



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CENTRO TECNOLÓGICO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

Letícia Perini

**Caracterização da Variabilidade de Rejeitos de Mineração de Ouro e sua Influência na  
Análise do Efeito da Velocidade no Ensaio CPTu**

FLORIANÓPOLIS

2021

Letícia Perini

**Caracterização da Variabilidade de Rejeitos de Mineração de Ouro e sua Influência na  
Análise do Efeito da Velocidade no Ensaio CPTu**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação  
em Engenharia Civil da Universidade Federal de Santa  
Catarina para a obtenção do título de mestre em  
engenharia civil  
Orientador: Prof<sup>ª</sup> Dr<sup>ª</sup> Gracieli Dienstmann

FLORIANÓPOLIS

2021

Ficha de identificação da obra elaborada pela autora,  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Perini, Letícia

Caracterização da variabilidade de rejeitos de mineração de ouro e sua influência na análise do efeito da velocidade no ensaio CPTu / Letícia Perini ; orientadora, Gracieli Dienstmann, 2021.

157 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Florianópolis, 2021.

Inclui referências.

1. Engenharia Civil. 2. Rejeitos de mineração. 3. Variabilidade geotécnica. 4. Drenagem parcial. 5. Expansão de cavidade cilíndrica. I. Dienstmann, Gracieli. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós Graduação em Engenharia Civil. III. Título.

Letícia Perini

**Caracterização da Variabilidade de Rejeitos de Mineração de Ouro e sua Influência na  
Análise do Efeito da Velocidade no Ensaio CPTu**

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca  
examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Heraldo Luiz Giacheti, Dr.  
Universidade Estadual Paulista (UNESP)

Prof.(a) Helena Paula Nierwinski, Dr.(a)  
Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC)

Prof.(a) Edgar Odebrecht, Dr.  
Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC)

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi  
julgado adequado para obtenção do título de mestre em Engenharia Civil.

---

Prof. Dr. Philippe Jean Paul Gleize  
Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

---

Profª Drª Gracieli Dienstmann  
Orientador(a)

Florianópolis, 2021.



Este trabalho é dedicado aos meus queridos pais.

## **AGRADECIMENTOS**

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Agradeço a minha orientadora Gracieli Dienstmann pela amizade, paciência, incentivo, por mostrar-se sempre disposta a tirar dúvidas, às diversas ideias e sugestões para o desenvolvimento deste estudo.

Aos professores membros da banca pela participação, avaliação e contribuição no desenvolvimento deste estudo.

As amigas Leandra e Mariana pela amizade e compreensão nos momentos de ausência.

Aos colegas do Laboratório de Mecânica dos Solos, em especial ao Vicente e a Natália.

A Maria Eduarda e a Carol pela amizade e apoio durante a realização deste trabalho.

A todo o Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil da UFSC.

Aos meus pais e irmãs por todo apoio e incentivo.

Ao Gabriel, por tudo.

## RESUMO

O projeto de estruturas de armazenamento de rejeitos de mineração consiste em um desafio para engenheiros geotécnicos. Nestes materiais, a obtenção de parâmetros geotécnicos por meio do ensaio de piezocone (CPTu) deve ser feita com maior cautela, tendo em vista a possibilidade de drenagem parcial durante a execução do ensaio em velocidade padronizada (20mm/s). A prática de realização de ensaios com diferentes velocidades visa avaliar a ocorrência de drenagem parcial e identificar as velocidades em que o ensaio apresenta um comportamento totalmente drenado ou não-drenado, haja vista que somente nestas condições é que parâmetros geotécnicos podem ser derivados do ensaio. Para o rejeito de mineração de ouro, a curva de drenagem característica obtida com os resultados experimentais disponíveis na literatura apresenta considerável dispersão nos resultados. Neste sentido, no presente trabalho foram realizadas simulações numéricas e análise de variabilidade do material para aplicação do Método de Monte Carlo como ferramenta para auxiliar a lidar com a dispersão dos resultados no estudo do efeito da velocidade. As simulações numéricas foram realizadas utilizando teoria de expansão de cavidade para obtenção de curvas de drenagem teóricas, sendo possível observar que a influência das variações nos parâmetros do material é melhor visualizada no espaço de resistências normalizadas ( $Q$ ) versus a velocidade normalizada de ensaio ( $V$ ). Considerando a variabilidade do material nos perfis dos ensaios e em subcamadas do perfil, as análises numéricas foram utilizadas para obter resultados aleatórios no espaço  $Q$  versus  $V$  e no espaço  $U$  versus  $V$ . Estes resultados possibilitaram a definição do intervalo possível das curvas de drenagem e comparação com dados de campo. Os parâmetros aleatórios podem ser utilizados para análises probabilísticas da estimativa dos parâmetros normalizados do ensaio ( $U$  e  $Q$ ), utilizando o Método de Monte Carlo. O material em estudo demonstrou comportamento não drenado para a velocidade padrão, portanto neste trabalho foi realizada uma análise probabilística do parâmetro  $Q$  para condições drenadas, considerando assim a variabilidade do material e o efeito da velocidade observado nas análises numéricas. Foi avaliado o número de iterações necessárias para a estabilização dos resultados, bem como uma comparação entre o parâmetro  $Q$  obtido por esta abordagem probabilística e o parâmetro  $Q$  estimado de forma determinística. Verificou-se que a análise das camadas produz resultados melhores que a análise do perfil completo, observação que valida a prática de pré-selecionar camadas com menor variabilidade para intensificar a campanha de investigação através de ensaios de campo e/ou de laboratório complementares.

