



Guilherme José Cunha Gomes

**Modelagem da interface solo-rocha utilizando
inferência Bayesiana**

Tese de Doutorado

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil do Departamento de Engenharia Civil da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil

Orientador : Prof. Eurípedes do Amaral Vargas Jr.
Co-Orientador: Prof. Jasper Alexander Vrugt

Rio de Janeiro
Agosto de 2016



Guilherme José Cunha Gomes

**Modelagem da interface solo-rocha utilizando
inferência Bayesiana**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil do Departamento de Engenharia Civil do Centro Técnico Científico da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Eurípedes do Amaral Vargas Jr.

Orientador

Departamento de Engenharia Civil — PUC-Rio

Prof. Jasper Alexander Vrugt

Co-Orientador

University of California, Irvine

Prof^a. Raquel Quadros Velloso

Departamento de Engenharia Civil — PUC-Rio

Prof. George de Paula Bernardes

Universidade Estadual Paulista Júlio Mesquita Filho

Prof. Nelson F. Fernandes

Universidade Federal do Rio de Janeiro

Prof. Martinus Theodorus van Genuchten

Utrecht University

Prof. Marcio da Silveira Carvalho

Coordenador Setorial do Centro Técnico Científico — PUC-Rio

Rio de Janeiro, 02 de Agosto de 2016

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Guilherme José Cunha Gomes

Ficha Catalográfica

Gomes, Guilherme José Cunha

Modelagem da interface solo-rocha utilizando inferência Bayesiana / Guilherme José Cunha Gomes; orientador: Eurípedes do Amaral Vargas Jr.; co-orientador: Jasper Alexander Vrugt. — 2016.

137 f. : il. (color); 30 cm

1. Tese (doutorado) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Civil, 2016.

Inclui bibliografia.

1. Engenharia Civil – Teses. 2. Interface solo-rocha. 3. Inferência Bayesiana. 4. Simulação Monte Carlo via cadeia de Markov. 5. Incerteza de parâmetros. 6. Fluxo não-saturado. 7. Fator de segurança. I. Vargas Júnior, Eurípedes do Amaral. II. Vrugt, Jasper Alexander. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Civil. IV. Título.

Agradecimentos

Primeiramente, o meu mais que especial agradecimento vai para a minha família pela oportunidade de educação, e principalmente, à minha querida Natália, pelo amor e companheirismo neste ausente período.

Ao prof. Vargas, pela singular didática com que ensinou métodos numéricos, hidrologia em meios porosos e mecânica de rochas. Como orientador, pelo completo suporte, incontáveis reuniões online e incentivos para a conclusão deste trabalho, os quais definitivamente direcionaram essa longa jornada.

Ao prof. Jasper, pela oportunidade, confiança e aprendizado no período em que estive na Universidade da Califórnia, Irvine (UCI). Como professor, agradeço por ensinar como mesclar dados a modelos. Como orientador, pela minuciosa ajuda, tempo e valiosa orientação deste trabalho.

Ao CNPq, PUC-Rio e ao Departamento de Estradas de Rodagem do Espírito Santo (DER-ES), pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

Ao João Paulo Araújo (UFRJ), pela convivência e trabalho em equipe durante as sondagens em campo.

Ao prof. Nelson Fernandes (UFRJ), prof. George Bernardes (UNESP), e Nélio Bastos (UNESP), pelo apoio durante as investigações de campo.

Ao amigo Daniel P. Pola, pelo suporte e amizade durante a minha passagem pelo Rio de Janeiro.

Este trabalho foi conduzido ao longo dos últimos quatro anos. Durante este período um grande número de pessoas na PUC-Rio, Geo-Rio, UFRJ, UCI e outras instituições contribuíram com ajuda, dados, conselhos e bastante trabalho. À essas pessoas expresso aqui minha sincera gratidão.

Resumo

Gomes, Guilherme José Cunha; Vargas Júnior, Eurípedes do Amaral; Vrugt, Jasper Alexander. **Modelagem da interface solo-rocha utilizando inferência Bayesiana**. Rio de Janeiro, 2016. 137p. Tese de Doutorado — Departamento de Engenharia Civil, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

A interface solo-rocha é de difícil determinação e permanece essencialmente desconhecida na maioria das encostas brasileiras. Nesta tese, apresentamos um modelo analítico para a predição espacial da espessura de solo com base na teoria do controle ascendente do maciço rochoso e topografia de alta resolução. A maioria dos parâmetros do modelo possui significado físico, possibilitando medições em campo ou laboratório. O modelo inclui um termo que simula a perda de regolito devido a movimentos de massa estocásticos e outro termo que reproduz a forma do maciço rochoso ao longo de canais de drenagem. Reconciliamos nosso modelo com dados de campo obtidos a partir de sondagens com penetrômetro dinâmico leve no maciço da Tijuca, Rio de Janeiro. Usamos inferência Bayesiana, com amostragem da distribuição posterior de parâmetros através de simulação Monte Carlo via cadeia de Markov, a qual forneceu parâmetros do modelo que melhor honram os dados de campo bem como a incerteza preditiva estratigráfica. Para testar os resultados da inferência Bayesiana em estabilidade de encostas, desenvolvemos um programa computacional para a integração de simulações de fluxo não-saturado, o qual proporciona a distribuição de poro pressões, e um código de análise limite numérica, que fornece o fator de segurança (FS), ambos em três-dimensões. Propagamos a incerteza estratigráfica no programa desenvolvido para quantificar a variabilidade do FS e a probabilidade de ruptura de uma encosta natural não-saturada existente na região de estudo. Finalmente, salientamos a importância da quantificação da topografia da interface solo-rocha em análises de estabilidade geotécnica.

Palavras-chave

Interface solo-rocha; Inferência Bayesiana; Simulação Monte Carlo via cadeia de Markov; Incerteza de parâmetros; Fluxo não-saturado; Fator de segurança.

Abstract

Gomes, Guilherme José Cunha; Vargas Júnior, Eurípedes do Amaral (Advisor); Vrugt, Jasper Alexander (Co-Advisor). **Modeling the soil-rock interface using Bayesian inference**. Rio de Janeiro, 2016. 137p. PhD. Thesis — Departamento de Engenharia Civil, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Soil-bedrock interface is difficult to determine and remains essentially unknown in most Brazilian slopes. In this thesis, we present an analytic model for the spatial prediction of regolith depth built on the bottom-up control on fresh bedrock topography hypothesis and high-resolution topographic data. Most of the parameters of the model represent physical entities that can be measured directly in the laboratory or field. The model includes a term which simulates the loss of regolith due to stochastic mass movements and another term that mimic the bedrock-valley morphology. We reconcile our model with field observations from boreholes using a light dynamic penetrometer at Tijuca massif, Rio de Janeiro. We use Bayesian inference, with Markov chain Monte Carlo simulation to summarize the posterior distribution of the parameters, which led to model parameters that best honor our field data as well as the stratigraphic predictive uncertainty. To test the results of the Bayesian inference in slope stability, we develop a software to integrate unsaturated flow simulations, which provide the pressure head distributions and a numerical limit analysis code, that generates the factor of safety (FS), both in three dimensions. We propagate the stratigraphic uncertainty through the developed program to quantify the FS variability and the probability of failure of a natural unsaturated hillslope in the study region. Finally, we emphasize the importance of bedrock topography in slope stability analysis.

Keywords

Soil-bedrock interface; Bayesian inference; Markov chain Monte Carlo simulation; Parameter uncertainty; Variably saturated flow; Factor of safety.

Sumário

1	Introdução	17
1.1	Objetivos da pesquisa	19
1.2	Aaptulação	21
I	Investigações de campo	22
2	Enasios de campo para medida da espessura de solo usando o DPL	23
2.1	Introdução	23
2.2	Objetivos	24
2.3	Investigações de campo	25
2.4	Definição da interface solo-rocha	28
2.5	Definição de camadas resistentes	34
2.6	Correlação com informações texturais	35
2.7	Epílogo	36
II	Desenvolvimento do modelo e inferência Bayesiana	38
3	Em busca de melhorias na predição espacial da profundidade até a rocha em encostas: Inferência Bayesiana da hipótese do controle ascendente usando topografia de alta resolução	39
3.1	Introdução	39
3.2	Objetivos	43
3.3	Descrição do modelo	45
3.4	Análise de sensibilidade dos parâmetros	48
3.5	Modelagem inversa	52
3.6	Inferência Bayesiana com o DREAM: Dados sintéticos	55
3.7	Inferência Bayesiana com o DREAM: Aplicação para a bacia do Papagaio	66
3.8	Discussões	74
3.9	Epílogo	78
III	Aplicação para estabilidade de encostas	80
4	Efeitos de incertezas da interface solo-rocha e parâmetros hidráulicos do solo na estabilidade de encostas naturais não-saturadas	81
4.1	Introdução	81
4.2	Objetivos	84
4.3	Simulações numéricas	84
4.4	Tratamento das incertezas do topo rochoso e propriedades hidráulicas	93
4.5	Estudos de caso	98
4.6	Resultados	101

4.7	Discussões	119
4.8	Epílogo	121
5	Conclusões e sugestões	122
5.1	Conclusões	122
5.2	Sugestões	122
	Referências bibliográficas	124
	Apêndice A	136

Lista de figuras

- 1.1 O ciclo iterativo desenvolvido nesta tese: (1) o projeto experimental define o equipamento adequado; (2) sua interpretação fornece o dado de calibração do modelo; (3) o modelo desenvolvido deve honrar as observações do ensaio de campo; (4) ao mesclar dados e modelos é possível derivar a incerteza estratigráfica; (5) a qual é propagada em aplicação de interesse geotécnico. 18
- 2.1 Relevo sombreado da área de estudo na região da bacia do rio Papagaio, maciço da Tijuca, Rio de Janeiro (RJ). Na parte inferior esquerda, a cruz vermelha localiza a região de estudo nos cenários nacional e regional. As sondagens com o DPL e com o trado mecânico estão devidamente demarcadas e legendadas. As seções transversais **AA'**, **BB'** e **CC'** são de particular interesse e serão detalhadas ao longo desta tese. 26
- 2.2 Perfil de intemperismo típico de litologias gnáissicas e principais partes constituintes do penetrômetro dinâmico DPL. 27
- 2.3 Resistência à penetração dinâmica versus profundidade do ensaio DPL para sondagens (penetrogramas) típicas na região de estudo. Os quatro diferentes critérios usados para identificar a interface solo-rocha são apresentados. 29
- 2.4 Distribuição de frequência dos dados de espessura do regolito coletados a partir do ensaio DPL. 30
- 2.5 Ensaio DPL executados na seção transversal **AA'** (Figura 2.1). As cores representando valores de N_{10} nas sondagens igualam as cores correspondentes a cada critério de definição da interface solo-rocha (Figura 2.3). Este limite é representado de forma ilustrativa por um conjunto de descontinuidades abaixo da superfície. 31
- 2.6 Interpretação da análise de agrupamento estatístico do ensaio DPL. Em (a), três camadas resistentes são realçadas em cinza escuro. A linha tracejada azul representa o topo da camada na qual o valor de N_{10} é igual ou superior a 30. Em (b), um típico resultado da análise estatística indica que dois principais grupos (camadas de solo) foram registrados. Isso é aparente pelas duas linhas (ou blocos) verticais pretas. As regiões em cinza claro representam grupos derivados e o respectivo valor médio de N_{10} é indicado ao lado de cada *cluster*. Em (c) nós apresentamos a correspondente informação textural para este furo de sondagem: areia (cinza escuro), silte (cinza médio) e argila (cinza claro). 35

- 3.1 Sensitividade do perfil de espessura de regolito predita pelo modelo DTB para valores dos parâmetros Φ (a, b), λ_1 (c, d), λ_2 (e, f), e S_c (g, h). As linhas pontilhadas em vermelho, azul e cinza apresentam os perfis de interface solo-rocha simulados para valores de parâmetros listados em cada gráfico. A superfície topográfica é indicada por uma linha preta sólida em cada quadro. O gráfico superior esquerdo (a) clarifica posições da encosta (topo, talude e drenagem) que são usadas para resumir as conclusões. 49
- 3.2 Modelo digital de elevação da topografia sintética de interesse. Em (a) os furos de sondagem (linhas vermelhas) alcançam a superfície rochosa (pontos pretos). Em (b) indicamos os locais de sondagem com pontos vermelhos. As linhas finas pretas representam o malha do DEM com pixels (células) de 8×8 metros (para clareza), enquanto que as linhas pretas grossas denotam o padrão em blocos usado na parametrização distribuída do modelo DTB. 56
- 3.3 Parametrização agrupada do modelo DTB: Matriz de gráficos de dispersão das amostras posteriores geradas com o algoritmo DREAM. Os gráficos da diagonal principal são histogramas da distribuição marginal posterior dos parâmetros Φ , λ_1 , λ_2 e S_c do modelo DTB, respectivamente, enquanto que os painéis fora da diagonal descrevem gráficos de dispersão bivariados das amostras posteriores para os diferentes pares de parâmetros. A solução MAP (valor associado com a maior verosimilhança) é separadamente indicada com um símbolo de cruz em azul. Os parâmetros exibem correlação desprezível pela calibração contra os dados sintéticos de espessura de regolito. 59
- 3.4 Visão geral da modelagem proposta para uma parametrização agrupada (esquerda) e espacialmente distribuída (direita). O DEM idealizado consiste em P células (pixels) diferentes e cada uma possui o seu vetor específico contendo dados de entrada do modelo DTB, \mathbf{U}_i , $i = \{1, \dots, P\}$. A parametrização agrupada (padrão) do modelo DTB usa uma única realização dos valores dos parâmetros, $\theta = \{\Phi, \lambda_1, \lambda_2, S_c\}$ para todos as P células do DEM. Isso requer a calibração de apenas quatro parâmetros. A parametrização distribuída, ao contrário, assume diferentes valores dos parâmetros para cada pixel do DEM. Um simples padrão em bloco é usado para distribuir os parâmetros do modelo DTB sobre o domínio espacial de interesse. O algoritmo DREAM procede então com a inferência estatística dos parâmetros ajustando o modelo às observações de espessura de regolito espacialmente distribuídas. 62
- 3.5 Caso de parametrização distribuída: Evolução do diagnóstico de convergência (\hat{R} -estatístico) de Gelman e Rubin (1992) para cada parâmetro individual do modelo DTB ($d = 28$). Cada parâmetro é codificado com uma cor diferente. A linha pontilhada preta denota o limiar padrão usado para diagnosticar a convergência para uma distribuição estacionária. 64

- 3.6 Superfícies do topo rochoso simuladas pelo modelo DTB para as distribuições de parâmetro agrupada ($d = 4$) e distribuída ($d = 7$). As soluções médias posteriores são indicadas por linhas vermelhas: sólida (agrupada) e tracejada (distribuída). As regiões em cinza claro e escuro representam, respectivamente, os intervalos de confiança devido à incerteza de parâmetros para $d = 7$ e $d = 4$. Os dados sintéticos simulados são indicados separadamente com pontos azuis. 66
- 3.7 O efeito do número de iterações do algoritmo suavizador sobre a superfície topográfica. Os retângulos pretos grandes estão ampliando os retângulos menores de áreas deposicionais (drenagem) e gradientes mais elevados (próximos ao topo). Dez iterações foram consideradas suficientes para remover defeitos de pequena escala no DEM. 68
- 3.8 Parametrização agrupada do modelo DTB: Matriz de gráficos de dispersão das amostras posteriores geradas com o algoritmo DREAM. Os gráficos da diagonal principal são histogramas da distribuição marginal posterior dos parâmetros Φ , λ_1 , λ_2 e S_c do modelo DTB, respectivamente, enquanto que os painéis fora da diagonal descrevem gráficos de dispersão bivariados das amostras posteriores para os diferentes pares de parâmetros. A solução MAP (valor associado com a maior verosimilhança) é separadamente indicada com um símbolo de cruz em azul. Os parâmetros exibem correlação desprezível pela calibração contra os dados de espessura de regolito observados na bacia do Papagaio. 70
- 3.9 Caso de parametrização distribuída na calibração com dados reais: Evolução do diagnóstico de convergência (\hat{R} -estatístico) de Gelman e Rubin (1992) para cada parâmetro individual do modelo DTB ($d = 8$). Cada parâmetro é codificado com uma cor diferente. A linha pontilhada preta denota o limiar padrão usado para diagnosticar a convergência para uma distribuição estacionária. 71
- 3.10 Distribuição espacial da profundidade do regolito modelada em parte da bacia experimental do rio Papagaio usando parametrização agrupada (a) e distribuída (c, e). O modelo DTB prevê solos profundos no topo e relativamente finas camadas intemperizadas na drenagem, resultado este de acordo com as observações e experiência de campo. Os gráficos de dispersão bivariados ao lado direito comparam as profundidades observadas e modeladas da interface solo-rocha para o dado de avaliação independente. O resumo das estatísticas de ajuste dos modelos (RMSE, ρ e AIC) são listados ao lado de cada gráfico, bem como o número de parâmetros, d . O código de cores dos pontos de regressão corresponde exatamente ao dos mapas de profundidade do regolito. 73

- 3.11 Interface solo-rocha simulada com a média posterior dos parâmetros (linha vermelha sólida) derivada com o DREAM para a seção transversal **BB'** da região experimental da bacia do Papagaio. As zonas em cinza escuro e claro representam, respectivamente, os intervalos de confiança devido à incerteza dos parâmetros e total (parâmetros + modelo). A superfície topográfica é indicada com uma linha sólida e sondagens de campo usando o DPL são representadas por pontos azuis. 74
- 4.1 Esquema básico do sistema desenvolvido em MATLAB para integração de simulações de fluxo e análise de estabilidade. Dados de entrada/saída bem como os principais processos estão indicados. O código é especialmente projetado para executar simulações Monte Carlo para avaliação de incertezas no topo rochoso e parâmetros hidráulicos. 86
- 4.2 Exemplos de malhas com elementos (a) prismáticos e (b) tetraédricos da nossa encosta experimental. (a) As condições de contorno da equação (4-1) estão indicadas nos limites da malha de fluxo. Uma condição de fluxo imposto (precipitação), $Q(x, y, z, t)$ é usada na superfície da malha estruturada, enquanto que uma condição de contorno natural (sem fluxo), $q_n = 0$ é imposta na interface solo-rocha e nas faces lateral, de jusante e montante. (b) As condições de contorno da equação (4-9) são separadamente indicadas nos limites da malha tetraédrica. Os símbolos u , v e w são usados para denotar velocidades de deformação nas direções das três coordenadas espaciais (x, y, z). Tais valores seguem a condição de contorno assumida (velocidade zero: $u = v = w = 0$). 88
- 4.3 Condição de contorno atmosférica usada nas simulações numéricas. O hietograma envolve um período de 22 dias com medições horárias de alturas de precipitação (mm) em uma estação meteorológica próxima do maciço da Tijuca (RJ). 89
- 4.4 Distribuição da espessura do regolito no talude investigado: (a) profundidade do topo rochoso derivada com a solução média posterior usando análise Bayesiana; (b) seção transversal **CC'** da parte central da encosta mostrando a interface solo-rocha média (linha vermelha), 95% de intervalos de confiança devido à incerteza nos parâmetros do modelo DTB (região cinza escura) e devido à incerteza total (região cinza clara). 95
- 4.5 Limites prévios de 95% de incerteza da (a) curva característica e da (b) função de condutividade hidráulica correspondentes à distribuição normal multi-variada com correlação entre os parâmetros hidráulicos do solo. Linhas vermelhas em ambos os gráficos correspondem aos valores médios. 98

- 4.6 Seções transversais **CC'** de amostras do conjunto de superfícies rochosas simuladas pelo modelo DTB, \hat{h} . As amostras representam diferentes formatos de interface solo-rocha simuladas no nosso quadro probabilístico para os estudos de caso 1 (a,d) e 3 (b,c,e,f). A linha tracejada azul indica a superfície média posterior, $\mathbb{E}(\hat{h})$, utilizada no estudo de caso 2. O gráfico (b) clarifica posições do talude "topo", "meia encosta" e "base". 100
- 4.7 Variação transiente média (linha vermelha) e intervalos de confiança (área hachurada em cinza) para o fator de segurança (eixo da direita) obtido com as simulações do estudo de caso 1 (incerteza do topo rochoso). Os valores de FS para as amostras s_{11} e s_{12} do quadro probabilístico também são exibidos. As precipitações utilizadas como condições de contorno estão indicadas pelo gráfico de barras do eixo da esquerda. Linhas verticais pontilhadas em azul representam passos de tempo analisados. 103
- 4.8 Variação transiente da carga de pressão (ψ) na interface solo rocha (sub-índices 1 a 4), ao longo da seção transversal **CC'** (sub-índices 5 a 8) e vetores de velocidade no colapso (sub-índices 9 a 12) para duas amostras do estudo de caso 1. As amostras s_{11} (a) e s_{12} (b) representam configurações diferentes da interface solo-rocha. 104
- 4.9 Variação transiente média (linha vermelha) e intervalos de confiança (área hachurada em cinza) para o fator de segurança (eixo da direita) obtido com as simulações do estudo de caso 2 (incerteza dos parâmetros hidráulicos). Os valores de FS para as amostras s_{21} e s_{22} do quadro probabilístico também são exibidos. As precipitações utilizadas como condições de contorno estão indicadas pelo gráfico de barras do eixo da esquerda. Linhas verticais pontilhadas em azul representam passos de tempo analisados. 107
- 4.10 Variação transiente da carga de pressão (ψ) na interface solo rocha (sub-índices 1 a 4), ao longo da seção transversal **CC'** (sub-índices 5 a 8) e vetores de velocidade no colapso (sub-índices 9 a 12) para duas amostras do estudo de caso 2. As amostras s_{21} (a) e s_{22} (b) representam diferentes parametrizações do modelo van Genuchten-Mualem. 108
- 4.11 Variação transiente média (linha vermelha) e intervalos de confiança (área hachurada em cinza) para o fator de segurança (eixo da direita) obtido com as simulações do estudo de caso 3 (incerteza combinada do topo rochoso e dos parâmetros hidráulicos). Os valores de FS para as amostras s_{31} e s_{32} também são exibidos. As precipitações utilizadas como condições de contorno estão indicadas pelo gráfico de barras do eixo da esquerda. Linhas verticais pontilhadas em azul representam passos de tempo analisados. 111
- 4.12 Variação transiente da carga de pressão (ψ) na interface solo rocha (sub-índices 1 a 4), ao longo da seção transversal **CC'** (sub-índices 5 a 8) e vetores de velocidade no colapso (sub-índices 9 a 12) para duas amostras do estudo de caso 3. As amostras s_{31} (a) e s_{32} (b) representam configurações diferentes da interface solo-rocha e também de parâmetros hidráulicos. 112

- 4.13 Variação transiente média (linha vermelha) e intervalos de confiança (área hachurada em cinza) para o fator de segurança (eixo da direita) obtido com as simulações do estudo de caso 3 (incerteza combinada do topo rochoso e dos parâmetros hidráulicos). Os valores de FS para as amostras s_{33} e s_{34} também são exibidos. As precipitações utilizadas como condições de contorno estão indicadas pelo gráfico de barras do eixo da esquerda. Linhas verticais pontilhadas em azul representam passos de tempo analisados. 114
- 4.14 Variação transiente da carga de pressão (ψ) na interface solo rocha (sub-índices 1 a 4), ao longo da seção transversal **CC'** (sub-índices 5 a 8) e vetores de velocidade no colapso (sub-índices 9 a 12) para duas amostras do estudo de caso 3. As amostras s_{33} (a) e s_{34} (b) representam configurações diferentes da interface solo-rocha e também de parâmetros hidráulicos. 115
- 4.15 Comportamento transiente do coeficiente de variação do fator de segurança (COV_{FS}) para os três estudos de caso. 117
- 4.16 Histogramas da distribuição do fator de segurança próximo ao final de simulação ($t = 19$ dias) para os casos 1 (a), 2 (b) e 3 (c). O FS médio para este passo de tempo é indicado em cada gráfico por uma cruz azul. A linha pontilhada cinza representa o limite entre estabilidade e ruptura ($FS = 1$). Nos quadros inferiores, os gráficos quantis-quantis avaliam a distribuição de frequência de FS com relação à uma teórica (linha vermelha) distribuição log-normal. 117

Lista de tabelas

2.1	Características de penetrômetros dinâmicos de cone usados para delimitar a interface solo-rocha.	33
2.2	Coeficientes de correlação entre os valores medidos de N_{10} (a partir de ensaios DPL) e classes texturais (a partir de sondagens com trado mecânico).	36
3.1	Resumo e descrição das principais variáveis do modelo DTB.	48
3.2	Parâmetros do modelo sintético de superfície topográfica.	48
3.3	Resumo das estatísticas das observações de espessura de regolito para os dados sintéticos e reais (bacia do rio Papagaio - PRB) usados neste estudo.	57
3.4	Limites de incerteza prévia dos parâmetros do modelo DTB para os dados artificiais e reais de espessura do regolito observados.	58
3.5	Performance estatística do modelo DTB calibrado após inversão Bayesiana com o algoritmo DREAM. Nós listamos separadamente os resultados do conjunto de dados de espessura de regolito sintético (estudo de caso I: superior) e real (estudo de caso II: inferior) usando parâmetros agrupados e espacialmente distribuídos. Os valores listados de RMSE e ρ pertencem ao conjunto de dados de calibração para o caso sintético e ao conjunto de dados de avaliação para as observações reais da bacia do Papagaio. Os valores de AIC na última coluna são computados pela equação (3-18) usando os valores de parâmetros com máxima verosimilhança (MAP) derivados do conjunto de dados de calibração.	60
4.1	Resumo dos principais atributos da superfície topográfica e da superfície posterior média do topo rochoso derivada usando análise Bayesiana.	95
4.2	Valores médios, desvios-padrão e coeficientes de correlação dos parâmetros hidráulicos obtidos com o ROSETTA (Schaap et al., 2001).	96
4.3	Parâmetros geotécnicos assumidos neste trabalho.	99
4.4	Parâmetros hidráulicos das amostras utilizadas para resumir os resultados dos estudos de caso. Os valores da parametrização média, μ_p , são listados na última linha.	101
4.5	Resumo dos estudos de caso usados neste capítulo.	102
4.6	Valores médios de cargas de pressão positivas simuladas para as amostras s_{21} e s_{22} na interface solo-rocha.	109
4.7	Probabilidades de ruptura (P_f) com base em uma distribuição log-normal de FS para os três estudos de caso. Diferentes passos de tempo avaliam a evolução de $\mu(FS)$, COV_{FS} e P_f ao longo das simulações.	118

*You can't connect the dots looking forward;
you can only connect them looking backwards.
So you have to trust that the dots will some-
how connect in your future.*

Steve Jobs
(1955-2011)

1

Introdução

A espessura de solo até o topo do maciço rochoso (regolito) corresponde a uma faixa da sub-superfície onde incontáveis processos físicos, químicos e biológicos ocorrem. Apesar da relativa proximidade entre a superfície terrestre e o topo rochoso, a espessura de solo é difícil de se quantificar. Assim, mesmo embora tecnologias avançadas estejam disponíveis, até a presente data, a distribuição detalhada da interface solo-rocha permanece essencialmente desconhecida. Fundamental portanto é o desenvolvimento de modelos para a distribuição espacial da espessura de solo, que se caracterizem por uma alta resolução e fidelidade.

De uma perspectiva geotécnica, quantificar a espessura de solo é altamente relevante. Por exemplo, muitos movimentos de massa são definidos geometricamente pelo contato solo-rocha. A literatura atribui este fato à perda de resistência do solo durante e após eventos chuvosos, principalmente devido à poro pressão gerada neste limite. De fato, na interface solo-rocha há um contraste de propriedades mecânicas e hidráulicas que implicam fortemente no comportamento dos materiais geotécnicos.

Diante do desafio de entender a distribuição espacial da espessura de solo, a coleta de dados em campo, a modelagem e o resultado prático para a engenharia geotécnica precisam evoluir juntos. Em outras palavras, quanto mais precisa for a informação de campo, mais perto ficará o modelo da realidade, e mais confiável será o projeto geotécnico. Parece então que estamos tratando de um ciclo evolutivo. Este processo cíclico não é exclusivo da quantificação da interface solo-rocha, mas também de incalculáveis leis que governam processos terrestres. Nós denominamos então essa série de transformações em um ciclo iterativo de pesquisa (Vrugt, 2016).

O ciclo evolutivo para a quantificação da espessura de solo é esquematicamente representado na Figura 1.1. O projeto experimental define a quantidade, a posição espacial e o tipo de equipamento de sondagem. O ensaio resultante precisa ser então propriamente interpretado, uma vez que este dado servirá para a calibração do modelo. O modelo deve ser desenvolvido de forma a retratar com a máxima fidelidade os dados de campo e dispor de ferramentas

adequadas para sua calibração, o que implica na derivação de parâmetros que melhor honram os resultados obtidos com o ensaio. Essa etapa é seguida pela análise combinada dos dados e modelos, a qual permite resumir a incerteza estratigráfica preditiva. Por conseguinte, esta incerteza é propagada na análise geotécnica para ampliar os conhecimentos sobre o sistema em estudo. A reflexão sobre o conhecimento adquirido nos faz, naturalmente, repensar no projeto experimental e portanto, retornamos ao ciclo iterativo da pesquisa.

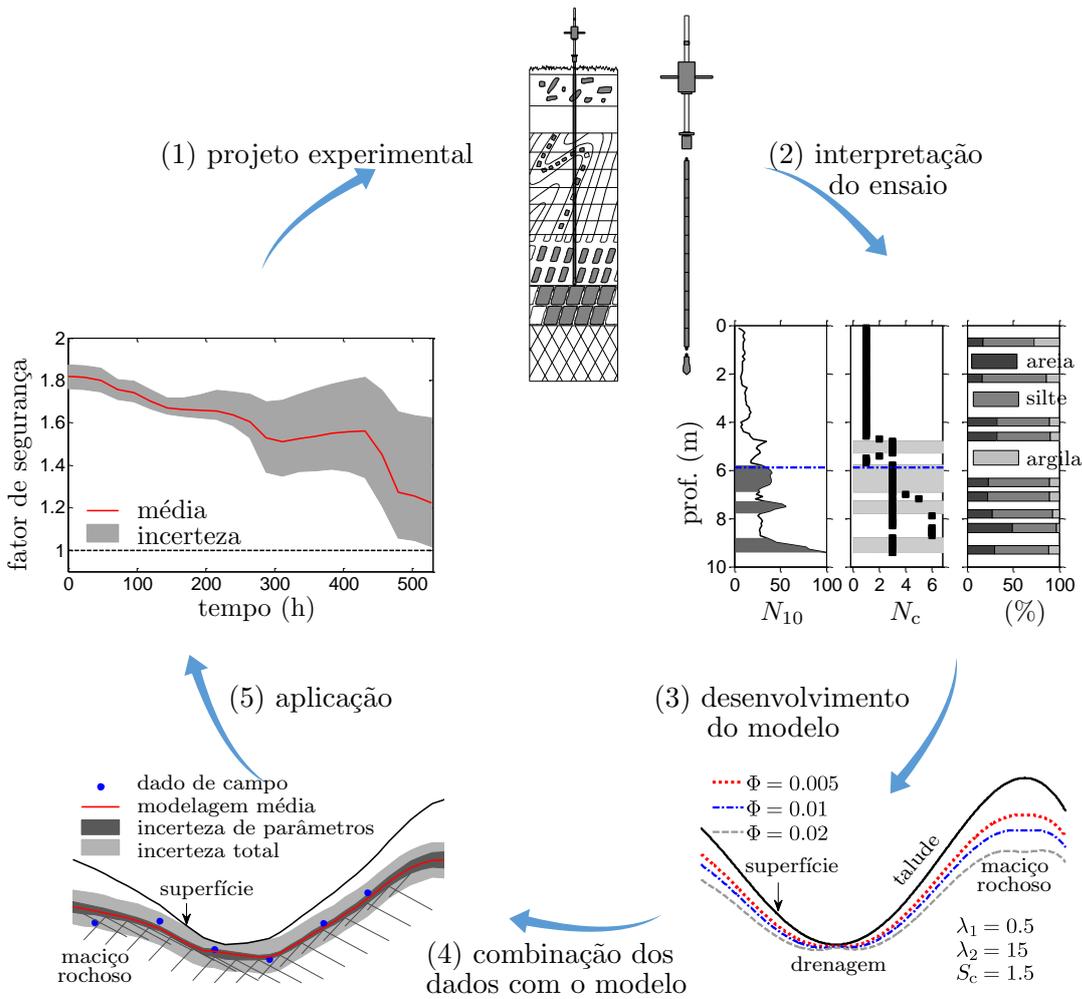


Figura 1.1: O ciclo iterativo desenvolvido nesta tese: (1) o projeto experimental define o equipamento adequado; (2) sua interpretação fornece o dado de calibração do modelo; (3) o modelo desenvolvido deve honrar as observações do ensaio de campo; (4) ao mesclar dados e modelos é possível derivar a incerteza estratigráfica; (5) a qual é propagada em aplicação de interesse geotécnico.

Nesta tese, procuramos abordar cada etapa do ciclo apresentado na Figura 1.1 detalhadamente. Para tanto, nos propusemos a cumprir os objetivos particularizados na próxima seção.

Antes de apresentarmos os objetivos dessa pesquisa, nós brevemente discutimos a terminologia adotada nesta tese. As expressões espessura de solo,

profundidade do regolito e zona intemperizada são usadas indistintamente. Além disso, as sentenças topo rochoso, interface solo-rocha e superfície rochosa também são tratadas de forma intercambiáveis. É do nosso conhecimento que algumas dessas expressões podem ter significados distintos dependendo do campo de atuação. No entanto, foge ao objetivo deste trabalho discutir diferenças nessas terminologias.

1.1

Objetivos da pesquisa

1.1.1

Investigações de campo

Atualmente não há um equipamento de campo eficiente para a estimativa da espessura de solo. Neste estudo, nós procuramos utilizar um penetrômetro dinâmico leve, denominado DPL, para coletar dados da espessura de solo na região da bacia hidrográfica do rio Papagaio, situada no maciço da Tijuca, Rio de Janeiro. A utilização do DPL não foi aleatória. Uma extensa revisão sobre equipamentos utilizados para obtenção da espessura de solo foi realizada. Nós utilizamos o DPL por ser um dispositivo que vem se despontando no estudo estratigráfico de regiões naturais de difícil acesso. Portanto, um primeiro objetivo deste trabalho foi avaliar o DPL na coleta de dados sobre a espessura de solo.

Uma das vantagens do DPL sobre outros métodos de obtenção de dados de espessura de solo é o delineamento estratigráfico. O equipamento fornece um dado empírico da resistência dinâmica do solo ou taxa de penetração com a profundidade. Contudo, técnicas de interpretação são requeridas para adequada utilização do resultado do ensaio. Nós propomos neste trabalho um método estatístico para interpretação do ensaio DPL. Dessa forma, adicionalmente nós avaliamos como o DPL pode ser utilizado para delineamento de heterogeneidades.

Além disso, sondagens com trado mecânico foram realizadas ao lado de alguns furos efetuados com o DPL. Isso nos permitiu a coleta de amostras amolgadas de solo para posterior análise laboratorial. Simples caracterização textural das amostras permitiu correlacionar resultados da penetração dinâmica com as frações de areia, silte e argila da área de estudo. Isso nos forneceu noção sobre a possível utilização da combinação DPL-trado mecânico na definição de heterogeneidades, completando assim mais um objetivo desta etapa.

1.1.2

Desenvolvimento de um modelo e inferência Bayesiana

De posse dos dados de campo, nós nos voltamos para outra etapa do nosso processo iterativo: a modelagem computacional. Nesta tese, um modelo para a predição espacial da espessura de solo é proposto com base na teoria do controle ascendente do maciço rochoso (Rempe e Dietrich, 2014). O modelo, analítico em sua essência e não-linear em seus parâmetros, foi derivado após exaustiva revisão bibliográfica. Após a derivação do modelo, mostramos como os parâmetros do mesmo afetam a distribuição espacial da espessura de solo em um talude sintético, representativo de encostas do Rio de Janeiro. Esta etapa objetiva então avaliar de forma preliminar a sensibilidade do modelo quando diversas combinações de parâmetros são introduzidas.

Após o desenvolvimento do modelo, nós introduzimos a inferência Bayesiana para tratamento da incerteza dos parâmetros e para resumir os resultados da predição espacial da espessura de solo. Para tanto, utilizamos o algoritmo Differential Evolution Adaptive Metropolis, DREAM (Vrugt et al., 2008, 2009), objetivando amostrar os parâmetros que melhor honram as observações do sistema real, bem como sintetizar a incerteza preditiva da nossa modelagem. O algoritmo DREAM se beneficia, em sua estrutura, de poderosa amostragem em inferência Bayesiana, a simulação Monte Carlo via cadeia de Markov (MCMC).

Como o algoritmo DREAM exibe excelente performance em modelos complexos, de alta dimensão de parâmetros e com metas multimodais, nós propusemos investigar o nosso modelo usando parâmetros agrupados e espacialmente distribuídos. Nessa tentativa, nós objetivamos identificar heterogeneidades de sub-superfície que são difíceis, senão impossíveis, de se quantificar em modelos analíticos. Finalmente, nós buscamos mostrar como é possível derivar a incerteza estratigráfica de uma região de interesse para propagação direta em problemas geotécnicos, especialmente os hidro-mecânicos.

1.1.3

Aplicação para estabilidade de encostas

Finalmente, nosso foco é direcionado à aplicação do resultado da modelagem em um problema exaustivamente investigado na literatura: a estabilidade de encostas. Nesta etapa, nosso objetivo foi o desenvolvimento de um código de computador para integração de dois softwares: um resolvidor tridimensional da Equação de Richards (Micheletto, 2008), isto é, do fluxo não-saturado, e outro programa de estabilidade baseado na análise limite numérica (Carmargo, 2015). Para a realização desse acoplamento, procuramos desenvolver

um sistema composto por uma série de rotinas computacionais, que envolvem a geração automática da malha de elementos finitos, opções de computação em paralelo, interpolação de poro pressões, além de rotinas de pré- e pós-processamento das simulações de fluxo e análise limite numérica.

O propósito do programa desenvolvido é a realização de simulações estocásticas em análises de fluxo e estabilidade de encostas, de uma maneira relativamente simples, em um sistema único integrado. Nosso objetivo ao realizar simulações probabilísticas é quantificar a incerteza no fator de segurança diante da distribuição prévia de variáveis envolvidas na modelagem da estabilidade geotécnica. Neste casos, as variáveis envolvidas são: a interface solo-rocha e os parâmetros hidráulicos do solo.

1.2

Aptulação

A estrutura desta tese reflete o conceito do ciclo iterativo da pesquisa introduzido na Figura 1.1. Cada capítulo possui a sua própria revisão bibliográfica e resultados obtidos. O leitor que desejar se aprofundar em algum aspecto deste trabalho, encontrará nas referências bibliográficas um vasto acervo de publicações relevantes para o nosso tema.

No presente capítulo, Introdução, procuramos situar o leitor no contexto da pesquisa. Discorreremos sobre a importância e objetivos do trabalho a partir de uma visão bastante pessoal sobre o assunto, deixando o aprofundamento técnico para os capítulos subsequentes.

O segundo capítulo cobre o projeto experimental e a interpretação dos ensaios de campo.

Na parte principal desta tese, o terceiro capítulo desenvolve a modelagem e análise (combinação) dos dados e modelos através da inferência Bayesiana.

A aplicação para fins geotécnicos é alvo do quarto capítulo, fechando assim o ciclo iterativo proposto.

No quinto capítulo nós resumimos as principais contribuições desta tese, bem como deixamos sugestões para futuros avanços.

Parte I

Investigações de campo

2

Ensaio de campo para medida da espessura de solo usando o DPL

Ensaio de campo utilizando o penetrômetro dinâmico leve (DPL) têm sido extensivamente testados em investigação geotécnica devido à sua velocidade, economia e mobilidade. Neste capítulo, nós apresentamos resultados da coleta de dados de espessura de solo em uma região natural do Rio de Janeiro, Brasil. Nos esforçamos para comparar o nosso critério de definição da interface solo-rocha com outros critérios utilizados internacionalmente. Além disso, nós procuramos mostrar aonde, em um bacia hidrográfica ou encosta, este ensaio apresenta-se mais confiável, bem como locais onde é possível que haja tendenciosidade na interpretação do ensaio. Derivamos também um método estatístico para delinear possíveis heterogeneidades entre a superfície e o maciço rochoso. Essa informação estratigráfica é então confrontada com ensaios de laboratório, os quais indicaram baixa correlação entre a taxa de penetração do DPL e classes texturais do solo.

2.1

Introdução

A espessura de solo controla um número incontável de processos em encostas, influenciando, por exemplo, trajetórias de fluxo sub-superficial, taxas de erosão e o teor de umidade do solo. Como o interior das encostas é difícil e dispendioso de se clarificar e acessar, a topografia da superfície do maciço rochoso é fortemente desconhecida. Além disso, em escala de campo, a limitação de equipamentos, restrições topográficas, gradientes elevados, e vegetação densa tornam a estimativa da espessura de solo uma tarefa árdua, que consome tempo e é financeiramente proibitiva.

Pesquisas sobre métodos de investigação de campo levaram ao desenvolvimento e uso de diferentes técnicas diretas e indiretas para a estimativa da profundidade até a rocha. Exemplos de métodos diretos incluem penetrômetros manuais de aço (Kuriakose et al., 2009; Tesfa et al., 2009; Fu et al., 2011; Lanni et al., 2012; Lucà et al., 2014), trincheiras escavadas (Boer et al., 1996; Heimath et al., 2001; Pelletier e Rasmussen, 2009; Catani et al., 2010; Pelletier

et al., 2011), trados manuais e mecânicos (Boer et al., 1996; Heimsath et al., 2001; Pelletier e Rasmussen, 2009), taludes rodoviários e voçorocas (Kuriakose et al., 2009; Wilford e Thomas, 2013), e penetrômetros dinâmicos de cone (Ohnuki et al., 1997, 2008; Shanley et al., 2003; Uchida et al., 2003; Katsuyama et al., 2005; Kosugi et al., 2006, 2009; Fujimoto et al., 2008; Ohnuki et al., 2008; Springman et al., 2009; Tsuchida et al., 2011; Askarinejad et al., 2012; Wiegand et al., 2013; Athapaththu et al., 2014; Liang e Uchida, 2014; Masaoka et al., 2016). Este último dispositivo é particularmente promissor pois pode delinear a estratigrafia do solo e camadas com propriedades hidráulicas contrastantes (Eguchi et al., 2009; Masaoka et al., 2012). Exemplos de métodos de investigação de campo indiretos incluem o levantamento gravimétrico (Stewart, 1980; Bohidar et al., 2001), Georadar (Dahlke et al., 2009), sísmica de refração (Zhou e Wu, 1994), tomografia de resistividade elétrica (Zhou et al., 2000; Lucà et al., 2014), e eletromagnetismo aerotransportado (Christensen et al., 2015). Estes últimos cinco métodos tornam possível determinar de forma não-invasiva as propriedades de sub-superfície, porém métodos de inversão são requeridos para interpretar essas observações indiretas da profundidade até a rocha. Muito esforço é necessário para caracterizar a topografia do maciço rochoso na escala espacial de uma encosta ou bacia hidrográfica.

Conforme detalhado no parágrafo anterior, penetrômetros dinâmicos de cone tem sido extensivamente usados na literatura para delineamento da espessura de solo. Grande parte dos trabalhos referenciados compreendem zonas de alteração graníticas em regiões com densa cobertura vegetal. Estas condições geológico-geotécnicas são comumente encontradas no sudeste brasileiro, onde o manto de solo pode conter perfis espessos e heterogêneos. O DPL é então uma alternativa econômica e eficaz para atingir esses requerimentos. Basicamente o equipamento consiste em uma haste guia, um conjunto de hastes, um martelo e um cone (ponteira). Em geral, sua operação envolve a queda de um martelo de uma determinada altura, gerando então energia que guia o conjunto de hastes para dentro do solo a uma certa velocidade (taxa de penetração). Assim, a taxa de penetração é uma medida empírica da resistência dinâmica do solo.

2.2

Objetivos

Neste capítulo, nós apresentaremos uma detalhada investigação de campo que foi realizada na região natural do maciço da Tijuca (Rio de Janeiro, Brazil). Nós descrevemos um método para estimar a interface solo-rocha a partir do ensaio DPL, bem como a existência de possíveis camadas resistentes entre a superfície e o maciço rochoso subjacente. Sondagens adicionais com trado

mecânico também foram realizadas. Esta última investigação possibilitou a coleta de informações sobre o teor de areia, silte e argila de determinadas profundidades em alguns furos do DPL. Correlações entre os resultados do ensaio DPL e dados texturais também são exploradas.

2.3

Investigações de campo

Investigações de campo foram realizadas em duas pequenas sub-bacias hidrográficas da bacia do rio Papagaio, região oeste da cidade do Rio de Janeiro, no sudeste brasileiro (Figura 2.1). A região de estudo é bem conhecida em função de estudos desenvolvidos que foram resultantes dos movimentos de massa deflagrados em 1996 (Guimarães et al., 2003; Fernandes et al., 2004; Vieira e Fernandes, 2004; Gomes et al., 2008; Gomes et al., 2013). Uma descrição detalhada desta região aparece nas publicações citadas e, portanto, não será repetida aqui. A localização geográfica da área de estudo está demarcada com uma cruz vermelha na Figura 2.1 (lado inferior esquerdo), que também apresenta a topografia das duas sub-bacias experimentais através de um relevo sombreado. Os pontos brancos significam a localização dos furos com o DPL, enquanto que quadrados com um ponto central preto denotam zonas onde foram realizados, além do teste com o DPL, sondagens com trado mecânico. As seções transversais **AA'**, **BB'** e **CC'** são de particular interesse e serão detalhadas ao longo do trabalho.

