

PREVISÃO DE DESLIZAMENTOS DE TERRA ATRAVÉS DA ANÁLISE DE DADOS UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

MARIA EDUARDA DE FARIA¹, RAFAEL CAMPOS MIRANDA², MARIO T SHIMANUKI³

¹ Graduando em Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas, IFSP, Câmpus Caraguatatuba, faria.eduarda@aluno.ifsp.edu.br.

² Graduando em Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas, IFSP, Câmpus Caraguatatuba, rafael.campos@aluno.ifsp.edu.br.

³ Professor do curso de Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas, IFSP, Câmpus Caraguatatuba, mario@ifspcaragua.net.

Área de conhecimento (Tabela CNPq): Análise de Algoritmos e Complexidade de Computação - 1.03.01.03-8

RESUMO: Desastres naturais têm ocorrido com maior frequência, afetando diretamente a população em geral, se torna indispensável o desenvolvimento de sistemas mitigatórios para tais eventos. Desse modo, o presente trabalho direcionou o foco para a análise de situações que possibilitam a ocorrência de deslizamentos de terra e, a partir dos dados obtidos, foi realizado o treinamento de um modelo de *machine learning*, cujo objetivo é a previsão de cenários propícios a deslizamentos, de modo a proporcionar soluções para redução dos efeitos danosos causados pelos desastres citados. Ao final desse estudo, após análises de cenários construídos a partir de situações propensas a deslizamentos, o modelo preditivo desenvolvido atingiu 76,92% de acurácia. Conclui-se então que utilizar inteligência artificial na previsão de deslizamentos pode auxiliar na tomada de decisão e controle preditivo, afinal, saber com antecedência que a situação pode ocorrer permite o desenvolvimento do planejamento necessário para evitar grandes perdas.

PALAVRAS-CHAVE: deslizamento; machine learning; previsão; mitigação.

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, tem-se observado um aumento significativo de desastres naturais, como tempestades, enchentes e deslizamentos. Tais eventos ocasionam perdas significativas para a sociedade, sendo assim, deve-se recorrer a sistemas de previsão e análise, que visem reduzir catástrofes ambientais.

Ao longo dos anos, se tornou perceptível que as consequências de desastres naturais para a população são inegáveis. Em fevereiro de 2023, a cidade de São Sebastião, no litoral norte de São Paulo, enfrentou uma chuva de 683 milímetros em menos de 15 horas, o que ocasionou em deslizamentos de terra que deixaram centenas de pessoas desalojadas, além de cerca de 60 mortos (CARVALHO, 2024). Recentemente, situações semelhantes têm ocorrido com frequência, o que demonstra a necessidade de mitigar seus efeitos.

Nesse sentido, um relatório realizado pelas Nações Unidas em 2023 destaca a importância do investimento no monitoramento climático e a necessidade dos sistemas de alertas precoces para mitigar os impactos do clima extremo. O relatório também ressalta as consequências socioeconômicas de países ou regiões mais vulneráveis economicamente, resultando em fome e conflitos (ONU, 2023).

Portanto, com a tendência de que desastres naturais ocorram com maior frequência, causando impacto para toda a população, surge a necessidade de sistemas de previsão que, por meio de coleta e análise de dados, possibilitem a mitigação das consequências de tais eventos adversos. Sendo assim, o presente trabalho tem como objetivo desenvolver um modelo de *machine learning* que possibilite a análise preditiva de deslizamentos.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Desastres Naturais

Ao longo dos anos, o termo “desastre natural” tem sido cada vez mais difundido na sociedade, o que ressalta a importância do assunto. Um desastre natural consiste em um evento adverso, cujas perdas e impacto superam a capacidade de reação da sociedade (FARIAS, 2016). Nesse contexto, para classificar os tipos de desastres em território brasileiro existe a COBRADE (Classificação e Codificação Brasileira de Desastres).

Definida como um processo de nivelamento dos tipos de desastres, de acordo com uma codificação internacional, a COBRADE (Ministério da Integração e do Desenvolvimento Regional, 2022) determina a existência de desastres naturais e tecnológicos. Os desastres naturais, foco do presente trabalho, definidos pela classificação são organizados em cinco grupos, sendo eles: geológico, hidrológico, meteorológico, climatológico e biológico.

Tendo em vista a ênfase do estudo atual nos eventos adversos do grupo geológico e do subgrupo de movimento de massa, a COBRADE os divide em quatro tipos: quedas, tombamentos e rolamentos; corridas de massa; deslizamentos; subsidências e colapsos.

