

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS DO TIPO MULTI LAYER PERCEPTRONS (MLP) NA PROPOSIÇÃO DE UM NOVO MODELO PARA ESTUDO DE RESISTÊNCIA DE TALUDES

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS OF THE MULTI LAYER PERCEPTRONS TYPE (MLP) IN THE PROPOSAL OF A NEW MODEL FOR STUDY OF SLOPE RESISTANCE

Eduardo Nunes MAGALHÃES¹, Gilmar Gonçalves FERREIRA², Júlia Aparecida SOARES¹

¹Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Triângulo Mineiro. Rua João Batista Ribeiro, 4000 - Uberaba, MG.
E-mails: eduardonunes@iftm.edu.br; julia.soares@estudante.iftm.edu.br

²Universidade Federal de Viçosa. Avenida Peter Henry Rolfs, s/n - Campus Universitário, Viçosa - MG,
E-mail: gilmargferreira@ufv.br

Introdução
Estabilidade de taludes
Redes neurais artificiais
Materiais e métodos
Obtenção do FS pelo método de Fellenius
Análise via rede MLP
Estrutura do cluster computacional
Banco de dados e dinâmica de análise
Resultados e discussões
Conclusões
Referências

RESUMO - Os eventos pós Mariana e Brumadinho demonstraram à sociedade brasileira a urgência e a necessidade de estudos mais aprofundados quanto a estabilidade de taludes, incluindo grandes barramentos como os utilizados na mineração. O presente trabalho buscou construir um método seguro e mais rápido de obtenção do Fator de Segurança (FS) para garantir a estabilidade de taludes, utilizando redes neurais. Para fins de comparação foi escolhido um método tradicional de cálculo conhecido como Fellenius (1936) para obtenção do Fator de Segurança (FS) para diferentes características de solo e taludes com presença ou não do lençol freático aplicados ao treinamento da rede neural. Construiu-se um cluster em que foi dado aos mesmos parâmetros de entrada sendo: peso específico (KN/m³), coesão (KPa), atrito (⁰) e talude (L/H) tendo como saída o FS seco. Após o treinamento da rede foram testados 30 conjuntos de dados ao método tradicional e as redes neurais sendo que estas obtiveram 95% de ajuste aos valores obtidos pelo método de Fellenius (1936). Assim, demonstrou-se que as redes neurais, após o aprimoramento e entendimento do método, podem ser utilizadas com inúmeras vantagens em relação ao método de Fellenius tradicional para o cálculo de estabilidade de taludes.

Palavras-chave: Fellenius. Estabilidade. Ferramenta.

ABSTRACT - The events after Mariana and Brumadinho demonstrated to Brazilian society the urgency and the need for more in-depth studies on the stability of slopes, including large busbars such as those used in mining. The present work sought to build a safe and faster method of obtaining the Safety Factor (FS) to guarantee the stability of slopes, using neural networks. For comparison purposes, a traditional calculation method known as Fellenius (1936) was chosen to obtain the Safety Factor (FS) for different characteristics of soil and slopes with or without the water table applied to the training of the neural network. A cluster was built in which the same input parameters were given: specific weight (KN/m³), cohesion (KPa), friction (⁰) and slope (L / H) with the dry FS as the outlet. After training the network, 30 sets of data were tested using the traditional method and neural networks, which obtained 95% adjustment to the values obtained by the method of Fellenius (1936). Thus, it has been shown that neural networks, after the improvement and understanding of the method, can be used with numerous advantages over the traditional Fellenius method for calculating slope stability.

Keywords: Fellenius. Stability. Tool.

INTRODUÇÃO

Estabilidade de taludes

Talude é um maciço de solo possuindo inclinação que pode ser natural ou de construção humana, tendo assim características de estabilização próprias ou inseridas por necessidade humana (Souza, 2019). Nesse sentido, os taludes naturais possuem estabilização de forma harmônica promovida por processos físicos naturais, enquanto os taludes construídos pelo homem, principalmente como meio de ocupação da superfície do solo, por vezes sem a observância

adequada da segurança relacionada a condição intrínseca do solo e da rampa (Orige, 2016). Exemplos disso são evidentes ao observar-se constantes deslizamentos de terra em áreas urbanas, levando-se a grandes desastres, como os ocorridos nos municípios de Mariana (5 de novembro de 2015) e Brumadinho (25 de janeiro de 2019), no estado de Minas gerais.

A análise de estabilidade de um talude parte inicialmente da observação das condições do solo e da sua estrutura física, sendo feito preferen-

cialmente através do cálculo matemático do chamado Fator de Segurança (FS), que trata da relação entre as forças de resistência ao processo cisalhamento (τ) e as tensões cisalhantes mobilizadas (τ_{mob}):

$$FS = \frac{\tau}{\tau_{mob}}$$

Existem inúmeros fatores que afetam diretamente o cálculo do FS, sendo que alguns são diretamente mensuráveis, como alturas e ângulos de inclinação, enquanto outros são mais intrínsecos, próprios das características físico-químicas de cada solo. Em geral, os valores de FS podem ser

Tabela 1 - Classificação da estabilidade (Gerscovich, 2012)

Condição	Classificação
FS > 1	Obra estável
FS = 1	Ocorre a ruptura
FS < 1	Sem significado físico

FS = fator de segurança

Os principais métodos para determinação do FS são aqueles que levam em consideração o equilíbrio limite entre as forças atuantes no sistema, e por isso, são métodos que possuem maior facilidade de uso. O Método de Fellenius (1936), também conhecido como “Método Sueco” ou “Método das fatias” é um exemplo dos mais utilizados. Para sua obtenção, a superfície semicircular é dividida em fatias verticais denominadas de lamelas e, baseado nas características de ruptura desse mesmo semicírculo, realizada de forma estática, os cálculos são então efetuados. Um dos motivos

classificados de acordo com a tabela 1.

Logicamente, esse índice não está ligado apenas a uma questão de projetos estruturais, mas, acima de tudo, deve ser observado como ferramenta de proteção a vida e, portanto, deve ser regulamentado por normas brasileiras e internacionais. A Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) buscando aprimorar esse índice e levando em conta variáveis como tipo de obra, vida útil, risco de perdas materiais e/ou humanas que essa escolha possa vir a acarretar, regulamentou a NBR 11682 (ABNT, 2009) (Tabela 2) que estabelece uma classificação brasileira para o grau de segurança FS.