A geologia local consiste de rochas metamórficas de alto grau (o gnaisse Archer é o mais frequente) com intrusões graníticas de textura média a grosseira (Fernandes et al., 2004; Vieira e Fernandes, 2004). O impacto humano na região é bastante limitado a poucas pequenas áreas utilizadas em atividades agrícolas (Gomes et al., 2008) e a vegetação (Mata Atlântica) foi preservada na maior parte da bacia. Estimativas do topo rochoso foram feitas em 137 locais nas duas sub-bacias usando o penetrômetro DPL. Oito sondagens com trado mecânico também foram realizadas ao lado de furos do DPL pré-existent (Figura 2.1). Os locais de ensaio foram cuidadosamente selecionados para maximizar a extração de informações sobre a superfície do maciço rochoso subjacente e inclui uma rica amostra de taludes côncavos, convexos, planares, convergentes e divergentes.

A menor das duas sub-bacias experimentais foi usada primeiramente para estudar variações de pequena escala (curta distância) na espessura de solo. Isso requer o uso de sondagens vizinhas para determinação da profundidade do regolito dentro de poucos metros entre cada furo. A sub-bacia mais ao sul, e também a maior delas, foi investigada uniformemente com diferentes furos

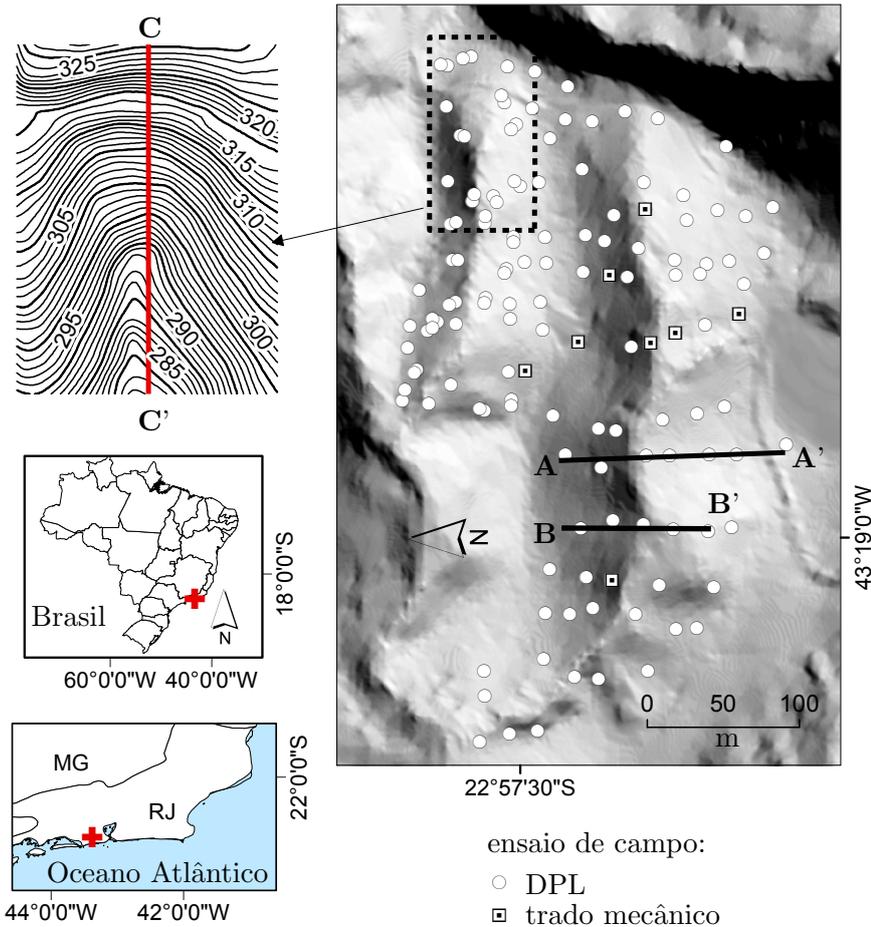


Figura 2.1: Relevo sombreado da área de estudo na região da bacia do rio Papagaio, maciço da Tijuca, Rio de Janeiro (RJ). Na parte inferior esquerda, a cruz vermelha localiza a região de estudo nos cenários nacional e regional. As sondagens com o DPL e com o trado mecânico estão devidamente demarcadas e legendadas. As seções transversais **AA'**, **BB'** e **CC'** são de particular interesse e serão detalhadas ao longo desta tese.

para explorar a espessura de solo mais profundamente ao longo de taludes e seções transversais. Essa diferença em objetivo é bastante aparente pela visão aérea das duas sub-bacias apresentada na Figura 2.1. O padrão de sondagens da maior sub-bacia ao sul aparece muito mais uniforme e organizada do que a sua contra-parte mais ao norte, a qual contém sondagens agrupadas. Uma campanha de campo foi realizada para determinar a posição precisa de cada sondagem com o auxílio de sistema de posicionamento global diferencial (DGPS). Nós estimamos um erro de locação ao redor de 0.5 m para todas as 137 sondagens.

2.3.1

Ensaio de campo com o DPL

A Figura 2.2 mostra um típico perfil de intemperismo encontrado em muitas regiões gnáissicas do Brasil (Pastore, 1995). Neste perfil, os principais horizontes de uma classificação genética são apresentados, desde a camada orgânica, na superfície, até a rocha sã. Os principais componentes do DPL Nilsson (Nilsson, 2008), usado neste estudo, também estão representados na Figura 2.2. O teste consiste em um cone acoplado a um conjunto de hastes, ambos de aço, que é direcionado para dentro do solo pela energia dinâmica de um martelo de 10 kg. O martelo desliza pela haste-guia e transmite uma exata quantidade de energia (de uma altura fixa de 50 cm) para um batente (parte estática do DPL). A haste-guia é acoplada a um conjunto de hastes de 1 metro de comprimento. O conjunto completo pode chegar até mais de 13 metros de profundidade no solo. Um coxim de madeira, entre o martelo e o batente, foi utilizado para absorver o impacto do choque. Com o impacto do martelo, o conjunto de hastes penetra verticalmente e o número de golpes para avanço de 10 cm (N_{10}) é computado. Quanto maior o valor do N_{10} , mais resistente à penetração dinâmica é o solo. A Figura 2.2 detalha todas as mencionadas partes constituintes do DPL. Em geral, os testes são facilmente conduzidos da superfície do solo (camada orgânica) até o horizonte B. Após essa etapa, um notável aumento nos valores de N_{10} é observado nos penetrogramas (boletins de sondagens).

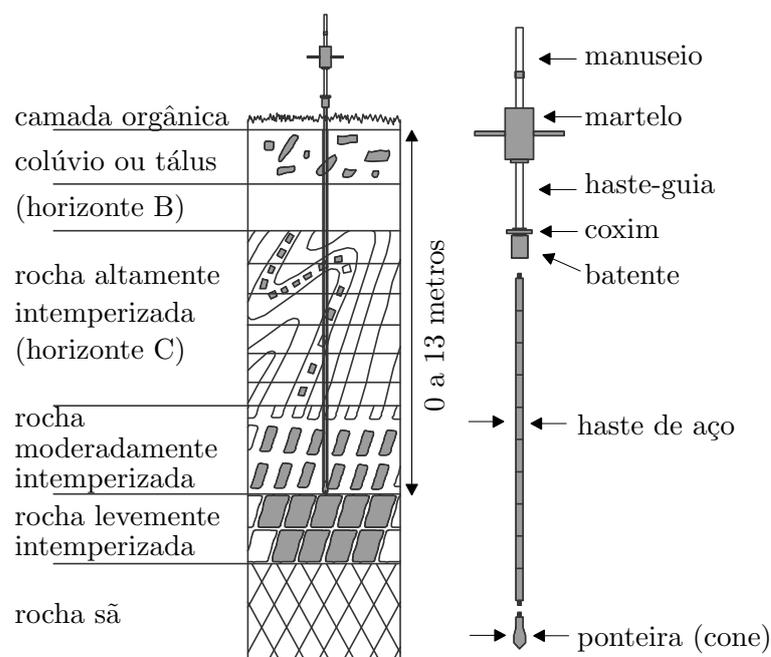


Figura 2.2: Perfil de intemperismo típico de litologias gnáissicas e principais partes constituintes do penetrômetro dinâmico DPL.

Desmontando o DPL em partes menores, nós transportamos o equipamento para regiões de floresta densa e com altos gradientes topográficos. Apenas duas pessoas são necessárias para a realização do teste, embora três operadores seja desejável para eficiência. A verticalidade das hastes foi garantida a partir de um nível de bolha, que foi acoplado a cada 10 cm de penetração para a primeira haste e a cada 20 cm de penetração para a segunda haste. A partir da terceira haste, assumimos que o conjunto permaneceu na direção vertical. No entanto, heterogeneidades relacionadas com raízes e blocos de rocha, algumas vezes, impediam a perfeita verticalidade do ensaio. Para ilustrar essa questão, a Figura 2.2 mostra alguns pequenos blocos de rocha próximos à superfície (camada coluvionar ou tálus), que causavam obstáculo para a verticalidade do teste.

2.3.2

Testes com trado mecânico e caracterização laboratorial

Furos de sondagens com trado mecânico foram realizados em oito locais distintos da região de estudo (Figura 2.1). Estas sondagens foram executadas ao lado investigações com o DPL para reprodutibilidade. Os locais escolhidos para a realização das investigações à trado foram definidos após análise de diferentes perfis estratigráficos (conforme será apresentado na seção 2.5). Os perfis estratigráficos também guiaram a coleta de amostras de solo amolgadas. Com isso, 52 amostras de solo foram obtidas das escavações com trado, as quais foram caracterizadas no laboratório de Geotecnia da PUC-Rio. Apenas as informações texturais (porcentagens de areia, silte e argila) foram utilizadas nesta tese.

2.4

Definição da interface solo-rocha

Seja n_{seg} o número de segmentos consecutivos de 10 cm de comprimento de uma haste. A interface solo-rocha foi assumida neste trabalho nas seguintes situações:

- critério #1: 100 golpes para cravação de 10 cm ($N_{10} = 100$ e $n_{seg} = 1$);
- critério # 2: 80 golpes ou mais para cravação de 3 segmentos consecutivos de 10 cm ($N_{10} \geq 80$ e $n_{seg} = 3$);
- critério # 3: 60 golpes ou mais para cravação de 5 segmentos consecutivos de 10 cm ($N_{10} \geq 60$ e $n_{seg} = 5$);
- critério # 4: profundidade maior do que 12 metros.

Este critério de parada do ensaio DPL foi proposto por Nilsson e Cunha (2004) como o limite (capacidade) máxima de campo. O DPL possui uma limitação para atingir profundidades maiores que 12 metros, uma vez que a extração das hastes fica bastante comprometida. De fato, nossa experiência em campo demonstrou que após essa profundidade, o esforço para remover as hastes aumenta dramaticamente. Alguns furos foram conduzidos até 13 metros de profundidade, entretanto esta prática não é recomendável. Portanto, é pertinente esclarecer que a profundidade de parada do ensaio nem sempre correspondeu ao real topo rochoso. Limitações em equipamentos são comum em investigações geotécnicas (Christian et al., 1994). Nosso esforço, contudo, foi direcionado para reduzir a tendenciosidade na obtenção do dado de campo.

O valor de N_{10} ou taxa de penetração é uma medida empírica da resistência dinâmica do solo. Para ganhar discernimento sobre os resultados do ensaio DPL, a Figura 2.3 ilustra o comportamento de N_{10} com a profundidade considerando-se os quatro critérios no qual a interface solo-rocha foi assumida. O critério #1 mostra que valores de N_{10} atingem um máximo de 100 golpes para avançar um único segmento de 10 cm. O critério #2 indica que a profundidade estimada do regolito é aproximadamente abaixo de 6 metros. O critério #3 demonstra que a camada resistente encontra-se no entorno de 10 metros, enquanto que o critério #4 representa o teste paralisado em 12 metros.

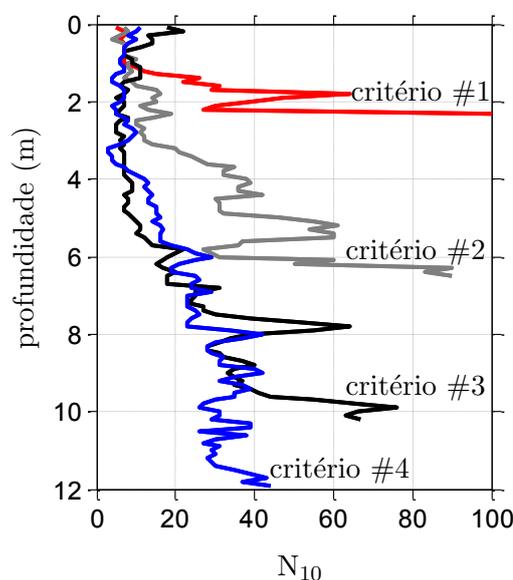


Figura 2.3: Resistência à penetração dinâmica versus profundidade do ensaio DPL para sondagens (penetrogramas) típicas na região de estudo. Os quatro diferentes critérios usados para identificar a interface solo-rocha são apresentados.

A variável N_{10} é um bom exemplo de informação sobre a estratificação do solo. Um aumento em N_{10} é observado em uma camada menos resistente

quando a ponteira atinge um extrato mais resistente; por outro lado, a resistência à penetração diminui em uma camada rígida quando a ponteira atinge extrato menos resistente à compressão dinâmica. Embora os resultados apresentados na Figura 2.3 indiquem condições estratigráficas distintas, uma feição comum das sondagens é que, após um valor intermediário de $N_{10} \geq 30$, a variabilidade da resistência à penetração aumenta substancialmente, o que sugere a presença de uma zona saprolítica alterada (Figura 2.2). Isto pode ter forte influência na heterogeneidade vertical desses solos residuais. Nós iremos revisitar essa questão ao longo deste capítulo.

A espessura do regolito variou de 0 a 14 metros (Figura 2.4). A distribuição do dado de profundidade até a rocha é uniforme até aproximadamente 6 metros. Após essa profundidade, o histograma da Figura 2.4 aponta uma diminuição na densidade das medidas. O pico aparente para 12 m de profundidade é um exemplo da limitação do DPL, uma vez que nesta zona de sub-superfície o ensaio teve que ser frequentemente interrompido. Portanto, uma certa tendenciosidade pode ocorrer na coleta dos dados para esta profundidade. No entanto, como é possível notar no gráfico, algumas sondagens foram executadas em zonas além deste ponto, chegando até 14 metros de profundidade.

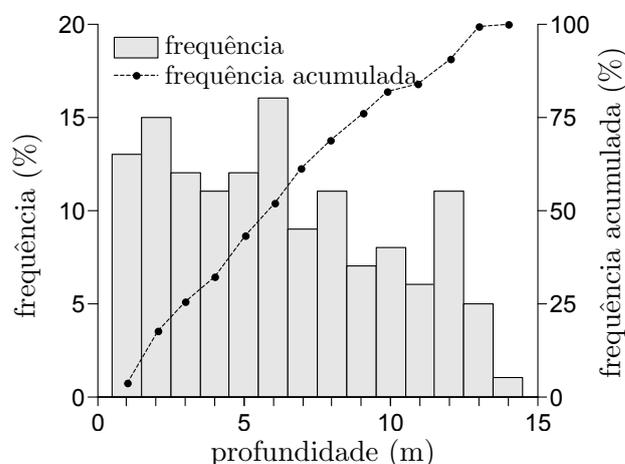


Figura 2.4: Distribuição de frequência dos dados de espessura do regolito coletados a partir do ensaio DPL.

Agora nós investigamos uma estrutura estratigráfica comum observada na região de estudo. A Figura 2.5 ilustra a seção transversal **AA'** (Figura 2.1) onde sondagens com o DPL foram executadas. Os penetrogramas são exibidos ao lado de cada furo de sondagem. As cores representando valores de N_{10} estão codificadas para igualar as cores correspondentes a cada critério, conforme apresentado na Figura 2.3. Em resumo, os resultados indicam uma camada espessa de regolito no topo da encosta e uma fina camada emerge próximo ao

canal de drenagem. A última condição foi frequentemente identificada próximo a canais de drenagem (furos #108, #107 e #111). Furos de sondagem próximos de regiões de drenagem alcançaram $N_{10} = 100$ golpes (critério #1, Figura 2.3) e devido a forte repique do martelo (Figura 2.2), nós sugerimos que uma camada de rocha sã foi atingida. Além do mais, nesta região, a diminuição na resistência à penetração imediatamente acima da superfície rochosa pode ser um indicativo de zona de aquífero (furo #107), onde o alto teor de umidade é esperado haver. Similares descobertas também foram observadas por Kosugi et al. (2009). O critério #2 foi principalmente notado em meia-encosta (sondagens #133 e #110). O furo #100 representa um ensaio que foi finalizado porque a condição de parada não foi atingida. Esta condição foi predominantemente identificada em cristas de encostas e divisores hidrológicos. O teste #110 mostra um pico de N_{10} próximo à 4 m de profundidade, provavelmente associado com grãos de quartzo ou pequenos blocos de rocha.

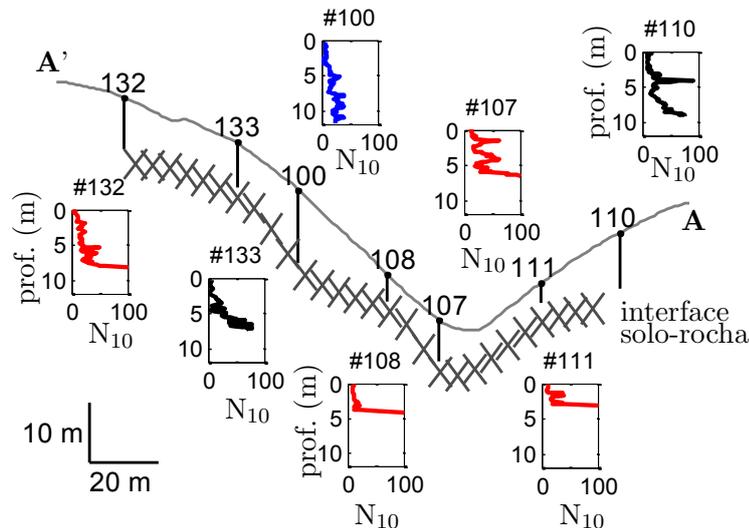


Figura 2.5: Ensaios DPL executados na seção transversal **AA'** (Figura 2.1). As cores representando valores de N_{10} nas sondagens igualam as cores correspondentes a cada critério de definição da interface solo-rocha (Figura 2.3). Este limite é representado de forma ilustrativa por um conjunto de descontinuidades abaixo da superfície.

Nesta seção, nós mostramos nosso critério usado para estimar a interface solo-rocha. Agora nós comparamos a performance de diferentes penetrômetros dinâmicos frequentemente usados ao redor do mundo. Esta comparação servirá de base para julgar a nossa definição de interface solo-rocha.

2.4.1

Comparação entre penetrômetros leves utilizados para a determinação do contato solo-rocha

Para comparar a performance entre diferentes penetrômetros, é usual (Matos Fernandes, 2014) adotar a energia específica por golpe ou martelada (E). Esta é uma medida da energia cinética do martelo por unidade de área do cone, conforme expressado pela equação a seguir:

$$E = MgH_q/A, \quad (2-1)$$

onde M é a massa do martelo [M]; g significa a aceleração da gravidade [LT^{-1}]; H_q indica a altura de queda do martelo [L]; e A representa a área da seção do cone [L^2]. Sejam N_a e N_b valores de N_{10} correspondentes aos penetrômetros dinâmicos a e b . A combinação entre as energias (equação 2-1) de ambos os penetrômetros produz (Matos Fernandes, 2014):

$$E_a N_a / L_a = E_b N_b / L_b, \quad (2-2)$$

onde L é o comprimento da unidade de penetração [L], geralmente 10 cm. As equações (2-1) e (2-2) são adotadas aqui para facilitar a comparação entre diferentes penetrômetros, embora seja necessário enfatizar que a energia transmitida ao solo depende de outras variáveis não incluídas, como o peso do batente e o peso das hastes.

A Tabela 2.1 apresenta uma revisão dos diferentes penetrômetros dinâmicos de cone usados na literatura para delinear a interface solo-rocha. A área do cone (A), massa do martelo (M), altura de queda (H_q) e comprimento de penetração (L) foram reportados por diferentes autores. O símbolo N_{10}^{sb} representa o valor adotado pelos pesquisadores para descrever a interface solo-rocha. A tabela indica que o valor de N_{10}^{sb} varia de 30 a 100, no entanto, este valor precisa ser comparado com o nosso critério estabelecido para a determinação da interface solo-rocha, conforme apresentado na Seção 2.4. Tomando vantagem das equações (2-1) e (2-2) nós calculamos, respectivamente, a energia cinética por unidade de área da seção do cone (E) e o N_{10} correspondente ao DPL, denominado aqui N_{10}^{dpl} . A Tabela 2.1 indica que a energia E é bastante diferente para cada penetrômetro devido à diferenças em A , M e L . Como consequência das variações em E , valores de N_{10}^{dpl} também possuem significativas diferenças. Os resultados mostram que a interface solo-rocha corresponde a um N_{10}^{dpl} variando de 30 a 162. Esta grande diferença reflete heterogeneidades existentes na zona saprolítica, bem como condições locais específicas. Contudo, o valor médio de N_{10}^{dpl} é 72, o qual é substancialmente menor do que o critério usado neste trabalho para delimitação da interface solo-rocha (Seção 2.4 e

Tabela 2.1: Características de penetrômetros dinâmicos de cone usados para delimitar a interface solo-rocha.

referência	A (cm ²)	M (kg)	H_q (cm)	L (cm)	N_{10}^{sb} golpes/ L	E (kJ/m ²)	N_{10}^{dpl} golpes/10 cm
Ohnuki et al. (1997)	3.00	5.00	50	10	40	81.75	65
Shanley et al. (2003)	2.40	5.00	63	5	15	128.76	77
Uchida et al. (2003)	0.95	1.17	20	4	100	24.16	121
Katsuyama et al. (2005)	1.95	1.17	20	4	100	11.77	59
Kosugi et al. (2006)	7.07	5.00	50	10	50 a 100	34.69	35 a 69
Fujimoto et al. (2008)	0.71	1.17	20	4	100	32.33	162
Ohnuki et al. (2008)	4.91	5.00	50	10	50	49.95	50
Kosugi et al. (2009)	3.14	2.00	50	10	50 a 100	31.24	31 a 63
Springman et al. (2009)	10.00	10.00	50	10	30	49.05	30
Tsuchida et al. (2011)	4.91	5.00	50	10	55	49.05	55
Askarinejad et al. (2012)	10.00	10.00	50	10	30	49.05	30
Wiegand et al. (2013)	1.25	10.00	30	10	30	235.44	141
Masaoka et al. (2016)	2.00	2.00	50	10	100	49.05	98
Este trabalho (DPL)	10.00	10.00	50	10	30	49.05	100

Figura 2.3). Esta descoberta indica que o DPL Nilsson é uma opção robusta para a descrição da espessura de regolito e heterogeneidades na zona crítica. Note que os penetrômetros utilizados por Springman et al. (2009) e Askarinejad et al. (2012) possuem as mesmas características do DPL, no entanto, os autores identificaram a interface solo-rocha para $N_{10} = 30$, valor bastante inferior ao adotado nesta tese e descrito na Seção 2.4.

Nesta seção nós comparamos diferentes penetrômetros dinâmicos de cone usados na literatura para a determinação da espessura de solo até o topo rochoso. Nossos resultados demonstraram que a capacidade máxima de campo do DPL é condizente com a definição da interface solo-rocha proposta por outros autores. A Tabela 2.1 também ilustra que o DPL, na maioria das vezes, pode alcançar substratos mais resistentes quando comparados a outros penetrômetros usados com a mesma finalidade. O critério apresentado na seção 2.4 configura-se então como uma opção alternativa para a determinação da espessura do regolito para solos com menos de 12 metros de profundidade. Muitas das encostas brasileiras susceptíveis a movimentos de massa estão dentro desse limite de espessura. Uma análise cuidadosa da Tabela 2.1 sugere que o limiar $N_{10}^{dpl} = 30$ pode servir para delinear, pelo menos, camadas de solo mais resistentes à penetração dinâmica. Essas camadas possuem um papel importante no fluxo sub-superficial (Kosugi et al., 2009) e nos parâmetros de resistência do solo (Athapaththu et al., 2014), e conseqüentemente, na ruptura

da massa de solo.

2.5

Definição de camadas resistentes

Em investigações geotécnicas de campo, definições são requeridas para a demarcação de limites verticais em camadas de solo. Nesta seção, nós estendemos o método proposto por Hegazy e Mayne (2002) para interpretação de dados do ensaio de cone estático (CPTU) e propomos uma análise de delineamento estratigráfico a partir de resultados do DPL usando o método de agrupamento estatístico (*cluster analysis*). Este método estatístico consiste no agrupamento de dados com informações matemáticas similares, ou seja, é um método numérico de classificação (Everitt et al., 2011).

Em resumo, o método de agrupamento de camadas de solo visa analisar o resultado das sondagens para redução da quantidade de dados e exploração estratigráfica. Nosso objetivo aqui é apenas testar potenciais benefícios do DPL para a definição de camadas distintas em investigações geotécnicas. Desenvolvemos, no âmbito deste estudo, ferramentas computacionais para analisar os dados do DPL, no entanto, a descrição detalhada dessas rotinas foge ao escopo desta tese. Nós nos referimos ao trabalho de Hegazy e Mayne (2002) para um passo-a-passo sobre delineamento estratigráfico a partir de análise de agrupamento estatístico.

Um dos 137 testes conduzidos ao longo das investigações de campo é mostrado na Figura 2.6. O penetrograma apresentado em (a) mostra um perfil de regolito de 10 m. Neste perfil, regiões realçadas em cinza escuro denotam solos resistentes à penetração dinâmica. Essas camadas possuem pelo menos 0.5 m de espessura e valor médio de N_{10} igual ou superior a 30. O valor mínimo de 0.5 m para definição de uma camada foi adotado conforme proposta de Hegazy e Mayne (2002), enquanto que o limiar de $N_{10} \geq 30$ foi escolhido com base na revisão apresentada na Tabela 2.1. A linha pontilhada azul demarca o topo da primeira camada (espessura de 0.5 m ou superior) na qual o valor N_{10} é sempre superior à 30 golpes/10 cm. Essa linha concorda bem com o primeiro grupo definido na análise empírica em (a). Na Figura 2.6 (b), nós mostramos um resultado comum da análise estatística de agrupamento. Nós escolhemos um número de grupos ou *clusters* (N_c) igual a 6. Esses grupos dividem o contínuo registro de dados do DPL em partes discretas reduzidas. As regiões em cinza claro denotam quatro camadas com semelhantes assinaturas de resistência à penetração. O valor médio de N_{10} para essas camadas está indicado ao lado de cada *cluster* na figura.

Em resumo, a Figura 2.6 indica que dois grupos principais podem ser

separados entre a superfície e a interface solo-rocha: uma camada superior menos resistente e uma camada mais rígida subjacente. Os grupos restantes em (b) podem ser classificados como discrepantes. Na interface entre as duas camadas de solo derivadas (aproximadamente delimitada pela linha tracejada azul), é esperado que as propriedades mecânicas e hidrológicas possam variar (Kosugi et al., 2009). Nós agora mostramos resultados da análise textural para o furo de sondagem em questão. A Figura 2.6 (c) ilustra que o teor de areia e silte aumenta ligeiramente com a profundidade. Este resultado pode sugerir alguma correlação entre a resistência à penetração e classes texturais do solo.

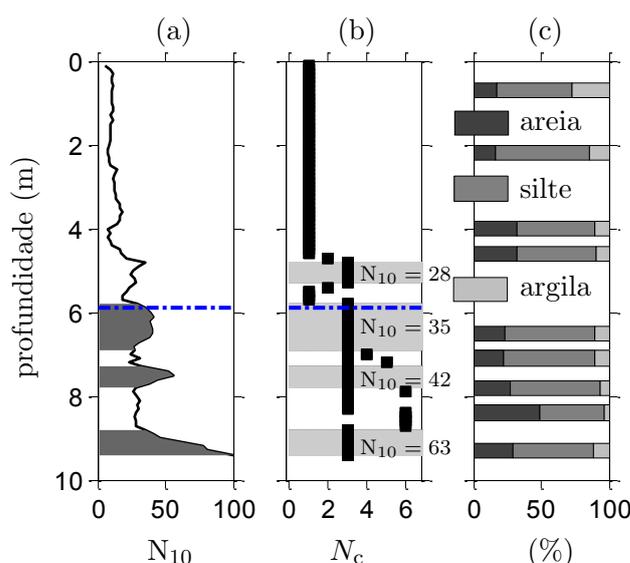


Figura 2.6: Interpretação da análise de agrupamento estatístico do ensaio DPL. Em (a), três camadas resistentes são realçadas em cinza escuro. A linha tracejada azul representa o topo da camada na qual o valor de N_{10} é igual ou superior a 30. Em (b), um típico resultado da análise estatística indica que dois principais grupos (camadas de solo) foram registrados. Isso é aparente pelas duas linhas (ou blocos) verticais pretas. As regiões em cinza claro representam grupos derivados e o respectivo valor médio de N_{10} é indicado ao lado de cada *cluster*. Em (c) nós apresentamos a correspondente informação textural para este furo de sondagem: areia (cinza escuro), silte (cinza médio) e argila (cinza claro).

2.6 Correlação com informações texturais

A Tabela 2.2 apresenta os coeficientes de correlação entre os valores de N_{10} e as porcentagens de areia, silte e argila. Uma correlação fraca existe entre a taxa de penetração e classes texturais: areia (0.31), silte (-0.22) e argila (-0.29). Conforme salientado na Seção 2.5, a porcentagem de areia tende a aumentar com a profundidade. Este dado também foi observado por Vieira e Fernandes (2004) em análise textural do mesmo campo experimental. Obviamente, a forte

Tabela 2.2: Coeficientes de correlação entre os valores medidos de N_{10} (a partir de ensaios DPL) e classes texturais (a partir de sondagens com trado mecânico).

variável	unidade	coeficientes de correlação			
		N_{10}	areia	silte	argila
N_{10}	golpes/10 cm	1.00			
areia	%	0.31	1.00		
silte	%	-0.22	-0.82	1.00	
argila	%	-0.29	-0.89	0.45	1.00

correlação negativa entre areia e silte (-0.82) e entre areia e argila (-0.89) indica que quanto maior a porcentagem de areia, menor será teor das outras classes texturais. A correlação entre o teor de silte e argila, no entanto, é menos evidente (0.45).

Em resumo, os coeficientes de correlação apresentados na Tabela 2.2 demonstram que é difícil traçar um possível modelo entre a resistência à penetração e classes texturais. Este foi um dos nossos objetivos neste capítulo. Nós concluímos então que o uso combinado do DPL e trado mecânico não forneceu informações suficientes para definir heterogeneidades a partir de classes texturais do solo. Nós portanto entendemos que os dados texturais levantados por essa investigação de campo podem ser tratados como valores médios. Neste caso, o solo em questão pode ser considerado como equivalente a um meio homogêneo. De fato, essa hipótese é importante para diversas aplicações em que dados texturais são utilizados como informações de auxílio para a definição de propriedades gerais do solo. No capítulo 4, nós iremos demonstrar como podemos tirar proveito dessa conclusão para inferir propriedades hidráulicas deste solo residual.

2.7

Epílogo

Neste capítulo nós detalhamos uma investigação de campo realizada no maciço da Tijuca (Rio de Janeiro) para delineamento da interface solo-rocha a partir de 137 ensaios DPL. Nosso critério usado para definir a superfície do maciço rochoso é consistente com inúmeras regras usadas internacionalmente. O DPL Nilsson (Nilsson e Cunha, 2004; Nilsson, 2008) possui ainda a vantagem de ser bastante robusto, podendo atingir espessuras de solo de até 12 metros, reduzindo tendenciosidades na estimativa da real espessura do regolito. O exame de uma seção transversal ilustrou que o DPL é eficiente para espessuras relativamente pequenas (até 12 metros de profundidade). Neste caso, o

equipamento mostrou-se mais confiável para sondagens ao longo de canais de drenagem e meia-encosta. Em cristas espessas de taludes, o dado obtido com o DPL pode subestimar a espessura de solo até o maciço rochoso.

A utilização do DPL tem sido bastante promissora (Athapaththu et al., 2014) uma vez que pode delinear a estratigrafia do solo e camadas com propriedades hidráulicas distintas. Nós buscamos entender como o DPL pode ser utilizado para delinear heterogeneidades do solo a partir de um método estatístico de agrupamento. Sondagens com trado mecânico também foram realizadas para a coleta de amostras de solo ao lado de alguns furos executados com o DPL. Análises laboratoriais serviram para entender a variação de classes texturais com a profundidade. Procuramos traçar um paralelo entre a resistência à penetração dinâmica (valores de N_{10}) e as porcentagens de areia, silte e argila. Apesar desta tentativa ser bastante promissora, coeficientes de correlação indicaram baixa relação entre N_{10} e classes texturais. Então, diante da dificuldade de se derivar heterogeneidades do solo a partir da investigação combinada entre trado mecânico e DPL, as propriedades deste solo serão tratadas, ao longo desta tese, como equivalentes a um meio homogêneo.

Parte II

Desenvolvimento do modelo e inferência Bayesiana

3

Em busca de melhorias na predição espacial da profundidade até a rocha em encostas: Inferência Bayesiana da hipótese do controle ascendente usando topografia de alta resolução

Neste capítulo, nós introduzimos um modelo alternativo para a determinação da espessura de regolito utilizando topografia de alta resolução, modelagem numérica e análise Bayesiana. Nosso modelo baseia-se na hipótese do controle ascendente do maciço rochoso de Rempe e Dietrich (2014) e inclui um termo que simula a perda estocástica de solo em encostas íngremes e outro termo que imita o formato do maciço rochoso ao longo de canais de drenagem. Estes termos estendem a usabilidade e a geral aplicabilidade do modelo para encostas côncavas, convexas, planares, convergentes e divergentes. A maioria dos parâmetros do modelo representam entidades físicas que podem ser medidas diretamente no campo ou laboratório, e as variáveis simuladas podem ainda ser verificadas usando técnicas geofísicas, perfurações e levantamentos topográficos. Nós reconciliamos o modelo com as observações de campo usando simulação Monte Carlo via cadeia de Markov. Nós investigamos explicitamente os benefícios do uso de parâmetros espacialmente distribuídos para levar em consideração, de uma maneira relativamente simples, heterogeneidades do maciço rochoso que são difíceis ou até mesmo impossíveis de se caracterizar em campo. Nós ilustramos o método usando dados sintéticos e reais (Capítulo 2). Os resultados mostram que o modelo simula adequadamente os dados de campo coletados. A incerteza preditiva posterior do modelo pode ser então propagada em modelagem hidro-mecânica para derivar estimativas probabilísticas do fator de segurança de encostas quanto ao perigo de deslizamentos.

3.1

Introdução

Conforme brevemente comentado no Capítulo 2, a profundidade até a rocha ou DTB (*depth to bedrock*) controla uma ampla gama de processos geomorfológicos, hidrológicos, geoquímicos, ecológicos e atmosféricos. Mesmo assim, DTB é bastante desconhecida já que o interior de encostas é difícil e financeiramente inviável de se iluminar e acessar. A espessura do regolito

determina o fluxo sub-superficial (Freer et al., 2002; Lanni et al., 2012), a infiltração e redistribuição (Kosugi et al., 2006), a saturação sub-superficial (Tromp-van Meerveld e McDonnell, 2006b; Ebel et al., 2007; Liang e Uchida, 2014), o escoamento superficial (Troch et al., 2002; Tromp-van Meerveld e McDonnell, 2006a), a capacidade de armazenamento (Ohnuki et al., 2008), o formato da hidrógrafa (Hopp e McDonnell, 2009), e o fluxo saturado não-saturado (Fujimoto et al., 2008). A topografia do maciço rochoso também possui fundamental importância em geotecnia porque determina a estabilidade de encostas (Mukhlisin et al., 2008; Ho et al., 2012; Kim et al., 2015), respostas de poro pressão à infiltração (Vargas Jr. et al., 1990; Askarinejad et al., 2012; Lanni et al., 2013) e o potencial de deslizamentos (Borja e White, 2010; Milledge et al., 2014; Bellugi et al., 2015). Uma caracterização precisa da espessura de regolito é portanto um pré-requisito para descrever adequadamente muitos diferentes processos do planeta.

Padrões espaciais na espessura de solo surgem a partir de uma gama enorme de complexas interações entre processos biológicos (Jenny, 1941), geoquímicos (Lebedeva e Brantley, 2013) e hidrológicos (Rempe e Dietrich, 2014), e fatores incluindo a superfície topográfica, litologia (Catani et al., 2010), clima (Anderson et al., 2013), e atividades humanas (Kuriakose et al., 2009). Como consequência, DTB pode variar consideravelmente em uma encosta ou bacia hidrográfica, complicando consideravelmente, portanto, a caracterização e predição pontual da topografia do maciço rochoso (Catani et al., 2010). Até que o interior das encostas seja mais acessível através de investigações geofísicas ou extensivos furos profundos, a transição entre a rocha-sã e o material inconsolidado será bastante desconhecido (Rempe e Dietrich, 2014).

Durante as últimas décadas, uma grande quantidade de pesquisa foi destinada à caracterização da espessura de solo em encostas naturais e bacias hidrográficas. Primariamente, essas pesquisas tiveram foco em quatro questões diferentes: (1) desenvolvimento de técnicas especializadas para medição da topografia do topo rochoso a partir de métodos (in)diretos de campo; (2) aplicação e uso de métodos de interpolação para predição de DTB a partir de observações esparsas ou dados secundários; (3) desenvolvimento e aplicação de métodos empírico-estatísticos que preveem o espaço contínuo da profundidade do regolito com o suporte de variáveis ambientais facilmente derivadas; e (4) desenvolvimento de modelos fisicamente baseados que predizem a espessura de solo resolvendo numericamente ou analiticamente a equação de conservação de massa do solo. Uma revisão de métodos de campo para medição de DTB foi apresentada no Capítulo 2 desta tese. Nosso foco agora será na revisão das outras três diferentes abordagens de modelagem do regolito.

A pesquisa sobre métodos de interpolação levou ao desenvolvimento e uso de técnicas para derivar mapas de DTB compatíveis com a escala de aplicação de modelos hidrológicos e geotécnicos. Esses modelos podem ser classificados em dois grupos principais incluindo abordagens determinísticas e interpolação geoestatística. Técnicas determinísticas de interpolação criam mapas da profundidade do regolito a partir de observações de campo, baseadas tanto na extensão da similaridade entre as observações quanto no grau de suavização. Exemplos incluem o uso de redes triangulares irregulares (Kim et al., 2015), ponderação pelo inverso da distância (Stewart, 1980) e funções de base radial, sendo que essas abordagens funcionam bem na ausência de correlação espacial entre medidas de DTB (Freer et al., 2002; Wiegand et al., 2013). Técnicas de interpolação geoestatísticas tomam vantagem da estrutura espacial e semi-variância dos dados de espessura de solo (Goovaerts, 1997). Exemplos incluem krigagem ordinária (Sitharam et al., 2008; Tye et al., 2011), co-krigagem (Chung e Rogers, 2012), e regressão-krigagem (Odeh et al., 1995; Sarkar et al., 2013). Estes métodos podem incorporar controles topográficos derivados de modelos digitais de elevação e outras variáveis primárias (topográficas) e secundárias (variáveis explanatórias ou co-variáveis). Simulação estocástica (Gaussiana) condicional pode ser usada para melhor representar a variabilidade de curta distância na espessura de solo derivada a partir da interpolação geoestatística (Kuriakose et al., 2009; Lucà et al., 2014). Métodos de interpolação são fáceis de usar na prática, porém requerem uma grande quantidade de dados de campo para derivar mapas de alta resolução e fidelidade da topografia do maciço rochoso (Dietrich et al., 1995; Catani et al., 2010; Liu et al., 2013).

A pesquisa sobre métodos empírico-estatísticos proporcionou o desenvolvimento de técnicas de regressão linear/não-linear ou logística que modelam a topografia do topo rochoso com o auxílio de variáveis explanatórias consideradas importantes na formação do solo. Esses fatores formadores do solo foram discutidos por Jenny (1941) em sua famosa equação e incluem clima, organismos, relevo, material parental e tempo. Variáveis topográficas (formas de relevo), propriedades da rocha (geologia e geoquímica) e condições climatológicas (radiação, precipitação e temperatura) foram todas usadas como preditoras de DTB em modelos de regressão (DeRose et al., 1991; Boer et al., 1996; Ziadat, 2010; Wilford e Thomas, 2013; Yang et al., 2014). Outros tipos de métodos de regressão publicados na literatura incluem o uso de redes artificiais neurais (Zhou e Wu, 1994; Mey et al., 2015), análise de componentes principais e classificação por máxima verossimilhança (Boer et al., 1996; Ziadat, 2005), análise de correspondência canonical (Odeh et al., 1991), máquinas de

apoio vetorial (Sitharam et al., 2008), além de modelos aditivos generalizados e árvore de decisões (Tesfa et al., 2009; Shafique et al., 2011). Estes últimos dois métodos usam dados secundários de uso e cobertura do solo, bem como outros atributos derivados de produtos do sensoriamento remoto. Embora métodos de regressão sejam práticos e relativamente fáceis de usar, a relação entre a espessura de solo e variáveis explanatórias é empírica e pobremente enraizada na teoria geomorfológica.

A pesquisa sobre modelagem fisicamente baseada originou o desenvolvimento de modelos de evolução de paisagem que resolvem a equação do balanço de massa em uma unidade de solo ao longo eras geológicas usando simulações para frente (Dietrich et al., 1995; Roering, 2008) ou para trás (Pelletier et al., 2011) no tempo. Esses modelos geomórficos simulam processos como soerguimento tectônico, produção de solo por intemperismo, transporte coluvial de material inconsolidado, erosão e sedimentação. Tais ferramentas têm se tornado bastante úteis na validação de observações de campo e no teste de hipóteses de diferentes equações de transporte de solo. O dado de saída de modelos fisicamente baseados é sujeito a considerável incerteza devido à erros em condições iniciais (topografia ou relevo de eras geológicas atrás), condições de contorno (climáticas e tectônicas), caracterização geológica (e.g. propriedades da rocha), valores dos parâmetros, estrutura do modelo e equações. Se condições de equilíbrio dinâmico entre a produção de solo e a taxa de erosão são assumidas, então simples soluções paramétricas fechadas podem ser derivadas para a espessura do solo resolvendo-se analiticamente a equação da conservação de solo para certas formulações específicas da equação do transporte de solo e da função de produção do mesmo (Bertoldi et al., 2006; Saco et al., 2006; Pelletier e Rasmussen, 2009). Essas soluções analíticas permitem o mapeamento preditivo da espessura de solo a partir de topografia de alta resolução e calibração de campo (Pelletier e Rasmussen, 2009). Exemplos são as funções de transporte não-linear (dependentes da inclinação da encosta, profundidade do solo, e área de contribuição) de Pelletier e Rasmussen (2009). Esses modelos analíticos descrevem precisamente solos finos abaixo de divisores hídricos, no entanto, ainda precisa ser definido se tais modelos podem prever adequadamente encostas côncavas com solos relativamente rasos. Isto pode dar preferência, ao invés, para simulações instantâneas de DTB usando topografia de alta resolução (Saulnier et al., 1997; Bertoldi et al., 2006; Catani et al., 2010).

Em uma linha de pesquisa separada, Catani et al. (2010) propôs um modelo empírico-geomorfológico para predição de DTB em escala de bacia usando a posição relativa na encosta, o gradiente topográfico e curvatura. Este modelo mostrou descrever precisamente a espessura do regolito observado

em bacias hidrográficas italianas. Liu et al. (2013) derivaram, a partir da equação de conservação da massa de solo, uma expressão analítica simples para a modelagem da espessura do regolito em regiões úmidas e semi-úmidas sem atividade tectônica no passado geológico recente. A espessura de regolito simulada por esse modelo se ajustou bem às observações de campo na bacia Shale Hills nos EUA, com a raiz do erro médio quadrático (RMSE) de 0.39 m e $R^2 = 0.74$. Esses modelos analíticos com equações fechadas são muito mais fáceis de se implementar e usar na prática do que métodos numéricos de evolução de paisagem, e requerem, para a predição de DTB, apenas uma topografia de alta resolução e alguma calibração contra observações de campo. Recentemente, Rempe e Dietrich (2014) introduziram um modelo analítico alternativo que estima a forma da encosta e a extensão vertical do maciço rochoso subjacente usando parâmetros físicos como a permeabilidade da rocha intacta, porosidade e a taxa de incisão fluvial na base da encosta. Este modelo se baseia na hipótese de que uma vez que o maciço rochoso, saturado com fluxo de fluido praticamente estagnado, é conduzido até próximo à superfície através de soerguimento e erosão, a incisão do canal produz um gradiente hidráulico lateral dentro da rocha-sã induzindo drenagem para o canal. A lenta drenagem da rocha-sã exerce um controle ascendente (de baixo para cima) sobre o avanço da frente de intemperismo, sugerindo que as discontinuidades e fraturas do maciço podem possuir um papel fundamental na produção de regolito (Clair et al., 2015). O modelo de Rempe e Dietrich (2014) produz zonas de espesso intemperismo abaixo de divisores de água e um fino regolito abaixo de vales, possuindo a vantagem de poder ser completamente testado. De fato, a maioria dos parâmetros do modelo pode ser medida a partir de levantamentos de campo ou ensaios de laboratório em amostras de solos ou rochas, e as variáveis simuladas podem ser verificadas com medições de nuclídeos cosmogênicos, interpretação geofísica, levantamentos topográficos e perfurações.