**Palavras-chave:** Rejeitos de mineração. Variabilidade geotécnica. Drenagem parcial. Expansão de cavidade cilíndrica.

## ABSTRACT

The design of mining tailings storage structures is a challenge for geotechnical engineers. In these materials, obtaining geotechnical parameters through piezocone test (CPTu) must be done with awareness, given the possibility of partial drainage during the piezocone test at standard rate (20mm/s). The practice on conducting tests with different rates aims to assess the occurrence of partial drainage and identify the test rates that presents a fully drained or undrained behavior, given that only under these conditions can geotechnical parameters be derived from. For the gold mining tailing, the characteristic drainage curve obtained with experimental results available in the literature presents considerable dispersion. In this sense, numerical simulations and analysis of material variability were used in this study to apply the Monte Carlo Method as a tool to help dealing with the results dispersion when study effect of velocity. The numerical simulations were performed using cavity expansion theory to obtain theoretical drainage curves, and it is possible to observe that the influence of variations in material parameters is better visualized in the space of normalized resistances (Q) versus the normalized test rate (V). Considering the material variability in the test profiles and in profile sublayers, numerical analyzes were used to obtain random results in Q versus V space and in U versus V space. These results enabled the definition of the possible range of drainage curves and comparisons with field data. Random parameters can be used for probabilistic analyzes of piezocone normalized parameters estimation (U and Q) using the Monte Carlo method. The material studied showed undrained behavior for standard rate, so a probabilistic analysis of Q parameter for drained conditions was performed in this study, considering material variability and rate effect. The number of iterations necessary to achieve stabilization of the results was evaluated and comparison has been made between Q parameter obtained by this probabilistic approach and Q parameter estimated in a deterministic way. The analysis by layers was found to produce better results than full profile analysis. This observation validates the practice of pre-selecting layers with less variability to intensify the investigation campaign through complementary field and/or laboratory tests.

**Keywords:** Mine tailing. Geotechnical variability. Partial drainage. Cylindrical cavity expansion.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Desenho esquemático do piezocone.....	19
Figura 2 - Calibração do piezocone.....	20
Figura 3 - Gráficos típicos do ensaio.....	21
Figura 4 - Exemplo de uma curva de drenagem do ensaio de piezocone sobreposta aos dados do ensaio executado em uma argila.....	24
Figura 5 - Categorias de incertezas a serem consideradas em análises de risco. ....	25
Figura 6 - Fontes de incerteza que contribuem para a incerteza total de um parâmetro do solo. ....	26
Figura 7 - Variabilidade de uma propriedade do solo ao longo da profundidade. ....	28
Figura 8 - Gráfico idealizado de $q_c$ com a profundidade: (a) escala de flutuação (SF) menor com $COV$ menor e (b) escala de flutuação ( $\delta$ ) maior com $COV$ maior.....	30
Figura 9 - Análise de recalques de um caso de fundação rasa. ....	30
Figura 10 - Influência da distância de intervalo entre pontos de amostragem na precisão da escala de flutuação estimada.....	32
Figura 11 - Influência da extensão da amostra na precisão da escala de flutuação estimada.....	32
Figura 12 - Dados com distribuições estatísticas similares (esquerda), porém com fraca correlação (direita superior) e forte correlação (direita inferior).....	33
Figura 13 - Comportamento das medidas de correlação $C(h)$ , $\rho(h)$ , $\gamma(h)$ de uma variável aleatória. ....	34
Figura 14 - Distância de separação usada no cálculo da função de correlação.....	35
Figura 15 - Exemplos de funções de autocorrelação com correlação espacial fraca (ACF1) e forte (ACF2). ....	36
Figura 16 - Extração de tendência de uma propriedade do solo: conjunto de dados de origem com a função de tendência sobreposta (a) e resíduos da extração de tendência (b). ...	39
Figura 17 - Distância média de intersecção para o cálculo da escala de flutuação pelo método MEV. ....	40
Figura 18 - Obtenção da escala de flutuação pelo método da área abaixo da função de autocorrelação da amostra. ....	41
Figura 19 - Obtenção da escala de flutuação pelo método de adequação do modelo de autocorrelação. ....	42