Tabela 2 - Grau de segurança

FS por perdas materiais e ambientais	FS por perdas de vidas		
	Alto	Médio	Baixo
Alto	1,3	1,4	1,3
Médio	1,4	1,3	1,2
Baixo	1,4	1,3	1,2

NBR 11682 (ABNT, 2009)

para ser um dos métodos mais utilizados (Fernandes, 2016) é que além de ser o mais simples, matematicamente falando, ele ainda permite a análise mesmo havendo heterogeneidade do solo, apresentando superfícies irregulares e, principalmente, possibilitando a inclusão da chamada distribuição de poropressão (Gerscovich, 2012). No entanto, é importante pontuar que, no caso de taludes heterogêneos, deve-se atribuir à base de cada fatia do mesmo, um só conjunto de parâmetros de resistência o que vem, portanto, condicionar a largura das fatias (Figura 1).

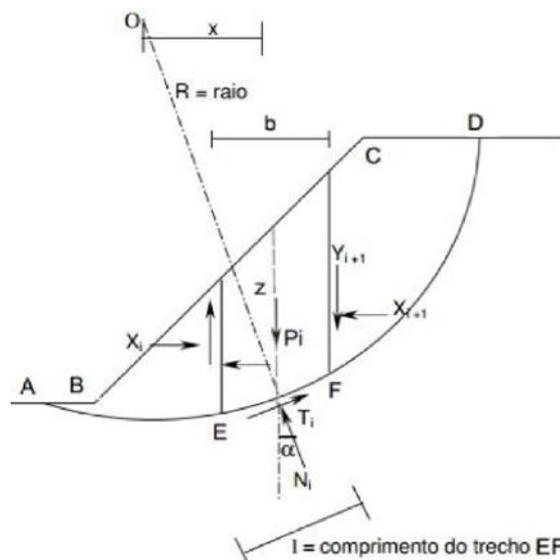


Figura 1 - Parâmetros envolvidos na análise, para uma determinada fatia (i) de solo com peso específico (γ), coesão (c) e ângulo de atrito interno (ϕ), de peso (P_i), largura (b), altura (z) e comprimento unitário (perpendicular ao plano da figura). (Fonte: Fiori, 2001).

Esse método possui a sequência metodológica de cálculo descrita a seguir:

1º - Determinar-se o semicírculo de rompimento escolhendo-se um ponto “O” que será o centro desse círculo do processo de análise de estabilidade e, por consequência, o limite inferior do maciço de solo (seção de ruptura);

2º - O talude compreendido pelo círculo é subdividido em fatias verticais cujo limite inferior é a linha circular e o limite superior das linhas de divisão será a própria superfície do talude, sendo sugerido a quantidade de lamelas não inferior a 8;

3º - Efetua-se o cálculo do equilíbrio do conjunto por meio da equação de equilíbrio de momentos em relação ao centro do círculo.

Observa-se assim que o FS do talude é definido pelo quociente do momento resistente total (Resistência ao Cisalhamento) MR , dependente da coesão do solo, c , e do coeficiente de atrito, Φ ; e o momento instabilizante, MS , que leva em conta a presença de tensões cisalhantes mobilizantes (relativo ao centro da superfície circular de deslizamento) calculadas a partir de fatores como inclinação, comprimento e altura de rampa:

$$FS = \frac{MR}{MS}$$

Para o estudo, iguala-se o somatório dos momentos provocados pelas forças de corte T , ao momento proporcionado pelas forças de resistência devido ao peso da massa de solo, ou seja, $W \cdot r \cdot \sin \alpha$. Assim, em qualquer fatia, a razão entre as forças de resistência e as forças de cisalhamento, é dado por:

$$\sum Tr = W \cdot \sin \alpha \therefore FS = \frac{\sum Tr}{\sum W \cdot \sin \alpha}$$

O método considera ainda que as forças de

interação entre fatias são paralelas à base das mesmas, ou seja, as suas componentes estão relacionadas por

$$\frac{X_{n+1}}{E_{n+1}} = \frac{X_n}{E_n} = \operatorname{tg} \alpha$$

Dessa forma, as forças aplicadas em cada fatia conforme dispõem a figura 1 perfazem uma projeção na direção perpendicular à base da fatia, sendo:

$$N = W \cdot \cos \alpha$$

Em resumo, o fator de segurança em termos de tensões resultantes efetivas, é dado então pela expressão final:

$$FS = \frac{\sum((c.l + (W \cdot \cos \alpha - u.l) \cdot \tan \phi))}{\sum W \cdot \sin \alpha}$$

Redes Neurais Artificiais

A aplicação de metodologias de inteligência artificial, em particular as Redes Neurais Artificiais (RNA's), vêm se desenvolvendo em diversas áreas da pesquisa científica nas últimas décadas, colocando esta ferramenta como uma importante análise multivariada no estudo de ciências ambientais (Schmidt & Barbosa, 2020) (Coutinho et al., 2016) e, em particular, as ciências do solo (Chagas et al., 2010) (Calderano Filho et al., 2014).

Modelos de RNA's tentam imitar o comportamento dos neurônios biológicos através de conexões e sinapses artificiais, o que possibilita a análise de sistemas complexos e dinâmicos, cujos parâmetros estruturais possuem dependências lineares ou não lineares (Duda et al., 2001) (Lima et al., 2016).

A estrutura básica de uma RNA é composta por unidades individuais, chamadas Perceptrons (Figura 2).

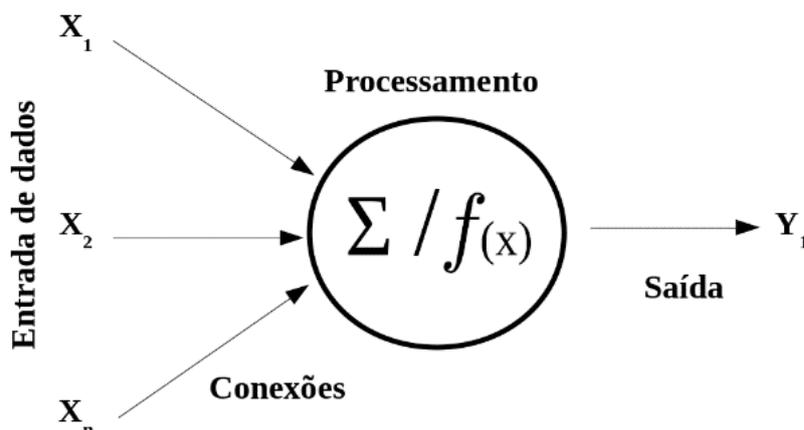


Figura 2 – Modelo típico de um Perceptron.

Os Perceptrons, também chamados de “neurônios artificiais”, possuem a função de processar as informações recebidas do banco de dados em análise (Entradas) e, através de uma função de ativação específica e contínua (derivável), produzir uma saída com erro aceitável (Figura 2). A função de ativação utilizada neste trabalho foi do tipo *sigmoide* (Lima et al., 2016).

