimo de tensão efetiva normal, aproximadamente de 50 KPa. O critério de falha de Mohr Coulomb com parâmetros de resistência c' e ϕ' para ensaios convencionais, superestima a resistência da tensão cisalhante para baixas tensões normais, às vezes por um fator de 2, no intervalo de tensões que é importante para análises de falhas superficiais. O resultado do ensaio de cisalhamento direto, interpretado em termos do critério de falha de Mohr Coulomb, não é apropriado para o estudo de estabilidade superficial de encostas, porque o intervalo de tensões efetivas normais, na prática, não é usado em ensaios laboratoriais (Lade, 2010).

A envoltória de ruptura curva sem coesão efetiva pode ser modelada por uma função potencial simples da forma da (4.7)

$$\left(\frac{s}{P_a}\right) = a \left(\frac{\sigma'}{P_a}\right)^b \quad (4.7)$$

na qual a e b são números adimensionais e P_a é a pressão atmosférica nas mesmas unidades que s e σ' . Para encontrar os valores de a e b, é tomado logaritmo em ambos os lados da (4.7), para produzir uma expressão que represente uma linha reta na escala log-log ((4.8):

$$\log\left(\frac{s}{P_a}\right) = \log(a) + b \log\left(\frac{\sigma'}{P_a}\right) \quad (4.8)$$

Na Figura 4.3 apresenta-se um esquema para a determinação dos parâmetros a e b para a função potencial proposta.

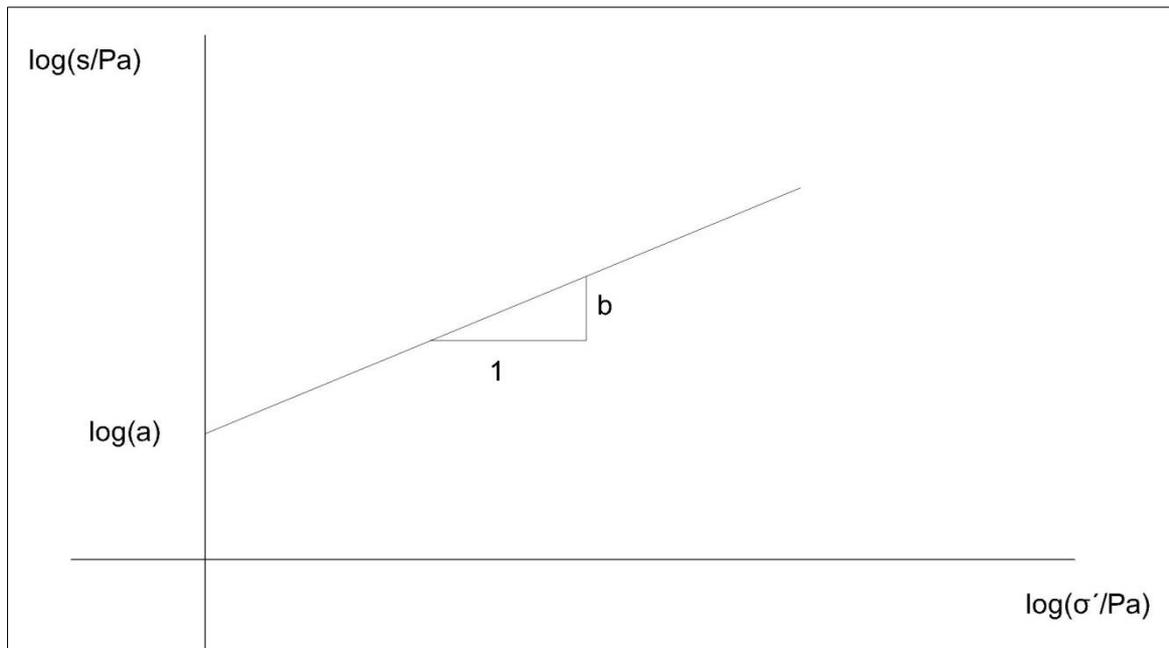


Figura 4.3. Determinação gráfica do parâmetro a.

O valor do parâmetro a é o valor para $\left(\frac{s}{Pa}\right)$ quando $\log\left(\frac{\sigma'}{Pa}\right) = 0$, e b é a inclinação geométrica da linha reta.

Fazendo a relação entre as forças atuantes (τ) e as forças resistentes (s) chega-se a uma equação de fator de segurança de talude infinito, mostrada na (4.9).

$$FS = \frac{s}{\tau} = \frac{aPa \left(\frac{\sigma'}{Pa}\right)^b}{\gamma_{sat} h \cos(\alpha) \sin(\alpha)} = \frac{aPa \left[\frac{\gamma_{sat} h (\cos \alpha)^2 - u (\cos \alpha)^2}{Pa} \right]^b}{\gamma_{sat} h \cos(\alpha) \sin(\alpha)} \quad (4.9)$$

A equação de fator de segurança anteriormente apresentada foi aplicada para h aproximadamente a cada 0.3m de profundidade, num perfil vertical em cada encosta estudada, para cada chuva.

Uma vez que se tem a variação do fator de segurança com a profundidade e com a chuva, é possível fazer um gráfico de fator de segurança versus profundidade e, mediante uma regressão potencial da forma da (4.10), pode-se obter em todos os casos um gráfico como o apresentado na Figura 4.4

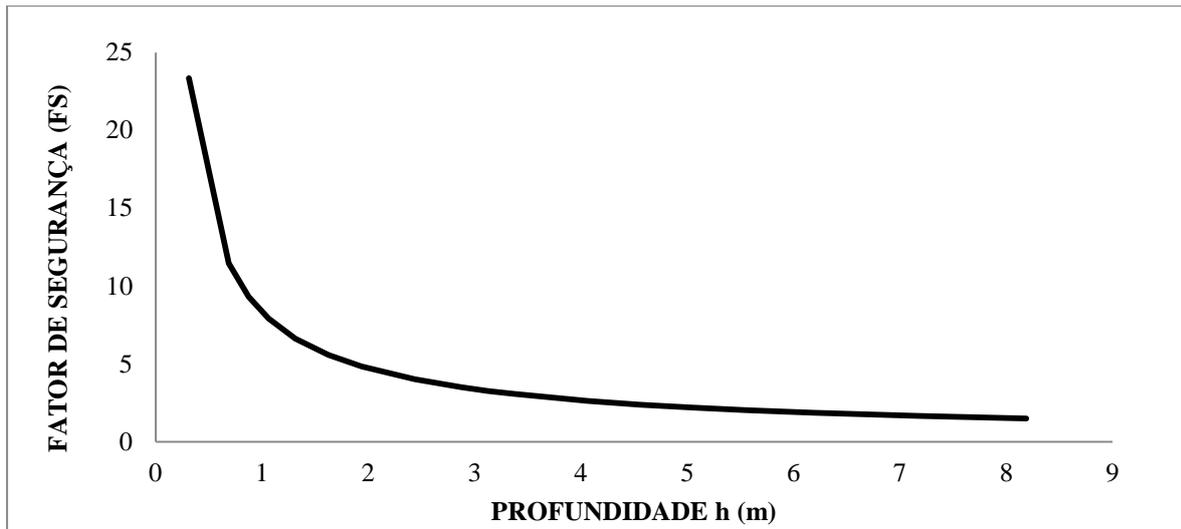


Figura 4.4. Esquema da regressão potencial do fator de segurança versus profundidade

$$FS = Ah^B \quad (4.10)$$

4.3. ETAPA 3: MODELO DE RNA

No presente trabalho, utilizou-se uma RNA do tipo perceptron multicamadas com algoritmo de retro-propagação do erro. Segundo Falaschi et al (2009) são as melhores e as mais usadas para a modelagem de problemas como o proposto no presente trabalho. Como um aproximador universal de funções, um perceptron de múltiplas camadas pode ser visto como um veículo prático para realizar um mapeamento não linear de entrada-saída de natureza geral. No entanto, a definição da arquitetura ótima para um problema específico de aproximação não é uma questão trivial, obrigando o usuário a testar sistematicamente diferentes arquiteturas até conseguir uma que apresente as melhores características em termos de tempo de aprendizagem, facilidade de implementação, capacidade de generalização e maior correlação das saídas com os valores calculados mediante a estabilidade de taludes nas etapas de treinamento, validação e verificação da mesma.

Para a criação, treinamento e teste da RNA foi utilizado o programa Matlab, que possui um módulo para executá-las.

A base de dados para o treinamento da RNA não terá de conter todas as combinações de chuva, declividade e período de retorno, mas deverá incluir um número suficiente delas,

para que a RNA possa aprender, mas não memorizar. Assim, a RNA seria capaz de usar sua capacidade de generalização para produzir respostas aceitáveis quando for consultada com dados não incluídos no conjunto de dados de treinamento. (Ghaboussi, 1992).]

Para treinar, validar e verificar a RNA, foram tomados como valores de entrada a declividade, a duração da chuva e o período de retorno, sendo as saídas os parâmetros A e B da regressão potencial de fator de segurança versus profundidade, como aparecem na Figura 4.4

Para tornar mais eficiente a etapa de treinamento da rede, os dados de entrada foram parametrizados. Em cada exemplo mostrado para a RNA, a declividade foi apresentada em porcentagem, e a duração da chuva e o período de retorno, divididos por 100.

As saídas da RNA poderiam ser então os parâmetros A e B da regressão potencial do fator de segurança versus profundidade; entretanto, com os resultados obtidos nas regressões, foi observado que o parâmetro B apresenta uma distribuição normal, o que permite fixar o parâmetro B no valor médio da distribuição normal, e o parâmetro A será então a saída calculada pela RNA.

5. APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Pretende-se, neste capítulo, apresentar e discutir os principais resultados alcançados pela presente pesquisa, de maneira a permitir sua interpretação e a incorporação de inferências plausíveis acerca dos dados obtidos.

5.1. DECLIVIDADE A PARTIR DO MDE

A partir do modelo digital de elevação, foi usado o comando slope do Spatial Analyst, ferramenta disponível no ArcGis, para gerar o mapa de declividade.

O mapa de declividade foi elaborado com tamanho de pixel de 10m de lado; a área de estudo tem 1,0km de altura por 1,5km de largura, de modo que se obtém 15000 pixels.

Contudo, como o mapa foi derivado do MDE da topografia, utilizando o método das diferenças finitas, não é possível obter o valor de declividade nas bordas do mapa, uma vez que não há valores de altimetria nas bordas, reduzindo o número de pixels a 14850, dos quais foram feitas duas tentativas de classificação em histograma, utilizando as mesmas classes obtidas nas análises de Garcia (2004).

Na Figura 5.1 e na Figura 5.2 apresentam-se os histogramas elaborados, enquanto que a Figura 5.3 mostra o modelo digital de elevação de declividade da área em estudo.

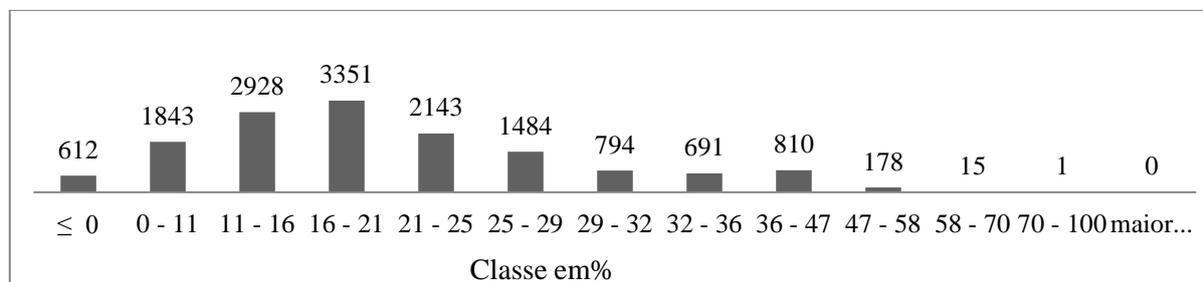


Figura 5.1 Histograma com a classificação feita por Garcia 2004.

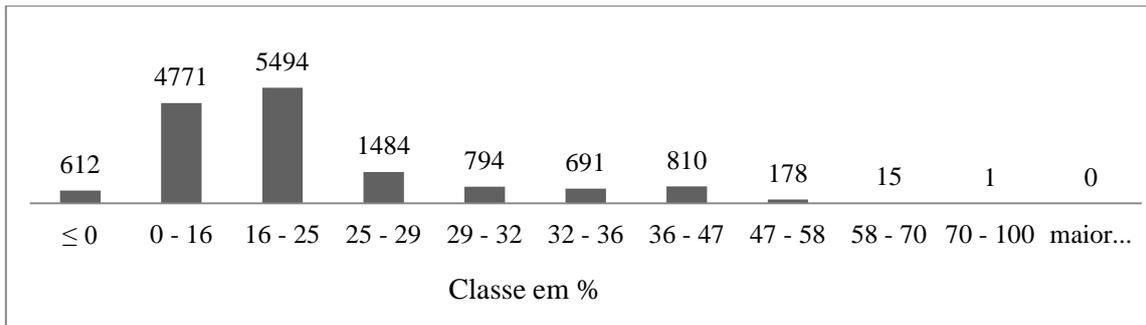


Figura 5.2 histograma com a classificação proposta na presente pesquisa

A primeira classificação feita (Figura 5.1), contendo 12 classes, tem aparência de uma distribuição de Gauss desviada para a esquerda, mostrando que a área de estudo apresenta uma concentração de declividades baixas. Mas com a finalidade de apresentar os dados para a RNA de maneira que esta aprenda, mas não memorize, foram juntadas duas classes e feita uma nova classificação, como esta mostrada na Figura 5.2. Assim, na Figura 5.1, aparecem as classes 0 – 11% e 11 – 16 %, o que na Figura 5.2 é uma só, assim como nas classes 21 – 25% e 25 – 29% da Figura 5.1, que na Figura 5.2 aparecem como sendo uma classe apenas.

Desse modo, para as análises numéricas de infiltração, estabilidade de taludes, treinamento e validação da RNA, foi escolhida a declividade correspondente ao limite maior em cada intervalo, sabendo que a declividade 0% não é considerada nas análises, já que para estes casos as forças resistentes são maiores que as forças atuantes, ficando assim as declividades que aparecem na Tabela 5.1

Tabela 5.1 Declividades representativas do local de estudo

	Declividade								
(%)	16	25	29	32	36	47	58	70	100
(°)	9	14	16	18	20	25	30	35	45

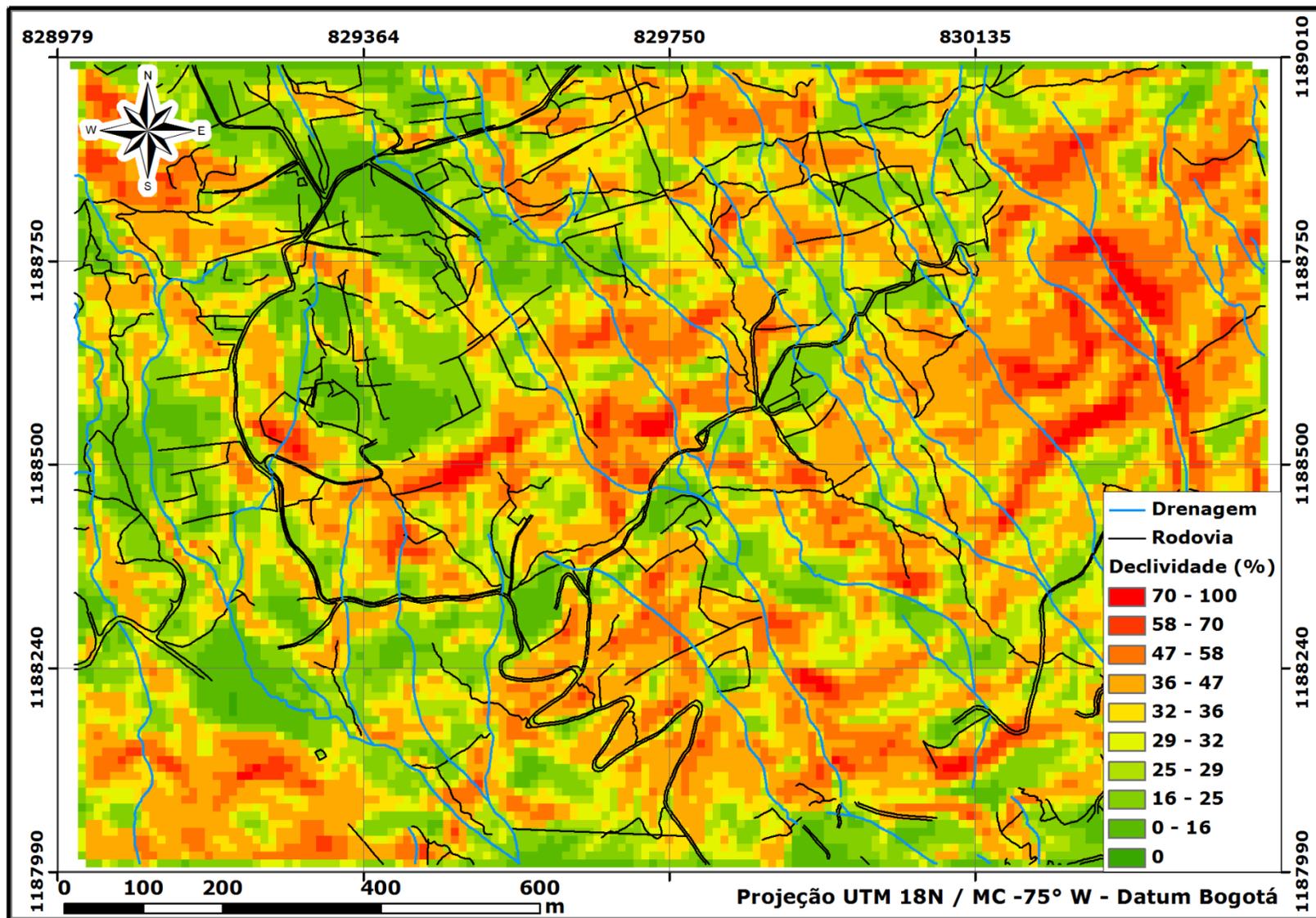


Figura 5.3 Mapa de declividade do local de estudo

No mapa de declividades da Figura 5.3, observa-se como as maiores declividades encontram-se concentradas do lado direito do mapa, o que realmente acontece no local de estudo.

5.2. CHUVA

Mediante as curvas IDF é possível conhecer as intensidades máximas para diferentes períodos de retorno. Neste caso, trabalhou-se com as informações da estação San Cristóbal pertencente à EPM. No Anexo 5 são apresentadas as curvas e os parâmetros da IDF de dita estação.

Das curvas anteriormente mencionadas, foram tomadas as vinte intensidades (I) correspondentes a combinações dos períodos de retorno (Tr) de 2.33, 10, 50 e 100 anos, com as durações (D) de 20, 40, 60, 80 e 100 minutos, mostradas na Tabela 5.2

Tabela 5.2 Intensidades típicas do local de estudo.

Tr (anos)	D (min)	I (mm/h)
2,33	20	75
	40	55
	60	42
	80	34
	100	28
10	20	105
	40	70
	60	52
	80	43
	100	35
50	20	140
	40	90
	60	66
	80	54
	100	45
100	20	160
	40	100
	60	74
	80	58
	100	48

As intensidades mostradas na Tabela 5.2 têm a finalidade de mostrar para a RNA todas as chuvas prováveis de acontecer na zona de estudo.

A vantagem de utilizar as curvas IDF é que elas podem ser associadas a uma probabilidade de ocorrência de escorregamentos, uma vez que são o produto de uma análise estatística de valores máximos, além de poderem ser associadas ao período de vida útil das construções civis.

5.3. ANÁLISE NUMÉRICA DE INFILTRAÇÃO

Foram realizadas 180 simulações, sendo cada simulação a combinação de uma das vinte intensidades com uma das nove declividades.

Os parâmetros de entrada utilizados no referido código de Garcia (2010) foram tomados da caracterização feita por Lôbo (2012) e INTEGRAL (2010). Na Tabela 5.3 apresentam-se tais parâmetros de entrada

Tabela 5.3 Dados de entrada no código de elementos finitos de Garcia 2010

α (kPa ⁻¹)	n'	m	eo	K (m/seg)
0,035	1,26	0,206	1,6	3,03E-05

Foram definidas, no código de elementos finitos, duas fronteiras da componente hidráulica, sendo uma a fronteira drenada, localizada nos extremos direito, esquerdo e inferior da encosta, e a outra a fronteira de chuva, ou os nós pelos quais entra a água na encosta.

Os deslocamentos foram restringidos nas direções horizontal e vertical para os nós localizados na borda inferior, e restringidos na direção horizontal para os nós localizados nas laterais.

Na Figura 5.4 e Figura 5.5 são mostradas as condições de fronteira hidráulica e mecânica adotadas nas simulações, respectivamente.

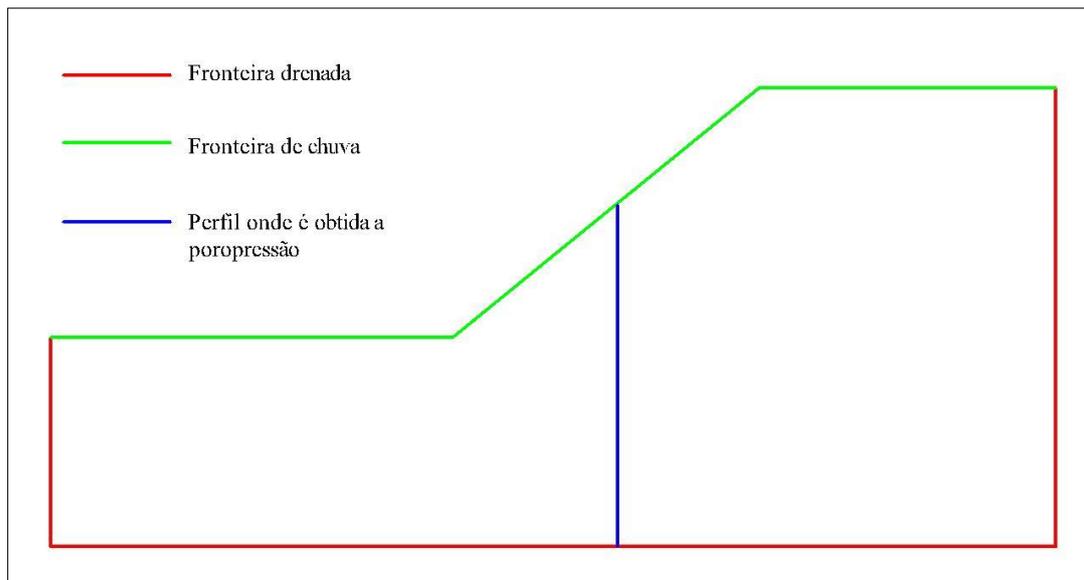


Figura 5.4 Esquema das condições de fronteira hidráulica (fora de escala).