Figura 20 - Diferentes modelos de autocorrelação para uma escala de flutuação igual a 1m. ....	43
Figura 21 - Ábaco de classificação de solo de Douglas e Olsen (1981). ....	45
Figura 22 - Ábaco de classificação probabilística contínua. ....	46
Figura 23 - Identificação de camadas homogêneas pelo tipo de solo: perfil de classificação probabilística contínua. ....	47
Figura 24 - Definição da janela $W_{d0}$ e dos subgrupos para o método de Wickremesinghe (1989). ....	49
Figura 25 - Perfil de T (a), $\rho(b)$ , e $q_c$ e interpretação dos resultados (c). ....	51
Figura 26 - Rejeitos do processamento de ouro. ....	53
Figura 27 - Lagos de deposição de rejeitos de mineração da MFB. ....	53
Figura 28 - Material de estudo: Croqui dos Lagos 1 e 2 de disposição rejeitos do processamento do ouro. ....	55
Figura 29 - Localização de investigações realizadas por Bedin (2006) e Klahold (2012). ....	55
Figura 30 - Curvas granulométricas do rejeito de ouro - Bedin (2010). ....	57
Figura 31 - Curvas granulométricas do rejeito de ouro - Klahold (2013) e Sosnoski (2016). ....	57
Figura 32 - Tensão-deformação e poropressões do rejeito de ouro não ciclonado (esquerda) e do rejeito Underflow na densidade média de campo (direita). ....	59
Figura 33 - Módulo de cisalhamento máximo ( $G_0$ ) de acordo com a tensão de confinamento inicial da amostra. ....	60
Figura 34 - Perfil das leituras do CPTu em 10 locais de investigação do rejeito de mineração de ouro. ....	61
Figura 35 - Rejeito de Ouro, material fino e material grosseiro. ....	62
Figura 36 - Classificação quanto ao comportamento do solo baseado na proposta de Robertson e Wride (1998). ....	63
Figura 37 - Módulo de Cisalhamento Máximo nos rejeitos de ouro ( $G_0$ ) ....	64
Figura 38 - Valores estimados de condutividade hidráulica horizontal - Sosnoski (2016). ....	65
Figura 39 - Resultados de dissipações do CPTu no rejeito de mineração de ouro. ....	66
Figura 40 - Parâmetro $B_q$ , $t_{50}$ e $c_h$ para o rejeito de mineração de ouro. ....	67
Figura 41 - Resultado dos ensaios de palheta em velocidade padrão (6°/min). ....	68
Figura 42 - Perfil de Nkt estimado. ....	69