A arquitetura de uma RNA consiste na maneira pela qual os neurônios artificiais são

organizados em sua estrutura de camadas. Nesta pesquisa, foi usada a arquitetura conhecida como *MultiLayer Perceptrons*, ou MLP (Figura 3). Nestas estruturas, os Perceptrons são interconectados em camadas e sua representação pode ser feita usando-se uma matriz linha do tipo [E O S] em que seus elementos representam o respectivo número de neurônios para a camada de entrada (E), camadas intermediárias ocultas (O) e camada de saída (S).

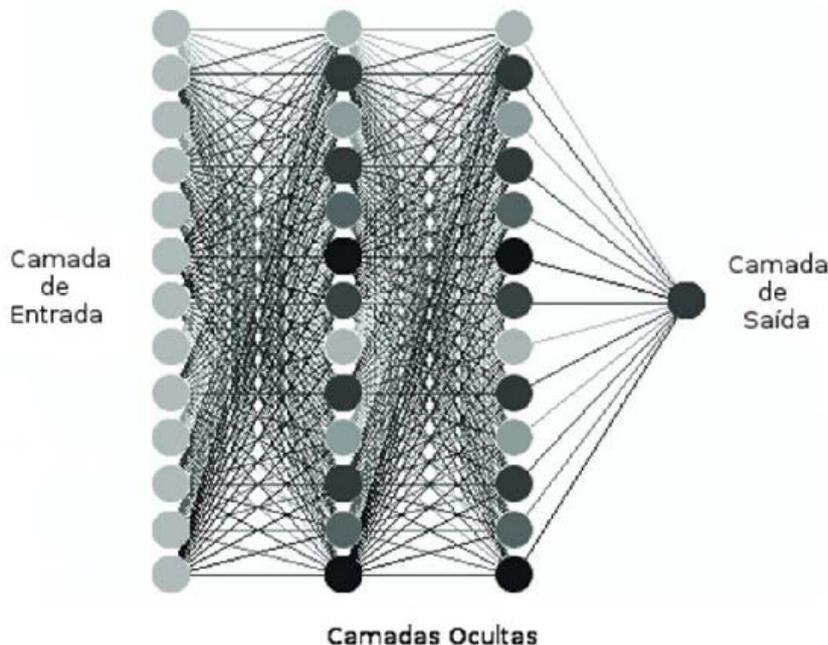


Figura 3 – Exemplo de rede MLP (Fonte: Lima et al., 2016).

Assim, uma arquitetura do tipo “[3 6 3 1]” significa, por exemplo, que esta rede foi otimizada para 3 parâmetros de entrada e 1 parâmetro de saída, possuindo ainda 6 e 3 neurônios, respectivamente, na segunda e terceira camada ocultas.

O algoritmo que possibilita o treinamento e aprendizado neste tipo de rede é conhecido como *Backpropagation* (Duda et al., 2001) (Lima et al., 2016). Na etapa de “Treinamento/Validação” de uma rede neural, os pesos das conexões individuais entre os neurônios são corrigidos recursivamente a cada nova interação (ciclos) na tentativa de minimização global do erro de saída. Esta etapa deve prosseguir até que um critério de parada seja atingido, passando-se então para a etapa final de “Teste”.

É importante destacar neste cenário que um treinamento com maior número de ciclos não representa necessariamente um melhor aprendizado do sistema neural, devendo-se evitar os extremos conhecidos como sobre-treinamento (*Overfitting*) e sub-treinamento (*Underfitting*),

ou seja, o controle do erro de saída durante o processo é fundamental (Lima et al. 2016).

O desempenho do sistema durante a duas etapas (Treinamento/Validação e Teste final) costuma ser avaliado através do indicador numérico Erro Quadrático Médio (EQM) e Erro Percentual Médio Absoluto (EPMA) (Lima et al. 2016).

Neste trabalho, também se optou pelo uso do Coeficiente de Variação (CV).

Nestas equações, “n” se refere ao número de amostras usadas; “y” e “ye” se referem respectivamente aos valores teórico e experimental; “S”, ao desvio padrão; e μ , a média aritmética.

$$EQM = \frac{1}{n} \sum_{1}^{n} (y - y_e)^2$$

$$EPMA = \frac{1}{n} \sum_{1}^{n} \left| \frac{(y - y_e)}{y} \right|$$

$$CV = \frac{S}{\mu}$$

MATERIAIS E MÉTODOS

A pesquisa buscou comparar o Fatores de Segurança (FS), obtido por um dos métodos tradicionalmente utilizados (Fellenius, 1936), com os FS obtidos através do uso de uma Rede Neural Artificial do tipo MLP.

Obtenção do FS pelo método de Fellenius

O método de Fellenius (1936) é um dos métodos baseados nos taludes infinitos e, para tanto, leva em consideração os ângulos de atrito, coesão, peso

específico do solo bem como relações matemáticas obtidas através do fatiamento teórico do talude. Sendo assim foi realizada uma pesquisa bibliográfica que revelou tanto os valores mais comuns para as características relacionadas ao solo que foram associados a diferentes taludes como descrito na figura 4. Para o presente trabalho então foi proposto um fatorial (Tabela 3) para aplicação do método de Fellenius.

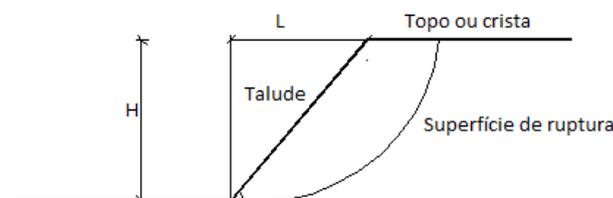


Figura 4 - Esquema do Talude estudado (Fritscher, 2016)

Tabela 3 - Fatorial de variáveis

Solo			Rampa		
Peso específico (KN/m ³)	Coesão KPa	Atrito (°)	L (m)	H (m)	L/H -
14	2,5	5	4,50	11,00	0,41
18	5	10	9,60	12,20	0,79
19	10	25	9,00	5,00	1,80
20	15	30	75,00	50,00	3,00
21	20	40	10,00	17,40	0,57
		50	23,10	15,00	1,54
			9,00	4,50	2,00
			8,00	5,00	1,60

Foram construídas duas Hipóteses para o Trabalho sendo a Hipótese I o Nível de Água (NA) do perfil na cota inferior do talude, portanto considerado como talude seco (FS seco) e a Hipótese II com o Nível de Água (NA) na crista do talude, ou seja, talude submerso (FS submerso). Foi construído então um perfil dividido em 10 lamelas para cada um dos 8 taludes propostos utilizando o software AutCad 2015 para obtenção dos índices utilizados no cálculo de cada perfil estudado. De posse destes perfis e do fatorial foram utilizadas as equações descritas por Fellenius (1936) para cálculo dos FS obtendo um total de 1200 valores de Fs para a Hipótese I e 1200 valores para a Hipótese II. De posse destes dados foi aplicada uma correlação estatística entre os valores de FS para saber a relação entre cada um dos fatores utilizando o software BioEstatística através da correlação de Pearson. Verificada a correlação foi realizada uma regressão para obtenção dos valores de FS em relação as variáveis estudadas. Foi realizada uma correlação de Pearson entre os dados de FS seco e FS submerso para verificar a relação entre eles sendo posteriormente realizado uma regressão

matemática para verificar a magnitude dessa diferença. Uma vez constatada a relação entre os fatores citados, 1200 valores de FS foram submetidos a análise via redes neurais artificiais.