3.2

Objetivos

Enquanto que muito progresso foi realizado sobre desenvolvimento de modelos para predição da profundidade do solo, surpreendentemente pouca atenção foi dada à inferência dos seus parâmetros. Muitos dos parâmetros nesses modelos não podem ser medidos diretamente em campo, podendo apenas ser estimados de forma significativa secundariamente a partir de dados de campo. Além disso, alguns parâmetros podem ser dependentes da profundidade ou até mesmo variar espacialmente dependendo da posição na encosta e litologia. Neste capítulo, nós nos baseamos nas ideias de Pelletier e Rasmussen

(2009), Catani et al. (2010) e Rempe e Dietrich (2014) para introduzir um quadro Bayesiano de estimativa de parâmetros de um novo modelo de predição de profundidade de solo até a rocha. O paradigma Bayesiano fornece uma maneira simples de lidar sistematicamente com diferentes fontes de incerteza em um único quadro coesivo e integrado (Vrugt et al., 2008). Nós usamos simulação Monte Carlo via cadeia de Markov (MCMC) com o algoritmo Differential Evolution Adaptive Metropolis (DREAM) proposto por Vrugt et al. (2008, 2009) para inferir os parâmetros do modelo DTB a partir de observações da profundidade do solo espacialmente distribuídas (conforme apresentado no Capítulo 2). O modelo se baseia na hipótese do controle ascendente do maciço rochoso de Rempe e Dietrich (2014) e inclui um termo dependente da inclinação e outro termo que simula o formato do substrato rochoso na zona do canal de drenagem. Estes termos são incluídos no modelo para estender a usabilidade e aplicabilidade do mesmo. O algoritmo DREAM foi aplicado em muitos diferentes campos de estudo envolvendo parâmetros agrupados (He et al., 2011; Scharnagl et al., 2011) e parâmetros espacialmente distribuídos e de alta dimensão (Keating et al., 2010; Laloy et al., 2013; Linde e Vrugt, 2013; Lochbühler et al., 2014). Nós investigamos explicitamente os benefícios do uso de parâmetros espacialmente distribuídos para a predição do topo rochoso. Esta parametrização fornece uma maneira de levar em consideração, implicitamente e de uma forma relativamente simples, heterogeneidades do sistema que são difíceis, ou até mesmo impossíveis, de se caracterizar adequadamente em campo. Nós ilustramos nosso método usando dados sintéticos de DTB e validamos a abordagem usando dados da investigação de campo realizada na bacia do Papagaio apresentada no Capítulo 2. Essa bacia foi alvo de bastante estudo na literatura (Guimarães et al., 2003; Fernandes et al., 2004; Vieira e Fernandes, 2004; Gomes et al., 2008, 2013), mas estes trabalhos anteriores tiveram foco principal sobre a elucidação dos mecanismos de instabilidade ao invés da modelagem da espessura do regolito.

O restante deste capítulo é organizado da seguinte forma. A Seção 3.3 introduz os aspectos básicos do modelo DTB. Então na Seção 3.4 nós avaliamos a sensibilidade de cada parâmetro do modelo DTB para a simulação da topografia do topo rochoso a partir de uma encosta sintética. Esta seção contribuirá para ganharmos entendimento e intuição sobre como os diferentes parâmetros do modelo alteram as simulações da espessura de regolito. Na sequência, a Seção 3.5 fornece uma breve introdução sobre análise Bayesiana (modelagem inversa) para inferência dos parâmetros do modelo DTB. Nesta seção nós estaremos especialmente preocupados com a descrição do algoritmo DREAM usado para amostrar a distribuição posterior dos parâmetros. Nós

então procedemos com a discussão dos resultados da inversão para os dados de DTB sintéticos (Seção 3.6) e reais (Seção 3.7) usando parâmetros agrupados e espacialmente distribuídos. A Seção 3.8 deste capítulo discute as principais implicações dos nossos resultados para modelagem hidrológica e geotécnica em engenharia. Finalmente, a Seção 3.9 resume e conclui as nossas principais descobertas.

3.3

Descrição do modelo

Nesta seção, nós introduzimos as diferentes partes constituintes do modelo DTB, o qual é usado para simular a extensão vertical da rocha intemperizada a partir de uma topografia superficial de alta resolução. Nós assumimos que a espessura do regolito depende de ações recíprocas entre erosão, que remove o material inconsolidado da superfície, e intemperismo, que promove a fragmentação do maciço na interface solo-rocha. Nosso modelo se baseia na hipótese do controle ascendente do maciço rochoso de Rempe e Dietrich (2014) e calcula a espessura da zona intemperizada a partir da diferença entre a superfície topográfica disponível e o perfil da água subterrânea obtido da solução da equação de Boussinesq (Bear, 2013) para o fluxo uni-dimensional em regime permanente. Dois termos são acrescentados à proposta de Rempe e Dietrich (2014) para caracterizar adequadamente a morfologia do maciço rochoso ao longo de regiões de drenagem e a perda de solo em encostas íngremes devido à deslizamentos.

A espessura do regolito, h [L] de uma encosta coberta com solo pode ser entendida como a diferença entre a elevação da superfície, Z_s [L] e a topografia subjacente da rocha-sã, Z_b [L]:

$$h(x, y) = Z_s(x, y) - Z_b(x, y), \quad (3-1)$$

onde as coordenadas (x, y) são usadas para denotar a posição espacial. Mapas com a distribuição de Z_s são abundantes a partir de modelos digitais de elevação (DEMs), entretanto a topografia do maciço rochoso é fortemente desconhecida devido ao difícil e oneroso acesso ao interior das encostas. Relativamente poucas publicações que documentaram a espessura de solo até a rocha, do topo de encostas até o canal de drenagem, podem ser encontradas na literatura (Ruxton e Berry, 1959; Thomas, 1966). Alguns poucos estudos que iluminaram Z_b apresentaram uma zona intemperizada espessa nos divisores hídricos que tendem a ficar progressivamente finas a jusante (Ruxton e Berry, 1959; Thomas, 1966; Ruddock, 1967). Ademais, estudos detalhados de perfis de intemperismo publicados muitas décadas atrás identificaram que o fluxo

subterrâneo pode impedir o intemperismo químico e portanto restringir a profundidade da zona alterada (Ruxton e Berry, 1959; Thomas, 1966). Estas descobertas experimentais anteriores estimularam Rempe e Dietrich (2014) a sugerir uma nova hipótese para intemperismo do maciço rochoso em encostas com cobertura de solo. Esta hipótese assume que o fluxo sub-superficial exerce um controle ascendente (de baixo para cima) sobre a rocha-sã, explicando assim descobertas experimentais publicadas de uma redução progressiva do regolito em direção aos canais de drenagem. A teoria do controle ascendente é então diametralmente oposta à hipótese clássica de muitos modelos de espessura de solo, os quais adotam o controle de cima para baixo (Dietrich et al., 1995; Heimsath et al., 2001; Saco et al., 2006; Roering, 2008; Pelletier e Rasmussen, 2009; Liu et al., 2013). A hipótese do controle de cima para baixo relaciona a espessura do regolito com processos que ocorrem na superfície, sendo portanto dependente da taxa de erosão e transporte do material inconsolidado.

O modelo de Rempe e Dietrich (2014) é construído sobre a forma unidimensional e em regime permanente da equação de Boussinesq para o fluxo sub-superficial (Bear, 2013)

$$\frac{1}{2}K \frac{\partial^2 Z_b^2}{\partial x^2} + \phi C_o = 0, \quad (3-2)$$

onde K [LT^{-1}] denota a condutividade hidráulica saturada do maciço rochoso, x [L] é a distância horizontal a partir do divisor, ϕ [-] significa a porosidade da rocha, e C_o [LT^{-1}] representa a taxa de incisão fluvial na base da encosta. Assumindo fluxo estritamente horizontal, simetria topográfica com o divisor, e que a elevação da interface solo-rocha no canal de drenagem encontra-se na base da encosta, a seguinte equação pode ser derivada para a elevação do topo rochoso:

$$Z_b(x) = \sqrt{\frac{\phi C_o}{K}(L^2 - x^2)}, \quad (3-3)$$

onde L [L] é o comprimento horizontal da encosta, e o termo $(L^2 - x^2)$ pode ser interpretado como a distância para o canal de drenagem. A derivação passo-a-passo da equação (3-3) é fornecida por Rempe e Dietrich (2014). A equação (3-3) produz uma espessura de regolito que diminui do topo da encosta (divisor hídrico) até o vale. A convexidade e a profundidade do regolito modelado são determinadas pelos parâmetros ϕ , C_o e K .

Nosso modelo DTB usa como bloco de construção básico a solução analítica da equação (3-3) mas inclui duas extensões importantes. Uma delas aumenta a aplicabilidade do modelo para formatos convexos e/ou côncavos da superfície do topo rochoso abaixo dos canais de drenagem. A outra simula solos rasos (ou mesmo rocha exposta) em encostas íngremes (sujeitas a eventuais

movimentos de massa). Este modelo resolve a profundidade do maciço em duas dimensões (x, y) e contém duas novas variáveis, Ψ e Λ , cujos valores são derivados do ângulo de inclinação da encosta e da distância de drenagem, respectivamente. Além disso, essas variáveis incluem três parâmetros adicionais *quasi*-físicos. A formulação básica do modelo é dada pela seguinte equação:

$$Z_b(x, y) = \frac{\Psi}{\Lambda} \sqrt{\Phi L_d^2(x, y)}, \quad (3-4)$$

onde Ψ [-] mede os efeitos de movimentos de massa estocásticos sobre o manto de regolito, Λ [-] determina o formato da superfície rochosa ao longo de canais de drenagem, L_d [L] denota a distância horizontal da drenagem, e $\Phi = \phi C_0 / K$ [-] é um escalar que resume convenientemente o efeito combinado da taxa de incisão fluvial, porosidade e permeabilidade do maciço rochoso sobre a elevação da interface solo-rocha, Z_b . As variáveis escalares Λ e Ψ são limitadas entre 0 e 1, e determinam DTB abaixo de vales e encostas íngremes. A distância de drenagem, $L_d(x, y)$ de cada ponto dentro da bacia hidrográfica é obtida usando um algoritmo recursivo sobre um modelo digital de elevação (Tesfa et al., 2009; Catani et al., 2010). Nenhuma distinção é feita entre linhas de drenagem e a encosta propriamente dita para a predição de $Z_b(x, y)$. Então um única chamada à equação (3-4) é suficiente para derivar a elevação do topo rochoso para um conjunto de coordenadas (x, y) .

Movimentos de massa são descritos em analogia ao modelo não-linear dependente da inclinação da encosta de Roering et al. (1999)

$$\Psi = 1 - \min [1, (|\nabla Z_s| / S_c)^2], \quad (3-5)$$

onde ∇Z_s [-] denota o gradiente topográfico e S_c [-] corresponde ao ângulo de inclinação crítico a partir do qual movimentos de massa são iniciados. Nós seguimos Perron (2011), e calculamos a norma $|\nabla Z_s|$ usando

$$|\nabla Z_s| = \sqrt{Z_x^2 + Z_y^2}, \quad (3-6)$$

onde Z_x^2 e Z_y^2 são os gradientes topográficos nas direções x e y , respectivamente. A equação (3-5) produz perda de regolito em encostas mais íngremes do que o ângulo crítico S_c . Este processo fornece então maciços rochosos expostos.

A variável Λ na equação (3-4) determina a morfologia da transição encosta-vale e é computada conforme a seguir

$$\Lambda = \exp [-\lambda_1(1 - \bar{L}_d)^{\lambda_2}], \quad (3-7)$$

onde \bar{L}_d denota a distância de drenagem normalizada, e λ_1 e λ_2 são parâmetros de forma que determinam o formato do maciço (curvatura) e a profundidade do vale na base da encosta. Isto fornece um mecanismo para descrever a

Tabela 3.1: Resumo e descrição das principais variáveis do modelo DTB.

símbolo	unidade	tipo	descrição
Z_x	[-]	variável de entrada	gradiente topográfico na direção x
Z_y	[-]	variável de entrada	gradiente topográfico na direção y
L_d	[L]	variável de entrada	distância de drenagem
\bar{L}_d	[-]	variável de entrada	distância de drenagem normalizada
Φ	[-]	parâmetro do modelo	equivalente a $\phi C_o/K$
λ_1	[-]	parâmetro do modelo	parâmetro da transição encosta-vale
λ_2	[-]	parâmetro do modelo	parâmetro da transição encosta-vale
S_c	[-]	parâmetro do modelo	ângulo de estabilidade crítico

assinatura topográfica da incisão do vale por fluxo de detritos e movimentos de massa (Tarolli e Fontana, 2009). A Tabela 3.1 resume as principais variáveis e parâmetros do modelo DTB. Os efeitos das variáveis Ψ e Λ sobre a distribuição espacial da espessura de regolito simulada é discutida na próxima seção.

3.4 Análise de sensibilidade dos parâmetros

Para testar a capacidade preditiva do modelo DTB, nós confrontamos o modelo com dados de espessura do regolito de uma encosta típica do Rio de Janeiro. Nós primeiro usamos uma superfície topográfica sintética como referência para o modelo, a partir de n_s diferentes ondas senoidais:

$$Z_s(x) = \sum_{i=1}^{n_s} \omega_i \sin(\beta_i x + \chi_i), \tag{3-8}$$

onde x [L] é a distância horizontal ao longo da encosta e ω , β , e χ são coeficientes adimensionais que significam amplitude, frequência e a fase de cada onda senoidal. A superfície topográfica sintética usada aqui foi derivada fixando $n_s = 2$ e usando os valores dos demais coeficientes da equação (3-8) listados na Tabela 3.2. A Figura 3.1 apresenta a análise de sensibilidade dos parâmetros do modelo DTB.

Tabela 3.2: Parâmetros do modelo sintético de superfície topográfica.

descrição	símbolo	índice da onda senoidal	
		1	2
amplitude	ω	11,880	11,630
frequência	β	0.012	0.012
constante de fase	χ	0.661	3.790

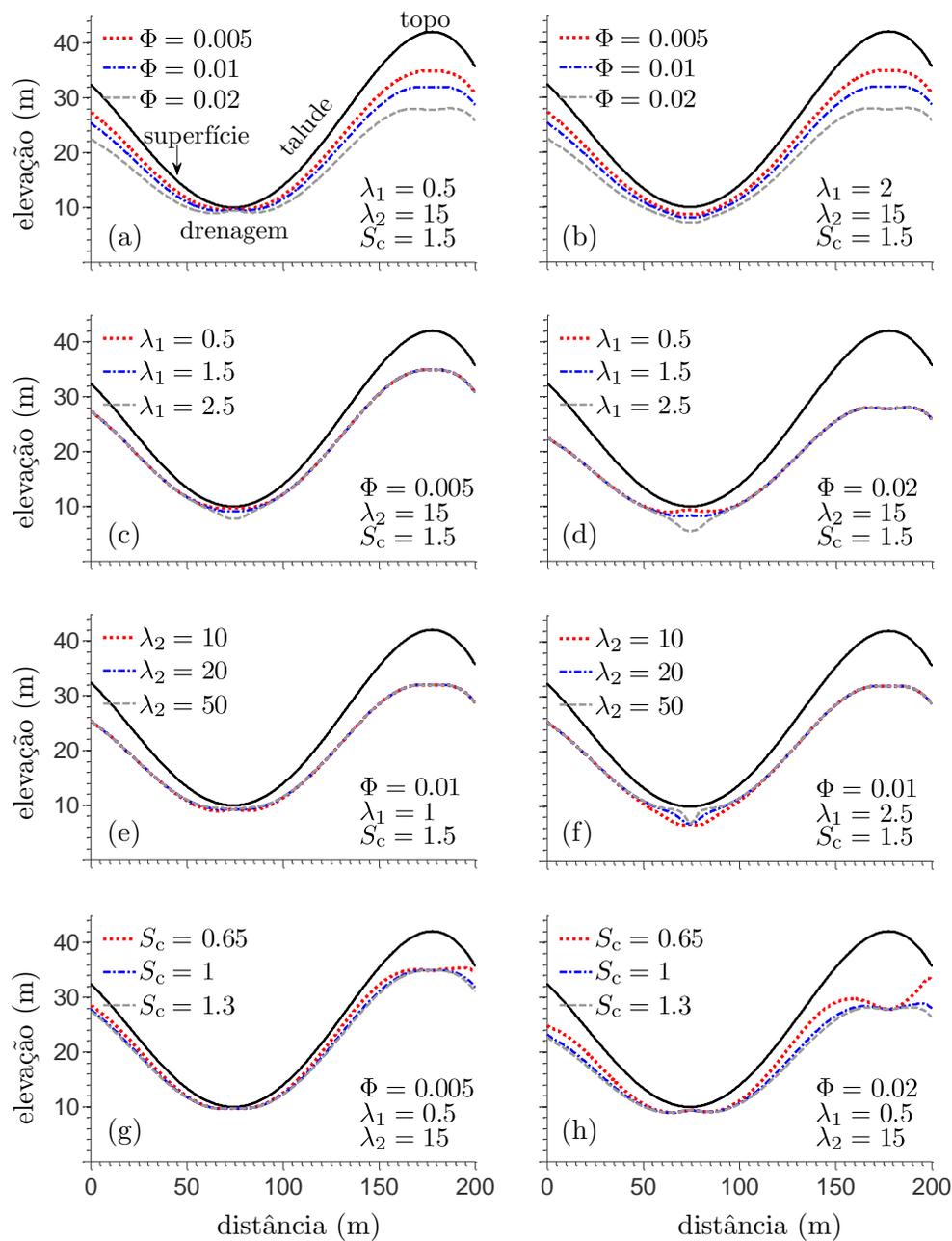


Figura 3.1: Sensitividade do perfil de espessura de regolito predita pelo modelo DTB para valores dos parâmetros Φ (a, b), λ_1 (c, d), λ_2 (e, f), e S_c (g, h). As linhas pontilhadas em vermelho, azul e cinza apresentam os perfis de interface solo-rocha simulados para valores de parâmetros listados em cada gráfico. A superfície topográfica é indicada por uma linha preta sólida em cada quadro. O gráfico superior esquerdo (a) clarifica posições da encosta (topo, talude e drenagem) que são usadas para resumir as conclusões.

Os quatro diferentes painéis horizontais da Figura 3.1 mostram os perfis de regolito simulados pelo modelo DTB abaixo da encosta artificial para diferentes valores dos parâmetros Φ (painel superior), λ_1 (painel superior-central), λ_2 (painel inferior-central), e S_c (painel inferior). A topografia artificial (superfície) da equação (3-8) está separadamente indicada em cada gráfico com uma linha preta sólida. Os resultados da Figura 3.1 nos ajudarão a construir intuições e discernimento sobre como os diferentes parâmetros do modelo DTB afetam a topografia do topo rochoso simulada. Os elementos da encosta "topo", "talude" e "drenagem" são usados aqui para discutir as descobertas obtidas. A posição desses elementos está indicada na Figura 3.1 (a).

Antes de prosseguirmos com os resultados da análise de sensibilidade, primeiro nós fazemos uma interpretação geral de todos os perfis de interface solo-rocha simulados pelo modelo DTB e apresentados na Figura 3.1. Independentemente do valor do parâmetro usado no modelo DTB, a zona intemperizada aparece maior na região do topo e então diminui progressivamente em direção à drenagem. Este perfil de espessura de solo até a rocha está de acordo com observações de campo (Liang e Uchida, 2014; Kim et al., 2015) e imitam qualitativamente o modelo de Rempe e Dietrich (2014). O efeito do parâmetro S_c (ângulo de estabilidade crítico) no dado de saída do modelo é mostrado nos painéis (g) e (h), onde é possível notar a redução, como esperado, da espessura de materiais incosolidados na região do talude. O efeito da variável Λ (morfologia da transição encosta-vale) é visível na maioria dos perfis do topo rochoso simulados com o formato e a curvatura no vale que desviam consideravelmente do formato côncavo proposto pela equação (3-3) de Rempe e Dietrich (2014).

Agora nós discutimos os resultados da análise de sensibilidade. O painel superior na Figura 3.1 (a) mostra que altos valores do parâmetro Φ aumentam a espessura de solo na encosta. Este aumento na profundidade da rocha é maior no topo da encosta (que pode ser explicado, por exemplo, por uma maior permeabilidade do maciço rochoso), e se torna progressivamente menor na direção da base da encosta (drenagem). A morfologia da superfície rochosa ao longo do vale aparece ligeiramente convexa, mas assume um formato côncavo quando o valor do parâmetro λ_1 é aumentado de 0.5 para 2 (ver Figura 3.1 (b)).

O painel superior-central (segundo quadro) da Figura 3.1 ilustra o efeito de λ_1 nos perfis de espessura de solo simulados. É evidente que este parâmetro afeta apenas a profundidade da rocha e sua curvatura no vale de drenagem. Para $\lambda_1 = 0.5$ na Figura 3.1 (c, d), o manto de regolito na drenagem é realmente pequeno e a superfície rochosa é quase aflorante no centro do canal. Como será

mostrado no próximo painel (inferior-central) este resultado é independente do valor de λ_2 . Uma curvatura convexa do topo rochoso emerge abaixo do canal quando Φ é aumentado de 0.005 na Figura 3.1 (c) para 0.02 na Figura 3.1 (d). Para maiores valores de λ_1 a espessura de solo aumenta com um formato do maciço rochoso suave no vale para $\lambda_1 = 1.5$ e um formato em V para $\lambda_1 = 2.5$.

O painel inferior-central na Figura 3.1 mostra como o parâmetro λ_2 afeta a elevação do topo rochoso simulada pelo modelo DTB. No topo da encosta e no talude, o dado de saída do modelo aparece insensitivo ao parâmetro λ_2 . De fato, valores de λ_2 iguais a 10, 20, e 50 fornecem exatamente superfícies rochosas similares imediatamente abaixo do topo e no talude. O mesmo é válido para a espessura da zona alterada no centro do canal de drenagem. A elevação da rocha-sã na parte mais baixa da superfície topográfica é fixa para diferentes valores de λ_2 . A partir deste ponto central o topo rochoso varia em função de λ_2 , cuja extensão depende do valor de λ_1 . Conforme é evidente da Figura 3.1 (e), para valores de λ_1 relativamente pequenos, a interface solo-rocha simulada pelo modelo não depende de λ_2 . Contudo, esta sensibilidade do dado de saída do modelo DTB à λ_2 aumenta para valores maiores de λ_1 . Realmente, a Figura 3.1 (f) mostra um crescente formato V para a morfologia da superfície rochosa ao longo do vale de drenagem. Os resultados apresentados aqui demonstram que o formato e profundidade da superfície rochosa abaixo do vale é determinada pelos parâmetros λ_1 e λ_2 , isto é, o valor de Λ na equação (3-4) do modelo DTB. Estudos recentes indicam que a elevação e curvatura do maciço rochoso no vale pode ser explicado pelo campo de tensões horizontais (Clair et al., 2015).

O painel inferior na Figura 3.1 mostra efeitos de S_c sobre os perfis de regolito simulados. O efeito da perda de solo por movimentos de massa é mais aparente para a topografia do topo rochoso abaixo do talude uma vez que a zona intemperizada aparece inalterada no topo e no vale. Quanto maior o ângulo de inclinação crítico, menor a probabilidade de um movimento de massa ocorrer, e mais uniforme é perfil do topo rochoso simulado pelo modelo DTB na região do talude. Realmente, os perfis do topo rochoso para $S_c = 1$ e $S_c = 1.3$ estão em excelente concordância e seguem de perto o formato da topografia superficial. Para valores menores de S_c , contudo, o ângulo da superfície topográfica se aproxima de um valor crítico de aproximadamente 27° e a espessura de solo no talude diminui consideravelmente. Isto é facilmente visível na Figura 3.1 (h) (linha vermelha pontilhada). A espessura do regolito diminui substancialmente na parte mais inclinada da encosta, e a zona intemperizada se aproxima de uma espessura relativamente fixa do ponto de inflexão (região plana ou de curvatura zero) em direção ao canal de drenagem. Esta tendência

está de acordo com nossa experiência de campo. Nós portanto postulamos que o nosso modelo DTB pode ser usado para encostas com gradientes topográficos acentuados, em que a superfície da rocha-sã é determinada por propriedades da rocha (baixos valores de Φ na Figura 3.1 (g)) e também inclinação crítica da superfície (Figura 3.1 (h)). Note que para $S_c = 0.65$ o modelo DTB prediz um maciço rochoso um tanto peculiar na região do talude. Neste momento, não está claro se isso constitui uma limitação estrutural (erro epistêmico) da equação (3-4) ou se de fato evidencia uma questão com o valor do parâmetro.

Em resumo, o parâmetro Φ (propriedades da rocha) determina a profundidade do topo rochoso no topo e talude da encosta. O parâmetro S_c (inclinação crítica) pode ativar o processo de movimento de massa (se definido suficientemente pequeno) e isto afeta o ângulo da superfície rochosa e profundidade do regolito no talude. Os parâmetros λ_1 e λ_2 determinam o formato (côncavo/convexo) e a profundidade do topo rochoso no vale de drenagem. Com estes quatro parâmetros, o modelo DTB, conforme aqui proposto, pode simular a interface solo-rocha para encostas convergentes ou divergentes.

Uma observação final sobre os resultados da análise de sensibilidade é apropriada. As espessuras de regolito apresentadas na Figura 3.1 sugerem que os parâmetros λ_1 e λ_2 , conforme aparecem na equação (3-7), podem ser correlacionados pois ambos determinam a topografia do maciço rochoso ao longo do canal de drenagem. Nós iremos revisitar essa questão da identificabilidade do parâmetro (ou falta dela) na Seção 3.6 deste capítulo. O que falta para nós agora é como tratar os parâmetros do modelo DTB. Seus valores são dependentes das condições geológico-geotécnicas e precisam ser obtidos pelo ajuste do modelo contra observações de DTB espacialmente distribuídas.

3.5

Modelagem inversa

O modelo DTB contém vários coeficientes que são difíceis de medir diretamente em campo na escala de aplicação de interesse, e portanto precisam ser determinados através de calibração com o auxílio de observações da espessura do regolito espacialmente distribuídas. Se denotarmos com \mathcal{F} a equação (3-4) então nós podemos escrever nosso modelo DTB conforme a seguir

$$\mathbf{H} \leftarrow \mathcal{F}(\boldsymbol{\theta}, \nabla Z_s, \mathbf{L}_d) + \mathbf{e}, \quad (3-9)$$

onde $\mathbf{H} = \{h_1, \dots, h_n\}$ é um vetor ($n \times 1$) contendo profundidades de regolito simuladas nas coordenadas espaciais $(x_1, y_1) \dots (x_n, y_n)$, $\boldsymbol{\theta} = \{\Phi, \lambda_1, \lambda_2, S_c\}$ significa o vetor ($d \times 1$) de parâmetros do modelo, $\mathbf{L}_d = \{L_d(x_1, y_1), \dots, L_d(x_n, y_n)\}$ armazena os n -valores de distância de drenagem

para cada local de medição, e $\mathbf{e} = \{e_1, \dots, e_n\}$ representa o vetor de erros observacionais. O vetor \mathbf{e} inclui erros observacionais bem como erros devido ao fato de que o modelo DTB, $\mathcal{F}(\cdot)$ pode ser sistematicamente diferente da realidade, $\mathfrak{S}(\boldsymbol{\theta})$ para os parâmetros $\boldsymbol{\theta}$. O último pode surgir de uma formulação imprópria do modelo (erros epistêmicos) e incertezas topográficas (devido à erros na obtenção do modelo digital de elevação e/ou resolução inadequada).

Se nós adotarmos um formalismo Bayesiano nós podemos então derivar a distribuição posterior dos parâmetros, $p(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}})$, pelo condicionamento do comportamento espacial do modelo sobre os n -valores medidos da profundidade até a rocha, $\tilde{\mathbf{H}} = \{\tilde{h}_1, \dots, \tilde{h}_n\}$, usando

$$p(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}}) = \frac{p(\boldsymbol{\theta})p(\tilde{\mathbf{H}}|\boldsymbol{\theta})}{p(\tilde{\mathbf{H}})}, \quad (3-10)$$

onde $p(\boldsymbol{\theta})$ é a distribuição prévia dos parâmetros, $L(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}}) \equiv p(\tilde{\mathbf{H}}|\boldsymbol{\theta})$ denota a função de verossimilhança (*likelihood*), e $p(\tilde{\mathbf{H}})$ significa a evidência. Esta última variável é uma constante que é independente dos parâmetros e age como uma constante normalizadora (escalar) tal que a distribuição posterior integra para unidade

$$p(\tilde{\mathbf{H}}) = \int_{\Theta} p(\boldsymbol{\theta})p(\tilde{\mathbf{H}}|\boldsymbol{\theta})d\boldsymbol{\theta} = \int_{\Theta} p(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}})d\boldsymbol{\theta}, \quad (3-11)$$

sobre o espaço dos parâmetros, $\boldsymbol{\theta} \in \Theta \in \mathbb{R}^d$. Na prática, $p(\tilde{\mathbf{H}})$ não é requerido para estimativa posterior já que todas as inferências estatísticas sobre $p(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}})$ podem ser feitas a partir de uma densidade não-normalizada

$$p(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}}) \propto p(\boldsymbol{\theta})L(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}}). \quad (3-12)$$

Nós convenientemente assumimos que a distribuição prévia $p(\boldsymbol{\theta})$ seja uniforme, $p(\boldsymbol{\theta}) \propto c$, onde c é uma constante. Isto significa que nós não priorizamos, em princípio, nenhum valor dos parâmetros do modelo, e ao invés disso, nós usamos limites prévios uniformes. A principal questão agora reside na definição da função de verossimilhança, $L(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}})$, usada para resumir a distância entre as simulações do modelo, $\mathbf{H}(\boldsymbol{\theta})$, e as correspondentes observações, $\tilde{\mathbf{H}}$. Se nós assumirmos que os erros residuais das nossas observações de espessura do regolito sejam normalmente distribuídos e não correlacionados, a função de verossimilhança pode então ser escrita como

$$L(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}}) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_i^2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\tilde{h}_i - h_i(\boldsymbol{\theta})}{\hat{\sigma}_i} \right)^2 \right], \quad (3-13)$$

onde $\hat{\sigma}_i$ é uma estimativa do desvio-padrão do erro de medição da i -ésima observação da espessura do regolito. Esta formulação permite erros de medição

homocedásticos (variância constante) ou heterocedásticos (variância dependente da magnitude de cada dado). Se homocedasticidade é esperada e a variância dos erros dos resíduos, $s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (e_i(\boldsymbol{\theta}))^2$ é tomada como estatística suficiente para σ^2 , então é possível demonstrar que a função de verosimilhança simplifica para

$$L(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}}) \propto \prod_{i=1}^n |\tilde{h}_i - h_i(\boldsymbol{\theta})|^{-n}. \quad (3-14)$$

Uma vez definidas a distribuição prévia e a função de verosimilhança, o que falta na análise Bayesiana é resumir a distribuição posterior. Para muitos modelos, como a equação (3-4), que são não-lineares em seus parâmetros, a distribuição posterior $p(\boldsymbol{\theta}|\tilde{\mathbf{H}})$ não pode ser obtida analiticamente. Por conseguinte, nós recorremos a métodos iterativos que aproximam a função densidade de probabilidade posterior gerando uma amostra grande desta distribuição. O mais poderoso método de amostragem é a simulação Monte Carlo via cadeia de Markov (MCMC) usando o algoritmo de Metropolis (Metropolis et al., 1953). A base da simulação MCMC é uma cadeia de Markov que gera uma caminhada aleatória pelo espaço amostral e sucessivamente visita soluções com frequências estáveis decorrentes de uma distribuição estacionária, $\bar{\pi}(\cdot)$. Para explorar a distribuição alvo, $\bar{\pi}(\cdot)$, um algoritmo MCMC alterna entre três etapas básicas. Primeiro, uma proposta $\boldsymbol{\theta}_p$ é gerada a partir do atual estado da cadeia de Markov, $\boldsymbol{\theta}_t$, usando alguma distribuição de salto, $q(\boldsymbol{\theta}_t \rightarrow \boldsymbol{\theta}_p)$. Depois, esta proposta é aceita com probabilidade

$$P_{\text{acc}}(\boldsymbol{\theta}_t \rightarrow \boldsymbol{\theta}_p) = \min \left[1, \frac{p(\boldsymbol{\theta}_p)q(\boldsymbol{\theta}_p \rightarrow \boldsymbol{\theta}_t)}{p(\boldsymbol{\theta}_t)q(\boldsymbol{\theta}_t \rightarrow \boldsymbol{\theta}_p)} \right]. \quad (3-15)$$

Finalmente, se a proposta é aceita, a cadeia se move para $\boldsymbol{\theta}_p$, e então $\boldsymbol{\theta}_{t+1} = \boldsymbol{\theta}_p$, caso contrário a posição atual é mantida, $\boldsymbol{\theta}_{t+1} = \boldsymbol{\theta}_t$. A aplicação repetida desses três passos resulta em uma cadeia de Markov, que sob certas condições de regularidade, possui uma única distribuição estacionária com função densidade de probabilidade posterior, $\bar{\pi}(\cdot)$. Na prática, isto significa que se olharmos para valores de $\boldsymbol{\theta}$ suficientemente distantes de um valor inicial arbitrário, isto é, após um período de *burn-in*, os estados da cadeia gerados sucessivamente serão distribuídos de acordo com $\bar{\pi}(\cdot)$, a d -dimensional distribuição de probabilidade posterior de $\boldsymbol{\theta}$. *Burn-in* é requerido para permitir que a cadeia explore o espaço amostral e alcance o seu regime estacionário.

Se uma distribuição salto simétrica é usada, ou seja $q(\boldsymbol{\theta}_t \rightarrow \boldsymbol{\theta}_p) = q(\boldsymbol{\theta}_p \rightarrow \boldsymbol{\theta}_t)$, então a equação (3-15) simplifica para

$$P_{\text{acc}}(\boldsymbol{\theta}_t \rightarrow \boldsymbol{\theta}_p) = \min \left[1, \frac{p(\boldsymbol{\theta}_p)}{p(\boldsymbol{\theta}_t)} \right]. \quad (3-16)$$

Esta regra de seleção tornou-se o bloco de construção básico do algoritmo de caminhada aleatória de Metropolis (RWM), o método MCMC mais antigo. Este algoritmo RWM pode ser programado em poucas linhas e requer apenas uma distribuição salto, uma função para geração de números aleatórios uniformes, e uma função para calcular a densidade de probabilidade de cada proposta, que é simplesmente equivalente ao produto da distribuição prévia e a função de verosimilhança da equação (3-14).

A eficiência do algoritmo RWM é determinado pela escolha da distribuição proposta, $q(\cdot)$ usada para criar movimentações experimentais (transições) na cadeia de Markov. Quando a distribuição proposta é muito ampla, muitos candidatos são rejeitados, e portanto a cadeia não irá misturar de forma eficiente e irá convergir apenas lentamente para distribuição alvo. Por outro lado, quando a distribuição proposta é muito estreita, praticamente todos os candidatos são aceitos, mas a distância movida é tão pequena que seria necessário um grande número de atualizações até o amostrador convergir para uma distribuição alvo. A escolha da distribuição alvo é portanto crucial e determina a aplicabilidade prática da simulação MCMC em muitas áreas de estudo (Vrugt, 2016).

Nesta tese, a simulação MCMC do modelo DTB foi executada usando o algoritmo DREAM (Vrugt et al., 2008, 2009). Este algoritmo de simulação MCMC multi-cadeia sintoniza automaticamente a escala e a orientação da distribuição proposta. Essa é uma das razões pelas quais o algoritmo DREAM exhibe excelente eficiência na amostragem de distribuições alvo complexas, de alta dimensão e multi-modais. O uso de cadeias múltiplas oferece uma proteção robusta contra convergência prematura, e abre-se o uso de um grande arsenal de medidas estatísticas para testar se a convergência para a distribuição posterior foi atingida. Nós avaliamos o modelo DTB usando parâmetros agrupados e espacialmente distribuídos. Estes valores dos parâmetros são armazenados em um vetor θ .

3.6

Inferência Bayesiana com o DREAM: Dados sintéticos

Nós agora procedemos com o ajuste dos parâmetros do modelo DTB usando inferência Bayesiana com o DREAM. Com o objetivo de termos uma referência para as nossas descobertas, nós iniciamos com dados sintéticos de observações de profundidade do regolito criado em um modelo digital de elevação (DEM) normal. Este DEM é apresentado na Figura 3.2 e simplesmente copia a equação (3-8) para a direção y do plano xy usando 100 diferentes réplicas da superfície topográfica com $\Delta y = 2$. O DEM é agora amostrado

aleatoriamente 100 diferentes vezes (ver pontos pretos na Figura 3.2 (a)) e a espessura de regolito em cada local da malha amostrada (x, y) é calculada usando

$$\tilde{h}(x, y) = Z_s(x, y) - \alpha_1 [\alpha_2 + L_d(x, y) / \max(L_d)]^2 + \epsilon_m, \quad (3-17)$$

onde $Z_s(x, y)$ [L] é a elevação da superfície topográfica nas coordenadas espaciais x, y , e α_1 [L] e α_2 [-] são dois coeficientes os quais determinam a profundidade do furo, e ϵ_m [L] denota o erro de medição do dado de espessura do regolito. Então a cota do topo rochoso em qualquer lugar do DEM é computada pela subtração da elevação da superfície pela profundidade do furo e adicionado um erro de medição.

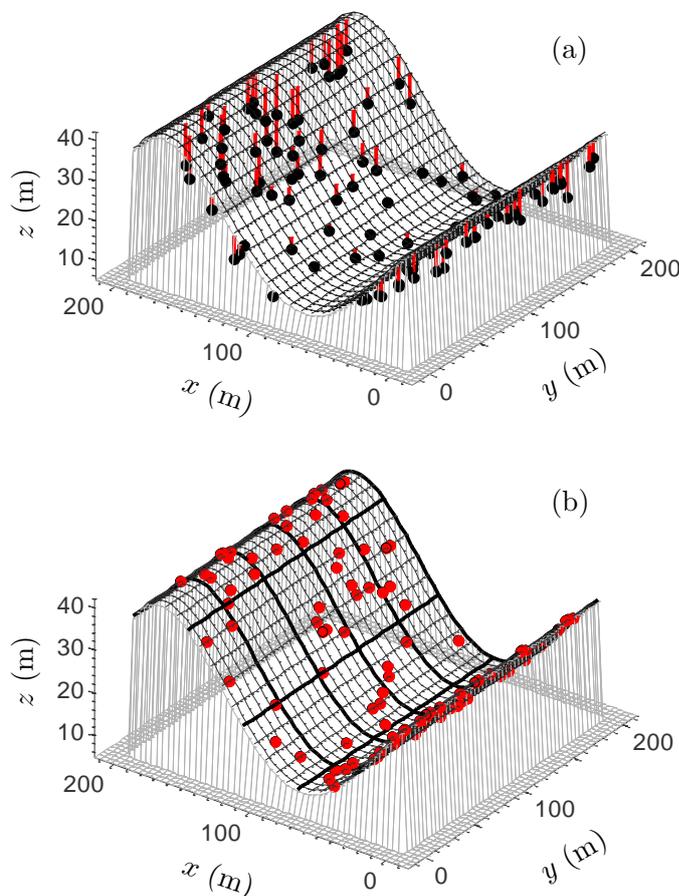


Figura 3.2: Modelo digital de elevação da topografia sintética de interesse. Em (a) os furos de sondagem (linhas vermelhas) alcançam a superfície rochosa (pontos pretos). Em (b) indicamos os locais de sondagem com pontos vermelhos. As linhas finas pretas representam o malha do DEM com pixels (células) de 8×8 metros (para clareza), enquanto que as linhas pretas grossas denotam o padrão em blocos usado na parametrização distribuída do modelo DTB.

Nós assumimos que $\alpha_1 = 8$ m e $\alpha_2 = 0.1$ e obtemos o erro de medição a partir de uma distribuição normal com média $a = 0$ e desvio-padrão

Tabela 3.3: Resumo das estatísticas das observações de espessura de regolito para os dados sintéticos e reais (bacia do rio Papagaio - PRB) usados neste estudo.

dado	mínimo [m]	máximo [m]	média [m]	σ [m] †	n ‡
sintético	0.13	11.60	4.36	2.97	100
real (PRB)	0.35	14.00	6.20	3.67	137

† desvio-padrão. ‡ número de observações.

$b = 1/2\hat{\sigma}_{z_b}$, ou $\epsilon_m \sim \mathcal{N}(a, b)$, onde $\hat{\sigma}_{z_b}$ denota o desvio-padrão de $n = 100$ observações da profundidade do topo rochoso antes de serem corrompidas com o erro de medição. A Tabela 3.3 resume as propriedades estatísticas do conjunto de dados sintéticos de espessura de regolito, incluindo o tamanho da amostra (n), o valor máximo, mínimo, médio e desvio-padrão (σ). A última estatística determina erro na medição da espessura de regolito, $\hat{\sigma}_{z_b} = 1.43$ (m) e fornecerá uma referência para o "melhor ajuste" alcançável pelo modelo DTB (voltaremos a essa questão depois). O conjunto de dados finais com as observações da interface solo-rocha é armazenado no vetor n -dimensional $\tilde{\mathbf{H}} = \{\tilde{h}_1, \dots, \tilde{h}_n\}$ e é agora usado para calibrar o modelo DTB usando parâmetros agrupados e espacialmente distribuídos.

3.6.1

Modelo DTB com parâmetros agrupados

O modelo DTB possui quatro parâmetros $\theta = \{\Phi, \lambda_1, \lambda_2, S_c\}$ cujos valores são difíceis de se medir diretamente em campo e portanto requerem calibração contra dados de profundidade do regolito observados. Na ausência de dados geológicos detalhados, nós assumimos que o maciço rochoso subjacente seja homogêneo e com isso adotamos valores invariantes para os parâmetros θ do modelo DTB. Nós iremos revisitar esta hipótese na próxima seção deste capítulo usando parâmetros espacialmente distribuídos. Nós adotamos a equação (3-14) como a função de verosimilhança e usamos uma distribuição prévia uniforme multi-variada para os parâmetros do modelo DTB. Com tal prévia distribuição não-informativa, a densidade posterior na equação (3-16) é simplesmente proporcional à equação (3-14) e é usada aqui para inferência dos parâmetros do nosso modelo. Os limites prévios para os parâmetro são listados na Tabela 3.4. Os valores mínimo e máximo do parâmetro Φ são definidos como 10^{-4} e 10^{-1} , respectivamente. Tais limites são bastante amplos, e para um maciço rochoso com porosidade $\phi = 0.1$ e valores da condutividade hidráulica de rochas consolidadas cristalinas variando entre 10^{-8} e 10^{-13} m/s, fornece valores de taxa de incisão fluvial, C_o , entre 0.03 a 3 mm/ano. Esses

Tabela 3.4: Limites de incerteza prévia dos parâmetros do modelo DTB para os dados artificiais e reais de espessura do regolito observados.

Limite	Φ [-]	λ_1 [-]	λ_2 [-]	S_c [-]
mínimo	10^{-4}	0.1	1.0	0.8
máximo	10^{-1}	3.0	20.0	1.5

limites estão em concordância com os valores reportados por Rempe e Dietrich (2014). Os limites prévios de $\lambda_1 \in [0.1, 3]$ e $\lambda_2 \in [1, 20]$ são derivados dos resultados apresentados na seção 3.4, e os limites adotados para $S_c \in [0.8, 1.5]$ são inspirados da literatura.

A Figura 3.3 apresenta gráficos de dispersão das amostras posteriores derivadas com o algoritmo DREAM. A diagonal principal mostra histogramas da distribuição marginal de cada parâmetro do modelo DTB, enquanto que os painéis fora da diagonal representam gráficos de dispersão bivariados das amostras posteriores. O eixo das abscissas corresponde exatamente aos limites prévios dos parâmetros (exceto para o parâmetro Φ) e a solução máxima a-posteriori (MAP) é separadamente indicada com uma cruz azul. Estes valores de parâmetros estão associados com o maior valor da função de verosimilhança da equação (3-14) para todas amostras posteriores geradas pelo DREAM, e estas soluções MAP coincidem quase que perfeitamente com a mediana dos valores posteriores.