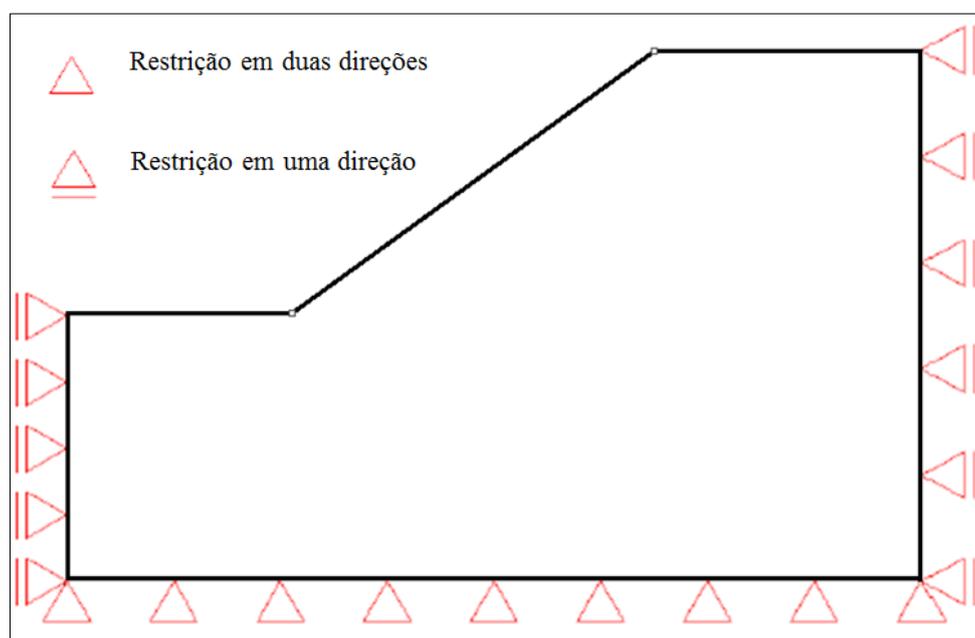


Figura 5.5 Esquema das condições de fronteira mecânica (fora de escala).

A discretização do domínio foi feita de modo a se adequar a cada uma das declividades, visando a elementos retangulares de no máximo 0,5 m por 0,5 m para os localizados nas bordas inferiores direita e esquerda da malha e elementos com dimensões menores, aproximadamente de 0,25 m por 0,25 m, para os demais elementos. Na Figura 5.6 é mostrado um esquema típico das malhas, uma vez que a quantidade de nós e a dimensão T_y variam segundo a declividade. Na Tabela 5.4 são apresentadas as dimensões de T_y e sua discretização segundo a declividade.

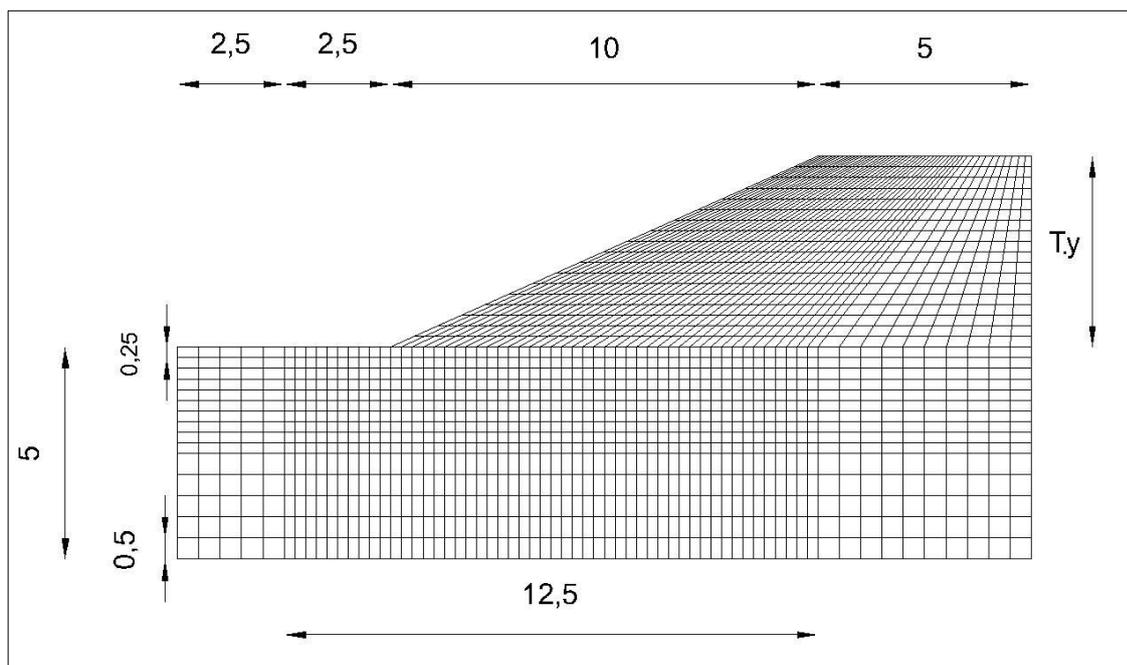


Figura 5.6 Esquema típico das malhas de elementos finitos

Tabela 5.4 Dimensões de T_y e sua discretização segundo a declividade (a dimensão T_y é variável).

Declividade (%)	T_y		No. total de elementos na malha de elementos finitos
	Dimensão (m)	Discretização	
16	1,58	7 subdivisões de 0,2m + 1 de 0,18m	1375
25	2,49	9 subdivisões de 0,25m + 1 de 0,24m	1475
29	2,87	11 subdivisões de 0,25m + 1 de 0,12m	1575
32	3,25	13 subdivisões de 0,25m	1625
36	3,64	17 subdivisões de 0,2m + 1 de 0,24m	1875
47	4,66	22 subdivisões de 0,2m + 1 de 0,26m	2125
58	5,77	22 subdivisões de 0,25m + 1 de 0,27m	2152
70	7,00	28 subdivisões de 0,25m	2375
100	5,00	20 subdivisões de 0,25m	1170

A finalidade das análises numéricas de infiltração é encontrar o valor da poropressão, num perfil vertical localizado na metade de cada encosta (ver Figura 5.4), a fim de se fazer logo a relação de forças atuantes e resistentes e obter o fator de segurança.

No Anexo 1 encontram-se as curvas de poropressão versus profundidade das análises feitas.

5.4. ENVOLTÓRIA DE RUPTURA PARABÓLICA.

É apresentada, a seguir, a comparação da previsão de resistência ao cisalhamento para baixas tensões de confinamento segundo o ajuste parabólico e Mohr Coulomb.

Na Tabela 5.5 são mostrados os valores do ensaio de cisalhamento direto feito por INTEGRAL (2011) a partir dos quais são obtidos os parâmetros do ajuste parabólico da previsão da resistência ao cisalhamento, sabendo que ditos parâmetros **a** e **b** para este caso são **0,96** e **0,47**, respectivamente, e mostrados na Figura 5.7.

Já na Figura 5.8 são demonstradas as envoltórias de resistência da tensão cisalhante segundo as previsões do ajuste parabólico e Mohr Coulomb.

Tabela 5.5 Ensaio de cisalhamento direto (INTEGRAL 2011).

CARGA No	1	2	3
Tensão cisalhante S (kPa)	72,514	89,419	139,654
Tensão normal efetivo σ' (kPa)	50	100	200

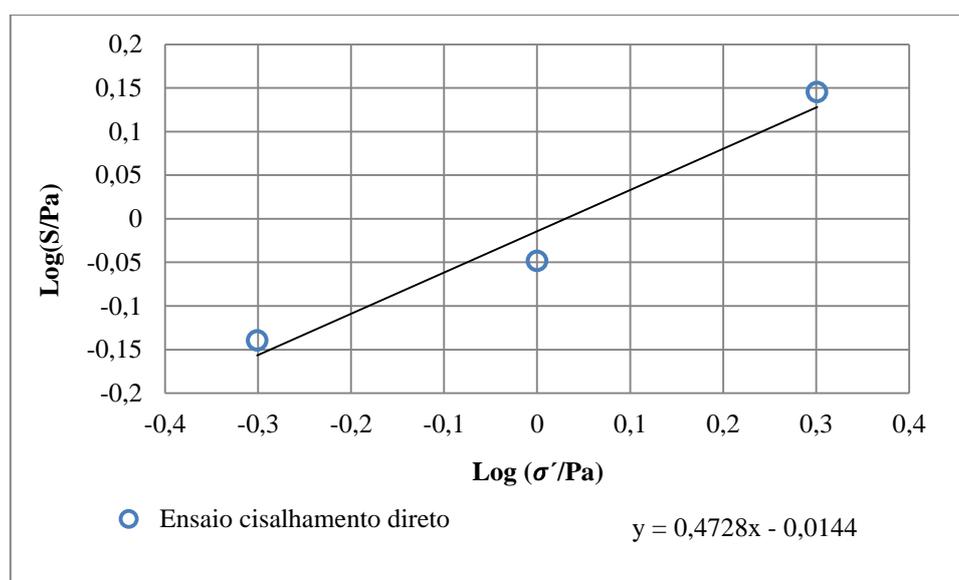


Figura 5.7 Determinação dos parâmetros a e b do ajuste parabólico da previsão da tensão cisalhante

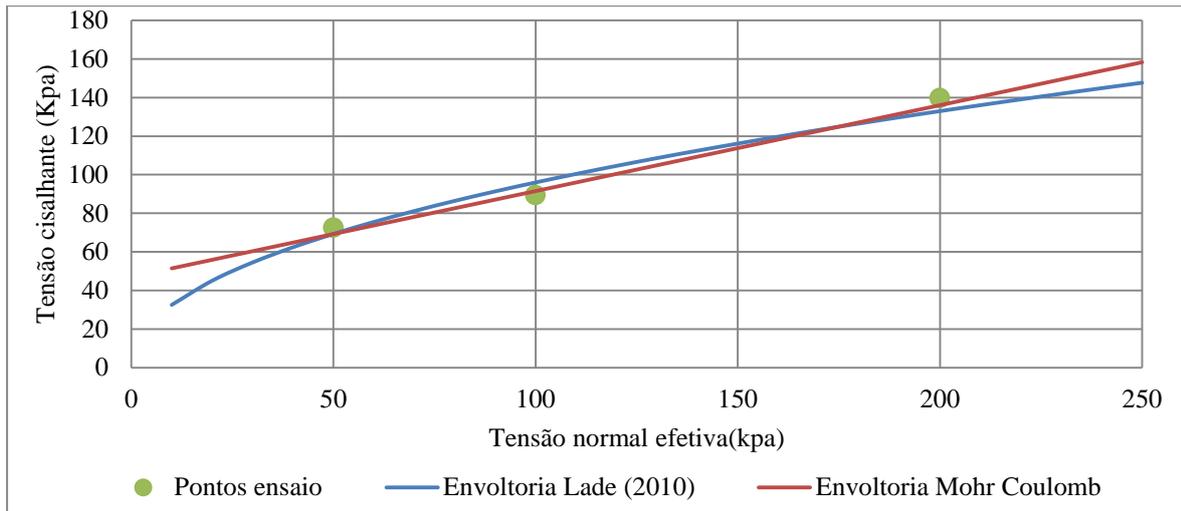


Figura 5.8 Previsões de resistência de Mohr Coulomb e o Ajuste Parabólico

Observa-se no gráfico da Figura 5.8 como os três pontos do ensaio ajustam-se mais à previsão de Mohr Coulomb, mas o ensaio de cisalhamento direto feito por INTEGRAL (2011) não utilizou tensões normais baixas segundo o sugerido em Lade (2010). Mesmo assim, não se descartou a previsão pelo ajuste parabólico (Lade, 2010), uma vez que são notórias as diferenças na previsão da resistência ao cortante para baixas tensões na Figura 5.8. O cálculo da tensão cisalhante, na estabilidade de taludes, foi feito seguindo dito ajuste.

5.5. ESTABILIDADE DE TALUDES

Para os 180 casos foram feitas as análises de estabilidade de taludes e a regressão de fator de segurança versus profundidade. No Anexo 2, encontra-se a combinação de declividade com intensidade e os respectivos parâmetros A e B. Desse Anexo 2, pode-se observar que o parâmetro A abrange um intervalo de valores com um valor mínimo de 6,131, o qual acontece na combinação de maior declividade com maior intensidade, e um valor máximo de 25,195, que acontece com a combinação de menor declividade com menor intensidade. Foi observado que à medida que as variáveis intensidade e declividade aumentam, o parâmetro A aumenta.

O parâmetro B tem variação num intervalo muito estreito, para os casos estudados. Apresenta um valor mínimo de 0,796 e um valor máximo de 0,879, mas não apresenta o

mesmo comportamento que o parâmetro A, que aumenta segundo um acréscimo de declividade ou de intensidade de chuva.

Com o comportamento observado no parâmetro B e visando a uma variável de saída a menos para a RNA, o citado parâmetro foi generalizado para o local de estudo como sendo o valor médio, uma vez que, como se mostra na Figura 5.9, os valores obtidos para dito parâmetro, segundo a prova de hipótese Chi quadrado, ajustam-se a uma distribuição normal com uma confiabilidade maior que 96%.

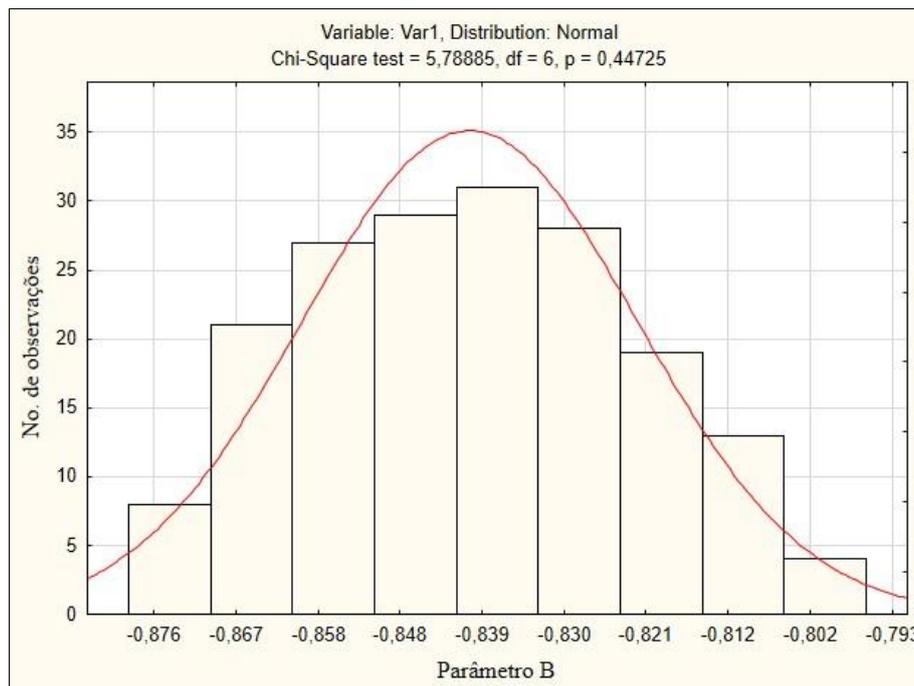


Figura 5.9 Prova de hipótese Chi – Quadrado do parâmetro B

Fica, então, determinado o parâmetro B, para este caso de estudo, em -0,841

5.6. REDE NEURAL ARTIFICIAL

5.6.1. Arquitetura e treinamento

Para modelar a variação do fator de segurança com a profundidade em taludes submetidos a infiltrações, foram criadas quatro redes do tipo MLP, com duas camadas intermediárias de cinco, dez, quatro e três neurônios cada, uma camada de entrada com três neurônios e uma camada de saída com um neurônio. As redes foram treinadas usando o

algoritmo Levenberg-Marquardt, implementado no programa Matlab, cujo desempenho, em termos de erro quadrático mínimo com função de regularização de desempenho, mostrou-se melhor que outros algoritmos, como o gradiente descendente simples.

O conjunto de treinamento corresponde a dois terços aleatórios das análises experimentais disponíveis, enquanto que o terço restante é utilizado para avaliar a capacidade de generalização. Na Figura 5.10, mostra-se a distribuição dos dados.

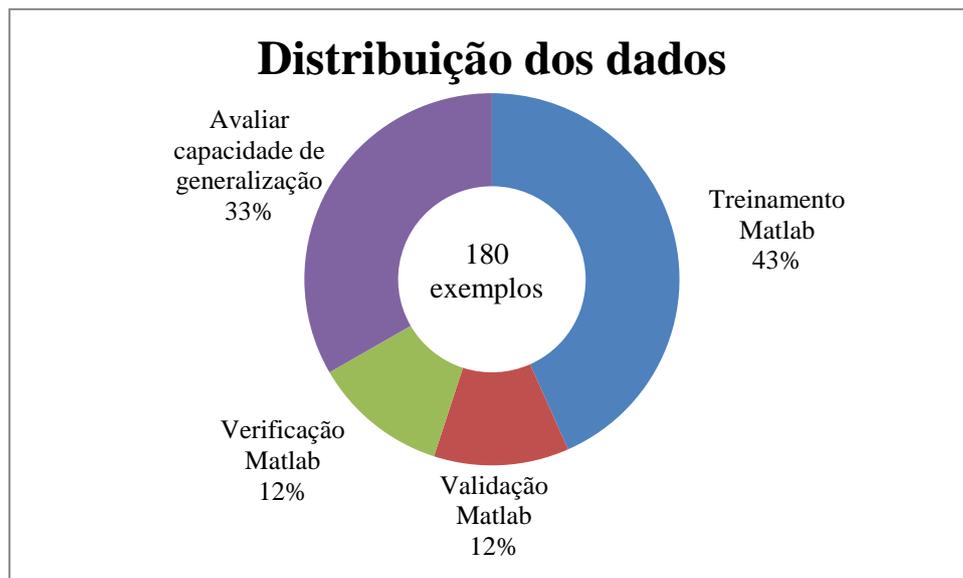


Figura 5.10 Distribuição dos dados para o treinamento, validação e verificação da RNA

A utilização de uma RNA com duas camadas é justificada pelo fato de os neurônios tenderem a interagir entre si globalmente em redes de uma única camada, o que torna difícil melhorar a aproximação em um ponto sem piorá-la no outro. Já com duas camadas intermediárias, o processo torna-se mais gerenciável, pois as características locais são extraídas da primeira camada, na qual cada neurônio combina as saídas dos neurônios da primeira camada operando numa região particular do espaço (Haykin, 2001).

Já foi mencionada e justificada a utilização de uma rede com duas camadas intermediárias, porém nada foi dito ainda sobre o tamanho das mesmas. Em relação a esse assunto, somente pode ser dito que o tamanho foi escolhido de maneira aleatória, procurando que a rede fosse de tamanho pequeno considerando a relação entre as variáveis de entrada.

Ressalta-se que, neste trabalho, o objetivo, mais do que buscar uma arquitetura ótima, era vislumbrar se a linha de trabalho indicada apresentava-se promissora e conseqüentemente determinar suas possibilidades futuras.

A Tabela 5.6 apresenta as quatro RNAs testadas e o valor da correlação valor verdadeiro versus a saída da rede correspondente

Tabela 5.6 Correlação R, das RNAs treinadas

RNA	No. nós por camada	R
1	5	0,99703
2	10	0,98775
3	4	0,998
4	3	0,72701

Como apresentado na Tabela 5.6, a rede que maior correlação apresenta com os valores de entrada e os calculados pela rede é a RNA 3, para a qual se obteve uma correlação de 0,998.

5.6.2. Resultados da simulação com a RNA 3

Após terem sido treinadas quatro redes, a melhor em termos de correlação (que foi a RNA 3) foi testada para verificar sua capacidade de generalização. Como foi mencionado anteriormente, dos 180 exemplos calculados rigorosamente no código de elementos finitos, 120 deles foram tomados aleatoriamente para treinar, validar e verificar a rede no programa Matlab. Os 60 exemplos restantes foram reservados e nunca mostrados no treinamento para a RNA (eles são utilizados para avaliar a capacidade de generalização da rede).

Os 120 exemplos utilizados no cálculo da rede foram divididos assim: 78 exemplos para o treinamento, 21 exemplos para a validação e 21 para a verificação.

Na Figura 5.11 aparecem os valores das correlações em cada uma das etapas de treinamento anteriormente mencionadas:

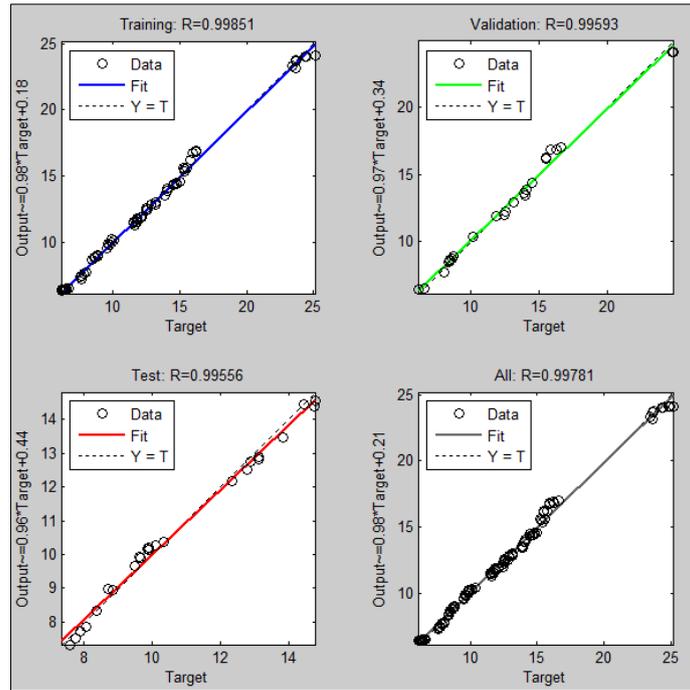


Figura 5.11 Correlações da RNA durante as etapas de treinamento, validação e verificação

A Figura 5.12 apresenta a correlação de todos os 180 exemplos com as saídas da RNA 3, e a Tabela 5.7, o erro em porcentagem cometido pela rede para os 180 casos, onde as células em cinza são os 60 exemplos que nunca foram apresentados para a RNA 3.