Análise via rede MLP

Estrutura do cluster computacional

Para a análise de sistemas cujo banco de dados demanda considerável tempo de processamento computacional, faz-se necessário a utilização de computação de alta performance (Lima et al., 2016) (Braga, 2003). Nesses métodos, a computação em paralelo dos chamados clusters heterogêneos possibilita considerável redução do tempo de processamento. Resumidamente, o procedimento para criação de cluster de computadores envolve o uso de um sistema operacional estável, scripts de configuração automática de rede e escolha adequada do modelo de programação em paralelo a ser usado. Um modelo amplamente usado para este fim é o modelo do tipo Master-Slaves (Figura 5) que possibilita o uso de diferentes unidades de processamento multi-cores interligadas (Cluster Heterogêneo).

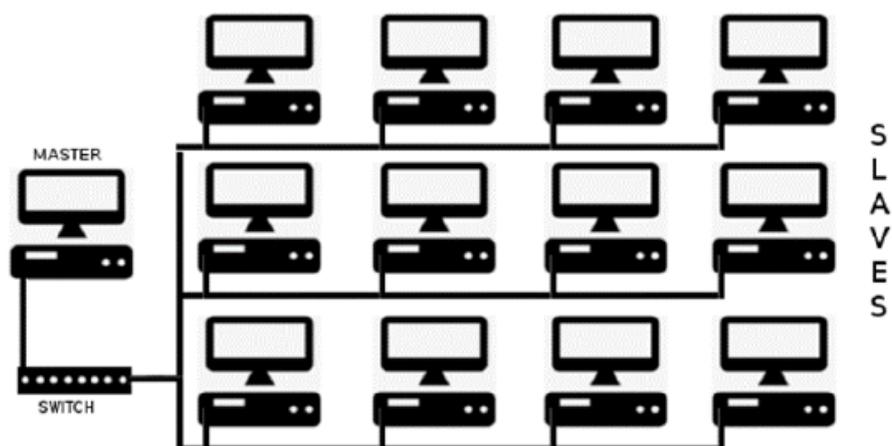


Figura 5 – Modelo Master-Slaves de um cluster computacional (Fonte: Própria).

O cluster computacional usado neste trabalho vem sendo desenvolvido pelo grupo de pesquisa do Laboratório de Química Teórica da Universidade Federal de Viçosa, Campus Rio Paranaíba, e se mostrou eficiente na análise de vários bancos de dados para aprendizagem de máquina (Lima et al., 2016) (Lichman, 2013).

O LQT-cluster, assim denominado, utiliza o modelo de cluster do tipo Master-Slaves e foi criado usando-se a biblioteca *live-build* a partir da edição do Linux Debian 8. Além de possuir scripts automatizados para configuração de redes locais para computação em paralelo, através da biblioteca de código aberto OpenMPI (Open Source Message Passing Interface) (Coelho, 2012), o cluster possui ainda uma potente rede neural MLP integrada. A linguagem de programação escolhida para codificação e integração dos algoritmos da rede MLP ao cluster foi o Scilab®-v5.5.2. A escolha desta linguagem se deve principalmente por possibilitar uma programação de alto nível, gratuita, com amplas bibliotecas e módulos para análise científica. A versão *live* do LQT-cluster é muito versátil e pode ser montada em qualquer laboratório de informática em instituições de ensino ou de pesquisa.

Neste trabalho, o cluster foi estruturado utilizando-se 50 computadores do laboratório de informática (Sala 21 - Bloco I) do Instituto Federal do Triângulo Mineiro - IFTM, câmpus de Patos de Minas - MG. O sistema possui a seguinte configuração individual de suas 50 unidades: Processador Intel® i7 3.7GHz, 4GB de memória RAM e Sistema Operacional Linux Debian 8. A unidade master possui processador Intel® i7 3.2GHz, 8GB de memória RAM e Sistema Operacional Linux Debian 8.

Banco de dados e dinâmica de análise

Os valores de FS obtidos pelo Método de

Fellenius se encontraram na faixa entre 0,22 a 5,27. Valores inferiores a 1, na literatura são apresentados como inexploráveis, sendo que os solos e os taludes que apresentaram valores muito baixos (ou muito altos de FS) são solos muito argilosos com plasticidades médias ou altas, solos siltosos ou areias com baixa plasticidade.

Os menores valores de FS estão associados a solos com menor ângulo de atrito, provavelmente devido à dificuldade de secarem completamente ou por estarem sujeitos a grandes deformações, proporcionando-lhes assim, baixa resistência contra as forças de cisalhamento.

O método de Fellenius demonstrou que o seu modelo de cálculo se ajusta melhor em situações em que não há a forte presença de água sob a superfície do talude, uma vez que isto impõe maior significância ao valor da pressão neutra. Assim, valores de FS muito baixos, na maioria dos solos estudados, podem sugerir a presença de certa limitação do modelo adotado (Pereira 2013).

Isso corrobora com os trabalhos de Gerscovich (2012) e Fiori (2015), que demonstraram que o método de Fellenius tende a valores mais baixos de FS em condições que permitam valores muito altos de poropressões e em lamelas muito profundas, o que indica que os dados não são muito confiáveis. Ainda neste aspecto, solos com presença de baixos ângulos de coesão e ângulo de atrito também apresentam diminuição nos valores de FS também, como foi demonstrado por Fritscher (2016) em seus experimentos, quando ocorre naturalmente o aumento da umidade do solo na crista do talude.

Em resumo, considerando a interação de diferentes tipos de solos e taludes, percebe-se que a associação de solos com baixos ângulos de atrito e coesão e na presença de umidade e/ou lençol freático, pode resultar em valores errôneos de FS,

muito abaixo de 1, e apesar do que foi exposto acima, o método de Fellenius ainda é um dos mais utilizados principalmente devido à simplicidade do cálculo para a obtenção dos valores de FS.

No estudo de resistência dos solos, no que tange o conceito de estabilidade de taludes, a principal força a ser considerada diz respeito ao cisalhamento. A resistência ao cisalhamento (Das, 2007) nos dá informações importantes quanto aos problemas de estabilidade dos solos, através de variáveis como a capacidade de cargas, a estabilidade de taludes e a pressão lateral na estrutura de contenção de terras. Neste sentido, três parâmetros são fundamentais para a resistência ao cisalhamento: o peso específico, o coeficiente de atrito e o ângulo de coesão.