2.1.2. Quedas, Tombamentos e Rolamentos

As quedas ocorrem quando fragmentos rochosos de vários tamanhos são desprendidos e despenham livremente. Por outro lado, quando um bloco rochoso se move frontalmente, saindo para fora do terreno em declive, é chamado de tombamento. Por fim, rolamentos são movimentos de blocos rochosos ao longo do terreno, geralmente ocorrem devido ao desaparelhamento de rochas próximas ou conjuntas (CEMADEN, 2016).

2.1.3. Deslizamentos

Deslizamentos caracterizam-se como o “deslocamento de uma massa do regolito, sobre um embasamento ordinariamente saturado de água” (CHRISTOFOLETTI, 1980).

Os deslizamentos podem ser rotacionais, nos quais os materiais fazem um movimento rotatório, ou translacionais, que ocorrem em solos mais rasos e de superfície relativamente plana (CEMADEN, 2016). Esses eventos geralmente são gerados em função de processos de movimentação de massa do solo ou rocha, sendo geralmente desencadeados por fatores como chuvas intensas, atividades sísmicas ou ações causadas por humanos.

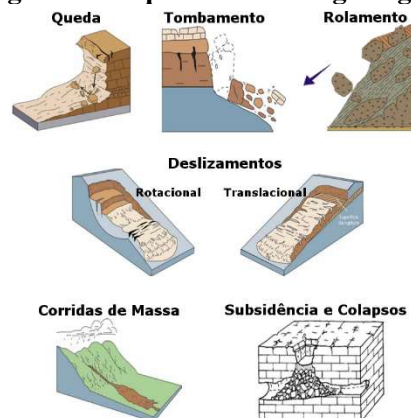
2.1.4. Corrida de Massa

Uma corrida de massa ocorre após um grande fluxo de água atingir uma superfície, o que geralmente é causado por chuvas fortes, liquefazendo o material superficial que escoar abaixo em grande velocidade e alcance. É composto por lama e detritos, com grande poder destrutivo (CEMADEN, 2016).

2.1.5. Subsidiências e Colapsos

São causados quando há um aprofundamento de massa, rápido ou gradual, do terreno, provocado pela redução de porosidade do solo ou pela deformação de material argiloso (CEMADEN, 2016).

Figura 1 – Tipos de eventos geológicos



Fonte: <http://www2.cemaden.gov.br/deslizamentos/>

2.2. Machine Learning

“O aprendizado de máquina não é apenas um problema de banco de dados ou de programação; também é um requisito para a inteligência artificial” (ALPAYDIN, 2021). Um sistema considerado inteligente deve ser capaz de compreender as mudanças ao seu redor e se adaptar em realizar seu objetivo, assim, para isso, utiliza-se *machine learning*.

Desse modo, *machine learning*, consiste no uso de dados e reconhecimento de padrões, de modo semelhante ao aprendizado humano. O criador do termo, Arthur Samuel, define *machine learning* como o “campo de estudo que dá aos computadores a habilidade de aprender sem serem explicitamente programados”.

Portanto, é possível treinar um sistema, por meio de algoritmos que organizam os dados e reconhecem padrões, que possibilitarão o aprendizado e a realização de previsões, por exemplo.

Figura 2 – Machine Learning



Fonte: Código Fonte TV, 2023.

3. MATERIAL E MÉTODOS

Foi realizado um estudo de caso, por meio de análise de artigos científicos disponibilizados pela ferramenta de pesquisa “Google Acadêmico”, além de consulta de publicações do CEMADEN e do plano preventivo de Defesa Civil do estado de São Paulo (São Paulo, 2017).

A leitura dos artigos disponíveis na plataforma “Google Acadêmico” demonstrou uma variedade de análises de situações propensas a deslizamentos, contudo, a maioria das pesquisas tinha como foco uma ou duas variáveis em específico. Com a observação de diferentes artigos, foi percebido que diversos fatores influenciam na ocorrência de um deslizamento de terra, como a umidade do solo (ANDRADE, Márcio de et al) ou a inclinação das encostas (CUNHA FILHO, 2011).

Assim, após análises foram identificadas seis variáveis pertinentes a predição de deslizamentos, sendo elas: umidade do solo em porcentagem, quantidade de chuva acumulada em três dias, inclinação em graus de encostas, profundidade do solo, composição do solo (argiloso ou arenoso) e presença de vegetação.

Com base nos dados coletados, determinou-se um cenário ideal para ocorrência de deslizamentos, a partir do qual foram criadas variações que contemplam outros contextos também propensos a desencadear deslizamentos (**Tabela 1**). Esses cenários foram utilizados para o treinamento do modelo de *machine learning*.