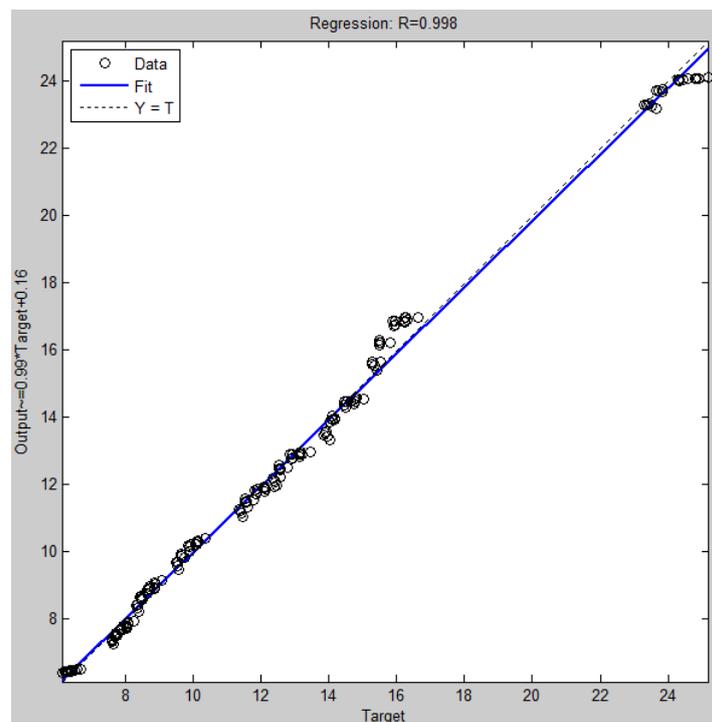


Figura 5.12 correlação de todos os 180 exemplos com as saídas da RNA 3

Tabela 5.7 Erro em porcentagem cometido pela rede para os 180 casos

I (mm/h)	D (min)	Tr (anos)	Declividade (%)								
			16	25	29	32	36	47	58	70	100
75	20	2,33	4,28%	2,10%	3,08%	3,55%	3,57%	0,44%	0,92%	3,54%	2,54%
55	40		2,98%	3,60%	2,17%	2,29%	2,25%	1,61%	1,82%	2,60%	0,81%
42	60		2,91%	3,62%	2,44%	2,38%	2,37%	1,29%	1,25%	3,05%	0,37%
34	80		2,91%	4,51%	1,62%	1,49%	1,59%	1,58%	0,95%	3,55%	0,29%
28	100		3,29%	4,34%	1,68%	1,37%	1,40%	1,85%	1,04%	3,62%	0,34%
105	20	10	2,10%	3,80%	1,21%	1,84%	1,88%	2,01%	2,52%	2,08%	0,77%
70	40		1,19%	5,07%	0,70%	0,79%	0,73%	3,02%	3,22%	1,30%	0,90%
52	60		1,35%	4,95%	1,15%	1,02%	0,98%	2,58%	2,48%	1,88%	1,27%
43	80		1,18%	6,18%	0,01%	0,26%	0,19%	3,30%	2,55%	2,07%	1,64%
35	100		1,78%	5,61%	0,49%	0,04%	0,05%	3,16%	2,31%	2,35%	1,48%
140	20	50	0,47%	2,75%	1,55%	2,12%	2,06%	1,42%	1,69%	2,64%	0,85%
90	40		0,27%	4,07%	1,20%	1,05%	0,86%	2,49%	2,39%	1,75%	2,77%
66	60		0,04%	4,60%	1,06%	0,67%	0,58%	2,39%	1,80%	2,25%	3,17%
54	80		0,02%	5,31%	0,39%	0,30%	0,44%	3,35%	2,35%	1,98%	3,67%
45	100		0,61%	4,35%	1,42%	0,63%	0,50%	2,39%	1,39%	2,62%	3,73%
160	20	100	0,56%	0,74%	2,60%	2,72%	2,40%	0,90%	1,00%	3,01%	2,04%
100	40		0,09%	1,93%	2,58%	2,01%	1,65%	1,34%	1,03%	2,55%	3,88%
74	60		0,29%	2,62%	2,24%	1,28%	0,94%	1,77%	0,89%	2,75%	4,60%
58	80		1,19%	1,38%	3,64%	2,53%	2,19%	0,54%	0,32%	3,56%	4,45%
48	100		2,00%	0,01%	5,15%	4,00%	3,71%	1,10%	1,97%	4,79%	4,16%

5.6.3. Validação adicional da RNA3

Além da verificação anterior, feita com o terço separado para tal fim, a RNA3 foi validada com cinco casos adicionais, os quais têm como valores de entrada declividades do local de estudo já usadas no treinamento da RNA3, mas tem precipitações correspondentes a períodos de retorno de 5 e 20 anos. Esses períodos de retorno de 5 e 20 anos não foram utilizados no treinamento da RNA3.

Foi obtido para cada um desses cinco novos casos o perfil de poropressão no código de elementos finitos; após, foi obtido o gráfico de fator de segurança versus profundidade, para finalmente ter os respectivos parâmetros A y B da regressão potencial em cada caso, igual ao feito para a criação do banco de dados dos 180 exemplos para a RNA3.

Na Tabela 5.8, são mostradas as entradas e a saída da RNA para os cinco casos mencionados anteriormente, sendo também mostrado o parâmetro A, calculado mediante a

regressão do fator de segurança. E da Figura 5.13 à Figura 5.17 são mostradas as superposições do fator de segurança real (calculado deterministicamente) e mediante a RNA3.

Tabela 5.8. Verificação adicional

Verificação	Entradas				A analítico	Saída
						A RNA3
1	Declividade (%)	36			12,295	12,0095
	Duração (min)	20	I (mm/h)	85		
	Tr (anos)	5				
2	Declividade (%)	47			9,7976	10,1032
	Duração (min)	40	I (mm/h)	80		
	Tr (anos)	20				
3	Declividade (%)	58			8,8387	8,9872
	Duração (min)	40	I (mm/h)	58		
	Tr (anos)	5				
4	Declividade (%)	70			7,784	7,6477
	Duração (min)	100	I (mm/h)	40		
	Tr (anos)	20				
5	Declividade (%)	100			6,3275	6,4538
	Duração (min)	60	I (mm/h)	57		
	Tr (anos)	20				

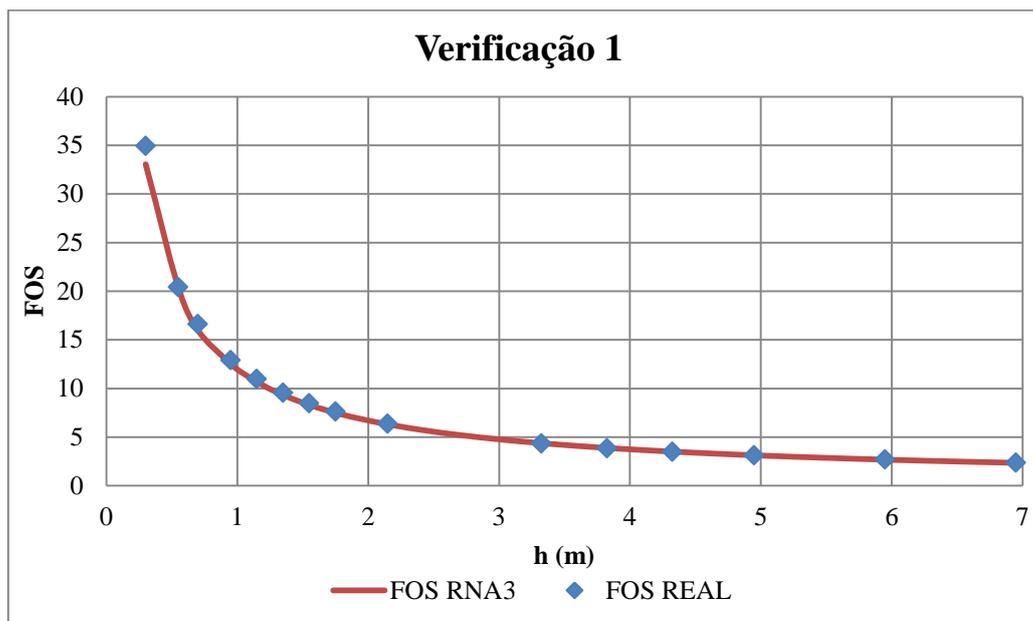


Figura 5.13 Verificação 1 (adicional) da RNA3

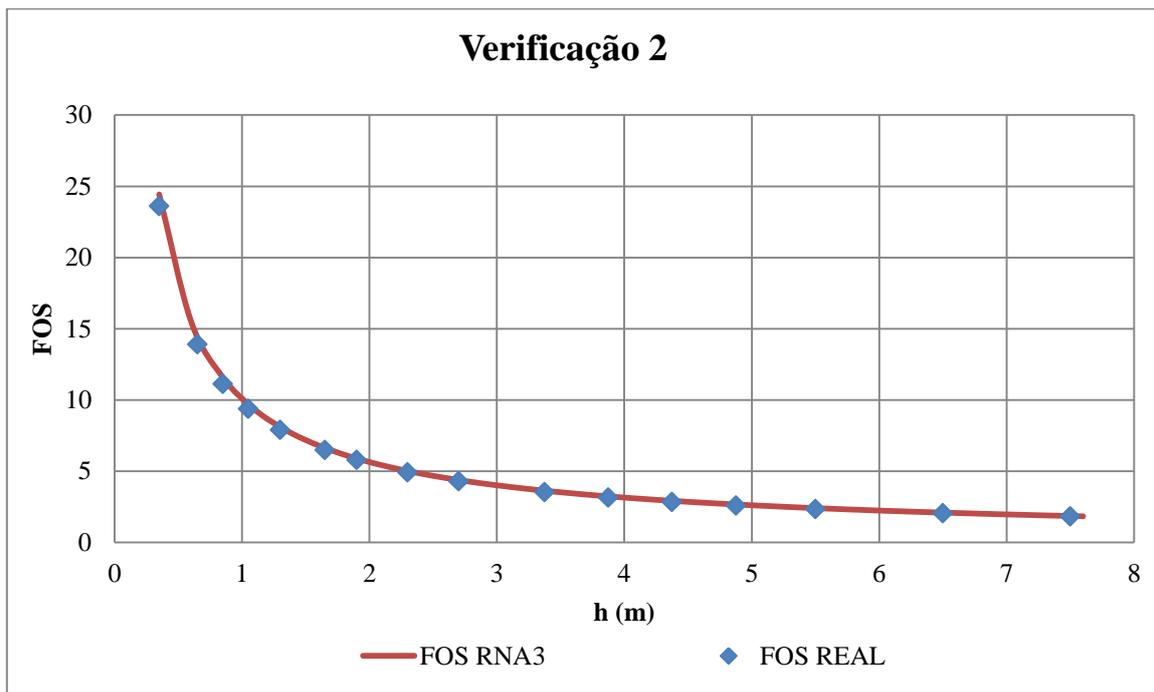


Figura 5.14 Verificação 2 (adicional) da RNA3

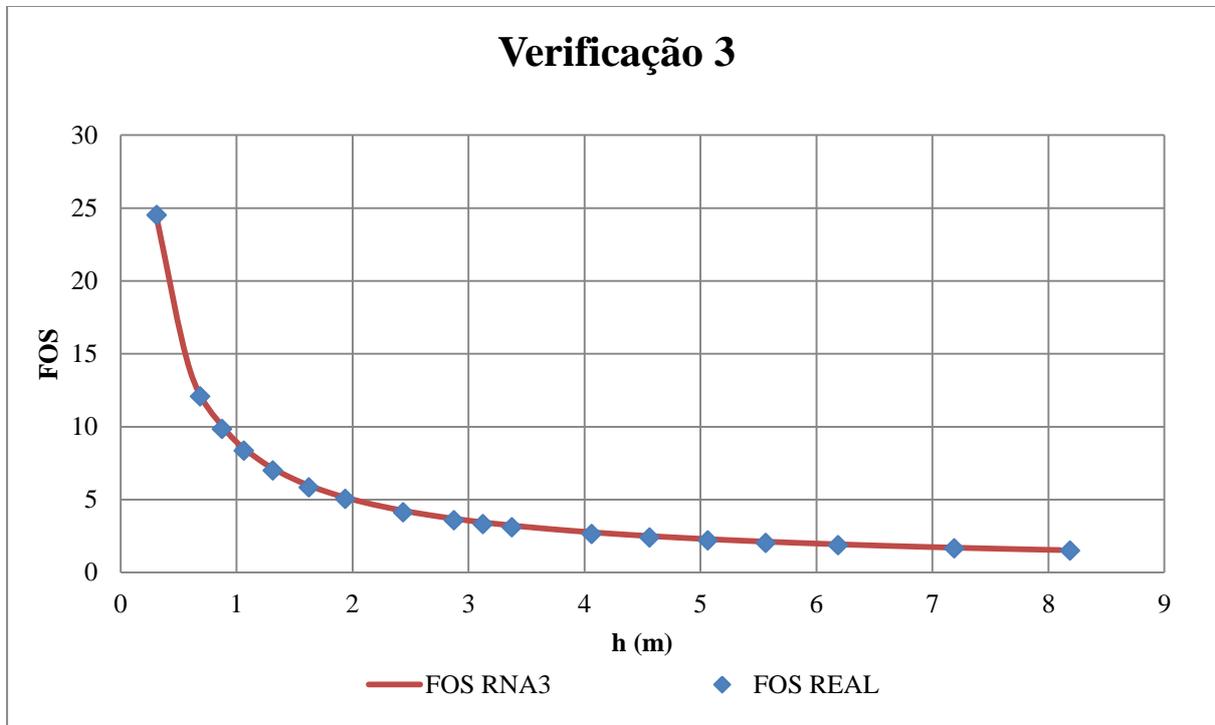


Figura 5.15 Verificação 3 (adicional) da RNA3

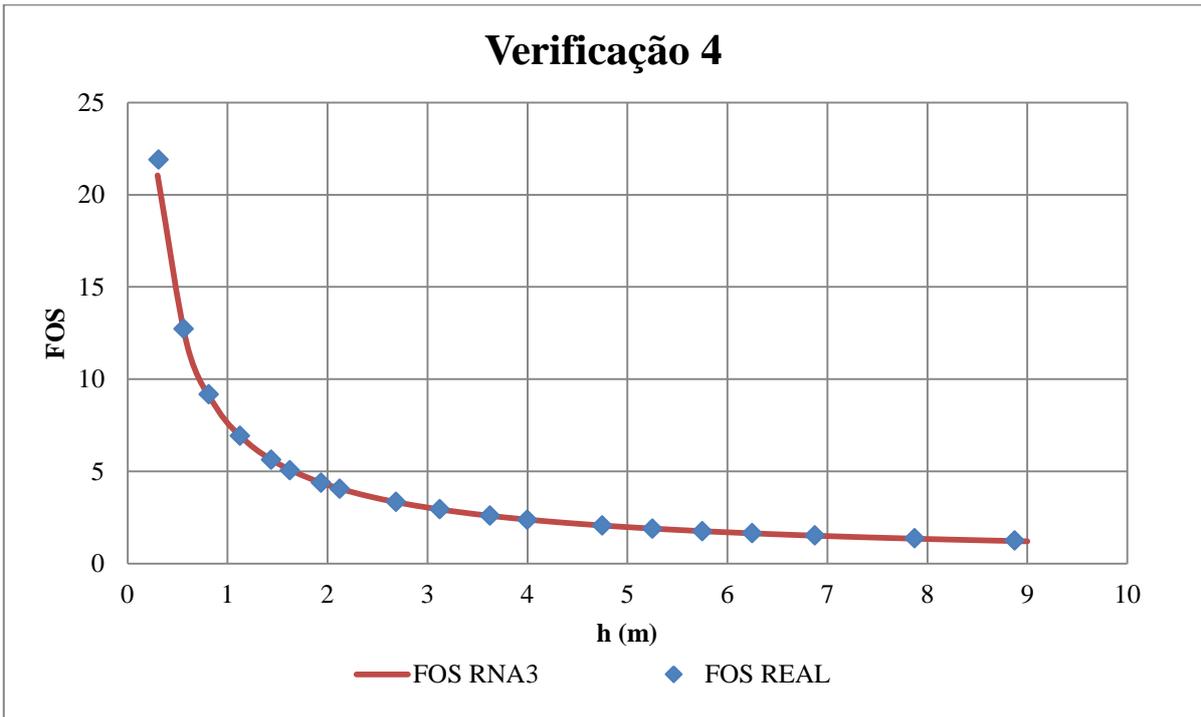


Figura 5.16 Verificação 4 (adicional) da RNA3

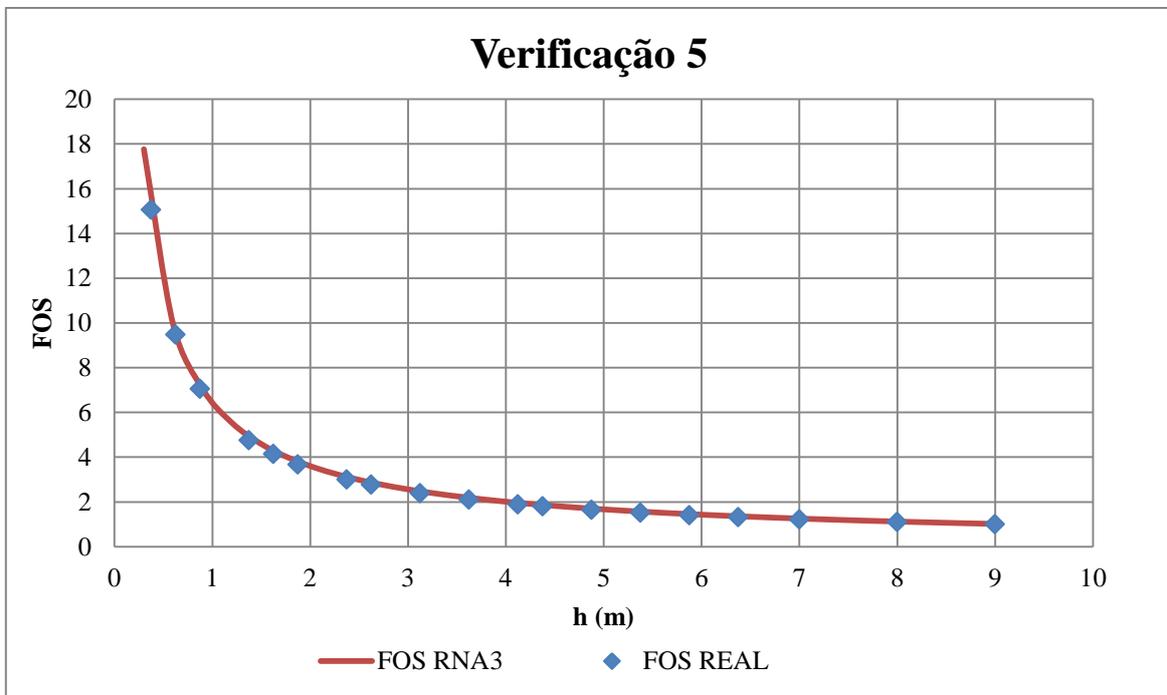


Figura 5.17 Verificação 5 (adicional) da RNA3

Observa-se uma vez mais, na Tabela 5.8, como o modelo de rede neural artificial aqui utilizado conseguiu, para esses cinco casos adicionais, fornecer uma estimativa quase igual à real do parâmetro A , fazendo com que os gráficos de fator de segurança versus profundidade da Figura 5.13 à Figura 5.17 apresentem variações mínimas, possibilitando um melhor entendimento da ação das chuvas no comportamento das encostas em termos de fator de segurança.

O Anexo 3 contém os pesos e os *bias* resultado do treinamento da RNA3.

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O objetivo principal de esta pesquisa foi avaliar a viabilidade da aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNAs) para previsão de escorregamentos deflagrados por chuva em encostas naturais. Para tal fim, foi escolhida uma encosta localizada na cidade de Medellín – Colômbia, caracterizada pela alta ocupação de suas encostas geralmente de forma desorganizada, onde, tem acontecido, de maneira recorrente, movimentos de massa, deixando desde dezenas até milhões de pessoas afetadas, na Tabela 6.1 observassem os eventos que tem marcado a cidade nos últimos anos.

Uma vez que se identifico que a maioria desses eventos trágicos tem como elemento deflagrador a chuva, se pensou numa ferramenta que consegue-se levar em conta as variações na resistência do solo devido a chuvas características desta cidade.

Para o anterior, uma rede neural artificial foi treinada, validada e verificada com um banco de dados onde declividades e precipitações típicas do local de estudo foram as entradas e uma estimativa do fator de segurança após cada chuva a saída.

Tabela 6.1 Eventos trágicos na historia de Medellín, produzidos por deslizamentos de massa. (Isaza-Restrepo, 2011)

Movimento de massa (Classificação segundo Cruden & Varnes, 1996)	Data	Localização	Prejuízos	
			Mortos	Afetados
Fluxo de lama	18 de Jun. 1927	Rosellon - Envigado	18	26
Fluxo de lama	12 de Jul. 1954	Media Luna-Santa Elena	>100	67
Deslizamentos de detritos	25 de Jun. 1973	La Manguala-S.A. Prado	13	24
Fluxo de lama	29 Sep. 1974	Santo Domingo-Medellin	>70	1500
Fluxo de detritos	20 de Out. 1980	San Antono - Medellin	>18	250
Deslizamento de detritos	23 de Nov. 1984	Santa Mara - Itagui	10	200
Deslizamento de terra	26 de Sep. 1985	Popular 2 - Medellin	6	60
Deslizamento de terra	27 de Sep. 1987	Villatina - Medellin	>500	3000
Fluxo de lama	4 de Feb. 2005	El Barro - Bello	42	60
Deslizamento rotacional complexo	28 de Mai. 2007	La Cruz	8	>60
Deslizamento de detritos	31 de Mai. 2008	El Socorro - Medellin	27	>60
Deslizamento de terras	16 de Nov. 2008	Alto Verde - Medellin	12	>12
Fluxo de terras	5 Dez. 2010	La Gabriela - Bello	85	>130

6.1. MDE DE DECLIVIDADE

Do mapa de declividades (Figura 5.3) se conclui que o local de estudo apresenta uma distribuição que tende a se concentrar ao redor do intervalo 10 - 25%, mas sem descartar declividades menores do que 10% e muito maiores que 25%.

A concentração de declividades no intervalo 10 - 25% comprova que a escolha deste local foi boa e representativa de uma zona montanhosa tropical sujeita a escorregamentos.

6.2. ANALISES NUMÉRICAS DE INFILTRAÇÃO

Observa-se nas curvas apresentadas no Anexo 1, a influencia da declividade na variação da poro pressão. Existe uma relação direta entre a declividade e a poro-pressão tal como apresentado Figura 6.1 do Anexo 1 para exemplificar esta observação, onde pode se ver que para uma mesma precipitação, as poropressões varia mais de 50% de uma declividade para outra. Essa variação pode se ver com mais detalhe em dito Anexo.