O histograma posterior do parâmetro Φ do modelo DTB é bem centrado no entorno da sua solução MAP e segue aproximadamente uma distribuição normal. A distribuição marginal dos parâmetros ocupa uma porção (muito) pequena da sua distribuição prévia uniforme, o que demonstra que este parâmetro é muito bem definido para calibração contra os dados sintéticos de espessura de regolito observados. Os histogramas posteriores dos dois parâmetros de forma do maciço rochoso no vale de drenagem, λ_1 e λ_2 , não são particularmente bem identificáveis. A distribuição marginal de λ_1 na Figura 3.3 (f) exhibe normalidade, embora o histograma seja assimétrico para a esquerda e ocupe uma grande parte da distribuição prévia. A solução MAP de λ_1 entre 1 e 2 indica que a superfície do topo rochoso no vale não aflora na superfície (ver Figura 3.1). Em outras palavras, o vale é coberto com uma fina camada de solo. A distribuição marginal do parâmetro λ_2 desvia consideravelmente da normalidade, sendo muito melhor representada por uma distribuição uniforme. Note que o histograma de λ_2 aparece truncado em seu limite superior pela sua distribuição prévia. Como a densidade de probabilidade é distribuída principalmente em valores altos de λ_2 , nós concluímos que o formato da superfície rochosa no vale segue muito próximo o formato da

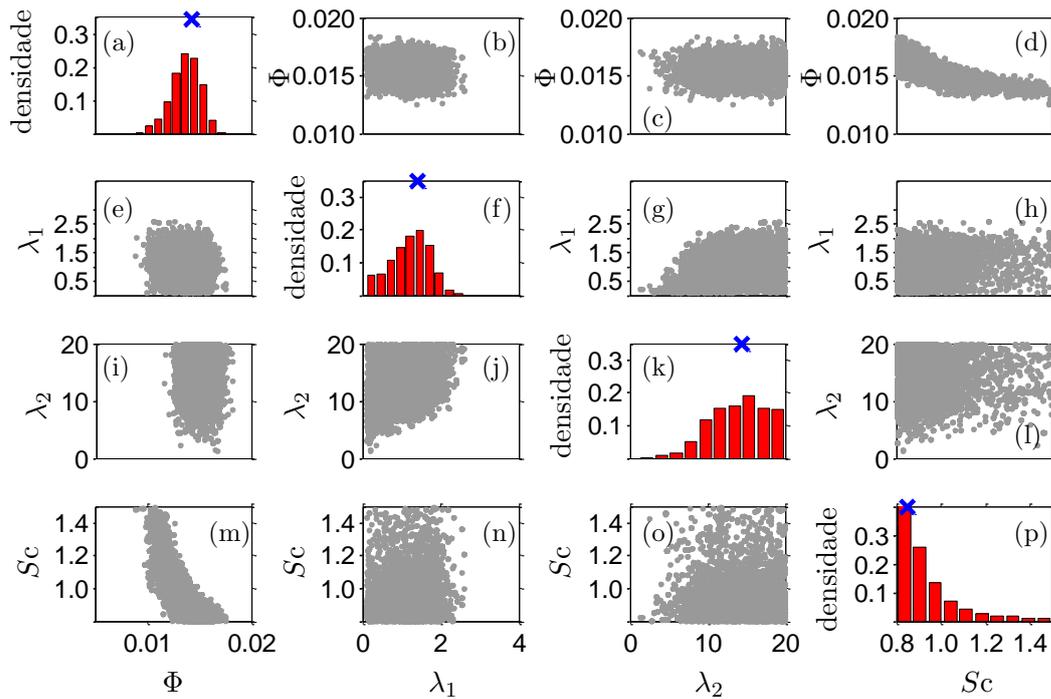


Figura 3.3: Parametrização agrupada do modelo DTB: Matriz de gráficos de dispersão das amostras posteriores geradas com o algoritmo DREAM. Os gráficos da diagonal principal são histogramas da distribuição marginal posterior dos parâmetros Φ , λ_1 , λ_2 e S_c do modelo DTB, respectivamente, enquanto que os painéis fora da diagonal descrevem gráficos de dispersão bivariados das amostras posteriores para os diferentes pares de parâmetros. A solução MAP (valor associado com a maior verosimilhança) é separadamente indicada com um símbolo de cruz em azul. Os parâmetros exibem correlação desprezível pela calibração contra os dados sintéticos de espessura de regolito.

superfície topográfica no canal de drenagem. O parâmetro S_c segue uma distribuição log-normal e é truncada pelo limite inferior de sua distribuição prévia. Tais valores relativamente baixos de S_c talvez não sejam surpreendentes já que espessuras de regolito rasas foram geradas artificialmente em encostas íngremes. Nós iremos revisitar a distribuição posterior de S_c mais tarde neste capítulo. Os gráficos de dispersão bivariados (fora da diagonal) realçam fraca correlação entre os parâmetros do nosso modelo. Por exemplo, considere os gráficos (Φ, S_c) (superior à direita, inferior à esquerda) que descreve uma dependência um pouco não-linear entre esses dois parâmetros.

A performance do modelo DTB é avaliada agora usando duas medidas estatísticas incluindo a raiz quadrada do erro médio quadrático (RMSE) e o coeficiente de correlação de Pearson (ρ ou ρ -estatístico). Fórmulas matemáticas para ambos são facilmente encontradas em livros-textos de estatística. O RMSE mede a distância média entre os valores de espessura de regolito observados e os simulados. Esta estatística possui a mesma unidade das

Tabela 3.5: Performance estatística do modelo DTB calibrado após inversão Bayesiana com o algoritmo DREAM. Nós listamos separadamente os resultados do conjunto de dados de espessura de regolito sintético (estudo de caso I: superior) e real (estudo de caso II: inferior) usando parâmetros agrupados e espacialmente distribuídos. Os valores listados de RMSE e ρ pertencem ao conjunto de dados de calibração para o caso sintético e ao conjunto de dados de avaliação para as observações reais da bacia do Papagaio. Os valores de AIC na última coluna são computados pela equação (3-18) usando os valores de parâmetros com máxima verossimilhança (MAP) derivados do conjunto de dados de calibração.

dado	caso	d †	RMSE (m)	ρ	AIC
sintético	agrupado	4	1.52	0.86	192.30
	distribuído	7	1.47	0.87	191.74
	distribuído	28	1.40	0.88	221.43
real (PRB)	agrupado	4	1.80	0.83	194.00
	distribuído	5	1.76	0.83	191.10
	distribuído	8	1.76	0.82	193.90

† dimensionalidade dos parâmetros.

observações. Quanto menor o valor de RMSE mais próximas estão as predições do dado observado. A estatística ρ mede a força e direção de uma relação linear entre duas variáveis. Esta será usada aqui para quantificar o quão bem a interface solo-rocha simulada pelo modelo DTB cai sobre uma linha 1:1 com os respectivos valores observados. A Tabela 3.5 resume a performance do modelo DTB usando a média posterior dos valores dos parâmetros. O modelo DTB calibrado tem um valor de ρ igual a 0.86 e RMSE de aproximadamente 1.52 m. Este valor de RMSE é muito menor do que para um modelo DTB não-calibrado (não apresentado aqui) e de similar magnitude ao erro de medição, $\hat{\sigma} = 1.43$ m. Esta última descoberta é particularmente importante pois demonstra a habilidade do modelo DTB em descrever com precisão a interface solo-rocha observada com valores dos parâmetros espacialmente invariantes.

A suposição de homogeneidade paramétrica é conveniente, mas pode não ser confirmada pelas propriedades reais da encosta ou bacia hidrográfica, as quais podem apresentar significantes heterogeneidades do sistema em diferentes escalas espaciais. Muito esforço seria requerido para caracterizar adequadamente as propriedades do maciço rochoso tais como descontinuidades, permeabilidade saturada e porosidade para uma bacia hidrográfica ou até mesmo uma encosta de tamanho razoável. O uso de parâmetros espacialmente distribuídos fornece uma maneira de se levar em consideração, implicitamente e de uma forma relativamente simples, heterogeneidades do sistema que são difíceis, ou às vezes impossíveis, de se caracterizar adequadamente em campo.

Por exemplo, se os valores do parâmetro Φ variarem espacialmente, então o modelo DTB assumirá valores espacialmente variados de permeabilidade e/ou porosidade, dados valores medidos de taxa de incisão fluvial, C_o .

Na próxima seção deste trabalho, nós iremos investigar os benefícios do uso de uma parametrização distribuída. Essa abordagem distribuída é de particular relevância para investigações do mundo real, mas não podemos esperar a-priori melhorar significativamente os resultados obtidos com a parametrização agrupada para estes dados sintéticos, os quais já obtiveram um valor de RMSE posterior próximo do erro de medição do dado. Qualquer melhoria futura no ajuste do modelo DTB precisa ser interpretado cuidadosamente.

3.6.2

Modelo DTB com parâmetros espacialmente distribuídos

O uso de uma parametrização distribuída requer algumas mudanças na configuração do modelo DTB. Isto é retratado esquematicamente na Figura 3.4, a qual resume a configuração do modelo DTB para parametrizações invariantes (agrupadas) ou variantes (distribuídas). O painel superior mostra a superfície de um DEM idealizado consistindo de P células (pixels). Para simplificar a notação nós usamos uma única variável, $i = \{1, \dots, P\}$ para denotar as coordenadas xy de uma célula do DEM. O dado de entrada do modelo DTB na equação (3-4) difere por célula e é armazenado em um vetor, $\mathbf{U}_i = \{\nabla Z_{bi}, L_{di}\}$, consistindo no gradiente topográfico e distância de drenagem. Se uma parametrização agrupada do modelo é utilizada, então é suficiente usar os mesmos valores dos parâmetros, $\theta = \{\Phi, \lambda_1, \lambda_2, S_c\}$ para cada pixel da grade xy . Esta conveniente abordagem é amplamente utilizada na literatura. Uma parametrização distribuída usa diferentes parâmetros para determinadas regiões do DEM. Já desta forma, a dimensionalidade do problema de estimativa dos parâmetros aumenta significativamente e, com isso, o tempo de processamento para a calibração do modelo DTB. Além disso, o quadro espacialmente distribuído requer a definição de um padrão espacial para cada parâmetro do modelo. Por exemplo, na Figura 3.4 nós assumimos um simples padrão em bloco de $r = 16$ quadrados para cada combinação de parâmetros. Cada quadrado individual consiste então por quatro células do DEM. Em uma parametrização distribuída, os valores dos parâmetros do primeiro quadrado (superior esquerdo) são atribuídos às células 1, 2, 9 e 10. Após definida a parametrização do modelo DTB, o algoritmo DREAM procede com a inferência estatística dos parâmetros do modelo usando observações de espessura do regolito. Ambas as implementações usam o mesmo código do modelo DTB, mas diferem na atribuição dos valores dos parâmetros.

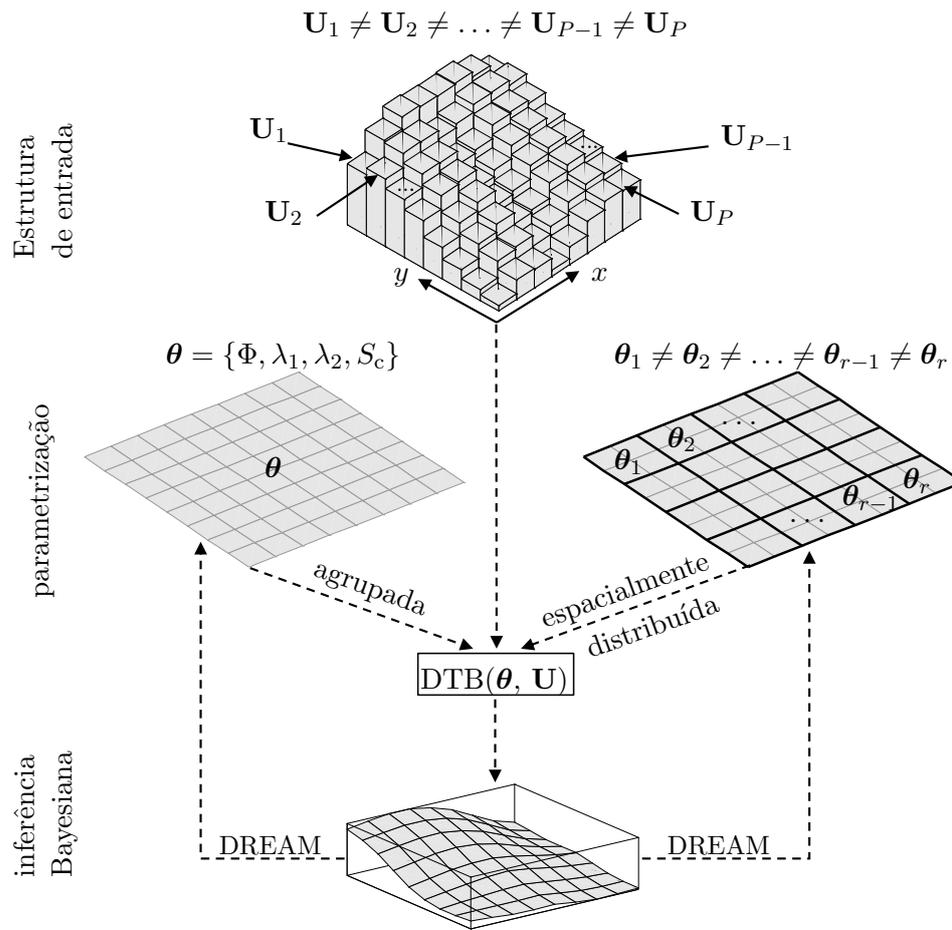


Figura 3.4: Visão geral da modelagem proposta para uma parametrização agrupada (esquerda) e espacialmente distribuída (direita). O DEM idealizado consiste em P células (pixels) diferentes e cada uma possui o seu vetor específico contendo dados de entrada do modelo DTB, $U_i, i = \{1, \dots, P\}$. A parametrização agrupada (padrão) do modelo DTB usa uma única realização dos valores dos parâmetros, $\theta = \{\Phi, \lambda_1, \lambda_2, S_c\}$ para todas as P células do DEM. Isso requer a calibração de apenas quatro parâmetros. A parametrização distribuída, ao contrário, assume diferentes valores dos parâmetros para cada pixel do DEM. Um simples padrão em bloco é usado para distribuir os parâmetros do modelo DTB sobre o domínio espacial de interesse. O algoritmo DREAM procede então com a inferência estatística dos parâmetros ajustando o modelo às observações de espessura de regolito espacialmente distribuídas.

Nós agora precisamos resolver a questão de como distribuir os valores de $\Phi, \lambda_1, \lambda_2$ e S_c sobre o domínio de interesse. É necessário tomar cuidado para não se usar muitos parâmetros devido ao sobre-ajuste (*overfitting*). Duas principais abordagens podem ser usadas para se determinar a distribuição espacial dos parâmetros. A primeira delas fixa a priori a estrutura espacial dos parâmetros e então determina os valores reais deste padrão pelo ajuste do modelo DTB aos dados da cota do topo rochoso. Um exemplo desta abordagem é encontrada na Figura 3.2 (b) para um padrão em bloco e este desenho é

usado aqui numa proposta ilustrativa. Seria possível ligar a estrutura espacial de θ com propriedades do DEM para guiar essa estrutura dos parâmetros. O índice de posição topográfica (Tesfa et al., 2009; Reu et al., 2013) pode ser usado como medida orientadora para determinar a estrutura espacial dos parâmetros. Dessa forma, a estrutura espacial dos parâmetros também é fixada a-priori, porém este padrão pode não corresponder à real heterogeneidade do maciço rochoso. Alternativamente, também seria possível utilizar as chamadas técnicas de redução de dimensionalidade e deixar as observações reais de espessura de regolito determinar simultaneamente o padrão espacial e os valores dos parâmetros do modelo. Exemplos dessas técnicas de redução da dimensionalidade de modelos incluem a transformação discreta do cosseno (Linde e Vrugt, 2013; Lochbühler et al., 2015), transformada onduleta (Davis e Li, 2011; Jafarpour, 2011), e decomposição em valores singulares (Laloy et al., 2012; Oware et al., 2013). Nós testamos algumas dessas alternativas neste estudo mas não encontramos melhorias suficientes na qualidade do ajuste do modelo DTB (não apresentado).

Nós ilustramos agora os resultados do modelo DTB usando duas diferentes parametrizações de Φ . Na nossa primeira tentativa, nós dividimos o plano xy do DEM em $r = 4$ quadrados e assumimos um valor diferente para o parâmetro Φ em cada bloco. O restante dos parâmetros (λ_1 , λ_2 e S_c) continuam a receber um único valor que pertence ao domínio espacial como um todo (Figura 3.4). A dimensionalidade dos parâmetros aumenta de $d = 4$ (seção 3.6.1) para $d = 7$ agora. Na segunda tentativa, nós aumentamos para 25 o número de quadrados para inferência de Φ , conforme mostrado na Figura 3.2 (b). Isso nos deixa então com um total de $d = 28$ parâmetros que requerem calibração contra observações de profundidade até o maciço rochoso usando o algoritmo DREAM.

A Figura 3.5 mostra resultados do diagnóstico \hat{R} -estatístico de Gelman e Rubin (1992) para cada um dos parâmetros do modelo ($d = 28$) usando as últimas 50% das amostras armazenadas em cada uma das $N = 15$ cadeias de Markov. Este teste de convergência compara a variância de cada parâmetro $j = \{1, \dots, d\}$ do modelo dentro das cadeias e entre cadeias. Cada parâmetro é colorido diferentemente na Figura. A convergência para uma distribuição estacionária pode ser declarada se o \hat{R}_j -estatístico de cada um dos $d = 28$ parâmetros cai abaixo do valor crítico de 1.2. Os resultados demonstram que aproximadamente 50 mil avaliações do modelo DTB são requeridas pelo DREAM para convergir com sucesso para uma distribuição estacionária e satisfazer o limiar de convergência. Este número grande de avaliações do modelo envolve um baixo esforço computacional devido à eficiência do código do mod-

elo DTB. Se desejado, cada cadeia de Markov amostrada com o DREAM pode ser avaliada em um processador diferente, permitindo assim a inferência de modelos transientes altamente demandantes computacionalmente. A maioria dos parâmetros aparece bem definida pelos dados observados de espessura de regolito (não mostrados). Nós iremos investigar isso futuramente usando observações reais de profundidade até a rocha coletados na bacia do Papagaio.

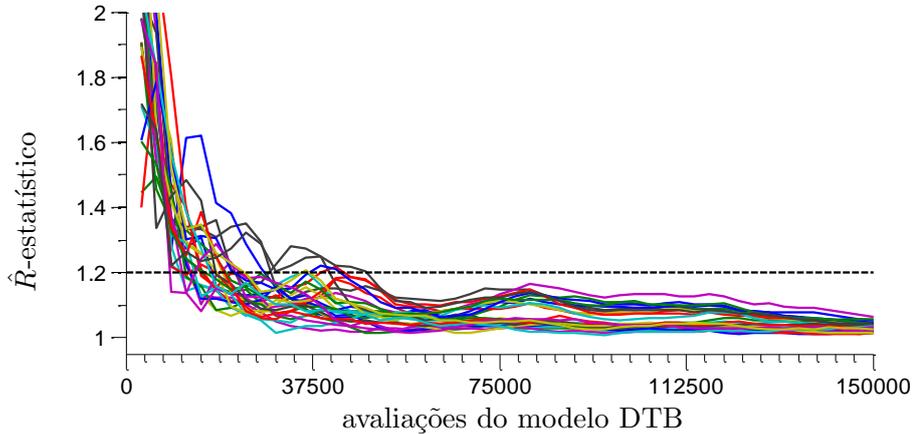


Figura 3.5: Caso de parametrização distribuída: Evolução do diagnóstico de convergência (\hat{R} -estatístico) de Gelman e Rubin (1992) para cada parâmetro individual do modelo DTB ($d = 28$). Cada parâmetro é codificado com uma cor diferente. A linha pontilhada preta denota o limiar padrão usado para diagnosticar a convergência para uma distribuição estacionária.

Para determinar qual das complexidades dos modelos é a mais suportada pelos dados de espessura de regolito disponíveis, nós usamos o critério de informação de Akaike (AIC) (Akaike, 1974). Esta medida leva em consideração a complexidade do modelo (= dimensionalidade dos parâmetros) e a qualidade do ajuste. Assim, AIC fornece uma maneira selecionar modelos. O valor de AIC é computado da seguinte forma:

$$\text{AIC} = -2 \ln\{L(\boldsymbol{\theta}_{\text{MAP}}|\tilde{\mathbf{H}})\} + 2d, \tag{3-18}$$

onde $L(\boldsymbol{\theta}_{\text{MAP}}|\tilde{\mathbf{H}})$ é o valor máximo da função de verossimilhança derivado com valores ótimos (MAP) dos parâmetros. Fornecido um conjunto de modelos para determinado dado, AIC estima a qualidade de cada modelo, relativo aos outros modelos. Modelos com baixos valores de AIC são preferidos estatisticamente. Note, AIC não fornece um aviso se todos os modelos se ajustam mal, e assim esta medida precisa ser interpretada juntamente com outros critérios de performance estatística.

A Tabela 3.5 resume a performance do modelo DTB para a parametrização distribuída de Φ . O RMSE reduziu de 1.52 m (caso agrupado: $d = 4$) para 1.47 m (distribuído: $d = 7$) e o ρ -estatístico aumentou levemente de 0.86

para 0.87. Os resultados da segunda tentativa distribuída ($d = 28$) mostram uma redução ainda maior no RMSE e outro aumento do ρ -estatístico. De fato, o RMSE é agora ligeiramente menor do que o erro (Gaussiano) de medição de $\hat{\sigma}_{z_b} = 1.43$ m usado para corromper as $n = 100$ observações do topo rochoso.

Para entender como essas melhorias em ajuste são estatisticamente garantidas, nós também listamos, na última coluna da Tabela 3.5, os valores de AIC para cada uma das três parametrizações investigadas. O menor valor de AIC (191.74) é identificado para o primeiro caso de parametrização distribuída ($d = 7$). Isto constitui uma melhoria pequena em relação ao AIC = 192.30 para uma parametrização agrupada com $d = 4$. Isto sugere que Φ é melhor caracterizado com o uso de valores espacialmente distribuídos. O segundo caso distribuído com $d = 28$ parâmetros, embora tenha o menor valor de RMSE e o maior ρ -estatístico, possui um valor de AIC = 221.43, o qual é muito superior aos outros dois modelos. Estes resultados nos alertam contra um uso excessivo no número de parâmetros devido à potenciais problemas de sobre-ajuste. Certamente, uma parametrização distribuída do modelo DTB com $d = 7$ é suficiente para os dados sintéticos adotados, e qualquer melhoria futura no ajuste não é garantido pelas $n = 100$ observações do topo rochoso criadas.

Até agora nosso foco foi a distribuição posterior dos parâmetros do modelo DTB e as estatísticas da qualidade do ajuste usando a solução média posterior. Nossa atenção agora é voltada para o resultado da simulação do modelo DTB e apresentamos na Figura 3.6 a superfície rochosa derivada da solução posterior média dos parâmetros agrupados (linha sólida vermelha) e distribuídos (linha tracejada vermelha) para a seção transversal da encosta sintética. As regiões em cinza escuro e claro representam, respectivamente, intervalos de 95% de confiança das superfícies rochosas simuladas usando parâmetros agrupados ($d = 4$) e distribuídos ($d = 7$). Tais limites representam a incerteza nos parâmetros do modelo DTB. A superfície topográfica é indicada com uma linha sólida preta, e as observações (sintéticas) da interface solo-rocha são separadamente representadas por pontos azuis. As simulações das médias posteriores para ambos os casos aparecem bastante similares (conforme esperado da Tabela 3.5) e acompanham de perto os dados de profundidade rocha de observados. As superfícies rochosas simuladas são bem mais suaves do que os dados observados e não se ajustam a variações maliciosas, de pequena escala, na espessura de regolito induzidas pelo erro de medição. Estas variações errôneas de pequena escala aparentam ser maiores no talude, gerando apenas uma camada fina de solo nessa região. Isto pode então explicar o porquê da distribuição marginal do parâmetro S_c na Figura 3.3

(p) favorecer valores relativamente pequenos. A incerteza de predição da calibração agrupada é muito menor do que sua contrapartida derivada de uma distribuição espacialmente distribuída, exceto no canal de drenagem. Este é um achado comum e enaltece o compromisso entre a complexidade do modelo (= dimensionalidade dos parâmetros) e incerteza de predição. Nós iremos discutir as implicações da incerteza de predição da cota do maciço rochoso para análises geotécnicas e hidrológicas no decorrer deste capítulo.

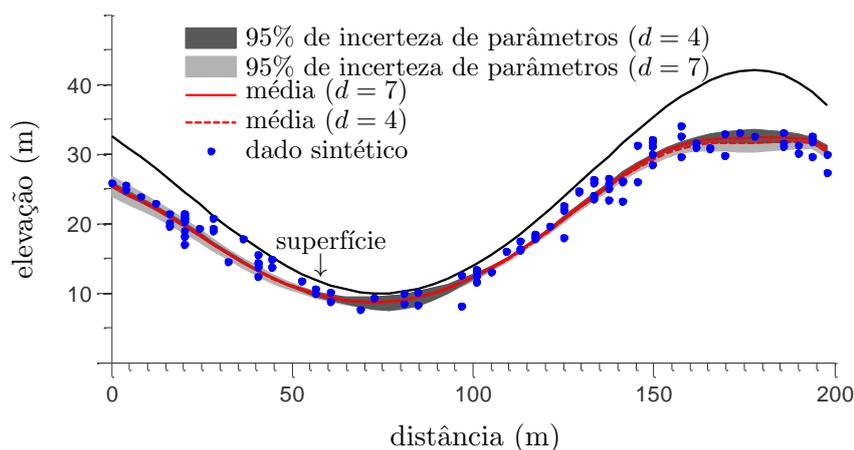


Figura 3.6: Superfícies do topo rochoso simuladas pelo modelo DTB para as distribuições de parâmetro agrupada ($d = 4$) e distribuída ($d = 7$). As soluções médias posteriores são indicadas por linhas vermelhas: sólida (agrupada) e tracejada (distribuída). As regiões em cinza claro e escuro representam, respectivamente, os intervalos de confiança devido à incerteza de parâmetros para $d = 7$ e $d = 4$. Os dados sintéticos simulados são indicados separadamente com pontos azuis.

3.7

Inferência Bayesiana com o DREAM: Aplicação para a bacia do Papagaio

Nós agora aplicamos o modelo DTB para um dado real. Nas próximas seções nós iremos relembrar detalhes da investigação de campo apresentada no Capítulo 2, além de apresentar resultados da calibração e avaliação do modelo desenvolvido nesta tese para um caso de parametrização agrupada e dois casos de parametrização distribuída.

3.7.1

Dados de entrada do modelo

A superfície topográfica é um dos dados de entrada mais importantes do modelo DTB. Alguma correção dessa superfície é necessária para remover rugosidades de pequena escala e imperfeições advindas de (dentre outras) queda de árvores e erros de aquisição do LiDAR (Pelletier e Rasmussen, 2009).

Estes erros no DEM podem corromper os resultados de modelos que se baseiam bastante na primeira e segunda derivada da elevação (inclinação e curvatura do DEM) no cálculo das profundidades de solo/rocha. De fato, a variabilidade de dados topográficos de pequena escala é amplificado relativamente às variações de grande escala que definem o contorno geral das encostas.

Mesmo os modelos digitais de elevação mais precisos e avançados, tais como o LiDAR usado neste estudo, exibem erros de aquisição ou medição que introduzem defeitos de pequena escala no DEM e podem deteriorar a simulação da interface solo-rocha com a introdução de picos e depressões maliciosas nas derivadas do modelo. Uma prática geralmente adotada para evitar essa questão é a suavização do DEM (Saco et al., 2006; Pelletier e Rasmussen, 2009). Nesta tese o DEM é suavizado antes da modelagem através da equação a seguir

$$Z_{i,j}^k = [Z_{i,j}^{k-1} + w (Z_{i,j-1}^{k-1} + Z_{i,j+1}^{k-1} + Z_{i-1,j}^{k-1} + Z_{i+1,j}^{k-1})] / (1 + 4w), \quad (3-19)$$

onde $Z_{i,j}$ é a elevação de um ponto espacial dado pelas coordenadas i e j [L]; k representa iteração e w um peso empírico [-]. O grau de suavização pode ser controlado pelo número da iteração k e pelo peso $w \in (0, 1]$. O exato valor do peso não é particularmente importante já que o grau de suavização pode ser controlado pelo número da iteração. Quanto menor o valor do peso, maior será o número de iterações requeridas para remover imperfeições topográficas de pequena escala dependentes da precisão do levantamento do LiDAR, e portanto, é dependente do dado disponível.

Para melhor entender como o número de iterações afeta a superfície topográfica suavizada, vamos considerar a Figura 3.7, a qual mostra o resultado da equação (3-19) para diferentes valores de k e $w = 0.2$ usando a seção transversal **AA'** (Figura 2.1) do DEM da bacia do Papagaio. O gráfico mostra a superfície topográfica para valores de $k = 5$ (azul escuro), $k = 10$ (verde), $k = 30$ (vermelho) e $k = 50$ (azul claro). O DEM original obtido com o LiDAR (não-suavizado) é indicado por uma linha preta tracejada. Os retângulos grandes em preto estão aumentando a informação contida nos retângulos menores, tanto para áreas deposicionais quanto para o topo do talude da seção transversal. Nesses retângulos grandes é possível observar muito mais claramente os efeitos de diferentes iterações sobre a (suavizada) superfície topográfica. Poucas iterações (5 a 10) como o suavizador Kernel da equação (3-19) são suficientes para remover os defeitos de pequena escala (rugosidades) bastante visíveis nos retângulos, mas não afetam as propriedades principais do DEM. O uso de um grande número de iterações ($k > 10$) compromete desnecessariamente o DEM e introduz discrepâncias topográficas nas regiões da drenagem e do topo da encosta. Em resumo, um valor de $k \in [5, 10]$ é

suficiente para corrigir as imperfeições de pequena escala e manter a integridade e características do DEM adquirido. Para outros valores de $w \in (0, 1]$ a mesma análise pode ser repetida para determinar um valor adequado para k .

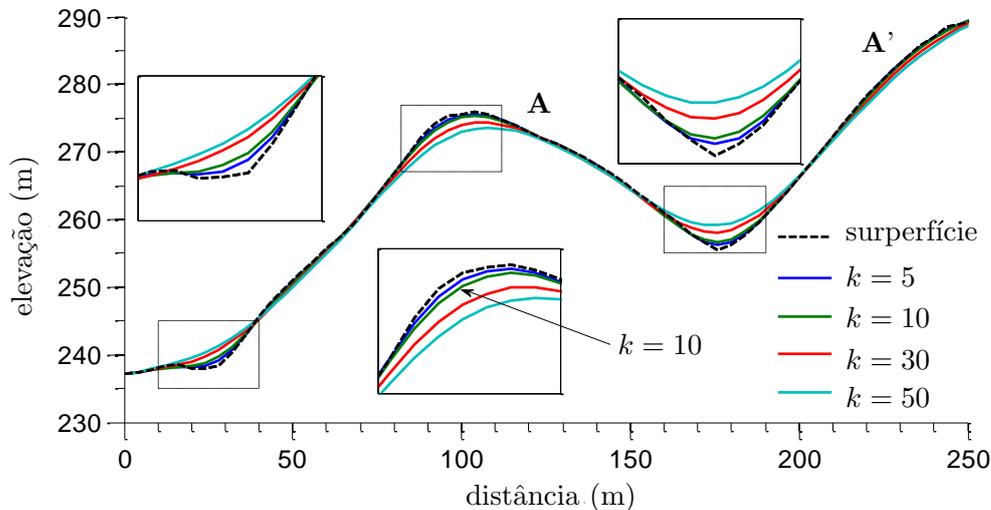


Figura 3.7: O efeito do número de iterações do algoritmo suavizador sobre a superfície topográfica. Os retângulos pretos grandes estão ampliando os retângulos menores de áreas deposicionais (drenagem) e gradientes mais elevados (próximos ao topo). Dez iterações foram consideradas suficientes para remover defeitos de pequena escala no DEM.

Diferentes abordagens têm sido usadas na literatura para remover irregularidades em dados de alta-resolução como o LiDAR e também manter o padrão de escala de encostas (Saco et al., 2006; Pelletier e Rasmussen, 2009). Estudos recentes buscaram extrair escalas relevantes para suavização de superfícies de alta-resolução (Roering et al., 2010; Hurst et al., 2012). Contudo, discutir diferentes métodos de suavização foge ao escopo desta tese e nós nos referimos às publicações acima para futuras informações. Nós agora usaremos o DEM suavizado como input do modelo DTB, para então ajustá-lo contra observações de campo de espessura de regolito usando parametrizações agrupada e distribuída com o algoritmo DREAM.

3.7.2 Modelo DTB com parâmetros agrupados

O método proposto na seção 3.6 é aplicado agora para as observações de campo coletadas no nosso campo experimental. Os dados de campo foram divididos em duas partes, designadas para a calibração (75%) do modelo DTB e avaliação do mesmo (25%). As observações afetadas por raízes de árvores e matações foram removidas da análise. Um tamanho de pixel de 4 metros foi definido como um aceitável balanço entre a precisão do modelo e a eficiência computacional. Agora nós estimamos a distribuição posterior dos parâmetros

do modelo DTB, $\theta = \{\Phi, \lambda_1, \lambda_2, S_c\}$, usando inferência Bayesiana com o DREAM. Os limites prévios para os parâmetros são listados na Tabela 3.4.

A Figura 3.8 mostra o gráfico da matriz de dispersão das amostras posteriores derivadas com o DREAM. Os gráficos na diagonal principal apresentam distribuições marginais de cada parâmetro, enquanto que os painéis fora da diagonal mostram gráficos de dispersão bivariados das amostras posteriores. A distribuição posterior do parâmetro Φ segue uma distribuição normal com mediana da solução posterior que está em excelente concordância com o valor máximo a-posteriori (MAP), indicado separadamente por um símbolo de cruz em azul (a). O histograma de Φ (Figura 3.8 (a)) possui muitos elementos em comum com sua contraparte derivada no estudo de caso sintético (Figura 3.3 (a)). De fato, a sua distribuição marginal se estende apenas em uma porção pequena da distribuição uniforme prévia, o que demonstra que este parâmetro é bem definido pela calibração contra os dados de interface solo-rocha coletados em campo. As demais distribuições marginais dos outros três parâmetros ocupam quase sua distribuição prévia inteira, o que sugere que estes parâmetros são pobremente definidos pelos dados de calibração contra as nossas observações medidas com o DPL. Os valores relativamente baixos de λ_1 (incluindo o valor MAP) sugerem que a superfície rochosa está próxima do canal de drenagem, com uma fina camada de solo cobrindo o maciço rochoso (Figura 3.8 (f)). O MAP alto para λ_2 (Figure 3.8 (k)) significa que o maciço rochoso ao longo do vale se aproxima de um formato côncavo suave (ver Figura 3.1). A distribuição marginal do parâmetro S_c é bem diferente do caso sintético agora (Figura 3.8 (p)). Neste caso, S_c atinge valores muito mais altos, demonstrando a presença de zonas de regolito espessas abaixo de encostas inclinadas. Os gráficos de dispersão bivariados realçam a presença de correlação desprezível entre os parâmetros do modelo DTB Φ e λ_2 , e Φ e S_c , assim como na Seção 3.6.1.

Valores médios dos parâmetros derivados dessa calibração são agora usados para determinar a performance do modelo DTB usando-se um conjunto de dados independente. A performance do modelo DTB é resumida na Tabela 3.5. Os valores de RMSE de 1.80 m e ρ -estatístico de 0.83 listados podem ser considerados aceitáveis para a bacia hidrográfica experimental do rio Papagaio. Essas medidas de performance podem ser melhoradas se uma parametrização distribuída do modelo DTB é utilizada. Nós portanto voltamos novamente nossa atenção à hipótese que o parâmetro Φ possa conter informações sobre a heterogeneidade do maciço rochoso, não levadas em consideração explicitamente na formulação do modelo DTB. Nós discutimos os resultados de tal parametrização na próxima seção.

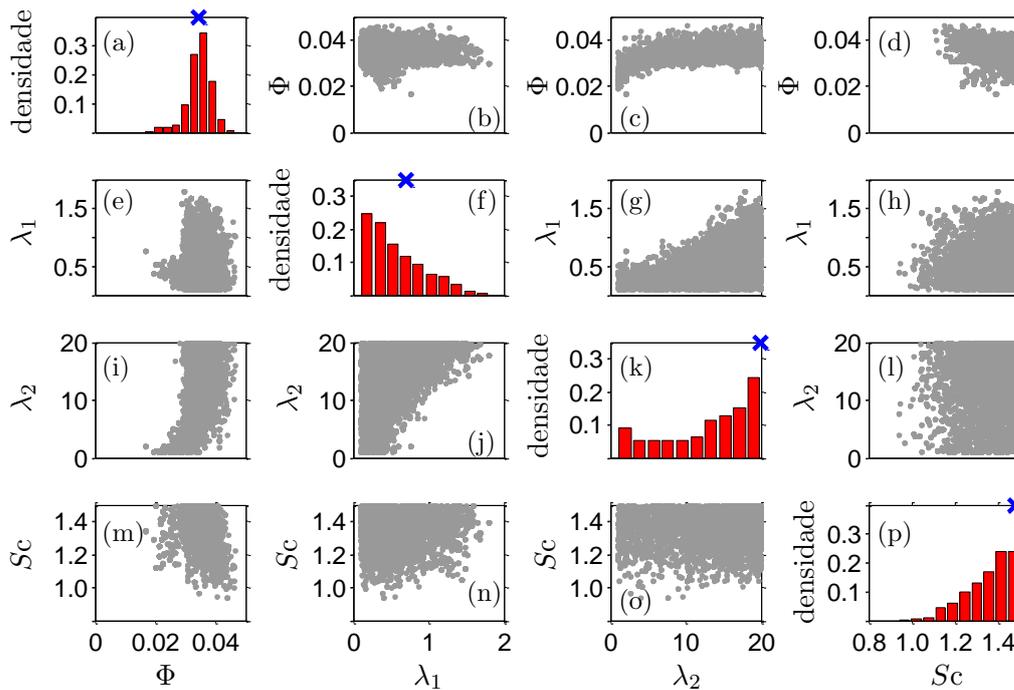


Figura 3.8: Parametrização agrupada do modelo DTB: Matriz de gráficos de dispersão das amostras posteriores geradas com o algoritmo DREAM. Os gráficos da diagonal principal são histogramas da distribuição marginal posterior dos parâmetros Φ , λ_1 , λ_2 e S_c do modelo DTB, respectivamente, enquanto que os painéis fora da diagonal descrevem gráficos de dispersão bivariados das amostras posteriores para os diferentes pares de parâmetros. A solução MAP (valor associado com a maior verossimilhança) é separadamente indicada com um símbolo de cruz em azul. Os parâmetros exibem correlação desprezível pela calibração contra os dados de espessura de regolito observados na bacia do Papagaio.

3.7.3

Modelo DTB com parâmetros espacialmente distribuídos

Em uma seção anterior deste capítulo nos mostramos (rever Figura 3.1) que o modelo DTB simula uma superfície suave para o maciço rochoso do topo da encosta até o canal de drenagem no vale. Tal superfície regular não faz justiça às variações bastante dinâmicas da espessura de regolito em diferentes sítios experimentais no Rio de Janeiro. Esta variação de DTB é parcialmente explicada por erros de medição do DPL mas também não pode ser descrita e imitada precisamente com uma solução analítica. As hipóteses do modelo DTB são convenientes na derivação de soluções analíticas para a superfície rochosa, mas não caracterizam os efeitos tridimensionais que surgem do campo de tensões e induzem heterogeneidades verticais e laterais, particularmente a relação K/ϕ (Rempe e Dietrich, 2014). Além disso, a taxa de incisão fluvial C_o é improvável de ser constante ao longo de grandes escalas de tempo, devido (entre outras) à variabilidade da resistência do maciço rochoso, movimento

lateral do canal, e dinâmica interna dos vales principais da bacia do Papagaio. Ainda, o maciço rochoso é assumido ser espacialmente homogêneo e suas descontinuidades ignoradas. Estes processos (e propriedades) são muito difíceis de se caracterizar adequadamente com uma solução analítica, e abrem portas para a modelagem numérica da profundidade até a rocha.

Nós agora discutimos os resultados do modelo DTB para dois casos diferentes de parametrização. No primeiro caso, um valor diferente de Φ é assumido para cada sub-bacia investigada, e neste caso, os outros três parâmetros (λ_1 , λ_2 e S_c) são mantidos agrupados para o domínio espacial (Figura 3.4). Isso envolve a inferência de $d = 5$ parâmetros. No segundo caso, todos os quatro parâmetros do modelo DTB são variados para cada sub-bacia hidrográfica, portanto, aumentando ainda mais a complexidade do modelo para $d = 8$. A Figura 3.9 apresenta a evolução dos valores da estatística \hat{R} para cada parâmetro do modelo DTB para o caso da parametrização distribuída com $d = 8$. Aproximadamente 10 mil avaliações do modelo DTB são requeridas para a convergência bem-sucedida do DREAM para uma distribuição estacionária. Isso requer apenas alguns minutos de cálculo em um computador comum. Computação paralela pode ser usada ainda para reduzir o tempo de processamento.

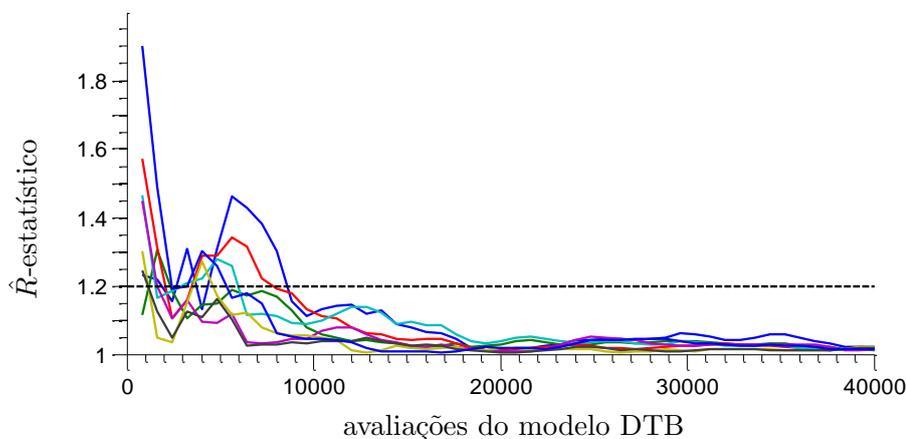


Figura 3.9: Caso de parametrização distribuída na calibração com dados reais: Evolução do diagnóstico de convergência (\hat{R} -estatístico) de Gelman e Rubin (1992) para cada parâmetro individual do modelo DTB ($d = 8$). Cada parâmetro é codificado com uma cor diferente. A linha pontilhada preta denota o limiar padrão usado para diagnosticar a convergência para uma distribuição estacionária.

A Tabela 3.5 resume a performance estatística das duas parametrizações para os dados de avaliação do nosso modelo. Os valores de RMSE e ρ -estatístico mostram-se bastante similares, com o RMSE reduzindo de 1.80 m para o caso agrupado para 1.76 m para ambas as parametrizações distribuídas. O ρ -estatístico aparece menos afetado e na realidade até é deteriorado um pouco,

passando de 0.83 para 0.82 quando o número de parâmetros é aumentado além de quatro (caso agrupado) e cinco (primeiro caso distribuído). A parametrização distribuída do modelo DTB com $d = 5$ recebe o menor valor de AIC, sendo, portanto, a configuração mais suportada pelos dados da profundidade do solo disponíveis para avaliação da nossa modelagem. Este valor de AIC = 191.10 é menor do que para as outras parametrizações, 194.00 e 193.90 para o caso agrupado e para a maior parametrização, respectivamente. Com isso, podemos concluir que a parametrização espacialmente distribuída com $d = 5$ é estatisticamente preferida.

Nós agora plotamos na Figura 3.10 as espessuras de regolito na bacia experimental do rio Papagaio usando a solução posterior média das parametrizações agrupada (a: $d = 4$) e distribuídas (c: $d = 5$; e: $d = 8$). Para simplificar a interpretação gráfica, uma barra de cores comum é adotada para todos os casos de calibração. Os gráficos de dispersão à direita comparam os valores de profundidade de regolito observadas e simuladas em diferentes locais de sondagens independentes. A linha preta sólida denota a linha 1:1, ou identidade. O código de cores nestes gráficos de regressão corresponde exatamente às cores usadas na barra de cores das figuras à esquerda. Os mapas de profundidade do topo rochoso para diferentes casos de calibração aparecem muito similares e exibem apenas pequenas diferenças se uma parametrização distribuída é utilizada. O modelo DTB prevê uma topografia suave do topo das encostas (maior espessura) para o canal de drenagem (camada fina ou mesmo rocha aflorante), padrão este que está de acordo com as observações de campo. Estes resultados também concordam com recente teoria (Rempe e Dietrich, 2014; Clair et al., 2015) e experiência de campo (Liang e Uchida, 2014; Kim et al., 2015) para ambientes geológicos similares, com encostas íngremes sobre maciços graníticos, e fornece suporte para a afirmação de que o modelo de DTB descreve adequadamente a interface solo-rocha em nosso campo experimental.