Os cenários desenvolvidos foram reunidos em um arquivo e processados com a biblioteca *scikit-learn* (<https://scikit-learn.org/stable/>), uma biblioteca de código aberto da linguagem de programação Python, destinada ao aprendizado de máquina, que abrange métodos de aprendizado supervisionado e não supervisionado. Neste estudo, utilizou-se a classe *LinearSVC*, presente na biblioteca citada, para o treinamento do modelo e a previsão de possíveis ocorrências de deslizamentos de terra.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com base nas pesquisas realizadas, foram criados cerca de cem cenários diferentes, dos quais setenta e cinco foram usados para treinamento do modelo de *machine learning* e vinte e seis para testes.

Para desenvolver os cenários propensos a deslizamento, partiu-se do cenário ideal para a ocorrência do mesmo, com a umidade do solo maior que 45%, com o solo a menos de 3 metros de profundidade (ANDRADE, Marcio De et al.), um acumulado de chuva em três dias maior que 100 mm (DEFESA CIVIL, 2017), solo argiloso, visto que solos arenosos possuem melhor condutividade hidráulica, o que diminui a saturação (FERNANDES et al., 2001), inclinação da encosta maior ou igual a 45° (FILHO, 2011) e sem cobertura vegetal.

Tabela 1: Possíveis cenários para ocorrência de deslizamentos

id	Umidade (%)	Quantidade de chuva (3 dias)	Inclinação em graus	Profundidade do solo	Solo argiloso	Cobertura vegetal	Deslizamento
0	47	120	45	2	1	0	1
1	48	266.2	30	3	1	1	1
2	35.32	170	33	3.2	1	1	0
3	42.1	240	35	2.7	1	1	1
4	47	140	47	2.5	0	1	0

A partir do cenário ideal, foram criadas variações que, baseado nos dados apresentados, poderiam ou não influenciar um deslizamento. Posteriormente, por meio do algoritmo *LinearSVC*, setenta e cinco cenários foram utilizados para que o modelo compreendesse as características de um deslizamento, de modo a conseguir rotular testes futuros.

Primeiramente, os dados são divididos em dois eixos (x e y), sendo os valores das variáveis distribuídos no eixo x e os valores da coluna “deslizamento” armazenados no eixo y . Desse modo, o algoritmo compreende o eixo x como as características que definem um rótulo (eixo y) que, no caso do presente projeto, é a ocorrência ou não de um deslizamento. A partir de então, o *LinearSVC* analisa os dados e reconhece padrões que determinam cada rótulo e, posteriormente, torna-se capaz de analisar novos dados e classificá-los no rótulo correspondente. Ao final do treinamento realizado neste trabalho, o modelo atingiu 76.92% de acurácia nas previsões (**Figura 3**).

Figura 3: Divisão e classificação dos dados

```
1 x = dados[["umidade_%", "qtd_chuva_3_dias", "inclinacao_em_graus", "profundidade_do_solo", "solo_argiloso", "cobertura_vegetal"]]  
2 y = dados["deslizamento"]  
  
1 from sklearn.model_selection import train_test_split  
2 from sklearn.svm import LinearSVC  
3 from sklearn.metrics import accuracy_score  
4  
5 SEED = 487  
6  
7 treino_x, teste_x, treino_y, teste_y = train_test_split(x.values, y.values, random_state = SEED, stratify=y)  
8  
9 print(f'Treinaremos com {len(treino_x)} elementos')  
10 print(f'Testaremos com {len(teste_x)} elementos')  
11  
12 modelo = LinearSVC()  
13 modelo.fit(treino_x, treino_y)  
14  
15 previsoes = modelo.predict(teste_x)  
16  
17 acuracia = accuracy_score(teste_y, previsoes) * 100  
18 print(f"A acurácia foi de {acuracia:.2f}%")  
  
Treinaremos com 75 elementos  
Testaremos com 26 elementos  
A acurácia foi de 76.92%
```

Desse modo, o modelo desenvolvido pode ser utilizado por órgãos como o CEMADEN, que coletam dados em tempo real para monitoramento de desastres naturais. Tais órgãos encontram no modelo construído um sistema que centraliza informações coletadas e as relaciona de modo relevante para a predição de deslizamentos de terra.

O modelo preditivo também poderia ser disponibilizado em universidades e centros de pesquisas, podendo ser integrado a um banco de dados compartilhado. Essa abordagem permitiria que outros pesquisadores utilizassem o modelo em estudos relacionados a área, promovendo a colaboração acadêmica e contribuindo para o desenvolvimento de modelos preditivos mais assertivos e robustos.