No modelo proposto neste trabalho foram adicionados em complementação mais dois importantes parâmetros da estrutura do talude: a sua inclinação (L) e altura máxima observada (H) suportadas pelo maciço. Estes parâmetros de análise colhidos de 180 amostras de solo, para estudo de FS Seco e FS Submerso, foram usados para alimentar a camada de entrada (E) da rede neural MLP. Destas amostras de solo, 120 foram distribuídas para a base de Treinamento (~66,7%), 30 amostras para Validação (~16,7%) e por último, 30 amostras para a base final de Teste (~16,7%).

O objetivo principal do aprendizado da rede neural será possibilitar a determinação posterior do FS (Seco e Submerso) para amostras de solo desconhecidas. Para tanto, a dinâmica da análise neste estudo foi realizada em duas etapas: Na primeira etapa, o banco de dados contendo as amostras de solo foi utilizado para alimentar 3.000 arquiteturas de redes MLP geradas aleatoriamente, variando-se unicamente o número de camadas ocultas e seus respectivos neurônios. Nesta fase, os neurônios das camadas de entrada "E" e saída "S" foram fixados em 5 e 2, respectivamente.

Os processos computacionais (threads) gerados durante a otimização (Treinamento/Validação) das arquiteturas geradas foram distribuídos da unidade master para as unidades de apoio do LQT-cluster via protocolo OpenMPI e os resultados obtidos foram analisados segundo as equações de desempenho EQM, EPMA e CV, descritas anteriormente. Esta primeira etapa teve como objetivo encontrar as arquiteturas [E O S] que levem à região de mínimo global, na superfície de erro otimizada (Lima et al., 2016). Na segunda etapa, as cinco melhores arquiteturas de rede MLP otimizadas, foram utilizadas com a base de Teste, gerando os resultados de saída para cada modelo de FS testado.

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os valores de Fatores de Segurança (FS) obtidos do fatorial proposto para os oito taludes são mostrados na figura 6. Os valores variam de 0,22 a 5,27, no entanto, por definição, valores de FS iguais a 1 correspondem à ocorrência de ruptura,

valores maiores que 1 indicam talude estável e valores menor que 1 não possuem significado físico (Gerscovich, 2012). Lembrando que estes valores de FS foram calculados considerando-se a Hipótese I e, portanto, secos.

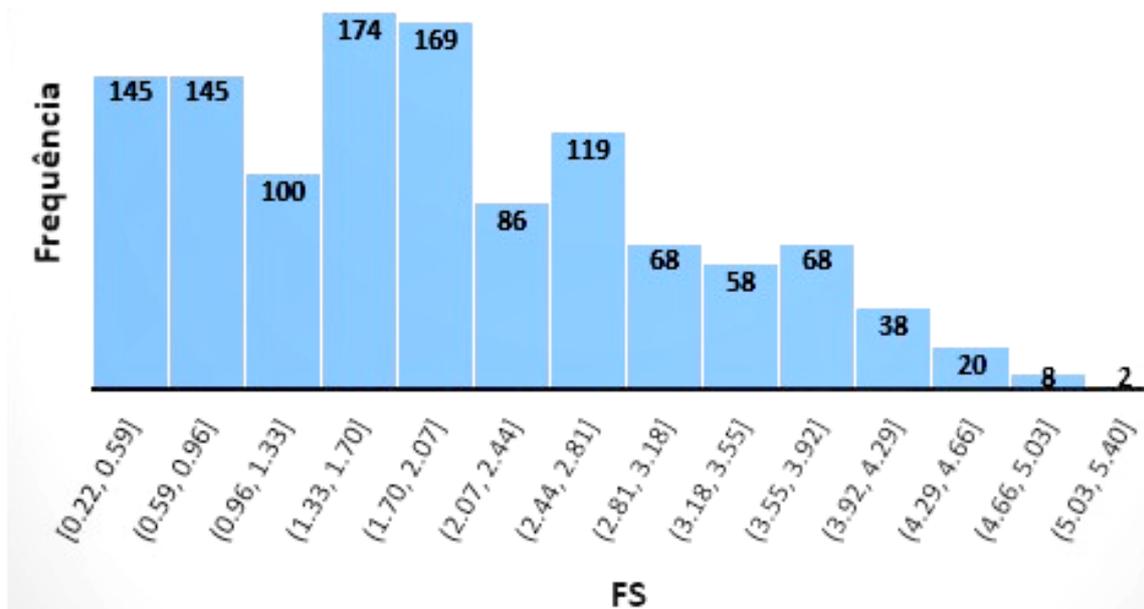


Figura 6 - Histograma dos valores de FS para o fatorial montado.

Os valores de FS menores que 1 ocorreram em cerca de 24,7% das interações promovidas pelo fatorial o que nos leva a entender que apenas 3 a cada 4 combinações seriam “estáveis”, porém segundo Tavares (2019), o fator de segurança admissível (FSadm) de um projeto corresponde a um valor mínimo a ser atingido e varia em função da obra, vida útil, das consequências de uma eventual ruptura em termos de perdas humanas e/ou econômicas, ou seja, ela depende do julgamento do projetista, podendo ser mais conservadora ou não. Porém a ABNT 11652

(2016) (Tabela 2) considerando os fatores acima preconizados dispõe como mínimo um FS de 1,2 considerando baixa potencialidade de perda material e de vidas humanas, sendo assim apenas 70,75% das interações realizadas promoveriam taludes estáveis na Hipótese 1.

Esta seria uma análise bastante simplificada do uso dos valores de FS e, sendo assim, todos os dados de FS e suas variáveis foram submetidos ao teste de correlação de Pearson para analisarmos a influência de cada variável na construção do Fator de Segurança (FS) conforme tabela 4.

Tabela 4 - Coeficiente de Pearson para valores de FS Hipótese I.

		FS	PE	Coesão	Atrito	L/H
p r	PE	0,0049 -0,0898	1			
p r	Coesão	<0,0001 0,2670	0,8226 -0,00071	1		
p r	Atrito	<0,0001 0,8524	0,9548 -0,0018	0,9458 0,0022	1	
p r	L/H	0,2010 0,0407	0,3288 -0,0310	0,8309 0,0022	0,9569 0,0017	1

p- Coeficiente p r (coeficiente de Pearson).