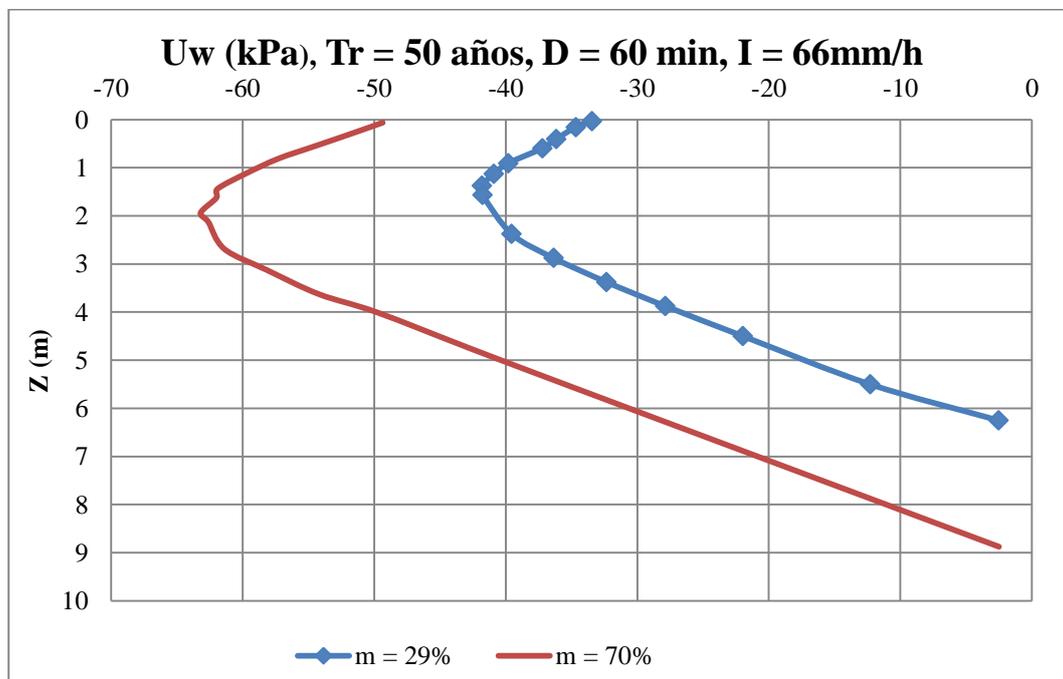


Figura 6.1 Variação da poropressão com a declividade

Pode se concluir que a medida que a declividade aumenta, a água que infiltra não segue mais um caminho preferencialmente vertical, uma vez que a infiltração se vê afetada pela declividade tendendo a infiltrar na direção da mesma.

Observa-se na Figura 6.2 trazida do Anexo 1, que com maior intensidade maior efeito na poropressão, sendo mais notório nos primeiros 2m de profundidade do perfil do solo. Mudanças na quantidade de água armazenada nos solos causam alterações nas poropressões de água

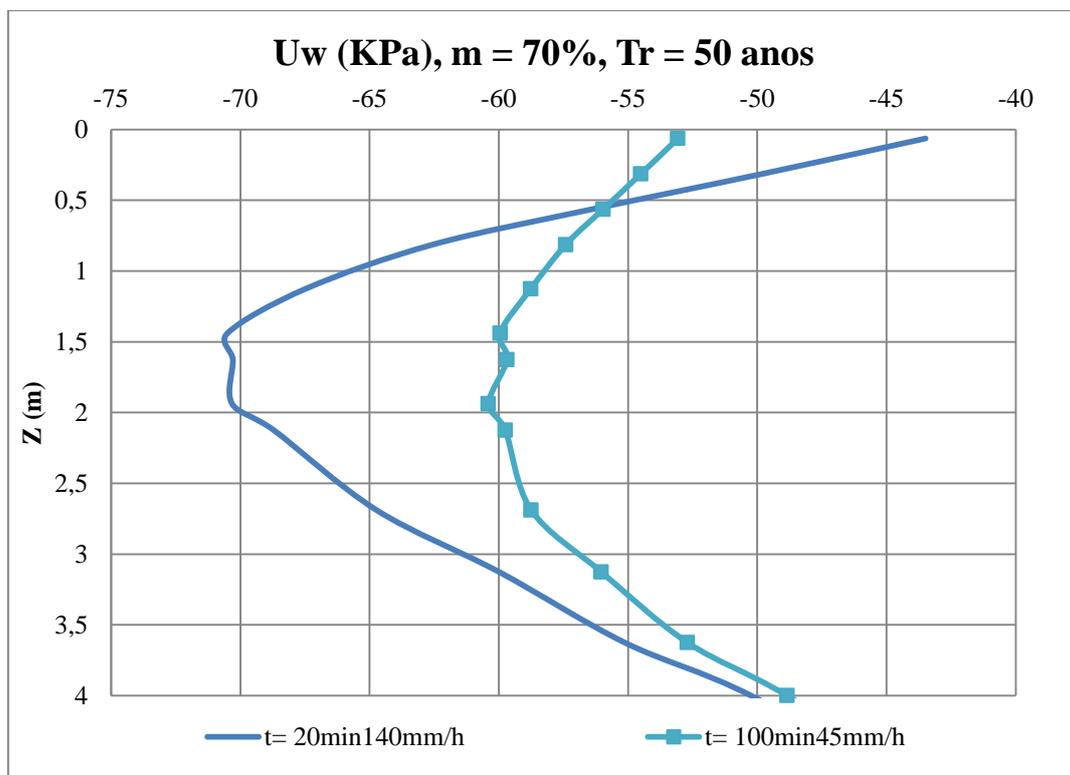


Figura 6.2 Variação da poropressão com a intensidade

6.3. RNA

As redes Multi Layer Perceptron mostraram ser uma ótima ferramenta para este tipo de problemas, uma vez que o resultado da presente pesquisa foi obtido com uma RNA deste tipo, com uma arquitetura muito simples e de aprendizado rápido.

Pode-se dizer que a RNA3 a qual resultado ser a melhor das redes testadas, conseguiu o objetivo da RNA, aprender sem memorizar. Nas validações feitas com casos nunca mostrados

para a rede (Tabela 5.8), se consegue demonstrar a capacidade de generalização que tem as RNA.

As RNA Multi Layer Perceptron se mostraram sensíveis em quanto ao numero de neurônios por camada já que a RNA ótima em termos de correlação tem 2 camadas de 4 neuronios mas se mantem as mesmas 2 camadas mas o numero de neurônios se diminui para 3 a correlação da rede cai.

Com o treinamento das quatro RNAs testadas, se observo que não se faz necessário considerar todas as declividades nem períodos de retorno assim como durações de chuva, uma vez que o aprendizado da rede foi muito rápido.

O trabalho da RNA pode-se representar mediante cartas de fator de segurança para diferentes cenários de profundidade (ou casos de chuva) como apresentado da Figura 6.3 a Figura 6.5. Arbitrada uma profundidade (ou chuva) de interesse por parte do usuário, por exemplo 2.5m, 3.0m e 5.0m e período de retorno de 50 anos, duração da chuva de 60 minutos. para o caso das referidas figuras, a RNA estima rapidamente o valor do FS usando a expressão simples da (4.10). Para a área piloto estudada, o tempo de processamento foi de 0.00024 segundos usando um computador com processador Intel Core i7 @ 1.90 GHz e 8 Gb de memoria RAM.

O uso de RNAs mostrou ser uma metodologia válida e poderosa para avaliar a susceptibilidade aos movimentos de massa em locais de grandes áreas, como a do presente estudo, nos quais a estimativa do FS de forma analítica se faz impossível devido á grande quantidade de pixels.

6.4. LIMITAÇÕES

Os resultados obtidos representam a resposta de solos de alta permeabilidade, solos cuja matriz é principalmente areias, não foi verificado a resposta do modelo de RNA para solos finos. O perfil do solo utilizado é homogêneo

A metodologia utilizada nesta pesquisa para o cálculo do fator de segurança é determinística. O período de retorno está associado à probabilidade de ocorrência da falha, mas não o mesmo não foi calculado uma vez que o objetivo principal era verificar a capacidade das RNAs para este tipo de problemas.

A pesar de ter utilizado uma envoltória de ruptura parabólica, sempre é possível fazer uma aproximação probabilística desde que sejam conhecidas as distribuições estatísticas das variáveis envolvidas. Neste caso não foi feito uma vez que não se conhecem ditos valores para essa zona de estudo.

O efeito da chuva antecedente não foi tido em conta, mas ele pode ser tido em conta no código de elementos finitos utilizado no qual é possível utilizar pulsos de chuva

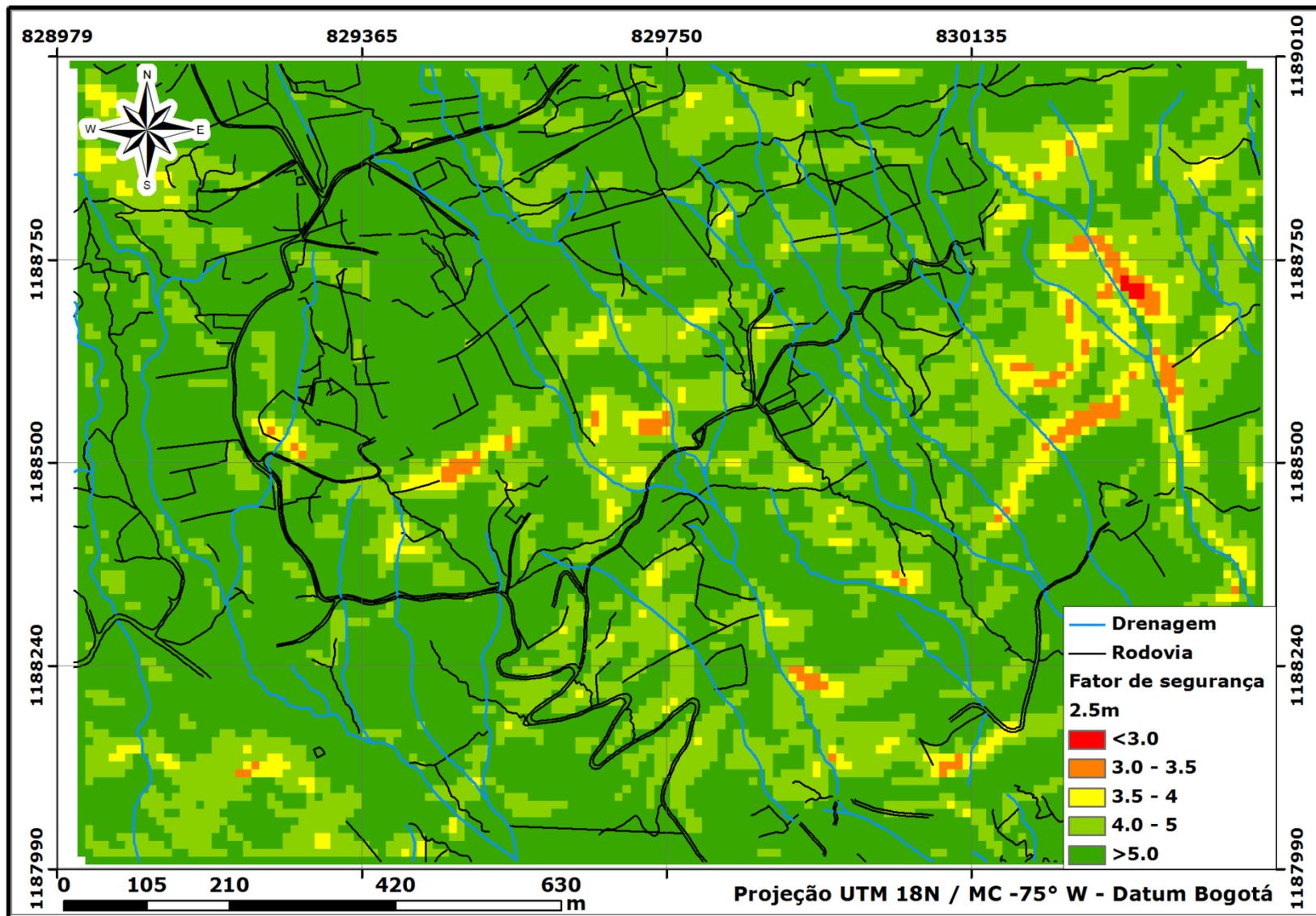


Figura 6.3. Mapa do fator de segurança do local de estudo correspondente a $Tr= 50$ anos, $D=60$ min, $I=66\text{mm/h}$ para uma profundidade de 2.5m

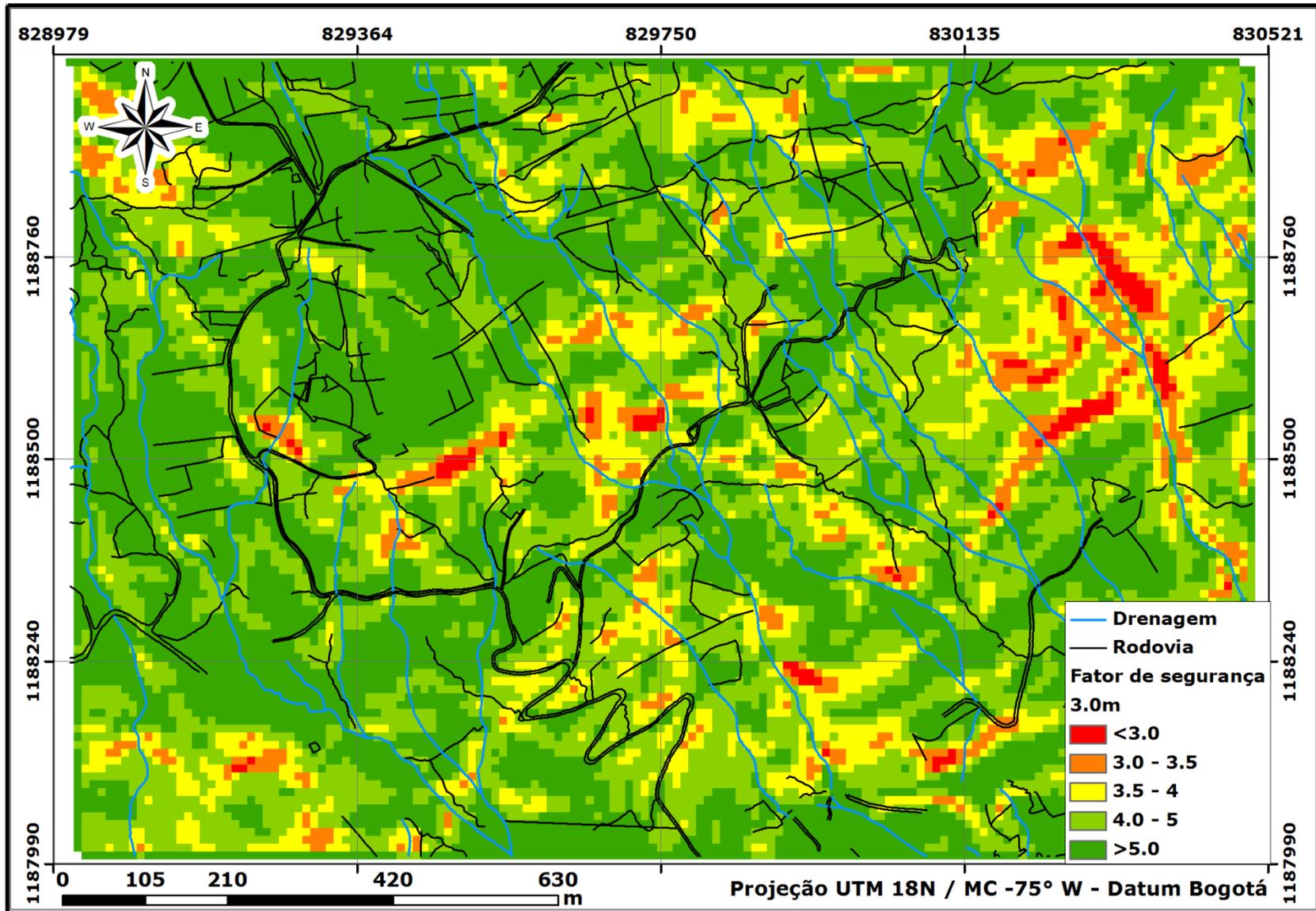


Figura 6.4 Mapa do fator de segurança do local de estudo correspondente a $Tr= 50$ anos, $D=60$ min, $I=66\text{mm/h}$ para uma profundidade de 3.0m

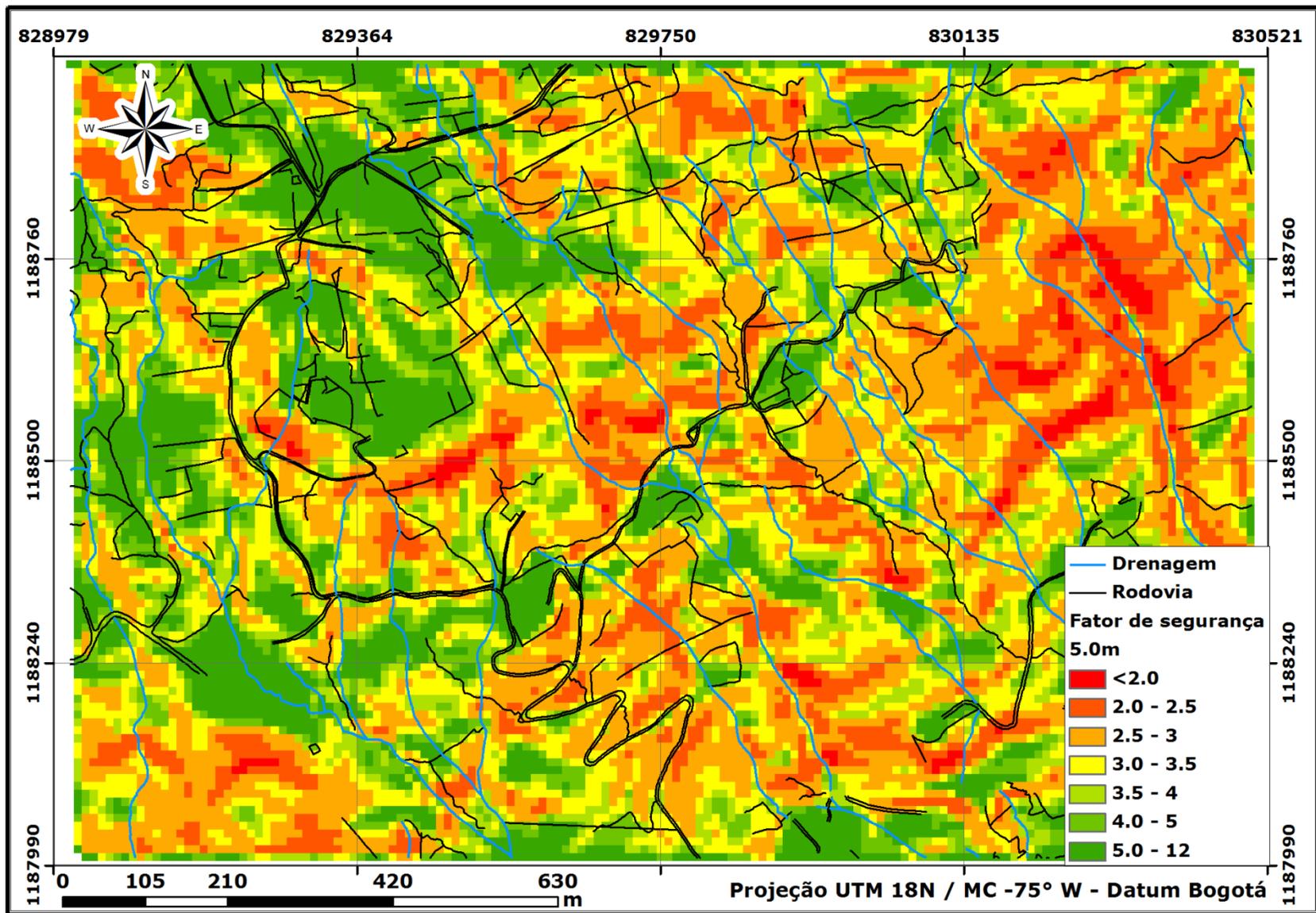


Figura 6.5 Mapa do fator de segurança do local de estudo correspondente a $T_r= 50$ anos, $D=60$ min, $I=66\text{mm/h}$ para uma profundidade de 5.0m

6.5. PESQUISAS FUTURAS

Os movimentos em massa constituem uma das causas mais frequentes de desastres ao redor do mundo. As perdas econômicas associadas são milionárias e aumentam devido à expansão urbana sobre áreas montanhosas de estabilidade precária. Os processos de escorregamentos têm múltiplas causas, tais como as condições geológicas, geomorfológicas, hidrologicas e a intervenção antrópica; se sugere então:

Treinar, validar e verificar outros modelos de RNA com diferentes permeabilidades, curvas características solo-água e parâmetros de resistência que representem o comportamento dos solos finos, a fim de se verificar a variação dos parâmetros A y B da regressão potencial do fator de segurança versus profundidade.

Fazer uma análise de sensibilidade dos parâmetros de entrada e saída da RNA3

Verificar a resposta das RNAs em profile de solos não homogêneos.

Uma vez que a chuva é um elemento deflagrador, treinar uma RNA onde se possa ter chuva precedente assim como pulsos de chuva.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Adeli, H. (2001). Neural Networks in Civil Engineering:1989-2000. Computer-Aided in Civil and Infrastructure Engineering, 16, 126-142 p.

Aleotti P. ; Chowdhury R. (1999). Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. Bulletin of Engineering Geology and the Environment. 58(1). p. 21-44 p.

Alonso, E.E., Gens, A., & Delahaye, C.H., (2003). Influence of rainfall on the deformation and stability of a slope in overconsolidated clays: a case study, Hydrogeology Journal, 11, 174-192 p.

Alzate B. E. A. (1996). The use of geograpgical information system in regional hazard assesment (in Spanish). 7th Congreso Colombiano de Geologia y Medio Ambiente para el Desarrollo, Bogotá, Colombia, 66 – 74 p.

Anderson S.A., Sitar N. (1995). Analysis of rainfall-induced debris flows. Journal of Geotechnical Engineering, 121, 544-552 p.

AreaMetropoliranadel Valle de Aburrá, AREA (2002). Micro Zonation for Eathquakes in the Aburrá Valley Localities and Risk for Landslides and Flooding Definiton (In Spanish), Medellín, Colombia, 213p.

Aristizábal, E., Gómez, J., (2007). Inventario de emergencias y desastres en el Valle de Aburrá: originados por fenómenos naturales y antrópicos en el periodo 1880-2007. Revista Gestión y Ambiente, 10(2), 17-30 p.

Aristizábal, E., Martinez, H.,Gómez, J. (2010). Uma breve revisão sobre el estudio de movimientos em masa detonados por lluvias. Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, físicas y Naturales. 34 (131), 209-227 p.