As limitações do estudo se encontram na coleta das variáveis descritas, visto que é necessária precisão dos valores. Além disso, a inclusão de outros fatores, como a presença de fissuras no solo, apresentam dificuldade e complexidade em sua obtenção, o que limitou o escopo dos dados. Na pesquisa, os valores foram simulados, todavia a implantação em um cenário real exige a realização de novas análises, de modo a possibilitar a identificação dos equipamentos ideais para coleta dos dados necessários.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho baseou-se na análise de diferentes variáveis, de modo a representar diversos cenários para ocorrência de deslizamentos de terra. Sendo assim, a partir dos dados obtidos, é possível definir situações de alerta e permitir a criação de trabalhos mitigação das consequências dos deslizamentos. Vale ressaltar que o estudo se limitou apenas a dados que são disponibilizados ao público por meio de artigos científicos e órgãos governamentais para elaboração dos possíveis cenários.

Em trabalhos futuros pretende-se realizar a coleta dos dados por meio de dispositivos de IoT, construídos com Arduino e utilizando os sensores necessários para coleta e envio dos dados. Além disso, a eficácia do modelo de *machine learning* desenvolvido será colocada à prova por meio de análise das variáveis definidas em um

caso real, o que indicará também a necessidade ou não de definição de outras variáveis a serem consideradas.

REFERÊNCIAS

ALPAYDIN, Ethem. **Machine Learning**: Revised and Updated Edition. The MIT Press, 2021. ISBN 9780262365369.

ANDRADE, Márcio De et al. **ANÁLISE DA CHUVA E UMIDADE DO SOLO MONITORADOS PELA PCD GÉOTECNICA UR12 COHAB II NO DESASTRE DE MAIO DE 2022 EM RECIFE/PE.**

CARVALHO, Carlos Henrique Grohmann de. **Com imagens de alta resolução, modelo prevê risco de deslizamento no litoral de SP.** JORNAL DA USP. São Paulo, 2024. <<https://jornal.usp.br/ciencias/com-imagens-de-alta-resolucao-modelo-preve-risco-de-deslizamento-no-litoral-de-sp/>>. Acesso em: 27 de outubro de 2024.

CEMADEN. **Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais**, 2016. Disponível em: <<http://www2.cemaden.gov.br/deslizamentos/>>. Acesso em: 27 se. 2024.

CHRISTOFOLETTI, Antonio. **Geomorfologia**. 2.ed. São Paulo: Blucher, 1980. E-book. Disponível em: <https://plataforma.bvirtual.com.br>. Acesso em: 27 set. 2024.

COBRADE. **Classificação e Codificação Brasileira de Desastres**. Disponível em: <<https://www.defesacivil.rs.gov.br/upload/arquivos/202105/04095316-cobrade-classificacao-e-codificacao-brasileira-de-desastres.pdf>>. Acesso em: 27 set. 2024.

CODIGO FONTE TV. **Machine Learning (O que faz o ChatGPT funcionar) Dicionário do Programador**. YouTube, 21 de março de 2023. Disponível em: <<https://www.youtube.com/watch?v=Ia2s2yzpR8M>>. Acesso em: 28 de setembro de 2024.

CUNHA FILHO, Antonio Cruz Da. **Modelo Experimental Baseado Na Declividade Da Encosta Para Avaliação De Risco De Deslizamento**. Recife, 2011.

DEFESA CIVIL do Estado de São Paulo. **RELATÓRIO DA OPERAÇÃO DOS PLANOS PREVENTIVOS DE DEFESA CIVIL – PPDC Operação Verão 2016-2017** São Paulo, 2017. Disponível em: <https://www.infraestruturameioambiente.sp.gov.br/wp-content/uploads/sites/233/2017/11/RELAT_PPDC_2016-2017_FINAL.pdf>. Acesso em: 19 de outubro de 2024.

FARIAS, José Felipe. **Desastres Naturais**. CPTEC/INPE: Vídeos, 2016. Disponível em: <<http://videoseducacionais.cptec.inpe.br/mp4/desastres-naturais/desastres-naturais.shtml>>. Acesso em: 27 set. 2024.

FERNANDES, Nelson F. et al. **Condicionantes Geomorfológicos dos Deslizamentos nas Encostas: Avaliação de Metodologias e Aplicação de Modelo de Previsão de Áreas Susceptíveis**. 2001.

MAGRANI, Eduardo. *A internet das coisas*. Rio de Janeiro: Editora FGV, 2018.

MINISTÉRIO DA INTEGRAÇÃO e do Desenvolvimento Regional. **Entenda a diferença entre os tipos de desastres naturais e tecnológicos registrados no Brasil**. 2022. Disponível em: <<https://www.gov.br/mdr/pt-br/ultimas-noticias/entenda-a-diferenca-entre-os-tipos-de-desastres-naturais-e-tecnologicos-registrados-no-brasil>>. Acesso em: 28 de outubro de 2024.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS. **Relatório da ONU revela aumento alarmante nos efeitos da mudança climática**. Nações Unidas. ONU, 2023. Disponível em: <<https://news.un.org/pt/story/2023/04/1813222>>. Acesso em: 26 set. 2024