Nós concluimos esta seção com a Figura 3.11, a qual descreve um perfil da interface solo-rocha a partir da solução posterior média para a seção transversal **BB'** da Figura 2.1 usando a parametrização distribuída ($d = 5$). A superfície topográfica é indicada por uma linha sólida preta e os dados levantados com o DPL seguem marcados por pontos azuis. A região em cinza escuro representa o intervalo de 95 % de confiança do resultado da predição devido à incerteza nos parâmetros do modelo DTB. Já a região em cinza claro denota a incerteza total (parâmetros + modelo) na modelagem. A interface solo-rocha simulada com a média posterior dos parâmetros (linha vermelha sólida) aparece suave e se ajusta adequadamente às observações de campo. O intervalo de 95% de incerteza total é de certa forma grande e engloba as observações de

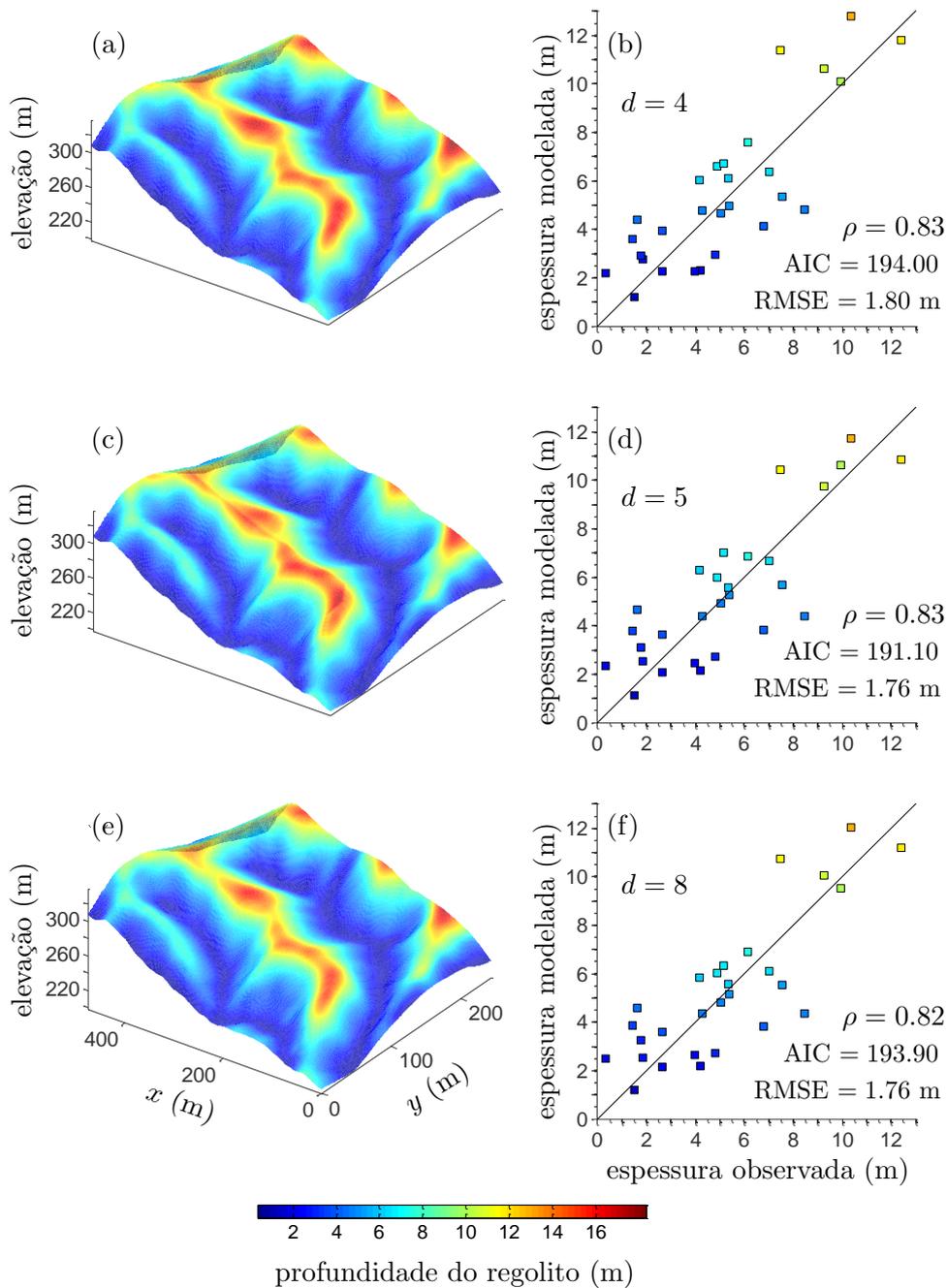


Figura 3.10: Distribuição espacial da profundidade do regolito modelada em parte da bacia experimental do rio Papagaio usando parametrização agrupada (a) e distribuída (c, e). O modelo DTB prevê solos profundos no topo e relativamente finas camadas intemperizadas na drenagem, resultado este de acordo com as observações e experiência de campo. Os gráficos de dispersão bivariados ao lado direito comparam as profundidades observadas e modeladas da interface solo-rocha para o dado de avaliação independente. O resumo das estatísticas de ajuste dos modelos (RMSE, ρ e AIC) são listados ao lado de cada gráfico, bem como o número de parâmetros, d . O código de cores dos pontos de regressão corresponde exatamente ao dos mapas de profundidade do regolito.

campo. As diferentes parametrizações do modelo DTB predizem superfícies posteriores médias do maciço rochoso similares (não apresentadas aqui), no entanto a incerteza preditiva aumenta (como esperado) com o incremento na dimensionalidade dos parâmetros.

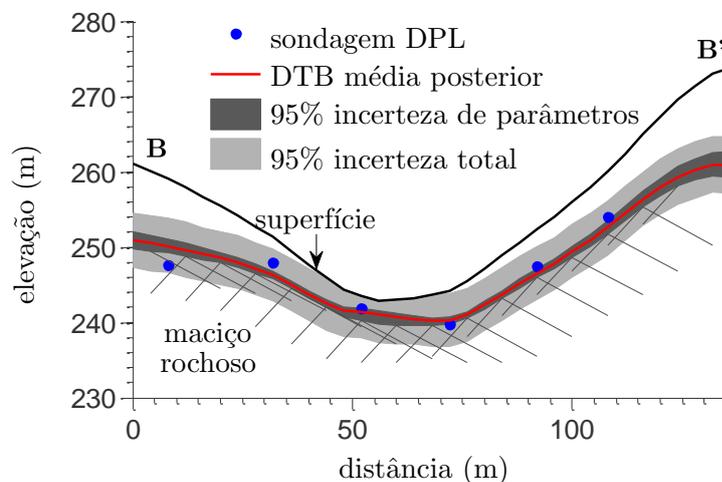


Figura 3.11: Interface solo-rocha simulada com a média posterior dos parâmetros (linha vermelha sólida) derivada com o DREAM para a seção transversal **BB'** da região experimental da bacia do Papagaio. As zonas em cinza escuro e claro representam, respectivamente, os intervalos de confiança devido à incerteza dos parâmetros e total (parâmetros + modelo). A superfície topográfica é indicada com uma linha sólida e sondagens de campo usando o DPL são representadas por pontos azuis.

3.8 Discussões

O quadro Bayesiano aqui proposto permite a síntese de modelos com observações de campo espacialmente distribuídas. A nossa abordagem usa simulação MCMC com o DREAM para pesquisar eficientemente o espaço amostral dos parâmetros na perseguição pelas denominadas amostras posteriores, que melhor honram os dados de campo. A qualidade do ajuste é quantificada por uma função de verosimilhança. Uma distribuição prévia pode ser usada para restringir os limites de cada parâmetro e/ou favorecer valores que estejam em melhor acordo com informações geológicas disponíveis. As amostras posteriores do DREAM são então visualizadas usando distribuições marginais e pares de gráficos de dispersão bivariados. Estes gráficos podem ser usados para avaliar a sensibilidade e correlação dos parâmetros. Incerteza preditiva pode ser levantada pela avaliação do modelo com cada solução posterior dos parâmetros. A simulação média posterior pode ser comparada com dados de validação para verificar a performance do modelo e ajudar a entender as principais hipóteses

e equações ao qual se baseia. Essa etapa é parte integral do método científico (Figura 1.1) e chave para o refinamento da modelagem (hipóteses).

O algoritmo DREAM é projetado especificamente para resolver distribuições alvo em alta dimensão do espaço amostral dos parâmetros. Parâmetros que possuem uma distribuição marginal relativamente apertada aparecem bem resolvidos pelos dados disponíveis. Ao contrário, se a distribuição marginal dos parâmetros ocupa uma porção grande da distribuição prévia, então o parâmetro não consegue ser restringido pelo dado de calibração e pode ser classificado como insensitivo. O uso de uma parametrização distribuída espacialmente fornece uma oportunidade implícita, e de forma relativamente simples, de levar em consideração heterogeneidades do sistema que são difíceis, e às vezes impossíveis, de caracterizar adequadamente em campo. Por exemplo, o modelo DTB pode simular variações espaciais de $\phi C_o/K$ se o valor de Φ é permitido variar sobre a região de interesse. Deve-se tomar cautela, no entanto, quanto ao uso excessivo de parâmetros pois isso aumenta significativamente as chances de sobre-ajuste. Um exemplo disso foi fornecido na Seção 3.6.2, quando estudamos o caso envolvendo observações do topo rochoso sinteticamente derivados. O ajuste mais próximo com os dados de espessura de regolito foi obtido na implementação do modelo DTB com parametrização distribuída envolvendo a inferência de $d = 28$ parâmetros. O RMSE desta parametrização (1.40 m) é consideravelmente menor que sua contraparte de 1.52 m derivado da calibração agrupada, porém uma comparação dos valores de AIC (221.43 versus 192.30) sugere que a parametrização agrupada é preferida estatisticamente. Assim, entre as hipóteses competindo, aquela com o valor mais baixo valor de AIC deve ser selecionada (princípio da parcimônia). De fato, em ambos os estudos de caso o modelo DTB com a mais simples distribuição espacial dos parâmetros ($d = 5$ para o caso real) é o melhor suportado pelos dados de espessura de regolito disponíveis.

Análise Bayesiana acoplada com simulação MCMC possui uma gama de vantagens sobre métodos de otimização padrões, uma delas é a caracterização explícita da incerteza de predição (simulação) do modelo. A interface solo-rocha, por exemplo, é uma variável chave em processos geomecânicos, mas sem a correspondente estimativa da incerteza, esta superfície é tratada meramente como uma entidade fixa em análises de estabilidade de encosta e fluxo de detritos, por exemplo. Como a simulação média posterior do topo rochoso sob a nossa bacia experimental mostrou-se estar em excelente acordo com as sondagens de campo, o dado de saída do modelo DTB deve melhorar consideravelmente simulações de escorregamento e fluxo de detritos de larga escala (Gomes et al., 2013). Além disso, nós também podemos propagar adiante

a incerteza do topo rochoso em modelos hidro-mecânicos para quantificar os intervalos de confiança de variáveis chave em análise de escorregamentos, como os fatores de segurança. A disponibilidade de mapa preciso do topo rochoso também torna mais fácil a adequada caracterização do impacto de propriedades hidráulicas e de resistência do solo em estabilidade de encostas. Todas essas vantagens da análise Bayesiana acoplada com simulação MCMC, descritas neste parágrafo, serão alvo de intensa exploração no Capítulo 4 desta tese.

Uma parametrização agrupada do modelo DTB é garantida para um conjunto esparsamente de observações do topo rochoso. O número de graus de liberdade, $df = n - d$, permanece suficientemente grande para minimizar as chances de sobre-ajuste. Se um número relativamente grande de observações está disponível, então a parametrização distribuída do modelo DTB pode ser usada. Os resultados mais promissores na bacia do Papagaio foram derivados se o parâmetro Φ é espacialmente variado por sub-bacia. O parâmetro S_c permite a simulação do modelo DTB com variação da topografia do maciço rochoso ao longo do talude e permite que o modelo DTB, como proposto aqui, possa reproduzir precisamente a existência de solos menos espessos (ou até mesmo rocha exposta) em encostas íngremes das cabeceiras do maciço da Tijuca. A morfologia do maciço rochoso no vale de drenagem é controlada pela variável Λ e a inferência dos seus parâmetros λ_1 e λ_2 permite a simulação de diferentes formatos e profundidades para o topo rochoso sob o vale.

Neste capítulo, nós usamos observações do topo rochoso espacialmente distribuídas como meta de calibração. Essa variável integrada resume a história acumulada de uma gama de processos geológicos diferentes como ciclos climáticos, dinâmica interna, instabilidades episódicas (movimentos de massa), resistência variável do maciço rochoso e incisão fluvial não uniforme (Rempe e Dietrich, 2014). Estes processos agem em conjunto em uma bacia hidrográfica, e suas relações complexas (não-lineares) com a superfície topográfica, propriedades do solo e rocha produzem variações espaciais na espessura do regolito. Com o uso de dados de espessura de regolito em diferentes locais de uma bacia hidrográfica, nós podemos restringir suficientemente os parâmetros (e resultado) do modelo DTB, embora outros tipos de dados são necessários para verificar se os processos estimulados pelo modelo são adequadamente descritos. Sem estes dados fica bastante difícil ter uma referência para os diferentes componentes do modelo DTB na busca por erros epistêmicos.

Se a principal aplicação do modelo DTB é produzir mapas precisos do topo rochoso para análises geotécnicas, então a adequação do modelo não é tão importante, desde que as espessuras de solo simuladas estejam em concordância razoável com as suas observações pontuais. Mapas da interface solo-rocha de

alta fidelidade e de alta resolução podem então ser gerados (com estimativas da incerteza) usando a parametrização distribuída aqui proposta. Isto requer a disponibilidade de uma malha relativamente densa de observações geofísicas ou perfurações, cuidadosa análise do sobre-ajuste dividindo o conjunto de dados e ainda a avaliação da incerteza das simulações posteriores amostradas com o DREAM. O resultado simulado dessa calibração distribuída foi desenhado na Figura 3.11 usando diferentes cores para as incertezas dos parâmetros e a total. Nós reiteramos que essa simulação posterior da profundidade do maciço rochoso pode agora ser utilizada em análises geotécnicas probabilísticas para a derivação de intervalos de confiança para medidas comuns como o fator de segurança. Este quadro engloba as conclusões de Catani et al. (2010), que incluíram variações espaciais do topo rochoso num modelo de talude infinito e concluíram que a espessura do regolito é provavelmente o "parâmetro" mais importante no controle do fator de segurança. Naturalmente, o tratamento da incerteza da interface solo-rocha melhorará análises de risco e tomadas de decisão em geotecnia.

Nesta tese nós usamos uma função de verosimilhança residual clássica para quantificar o ajuste entre o modelo e a observação. Esta medida estatística de similaridade modelo/dado não é enraizada na teoria geológico-geomorfológica e possui pouca correspondência com observações específicas do sistema. Isto torna muito difícil detectar erros estruturais no modelo, o nosso principal objetivo pretendido com a aplicação de métodos Bayesianos. Entretanto, não é difícil adaptar outra função de verosimilhança da equação (3-14) para incluir outros tipos de dado de calibração. Nós portanto recomendamos também o uso de outras medidas de calibração ao invés apenas do dado coletado. Estas estatísticas podem ser projetadas para teoricamente medir partes relevantes do sistema, e a avaliação do diagnóstico é procedida com a análise comportamental (assinaturas) das similaridades e diferenças entre os dados do sistema e a correspondente simulação do modelo (Gupta et al., 2008; Vrugt e Sadegh, 2013). Idealmente, essas diferenças são relacionadas à descrição de processos individuais, e a correção do modelo se dá por refinamento/melhoramento desses respectivos componentes do modelo. Trabalho recente (Sadegh et al., 2015) mostrou que esta abordagem proporciona uma melhor orientação sobre o mau funcionamento do modelo do que o paradigma convencional baseado na função de verosimilhança residual clássica.

O foco desta tese foi apenas em uma pequena parte da bacia hidrográfica do Papagaio. Um investimento financeiro grande seria necessário para a obtenção de dados da interface solo-rocha de alta qualidade para toda essa região. Isso também exigiria um esforço humano enorme, principalmente em

encostas íngremes, as quais são especialmente difíceis de acessar, mesmo para equipes bem treinadas.

3.9 Epílogo

Como o interior de encostas é muito difícil de se acessar e iluminar, medições diretas do contato solo-rocha consomem tempo, e muito esforço é necessário para caracterizar adequadamente variações na espessura de regolito em escala de encosta ou bacia hidrográfica. Logo, um modelo computacional que possa simular mapas de profundidade do topo rochoso com alta resolução é de grande importância.

Neste capítulo, nós introduzimos um novo modelo para a predição espacial do contato solo-rocha a partir de topografia de alta resolução. Nosso modelo DTB baseia-se na hipótese do controle ascendente do maciço rochoso desenvolvido por Rempe e Dietrich (2014) e calcula a espessura do regolito pela diferença entre a superfície topográfica e o perfil de água subterrânea derivado da solução analítica uni-dimensional e em regime permanente da equação de Boussinesq. Nosso modelo inclui dois termos capazes de caracterizar adequadamente a espessura de regolito em encostas íngremes e em vales de drenagem.

Nós introduzimos a análise Bayesiana usada para reconciliar nosso modelo DTB com as observações de campo descritas no Capítulo 2. Essa abordagem usa simulação MCMC com o algoritmo DREAM para pesquisar eficientemente o espaço amostral dos parâmetros na perseguição pela chamada distribuição posterior, que melhor honra o dado de campo. Nós deduzimos como a inferência Bayesiana pode ser usada para avaliar a incerteza preditiva da modelagem da espessura de regolito.

Dois estudos de caso usando dados sintéticos e observações de campo da bacia do rio Papagaio, Rio de Janeiro, ilustraram a utilidade e aplicabilidade do nosso modelo e metodologia. Propomos, para ambos os casos, o uso de parametrizações agrupadas e distribuídas. Os resultados da parametrização agrupada demonstraram que a simulação posterior média do modelo DTB imita razoavelmente bem os dados observados, com RMSE de 1.52 m e 1.80 m, para os dados sintéticos e reais, respectivamente. Nós também mostramos como a performance do modelo pode ser melhorada com a parametrização distribuída de Φ . Para ambos os casos estudados, o RMSE reduziu para 1.47 e 1.76 m, respectivamente. Nós defendemos a teoria de que a parametrização distribuída identifica heterogeneidades do maciço que são difíceis de se caracterizar em campo.

Nossa metodologia permitiu quantificar a incerteza preditiva do topo rochoso em encostas (Figura 3.11). Isso abre oportunidade para testar a implicação desse intervalo de confiança para a estabilidade geotécnica, assunto alvo do nosso próximo capítulo.

Parte III

Aplicação para estabilidade de encostas

4

Efeitos de incertezas da interface solo-rocha e parâmetros hidráulicos do solo na estabilidade de encostas naturais não-saturadas

Este capítulo investiga o papel da incerteza da interface solo-rocha e parâmetros hidráulicos do solo na estabilidade de uma encosta natural. Nós usamos simulação Monte Carlo na integração de simulações de fluxo saturado não-saturado e análise limite numérica para avaliar o impacto dessas fontes de incerteza nos intervalos de confiança do fator de segurança. Três estudos de caso exploram a efetividade da nossa metodologia. Nossos resultados demonstram que a incerteza da espessura de regolito afeta os intervalos de confiança do fator de segurança. O efeito combinado da incerteza do topo rochoso e dos parâmetros hidráulicos aumenta a probabilidade de ruptura.

4.1

Introdução

O grau de saturação do solo exerce forte controle na estabilidade de encostas e portanto na susceptibilidade de deslizamentos. Inúmeras contribuições para a engenharia geotécnica investigaram a probabilidade de ocorrência, mecanismos controladores e processos de escorregamentos induzidos por precipitações. Esta gama de trabalhos elucidou que a estabilidade de encostas é bastante influenciada pela variabilidade dos parâmetros hidráulicos do solo (Cho e Lee, 2001; Tsaparas et al., 2002), parâmetros de resistência (El-Ramly et al., 2005; François et al., 2007; Griffiths et al., 2009), topografia da encosta (Zhang et al., 2013b), e pela profundidade até a rocha (Vargas Jr. et al., 1990; Mukhlisin et al., 2008; Catani et al., 2010; Fan et al., 2016). É bastante difundido que a infiltração de água de chuva em encostas aumenta o teor de umidade e a correspondente poro pressão. Conseqüentemente, este processo reduz a resistência ao cisalhamento do solo, afetando fortemente a probabilidade de ruptura. Então, quanto maior o grau de saturação, maior a susceptibilidade ao deslizamento. Uma determinação precisa da poro pressão é portanto de fundamental importância para análises de estabilidade em encostas saturadas não-saturadas.

A estabilidade de encostas é comumente expressa através de uma medida denominada fator de segurança (FS). Dependendo do método de estabilidade adotado (equilíbrio limite, análise limite, elementos finitos) FS pode ser calculado de diversas formas. Geralmente, a ruptura da encosta (FS menor que a unidade) estará iminente se o equilíbrio não puder ser mantido na massa de solo. Ao contrário, quando FS é maior do que uma unidade a encosta é considerada estável. Logo, quanto menor o valor de FS, menos estável e mais susceptível à ruptura está a encosta. É preciso, no entanto, ter cuidado com a interpretação de FS uma vez que diferentes variáveis incorporadas neste cálculo estão sujeitas a incerteza e portanto podem não ser medidas precisamente (Duncan e Wright, 2005).

Análises de estabilidade de encostas convencionais (determinísticas) calculam o FS sem considerar o grau de incerteza associado com propriedades do sistema (Christian et al., 1994; Kang et al., 2015). Métodos probabilísticos permitem ao projetista considerar questões além daquelas incluídas em análises determinísticas. Essas abordagens proporcionam o cálculo de intervalos de confiança para o FS em resposta a incertezas em propriedades do solo, erros de medição, condições estratigráficas e deficiências estruturais nos modelos (Christian et al., 1994; Malkawi et al., 2000). O impacto da incerteza nas propriedades do solo sobre FS é relativamente fácil de ser quantificado usando métodos estatísticos (Christian et al., 1994), e conseqüentemente foi amplamente explorada por muitos autores (Ng e Shi, 1998; El-Ramly et al., 2005; Griffiths et al., 2009; Phoon et al., 2010; Wang et al., 2010). Isso inclui o tratamento da porosidade (Zhang et al., 2005), do peso específico do solo, coesão e ângulo de atrito (Malkawi et al., 2000; Griffiths et al., 2009), e da variabilidade espacial da condutividade hidráulica (Ng e Shi, 1998; Zhang et al., 2005). Erros em medição surgem de métodos impróprios ou equipamentos imprecisos (Christian et al., 1994). Por exemplo, a estratigrafia de sub-superfície pode exibir uma grande variabilidade espacial, e se esta heterogeneidade não é propriamente caracterizada, estudos de estabilidade geotécnica são fortemente comprometidos (Vargas Jr. et al., 1990; Mukhlisin et al., 2008). Novamente exemplificando, o teor de umidade de uma encosta (e sua distribuição espacial) conforme calculado por modelos dinâmicos está sujeito à considerável incerteza porque condições iniciais/contorno e erros epistêmicos tornam esses modelos imperfeitos (Christian et al., 1994; Vrugt et al., 2005).

Análises de estabilidade geotécnica sob dinâmica solo-água transiente requerem o conhecimento de propriedades hidráulicas do solo, ou seja, a curva de retenção de água no solo ou curva característica (SWCC) e a função de condutividade hidráulica (HCF). Essas duas relações constitutivas exibem

uma variabilidade espacial grande e consomem bastante tempo e recursos financeiros para medição em escala de encosta (Scharnagl et al., 2011; Liang e Uchida, 2014). Enquanto muitos autores avaliaram o impacto da condutividade hidráulica saturada na estabilidade de encostas (Reid, 1997; Cai et al., 1998; Cho e Lee, 2001; Dou et al., 2014), poucas contribuições exploraram os efeitos da SWCC e HCF sobre FS (Gerscovich et al., 2006; Mukhlisin et al., 2008; Phoon et al., 2010; Fan et al., 2016). Nós concordamos com Liang e Uchida (2014) que um entendimento melhor da dinâmica da água no solo em uma encosta seja um pré-requisito para uma adequada avaliação de estabilidade da massa de solo. Isto portanto deve incluir um claro reconhecimento de incertezas nas propriedades hidráulicas do solo, além das correlações multi-variadas entre parâmetros da SWCC e HCF (Zhang et al., 2013a).

Um estudo recente de Liang e Uchida (2014) avaliou o impacto da incerteza dos parâmetros hidráulicos do solo sobre a distribuição do teor de umidade simulada pelo fluxo saturado não-saturado tridimensional em uma pequena bacia hidrográfica do Japão. Usando um mapa detalhado da interface solo-rocha e diferentes parametrizações para os parâmetros hidráulicos, eles reportaram que a saturação de sub-superfície se desenvolve predominantemente na superfície do maciço rochoso. O topo rochoso conecta então regiões esparsamente saturadas (Lanni et al., 2012) e juntamente com a profundidade do regolito controlam a poro pressão (e sua distribuição espacial) em uma encosta (Hopp e McDonnell, 2009). De fato, a espessura de solo até a rocha é uma das variáveis-chave para a determinação da estabilidade de encostas em eventos chuvosos, e pode influenciar deslizamentos (Montgomery et al., 2002; Wang e Sassa, 2003; Kim et al., 2015).

O limite entre o solo e a rocha são frequentemente tratado como um plano preferencial de deslizamento em análise geotécnica (Fan et al., 2016), onde propriedades de resistência e hidrológicas variam abruptamente. Infelizmente, a topografia do maciço rochoso em encostas naturais exibe um padrão complexo (Vargas Jr. et al., 1990) que é difícil de se medir e iluminar pois os interiores das encostas são pobremente acessíveis (Gomes et al., 2016). Conseqüentemente, análises de estabilidade de encosta frequentemente assumem uma geometria simplificada para o topo rochoso (Vargas Jr. et al., 1990; Ng e Shi, 1998; Griffiths et al., 2009; Fan et al., 2016). Recentemente, contudo, muitos autores procuraram usar mapas de alta resolução da superfície rochosa para avaliar a estabilidade de encostas (Lee e Ho, 2009; Ho et al., 2012; Lanni et al., 2012; Kim et al., 2015).

4.2

Objetivos

Apesar deste progresso alcançado, estudos existentes ainda não trataram adequadamente o efeito da incerteza da espessura de regolito sobre o FS simulado. A proposta deste capítulo é avaliar o impacto das incertezas na distribuição espacial da interface solo-rocha e parâmetros hidráulicos do maciço em estabilidade de encostas e na probabilidade de ruptura. Nós usamos o modelo DTB (ver capítulo 3) para gerar mapas plausíveis da interface solo-rocha. Este modelo foi calibrado contra dados de campo coletados (ver capítulo 2) usando inferência Bayesiana com o algoritmo DREAM. A incerteza preditiva posterior da espessura de regolito simulada pelo modelo DTB serve como dado de entrada para um programa de fluxo tridimensional e outro de análise limite numérica para avaliar a estabilidade da encosta e fornecer intervalos de confiança para o FS. Essa análise também leva em consideração a incerteza dos parâmetros hidráulicos do solo derivados de funções de pedotransferência usando o programa ROSETTA (Schaap et al., 2001). Nós aplicamos o método para um talude natural do Maciço da Tijuca, no Rio de Janeiro. Particularmente, nós estamos interessados nos efeitos combinados de ambas as fontes de incerteza (topo rochoso e propriedades hidráulicas) nos intervalos de confiança de FS. O quadro apresentado aqui permite que engenheiros geotécnicos abordem questões além daquelas obtidas em métodos determinísticos, e fornece uma base para análise de confiabilidade de perigo geológico-geotécnico.

O restante deste capítulo é organizado conforme a seguir. A seção 4.3 resume as diferentes partes do nosso modelo integrado para simulação de fluxo e análise de estabilidade. Este quadro é utilizado para computar a distribuição da carga de pressão na massa de solo e o FS. Na seção 4.4 nós quantificamos as incertezas dos parâmetros hidráulicos e da interface solo-rocha. Na sequência, a seção 4.5 apresenta três diferentes estudos de caso para testarmos nossa metodologia. Na seção 4.6, mostramos os resultados para os estudos de caso e na seção 4.7 discutimos as implicações para modelagem hidrológica e geotécnica. Finalmente, na seção 4.8 concluímos esta parte da tese com um resumo das nossas principais descobertas.

4.3

Simulações numéricas

Nós desenvolvemos um quadro integrado para simulações estocásticas em estabilidade de encostas. Esta estrutura probabilística acopla um algoritmo Monte Carlo com simulações de fluxo não-saturado tridimensional e de análise limite numérica (ALN). O algoritmo Monte Carlo é usado para quantificar o

impacto das incertezas relativas ao topo rochoso e aos parâmetros hidráulicos sobre os valores obtidos de FS por meio de repetidas simulações numéricas de um resolvidor da equação de Richards e um código de ALN para o talude experimental sob investigação.

Nosso sistema é desenvolvido em MATLAB e integra ambos os modelos numéricos, evitando a transferência de dados entre softwares (François et al., 2007). Isso simplifica consideravelmente a análise de estabilidade geotécnica. Além disso, nosso código computacional gera automaticamente malhas com elementos finitos prismáticos e tetraédricos para o domínio espacial da encosta e possui ferramentas de pré e pós-processamento acopladas para auxiliar o ajuste inicial e a visualização dos resultados. Um resumo do nosso sistema integrado é apresentado na Figura 4.1. Quatro dados de entrada básicos são requeridos: a geometria da encosta (incluindo a profundidade até a rocha espacialmente variável), parâmetros hidráulicos do solo, condições iniciais/contorno e parâmetros de resistência. Outros dados de entrada (opcionais) incluem computação paralela, refinamento e ajuste das malhas de elementos finitos (FE), além de entradas alfa-numéricas que permitem simulações Monte Carlo para conjuntos de superfícies rochosas e parâmetros hidráulicos. Malhas de elementos finitos são automaticamente geradas para ambos os códigos (fluxo e ALN). O simulador de fluxo resolve a equação de Richards e armazena valores transientes da distribuição da carga pressão, $\psi(x, y, z, t)$, função das coordenadas espaciais (x, y, z) e tempo (t) . Valores nodais de ψ são então interpolados para cada elemento finito da malha com elementos tetraédricos (o ponto vermelho da malha de elementos tetraédricos na Figura 4.1 simboliza essa interpolação). O código ALN retorna, dentre outros dados de saída, os correspondentes valores de FS.

As próximas sub-seções detalham o fluxograma apresentado na Figura 4.1 e resume brevemente as equações e teorias envolvidas na simulação de fluxo e de estabilidade utilizadas nesta tese. Ambas as teorias são resolvidas pelo método dos elementos finitos. A estrutura do nosso sistema foi especificamente adaptada para tratamento da incerteza na profundidade do topo rochoso e dos parâmetros hidráulicos. Estas propriedades probabilísticas foram derivadas, respectivamente, do modelo DTB apresentado no capítulo anterior e do programa ROSETTA de pedotransferência de Schaap et al. (2001), o qual aprofundaremos na seção 4.4. Este quadro integrado simplifica então simulações estocásticas em análises geotécnicas.

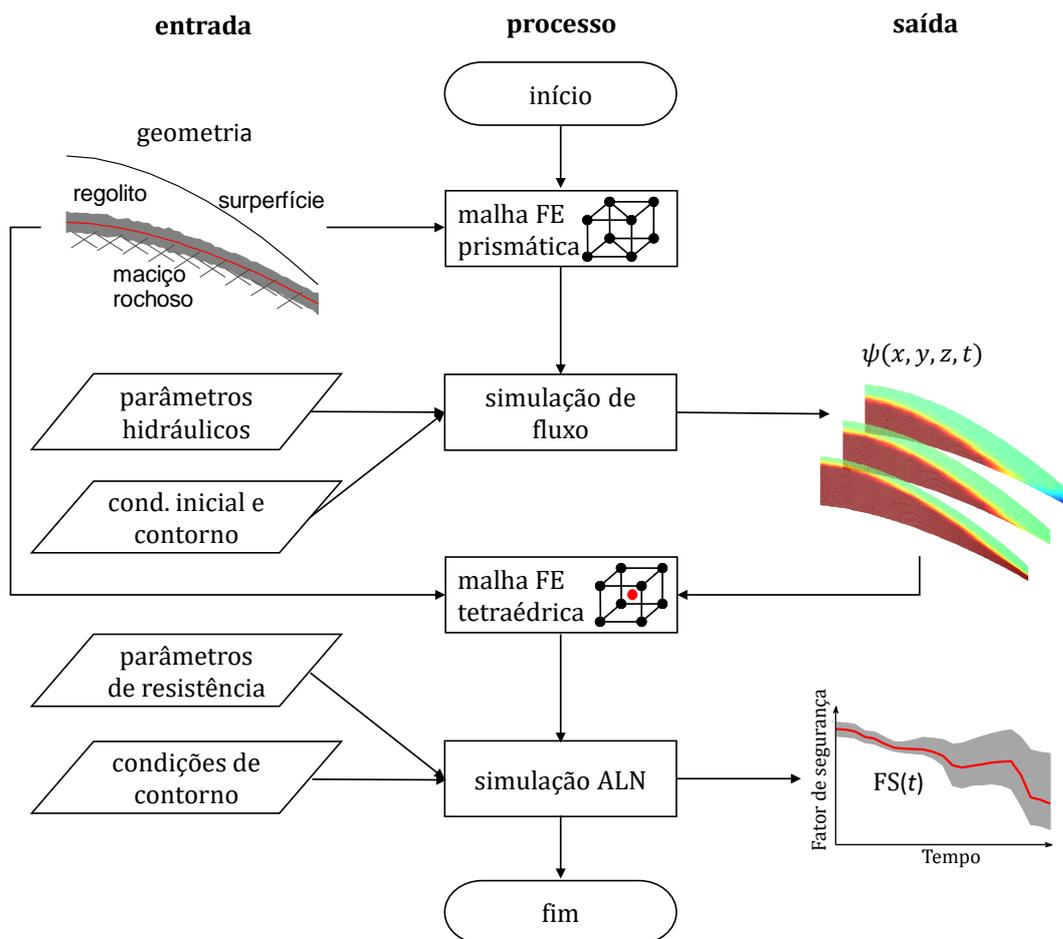


Figura 4.1: Esquema básico do sistema desenvolvido em MATLAB para integração de simulações de fluxo e análise de estabilidade. Dados de entrada/saída bem como os principais processos estão indicados. O código é especialmente projetado para executar simulações Monte Carlo para avaliação de incertezas no topo rochoso e parâmetros hidráulicos.

4.3.1 Descrição do modelo de fluxo

Nesta seção descrevemos o modelo de fluxo adotado para simular as cargas de pressão no talude experimental, que posteriormente são acopladas à análise limite numérica.

4.3.1.1 Equação governante

A equação tridimensional de Richards é usada para modelar o fluxo saturado não-saturado. Este modelo simula (dentre outras) a distribuição da carga de pressão na encosta. A formulação da equação de Richards em termos de carga de pressão é:

$$C(\psi) \frac{\partial \psi}{\partial t} + S_s S(\psi) \frac{\partial \psi}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left[K(\psi) \frac{\partial \psi}{\partial x} \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[K(\psi) \frac{\partial \psi}{\partial y} \right] + \frac{\partial}{\partial z} \left[K(\psi) \frac{\partial \psi}{\partial z} + 1 \right], \quad (4-1)$$

onde ψ [L] é a carga de pressão; $C(\psi)$ [L⁻¹] representa a capacidade de retenção específica de água; $S(\psi)$ [-] denota a SWCC; S_s [L⁻¹] significa o armazenamento específico; $K(\psi)$ [LT⁻¹] é a HCF; t [T] simboliza tempo; e x [L], y [L] e z [L] definem coordenadas espaciais. O grau de saturação é definido como

$$S(\psi) = \frac{\theta(\psi) - \theta_r}{\theta_s - \theta_r}, \quad (4-2)$$

onde $\theta(\psi)$ [L³L⁻³] é o teor de umidade; e θ_r e θ_s [L³L⁻³] representam as umidades residual e saturada, respectivamente.

Infelizmente, nenhuma solução analítica da equação (4-1) existe para taludes com estratigrafia complexa e condições de contorno realísticas. Nós portanto recorremos à solução numérica, e usamos o método dos elementos finitos para simular a distribuição de pressões e valores de umidade na encosta. O esquema completamente implícito com passos de tempo variáveis, desenvolvido por Micheletto (2008), é usado para discretizar a equação de Richards no espaço e tempo. Micheletto (2008) adota o método quasi-Newton Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) (Matthies e Strang, 1979; Bathe e Cimento, 1980) para resolver iterativamente a equação (4-1). Este método calcula a matriz Jacobiana (derivadas) apenas uma vez em cada passo tempo, reduzindo assim o custo computacional de malhas altamente discretizadas. Para detalhes sobre este método de resolução do fluxo saturado não-saturado nós nos referimos às publicações acima.

4.3.1.2

Discretização temporal e espacial

A solução numérica da equação (4-1) requer ao usuário a discretização espacial e temporal do domínio de interesse. Nós utilizamos aqui uma malha constituída de elementos finitos prismáticos. A Figura 4.2 (a) apresenta uma vista tridimensional da nossa malha de elementos finitos. Esta malha é representativa da nossa encosta experimental no Rio de Janeiro (da qual mais adiante). Os elementos são compostos por 6 nós, onde são computados os valores de carga de pressão usando o método BFGS. Infelizmente, não é possível construir a superfície da malha sem adequado conhecimento da superfície topográfica, isto é, das coordenadas (x, y, z) e da distribuição da interface solo-rocha. Nosso conjunto de funções em MATLAB permite ao usuário definir a densidade da malha superficial (número de nós/elementos). Além disso, o sistema também permite ao usuário definir o número de nós na direção z (vertical) entre a superfície e o topo rochoso.

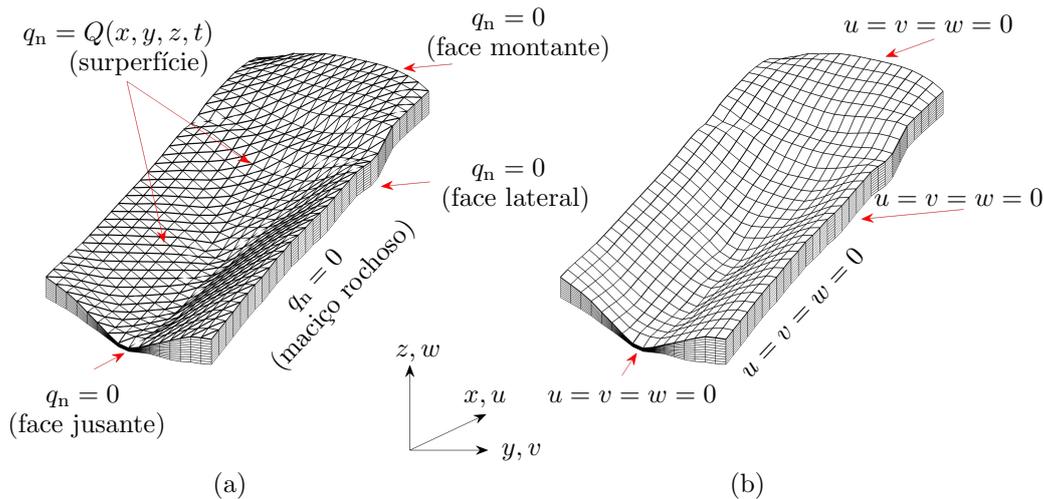


Figura 4.2: Exemplos de malhas com elementos (a) prismáticos e (b) tetraédricos da nossa encosta experimental. (a) As condições de contorno da equação (4-1) estão indicadas nos limites da malha de fluxo. Uma condição de fluxo imposto (precipitação), $Q(x, y, z, t)$ é usada na superfície da malha estruturada, enquanto que uma condição de contorno natural (sem fluxo), $q_n = 0$ é imposta na interface solo-rocha e nas faces lateral, de jusante e montante. (b) As condições de contorno da equação (4-9) são separadamente indicadas nos limites da malha tetraédrica. Os símbolos u , v e w são usados para denotar velocidades de deformação nas direções das três coordenadas espaciais (x, y, z). Tais valores seguem a condição de contorno assumida (velocidade zero: $u = v = w = 0$).

A malha estruturada apresentada na Figura 4.2 (a) é composta por 9600 elementos e 5797 nós. Esta dimensão é adotada em nossas simulações pois fornece um meio termo entre a eficiência computacional e a precisão das cargas de pressão simuladas. De fato, uma malha mais discretizada não melhorou nossas simulações numéricas. Conforme apresentamos na seção 2.6 do capítulo 2 desta tese, nossas amostras de solo não revelaram heterogeneidades que pudessem ser traduzidas em diferentes camadas estratigráficas. Portanto, nós assumimos convenientemente solo homogêneo. Contudo, o programa desenvolvido permite a simulação de heterogeneidades no domínio da malha.

Conforme mencionado anteriormente, o simulador do fluxo implementa um passo de tempo variável, Δt para resolver numericamente a equação (4-1). Este tempo diminui se o critério de convergência de ψ não é satisfeito com o atual valor de Δt . Nós implementamos um esquema que relaciona o incremento Δt com o número de iterações do passo de tempo anterior. Os passos de tempo inicial, máximo e mínimo foram mantidos 0.01, 10^{-9} e 1 h, respectivamente. Baseado no trabalho de Paniconi et al. (1991), nós ajustamos o limiar para

convergência de ψ para 0.1 m.

4.3.1.3

Condições de contorno e inicial

A solução numérica da equação de Richards foi obtida pela imposição de uma condição de contorno atmosférica, Q [LT^{-1}], por meio de precipitação ao longo do contorno superficial Γ conforme:

$$q_n = Q(x, y, z, t) \quad \text{em } \Gamma, \quad (4-3)$$

onde q_n [LT^{-1}] representa fluxo normal à malha de elementos finitos (Figura 4.2 (a)). Dados pluviométricos foram obtidos de uma estação próxima à região de estudo (Figura 4.3). O hietograma mostra três eventos chuvosos individuais (dias 2-4, dias 7-13 e dias 18-21), os quais aparecem bem separados ao longo do tempo. O último dos três eventos exibe a maior intensidade e volume de chuva. Este dado pluviométrico adotado corresponde a um período chuvoso extremo registrado há décadas.

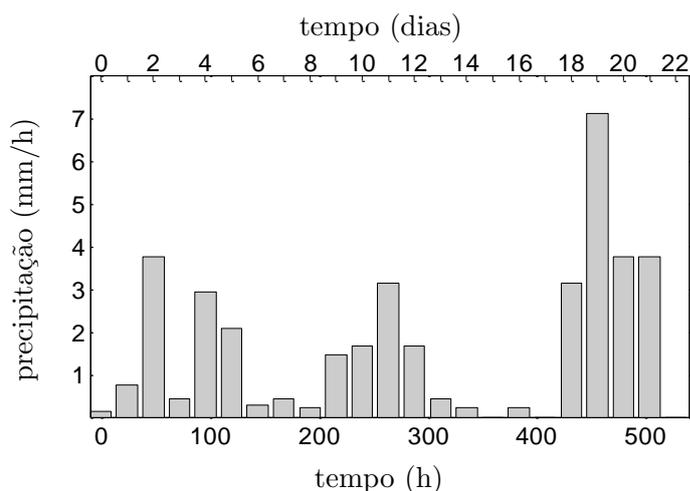


Figura 4.3: Condição de contorno atmosférica usada nas simulações numéricas. O hietograma envolve um período de 22 dias com medições horárias de alturas de precipitação (mm) em uma estação meteorológica próxima do maciço da Tijuca (RJ).

Neste estudo, nós assumimos que a taxa de infiltração é equivalente à intensidade de chuva. Se, em resposta a esta precipitação, as cargas de pressão dos nós superficiais se tornassem maiores que zero, então o excesso de água é drenado por escoamento superficial e as cargas de pressão são redefinidas em zero. A infiltração será equivalente à fluxo imposto na superfície, Q , se ao final de um passo de tempo, a taxa de infiltração for maior do que a condição de contorno atmosférica prescrita em cada nó (Micheletto, 2008). Nos nós restantes, na interface solo-rocha, faces lateral, jusante e montante,

uma condição de contorno natural (fluxo zero) é imposta ($q_n = 0$), conforme apresentado na Figura 4.2 (a).

Na ausência de informação detalhada sobre o teor de umidade inicial no perfil de solo investigado, estes valores foram assumidos -5 m. Como as simulações são realizadas em um período chuvoso de 22 dias, a sensibilidade da equação (4-1) sobre os valores iniciais devem diminuir rapidamente ao longo do tempo. Além disso, testes utilizando saturação inicial espacialmente variada não alteraram significativamente nossos resultados (não apresentados).

4.3.1.4

Propriedades hidráulicas do solo

A solução da equação (4-1) requer ao usuário especificar as propriedades hidráulicas do solo. Nós adotamos o modelo de van Genuchten-Mualem (VGM) (van Genuchten, 1980; Mualem, 1976) com a seguinte formulação para a SWCC, $S(\psi)$ e para a HFC, $K(\psi)$

$$S(\psi) = \frac{\theta(\psi) - \theta_r}{\theta_s - \theta_r} = \begin{cases} (1 + |\alpha\psi|^n)^{-m} & \text{para } \psi \leq 0 \\ 1 & \text{para } \psi > 0 \end{cases} \quad (4-4)$$

$$K(\psi) = K_s S(\psi)^L \left(1 - \left(1 - S(\psi)^{1/m} \right)^m \right)^2, \quad (4-5)$$

onde α [L^{-1}] é uma aproximação para o valor de entrada de ar no solo; n [-] e m [-] são parâmetros de ajuste da SWCC e HFC; K_s [LT^{-1}] denota a condutividade hidráulica saturada e L [-] é um parâmetro de conectividade dos poros. Nós fazemos a hipótese comum de que $m = 1 - 1/n$ e $L = 0.5$, o que reduz o número de parâmetros hidráulicos para cinco, isto é, o vetor $\{\theta_s, \theta_r, \alpha, n, K_s\}$.

4.3.2

Análise limite numérica

Nosso sistema em MATLAB usa análise limite numérica (ALN), para pós-processar dados de saída da simulação de fluxo e calcular valores transientes de FS (Figura 4.1). Nós aplicamos a técnica de redução dos parâmetros de resistência para determinar o FS. Neste caso, um fator de redução é imposto aos parâmetros de resistência e um processo iterativo é aplicado até que o FS possa ser calculado para um conjunto de cargas aplicadas, geometrias, propriedades do solo e condições de poro pressão. Uma revisão compreensiva de métodos de análise limite numérica foi apresentada por Sloan (2013). Leitores interessados encontram nessa publicação futuros detalhes sobre ALN.

ALN é um método utilizado para avaliação de estabilidade geotécnica (Sloan, 2013) baseado nos fundamentos da teoria da plasticidade. Amplamente falando, pela otimização de campos de tensão admissíveis (teoria do limite inferior) e campos de velocidade cineticamente admissíveis (teoria do limite superior), é possível definir extremidades (inferior e superior) para a carga de colapso (Li et al., 2010). Nesta tese, o método ALN utilizado foi descrito em Camargo (2015) para avaliar a estabilidade de encostas tridimensionais de grande escala sob condições não-saturadas. Este método assume uma formulação mista (Durand et al., 2006) na qual tensões são constantes dentro de cada elemento, e velocidades variam linearmente. Programação cônica de segunda ordem é usada para resolver equações de equilíbrio e condições não-lineares impostas pelo critério de ruptura de Drucker-Prager (do qual mais adiante). Isto permite uma solução rápida para malhas de elementos finitos altamente discretizadas.