Augusto Filho O., (2004). Mass movements identification, modeling, analysis and mapping: some experiences in the southern of Brazil, São Paulo state. Landslides, Evaluation and Stabilization, IX International Symposia on Landslides, Rio de Janeiro, RJ., 57 – 67 p.

Bauchspiess A. (2002). Sistemas Inteligentes: Redes Neurais e Lógica Fuzzy. Sexta Semana da Engenharia Elétrica da UnB, Brasília, DF, 50p.

Bishop, A. W. (1955) The use of the slip circle in the stability analysis of slopes. *Geotechnique*, 5(1), 91-128 p.

Botero-Fernandez V. C., (2009). Geo-information for measuring vulnerability to earthquakes: a fitness for use approach. Doctoral Thesis. University of Utrecht. Netherlands.

Brabb E. E. (1993). Priorities for landslide mapping during the international decade of hazard reduction. 7th International Conference and Field Workshop on Landslides, Czech and Slovak, 7 – 14 p.

Braga, A. de P., Carvalho, A. P., Ludermir, T. B. (2000). Redes neurais Artificiais: Teoria e Aplicações. Editora Livros Técnicos e Científicos, Rio de Janeiro, Brasil, 1 vol, 262p.

Caine, N., (1980). The rainfall intensity – duration control of shallow landslides and debris flows. *Geografiska Annaler*, 62A (1-2), 23-27 p.

Camapum de Carvalho, J., Gitirana Jr., G., Leão, C. E., (2012), Tópicos Sobre Infiltração: Teoria e Prática Aplicada a solos tropicais. Faculdade de Tecnologia - UnB, Brasília, DF, 4 vol., 644 p.

Caniani, D. Pascale, S. Sdao, F. Sole, A. (2008). Neural networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza. *Natural Hazards*. 45(1): 55-72 p.

Carrara A., Cardinali M., Guzzetti F. & Reichenbach P. (1995). GIS technology in mapping landslide hazard. *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 135 – 175 p.

Carvalho M. S., De Pina M. F. & Dos Santos S. M. (2000). - Conceitos Básicos de Informação Geográfica Aplicados à Saúde. - Rede Interagencial de Informações para a Saúde (RIPSA), Brasília, Brasil, 122p.

Carvalho R. A. G. (2001). Hierarquização de Áreas Submetidas a Movimentos Gravitacionais de Massa e Processo Erosivos no Bairro Santa Cruz, Ouro Preto, MG. Dissertação de Mestrado, UFOP, MG, 165 p.

Chacón, J., Irigaray, C., Fernandez, T., El Hamdouni, R. (2006). Engineering geology maps: landslides and geographical information systems. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*. 65(1), 341-411 p.

Chissolucombe, I. (2009), *Uso de Técnicas de Inteligencia Artificial na Estimativa de Deslocamentos e Danos induzidos por Escavações Subterrâneas*. Tese de Doutorado, Publicação G.TD-057/2009, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 216p.

Cho, S. E., Lee, S. R. (2002) Evaluation of surficial stability for homogeneous slope considering rainfall characteristics. *Jornal of Geot. And Geoenv. Eng.* V. 128, n. 9, p. 756-763

Cho, S.E. & Lee, S.R., (2001). Instability of unsaturated soil slopes due to infiltration, *Computers and Geotechnics*, 28, 185 – 208 p.

Crosta, G., (1998). Regionalization of rainfall threshold: an aid for landslide susceptibility zonation. *Environmental Geology*. 35(2-3), 131-145 p.

Cruden D. M., Varnes D. J. (1996). *Landslides, Investigation and Mitigation*. Landslide types and processes Bussines Office. Washington, DC Transportation Research Board. Washington DC, USA, 36-75 p.

Dai F.C., Lee C.F. & Ngai Y.Y.(2002). Landslide risk assessment and management: an overview. *Engineering Geology*, 61: 65 – 87 p.

Dawson, E.M., Roth, W.H., Drescher, A., (1999). Slope stability analysis by strength reduction. *Geotechnique*, 49, 835-840 p.

Duncan, J.M., (1996). Soil slope stability analysis In *Landslides Investigation and Mitigation*. Transport. Research Board, N.R.C. Spec. Report 247, Washington, DC, v. 3, pp. 337-371 p.

Ehlers, W., Graf, T., & Amman, M., (2004). Deformation and localization analysis of partially saturated soil, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 193, 2885-2910 p.

Falasci F.,Giacomelli, F., Federici, P.R., Puccinelli, A., Avanzi, A.A., Pochini, A., Ribolini, A., (2009). Logistic regression versus artificial neural networks: landslide susceptibility evaluation in a sample area of the Serchio River valley, Italy. *Natural Hazards*, 50,551–569 p.

Finlay, P., J., Fell, R., Maguire, P., K., (1997). The relationship between the probability of landslide occurrence and rainfall. *Can. Geotech. Journal*, 34, 811-824 p.

Fischer M. M. (1994). From conventional to knowledge-based geographic information systems. *Computer Environmental and Urban Systems*, 18, 233-242 p.

Flood, I. &Kartam, N. (1994). *Neural Networks in Civil Engineering I: Principles and Understanding*. ASCE Journal of Computing in Civil Engineering, 2(8), 131-148 p.

Fourier, A. B., Rowe, D., Blight, G. E. (1999). The effect of infiltration on the stability of slopes os dry ash dump. *Geotechnique*, 49 (1), 1-13 p.

Fredlund, D. G., Morgenstern, N. R., Widger, R.S. (1978). The shear strengthof unsaturated soils. *J. Geot. Div. A.S.C.E.*, 103(5), 447-466 p.

Garcia, E. (2010). *Numerical Analysis of the Rainfall Infiltration Problem in Unsaturated Soil*, Ph.D. Thesis,. Kyoto University.

Garcia, H.A.G. (2004). *Avaliação da Susceptibilidade aos Movimentos de Massa Usando Sistemas de Informação Geográfica e Redes Neurais Artificiais*. Dissertação de Mestrado, UnB, Brasília, DF, 140 p.

GeoRio (1999). *Análise da estabilidade de taludes em solo*. Manual Técnico de Encostas. GeoRio, Rio de Janeiro, RJ, 47-70 p.

Ghaboussi, J. (1992). Potential Application of Neuro - Biological Computational Models in Geotechnical Engineering. Numerical Models In Geomechanics - NUMOG 1, Balkema, Rotterdam. 543 – 555 p.

Guimarães R. F., Montgomery D. R., Greenberg H. M., Fernandes N. F., Trancoso R. A. G. e Carvalho Junior O. A. (2003). Parameterization of soil properties for a model of topographic control on shallow landsliding: application to Rio de Janeiro. Engineering Geology, 69: 99 – 108 p.

Guzzetti F., Carrara A., Cardinali M & Reichenbach P. (1999). Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. Geomorphology 31, 181-216 p.

Guzzetti F., Mondini A.C., Cardinali M., Fiorucci F., Santangelo M., Chang K.T. (2012) Landslide inventory maps: new tools for an old problem. Earth-Science Reviews, 112, 42-66 p.

Haykin S. (1999) Redes Neurais, Princípios e Prática. Prentice Hall, Inc., Porto Alegre, RS, 900p.

Haykin, S. (2001). Redes Neurais: A comprehensive foundation. Prentice-Hall, 2nd Edition

Highland, L.M., & Bobrowsky, Peter, (2008). The landslide handbook - A guide to understanding landslides: Reston, Virginia, U.S. Geological Survey Circular 1325, 129 p.

Hutchinson, J.N. (1988). General Report: Morphological and geotechnical parameter of landslides in relation to geology and hydrogeology. Landslides, Proc. Fifth Int. Symp. on Landslides, (Ed. C. Bonnard), Lausanne, Switzerland, 1, 3-35 p.

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE (2003). Ajuda online do Programa SPRING 4.0, Texto obtido pela Internet.

INTEGRAL (2011), Elaboración de estudios geológicos geotécnicos, hidrogeotécnicos, análisis de la vulnerabilidad estructural, y diseños de obras en las zonas de riesgo de la ciudad de Medellín, 178 p.

Irigay C. Chacón J. And Fernández T. (1996). Comparative analysis of methods for landslides susceptibility mapping. Landslides, Proceedings of the 18th Internacional Conference and Field Tripo on Landslides, Balkema, Granada, Espanha, 373 – 384 p.

Isaza - Restrepo, P. A. (2011). Avaliação do risco aceitavel por escorregamentos de encostas em regiões tropicais montanhosas: caso de aplicação, Medellin - Colombia. Dissertação de Mestrado, Publicação G.DM-192/11, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasilia, Brasilia, DF, 226 p.

Iverson, R., (2000). Landslide triggering by rain infiltration. Water Resources Research. 36(7). 1897-1910 p.

Janbu, N. (1968). Slope Stability Computations. Soil Mechanics and Foundation Engineering Report. Technical University of Norway, Trondheim.

Kasabov N. K. (1998). Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering. MIT Press, 581 p.

Lade, Poul V. (2010). The mechanics of surficial failure in soil slopes. Engineering Geology, 114, 57-64 p.

Larsen, M., C., (2008). Rainfall-triggered landslides, anthropogenic hazards, and mitigation strategies. Advances in Geosciences. 14, 147-153 p.

Lees, B. (1996). Neural networks applications in the geosciences: An Introduction. Computer and Geosciences, 22(9), 955-957 p.

Lôbo, B. R. H. (2012). Efeito do avanço da frente de umidade na redução da sucção e da resistência ao cisalhamento de um perfil de solo coluvionar em Medellín-Colômbia. Dissertação de Mestrado, Publicação G.DM-217/12, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 110 p.

Martinez H. E. C. & Farias M. M. (2004). Behavior of sand under true triaxial conditions using artificial neural networks. European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering, ECCOMAS2004, Jyväskylä, Finlândia, 135 – 144 p.

Martínez-Carvajal, H.E. (2006). Modelagem Constitutiva de Areias Usando Redes Neurais Artificiais. Tese de Doutorado, Publicação G.TD-035/06, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 247 p.

Mejía M. N. & Wohl E. E. (1994). Geological hazard and risk evaluation using GIS: methodology and model applied to Medellín, Colombia. Bulletin of the Association of Engineering Geologists, 31: 459 – 481 p.

Mitchell, J.K., Soga, K., (2005). Fundamentals of Soil Behavior Third Edition. Wiley, New York. USA.

Montgomery, D. R., Dietrich, W. E. (1994). A physically based model for the topographic control of shallow landsliding. Water Resource Research. 30, 1153-1171 p.

Montrasio, L., Valentino R., (2008). A model for triggering mechanisms of shallow landslides. Natural Hazards and Earth System Sciences, 8, 1149 – 1159 p.

Morgenstern, N. R., & V. E. Price. (1965). The Analysis of the Stability of General Slip Surfaces. Geotechnique, 15(1), 79-93 p.

Mutohar, A. S., Liao, H. (2010). Rainfall infiltration: infinite slope model for landslides triggering by rainstorm. Nat. Hazards, 54, 967-984 p.

Neaupane K. M. & Achet S. H. (2004). Use of backpropagation neural networks for landslide monitoring: a case study in the higher Himalaya. Engineering Geology, 74, 213-226 p.

Ni, S. H., Lu, P. C., and Juang, C. H. (1996). A fuzzy neural network approach to evaluation of slope failure potential. J. Microcomputers in Civil Engineering, 11, 59-66 p.

Pachauri A. K. & Pant M. (1992). Landslide hazard mapping based on geological attributes. *Engineering Geology*, 32, 81 – 100 p.

Pijanowski B. C., Brown D. G., Shellito B. A. & Manik G. A. (2002). Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a Land transformation model. *Computers, Environment and Urban Systems*, 56, 553-575 p.

Polemio M., Petrucci O. (2000). Rainfall as a Landslide Triggering Factor: An Overview of Recent International Research. *Landslides in research, theory and practice. Proceedings of the 8th International Symposium on Landslides, Carraiff*. 1219-1226 p.

Pradhan, B. & Lee, S. (2007). Utilization of Optical Remote Sensing Data and GIS Tools for Regional Landslide Hazard Analysis Using an Artificial Neural Network Model. *Earth Science Frontiers*. 14(6), 143–152 p.

Rahardjo, H., Lim, T. T., Chang, M. F., Fredlund, D. G. (1995). Shear strength characteristics of a residual soil. *Can. Geotech. J.* 32, 60-77 p.

Ramos V. M. (2003). *A Modelagem Matemática no Estudo de Movimentos de Massa: Aplicação de um Modelo de Previsão de Áreas Susceptíveis a Escorregamentos Rasos na Área do Subúrbio Ferroviário de Salvador*. Dissertação de mestrado, UnB, Brasília, DF, 91p.

Ribeiro, A. C. (2011). Um modelo de análise de riscos para desastres. *Gestão de Riscos*. 62(1), 7-23 p.

Rumelhart, D., McClelland, J., (1986). *Parallel Distributed Processing*. The MIT Press, 1, 567p.

Shahin M. A., Jaksa M. B. & Maier H. R. (2001). Artificial neural networks applications in geotechnical engineering. *Australian Geomechanics*, 49 -59 p.

Sistema Municipal de Prevención y Atención de Desastres de Medellín, SIMPAD (1999). *Instrumentation and Micro Zonation for Earthquake in Medellín Urban Area (In Spanish)*. Secretaria Privada del Municipio de Medellín, Medellín, Colombia, 135p.

Soeters, R., Van Westen, C.J. (1996). Slope instability recognition, analysis and zonation. Landslides Investigation and Mitigation. Transportation Research Board, National Research Council, Special Report, National Academy Press, Washington, D.C., USA, 129-177 p.

Spencer, E. (1967). A Method of Analysis of the Stability of Embankments Assuming Parallel Inter-slice Forces. *Geotechnique*, 17(1), 11-26 p.

Terlien M. T. J. (1996) The prediction of rainfall-triggered soil slips in Manizales (Colômbia). Landslides, Proceedings of the 18th International Conference and Field Trip on Landslides, Balkema, Balkema, Granada, Espanha, 197 – 205 p.

Terlien M. T. J., Van Westen C. J. and Van Asch T. W. J. (1995). Deterministic modelling in GIS-Based landslide hazard assesment. *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 57 – 77 p.

Terlien, M. T. J., (1998). The determination of statistical and deterministic hydrological landslide-triggering thresholds. *Environmental Geology* 35 (2-3), 124-130 p.

Toro, J., Moura, F. S., Pedroso, F. F.; Marques, F. (2011). Avaliação de Perdas e Danos: Inundações e Deslizamentos na Região Serrana do Rio de Janeiro - Janeiro de 2011. Washington D.C. - The Worldbank. 63 p.

Turra, C., Queiroz, B., (2005), Before it's too late: demographic transition, labor supply, and social security problems in Brazil, Proceedings of the United Nations Expert Group Meeting on Social and Economic Implications of Changing Population Age Structure, ONU, Mexico City, data de consulta: Setembro 19 de 2012, disponível em http://www.un.org/esa/population/meetings/Proceedings_EGM_Mex_2005/turra.pdf

USGS (Content Source); Highland, L. Landslide Types and Processes report 2004 [Online]. U.S. Geological Survey. Disponível em <<http://pubs.usgs.gov/fs/2004/3072/>> [Consulta: 20 de agosto 2012]

Uzielli, M., Nadim, F., Lacasse, S., Kayna, A. M., (2008). A conceptual Framework for quantitative estimation of physical vulnerability to landslide. *Engineering Geology* 102 (2008) 251 – 256 p.

Van Genuchten (1980). A Closed-Form Equation for Predicting the Hydraulic Conductivity of Unsaturated Soils. *Soil Science Society of America Journal*, 44, 892-898 p.

Varnes D. J. (1984). *Landslide Hazard zonation: a Review of Principles and Practice*. - Unesco, Paris, France, 63 p.

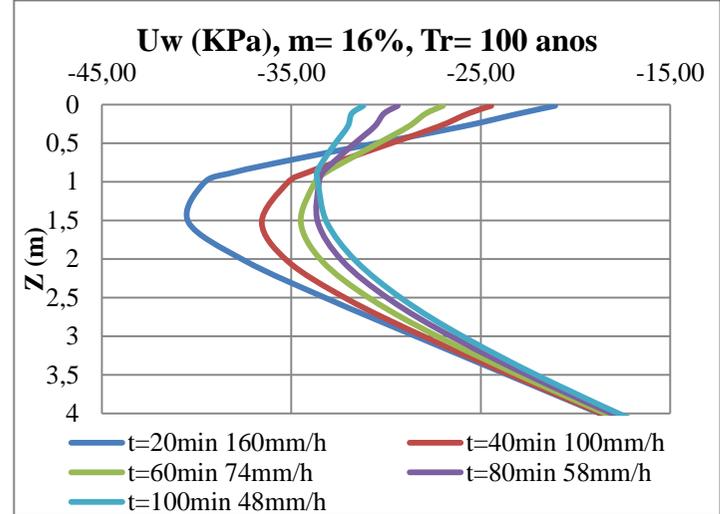
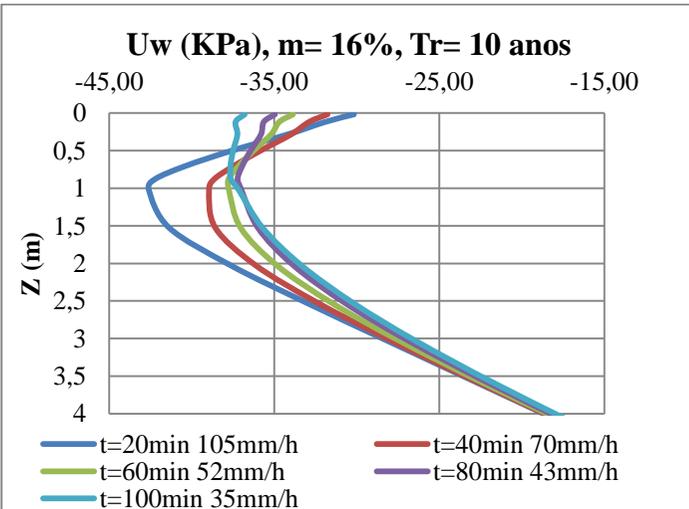
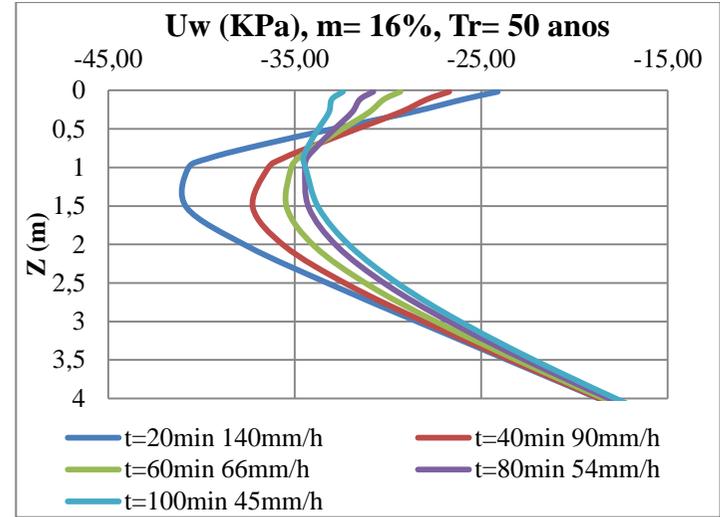
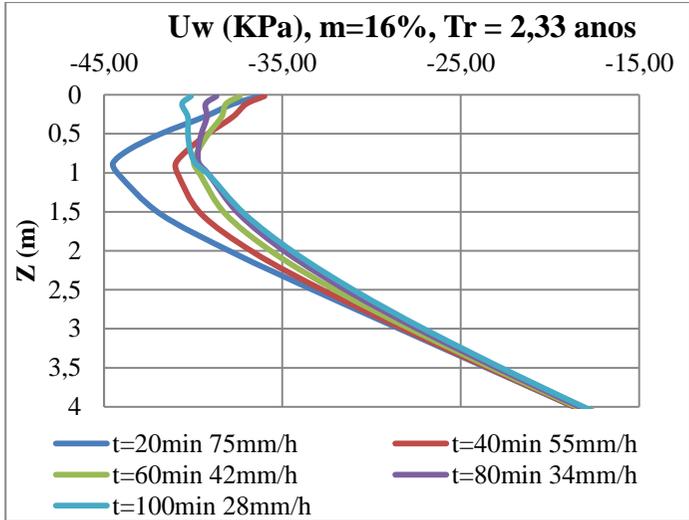
Varnes, D. J. (1978). Slope movements types and processes. In: Schuster R.L., y Krizek R.J. (ed.). *Landslides analysis and control*. Washington D. C, National Academy Press, Transportation Research Board Special Report, 176, 9-33 p.