Conforme pode ser verificado acima, o teste de Pearson mostrou correlação estatística entre o FS, peso específico, Coesão e atrito, mas não diretamente com a relação entre largura e altura do Talude o que já era esperado uma vez que o método de Fellenius utiliza a relação entre Lamelas e as dimensões da mesma. No entanto a única variável que apresentou relação fortemente positiva com o FS foi o coeficiente de atrito e, moderadamente, a Coesão. Porém o maior interesse do cálculo do FS está no uso concomitante de todos os fatores, uma vez que, se tendo valores de FS superiores a 1,2, conforme mínimo requerido pela NBR 11682/2009, é importante nos atentarmos sobre a necessidade de adquirirmos uma certeza quanto a sua estabilidade.

Sendo assim, sabe-se que o FS mínimo acima do qual a encosta se mantém estável é um valor determinístico e envolve uma grande quantidade de variáveis sendo aqui estudadas apenas algumas delas. Como qualquer número obtido em estudos matemáticos levará a uma realidade dependente do modelo e de suas variáveis (Galo, 2017), a correlação de Pearson demonstrou que os fatores individualmente não estão correlacionados de forma direta e independente para a obtenção do FS.

No entanto quando aplicamos um modelo de Regressão linear múltipla percebemos que entre todos os fatores a relação dos mesmos com a obtenção do FS é altamente significativa e pode ser ajustada com maior facilidade a diagnósticos

práticos do levantamento de estabilidade dos taludes ($P < 0,0001$ e $R^2 = 91\%$)

Além de significativamente do ponto de vista estatístico esse modelo traz a vantagem de poder substituir o uso da construção dos perfis para uso no modelo de Fellenius (1936) uma vez que utiliza a relação entre a largura e a altura do talude e os outros parâmetros, permitindo uma análise rápida até mesmo em campo. No entanto, essa discussão acima foi realizada estudando-se apenas a Hipótese I e, sendo assim, reconhece-se que essa obtenção do fator FS diminui significativamente com o aumento da umidade em períodos chuvosos.

Lima (2002), na análise de estabilidade realizada com variação de umidade em uma encosta da Formação Barreiras na Cidade do Recife, verificou que, entre o período de verão onde o FS era de 2,2, ocorria uma diminuição no inverno com o aumento de umidade do solo pelas águas da chuva. Percebeu-se que o FS decrescia para 1,5 e a superfície potencial de ruptura começou a ficar menos profunda, chegando a ter FS próximo de 1,0 no momento de maior saturação do período chuvoso, tornando a encosta instável.

Essa diminuição do FS está bastante relacionada com a diminuição na coesão e no ângulo de atrito o que corrobora com os dados apresentados na matriz de Pearson devido à alta correlação entre estes fatores. De acordo com Lima (2002), o FS é diretamente proporcional à resistência do solo. A resistência diminui nos casos analisados

para períodos de inverno intenso e, com o aumento de umidade no solo, também ocorre a diminuição da coesão. No final, o FS também decresce, apresentando uma superfície potencial de ruptura pouco espessa e com maior probabilidade de deslizamento.

Em outro aspecto, corroborando com os resultados obtidos por Lima (2002), López (2017) e Souza (2019), observou-se que para algumas amostras na presença do lençol freático também ocorreram diminuições significativas nos valores de FS sendo que, no presente trabalho para a Hipótese II, o valor chegou a diminuir em 300%.

No presente estudo não foram realizados testes em campo, mas acredita-se que, corroborando com os autores acima, provavelmente esse fator ocorra devido à presença de água de chuva infiltrada no terreno. Isto contribui para o aumento os valores do peso específico do solo e da pressão da água, reduzindo a resistência e a sucção e, por conseguinte, a coesão do material, levando a redução das forças de resistência, e finalmente, contribuindo para o decréscimo do FS do talude. Por consequência, encostas que permaneciam estáveis com baixo teor de umidade podem romper após um longo período de chuva.

Sendo assim considerando a norma ABNT que preconiza o mínimo de 1,2 para o FS seria razoável adotar-se um FS mínimo de 3,6 já que os dados demonstraram diminuição de até 300% para a hipótese II o que nos levaria a verificar que apenas cerca de 11% das interações aqui estudadas alcançariam este valor. Porém, não obstante, devido às condições naturais impostas ao solo, os taludes também podem sofrer modificações estru-

turais de reforço que vão desde a simples cobertura vegetal até o completo recobrimento por concreto, construção de muros de arrimo, gabiões, dentre outros (Fernandes et al., 2009; CONSFAB 2021).

A discussão apresentada anteriormente serve para mostrar que o FS se refere à superfície de ruptura crítica encontrada e, na realidade, representa um parâmetro numérico completamente estimado para se definir a estabilidade de um talude em condições específicas de configuração do solo, que podem inevitavelmente sofrer variações ao longo do tempo (Tonus, 2009), em função das intervenções sofridas pela encosta, que podem ser favoráveis ou desfavoráveis à sua estabilidade. A correlação entre as variáveis do sistema mudará de modo que, à medida que o sistema se modifica, em algum momento, o valor de FS se modificará. Com isso em mente ferramentas de análise linear não mais poderão conseguir trabalhar com a complexidade dos parâmetros do sistema, mesmo os mais significativos. Neste cenário, se faz necessário o uso de técnicas não lineares de análise, para a completa compreensão do comportamento de um sistema de dados com relação a variação dos parâmetros de sua estrutura, ou seja, a correlação entre as variáveis em período seco ou em período úmido, com ou sem a presença de lençol freático. A rede neural pode ser usada como uma importante ferramenta de análise não-linear.

Assim sendo, com base nos cinco parâmetros do solo e nos dois valores de FS seco e FS submerso, apresentados à rede neural artificial, finalizou-se com sucesso a fase de aprendizado (Treinamento/Validação - Figura 7).

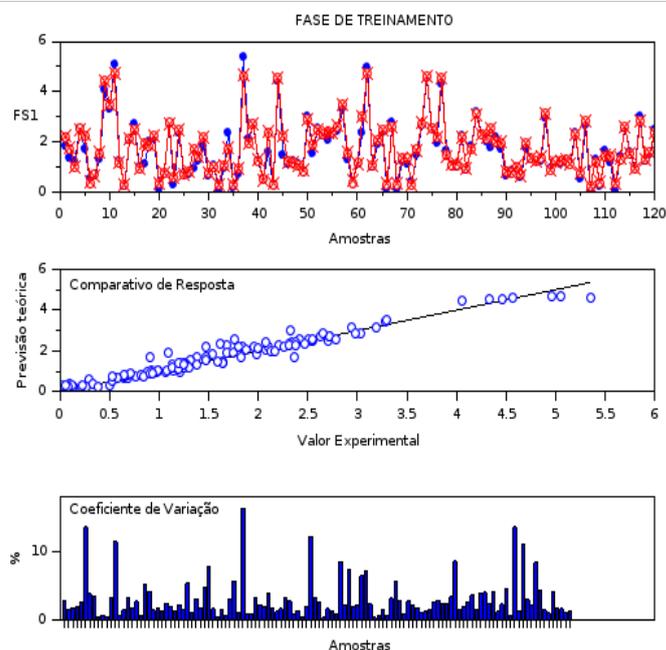


Figura 7 - Treinamento da rede para 120 amostras.