Agora nós descreveremos brevemente os principais aspectos do método ALN apresentado em Camargo (2015) e adotado nesta tese para simulações probabilísticas em estabilidade de encostas. Foge ao escopo deste trabalho desenvolver o método ALN, mas sim fazer uso do mesmo. Portanto nós nos referimos aos trabalhos de Camargo (2015) e Camargo et al. (2016) para futuros detalhes.

4.3.2.1 Critério de ruptura

Nós usamos o critério de ruptura de Drucker-Prager (Drucker et al., 1952; Drucker e Prager, 1952) como condição de ruptura. O material de solo de Drucker-Prager é modelado por dois invariantes do tensor de tensões e propriedades do material. Se assumirmos condições de deformação plana, estas propriedades podem ser relacionadas diretamente com parâmetros de resistência tradicionais do modelo de Mohr-Coulomb: coesão (c) e ângulo de atrito (ϕ). Contudo, a resistência ao cisalhamento é também dependente da sucção em solos não-saturados. Nós portanto assumimos aqui o critério estendido de Mohr-Coulomb (Fredlund e Rahardjo, 1993), o qual faz uso do princípio das tensões efetivas para descrever duas variáveis independentes, a tensão normal, $(\sigma - u_a)$ e a sucção, $(u_a - u_w)$:

$$\begin{aligned}\tau &= c' + (u_a - u_w) \tan \phi_b + (\sigma - u_a) \tan \phi' \\ &= c_{ap} + (\sigma - u_a) \tan \phi',\end{aligned}\tag{4-6}$$

onde $(\sigma - u_a)$ denota a tensão normal e $(u_a - u_w)$ significa a tensão de sucção; u_a [$\text{MT}^{-2}\text{L}^{-1}$] é a pressão de ar nos vazios; u_w [$\text{MT}^{-2}\text{L}^{-1}$] representa a poro

pressão de água; ϕ_b [°] é o ângulo usado como aproximação para a taxa de variação na sucção mátrica; e σ [MT⁻²L⁻¹] simboliza a tensão total. O termo $c' + (u_a - u_w) \tan \phi_b$ na equação (4-6) mede o efeito combinado da coesão efetiva, c' , e o termo da sucção, $(u_a - u_w) \tan \phi_b$, ou seja, a coesão aparente, c_{ap} , induzida pela sucção no solo.

4.3.2.2

Problema de otimização

No problema de estabilidade de encostas considerado nesta tese, o método ALN procura encontrar um campo de tensões estaticamente admissível $\sigma = \{\sigma_{xx}, \sigma_{yy}, \sigma_{xy}, \tau_{xy}, \tau_{yz}, \tau_{xz}\}^T$ que satisfaz o equilíbrio dentro do volume do solo, não viola o critério de ruptura, e maximiza o fator de colapso. Após montagem de todas as N_e contribuições elementares e N_n contribuições nodais para a malha de elementos finitos, o fator de colapso, denotado por λ , é maximizado a partir da resolução da forma geral do seguinte problema de otimização (em notação matricial):

$$\begin{aligned} & \text{maximizar } \lambda && \text{fator de colapso} \\ & \text{subjeito a } \mathbf{G} \cdot \sigma = \lambda \mathbf{f} && \text{condição de equilíbrio} \\ & && g(\sigma^i) \leq 0, \quad i = 1, \dots, N_e \quad \text{critério de ruptura,} \end{aligned} \quad (4-7)$$

onde \mathbf{G} ($3N_n \times 6N_e$) representa a matriz de equilíbrio, \mathbf{f} ($3N_n \times 1$) é o vetor de forças de corpo devido ao peso do material agindo em cada elemento e $g(\sigma^i)$ significa uma condição de ruptura não-linear. Um método atrativo para resolver o problema de otimização em (4-7) é usar programação cônica de segunda ordem (Makrodimopoulos e Martin, 2006; Sloan, 2013). Neste caso, o vetor de tensões σ é linearmente transformado em um vetor auxiliar ρ (Makrodimopoulos e Martin, 2006):

$$\rho = \mathbf{D} \cdot \sigma + \mathbf{d}, \quad (4-8)$$

onde ρ possui a mesma dimensão do vetor σ , e a matriz \mathbf{D} e o vetor \mathbf{d} contêm coeficientes do critério de ruptura de Drucker-Prager. Para cada elemento na malha, \mathbf{D} possui dimensão 6×6 , enquanto que o tamanho de \mathbf{d} é 6×1 . Detalhes da montagem das matrizes \mathbf{D} e \mathbf{d} são dados em Camargo et al. (2016). O vetor auxiliar ρ representa agora as tensões no espaço cônico-quadrático. Assim, a formulação discreta deste problema usando o critério de ruptura de Drucker-Prager no espaço cônico-quadrático pode ser expresso por (Camargo et al., 2016):

$$\begin{aligned} & \text{maximizar } \lambda \\ & \text{subjeito a } \mathbf{G} \cdot (\mathbf{D}^{-1} \cdot \boldsymbol{\rho} - \mathbf{D}^{-1} \cdot \mathbf{d}) = \mathbf{f} + \lambda \mathbf{f}_h, \\ & \boldsymbol{\rho}^i \in \mathcal{K}, \quad i = 1, \dots, N_e, \end{aligned} \quad (4-9)$$

onde \mathbf{f}_h ($3N_n \times 1$) representa o vetor de forças externas resultante de força horizontal fictícia aplicada à massa de solo, e cada vetor elementar $\boldsymbol{\rho}^i$ é restrito ao espaço cônico-quadrático, \mathcal{K} . O uso de \mathbf{f}_h na condição de equilíbrio é numericamente conveniente para computar o fator de segurança (Camargo, 2015). O problema de otimização não-linear da equação (4-9) é resolvido usando o programa Mosek (MOSEK ApS, 2015). O resolvidor Mosek é robusto e lida com problemas de grande porte envolvendo otimização cônica-quadrática com bastante agilidade. Camargo (2015) adotou uma formulação mista para ALN, no qual tensões são obtidas pela resolução do problema primal de otimização e as velocidades são derivadas da solução dual, ambas através do resolvidor Mosek. Esta técnica considera tanto os campos de tensões quanto velocidades nas direções u , v e w como variáveis desconhecidas, satisfazendo (parcialmente) as condições estáticas e (totalmente) as dinâmicas (Durand et al., 2006).

4.3.2.3

Condições de contorno

As condições de contorno envolvem velocidades zero nas direções u , v e w (Figura 4.2 (b)). Essas condições são incluídas na matriz \mathbf{G} , e nos vetores \mathbf{f} e \mathbf{f}_h na interface solo-rocha, e faces lateral, montante e jusante.

4.3.2.4

Fator de segurança

Nós adotamos a técnica de redução dos parâmetros de resistência para a determinação de FS. Neste método, os parâmetros de resistência (c_{ap} e ϕ') são divididos por um fator de redução (FR) em um processo iterativo, até que o fator de colapso (λ) se aproxime de zero. O valor de FR na última iteração representa o FS adotado. Os detalhes do algoritmo de Newton-Raphson utilizado para calcular FS aparecem no Apêndice A desta tese.

4.4

Tratamento das incertezas do topo rochoso e propriedades hidráulicas

Esta seção discute o tratamento da incerteza do topo rochoso e parâmetros hidráulicos do solo. Estas propriedades estão sujeitas a incerteza, e serão detalhadas nas próximas duas sub-seções.

4.4.1

Incerteza do topo rochoso

No capítulo 3 nós detalhamos o modelo DTB desenvolvido para representar a distribuição espacial da profundidade do regolito na nossa região de estudo usando topografia de alta-resolução, modelagem numérica e inferência Bayesiana. Neste capítulo, nós iremos utilizar apenas uma parte da região modelada, ou seja, um talude. A partir dessa encosta, que acreditamos ser representativa de processos geológico-geotécnicos comuns da área em estudo, amostraremos mapas do topo rochoso oriundos da incerteza preditiva posterior do modelo DTB e propagaremos esses mapas no nosso sistema computacional para derivar estimativas probabilísticas do fator de segurança.

A Figura 4.4 mostra uma visão geral do talude selecionado, e apresenta (a) um gráfico tridimensional (com barra de cores) da média posterior do topo rochoso simulado pelo modelo DTB e (b) um gráfico da seção transversal **CC'** (ver Figura 2.1 para localização do talude na área de estudo) simulada pelo mesmo modelo. As regiões em cinza escuro e claro em (b) denotam, respectivamente, intervalos de confiança de 95% do modelo DTB devido à incerteza nos parâmetros e total (modelo + parâmetros).

O topo rochoso representado pela média posterior é computado a partir de simulações do modelo DTB com parâmetros amostrados das soluções posteriores derivadas com o algoritmo DREAM. Se recordarmos a equação (3-9), o modelo DTB pode ser representado por $\mathbf{H} = \mathcal{F}(\boldsymbol{\delta})$, onde \mathbf{H} representa uma superfície do topo rochoso simulada para os parâmetros $\boldsymbol{\delta} = \{\delta_1, \dots, \delta_d\}$. Nós podemos armazenar a amostra posterior de parâmetros na matriz $\boldsymbol{\Delta}$ ($M \times d$), $\boldsymbol{\Delta} = \{\boldsymbol{\delta}_1, \dots, \boldsymbol{\delta}_M\}$. Essas amostras podem ser avaliadas pelo modelo DTB e usadas para produzir um conjunto de M diferentes mapas da superfície do topo rochoso, $\mathbf{h} = \{\mathbf{H}_1, \dots, \mathbf{H}_M\}$. O valor esperado desses mapas, $\mathbb{E}(\mathbf{h})$ constitui a média posterior do topo rochoso (Figura 4.4 (a)).

As variações na profundidade até a rocha das M amostras definem a incerteza total posterior preditiva do modelo DTB, mostrada graficamente na Figura 4.4 (b) para a seção transversal **CC'**. A incerteza total do modelo DTB (parâmetro + modelo) é obtida adicionando-se, para cada nó da malha de elementos finitos, um erro normalmente distribuído com média zero e desvio-padrão correspondente ao RMSE, $\mathcal{N}(0, \text{RMSE})$, dos dados de validação do modelo. Os valores de RMSE da nossa modelagem estão listados na Tabela 3.5.

A Tabela 4.1 apresenta um resumo das estatísticas de gradientes da superfície topográfica (coluna do meio) e da profundidade do regolito posterior média simulada pelo modelo DTB (coluna da direita). O topo rochoso e a

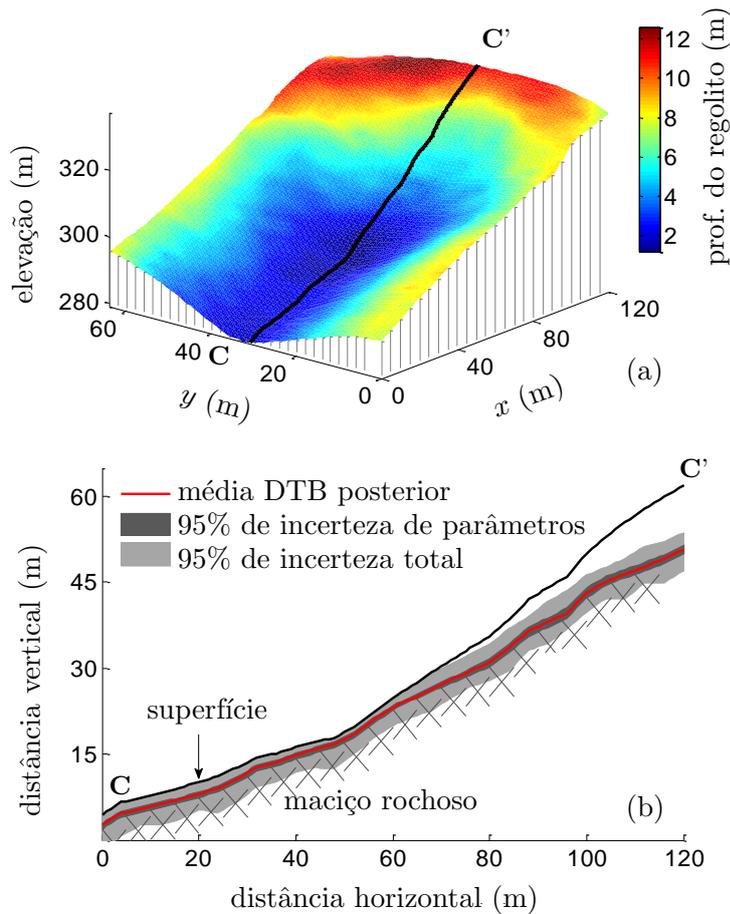


Figura 4.4: Distribuição da espessura do regolito no talude investigado: (a) profundidade do topo rochoso derivada com a solução média posterior usando análise Bayesiana; (b) seção transversal CC' da parte central da encosta mostrando a interface solo-rocha média (linha vermelha), 95% de intervalos de confiança devido à incerteza nos parâmetros do modelo DTB (região cinza escura) e devido à incerteza total (região cinza clara).

superfície topográfica possuem aproximadamente gradientes máximos similares de cerca de 43° a 44° . A superfície topográfica do talude exibe maior inclinação média (30°) do que o topo rochoso subjacente (23°).

Tabela 4.1: Resumo dos principais atributos da superfície topográfica e da superfície posterior média do topo rochoso derivada usando análise Bayesiana.

atributo	topografia	
	superfície	maciço rochoso
gradiente médio	30°	23°
gradiente máximo	44°	43°
gradiente mínimo	9°	3°

4.4.2 Incerteza das propriedades hidráulicas

Agora que nós caracterizamos a incerteza do topo rochoso, ainda precisamos definir as propriedades hidráulicas do solo. A Tabela 4.2 lista valores médios para os parâmetros hidráulicos (terceira coluna), os respectivos desvios-padrão (quarta coluna), e coeficientes de correlação linear (últimas cinco colunas) usados nos estudos de caso deste capítulo.

Tabela 4.2: Valores médios, desvios-padrão e coeficientes de correlação dos parâmetros hidráulicos obtidos com o ROSETTA (Schaap et al., 2001).

parâmetro	unidade	média	desvio- padrão	coeficientes de correlação				
				θ_r	θ_s	$\log_{10}(\alpha)$	$\log_{10}(n)$	$\log_{10}(K_s)$
θ_r	$\text{cm}^3\text{cm}^{-3}$	0.0577	0.0153	1.00				
θ_s	$\text{cm}^3\text{cm}^{-3}$	0.4337	0.0159	0.09	1.00			
$\log_{10}(\alpha)$	cm^{-1}	-2.2719	0.0748	0.15	0.24	1.00		
$\log_{10}(n)$	-	0.2146	0.0140	-0.58	-0.04	-0.86	1.00	
$\log_{10}(K_s)$	cm/dia	1.4386	0.3063	-0.97	0.12	-0.10	0.57	1.00

Os valores dos parâmetros hidráulicos listados na Tabela 4.2 são derivados do programa ROSETTA (Schaap et al., 2001) usando a metodologia desenvolvida por Scharnagl et al. (2011). O programa ROSETTA implementa funções hierárquicas de pedotransferência para estimar parâmetros do modelo VGM a partir de dados básicos do solo, tais como classes texturais. O procedimento adotado aqui pode ser dividido em quatro etapas distintas:

- (1) retirar uma amostra aleatória de variáveis de entrada (dados texturais);
- (2) usar ROSETTA para gerar a correspondente amostra aleatória de parâmetros hidráulicos do solo;
- (3) calcular a matriz de correlação da amostra aleatória de parâmetros hidráulicos do solo; e
- (4) derivar a matriz de covariância completa dos parâmetros hidráulicos obtidos.

Uma descrição detalha dessas quatro etapas aparece em Scharnagl et al. (2011) e portanto não será repetida aqui. A amostra aleatória de variáveis de entrada (etapa 1) foi obtida a partir das 52 amostras de solo, as quais foram medidas as porcentagens de areia, silte e argila (\mathbf{f}) de diferentes camadas da área de estudo (ver Figura 2.1 para localização das sondagens à trado, onde foram coletadas essas amostras). Este conjunto \mathbf{f} foi então usado para estimar a média ($\mu_{\mathbf{f}}$) e desvio-padrão ($\Sigma_{\mathbf{f}}$) dos dados texturais

medidos. A amostra aleatória das variáveis de entrada foi gerada de uma distribuição normal $\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_f, \boldsymbol{\Sigma}_f)$. As etapas restantes (2 a 4) seguem exatamente a abordagem de Scharnagl et al. (2011). A matriz de covariância completa resultante $\boldsymbol{\Sigma}_p$, conforme demonstrado por Scharnagl et al. (2011), leva em consideração a incerteza de parâmetros e a correlação induzida pela função de pedotransferência. A média dos valores dos parâmetros ($\boldsymbol{\mu}_p$) e a matriz de correlação são mostradas na Tabela 4.2.

A Figura 4.5 ilustra como a distribuição normal multi-variada afeta os intervalos de confiança da curva de retenção e da função de condutividade hidráulica. As linhas vermelhas denotam valores médios dos parâmetros enquanto que os intervalos de confiança de 95% devido à incerteza dos parâmetros são hachurados em cinza. Os intervalos de confiança nas proximidades do ponto de inflexão da curva característica (a) são reduzidos simetricamente, mas as incertezas nos limites úmido e seco são pouco afetados. Este comportamento reflete a correlação entre os parâmetros considerada na distribuição prévia e está de acordo com a SWCC reportada por Scharnagl et al. (2011). A função de condutividade hidráulica (b) mostra uma incerteza grande no limite úmido devido à variabilidade em K_s , enquanto que na região mais não-saturada o intervalo de confiança é menor.

4.4.3

Parâmetros de resistência

Uma vez que os parâmetros hidráulicos foram definidos, o que resta para iniciar o nosso sistema probabilístico é a definição dos parâmetros de resistência (c' , ϕ' e ϕ_b) e propriedades do solo (pesos específicos do solo natural, γ_{nat} , solo saturado, γ_{sat} , e água, γ_w). Note que os pesos específicos são requeridos para a derivação do campo de tensões ($\boldsymbol{\sigma}$). Estes parâmetros/propriedades, resumidos na Tabela 4.3, são assumidos constantes para todas as simulações envolvendo ALN. Os parâmetros de resistência requeridos para determinar a envoltória de ruptura de Mohr-Coulomb não estão documentados para o local em estudo. É claro que assumindo c' e ϕ' constantes, a variabilidade espacial desses parâmetros está sendo negligenciada (Griffiths et al., 2009). Além disso, o fator de segurança de solos não-saturados é bastante dependente dos parâmetros de resistência do solo (Duncan e Wright, 2005; Zhang et al., 2013a). Contudo, por simplicidade e pela proposta desta tese, estes parâmetros serão tratados de forma determinística. Mantendo os parâmetros de resistência constantes nos permite melhor compreender a influência das condições estratigráficas e das propriedades hidráulicas.

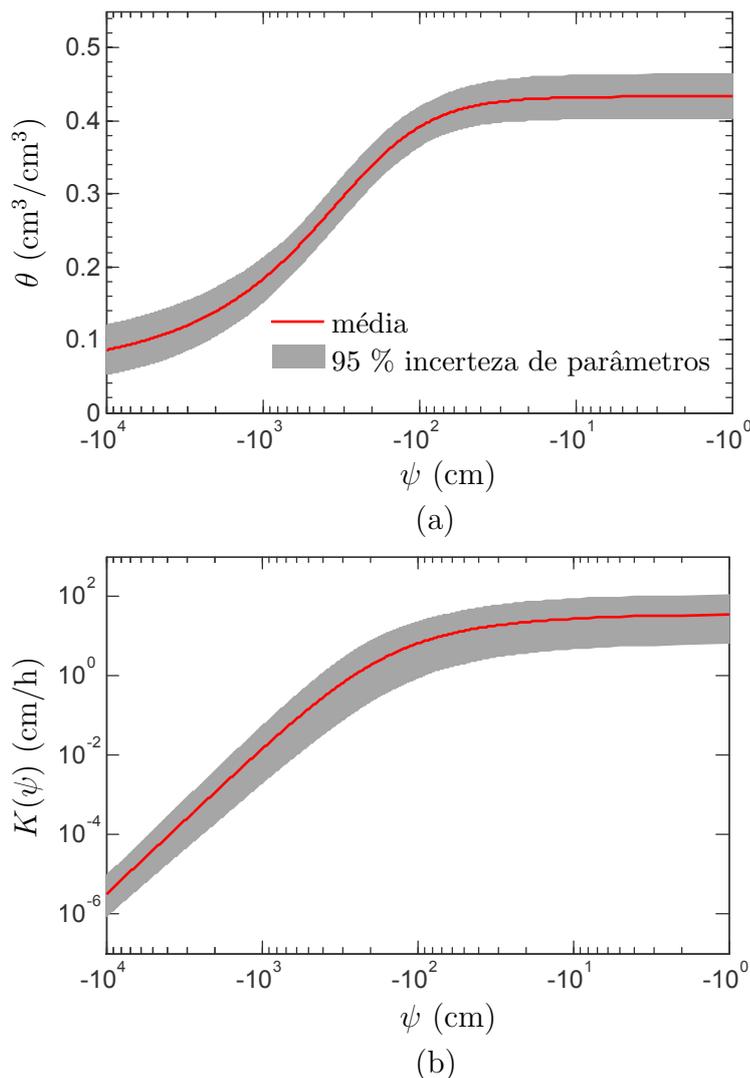


Figura 4.5: Limites prévios de 95% de incerteza da (a) curva característica e da (b) função de condutividade hidráulica correspondentes à distribuição normal multi-variada com correlação entre os parâmetros hidráulicos do solo. Linhas vermelhas em ambos os gráficos correspondem aos valores médios.

4.5 Estudos de caso

Nesta seção, nós usamos três diferentes estudos de caso para quantificar o impacto da incerteza da profundidade do topo rochoso e dos parâmetros hidráulicos do solo sobre os valores simulados de FS. O estudo de caso em questão será a encosta apresentada na Figura 4.4. A geometria geral da encosta, incluindo as malhas de elementos finitos para ambos os códigos computacionais (fluxo e ALN) foram previamente apresentados na Figura 4.2. Nós assumimos valores constantes para parâmetros de resistência em todas as simulações. Nós reportamos os resultados que avaliam o impacto das incertezas no topo rochoso (caso 1), nos parâmetros hidráulicos (caso 2) e em ambos simultaneamente

Tabela 4.3: Parâmetros geotécnicos assumidos neste trabalho.

tipo	parâmetro	valor	unidade
propriedades do solo e água	γ_w	10	kN/m ³
	γ_{nat}	18	kN/m ³
	γ_{sat}	20	kN/m ³
parâmetros de resistência	c'	5	kPa
	ϕ'	30	°
	ϕ_b	15	°

(caso 3). Nós agora detalhamos cada estudo de caso nas próximas sub-seções.

4.5.1

Estudo de caso 1: Incerteza no topo rochoso

O caso 1 trata do efeito da profundidade do regolito. Nós retiramos cem mapas da profundidade do topo rochoso do conjunto posterior simulado, \mathbf{h} e usamos este conjunto para derivar estimativas de FS. Cada um desses mapas da superfície rochosa requer uma malha de elementos finitos diferente (Figura 4.2). Para tanto, nós criamos duzentas malhas de elementos finitos, metade para a resolução da problema de fluxo e a outra metade para a solução da estabilidade geotécnica na ALN. É claro que nós poderíamos ter utilizado um número muito maior deste conjunto de soluções posteriores, caso retirássemos amostras sem reposição de \mathbf{h} . Entretanto, isto aumentaria significativamente o custo computacional do nosso quadro probabilístico. Cem amostras foram admitidas como suficientes para caracterizar adequadamente os intervalos de confiança de FS. Nosso código computacional cria automaticamente malhas de elementos finitos para cada amostra posterior com estratigrafia distinta, e portanto as poro pressões resultantes são automaticamente inseridas na formulação discreta da análise limite. Neste estudo de caso, os valores médios (μ_p) para os parâmetros hidráulicos foram adotados (ver Tabela 4.2).

Duas amostras do conjunto $\mathbf{h} = \{\mathbf{H}_1, \dots, \mathbf{H}_M\}$, conveniente denominadas aqui por $\mathbf{s}_{11} = \{\mathbf{H}_1; \mu_p\}$ e $\mathbf{s}_{12} = \{\mathbf{H}_2; \mu_p\}$, por possuírem características da interface solo-rocha distintas, serão utilizadas para melhor compreender o padrão de fluxo e mecanismos de ruptura fornecidos pelo programa. A variável \mathbf{s}_{ij} denota a superfície rochosa j do estudo de caso i . Essas amostras são ilustradas na Figura 4.6, as quais através do perfil da seção transversal \mathbf{CC}' , fornecem noção simplificada da variabilidade da interface solo-rocha. Exagero vertical foi utilizado para auxiliar a visualização das amostras. A linha tracejada azul mostra a superfície posterior média modelada, $\mathbb{E}(\mathbf{h})$, para efeito de comparação. A seção transversal \mathbf{CC}' da amostra \mathbf{s}_{11} (a) possui uma camada

mais espessa de solo do que a média, enquanto que a mesma seção para a amostra s_{12} (d) indica uma interface solo-rocha similar à média, exceto por um estreitamento convexo em meia encosta. As amostras na Figura 4.6 possuem superfícies rochosas irregulares devido à propagação do erro total do modelo DTB (seção 4.4.1). Em (b), os elementos do talude "topo", "meia encosta" e "base" serão usados para discutir nossos resultados ao longo deste capítulo.

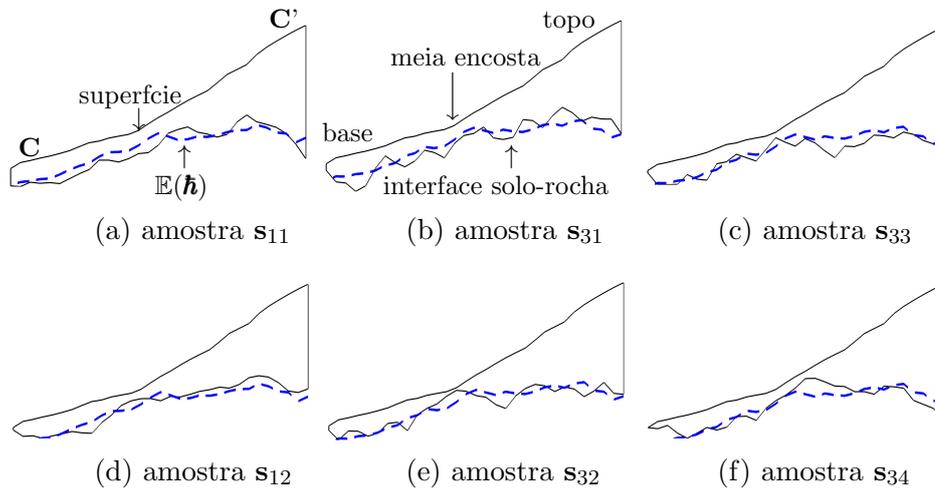


Figura 4.6: Seções transversais CC' de amostras do conjunto de superfícies rochosas simuladas pelo modelo DTB, \mathbf{h} . As amostras representam diferentes formatos de interface solo-rocha simuladas no nosso quadro probabilístico para os estudos de caso 1 (a,d) e 3 (b,c,e,f). A linha tracejada azul indica a superfície média posterior, $\mathbb{E}(\mathbf{h})$, utilizada no estudo de caso 2. O gráfico (b) clarifica posições do talude "topo", "meia encosta" e "base".

4.5.2

Estudo de caso 2: Incerteza nos parâmetros hidráulicos

Neste estudo de caso, a incerteza das funções que compõem o modelo VGM é avaliada pela definição de uma distribuição prévia dos parâmetros hidráulicos do solo. Essa distribuição prévia informativa pode reduzir significativamente a incerteza sobre os parâmetros do hidráulicos do solo em retro-análises (Zhang et al., 2013a) e evita funções não-realísticas para a curva característica e permeabilidade saturada não-saturada (Phoon et al., 2010). A distribuição prévia dos parâmetros hidráulicos do solo usa as informações da Tabela 4.2. Um total de cem amostras de parâmetros foram retiradas da distribuição normal multi-variada $\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_p, \boldsymbol{\Sigma}_p)$ com média $\boldsymbol{\mu}_p$ e matriz de covariância, $\boldsymbol{\Sigma}_p$ (seção 4.4.2). A geometria da encosta é mantida constante e equivalente à superfície rochosa média posterior ($\mathbb{E}(\mathbf{h})$).

Utilizando o mesmo método adotado na sub-seção anterior, duas amostras de parâmetros hidráulicos foram retiradas de $\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_p, \boldsymbol{\Sigma}_p)$ para mel-

hor compreensão dos efeitos da curva característica e da função de condutividade hidráulica no nosso quadro probabilístico. Essas amostras, denotadas aqui por $\mathbf{s}_{21} = \{\mathbb{E}(\mathbf{h}); \mathbf{p}_1\}$ e $\mathbf{s}_{22} = \{\mathbb{E}(\mathbf{h}); \mathbf{p}_2\}$, possuem diferentes valores dos parâmetros $\mathbf{p} = \{\theta_s, \theta_r, \alpha, n, K_s\}$, conforme apresentado na Tabela 4.4. A Tabela 4.4 também lista valores médios, $\boldsymbol{\mu}_p$, na última linha, para comparação. A amostra \mathbf{s}_{21} possui $K_s = 0.0346 \text{ mh}^{-1}$, maior do que a média contida em $\boldsymbol{\mu}_p$, $K_s = 0.0115 \text{ mh}^{-1}$ (Tabela 4.4), enquanto que a mostra \mathbf{s}_{22} é representativa de valores baixos de permeabilidade saturada, $K_s = 0.0041 \text{ mh}^{-1}$.

Tabela 4.4: Parâmetros hidráulicos das amostras utilizadas para resumir os resultados dos estudos de caso. Os valores da parametrização média, $\boldsymbol{\mu}_p$, são listados na última linha.

amostra	θ_s ($\text{cm}^3\text{cm}^{-3}$)	θ_r ($\text{cm}^3\text{cm}^{-3}$)	α (m^{-1})	n -	K_s (mh^{-1})
\mathbf{s}_{21}	0.4448	0.0543	0.4990	1.6769	0.0346
\mathbf{s}_{22}	0.4314	0.0767	0.5837	1.5865	0.0041
\mathbf{s}_{31}	0.4520	0.0715	0.6154	1.6017	0.0071
\mathbf{s}_{32}	0.4340	0.0530	0.5888	1.6294	0.0145
\mathbf{s}_{33}	0.4180	0.0953	0.6585	1.5207	0.0016
\mathbf{s}_{34}	0.4132	0.0161	0.6259	1.6556	0.0680
$\boldsymbol{\mu}_p$	0.4294	0.0564	0.5491	1.6360	0.0115

4.5.3

Estudo de caso 3: Incerteza no topo rochoso e parâmetros hidráulicos

O caso 3 trata do efeito combinado das incertezas no topo rochoso e nos parâmetros hidráulicos do solo. As superfícies rochosas definidas pelas amostras posteriores da análise Bayesiana (seção 4.5.1) são agora combinadas com a distribuição normal prévia multi-variada dos parâmetros do modelo VGM (seção 4.5.2). Nós agora utilizamos quatro amostras, $\mathbf{s}_{3j} = \{\mathbf{H}_j; \mathbf{p}_j\}$, ($j = 1, \dots, 4$) contendo diferentes modelos da interface solo-rocha \mathbf{H}_j (Figura 4.6) e parâmetros hidráulicos do solo, \mathbf{p}_j (Tabela 4.4) para testar a nossa metodologia.

A Tabela 4.5 resume os estudos de caso usados neste capítulo para testar o nosso método Monte Carlo. As simulações Monte Carlo são usadas aqui para obtenção da distribuição probabilística (média e intervalos de confiança) do fator de segurança fornecida a distribuição de probabilidade das outras fontes de incerteza listadas na Tabela 4.5.

4.6

Resultados

Tabela 4.5: Resumo dos estudos de caso usados neste capítulo.

caso	fonte de incerteza	
	topo rochoso	parâmetros hidráulicos
1	$\mathbf{\hat{h}}$	$\boldsymbol{\mu}_p$
2	$\mathbb{E}(\mathbf{\hat{h}})$	$\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_p, \boldsymbol{\Sigma}_p)$
3	$\mathbf{\hat{h}}$	$\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_p, \boldsymbol{\Sigma}_p)$

4.6.1

Estudo de caso 1

A Figura 4.7 (a) mostra os resultados da variação transiente de FS (eixo da direita) considerando o estudo de caso 1. O valor médio de FS, $\mu(\text{FS})$, é representado pela linha sólida vermelha, enquanto que a região de incerteza está hachurada em cinza. A primeira metade da nossa hidrografa de 22 dias (gráfico de barras no eixo da esquerda) não introduziu alteração significativa em $\mu(\text{FS})$. Neste caso, $\mu(\text{FS})$ tende a decrescer lentamente com o tempo até décimo dia de simulação, quando decai bruscamente até $t = 13$ dias. Entre o período de $t = 13$ dias até o início do último evento chuvoso ($t = 18$ dias), $\mu(\text{FS})$ cresce ligeiramente, quando ocorre uma fase de estiagem, e consequentemente, de secagem. A partir do último pico de precipitação, $\mu(\text{FS})$ decresce novamente de forma abrupta devido à forte intensidade e volume de chuva. Os intervalos de confiança FS são relativamente estreitos para as simulações deste estudo de caso, exceto durante o período entre o segundo ($t = 11$ dias) e terceiro evento chuvoso ($t = 18$ dias). Nesse período, os intervalos de confiança do FS para o estudo de caso 1 tendem a ser maiores. Essa variabilidade no valor de FS sugere uma certa dependência entre as diferentes superfícies da interface solo-rocha e a condição de contorno $Q(x, y, z, t)$ imposta nas simulações. Na Figura 4.7 (a) também apresentamos os fatores de segurança para as amostras \mathbf{s}_{11} e \mathbf{s}_{12} , que representam relativamente bem os limites superior e inferior da incerteza em FS, respectivamente.

Para melhor entendermos o comportamento dos intervalos de confiança de FS, nós analisaremos a distribuição de ψ e a zona de plastificação que se forma no colapso para os passos de tempo $t = 5$, $t = 12$, $t = 16$ e $t = 19$ dias. Estes tempos foram escolhidos por retratarem diferentes condições de saturação do solo e estão demarcados por linhas verticais pontilhadas em azul na Figura 4.7. Na Figura 4.8, notamos a evolução da distribuição de ψ na interface solo rocha (sub-índices 1 a 4), ao longo da seção transversal \mathbf{CC}' (sub-índices 5 a 8) e vetores de velocidade no colapso (sub-índices 9 a 12) para duas amostras de topo rochoso do estudo de caso 1.

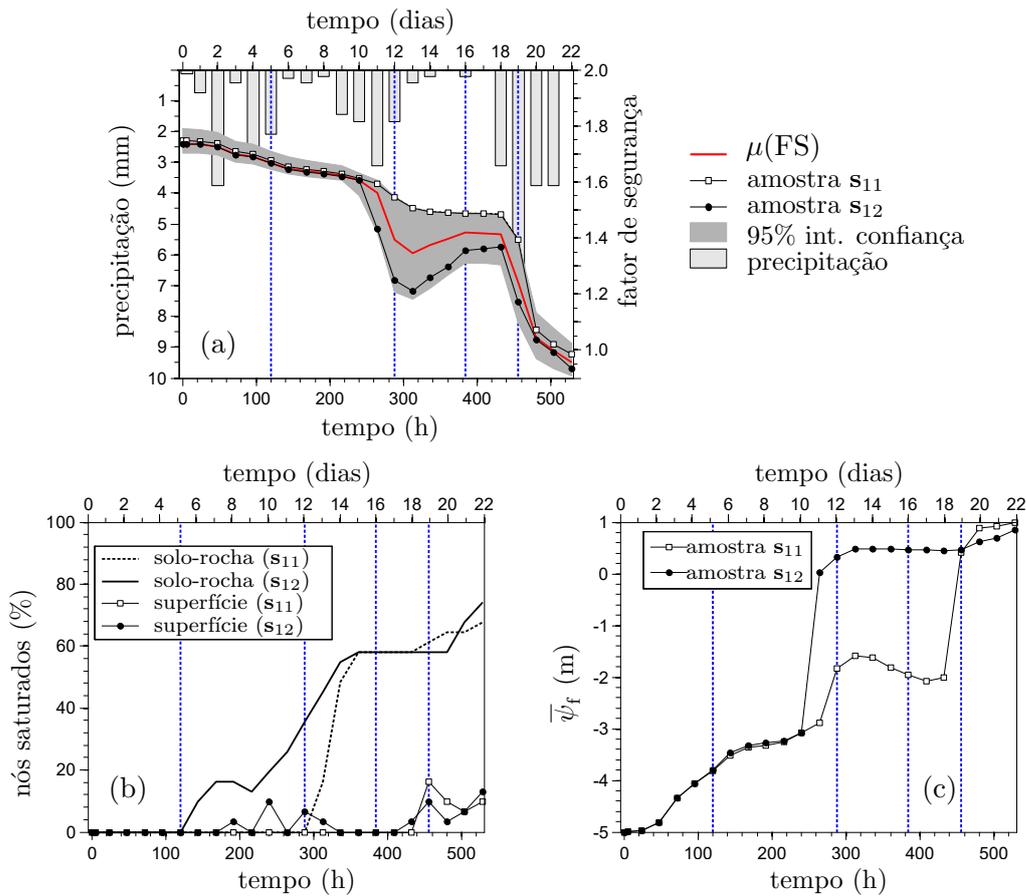


Figura 4.7: Variação transiente média (linha vermelha) e intervalos de confiança (área hachurada em cinza) para o fator de segurança (eixo da direita) obtido com as simulações do estudo de caso 1 (incerteza do topo rochoso). Os valores de FS para as amostras s_{11} e s_{12} do quadro probabilístico também são exibidos. As precipitações utilizadas como condições de contorno estão indicadas pelo gráfico de barras do eixo da esquerda. Linhas verticais pontilhadas em azul representam passos de tempo analisados.

As condições de saturação da interface solo-rocha da amostra s_{11} são exibidas em (a-1) à (a-4). Em (a-1), a interface solo-rocha aparece não-saturada em quase sua totalidade. De fato, a coloração vermelho-escuro indica carga de pressão negativa no topo rochoso aproximadamente igual à condição inicial. Em (b-1) é possível verificar a posição da base e topo da encosta. Já para os demais passos de tempo, a superfície rochosa inicia o processo de saturação ao longo do canal de drenagem. Isso ocorre pois o teor de umidade se eleva primeiramente na região de solo mais raso (Hopp e McDonnell, 2009), e portanto o mapa de saturação se equivale ao mapa da espessura do regolito apresentado na Figura 4.4. Para $t = 19$ dias, a interface solo-rocha encontra-se mais saturada. Os perfis transversais de saturação denotam um maciço basicamente não-saturado em (a-5) e (a-6), que se satura parcialmente na base da encosta (a-7), e no último passo de tempo analisado em (a-8), retoma o aumento da carga hidráulica,

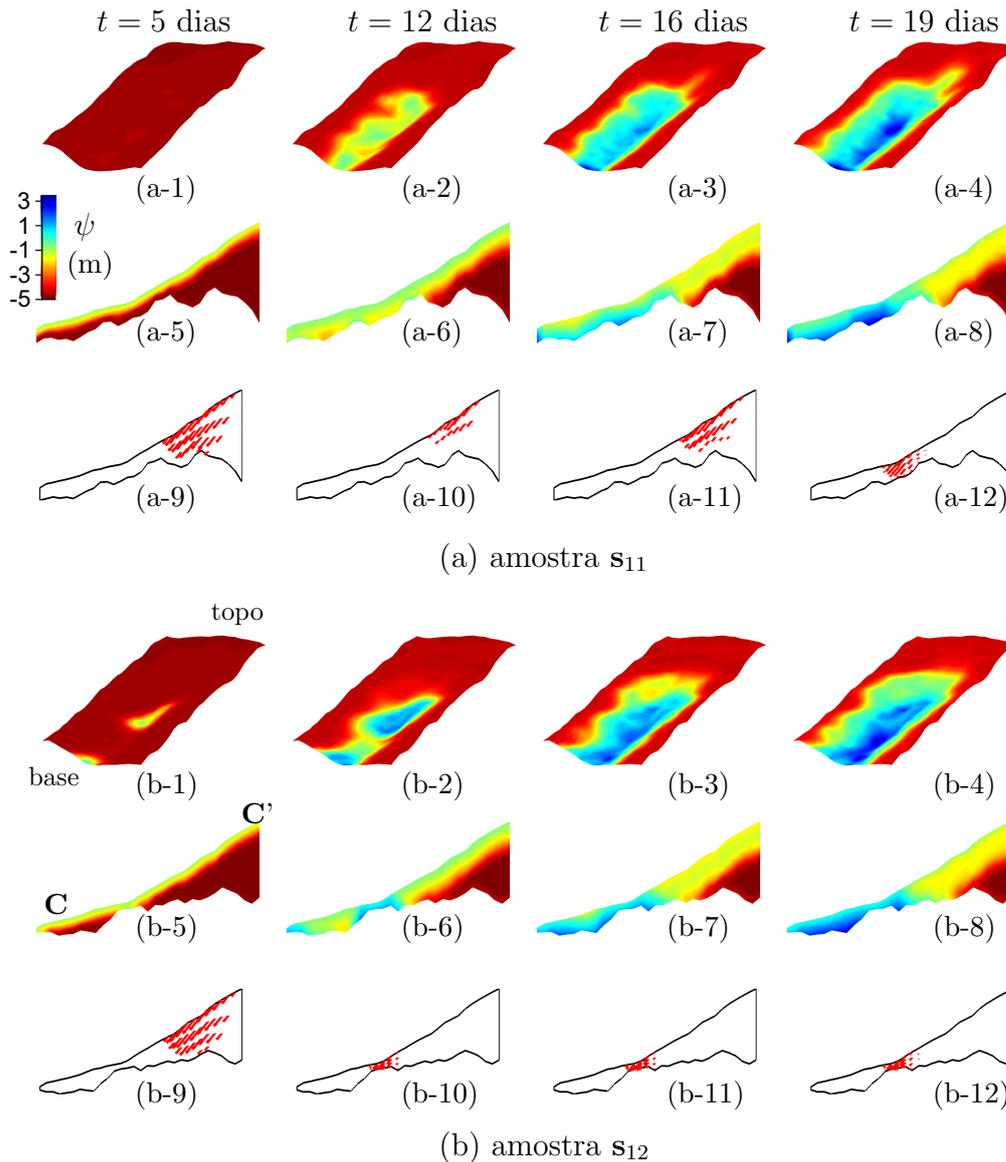


Figura 4.8: Variação transiente da carga de pressão (ψ) na interface solo rocha (sub-índices 1 a 4), ao longo da seção transversal **CC'** (sub-índices 5 a 8) e vetores de velocidade no colapso (sub-índices 9 a 12) para duas amostras do estudo de caso 1. As amostras s_{11} (a) e s_{12} (b) representam configurações diferentes da interface solo-rocha.

acompanhando basicamente a condição imposta pela precipitação.

As velocidades no colapso para a amostra s_{11} , representadas por setas vermelhas nas seções transversais (a-9) à (a-12), exibem a resultante do campo de velocidades, sendo uma aproximação das zonas de cisalhamento plástico no momento da ruptura (Sloan, 2013). O padrão mostrado em (a-9), (a-10) e (a-11) indica uma ruptura circular por perda de sucção, uma vez que as condições nesses passos de tempo são não-saturadas. Com o incremento da poro pressão no maciço, a zona de plastificação migra para uma região de meia encosta que

concentra elevadas cargas de pressão (a-12).

Observado o comportamento da amostra s_{11} na Figura 4.8 (a), agora vamos verificar os resultados para o perfil de interface solo-rocha da amostra s_{12} em (b), que apresentou menor espessura de regolito do que a amostra s_{11} . As condições de saturação e zonas de plastificação para o tempo $t = 5$ dias (b-1, b-5 e b-9) são semelhantes à amostra s_{11} . Isso parece explicar os resultados similares para o fator de segurança de ambas as amostras na Figura 4.7 (a). Entretanto, para o passo de tempo seguinte, a geometria da interface solo-rocha em meia encosta (b-2 e b-6) permite o acúmulo de elevadas cargas de pressão, induzindo a ruptura nessa região (b-10). Realmente, a interface solo-rocha em (b-2) apresenta regiões com cargas de pressão positivas, enquanto que em (a-2) a maior espessura de solo em meia encosta retarda a resposta hidrológica e impede a formação de regiões saturadas nesse passo de tempo. Isso leva à uma redução no valor de FS para a amostra s_{12} (Figura 4.7 (a)). A diferença nas regiões saturadas de (a-3) para (b-3) também é aparente, porém de forma menos pronunciada quando comparada com o passo de tempo anterior ($t = 12$ dias). As velocidades no colapso para a amostra s_{12} sugerem que as zonas de ruptura tendem a migrar com o avanço do processo de fluxo para locais com poro pressão positiva.