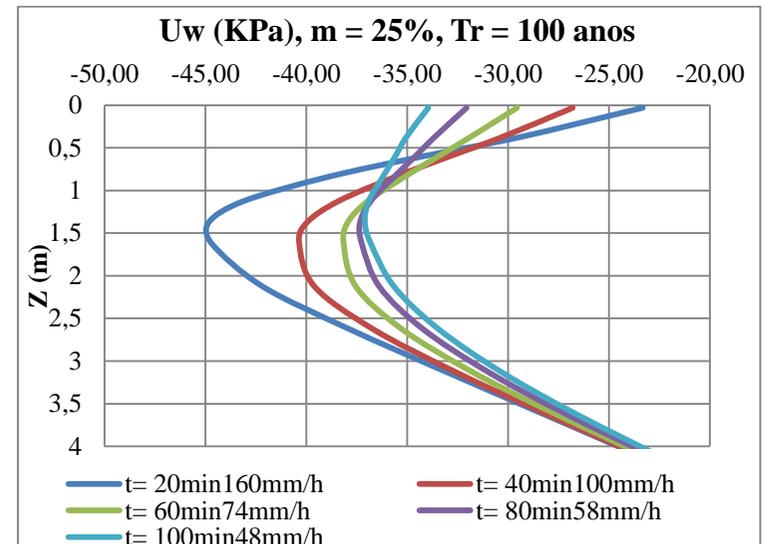
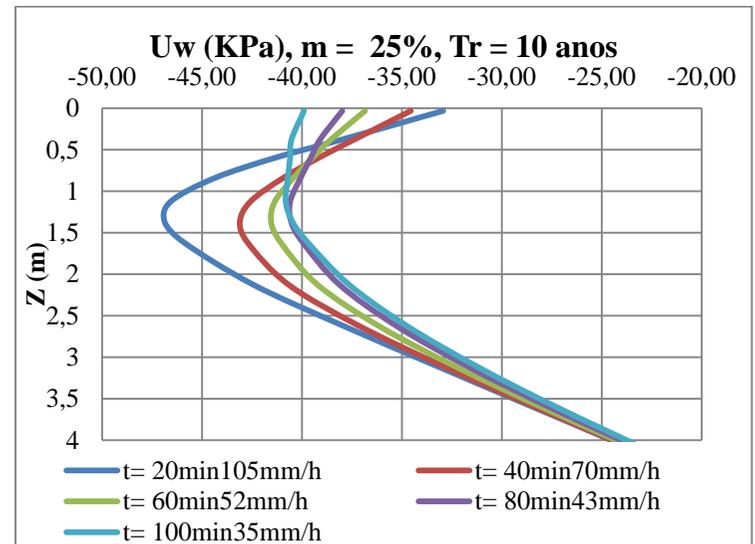
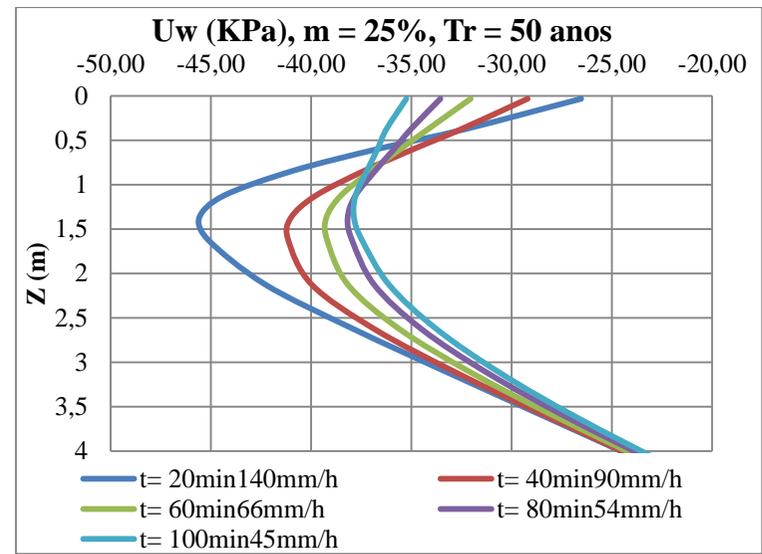
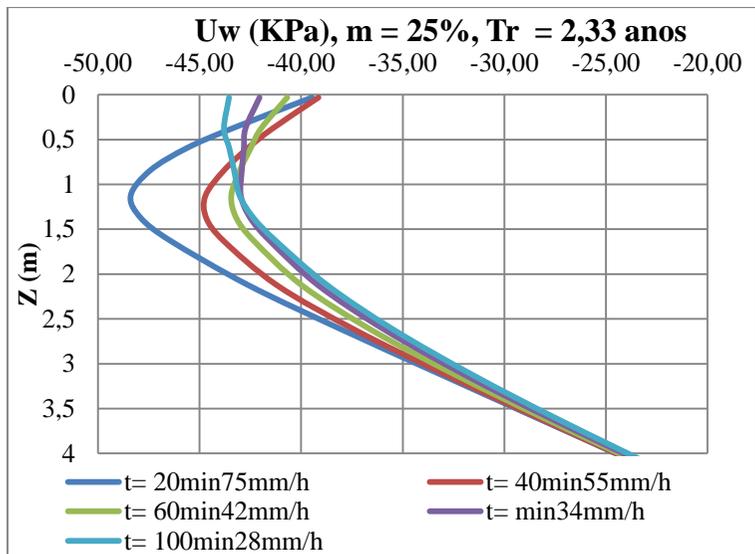
Widrow, B., & Hoff, M. E., (1960). Adaptive switching circuits. Institute of Radio engineers, Western Electronic Show and convention. 4, 96 – 104 p.

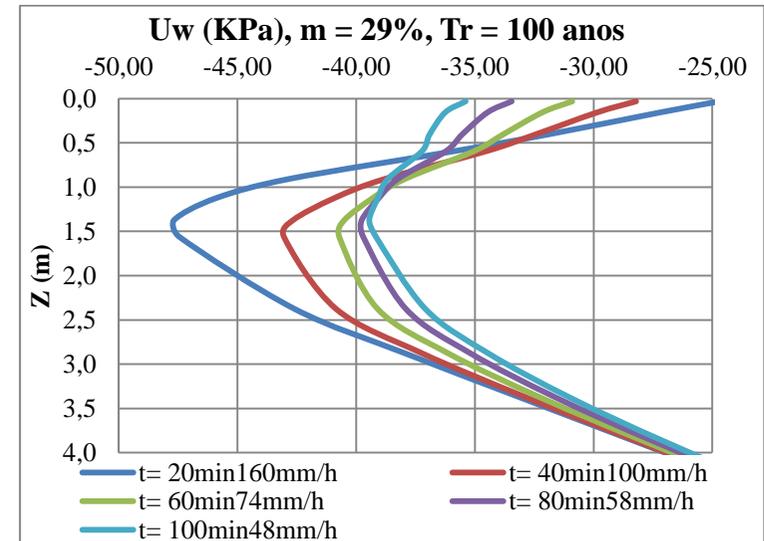
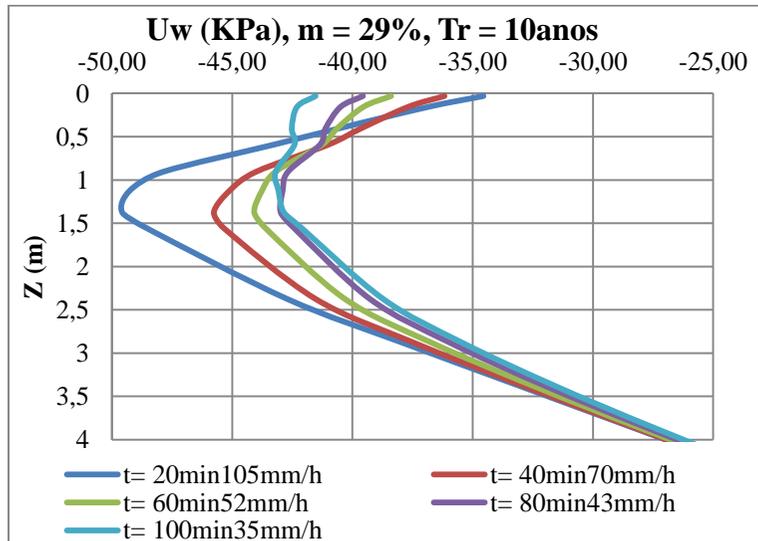
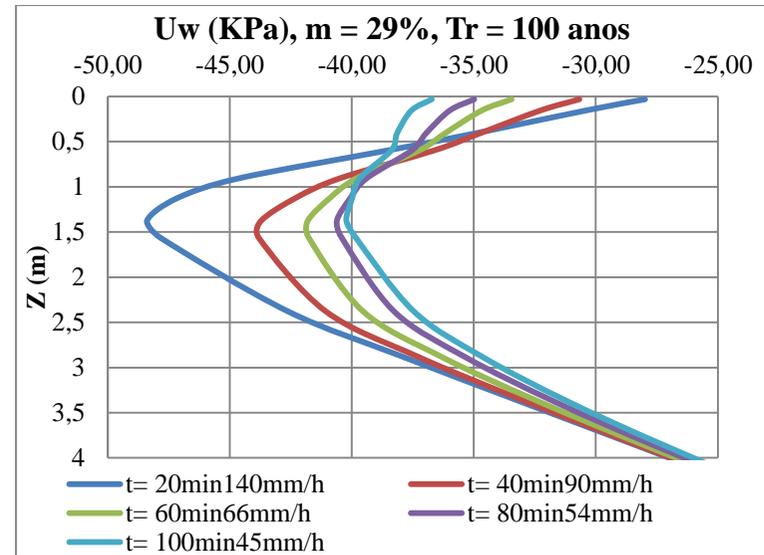
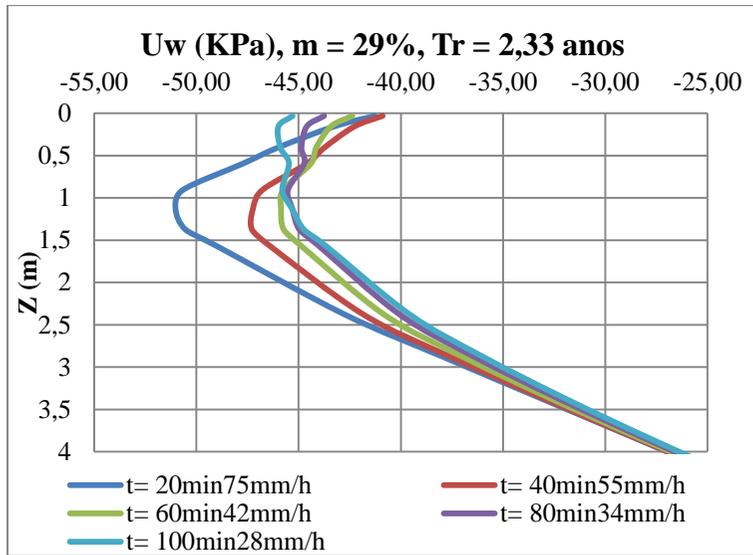
Xie M. (2007). Spatial three-dimensional landslide susceptibility. *Earth Science Frontiers*, 14(6), 73-84 p.

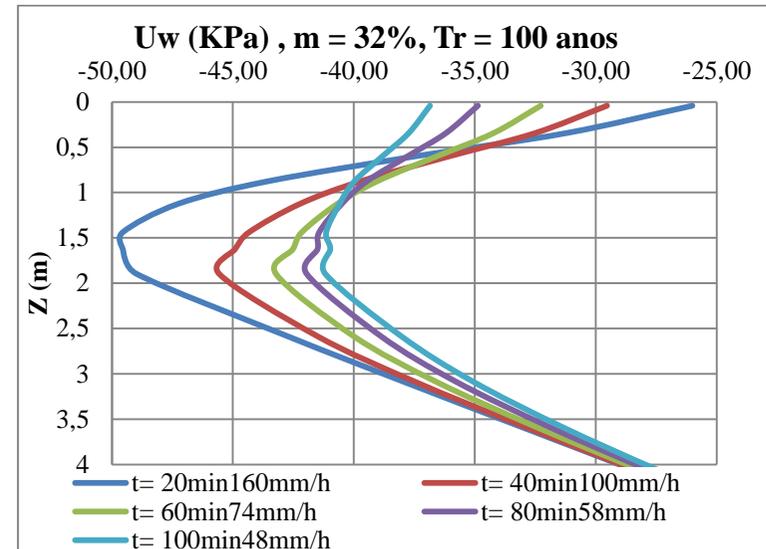
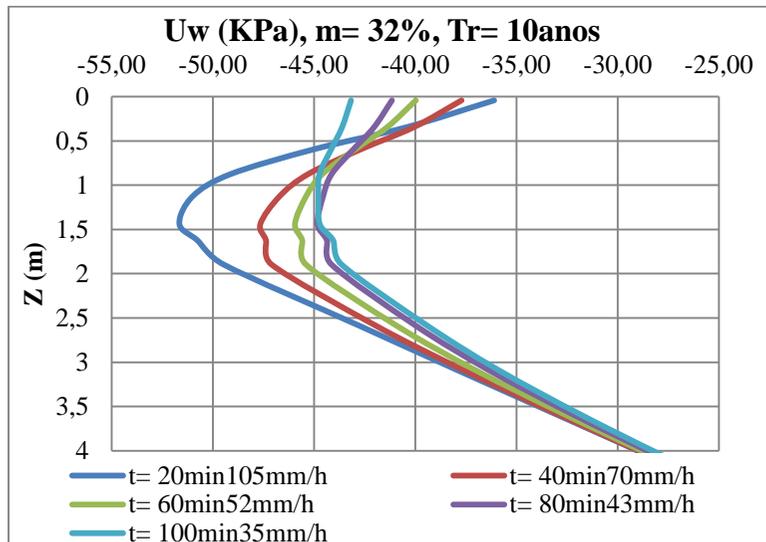
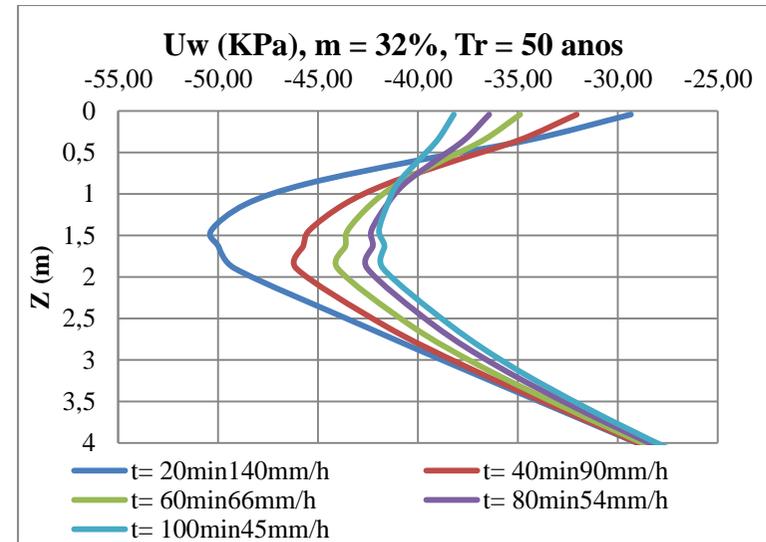
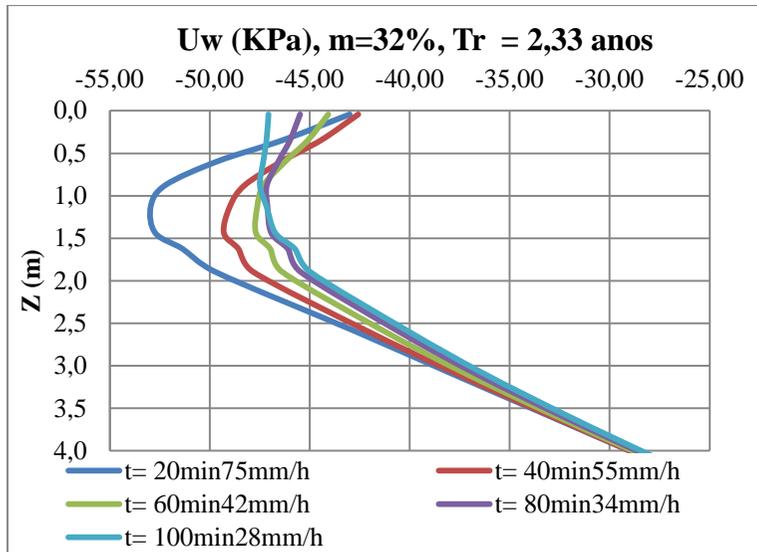
Zhou G., Esaki T., Mitani Y., Xie M., Mori J. (2002). Spatial probabilistic modeling of slope failure using. *Engineering Geology*, 373-386 p.

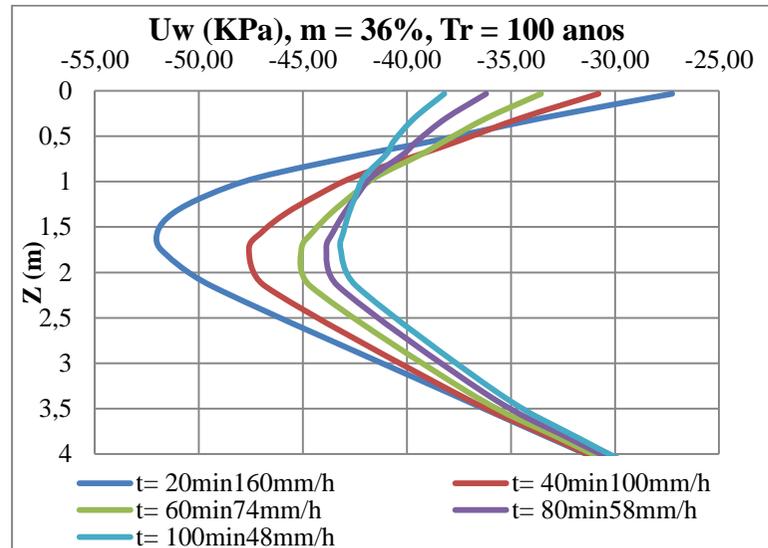
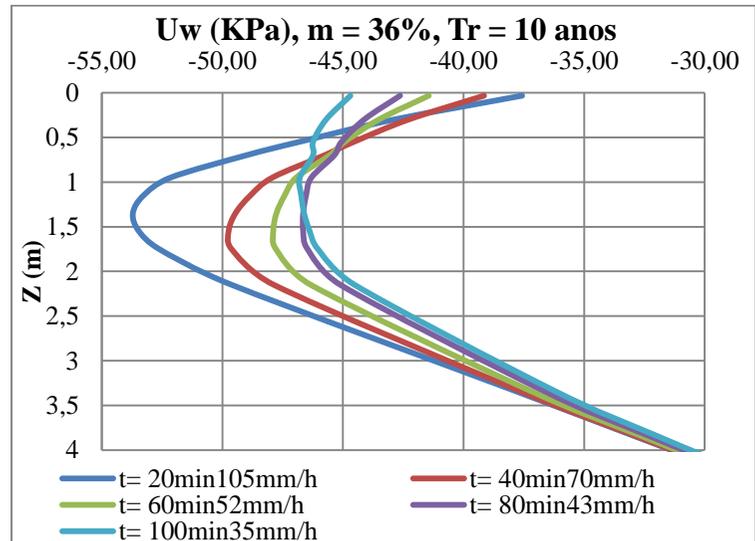
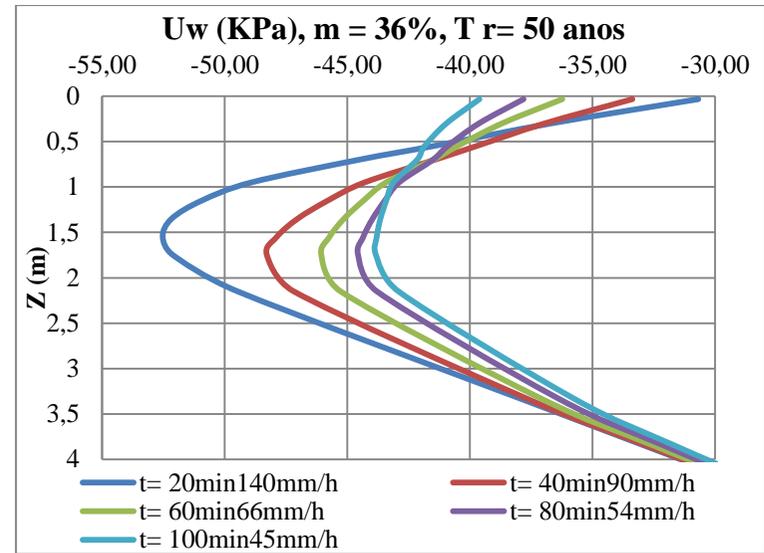
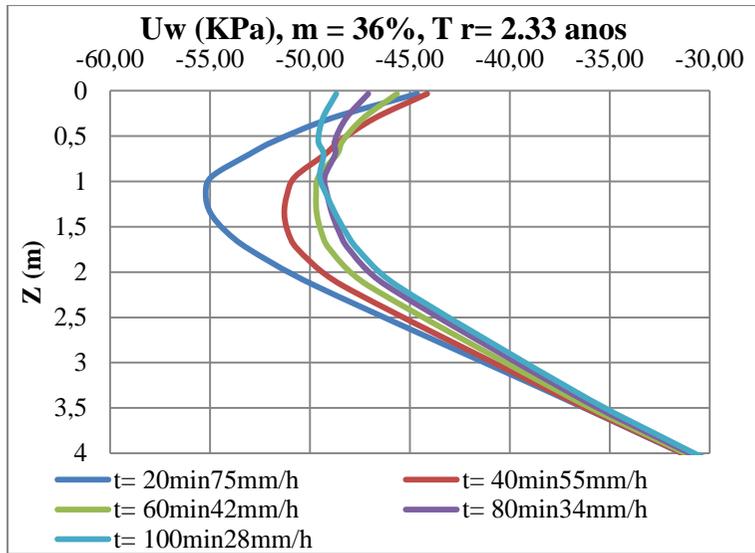
ANEXO 1
CURVAS DE PRESSÃO DE POROS

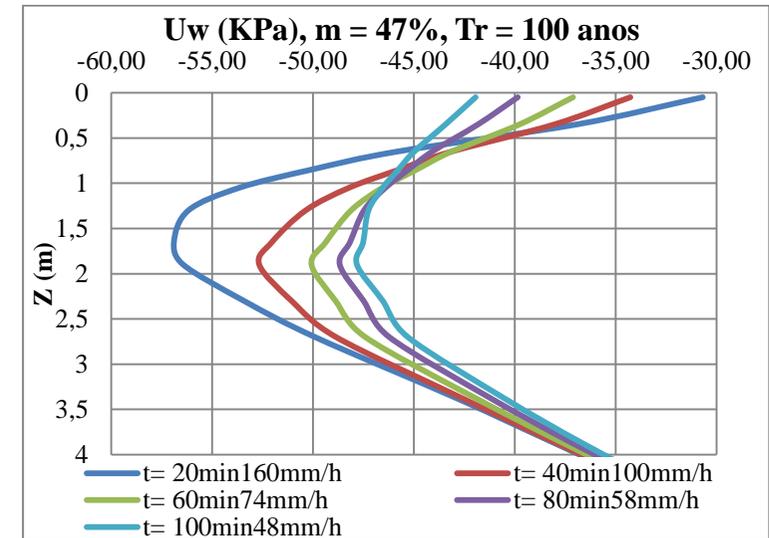
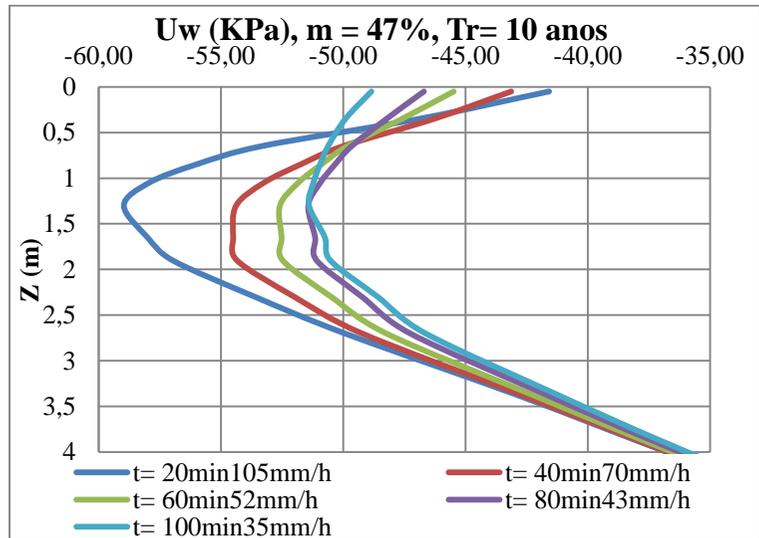
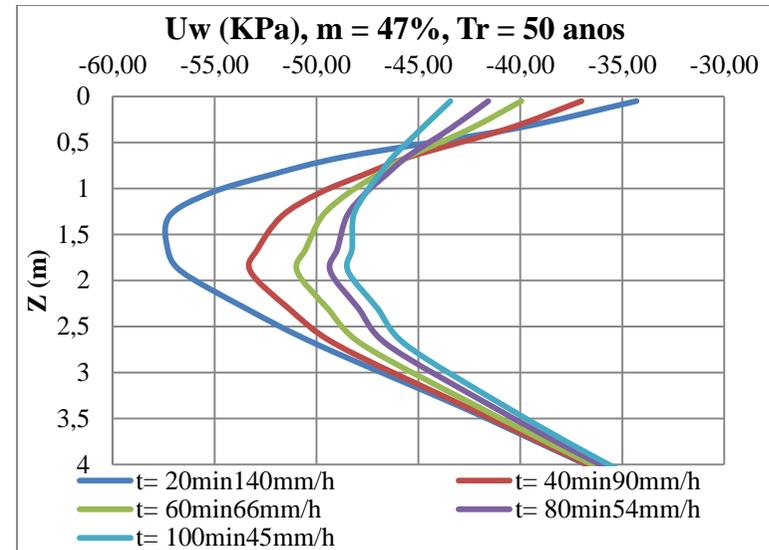
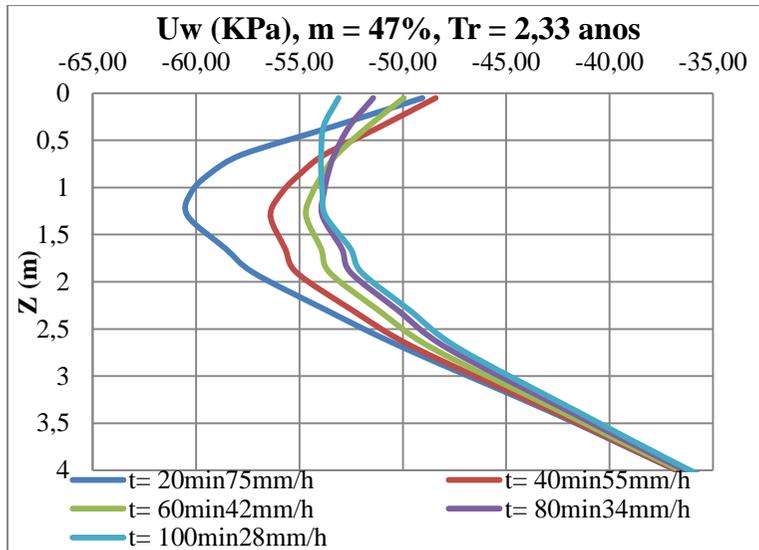