A análise do comparativo de resposta obtido juntamente com o baixo coeficiente de variação (Figura 8), mostra que a rede neural efetivamente aprendeu o comportamento do sistema após a fase de treinamento sendo, assim, capaz de reproduzir com grande aproximação o modelo teórico tradicional para amostras desconhecidas. Para a fase final de Teste, foram usadas 30 amostras de solo, desconhecidas pela rede neural, com objetivo de determinação dos novos valores do Fatos de Segurança (FS). Os resultados obtidos nesta fase final são mostrados na figura 8 para o FS Seco e para o FS submerso.

Observou-se pela análise dos resultados obtidos que o ajuste entre os valores obtidos pela rede neural (valor experimental) e os valores

obtidos pelo método de Fellenius (valor teórico) foram estatisticamente compatíveis e possuem uma correlação superior a 92%, ou seja, a rede conseguiu inferir valores muito próximos aqueles obtidos através do método tradicional, após o aprendizado do banco de dados amostral.

Os resultados mostraram ainda baixos valores do Coeficiente de Variação entre o FS seco/submerso em comparação ao valor teórico. Estes resultados mostram que existe grande capacidade do modelo neural em aprender a correlação existente entre os dados apresentados demonstrando, portanto, que existe a possibilidade de aplicação da metodologia como nova ferramenta para determinação do fator de estabilidade de taludes.

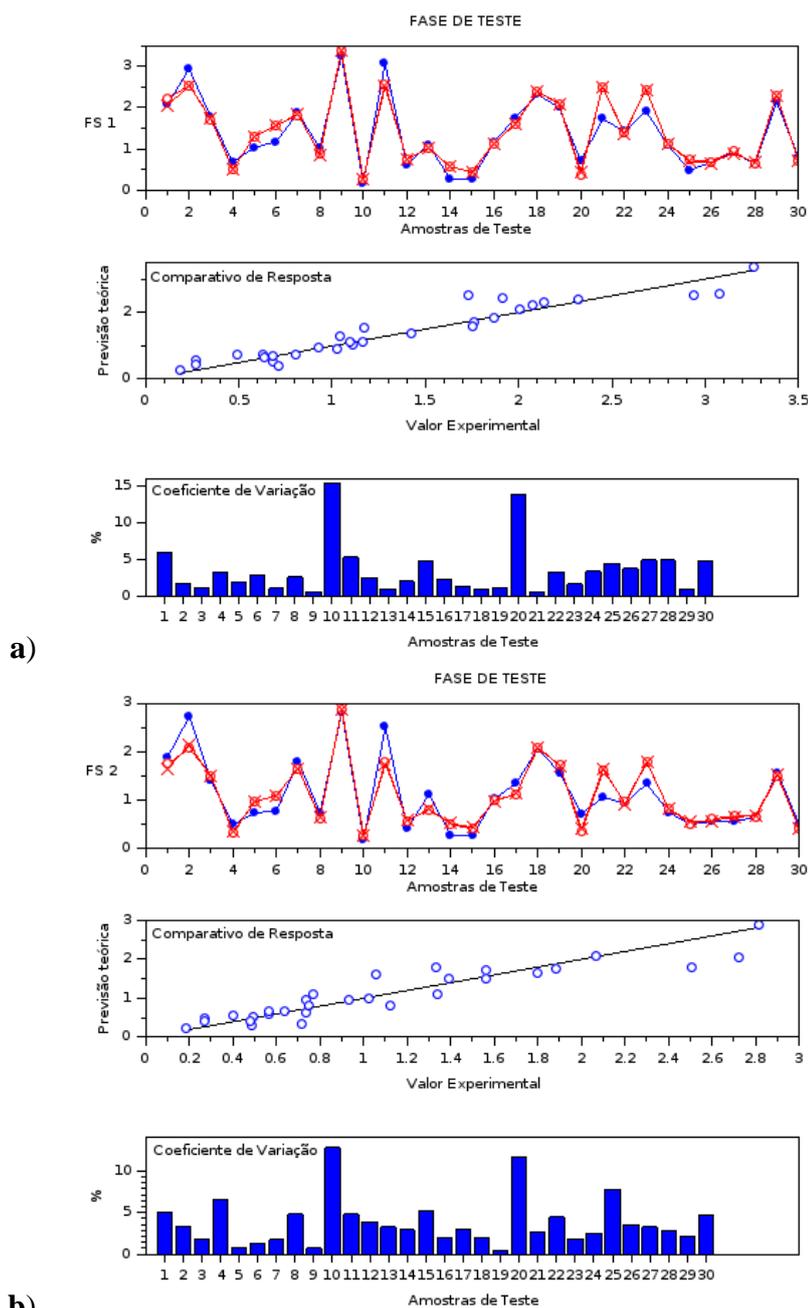


Figura 8 - Fase de Teste da rede para 30 amostras para a) FS seco e b) FS submerso.

CONCLUSÕES

O presente trabalho procurou detalhar uma metodologia de cálculo para o FS utilizando-se Redes Neurais Artificiais do tipo MLP, que levam em conta, entre outros parâmetros, a inclinação e a altura do talude ao invés do uso de complexas superfícies de rompimento.

A metodologia usada neste estudo foi direcionada a um modelo específico, o modelo de Fellenius (1936), e pode ser completamente estendida a outros modelos teóricos pois, com base nos resultados obtidos, percebe-se que

é possível a realização de análises confiáveis de estabilidade de taludes via ferramentas de inteligência artificial, como aqui demonstrado.

Assim sendo, devido aos resultados positivos do modelo proposto nesta pesquisa, trabalhos futuros visarão a criação de um aplicativo para celular, a fim de obtenção rápida e precisa do fator de segurança de taludes em campo, possibilitando assim, maior segurança na análise e avaliação da estabilidade das estruturas observadas *in locu*.