A geometria da amostra s_{11} , mais profunda em meia encosta, torna mais lenta a saturação da interface solo-rocha, enquanto que o perfil de solo mais raso simulado pela amostra s_{12} concentra valores positivos de ψ na interface solo-rocha nos passos de tempo iniciais, facilitando a instabilização da massa e reduzindo o FS. Isso é ilustrado na Figura 4.7 (b), a qual mostra a porcentagem de nós saturados da malha de elementos finitos ao longo da seção transversal CC' . Nós avaliamos a saturação dos nós superficiais e da interface solo-rocha para ambas as amostras s_{11} e s_{12} . Conforme previamente argumentado, a saturação da interface solo-rocha para a amostra s_{11} (linha tracejada) é mais lenta e de fato somente começa a ocorrer após $t = 300$ h. Ao contrário, a amostra s_{12} (linha sólida) apresenta nós saturados quase uma semana antes. Esta diferença na saturação provoca alteração nos valores de FS, aumentando sua incerteza na simulação. Após certo nível de saturação da interface solo-rocha (60% para o presente estudo de caso), as porcentagens de zonas saturadas se mantêm equivalentes para ambas as amostras. Como o processo de fluxo ascendente ocorre mais rápido para o solo mais raso, isto é, a amostra s_{12} , algumas regiões superficiais acumulam valores positivos de ψ (linha com símbolo circular preto), atingindo aproximadamente 10% de nós saturados em $t = 240$ h e $t = 460$ h. Essa mesma amostra apresenta redução de nós saturados durante o período de secagem ($t = 13$ a 17 dias), fato que

pode explicar o aumento rápido de FS nesse período, uma vez que a interface solo-rocha (Figura 4.7 (b)) e os nós próximos a essa zona (não mostrados) permaneceram com valores constantes de ψ . Superficialmente, enquanto que a amostra s_{12} exibe regiões saturadas para tempos anteriores a $t = 200$ h, a amostra s_{11} somente indica zonas com poro pressão positiva a partir de $t = 450$ h (linha com símbolo quadrado).

A variação da carga de pressão média na zona de ruptura ($\bar{\psi}_f$), ao longo seção transversal CC' , é apresentada na Figura 4.7 (c). O gráfico mostra que para $t = 5$ dias ambas as amostras possuem valores negativos de ψ na região de ruptura, localizada no topo da encosta conforme Figura 4.8 (a-9 e b-9). Após $t = 10$ dias, $\bar{\psi}_f$ aumenta consideravelmente para a amostra s_{12} , inclusive com o surgimento de poro pressões positivas para $t = 12$ dias. Por outro lado, a zona de ruptura de s_{11} ainda mantém valores negativos de $\bar{\psi}_f$ e somente atinge valores positivos de poro pressão a partir do último evento chuvoso em $t = 19$ dias. Os resultados da Figura 4.7 (c) concordam bem com a variação de FS (Figura 4.7 (a)) e com a distribuição dinâmica da carga de pressão e zonas de ruptura da Figura 4.8.

4.6.2

Estudo de caso 2

Nós agora analisamos como a incerteza nos parâmetros hidráulicos afeta a média e os intervalos de confiança nos valores simulados de FS. A Figura 4.9 (a) mostra os resultados da variação transiente de FS considerando o estudo de caso 2. O comportamento médio de FS apresentado pela linha sólida vermelha é bastante similar ao caso 1. Notoriamente, $\mu(\text{FS})$ experimenta um decréscimo lento até $t = 10$ dias, mas duas quedas acentuadas ocorrem em $t = 11$ e $t = 18$ dias. Os intervalos de confiança, no entanto, exibem limites muito estreitos (praticamente inexistentes) nos períodos iniciais de simulação (até aproximadamente $t = 10$ dias), aumentando significativamente com a continuidade do processo fluxo no segundo evento chuvoso. Esse aumento de incerteza possui, a priori, a mesma magnitude do incremento observado para o estudo de caso 1 (ver Figura 4.7 (a)). Analogamente ao estudo de caso 1, na Figura 4.9 (a) também exibimos os fatores de segurança para as amostras s_{21} e s_{22} , que possuem distintos parâmetros hidráulicos (Tabela 4.4) e representam relativamente bem os limites superior e inferior da incerteza em FS, respectivamente.

Para entendermos porque a incerteza nos parâmetros hidráulicos aumenta drasticamente com a continuidade do processo de fluxo, considere a Figura 4.10 que contém gráficos da distribuição de ψ na interface solo-rocha,

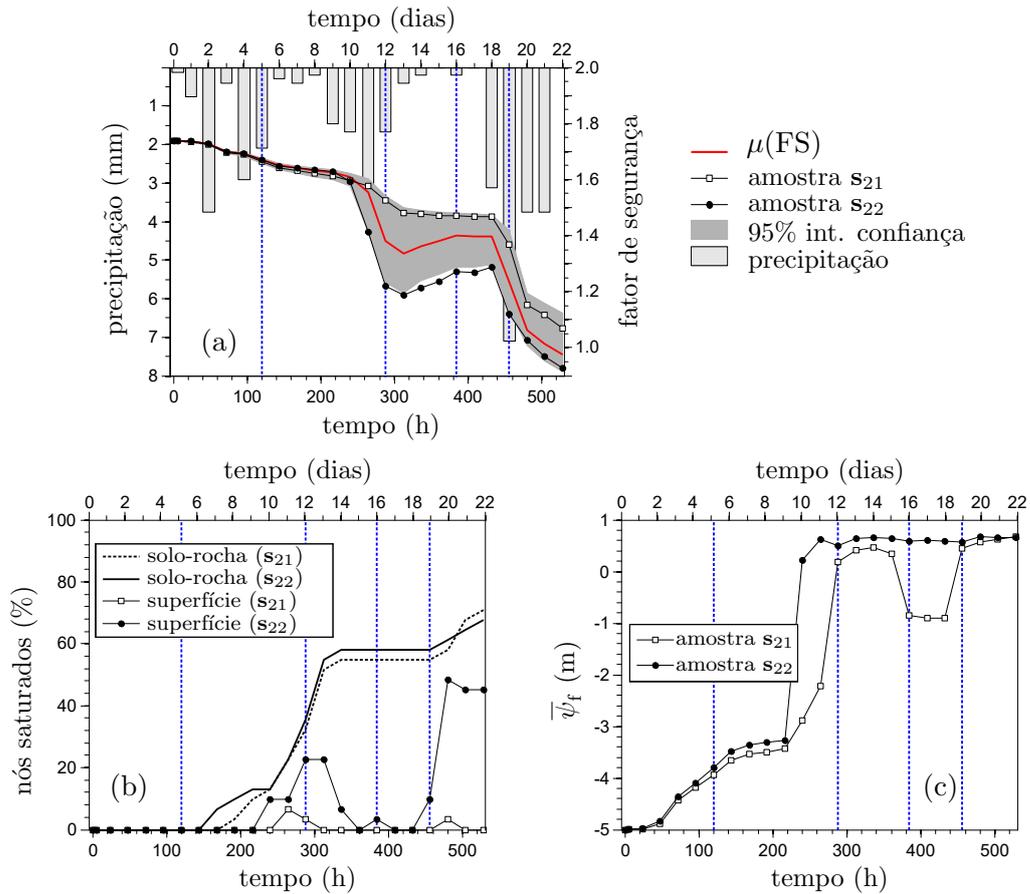


Figura 4.9: Variação transiente média (linha vermelha) e intervalos de confiança (área hachurada em cinza) para o fator de segurança (eixo da direita) obtido com as simulações do estudo de caso 2 (incerteza dos parâmetros hidráulicos). Os valores de FS para as amostras s_{21} e s_{22} do quadro probabilístico também são exibidos. As precipitações utilizadas como condições de contorno estão indicadas pelo gráfico de barras do eixo da esquerda. Linhas verticais pontilhadas em azul representam passos de tempo analisados.

ao longo da seção **CC'** e também os vetores de velocidade no colapso. A distribuição mais suave de ψ na interface solo-rocha (Figura 4.10 (a-1) à (a-4)) é a primeira diferença observada entre os estudos de caso 1 e 2. A suavização da distribuição de pressão decorre de uma superfície do maciço rochoso com menos depressões, permitindo que o fluxo ocorra sem obstrução física. A amostra s_{21} (a), cujo valor de K_s é mais elevado, experimenta uma perda de sucção mais rápida na parte central da interface solo-rocha (a-1), a qual é modelada pela superfície rochosa média, $\mathbb{E}(\mathbf{h})$. Com a continuidade do processo de fluxo, os painéis (a-2), (a-3) e (a-4) indicam que o canal de drenagem permanece saturado, entretanto, diferenças nas distribuições de ψ de (a-3) para (a-4) são menos visíveis. Os painéis que mostram o perfil de saturação na seção transversal **CC'** refletem rápida drenagem do maciço, evitando a geração de cargas de pressão positivas em partes mais elevadas e inclinadas da encosta. De fato,

é possível notar que a saturação ocorre apenas na interface solo-rocha da meia encosta para a base do talude, fato que estimula a migração de velocidades no colapso do topo da encosta (a-9) para regiões com valores de ψ mais elevados (a-10 à a-12).

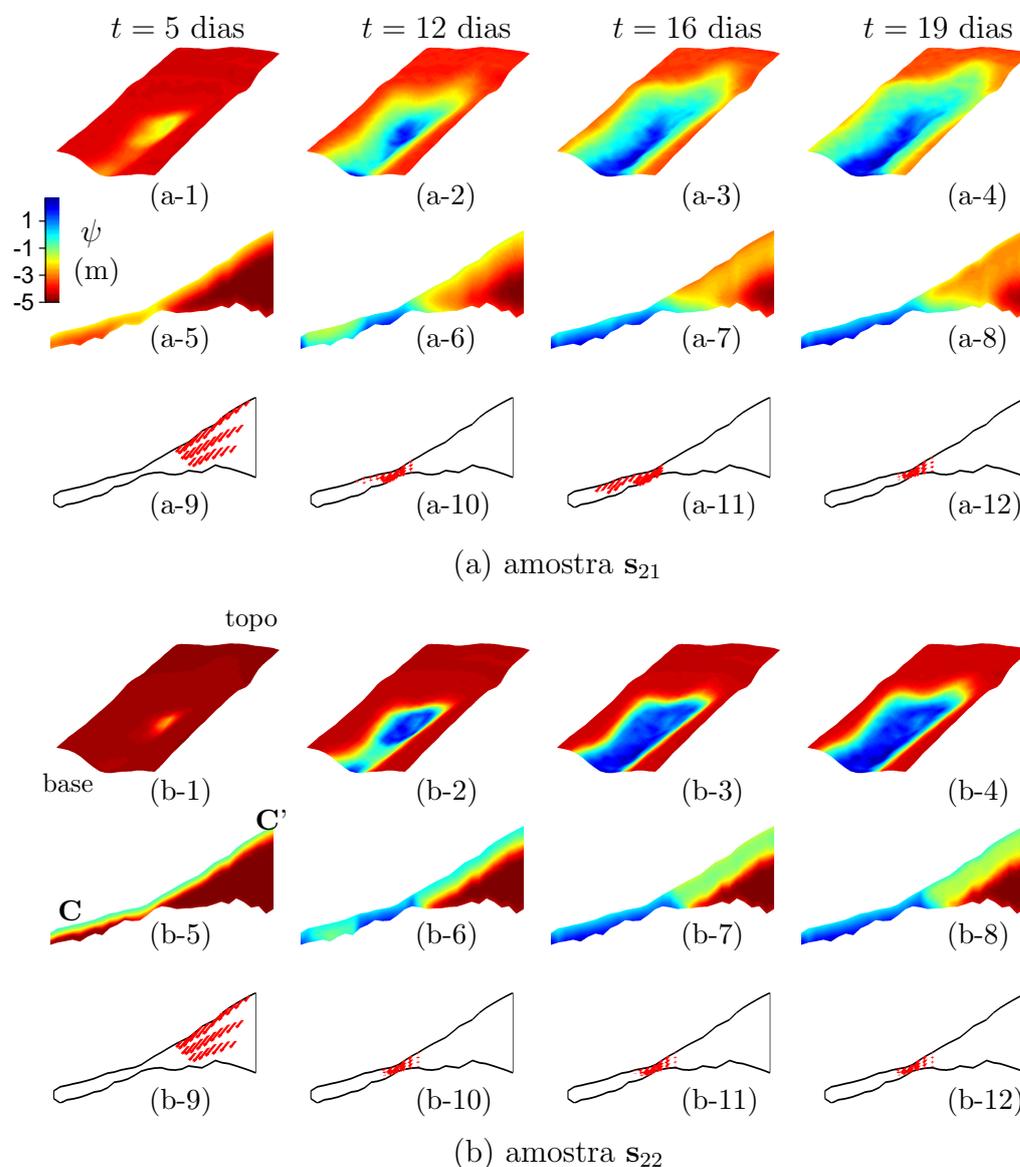


Figura 4.10: Variação transiente da carga de pressão (ψ) na interface solo-rocha (sub-índices 1 a 4), ao longo da seção transversal CC' (sub-índices 5 a 8) e vetores de velocidade no colapso (sub-índices 9 a 12) para duas amostras do estudo de caso 2. As amostras s_{21} (a) e s_{22} (b) representam diferentes parametrizações do modelo van Genuchten-Mualem.

A tabela 4.4 lista valor baixo de K_s para a amostra s_{22} . Devido à esta parametrização, a Figura 4.10 mostra que a interface solo-rocha em (b-1) permanece mais não-saturada do que a amostra s_{21} em (a-1). Contudo, como o processo de fluxo lateral é mais prolongado para a amostra s_{22} , a drenagem

da interface solo rocha é lenta e com isso poro pressões positivas podem se acumular no canal de drenagem (b-2) e regiões de meia encosta (b-3 e b-4), que são zonas mais declivosas do maciço rochoso. Este processo também é evidente pelas seções transversais. Os perfis (b-6) e (b-7) possuem menor sucção no topo da encosta quando comparados com os perfis da amostra s_{21} em (a-6) e (a-7). O perfil (b-8) mostra redução ainda maior de sucção em sua seção transversal. Essa distribuição de pressões com drenagem mais lenta, contribui então para manter umidade na massa de solo e reduzir o fator de segurança, conforme visualizado na Figura 4.9 (a). As velocidades no colapso na Figura 4.10 (b) aparecem em zonas similares para ambas as diferentes amostras investigadas neste estudo de caso.

A parametrização do modelo VGM com menor valor de K_{sat} para a amostra s_{22} forneceu valores menores de FS a partir do segundo pico de precipitação ($t = 11$ dias). Entretanto, a Figura 4.9 (b) apresenta valores de bem similares de porcentagem de nós saturados para ambas as amostras. Embora a dimensão (e também a localização) da região de saturação seja semelhante, a distribuição de ψ na interface solo-rocha (Figura 4.10 (b)) mostra-se visualmente com maior magnitude para s_{22} , quando comparado com a amostra s_{21} em (a). De fato, na Figura 4.10 (a) parte da interface solo-rocha em meia encosta se encontra na condição de quase-saturação ou levemente saturada. Para confirmar esse resultado, a Tabela 4.6 lista valores médios de ψ para as regiões saturadas de ambas as amostras s_{21} e s_{22} na interface solo-rocha. Os dados listados na Tabela 4.6 indicam que, em média, os valores positivos de ψ são mais elevados para a amostra s_{22} em $t = 12$, $t = 16$ e $t = 19$ dias. A diferença na condutividade hidráulica entre as duas amostras altera a porcentagem de nós superficiais saturados (Figura 4.9 (b)). Neste caso, os nós superficiais da amostra com menor K_{sat} , s_{22} , exibe maior sensibilidade à saturação, principalmente no último pico da hidrógrafa.

Tabela 4.6: Valores médios de cargas de pressão positivas simuladas para as amostras s_{21} e s_{22} na interface solo-rocha.

amostra	ψ (m)		
	$t = 12$ dias	$t = 16$ dias	$t = 19$ dias
s_{21}	0.9071	0.9656	1.1720
s_{22}	1.1416	1.2484	1.3035

A Figura 4.9 (c) indica que na zona de colapso, $\bar{\psi}_f$ aumenta rapidamente após $t = 10$ dias, para ambas as amostras. No entanto, a drenagem eficiente da amostra s_{21} reduz $\bar{\psi}_f$, mantendo sucção na zona de colapso entre $t = 15$ e $t = 18$ dias, mesmo período em que FS se mantém constante para essa

amostra (Figura 4.9 (a)). Atingida a condição de saturação da zona de colapso de s_{22} , $\bar{\psi}_f$ se mantém constante, porém outras regiões da encosta, além da seção transversal **CC'**, continuam o processo de saturação (Figura 4.10 (b)).

4.6.3

Estudo de caso 3

As depressões da interface solo-rocha na presença de camadas finas e/ou espessas de solo mostrou influenciar a distribuição de ψ no maciço, e consequentemente, os intervalos de confiança de FS. Além disso, diferentes parâmetros hidráulicos do solo regulam a distribuição de pressões para uma estratigrafia relativamente simples e suave, aumentando significativamente os limites de incerteza com o avanço do processo de fluxo. Nós agora analisamos como as diferentes parametrizações do modelo de fluxo afetam os intervalos de confiança de FS quando geometrias complexas definem a superfície do maciço rochoso.

A Figura 4.11 (a) exibe os resultados da variação transiente de FS considerando o estudo de caso 3. Enquanto que o valor médio de FS se mantém bastante similar aos estudos de caso anteriores, os limites de incerteza são ligeiramente maiores agora e também tendem a aumentar o com avanço do processo chuvoso. Fica evidente pela Figura 4.11 (a) que a incerteza em FS na primeira metade da simulação (ou seja, até aproximadamente $t = 250$ h) se deve à variabilidade da profundidade do regolito (Figura 4.7 (a)), não importando tanto a parametrização definida para o modelo de fluxo. Após esse período, entretanto, a utilização da distribuição normal prévia multivariada contendo diferentes parâmetros hidráulicos do solo possui um papel significativo.

As amostras s_{31} e s_{32} possuem diferentes perfis de solo (Figura 4.6 (b,e)) e parâmetros hidráulicos (Tabela 4.4), podendo nos ajudar a entender esse comportamento dos intervalos de confiança de FS. Os valores de FS obtidos para as amostras s_{31} e s_{32} deste estudo de caso mostram excelente concordância até $t = 11$ dias de simulação. Imediatamente após essa fase, FS para a amostra s_{31} experimenta uma forte queda, crescendo levemente até o início do último evento chuvoso, quando novamente decai. Já o FS para a amostra s_{32} não sofre redução brusca após o décimo primeiro dia de análise, porém os valores de FS são acentuadamente reduzidos com o início do último pico de precipitação, concordando então novamente com a amostra s_{31} .

Para complementar os resultados apresentados na Figura 4.11 (a), considere a Figura 4.12, na qual as amostras s_{31} e s_{32} são analisadas separadamente. A saturação da interface solo-rocha da amostra s_{31} cresce com o tempo

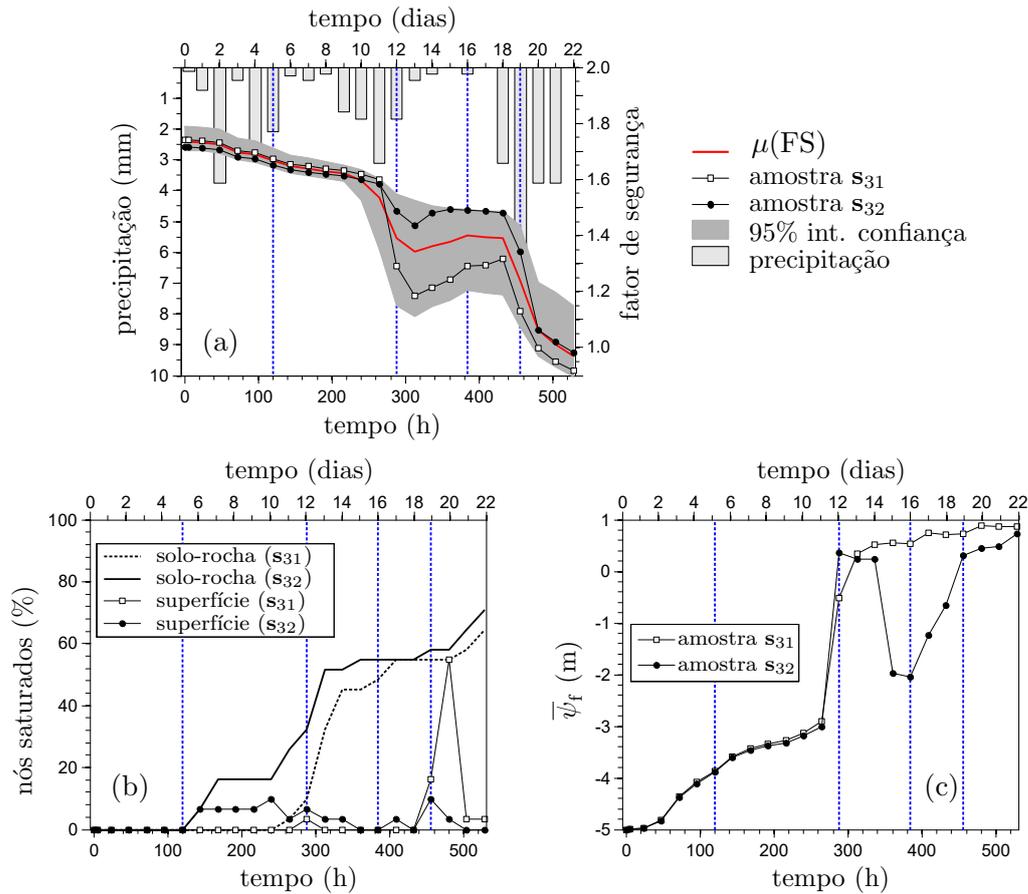


Figura 4.11: Variação transiente média (linha vermelha) e intervalos de confiança (área hachurada em cinza) para o fator de segurança (eixo da direita) obtido com as simulações do estudo de caso 3 (incerteza combinada do topo rochoso e dos parâmetros hidráulicos). Os valores de FS para as amostras s_{31} e s_{32} também são exibidos. As precipitações utilizadas como condições de contorno estão indicadas pelo gráfico de barras do eixo da esquerda. Linhas verticais pontilhadas em azul representam passos de tempo analisados.

de simulação e se expande para zonas de meia encosta em (a-3) e (a-4), característica essa também observada para a amostra s_{22} (Figura 4.10 (b)) do estudo de caso 2. Já a amostra s_{32} parece concentrar as poro pressões positivas sobre o canal de drenagem em (b-3) e (b-4). Com fina camada de regolito em meia encosta, zonas saturadas ocorrem mais rapidamente para a amostra s_{32} na interface solo-rocha (b-1). Porém, nos nós da superfície, a convexidade da interface solo-rocha contribui para eficiente drenagem ao longo da simulação (Figura 4.11 (b)).

Nas seções transversais CC' da Figura 4.12, o perfil de solo mais espesso e com diversas concavidades da amostra s_{31} favorece o acúmulo de cargas de pressão elevadas, mantendo uma grande lâmina de solo próximo à saturação em (a-6) e saturada em (a-7) e (a-8). O mesmo não ocorre em (b-6) e (b-7) para a amostra s_{32} , já que a convexidade em meia encosta torna essa região drenante

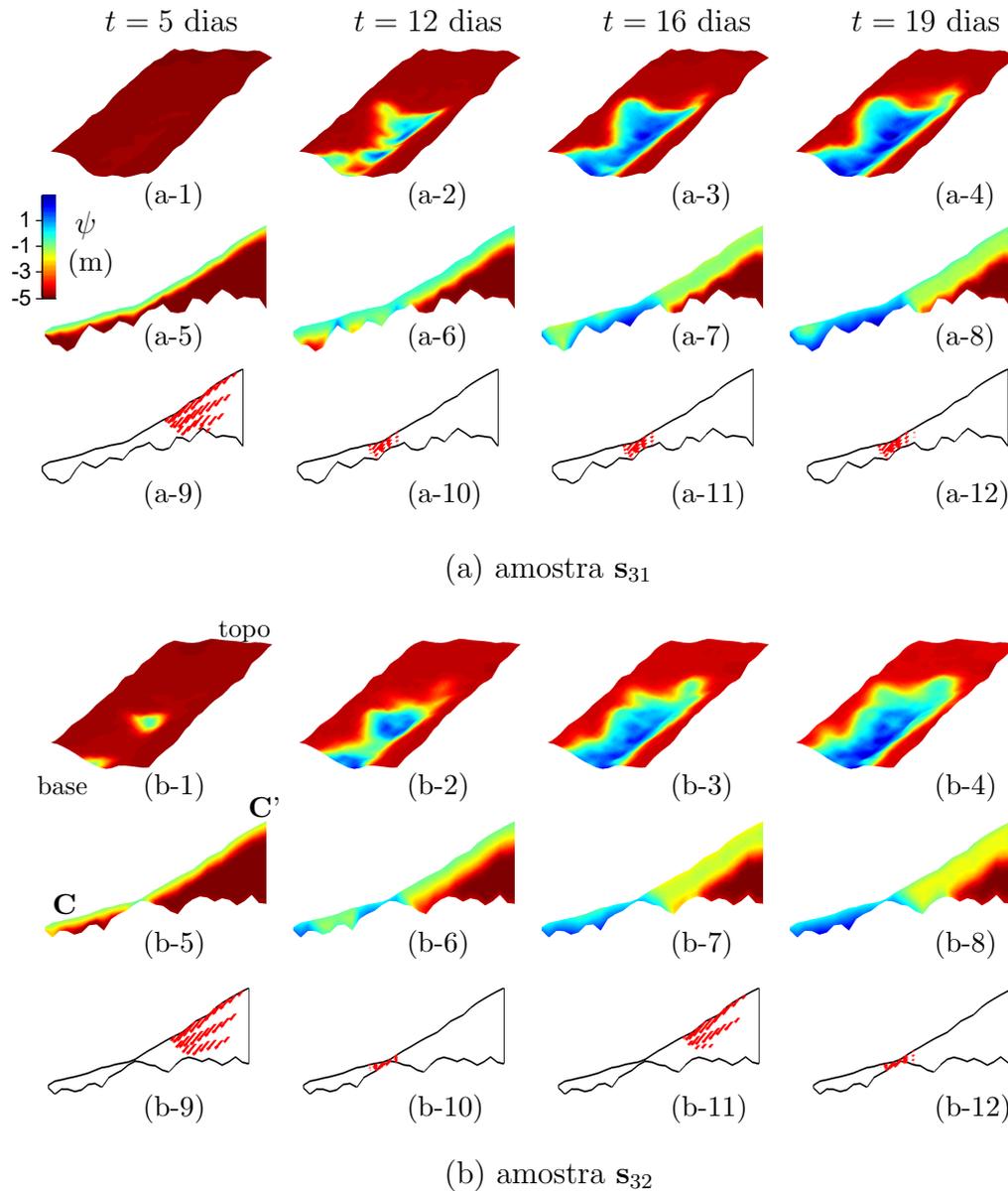


Figura 4.12: Variação transiente da carga de pressão (ψ) na interface solo rocha (sub-índices 1 a 4), ao longo da seção transversal CC' (sub-índices 5 a 8) e vetores de velocidade no colapso (sub-índices 9 a 12) para duas amostras do estudo de caso 3. As amostras s_{31} (a) e s_{32} (b) representam configurações diferentes da interface solo-rocha e também de parâmetros hidráulicos.

e impede a geração de cargas de pressão elevadas. Tal diferença estratigráfica parece então ser responsável pela diferença em FS entre ambas as amostras. Curiosamente, o mecanismo de colapso se desloca da zona de fina camada de solo próximo à saturação (b-10) em $t = 12$ dias para a região mais inclinada da encosta com alguma sucção em $t = 16$ dias (b-11). A Figura 4.11 (c) pode nos ajudar a explicar este efeito.

A variação da carga de pressão média na zona de ruptura ($\bar{\psi}_f$), ao

longo seção transversal \mathbf{CC}' , é apresentada na Figura 4.11 (c). Inicialmente, os valores $\bar{\psi}_f$ acompanham a redução da sucção na parte mais inclinada da encosta e ajustam perfeitamente para ambas as amostras \mathbf{s}_{31} e \mathbf{s}_{32} . Durante o período de secagem ($t = 13$ a $t = 18$ dias), a região de regolito menos espesso e convexa da amostra \mathbf{s}_{32} permite o fluxo lateral para zonas com pequenas depressões próximas à base da encosta (Figura 4.12 (b-7)). Como a perda de sucção ainda ocorre na região mais inclinada do topo da encosta, os vetores de velocidade no colapso de \mathbf{s}_{32} migram para essa zona (Figura 4.12 (b-11)), que experimenta valores negativos de $\bar{\psi}_f$ (Figura 4.11 (c)). A partir do último pico da precipitação, valores positivos de $\bar{\psi}_f$ se concentram novamente na zona de camada menos espessa de solo (Figura 4.12 (b-12)). A diferença na carga de pressão média na zona de ruptura para ambas as amostras (Figura 4.11 (c)) também parece refletir a discrepância entre os valores de FS para essas amostras (Figura 4.11 (a)) durante o período de secagem.

Aparentemente, nossas simulações mostraram que, fornecida a superfície rochosa posterior média, $\mathbb{E}(\mathbf{h})$, a que melhor honra nossos dados de campo, quanto menor o valor de K_s , menor o valor de FS (Figura 4.9 (a)) após um limiar de saturação do manto de solo. Isso, contudo, pode não ser verdadeiro se uma superfície rochosa profunda for amostrada de \mathbf{h} . Evidentemente, o processo de infiltração pode ser lento o suficiente para não gerar poro pressões na interface solo-rocha. Para avaliarmos essa questão, a Figura 4.13 (a) ilustra a variação de FS para duas amostras do estudo de caso 3, \mathbf{s}_{33} e \mathbf{s}_{34} . Enquanto que os valores de FS são semelhantes durante a plenitude da simulação para ambas as amostras, os parâmetros hidráulicos diferem consideravelmente (Tabela 4.4 e Figura 4.14). Note que a geometria da interface solo-rocha também é distinta para ambas as amostras na Figura 4.14.

Na Figura 4.14, os painéis contendo cargas de pressão na interface solo-rocha e nas seções transversais claramente indicam o contraste entre o processo de saturação de cima para baixo (amostra \mathbf{s}_{33} , $K_s = 0.0016 \text{ mh}^{-1}$) e o fluxo de baixo para cima (amostra \mathbf{s}_{34} , $K_s = 0.0680 \text{ mh}^{-1}$), evidenciando as diferenças na condutividade hidráulica. Alterações nas condições de saturação da interface solo-rocha são visíveis de $t = 5$ (a-1) para $t = 12$ (a-2) dias. A distribuição de ψ em (a-2) claramente reflete a espessura de solo mais rasa na região de drenagem na meia encosta (a-6). Nesse período de simulação, aproximadamente 15% da superfície rochosa encontra-se saturada (linha pontilhada para $t = 12$ dias na Figura 4.13 (b)). O incremento da saturação da interface solo-rocha permanece constante mesmo diante do período de secagem e da forte precipitação a partir de $t = 18$ dias (Figura 4.13 (b)). A resposta hidrológica mais tardia mantém os nós superficiais na iminência de saturação. Isso reflete então os

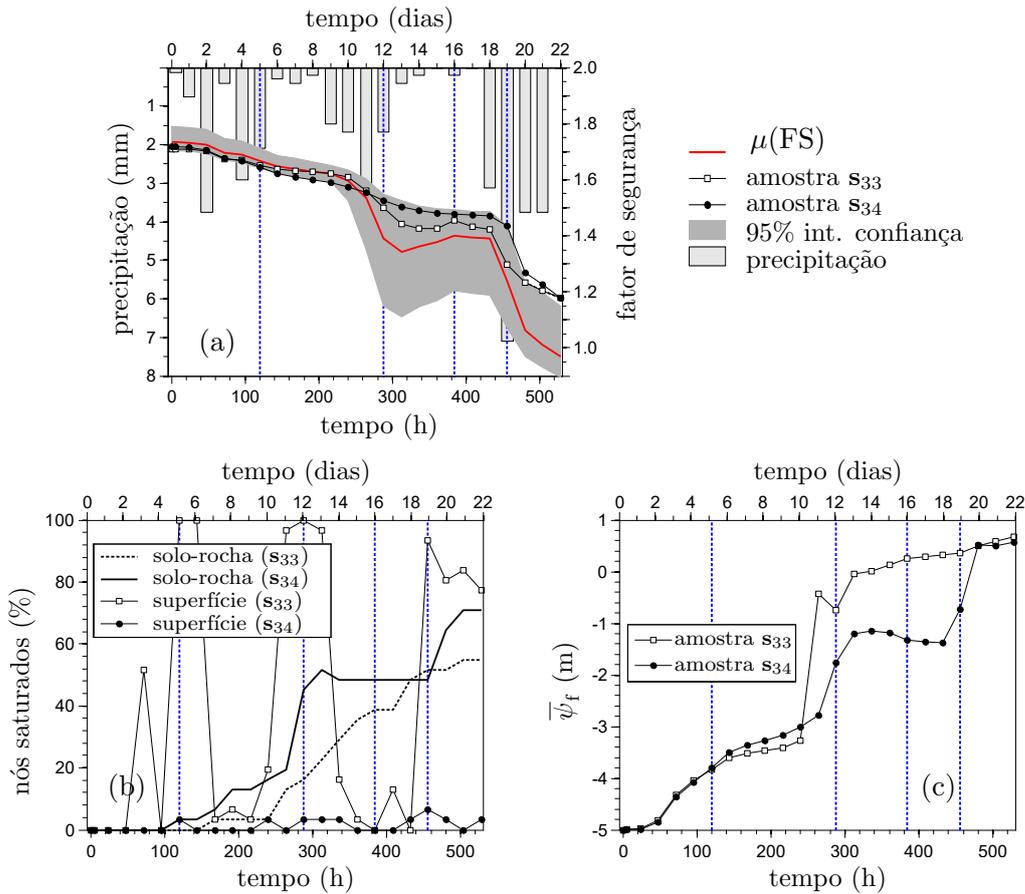


Figura 4.13: Variação transiente média (linha vermelha) e intervalos de confiança (área hachurada em cinza) para o fator de segurança (eixo da direita) obtido com as simulações do estudo de caso 3 (incerteza combinada do topo rochoso e dos parâmetros hidráulicos). Os valores de FS para as amostras s_{33} e s_{34} também são exibidos. As precipitações utilizadas como condições de contorno estão indicadas pelo gráfico de barras do eixo da esquerda. Linhas verticais pontilhadas em azul representam passos de tempo analisados.

picos de saturação apresentados na Figura 4.13 (b) para a amostra s_{33} . Como as zonas de ruptura simuladas ocorrem no topo da encosta em (a-9) e (a-10) para essa amostra, o aumento da porcentagens de nós saturados na superfície (Figura 4.13 (b)) repercute no incremento abrupto de $\bar{\psi}_f$ durante o segundo pico de precipitação (Figura 4.13 (c)). Essa redução na sucção, entretanto, não é suficiente para causar queda drástica em FS (Figura 4.13 (a)).

A amostra s_{34} possui elevado valor de K_s e formato convexo em parte da meia encosta coberto com fina camada de regolito. Essa combinação da configuração estratigráfica com a parametrização hidráulica facilita a drenagem. De fato, os nós superficiais apresentaram baixa saturação com o decorrer da simulação (Figura 4.13 (b)). Apesar da Figura 4.13 (b) indicar maior saturação da interface solo rocha para a amostra s_{34} , o mecanismo de ruptura mostrou-se mais associado à perda de sucção (Figura 4.14 (b)). Isso explica os valores

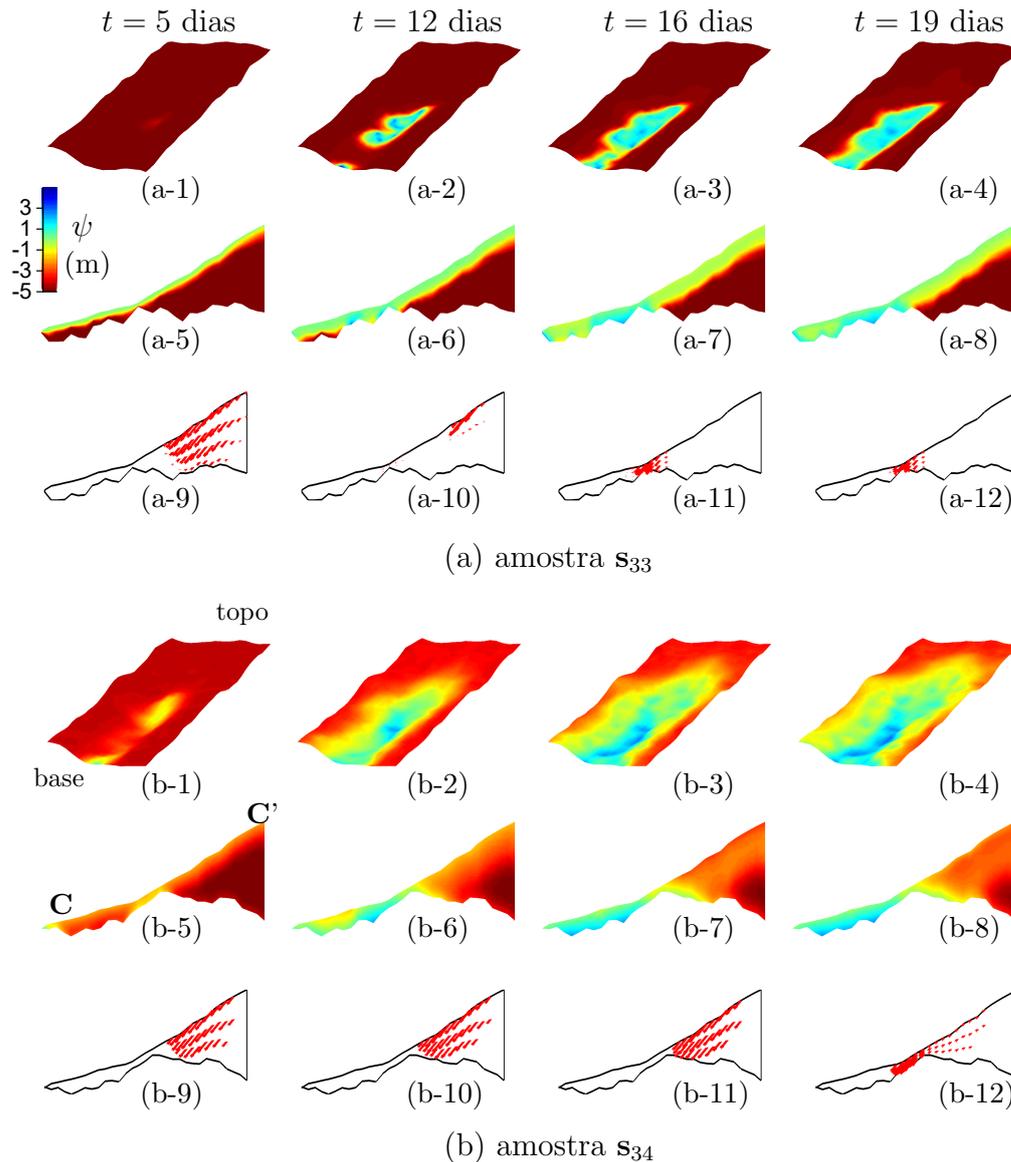


Figura 4.14: Variação transiente da carga de pressão (ψ) na interface solo rocha (sub-índices 1 a 4), ao longo da seção transversal CC' (sub-índices 5 a 8) e vetores de velocidade no colapso (sub-índices 9 a 12) para duas amostras do estudo de caso 3. As amostras s_{33} (a) e s_{34} (b) representam configurações diferentes da interface solo-rocha e também de parâmetros hidráulicos.

negativos para $\bar{\psi}_f$ na Figura 4.13 (c).

Embora os modelos da superfície rochosa, parâmetros hidráulicos, mecanismos de ruptura e distribuição de pressão nos nós da malha sejam distintos para ambas as amostras s_{33} e s_{34} , os valores de FS simulados foram bastante semelhantes. Isso indica que a incerteza combinada de parâmetros hidráulicos do solo e topografia da interface solo-rocha provoca interações complexas, as quais afetam a resposta hidro-mecânica tanto no espaço quanto no tempo.

Os resultados levantados nas últimas sub-seções criaram intuição sobre

como varia o intervalo de confiança de FS quando importantes incertezas são quantificadas em análises de estabilidade geotécnica. O aumento da incerteza em FS com o avanço do processo de fluxo se mostrou dependente de interações complexas entre a geometria da interface solo-rocha e a combinação de parâmetros hidráulicos. A relevância da análise apresentada é fundamental para quantificarmos outras duas medidas de segurança: o índice de confiabilidade e a probabilidade de ruptura.

4.6.4

Probabilidade de ruptura

A Figura 4.15 fornece o coeficiente de variação do fator de segurança (COV_{FS}) com o tempo para os três estudos de caso da Tabela 4.5. COV é uma medida estatística conveniente pois é adimensional. Esta métrica é calculada pelo quociente do desvio padrão da variável (neste caso FS) pela correspondente média, $\mu(FS)$. Nossos resultados concordam, é claro, com a magnitude dos intervalos de confiança para FS apresentados nas Figuras 4.7, 4.9 e 4.11. No estágio inicial de simulação, COV_{FS} para o caso 1 (linha preta) é dominante, embora um relativamente baixo COV_{FS} é verificado (abaixo de 2%). De fato COV_{FS} para o caso 3 (linha azul) concorda perfeitamente com o caso 1, enquanto que o caso 2 apresenta apenas um ligeiro acréscimo com o tempo. Após $t = 200$ h, COV_{FS} para todos os casos aumenta rapidamente. Em $t = 300$ h, o efeito combinado de incertezas no caso 3 é responsável pelo aumento de COV_{FS} em cerca de 2%, mantendo-se sempre superior aos demais casos até o final de simulação. Este resultado realça a importância do efeito combinado das incertezas da interface solo-rocha e parâmetros hidráulicos no nosso quadro probabilístico. Se essas fontes de incerteza não forem consideradas em conjunto, um COV_{FS} não-conservativo pode ser estimado.

Nós concluímos este capítulo com a Figura 4.16, a qual analisa o fator de segurança próximo ao fim da simulação ($t = 19$ dias), isto é, numa condição crítica do FS. Os gráficos da parte superior apresentam as distribuições de FS para os casos 1 (a), 2 (b) e 3 (c). O valor do FS médio para cada caso é especificado pela cruz azul. O limite do FS = 1 é separadamente demarcado por uma linha pontilhada em cada gráfico. A distribuição de FS para o caso 3 se estende ligeiramente mais dentro do limite de 1 a 1.5. Este resultado está de acordo com o valor de COV_{FS} apresentado na Figura 4.15. A distribuição de FS para o caso 3, como esperado, reflete o aumento na incerteza do FS. Os histogramas apresentados em (a), (b) e (c) podem ser aproximadamente representados por uma distribuição log-normal. Realmente, os gráficos quantis-quantis em (d), (e) e (f) mostram que os valores de FS estão razoavelmente

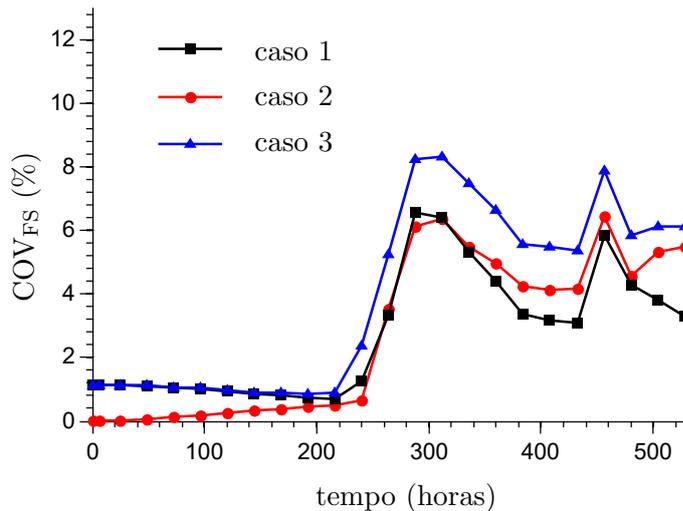


Figura 4.15: Comportamento transiente do coeficiente de variação do fator de segurança (COV_{FS}) para os três estudos de caso.

concordando com esta hipótese (linha de referência vermelha), com exceção das caudas.

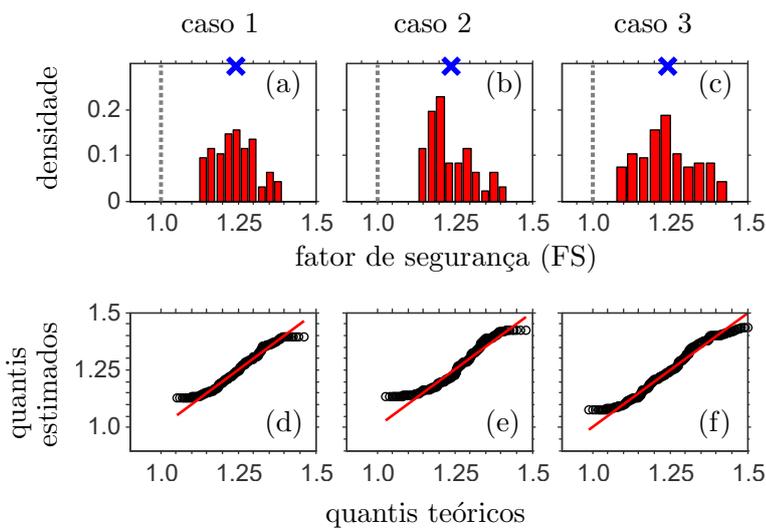


Figura 4.16: Histogramas da distribuição do fator de segurança próximo ao final de simulação ($t = 19$ dias) para os casos 1 (a), 2 (b) e 3 (c). O FS médio para este passo de tempo é indicado em cada gráfico por uma cruz azul. A linha pontilhada cinza representa o limite entre estabilidade e ruptura ($FS = 1$). Nos quadros inferiores, os gráficos quantis-quantis avaliam a distribuição de frequência de FS com relação à uma teórica (linha vermelha) distribuição log-normal.