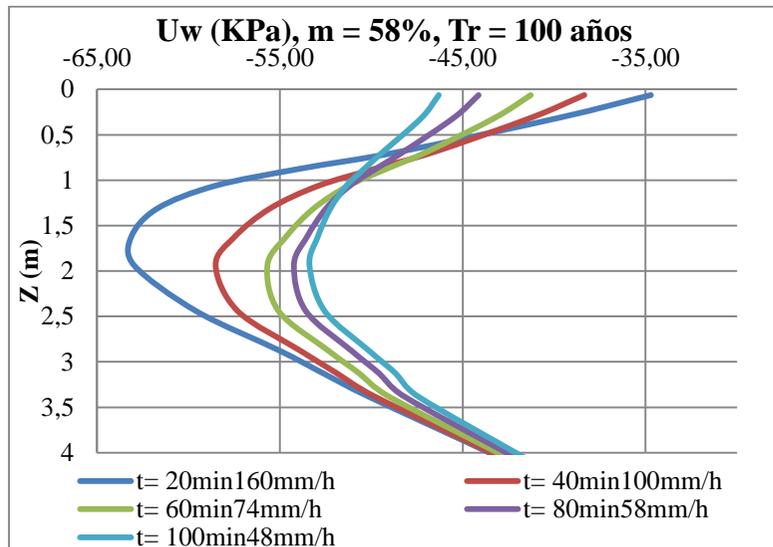
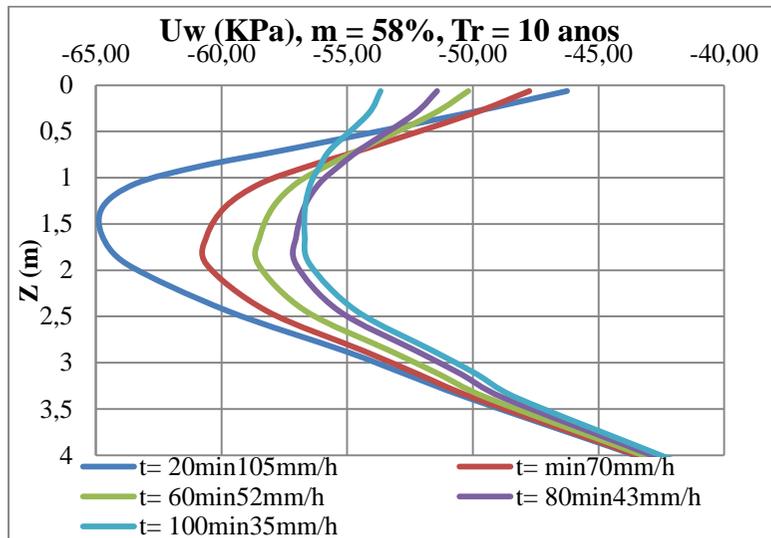
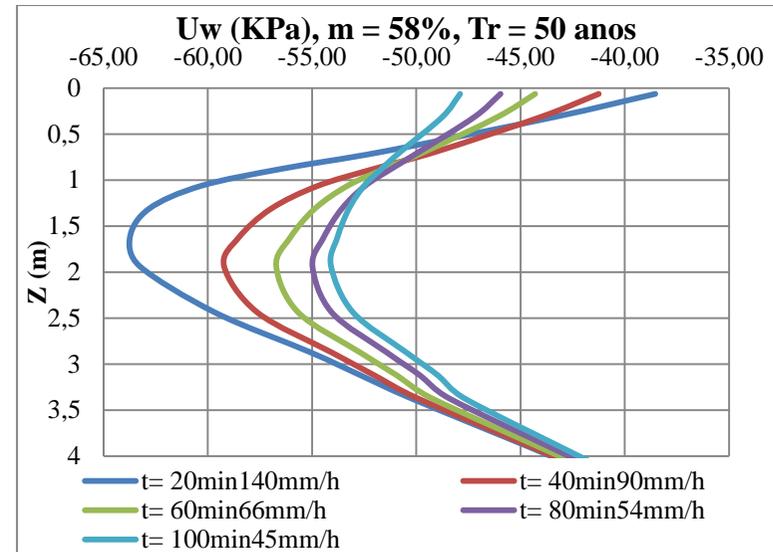
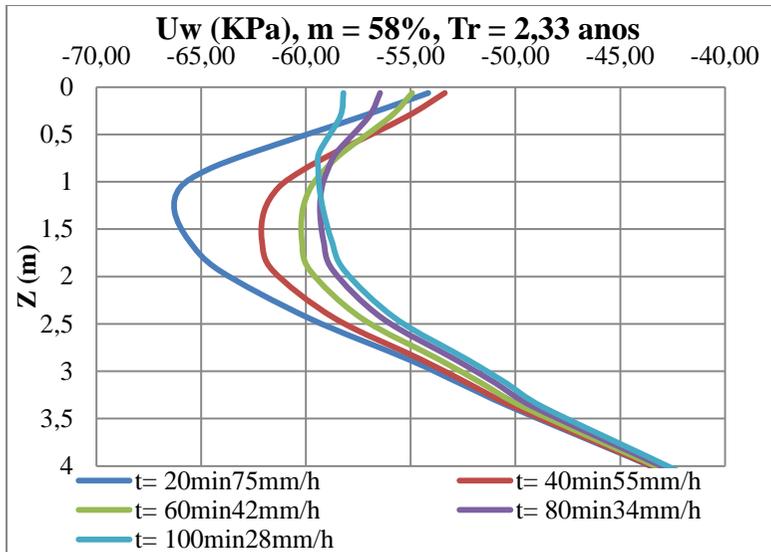


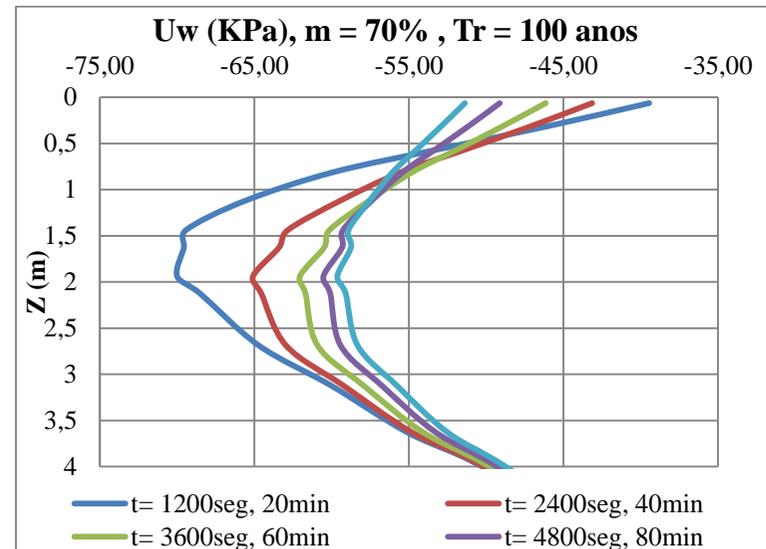
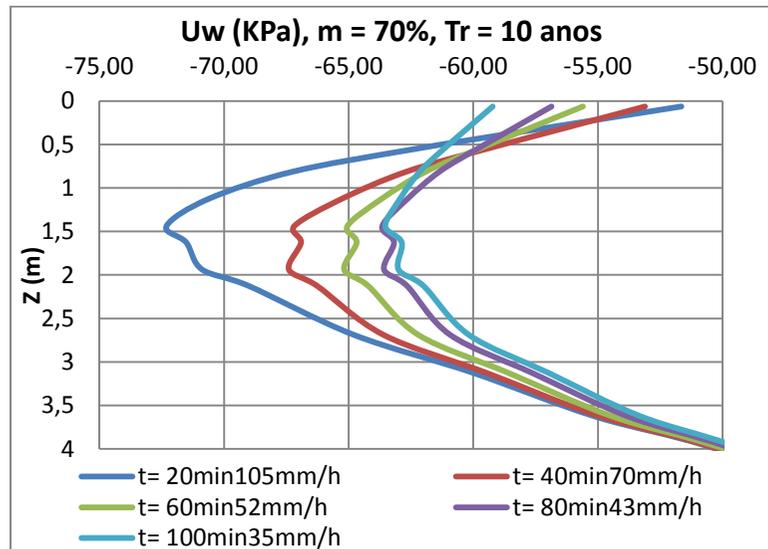
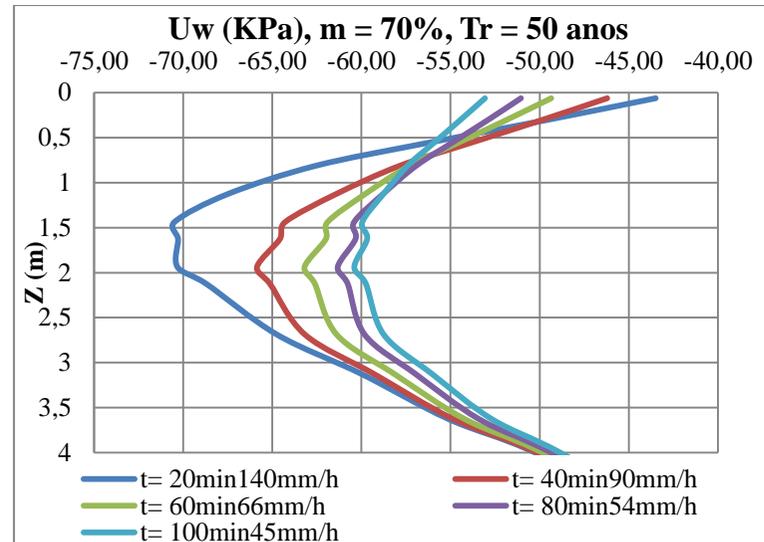
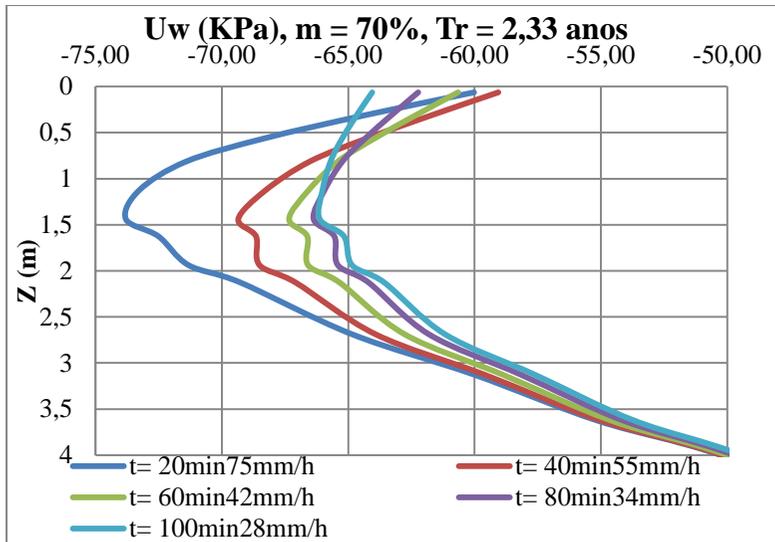


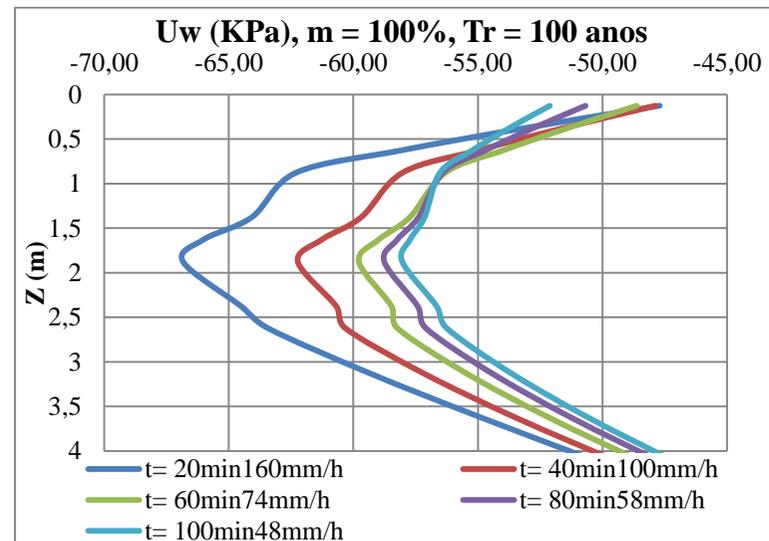
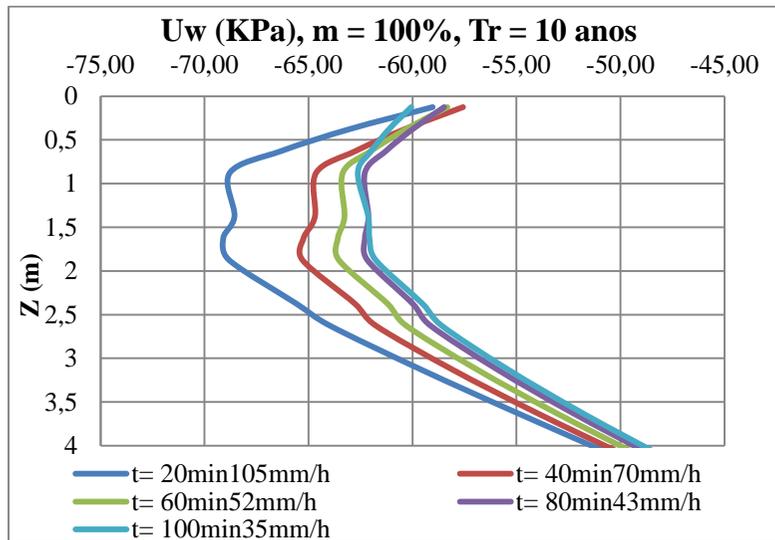
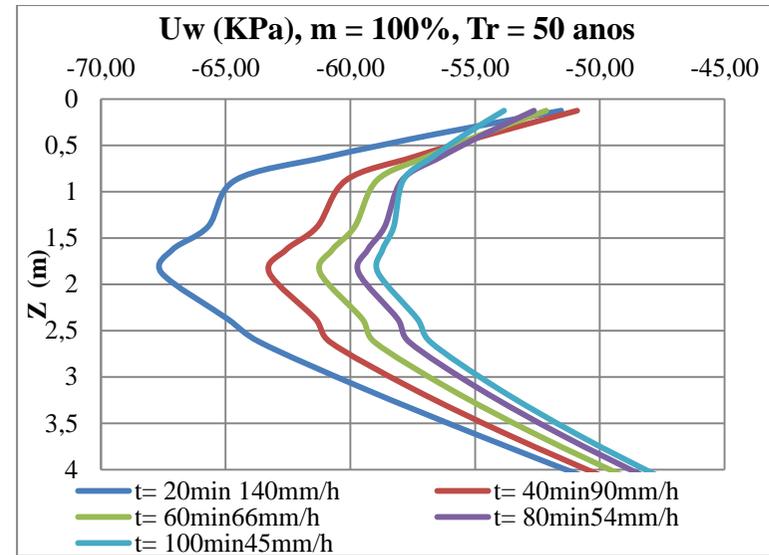
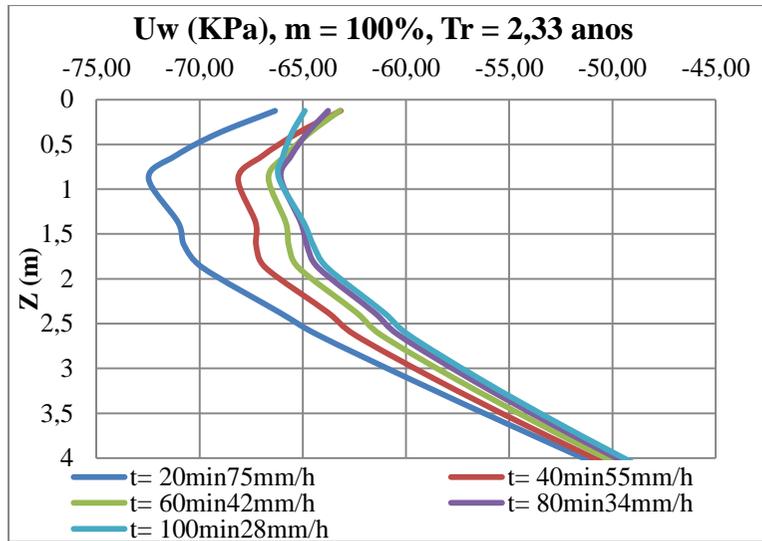












ANEXO 2
COMBINAÇÃO DE DECLIVIDADES E INTENSIDADES
PARÂMETROS A E B DAS REGRESSÕES DO FATOR DE SEGURANÇA
PARAMETRO A DA RNA3

Caso #	Declividade	Intensidade mm/h	Duração minutos	Tr anos	Parâmetros regressão fator de segurança		A RNA3
					Areal	B	
1	16%	75	20	2,33	25,195	-0,873	24,116
2		55	40		24,825	-0,866	24,084
3		42	60		24,785	-0,869	24,063
4		34	80		24,811	-0,873	24,088
5		28	100		24,894	-0,878	24,075
6		105	20	10	24,577	-0,85	24,062
7		70	40		24,317	-0,85	24,029
8		52	60		24,339	-0,856	24,011
9		43	80		24,324	-0,859	24,038
10		35	100		24,455	-0,866	24,019
11		140	20	50	23,855	-0,823	23,743
12		90	40		23,643	-0,827	23,707
13		66	60		23,716	-0,836	23,726
14		54	80		23,733	-0,842	23,729
15		45	100		23,833	-0,848	23,688
16		160	20	100	23,442	-0,808	23,310
17		100	40		23,308	-0,816	23,288
18		74	60		23,365	-0,825	23,297
19		58	80		23,521	-0,835	23,240
20		48	100		23,65	-0,843	23,176
21	25%	75	20	2,33	16,631	-0,858	16,981
22		55	40		16,295	-0,844	16,882
23		42	60		16,229	-0,844	16,816
24		34	80		16,225	-0,846	16,957
25		28	100		16,271	-0,849	16,977
26		105	20	10	16,241	-0,837	16,858
27		70	40		15,951	-0,828	16,759
28		52	60		15,918	-0,83	16,706
29		43	80		15,881	-0,831	16,862
30		35	100		15,958	-0,836	16,853
31		140	20	50	15,792	-0,815	16,226
32		90	40		15,502	-0,806	16,132
33		66	60		15,493	-0,81	16,206
34		54	80		15,472	-0,813	16,294
35		45	100		15,524	-0,818	16,199
36		160	20	100	15,536	-0,801	15,652
37		100	40		15,28	-0,796	15,575
38		74	60		15,254	-0,799	15,653
39		58	80		15,326	-0,806	15,537
40		48	100		15,396	-0,812	15,395

Caso #	Declividade	Intensidade mm/h	Duração minutos	Tr anos	Parâmetros regressão fator de segurança		A RNA3
					Areal	B	
41	29%	75	20	2,33	15,007	-0,87	14,545
42		55	40		14,773	-0,862	14,453
43		42	60		14,748	-0,864	14,388
44		34	80		14,763	-0,867	14,524
45		28	100		14,814	-0,871	14,565
46		105	20	10	14,626	-0,849	14,449
47		70	40		14,458	-0,846	14,357
48		52	60		14,469	-0,85	14,303
49		43	80		14,458	-0,853	14,457
50		35	100		14,538	-0,859	14,467
51		140	20	50	14,178	-0,826	13,958
52		90	40		14,037	-0,827	13,869
53		66	60		14,078	-0,834	13,929
54		54	80		14,087	-0,838	14,032
55		45	100		14,147	-0,844	13,947
56		160	20	100	13,929	-0,812	13,567
57		100	40		13,834	-0,816	13,477
58		74	60		13,865	-0,823	13,555
59		58	80		13,957	-0,832	13,448
60		48	100		14,035	-0,839	13,313
61	32%	75	20	2,33	13,447	-0,862	12,969
62		55	40		13,185	-0,85	12,883
63		42	60		13,131	-0,849	12,818
64		34	80		13,127	-0,851	12,932
65		28	100		13,163	-0,854	12,983
66		105	20	10	13,135	-0,843	12,894
67		70	40		12,909	-0,834	12,807
68		52	60		12,881	-0,836	12,750
69		43	80		12,85	-0,837	12,884
70		35	100		12,91	-0,842	12,905
71		140	20	50	12,773	-0,821	12,503
72		90	40		12,548	-0,814	12,416
73		66	60		12,539	-0,817	12,455
74		54	80		12,521	-0,819	12,558
75		45	100		12,56	-0,824	12,480
76		160	20	100	12,568	-0,809	12,227
77		100	40		12,371	-0,804	12,123
78		74	60		12,347	-0,806	12,189
79		58	80		12,404	-0,813	12,090
80		48	100		12,458	-0,818	11,960