REFERÊNCIAS

- ABNT - **Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 11682: Estabilidade de taludes**, Rio de Janeiro, 39 p., 2009.
- BRAGA, A.A.C. Aspectos técnicos envolvidos na construção de um "cluster beowulf". **Quím. Nova**, São Paulo, v. 26, n. 3, p. 401-406, 2003.
- CALDERANO FILHO, B.; POLIVANOV, H.; CHAGAS, C.D.S.; CARVALHO JÚNIOR, W.D.; BARROSO, E.V.; GUERRA, A.J.T.; CALDERANO, S.B. Artificial neural networks applied for soil class prediction in mountainous landscape of the Serra do Mar. **Rev. Bras. Ciênc. Solo**, Viçosa, v. 38, n. 6, p. 1681-1693, 2014.
- CHAGAS, C.D.S.; FERNANDES FILHO, E.I.; VIEIRA, C.A.O.; SCHAEFER, C.E.G.R.; CARVALHO JÚNIOR, W.D. Atributos topográficos e dados do Landsat7 no mapeamento digital de solos com uso de redes neurais. **Pesq. Agropec. Bras., Brasília**, v. 45, n. 5, p. 497-507, maio 2010.
- COELHO, S.A. Introdução à Computação Paralela Com O Open MPI. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE COMPUTAÇÃO PARALELA COM O OPEN MPI. 2012. **Atas...** 2012, p. 24 a 44.
- CONSFAB. **Execução de muros de contenção, recomposição de talude e drenagem profunda na UBS Horizonte Azul**. Disp. em: <<http://www.consfab.com.br/var/www/html/consfab.com.br/web/obras/execucao-de-murosde-contencao-recomposicao-de-talude-e-drenagem-profunda-na-ubs-Horizonte>>. Acesso em: 22/02/2021.
- COUTINHO, E.R.; SILVA, R.M.; DELGADO, A.R.S. Utilização de Técnicas de Inteligência Computacional na Predição de Dados Meteorológicos. **Rev. Bras. Meteorol.**, São Paulo, v. 31, n. 1, p. 24-36, 2016.
- DAS, B.M. **Fundamentos de Engenharia Geotécnica**. 6ª Edição. Tradução All Tasks – São Paulo: Thomson Learning, 2007.
- DEBIAN, **The Universal Operating System**. Disponível em <https://www.debian.org/>. Acesso em janeiro de 2020.
- DUDA, R.O.; HART, P.E.; STORK, D.G. **Multilayer Neural Networks**. In: **Pattern Classification**. 2. Ed. United States of America: Wiley-Interscience, 2001, p. 282-347.
- FELLENIUS, M. Calculation of stability of earth dams. In: CONGRESS OF LARGE DAMS, 2, Washington. 1936. **Proceedings...** Washington, 1936, v. 4, p. 445-463.
- FERNANDES, L.S.; GRIFFITH, J.J.; FONSECA, D.M.D.; DIAS, L.E.; RUIZ, H.A. Uso de Geomantas no Controle da Erosão Superficial Hídrica em um Talude em Corte de Estrada. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, v. 33, p. 199-206, 2009.
- FERNANDES, M.A. **Estudo dos mecanismos de instabilização em um talude de solo arenoso não saturado localizado na região centro-oeste paulista**. São Carlos, 283 p. 2016 Tese (Doutorado), Universidade de São Paulo.
- FIORI, A.P. **Estabilidade de Taludes: Exercícios Práticos**. Oficina de textos. Curitiba, 24 p. 2015.
- FIORI, A.P. **Fundamentos de mecânica dos solos e das rochas: aplicações na estabilidade de taludes**. Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 576 p., 2001.
- FRITSCHER, E.C. Análise de estabilidade de talude: Estudo de caso no município de Teutônia/RS. Trabalho de Conclusão de Curso (Engenharia Civil, Univates). Lajeado, 2016. Monografia, UNIVATES.
- GALO, D.B. **Análise de Riscos em Barragens de Rejeitos com Uso de Técnicas Semiprobabilísticas de Estabilidade de Taludes: Um Estudo de Caso**. Salvador, 2017. 119 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental Urbana), Universidade Federal da Bahia, Escola Politécnica.
- GERSCOVICH, D.M.S. Estabilidade de Taludes. Oficina de Textos, São Paulo, Brasil, p. 178. 2012.
- LICHMAN, M. **UCI Machine Learning Repository** [<http://archive.ics.uci.edu/ml>]. Irvine, CA: University of California, School of Information and Computer Science, 2013.
- LIMA, A.F. **Comportamento Geomecânico e Análise de Estabilidade de uma encosta da Formação Barreiras na área urbana da Cidade do Recife**. 2002. 186 p. Recife. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil), Universidade Federal de Pernambuco.
- LIMA, M.A.; FERREIRA, G.G.; OLIVEIRA, L.; DINIZ, R.; FERREIRA, C.B. Uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) do tipo Multilayer Perceptrons (MLP) modificado com processamento estatístico em paralelo para estudo do problema de classificação da origem de vinho tinto. **Revista Brasileira de Agropecuária Sustentável**, v. 6; 2016.
- LÓPEZ, C.N. **Métodos probabilísticos aplicados na análise da estabilidade de taludes em solo**. 2017. 131 p. Rio de Janeiro. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil), Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
- Open MPI: **Open Source High Performance Computing**. 2004. Disp. em: <<https://www.open-mpi.org/>>. Acesso 14/12/2020.
- ORIGE, L.P. **Análise de estabilidade e proposta de solução de um talude no bairro Pantanal/Florianópolis-SC**. 2016. 82 p. Florianópolis. Monografia (Graduação em Engenharia Civil), Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Departamento de Engenharia Civil.
- PEREIRA, T. S. **Avaliação do Desempenho de Diferentes métodos de Análise de Estabilidade de Taludes em Barragens de Terra**. 2013. 77 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Centro de Ciências Rurais, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria – RS, 2013
- SCHMIDT, M.A.R. & BARBOSA, G.R. Uso de redes neurais artificiais na ponderação inicial da técnica AHP em análises de vulnerabilidade de bacias. **Bol. Ciência. Geod.**, Curitiba, v. 22, n. 3, p. 511-525, 2016.

- SCILAB. **Open source software for numerical computation.** Disp. em <https://www.scilab.org/>. Acesso em 12/2020.
- SOUZA, G. **Análise Comparativa entre métodos de análise de estabilidade de taludes.** 2019. 72 p. Natal. Monografia (Graduação em Engenharia Civil), Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Centro de Tecnologia.
- SOUZA, I.M. **Método de Elementos Finitos Aleatórios Aplicado na Análise de Estabilidade de Taludes.** 2019. 45 p. Brasília. Monografia (Graduação em Engenharia Civil), Faculdade de Tecnologia, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília.
- TAVARES, G.S. **Análise da estabilidade de taludes da voçoroca do Parque Cesamar, Palmas-TO.** 2019. 55 p. Palmas. Monografia (Graduação em Engenharia Civil), Universidade Federal do Tocantins.
- TONUS, B.P.A. **Estabilidade de Taludes: Avaliação dos Métodos de Equilíbrio Limite aplicados a uma encosta coluvionar e residual da Serra do Mar Paranaense.** 2009. 149 p. Curitiba. Dissertação (Mestrado em Geotecnia) – Universidade Federal do Paraná.

*Submetido em 11 de março de 2021
Aceito para publicação em 13 de julho de 2022*