O formato da distribuição de FS (Figura 4.16) e o correspondente coeficiente de variação (Figura 4.15) fornecem a oportunidade de avaliarmos outras duas medidas alternativas de segurança: o índice de confiabilidade (β) e a probabilidade de ruptura (P_f). O valor de β representa o número de desvios-

padrão entre FS = 1 (ruptura) e o FS médio, $\mu(\text{FS})$ (Duncan e Wright, 2005). Então, a confiabilidade de uma encosta é probabilidade calculada de que a massa de solo não irá romper. Assumindo as distribuições apresentadas na Figura 4.16 para o FS, o índice de confiabilidade log-normal β_{LN} pode ser calculado (Duncan e Wright, 2005):

$$\beta_{\text{LN}} = \frac{\ln\left(\mu(\text{FS})/\sqrt{1 + \text{COV}_{\text{FS}}^2}\right)}{\sqrt{\ln(1 + \text{COV}_{\text{FS}}^2)}}. \quad (4-10)$$

Valores de β podem então ser obtidos a partir da função de distribuição normal padrão acumulada para cada valor de β_{LN} . A correspondente probabilidade de ruptura, P_f , vale $1 - \beta$. Uma importante consideração sobre β é o grau de dispersão de FS com a utilização de COV_{FS} , o qual fornece uma excelente descrição da extensão da incerteza no fator de segurança.

A Tabela 4.7 mostra valores de P_f para os três diferentes estudos de caso. Nós consideramos três tempos ($t = 12$, $t = 16$ e $t = 19$ dias) que retratam as probabilidades de ruptura em instantes distintos de saturação do perfil de solo. Para $t = 12$ dias, os valores de P_f são relativamente baixos para todos os casos devido à elevada média do fator de segurança, $\mu(\text{FS})$. Em $t = 16$ dias, os valores de $\mu(\text{FS})$ mantêm-se aproximadamente constantes, mas a redução de COV_{FS} causa queda em P_f . No entanto, em $t = 19$ dias, $\mu(\text{FS})$ volta a cair e COV_{FS} a aumentar, fato que provoca incremento drástico em P_f .

Tabela 4.7: Probabilidades de ruptura (P_f) com base em uma distribuição log-normal de FS para os três estudos de caso. Diferentes passos de tempo avaliam a evolução de $\mu(\text{FS})$, COV_{FS} e P_f ao longo das simulações.

t (dias)	caso	$\mu(\text{FS})$	COV_{FS} (%)	P_f (%)
12	1	1.40	6.55	2.3×10^{-5}
	2	1.39	6.12	6.9×10^{-6}
	3	1.39	8.22	3.7×10^{-3}
16	1	1.42	3.37	0
	2	1.41	4.25	1.1×10^{-13}
	3	1.40	5.55	7.8×10^{-8}
19	1	1.25	5.84	0.1×10^{-1}
	2	1.24	6.46	0.5×10^{-1}
	3	1.24	7.88	3.7×10^{-1}

A Tabela 4.7 indica ainda que para todos os passos de tempo analisados, P_f para o caso 3 supera a probabilidade de ruptura dos demais casos. Essa discrepância é de ordens de magnitude para os tempos $t = 12$ e $t = 16$ dias, porém menor para $t = 19$ dias. Podemos então concluir que o papel da incerteza

combinada do topo rochoso e parâmetros hidráulicos possui impacto direto no aumento da probabilidade de ruptura da encosta investigada.

4.7

Discussões

O programa computacional desenvolvido neste capítulo permite tratamento explícito de incertezas importantes para a avaliação de estabilidade geotécnica em solos não-saturados. Com a utilização da simulação Monte Carlo, o efeito das incertezas da topografia do maciço rochoso (caso 1), dos parâmetros hidráulicos do solo (caso 2) e ambas as incertezas combinadas (caso 3) são avaliadas através dos valores da distribuição de pressões (ψ), vetores de velocidade no colapso, do fator de segurança (FS), do coeficiente de variação (COV_{FS}) e da probabilidade de ruptura (P_f). A incerteza da interface solo-rocha melhora a quantificação dos intervalos de predição para o FS, o que significa que a variabilidade estratigráfica requer sua consideração em investigações de fluxo e estabilidade. Uma das maiores contribuições desta tese é a descrição de uma metodologia na qual, ao invés de meramente assumir uma estratigrafia determinística, é possível propagar o efeito de sua incerteza na análise geotécnica.

A incerteza na modelagem da espessura de regolito, caracterizada a partir de análise Bayesiana acoplada com simulação MCMC, contribuiu para determinar limites mais apropriados para a análise do fator de segurança. Como a solução posterior média para a topografia da interface solo-rocha esteve em excelente harmonia com os dados de campo, a resposta do nosso modelo DTB aprimorou as simulações de fluxo e estabilidade. Além disso, a disponibilidade de uma superfície rochosa precisa nos permite melhor caracterizar o efeito dos parâmetros hidráulicos do solo sobre deslizamentos induzidos por infiltração de chuva. Os limites de confiança do FS para o caso 1 mostraram que a incerteza do topo rochoso pode influenciar valores de FS em estágios não-saturados do solo. Este resultado sem dúvida é pertinente pois estudos demonstraram que rupturas frequentemente ocorrem na presença de sucção (El-Ramly et al., 2005). Nossas simulações revelaram que zonas com espessura de solo rasa podem elevar a carga de pressão rapidamente por que a distância percorrida no processo de infiltração até a camada impermeável é menor. Entretanto, elevadas cargas de pressão positivas somente reduziram o FS quando estas foram desenvolvidas em depressões ou regiões planas da interface solo-rocha. Formatos convexos em meia encosta mostraram poder de drenagem e dissipação de poro pressão.

O uso de uma distribuição prévia dos parâmetros hidráulicos do solo

incluindo a correlação entre os mesmos permite identificar funções de retenção de água no solo e de permeabilidade mais realísticas. Na prática, contudo, este hábito ainda não foi explorado apropriadamente em estabilidade geotécnica. Nossos resultados sugerem que a distribuição normal multi-variada dos parâmetros hidráulicos do solo, amostrados por meio de simulação Monte Carlo, pode levar a significativa incerteza do fator de segurança quando a interface solo-rocha está em fase de iminente saturação. Amostras da nossa distribuição prévia com elevado K_s geralmente permitiram drenagem eficiente e contribuíram com o intervalo de confiança superior da incerteza de FS. Amostras com valores reduzidos de K_s produziram bolsões com elevadas cargas de pressão para zonas além do canal de drenagem, em áreas de elevado gradiente topográfico da interface solo-rocha, reduzindo o FS.

O estudo de caso 3 mostrou que a combinação de incertezas aumenta a variabilidade do fator de segurança e seu coeficiente de variação, e consequentemente, eleva substancialmente a probabilidade de ruptura. Enquanto o fator de segurança médio para todos os estudos de caso é aproximadamente o mesmo, a probabilidade de ruptura para o caso 3 permaneceu sempre maior do que os demais estudos de caso. Isso pode ser atribuído ao aumento da variabilidade do FS devido às complexas interações entre a espessura de solo, a correspondente topografia da interface solo-rocha e parâmetros hidráulicos. Esses três fatores determinam zonas de drenagem e acúmulo de poro pressões positivas, que influenciam o FS simulado pela ALN. Resumidamente, a desconsideração das incertezas combinadas pode resultar em estimativas não-conservadoras da probabilidade de ruptura.

Apesar do nosso esforço para desemaranhar duas importantes fontes de incerteza em análises probabilísticas de rupturas induzidas por acréscimo de poro pressão, algumas outras fontes de incerteza foram ignoradas. Muitos estudos objetos deste trabalho apontaram o papel da intensidade e duração críticas da chuva (Ng e Shi, 1998), condutividade hidráulica anisotrópica (Leach e Herbert, 1982; Ng e Shi, 1998), saturação inicial (Vargas Jr. et al., 1990; Ng e Shi, 1998; Mukhlisin et al., 2008), recarga do maciço rochoso (Leach e Herbert, 1982; Vargas Jr. et al., 1990), textura do solo (Fan et al., 2016) e parâmetros de resistência (Griffiths et al., 2009). Estes estudos, no entanto, foram restritos a geometrias simplificadas. Um grande esforço computacional seria necessário para analisar todas essas variáveis dentro do modelo transiente e tridimensional aqui proposto. Nesta tese, baseados nos resultados de análises efetuadas no capítulo 2, nós consideramos o solo homogêneo e isotrópico, e um maciço rochoso impermeável. Esta simplificação pode ser justificada para encostas de maior volume e extensão, uma vez que

a quantificação de heterogeneidades e anisotropia é difícil, ou muitas vezes impossível. Porém, obviamente que, uma vez devidamente caracterizadas, outras fontes de incerteza podem ser propagadas no programa desenvolvido, como, por exemplo, o fluxo através da interface solo-rocha (Vargas Jr. et al., 1990; Gerscovich et al., 2006; Hopp e McDonnell, 2009; Liang e Uchida, 2014). Como mostramos neste capítulo, informação sobre a topografia da interface solo-rocha é altamente vantajosa para modelagem estocástica de deslizamentos, mas outras fontes de imprecisão são igualmente úteis.

4.8 Epílogo

Neste capítulo, nós apresentamos o programa computacional desenvolvido para integração de simulações de fluxo não-saturado e análise limite numérica. Propusemos um método Monte Carlo para investigar o papel desempenhado pelo efeito combinado de incertezas da profundidade até a rocha e dos parâmetros hidráulicos do solo. Esta abordagem forneceu valores transientes da distribuição de pressões, zonas de colapso, fator de segurança e probabilidade de ruptura de uma encosta natural no Rio de Janeiro.

Três estudos de caso foram usados para ilustrar nossa metodologia. No primeiro deles, a incerteza preditiva do modelo DTB (capítulo 3) foi propagada no nosso sistema computacional com parâmetros hidráulicos fixos. Mostramos que incerteza do topo rochoso controla a variabilidade do fator de segurança em estágios não-saturados da interface solo-rocha, e que o formato côncavo e/ou convexo da superfície rochosa altera a resposta hidrológica por meio de acúmulo de umidade e/ou drenagem eficiente da massa de solo. No segundo estudo de caso, voltamos nossa atenção à variabilidade dos parâmetros hidráulicos ao utilizar uma superfície do topo rochoso única e de alta resolução. Resultados indicaram um aumento drástico da variabilidade do fator de segurança após um limiar de saturação do manto de solo. No último estudo de caso, o efeito simultâneo de ambas as fontes de incerteza forneceu valores mais apropriados do coeficiente de variação do fator de segurança, e conseqüentemente, uma probabilidade de ruptura mais conservadora. Tais conclusões sugerem que nosso modelo do topo rochoso melhora a quantificação de variáveis de saída de simulações geotécnicas de estabilidade, como fatores de segurança. Probabilidades de ruptura mais elevadas para o último estudo de caso concordam com essa conclusão.

Como a incerteza do topo rochoso é de difícil quantificação, seu tratamento estatístico é frequentemente ignorado. No entanto, nós mostramos que é possível lidar com a essa incerteza coerentemente em uma forma integrada.

5

Conclusões e sugestões

5.1

Conclusões

Com base no que foi exposto nos capítulos anteriores, em harmonia com os resultados obtidos e a proposta desta tese, resumimos nossas conclusões gerais:

- (a) O ensaio DPL é capaz de caracterizar a espessura de regolito para solos rasos (inferiores a 12 metros), principalmente em meia encosta de taludes e vales de drenagem, onde o teste é mais eficiente.
- (b) Nosso modelo DTB proposto acoplado com inferência Bayesiana forneceu a adequadamente a topografia do topo rochoso e quantificou limites de incerteza preditiva estratigráfica.
- (c) O código computacional desenvolvido para integração de simulações de fluxo e análise limite numérica 3D permitiu a propagação da incerteza preditiva do contato solo-rocha em estabilidade geotécnica, a quantificação dos intervalos de confiança do fator de segurança, além de medir o incremento na probabilidade de ruptura de uma encosta natural, e portanto pode ser uma ferramenta útil de auxílio a profissionais em engenharia.

5.2

Sugestões

Futuros avanços são requeridos para a continuidade do ciclo iterativo proposto para essa pesquisa. Poderíamos então enunciar:

- (i) acoplar o DPL com inversão geofísica para melhor estimativa do contato solo-rocha em campo.
- (ii) correlacionar resultados do DPL com heterogeneidades (e.g., permeabilidade, resistência, classes texturais).

- (iii) integrar o modelo de espessura de regolito proposto com simulações de deslizamento de encostas e fluxo de detritos em grandes áreas.
- (iv) ampliar o uso da modelagem inversa para outros problemas geotécnicos.
- (v) quantificar a incerteza dos parâmetros geotécnicos para propagação em simulações probabilísticas de estabilidade, comparando esta com a incerteza do topo rochoso e parâmetros hidráulicos do solo.
- (vi) investigar o efeito da condição inicial de saturação e/ou parâmetros geotécnicos por meio de campos aleatórios Gaussianos 3D.
- (vii) acoplar malhas de elementos finitos auto-adaptativas tanto ao processo de fluxo quanto às zonas de plastificação em análise limite.
- (viii) incluir um termo estocástico na equação analítica proposta para modelar a interface solo-rocha.

Referências bibliográficas

AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.

ANDERSON, R. S.; ANDERSON, S. P.; TUCKER, G. E. Rock damage and regolith transport by frost: An example of climate modulation of the geomorphology of the critical zone. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 38, p. 299–316, 2013.

ASKARINEJAD, A. et al. Rainfall induced instabilities: A field experiment on a silty sand slope in northern Switzerland. **Rivista Italiana di Geotecnica**, v. 3, p. 50–71, 2012.

ATHAPATHTHU, A. M. R. G.; TSUCHIDA, T.; KANO, S. A new geotechnical method for natural slope exploration and analysis. **Natural Hazards**, v. 75, n. 2, p. 1327–1348, 2014.

BATHE, K.; CIMENTO, A. Some practical procedures for the solution of nonlinear finite element equations. **Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering**, v. 22, n. 1, p. 59 – 85, 1980.

BEAR, J. **Dynamics of Fluids in Porous Media**. New York: Dover publications, 2013.

BELLUGI, D. et al. A spectral clustering search algorithm for predicting shallow landslide size and location. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 120, n. 2, p. 300–324, 2015.

BERTOLDI, G., R. R.; OVER, T. M. Impact of watershed geomorphic characteristics on the energy and water budgets. **Journal of Hydrometeorology**, v. 7, p. 389–403, 2006.

BOER, M.; BARRIO, G. D.; PUIGDEFÁBRES, J. Mapping soil depth classes in dry mediterranean areas using terrain attributes derived from a digital elevation model. **Geoderma**, v. 72, n. 1-2, p. 99–118, 1996.

BOHIDAR, R. N.; SULLIVAN, J. P.; HERMANCE, J. F. Delineating depth to bedrock beneath shallow unconfined aquifers: A gravity transect across the Palmer river basin. **Ground Water**, v. 39, n. 5, p. 729–736, 2001.

BORJA, R. I.; WHITE, J. A. Continuum deformation and stability analyses of a steep hillside slope under rainfall infiltration. **Acta Geotechnica**, v. 5, n. 1, p. 1–14, 2010.

CAI, F. et al. Effects of horizontal drains on slope stability under rainfall by three-dimensional finite element analysis. **Computers and Geotechnics**, v. 23, n. 4, p. 255 – 275, 1998.

CAMARGO, J. T. **Análise limite tridimensional como um problema de otimização cônica quadrática: Aplicação em estabilidade de taludes**. 116 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil - Geotecnia) — Departamento de Engenharia Civil, Pontificia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2015.

CAMARGO, J. T.; VELLOSO, R. Q.; VARGAS JR., E. A. Numerical limit analysis of three-dimensional slope stability problems at catchment scale. **Acta Geotechnica**, p. 1 – 15, 2016.

CATANI, F.; SEGONI, S.; FALORNI, G. An empirical geomorphology-based approach to the spatial prediction of soil thickness at catchment scale. **Water Resources Research**, v. 46, n. 5, 2010.

CHO, S. E.; LEE, S. R. Instability of unsaturated soil slopes due to infiltration. **Computers and Geotechnics**, v. 28, n. 3, p. 185 – 208, 2001.

CHRISTENSEN, C. W. et al. Combining airborne electromagnetic and geotechnical data for automated depth to bedrock tracking. **Journal of Applied Geophysics**, v. 119, p. 178–191, 2015.

CHRISTIAN, J. T.; LADD, C. C.; BAECHER, G. B. Reliability applied to slope stability analysis. **Journal of Geotechnical Engineering**, v. 120, n. 12, p. 2180 – 2207, 1994.

CHUNG, J.; ROGERS, J. D. Estimating the position and variability of buried bedrock surfaces in the St. Louis metro area. **Engineering Geology**, v. 126, p. 37–45, 2012.

CLAIR, J. S. et al. Geophysical imaging reveals topographic stress control of bedrock weathering. **Science**, v. 350, n. 6260, p. 534–538, 2015.

DAHLKE, H. E. et al. Test of statistical means for the extrapolation of soil depth point information using overlays of spatial environmental data and bootstrapping techniques. **Hydrological Processes**, v. 23, n. 21, p. 3017–3029, 2009.

DAVIS, K.; LI, Y. Fast solution of geophysical inversion using adaptive mesh, space-filling curves and wavelet compression. **Geophysical Journal International**, v. 185, n. 1, p. 157–166, 2011.

DEROSE, R. C.; TRUSTRUM, N. A.; BLASCHKE, P. M. Geomorphic change implied by regolith - slope relationships on steep land hillslopes, Taranaki, New Zealand. **Catena**, v. 18, n. 5, p. 489–514, 1991.

DIETRICH, W. E. et al. A process-based model for colluvial soil depth and shallow landsliding using digital elevation data. **Hydrological Processes**, v. 9, n. 3-4, p. 383–400, 1995.

DOU, H. et al. Probabilistic slope stability analysis considering the variability of hydraulic conductivity under rainfall infiltration-redistribution conditions. **Engineering Geology**, v. 183, p. 1 – 13, 2014.

DRUCKER, D. C.; PRAGER, W. Soil mechanics and plastic analysis for limit design. **Quartely Journal of Applied Mathematics**, v. 10, p. 157–165, 1952.

DRUCKER, D. C.; PRAGER, W.; GREENBERG, H. J. Extended limit design theorems for continuous media. **Quartely Journal of Applied Mathematics**, v. 9, p. 381–389, 1952.

DUNCAN, J. M.; WRIGHT, S. G. **Soil strength and slope stability**. New York: John Wiley & Sons, 2005.

DURAND, A. F.; VARGAS JR., E. A.; VAZ, L. E. Applications of numerical limit analysis (NLA) to stability problems of rock and soil masses. **Internatinal Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, v. 43, n. 3, p. 408 – 425, 2006.

EBEL, B. A. et al. Near-surface hydrologic response for a steep, unchanneled catchment near Coos Bay, Oregon: 1. sprinkling experiments. **American Journal of Science**, v. 307, n. 4, p. 678–708, 2007.

EGUCHI, S.; SAWAMOTO, M.; MASAHIKO, M. Field scale determination of the aquifer–aquitard boundary in Joso Clay by cone penetrometry. **Soil Science & Plant Nutrition**, v. 55, n. 3, p. 337–348, 2009.

EL-RAMLY, H.; MORGENSTERN, N. R.; CRUDEN, D. M. Probabilistic assessment of stability of a cut slope in residual soil. **Géotechnique**, v. 55, n. 1, p. 77–84, 2005.

EVERITT, B. S. et al. **Cluster Analysis**. 5. ed. New York: John Wiley & Sons, 2011.

FAN, L.; LEHMANN, P.; OR, D. Effects of soil spatial variability at the hillslope and catchment scales on characteristics of rainfall-induced landslides. **Water Resources Research**, p. 840–857, 2016.

FERNANDES, N. F. et al. Topographic controls of landslides in Rio de Janeiro: field evidence and modeling. **Catena**, v. 55, n. 2, p. 163–181, 2004.

FRANÇOIS, B. et al. Numerical modelling of the hydrogeological and geomechanical behaviour of a large slope movement: the Triesenberg landslide (Liechtenstein). **Canadian Geotechnical Journal**, v. 44, n. 7, p. 840–857, 2007.

FREDLUND, D. G.; RAHARDJO, H. **Soil mechanics for unsaturated soils**. New York: John Wiley & Sons, 1993.

FREER, J. et al. The role of bedrock topography on subsurface storm flow. **Water Resources Research**, v. 38, n. 12, p. 5–1–5–16, 2002.

FU, Z. et al. Soil thickness effect on hydrological and erosion characteristics under sloping lands: A hydro-pedological perspective. **Geoderma**, v. 167–168, p. 41–53, 2011.

FUJIMOTO, M.; OHTE, N.; TANI, M. Effects of hillslope topography on hydrological responses in a weathered granite mountain, Japan: comparison of the runoff response between the valley-head and the side slope. **Hydrological Processes**, v. 22, n. 14, p. 2581–2594, 2008.

GELMAN, A.; RUBIN, D. B. Inference from iterative simulation using multiple sequences. **Statistical Science**, v. 7, n. 4, p. 457–472, 1992.

GERSCOVICH, D. M. S.; VARGAS JR., E. A.; CAMPOS, T. M. P. de. On the evaluation of unsaturated flow in a natural slope in Rio de Janeiro, Brazil. **Engineering Geology**, v. 88, n. 1–2, p. 23 – 40, 2006.

GOMES, G. J. C.; VRUGT, J. A.; VARGAS JR., E. A. Toward improved prediction of the bedrock depth underneath hillslopes: Bayesian inference of the bottom-up control hypothesis using high-resolution topographic data. **Water Resources Research**, v. 52, 2016.

GOMES, R. et al. Identification of the affected areas by mass movement through a physically based model of landslide hazard combined with an empirical model of debris flow. **Natural Hazards**, v. 45, n. 2, p. 197–209, 2008.

GOMES, R. et al. Combining spatial models for shallow landslides and debris-flows prediction. **Remote Sensing**, v. 5, n. 5, p. 2219–2237, 2013.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for Natural Resources Evaluation**. 1. ed. New York: Oxford Univ. Press, 1997.

GRIFFITHS, D. V.; HUANG, J.; FENTON, G. A. Influence of spatial variability on slope reliability using 2-D random fields. **Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering**, v. 135, n. 10, p. 1367–1378, 2009.

GUIMARÃES, R. et al. Parameterization of soil properties for a model of topographic controls on shallow landsliding: application to Rio de Janeiro. **Engineering Geology**, v. 69, n. 1-2, p. 99–108, 2003.

GUPTA, H. V.; WAGENER, T.; LIU, Y. Reconciling theory with observations: elements of a diagnostic approach to model evaluation. **Hydrological Processes**, v. 22, n. 18, p. 3802–3813, 2008.

HE, M. et al. Characterizing parameter sensitivity and uncertainty for a snow model across hydroclimatic regimes. **Advances in Water Resources**, v. 34, n. 1, p. 114–127, 2011.

HEGAZY, Y.; MAYNE, P. Objective site characterization using clustering of piezocone data. **Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering**, v. 128, n. 12, p. 986–996, 2002.

HEIMSATH, A. M. et al. Stochastic processes of soil production and transport: erosion rates, topographic variation and cosmogenic nuclides in the Oregon Coast Range. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 26, n. 5, p. 531–552, 2001.

HO, J. et al. Influences of spatial distribution of soil thickness on shallow landslide prediction. **Engineering Geology**, v. 124, p. 38–46, 2012.

HOPP, L.; MCDONNELL, J. Connectivity at the hillslope scale: Identifying interactions between storm size, bedrock permeability, slope angle and soil depth. **Journal of Hydrology**, v. 376, n. 3-4, p. 378–391, 2009.

HURST, M. D. et al. Using hilltop curvature to derive the spatial distribution of erosion rates. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 117, 2012.

JAFARPOUR, B. Wavelet reconstruction of geologic facies from nonlinear dynamic flow measurements. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 49, n. 5, p. 1520–1535, 2011.

JENNY, H. **Factors of soil formation: A quantitative system in pedology**. New York: McGraw-Hill, 1941.

KANG, F. et al. System probabilistic stability analysis of soil slopes using Gaussian process regression with Latin hypercube sampling. **Computers and Geotechnics**, v. 63, p. 13 – 25, 2015.

KATSUYAMA, M.; OHTE, N.; KABEYA, N. Effects of bedrock permeability on hillslope and riparian groundwater dynamics in a weathered granite catchment. **Water Resources Research**, v. 41, n. 1, 2005.

KEATING, E. H. et al. Optimization and uncertainty assessment of strongly non-linear groundwater models with high parameter dimensionality. **Water Resources Research**, v. 46, n. 10, 2010.

KIM, M. S. et al. Effect of topography and soil parameterisation representing soil thicknesses on shallow landslide modelling. **Quaternary International**, v. 384, p. 91 – 106, 2015.

KOSUGI, K. et al. Water flow processes in weathered granitic bedrock and their effects on runoff generation in a small headwater catchment. **Water Resources Research**, v. 42, n. 2, 2006.

KOSUGI, K. et al. A combined penetrometer–moisture probe for surveying soil properties of natural hillslopes. **Vadose Zone Journal**, v. 8, n. 1, 2009.

KURIAKOSE, S. L. et al. Prediction of soil depth using environmental variables in an anthropogenic landscape, a case study in the Western Ghats of Kerala, India. **Catena**, v. 79, n. 1, p. 27–38, 2009.

LALOY, E.; LINDE, N.; VRUGT, J. A. Mass conservative three-dimensional water tracer distribution from Markov chain Monte Carlo inversion of time-lapse ground-penetrating radar data. **Water Resources Research**, v. 48, n. 7, 2012.

LALOY, E. et al. Efficient posterior exploration of a high-dimensional groundwater model from two-stage Markov chain Monte Carlo simulation and polynomial chaos expansion. **Water Resources Research**, v. 49, n. 5, p. 2664–2682, 2013.

LANNI, C. et al. Modelling shallow landslide susceptibility by means of a subsurface flow path connectivity index and estimates of soil depth spatial distribution. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 16, n. 11, p. 3959 – 3971, 2012.

LANNI, C. et al. Simulated effect of soil depth and bedrock topography on near-surface hydrologic response and slope stability. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 38, n. 2, p. 146–159, 2013.

LEACH, B.; HERBERT, R. The genesis of a numerical model for the study of the hydrogeology of a steep hillside in Hong Kong. **Quarterly Journal of Engineering Geology & Hydrogeology**, v. 15, n. 3, p. 243 – 259, 1982.

LEBEDEVA, M. I.; BRANTLEY, S. L. Exploring geochemical controls on weathering and erosion of convex hillslopes: beyond the empirical regolith production function. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 38, p. 1793–1807, 2013.

LEE, K. T.; HO, J.-Y. Prediction of landslide occurrence based on slope-instability analysis and hydrological model simulation. **Journal of Hydrology**, v. 375, p. 489–497, 2009.

LI, A. J.; MERIFIELD, R. S.; LYAMIN, A. V. Three-dimensional stability charts for slopes based on limit analysis methods. **Canadian Geotechnical Journal**, v. 47, n. 12, p. 1316–1334, 2010.

LIANG, W.-L.; UCHIDA, T. Effects of topography and soil depth on saturated-zone dynamics in steep hillslopes explored using the three-dimensional Richards' equation. **Journal of Hydrology**, v. 510, p. 124–136, 2014.

LINDE, N.; VRUGT, J. A. Distributed soil moisture from crosshole ground-penetrating radar travel times using stochastic inversion. **Vadose Zone Journal**, v. 12, n. 1, 2013.

LIU, J. et al. A simple geomorphic-based analytical model for predicting the spatial distribution of soil thickness in headwater hillslopes and catchments. **Water Resources Research**, v. 49, n. 11, p. 7733–7746, 2013.

LOCHBÜHLER, T. et al. Probabilistic electrical resistivity tomography of a CO₂ sequestration analog. **Journal of Applied Geophysics**, v. 107, p. 80–92, 2014.

LOCHBÜHLER, T. et al. Summary statistics from training images as prior information in probabilistic inversion. **Geophysical Journal International**, v. 201, n. 1, p. 157–171, 2015.

LUCÀ, F. et al. Spatial modelling and uncertainty assessment of pyroclastic cover thickness in the Sorrento Peninsula. **Environmental Earth Sciences**, v. 72, n. 9, p. 3353–3367, 2014.

MAKRODIMOPOULOS, A.; MARTIN, C. M. Lower bound limit analysis of cohesive-frictional materials using second-order cone programming. **International Journal for Numerical Methods in Engineering**, v. 66, n. 4, p. 604–634, 2006.

MALKAWI, A. I. H.; HASSAN, W. F.; ABDULLA, F. A. Uncertainty and reliability analysis applied to slope stability. **Structural Safety**, v. 22, p. 161–187, 2000.

MASAOKA, N. et al. Application of a combined penetrometer-moisture probe for investigating heterogeneous hydrological properties of a footslope area. **Vadose Zone Journal**, v. 11, n. 2, 2012.

MASAOKA, N. et al. Processes of bedrock groundwater seepage and their effects on soil water fluxes in a foot slope area. **Journal of Hydrology**, v. 535, p. 160 – 172, 2016.

MATOS FERNANDES, M. **Mecânica dos Solos: Introdução à Engenharia Geotécnica**. 1. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2014.

MATTHIES, H.; STRANG, G. The solution of nonlinear finite element equations. **International Journal for Numerical Methods in Engineering**, v. 14, n. 11, p. 1613–1626, 1979.

METROPOLIS, N. et al. Equation of state calculations by fast computing machines. **The Journal of Chemical Physics**, v. 21, n. 6, p. 1087–1092, 1953.

MEY, J. et al. Estimating the fill thickness and bedrock topography in intermontane valleys using artificial neural networks. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 120, n. 7, p. 1301–1320, 2015.

MICHELETTO, M. **Desenvolvimento de procedimentos numéricos para a análise de infiltração e estabilidade de taludes em bacias de drenagem**. 152 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil - Geotecnia) — Departamento de Engenharia Civil, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

MILLEDDGE, D. G. et al. A multidimensional stability model for predicting shallow landslide size and shape across landscapes. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 119, n. 11, p. 2481–2504, 2014.

MONTGOMERY, D. R.; DIETRICH, W. E.; HEFNER, J. T. Piezometric response in shallow bedrock at CB1: implications for runoff generation and shallow landsliding. **Water Resources Research**, v. 38, n. 12, 2002.

MOSEK ApS. **The MOSEK optimization toolbox for MATLAB manual. Version 7.1 (Revision 28)**. [S.l.], 2015. Disponível em: <<http://docs.mosek.com/7.1/toolbox/index.html>>.

MUALEM, Y. A new model for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated porous media. **Water Resources Research**, v. 12, n. 3, p. 513–522, 1976.

MUKHLISIN, M.; TAHA, M.; KOSUGI, K. Numerical analysis of effective soil porosity and soil thickness effects on slope stability at a hillslope of weathered granitic soil formation. **Geosciences Journal**, v. 12, n. 4, p. 401–410, 2008.

NG, C. W. W.; SHI, Q. A numerical investigation of the stability of unsaturated soil slopes subjected to transient seepage. **Computers and Geotechnics**, v. 22, n. 1, p. 1 – 28, 1998.

NILSSON, T. Parameter approach from DPL Nilsson test. In: **Proceedings of the 3rd International Conference on Site Characterization, ISC-3**. Taipei: [s.n.], 2008. v. 2, p. 1415–1418.

NILSSON, T.; CUNHA, R. Advances and equations for pile design in Brazil via DPL tests. In: **Proceedings of the 2nd International Conference on Site Characterization, ISC-2**. Porto: [s.n.], 2004. v. 2, p. 1519–1523.

ODEH, I. O. A.; CHITTLEBOROUGH, D. J.; MCBRATNEY, A. B. Elucidation of soil-landform interrelationships by canonical ordination analysis. **Geoderma**, v. 49, n. 1-2, p. 1–32, 1991.

ODEH, I. O. A.; MCBRATNEY, A. B.; CHITTLEBOROUGH, D. J. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging. **Geoderma**, v. 67, n. 3-4, p. 215–226, 1995.

OHNUKI, Y. et al. Distribution and characteristics of soil thickness and effects upon water storage in forested areas of Cambodia. **Hydrological Processes**, v. 22, p. 1272–1280, 2008.

OHNUKI, Y. et al. Distribution of colluvia and saprolites and their physical properties in a zero order basin in Okinawa, southwestern Japan. **Geoderma**, v. 80, p. 75–93, 1997.

OWARE, E. K.; MOYSEY, S. M. J.; KHAN, T. Physically based regularization of hydrogeophysical inverse problems for improved imaging of process-driven systems. **Water Resources Research**, v. 49, n. 10, p. 6238–6247, 2013.

PANICONI, C.; ALDAMA, A. A.; WOOD, E. F. Numerical evaluation of iterative and noniterative methods for the solution of the nonlinear Richards equation. **Water Resources Research**, v. 27, n. 6, p. 1147–1163, 1991. ISSN 1944-7973.

PASTORE, E. Weathering profiles. In: **Proceedings of the 10th Panamerican Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering**. Guadalajara, Mexico: [s.n.], 1995. v. 1, p. 353–364.

PELLETIER, J. D. et al. Calibration and testing of upland hillslope evolution models in a dated landscape: Banco Bonito, New Mexico. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 116, n. F4, 2011.

PELLETIER, J. D.; RASMUSSEN, C. Geomorphically based predictive mapping of soil thickness in upland watersheds. **Water Resources Research**, v. 45, n. 9, 2009.

PERRON, J. T. Numerical methods for nonlinear hillslope transport laws. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 116, n. F2, 2011.

PHOON, K.; SANTOSO, A.; QUEK, S. Probabilistic analysis of soil-water characteristic curves. **Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering**, v. 136, n. 3, p. 445–455, 2010.

REID, M. Slope instability caused by small variations in hydraulic conductivity. **Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering**, v. 123, n. 8, p. 717–725, 1997.

REMPE, D. M.; DIETRICH, W. E. A bottom-up control on fresh-bedrock topography under landscapes. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 111, n. 18, p. 6576–6581, 2014.

REU, J. D. et al. Application of the topographic position index to heterogeneous landscapes. **Geomorphology**, v. 186, p. 39–49, 2013.

ROERING, J. et al. Evidence for biotic controls on topography and soil production. **Earth and Planetary Science Letters**, v. 298, p. 183–190, 2010.

ROERING, J. J. How well can hillslope evolution models "explain" topography? simulating soil transport and production with high-resolution topographic data. **Geological Society of America Bulletin**, v. 120, n. 9-10, p. 1248–1262, 2008.

ROERING, J. J.; KIRCHNER, J. W.; DIETRICH, W. E. Evidence for nonlinear, diffusive sediment transport on hillslopes and implications for landscape morphology. **Water Resources Research**, v. 35, n. 3, p. 853–870, 1999.

RUDDOCK, E. C. Residual soils of the Kumasi district in Ghana. **Géotechnique**, v. 17, n. 4, p. 359–377, 1967.

RUXTON, B. P.; BERRY, L. The basal rock surface on weathered granitic rocks. **Proceedings of the Geologists' Association**, v. 70, n. 4, p. 285–290, 1959.

SACO, P. M.; WILLGOOSE, G. R.; HANCOCK, G. R. Spatial organization of soil depths using a landform evolution model. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 111, n. F2, 2006.

SADEGH, M. et al. The stationarity paradigm revisited: Hypothesis testing using diagnostics, summary metrics, and DREAM_(ABC). **Water Resources Research**, p. 9207–9231, 2015.

SARKAR, S. A.; ROY, K.; MARTHA, T. R. Soil depth estimation through soil-landscape modelling using regression kriging in a himalayan terrain. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 27, n. 12, p. 2436–2454, 2013.

SAULNIER, G.-M.; BEVEN, K.; OBLED, C. Including spatially variable effective soil depths in TOPMODEL. **Journal of Hydrology**, v. 202, n. 1-4, p. 158–172, 1997.

SCHAAP, M.; LEIJ, F.; van GENUCHTEN, M. T. ROSETTA: a computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions. **Journal of Hydrology**, v. 251, p. 163–176, 2001.

SCHARNAGL, B. et al. Inverse modelling of in situ soil water dynamics: investigating the effect of different prior distributions of the soil hydraulic parameters. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 15, n. 10, p. 3043–3059, 2011.

SHAFIQUE, M.; VAN DER MEIJDE, M.; ULLAH, S. Regolith modeling and its relation to earthquake induced building damage: A remote sensing approach. **Journal of Asian Earth Sciences**, v. 42, n. 1-2, p. 65–75, 2011.

SHANLEY, J. et al. Shallow water table fluctuations in relation to soil penetration resistance. **Ground Water**, v. 41, p. 964–972, 2003.

SITHARAM, T.; SAMUI, P.; ANBAZHAGAN, P. Spatial variability of rock depth in bangalore using geostatistical, neural network and support vector machine models. **Geotechnical and Geological Engineering**, v. 26, n. 5, p. 503–517, 2008.

SLOAN, S. Geotechnical stability analysis. **Géotechnique**, v. 63, n. 7, p. 531–571, 2013.

SPRINGMAN, S. et al. Landslide triggering experiment in a steep forested slope in Switzerland. In: **Proceedings of the 17th International Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering, ISSMGE**. Alexandria: [s.n.], 2009. v. 1, p. 1698–1701.

STEWART, M. T. Gravity survey of a deep buried valley. **Ground Water**, v. 18, p. 24–30, 1980.

TAROLLI, P.; FONTANA, G. D. Hillslope-to-valley transition morphology: New opportunities from high resolution DTMs. **Geomorphology**, v. 113, n. 1-2, p. 47–56, 2009.

TESFA, T. K. et al. Modeling soil depth from topographic and land cover attributes. **Water Resources Research**, v. 45, n. 10, 2009.

THOMAS, M. F. Implications of deep weathering patterns in crystalline rocks in Nigeria. **Transactions of the Institute of British Geographers**, v. 40, p. 173–193, 1966.

TROCH, P.; LOON, E. van; HILBERTS, A. Analytical solutions to a hillslope-storage kinematic wave equations for subsurface flow. **Advances in Water Resources**, v. 25, p. 637–649, 2002.

TROMP-VAN MEERVELD, H.; MCDONNELL, J. Threshold relations in subsurface stormflow: 1. A 147-storm analysis of the Panola hillslope. **Water Resources Research**, v. 42, n. 2, 2006a.

TROMP-VAN MEERVELD, H.; MCDONNELL, J. Threshold relations in subsurface stormflow: 2. the fill and spill hypothesis. **Water Resources Research**, v. 42, n. 2, 2006b.

TSAPARAS, I. et al. Controlling parameters for rainfall-induced landslides. **Computers and Geotechnics**, v. 29, n. 1, p. 1 – 27, 2002.

TSUCHIDA, T. et al. Estimation of in-situ shear strength parameters of weathered granitic (Masado) slopes using lightweight dynamic cone penetrometer. **Soils and Foundations**, v. 51, p. 497–512, 2011.

TYE, A. M. et al. The spatial variation of weathering and soil depth across a Triassic sandstone outcrop. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 36, n. 5, p. 569–581, 2011.

UCHIDA, T. et al. Analysis of flowpath dynamics in a steep unchanneled hollow in the Tamakami mountains of Japan. **Hydrological Processes**, v. 17, p. 417–430, 2003.

van GENUCHTEN, M. T. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. **Soil Science Society of America Journal**, v. 44, n. 5, p. 892–898, 1980.

VARGAS JR., E. A. et al. Saturated-unsaturated analysis of water flow in slopes of Rio de Janeiro, Brazil. **Computers and Geotechnics**, v. 10, n. 3, p. 247 – 261, 1990.

VIEIRA, B. C.; FERNANDES, N. F. Landslides in Rio de Janeiro: The role played by variations in soil hydraulic conductivity. **Hydrological Processes**, v. 18, n. 4, p. 791–805, 2004.

VRUGT, J. A. Markov chain Monte Carlo simulation using the DREAM software package: Theory, concepts, and MATLAB implementation. **Environmental Modelling & Software**, v. 75, p. 273–316, 2016.

VRUGT, J. A. et al. Treatment of input uncertainty in hydrologic modeling: Doing hydrology backward with Markov chain Monte Carlo simulation. **Water Resources Research**, v. 44, n. 12, 2008.

VRUGT, J. A. et al. Accelerating Markov chain Monte Carlo simulation by differential evolution with self-adaptive randomized subspace sampling. **International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation**, v. 10, n. 3, p. 273–290, 2009.

VRUGT, J. A. et al. Improved treatment of uncertainty in hydrologic modeling: Combining the strengths of global optimization and data assimilation. **Water Resources Research**, v. 41, n. 1, 2005.

VRUGT, J. A.; SADEGH, M. Toward diagnostic model calibration and evaluation: Approximate Bayesian computation. **Water Resources Research**, v. 49, n. 7, p. 4335–4345, 2013.

WANG, G. H.; SASSA, K. Pore-pressure generation and movement of rainfall-induced landslides: effects of grain size and fine-particle content. **Engineering Geology**, v. 69, n. 1-2, p. 109 – 125, 2003.

WANG, Y.; ZHAO, Z.; AU, S.-K. Efficient Monte Carlo simulation of parameter sensitivity in probabilistic slope stability analysis. **Computers and Geotechnics**, v. 37, p. 1015 – 1022, 2010. ISSN 0266-352X.

WIEGAND, C. et al. Regolith structure analysis — a contribution to understanding the local occurrence of shallow landslides (Austrian Tyrol). **Geomorphology**, v. 180, n. 3, p. 5–13, 2013.

WILFORD, J.; THOMAS, M. Predicting regolith thickness in the complex weathering setting of the central Mt Lofty Ranges, South Australia. **Geoderma**, v. 206, p. 1–13, 2013.

YANG, Q. et al. Relationship between soil depth and terrain attributes in karst region in Southwest China. **Journal of Soils and Sediments**, v. 14, n. 9, p. 1568–1576, 2014.

ZHANG, L. L.; ZHANG, L. M.; TANG, W. H. Rainfall-induced slope failure considering variability of soil properties. **Géotechnique**, v. 55, n. 2, p. 183 – 188, 2005.

ZHANG, L. L. et al. Probabilistic parameter estimation and predictive uncertainty based on field measurements for unsaturated soil slope. **Computers and Geotechnics**, v. 48, p. 72 – 81, 2013a.

ZHANG, Y. et al. Effects of geometries on three-dimensional slope stability. **Canadian Geotechnical Journal**, v. 50, n. 3, p. 233–249, 2013b.

ZHOU, W.; BECK, B. F.; STEPHENSON, J. B. Reliability of dipole-dipole electrical resistivity tomography for defining depth to bedrock in covered karst terranes. **Environmental Geology**, v. 39, n. 7, p. 760–766, 2000.

ZHOU, Y.; WU, X. Use of neural networks in the analysis and interpretation of site investigation data. **Computers and Geotechnics**, v. 16, n. 2, p. 105–122, 1994.

ZIADAT, F. Analyzing digital terrain attributes to predict soil attributes for a relatively large area. **Soil Science Society of America Journal**, v. 69, n. 5, p. 1590–1599, 2005.

ZIADAT, F. Prediction of soil depth from digital terrain data by integrating statistical and visual approaches. **Pedosphere**, v. 20, n. 3, p. 361–367, 2010.

Apêndice A

Seja $\mathcal{F}(\text{FR}) = \lambda$ uma função contínua que representa o resultado da ALN (equação 4-9), ou seja, o fator de colapso (λ), função do fator de redução (FR). FR age sobre os parâmetros de resistência ao reduzir os valores de c_{ap} e ϕ' . Se a derivada de $\mathcal{F}(\text{FR})$ pode ser computada, então as raízes reais de \mathcal{F} podem ser estimadas usando a forma geral do método de Newton-Raphson:

$$\text{FR}_{i+1} = \text{FR}_i - \frac{\mathcal{F}(\text{FR})}{\mathcal{F}'(\text{FR})}, \quad (\text{A1})$$

onde $i = \{1, \dots, N\}$ representa o passo de tempo iterativo e $\mathcal{F}'(\text{FR})$ a derivada de \mathcal{F} calculada conforme:

$$\mathcal{F}'(\text{FR}) = \frac{\lambda^* - \lambda}{\text{FR}^* - \text{FR}}, \quad (\text{A2})$$

onde $\text{FR}^* = \text{FR} + \xi$ é o fator de redução perturbado por ξ , de ordem 10^{-5} e λ^* representa o resultante fator de colapso perturbado. O algoritmo Newton-Raphson procede da seguinte forma: primeiro, um fator de redução inicial (FR_0) precisa ser usado para avaliar a equação (A2). A derivada resultante é então usada para calcular um novo valor para FR. Este processo é repetido até que o critério de convergência para $\mathcal{F}(\text{FR})$ seja suficientemente pequeno. Finalmente, o FR da última iteração representa o fator de segurança FS do problema de estabilidade. Neste estudo, nós adotamos $\text{FR}_0 = 0.7$, $N = 20$, e tolerância (tol) para convergência de 0.003. O pseudo-código de Newton-Raphson para este procedimento é mostrado no Algoritmo (1).

Nas simulações Monte Carlo implementadas, o fator de redução inicial FR_0 adotado para o passo de tempo $t + 1$ correspondeu ao FS calculado no passo de tempo anterior t . Essa prática reduz consideravelmente o esforço computacional das simulações probabilísticas devido à diminuição do número de iterações do algoritmo Newton-Raphson.

Algoritmo 1: Pseudo-código de Newton-Raphson para a determinação do fator de segurança (FS)

Entrada: FR_0, tol, ξ

- 1 Para iteração $i = 1$,
 - 2 Faça $FR \leftarrow FR_0$ e $FR^* \leftarrow FR_0 + \xi$
 - 3 Calcule $\mathcal{F}(FR) = \lambda$ e $\mathcal{F}(FR^*) = \lambda^*$ usando a equação (4-9)
 - 4 Para iteração $i > 1$,
 - 5 **enquanto** $\mathcal{F}(FR) > tol$ **faça**
 - 6 Calcule $\mathcal{F}'(FR)$ usando a equação (A2)
 - 7 Atualize FR_{i+1} usando a equação (A1)
 - 8 **repita**
 - 9 linhas 2 e 3;
 - 10 **até** $\mathcal{F}(FR) \leq tol$;
 - 11 **fim**
 - 12 Faça $FS \leftarrow FR_i$
- Saída:** FS
-