Caso #	Declividade	Intensidade mm/h	Duração minutos	Tr anos	Parâmetros regressão fator de segurança		A RNA3
					Areal	B	
81	36%	75	20	2,33	12,389	-0,866	11,946
82		55	40		12,135	-0,855	11,862
83		42	60		12,079	-0,854	11,793
84		34	80		12,072	-0,855	11,880
85		28	100		12,104	-0,858	11,934
86		105	20	10	12,109	-0,849	11,881
87		70	40		11,883	-0,84	11,796
88		52	60		11,85	-0,841	11,734
89		43	80		11,818	-0,841	11,840
90		35	100		11,872	-0,846	11,866
91		140	20	50	11,784	-0,828	11,542
92		90	40		11,554	-0,82	11,454
93		66	60		11,536	-0,823	11,469
94		54	80		11,516	-0,825	11,567
95		45	100		11,551	-0,829	11,493
96		160	20	100	11,6	-0,816	11,321
97		100	40		11,392	-0,81	11,204
98		74	60		11,361	-0,813	11,254
99		58	80		11,409	-0,819	11,159
100		48	100		11,456	-0,824	11,031
101	47%	75	20	2,33	10,337	-0,869	10,383
102		55	40		10,128	-0,857	10,291
103		42	60		10,077	-0,856	10,207
104		34	80		10,066	-0,856	10,225
105		28	100		10,087	-0,859	10,273
106		105	20	10	10,118	-0,854	10,322
107		70	40		9,9288	-0,844	10,229
108		52	60		9,8928	-0,843	10,148
109		43	80		9,8603	-0,843	10,186
110		35	100		9,8983	-0,847	10,211
111		140	20	50	9,8647	-0,835	10,004
112		90	40		9,668	-0,825	9,908
113		66	60		9,6416	-0,826	9,872
114		54	80		9,6167	-0,827	9,939
115		45	100		9,6374	-0,83	9,868
116		160	20	100	9,7207	-0,824	9,809
117		100	40		9,5395	-0,816	9,667
118		74	60		9,5011	-0,817	9,670
119		58	80		9,5298	-0,821	9,581
120		48	100		9,5608	-0,825	9,456

Caso #	Declividade	Intensidade mm/h	Duração minutos	Tr anos	Parâmetros regressão fator de segurança		A RNA3
					Areal	B	
121	58%	75	20	2,33	9,0487	-0,872	9,132
122		55	40		8,8749	-0,861	9,037
123		42	60		8,8356	-0,86	8,946
124		34	80		8,8294	-0,86	8,913
125		28	100		8,8503	-0,863	8,942
126		105	20	10	8,8469	-0,856	9,070
127		70	40		8,6956	-0,847	8,975
128		52	60		8,672	-0,848	8,887
129		43	80		8,6475	-0,848	8,868
130		35	100		8,6836	-0,851	8,884
131		140	20	50	8,6153	-0,838	8,761
132		90	40		8,4631	-0,829	8,666
133		66	60		8,4495	-0,831	8,602
134		54	80		8,4323	-0,832	8,630
135		45	100		8,4535	-0,835	8,571
136		160	20	100	8,4847	-0,827	8,569
137		100	40		8,3491	-0,821	8,435
138		74	60		8,3257	-0,822	8,400
139		58	80		8,356	-0,826	8,329
140		48	100		8,3862	-0,83	8,221
141	70%	75	20	2,33	8,2224	-0,879	7,932
142		55	40		8,0645	-0,868	7,854
143		42	60		8,0257	-0,867	7,781
144		34	80		8,0173	-0,867	7,733
145		28	100		8,0338	-0,869	7,743
146		105	20	10	8,0494	-0,865	7,882
147		70	40		7,9087	-0,856	7,806
148		52	60		7,8825	-0,856	7,734
149		43	80		7,8574	-0,855	7,695
150		35	100		7,8866	-0,859	7,701
151		140	20	50	7,8509	-0,848	7,644
152		90	40		7,7063	-0,84	7,572
153		66	60		7,6876	-0,841	7,514
154		54	80		7,6679	-0,841	7,516
155		45	100		7,6835	-0,844	7,482
156		160	20	100	7,739	-0,839	7,506
157		100	40		7,6072	-0,832	7,413
158		74	60		7,579	-0,832	7,371
159		58	80		7,6007	-0,836	7,330
160		48	100		7,6241	-0,839	7,259

Caso #	Declividade	Intensidade mm/h	Duração minutos	Tr anos	Parâmetros regressão fator de segurança		A RNA3
					Areal	B	
161	100%	75	20	2,33	6,6753	-0,879	6,506
162		55	40		6,5431	-0,868	6,490
163		42	60		6,4988	-0,866	6,475
164		34	80		6,4806	-0,865	6,462
165		28	100		6,4846	-0,866	6,463
166		105	20	10	6,5461	-0,867	6,496
167		70	40		6,4219	-0,857	6,480
168		52	60		6,384	-0,855	6,465
169		43	80		6,3494	-0,853	6,454
170		35	100		6,3622	-0,855	6,456
171		140	20	50	6,3975	-0,853	6,452
172		90	40		6,2634	-0,842	6,437
173		66	60		6,227	-0,841	6,424
174		54	80		6,1934	-0,839	6,420
175		45	100		6,1923	-0,84	6,423
176		160	20	100	6,3136	-0,844	6,442
177		100	40		6,1856	-0,835	6,425
178		74	60		6,1309	-0,832	6,413
179		58	80		6,1379	-0,834	6,411
180		48	100		6,1425	-0,836	6,398

ANEXO 3
PARAMETROS DA REDE NEURAL ARTIFICIAL

Pesos camada 1

-0,74989	0,58489	-1,8565
-0,98248	-0,042954	-0,088385
-0,97798	3,01	1,1202
3,1669	0,0088219	0,056561

Bias camada 1

2,4085
0,45963
-0,78358
3,7537

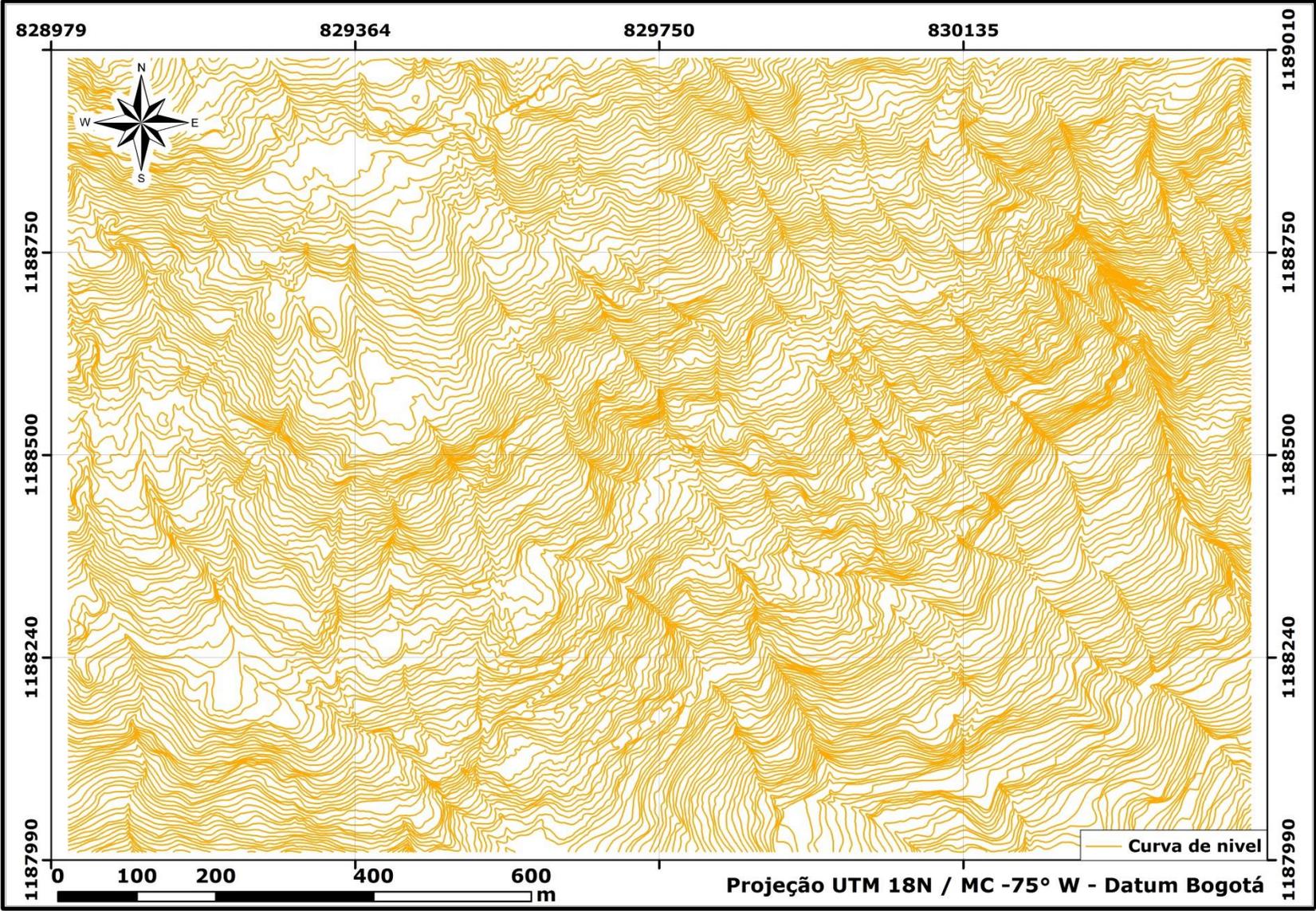
Pesos camada 2

-0,047526	1,226	0,022432	-3,4135
-----------	-------	----------	---------

Bias camada 2

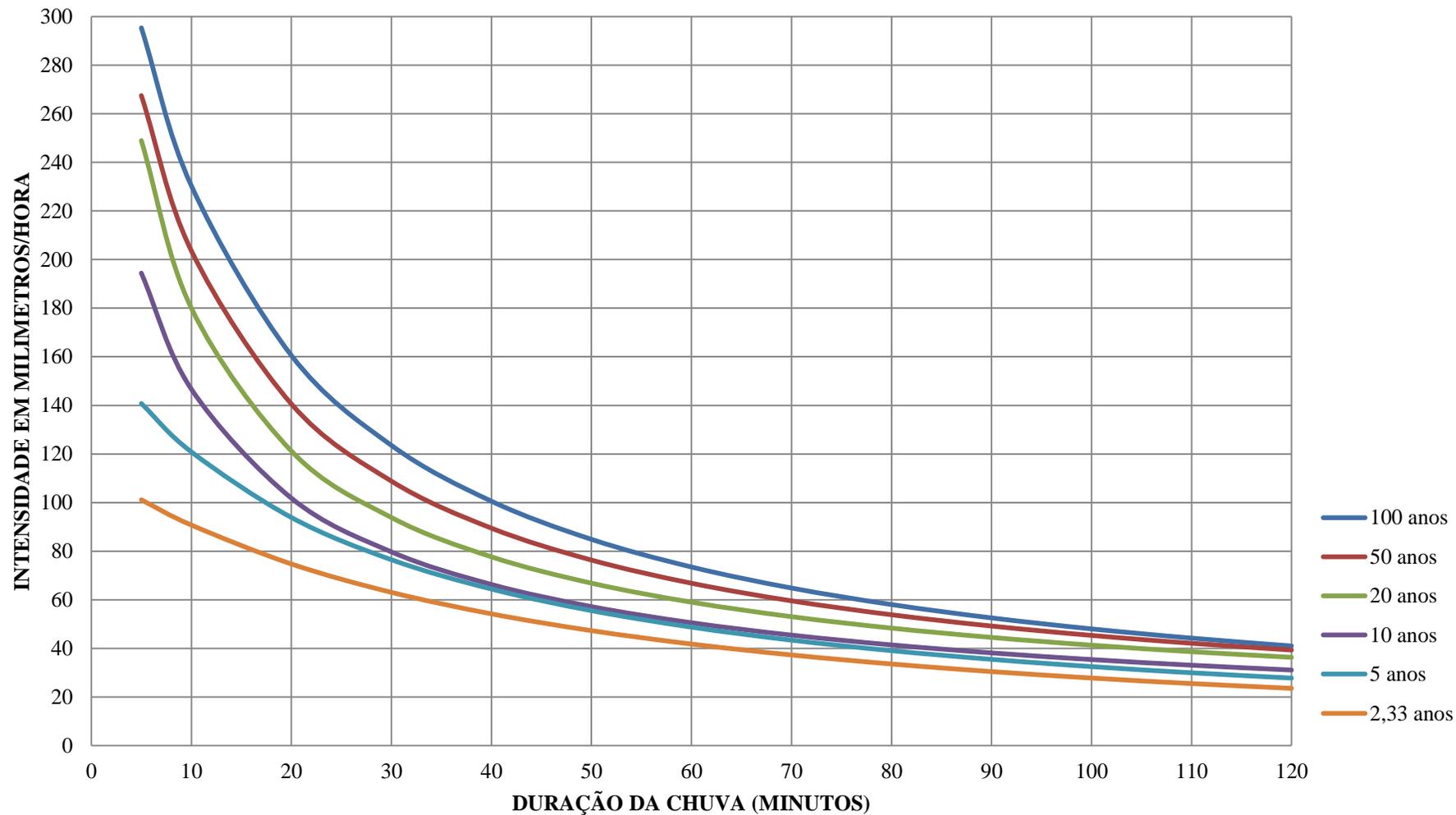
1,9859

ANEXO 4
CURVAS DE NIVEL



ANEXO 5
CURVAS IDF
INTENSIDADES UTILIZADAS

CURVAS INTENSIDADE - DURAÇÃO - FREQUENCIA



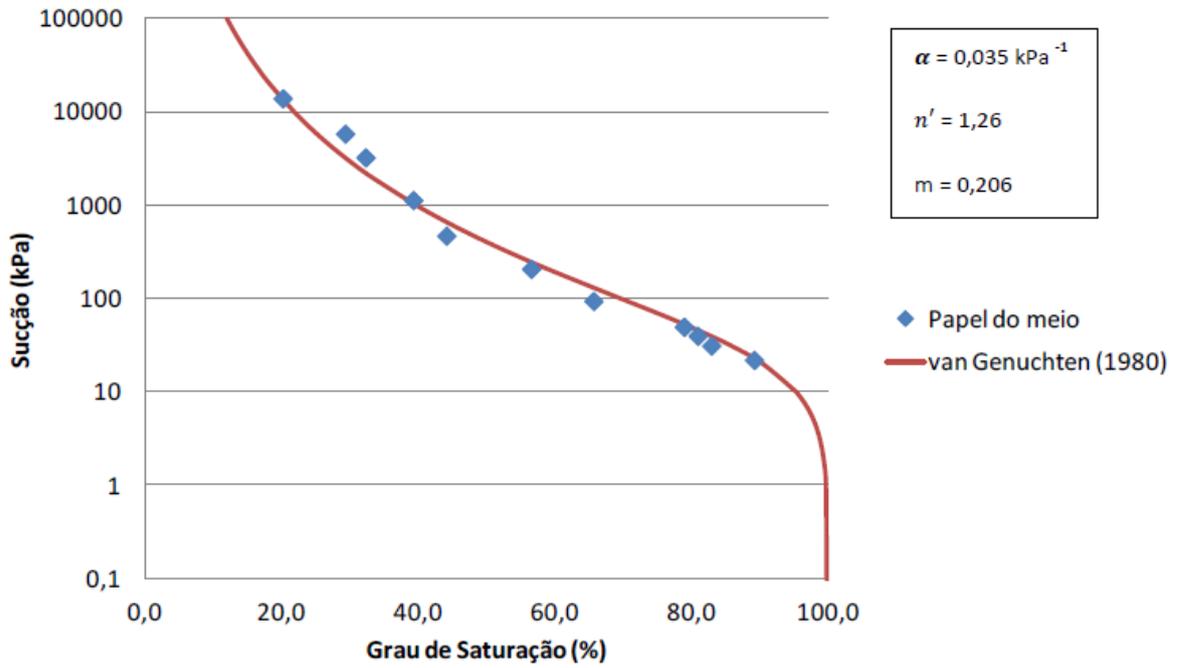
C	h	m	Tr (anos)
28902,26	56	1,37569	2,33
6.183,28	28	0,83851	5
1180	6	0,752	10
1.249,00	4	0,734	20
2298,3	8	0,83851	50
4531,96	12	0,9638	100

$$I = \frac{C}{(D + h)^m}$$

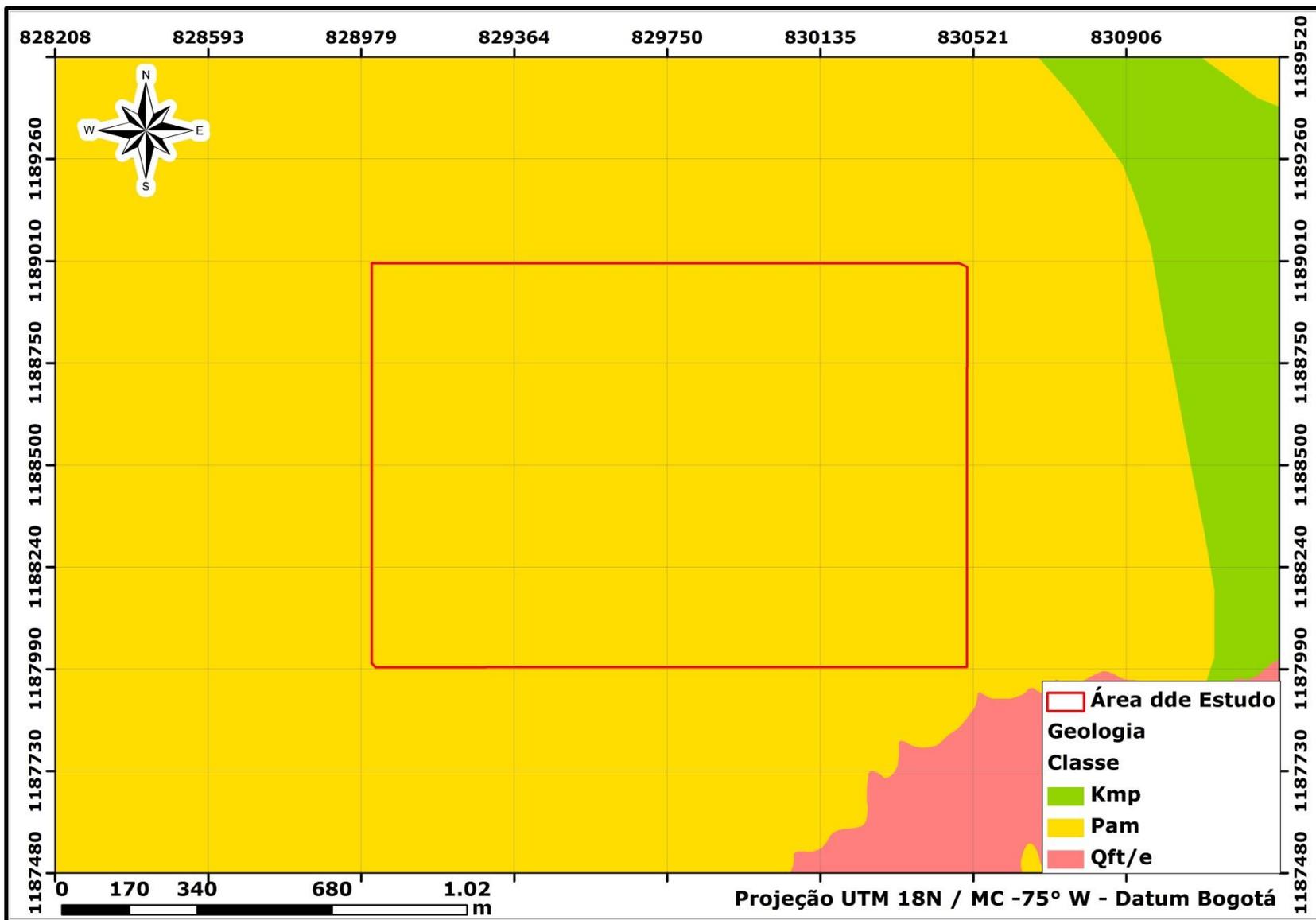
I (mm/h)	D (min)	Tr (anos)
75	20	2,33
55	40	
42	60	
34	80	
28	100	
105	20	10
70	40	
52	60	
43	80	
35	100	
140	20	50
90	40	
66	60	
54	80	
45	100	
160	20	100
100	40	
74	60	
58	80	
48	100	

ANEXO 6
CURVA CARACTERISTICA DO LOCAL DE ESTUDO

Curva Característica Am-1



ANEXO 7
GEOLOGIA



Metagabros del Picacho (Kmp): são rochas ígneas que sofreram efeitos metamórficos, dinâmicos e térmicos, sem chegar a converter-se em anfibolito. Afloram na região norte-ocidental em pequenas áreas. Apresentam uma composição de hornblenda (65%) e plagioclase (35%). Normalmente afloram muito meteorizados.

Anfibolitos (Pam): rochas metamórficas, os anfibolitos do lado ocidental apresentam textura isotrópica e bandeada. Constituem as colinas isoladas existentes neste lado. Os anfibolitos do lado oriental apresentam textura gnáissica bem formada. Está controlada por falhas. Geralmente apresentam solos residuais silto-argilosos de cor amarelo a vermelho. Espessura de solo de 30 m.

Depósitos de fluxo de solo e/ou detritos (Qft/e): aparecem dispersos sobre grandes extensões no Vale de Aburrá, depositados sobre uma base ígnea – metamórfica ou sobre depósitos mais antigos. Estão constituídos por blocos de diferentes tamanhos com um grau de meteorização entre moderado a alto. A matriz é argilo-siltosa ou silto-argilosa de cores claras como o pardo, cinza ou amarelo. Sua gênese se encontra associada à desestabilização das encostas afetadas pela fratura das rochas, sismos e alta pluviosidade que ajudaram a deslocar os materiais saprolíticos encosta abaixo. A diferença entre o fluxo de solo e o de detritos é a relação matriz / blocos. (mais de 50% matriz = fluxo de solos