Figura 43 - Perfil de $S_u$ estimado por Klahold (2013) para (a) ilha 1 e (b) ilha 2. ....	69
Figura 44 - Perfil de $\phi'$ estimado por Klahold (2013) para (a) ilha 1 e (b) ilha 2. ....	70
Figura 45 - Comparação de $q_t$ , $u_2$ e $B_q$ em diferentes velocidades. ....	71
Figura 46 - Ensaio de CPTu com diferentes velocidades de penetração. ....	72
Figura 47 - Poropressão (superior) e resistência de ponta (inferior) normalizada versus velocidade normalizada ( $V$ ) no rejeito de mineração de ouro. ....	73
Figura 48 - Curvas $\Delta u/\sigma'v\theta \times V$ e $Q_t \times V$ para o rejeito de ouro. ....	74
Figura 49 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio I1K. ....	77
Figura 50 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio I2K. ....	77
Figura 51 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio I1S. ....	78
Figura 52 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio PZC1. ...	78
Figura 53 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio PZC2. ...	79
Figura 54 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio PZC3. ...	79
Figura 55 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio PZC4. ...	80
Figura 56 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio PZC5. ...	80
Figura 57 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio PZC6. ...	81
Figura 58 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio PZC7. ...	81
Figura 59 - Perfis de $q_c, f_s$ e $u_2$ e extração da tendência dos dados - ensaio PZC8. ....	82
Figura 60 - Autocorrelação dos dados de $q_c$ ao longo da distância de separação (vertical) e escala de flutuação obtida – ensaio I1K. ....	84
Figura 61 - Autocorrelação dos dados de $f_s$ ao longo da distância de separação. ....	84
Figura 62 - Autocorrelação dos dados de $u_2$ ao longo da distância de separação (vertical) e escala de flutuação obtida – ensaio I1K. ....	84
Figura 63 – Exemplo ilustrativo dos resultados apresentados no EasyFit para o teste KS. ....	89
Figura 64 Histograma do parâmetro $q_c$ para o ensaio I1K. ....	91
Figura 65 - Histogramas do parâmetro $q_c, f_s$ e $u_2$ e 3 melhores ajustes de FDP em cada ensaio. ....	92
Figura 66 - Histogramas do parâmetro $q_c, f_s$ e $u_2$ e 3 melhores ajustes de FDP em cada ensaio – continuação. ....	93
Figura 67 – Perfis do ensaio I1S e subdivisão do perfil em camadas. ....	95
Figura 68 - Perfis do ensaio I1K e subdivisão do perfil em camadas. ....	95
Figura 69 Ilustração da geometria conceitual da modelagem numérica. ....	101

Figura 70 Detalhe da malha utilizada na região próxima a face do cilindro.....	102
Figura 71 - Resistência de ponta normalizada (Q) e poropressão normalizada (U) para diferentes compressibilidades.....	107
Figura 72 - Resistência de ponta normalizada (Q) e poropressão normalizada (U) para diferentes permeabilidades .....	108
Figura 73- Resistência de ponta normalizada (Q) e poropressão normalizada (U) para diferentes ângulos de atrito.....	109
Figura 74 - Resistência de ponta normalizada (Q) e poropressão normalizada (U) para diferentes módulos de cisalhamento.....	110
Figura 75 – Tensões <i>POR</i> e $\sigma_{rr}$ obtidas para 100 modelagens realizadas no <i>Abaqus</i> na velocidade de 0,02 m/s .....	113
Figura 76 - I1K – Parâmetro M - Histograma e FDP ajustada – Perfil Completo ...	114
Figura 77 - I1K – Parâmetro M - Histograma e FDP ajustada – Camada 2.....	115
Figura 78 - I1K – Parâmetro M - Histograma e FDP ajustada – Camada 9.....	115
Figura 79 - I1K – Parâmetro M - Histograma e FDP ajustada – Camada 12.....	115
Figura 80 - I1K – Parâmetro M - Histograma e FDP ajustada – Camada 13.....	115
Figura 81 – FDP’s do parâmetro <i>M</i> para cada camada e do perfil completo .....	116
Figura 82 – Comparação modelo determinístico x probabilístico (MMC) para a curva <i>Q</i> x <i>V</i> .....	117
Figura 83 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K Perfil Completo .....	117
Figura 84 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K Camada 2 .....	118
Figura 85 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K Camada 9 .....	119
Figura 86 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K camada 12 .....	120
Figura 87 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K camada 13 .....	121
Figura 88 – FDP’s da resistência máxima de cada camada obtidas pelo MMC .....	122
Figura 89 - Dados de campo e resultados obtidos para o perfil completo no espaço <i>Q</i> x <i>V</i> e no espaço <i>U</i> x <i>V</i> .....	124
Figura 90 – Dados de campo e resultados obtidos para a camada 9 no espaço <i>Q</i> x <i>V</i> e no espaço <i>U</i> x <i>V</i> .....	125





## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Funções de autocorrelação - modelos teóricos.....	37
Tabela 2 - Tipos de solo de acordo com a Unified Soil Classification System (USCS) e grupos de solos do método de Zhang e Tumay. ....	46
Tabela 3 - Resumo dos ensaios de caracterização.....	56
Tabela 4 - Parâmetros iniciais dos ensaios e coeficiente de adensamento e condutividade hidráulica.....	58
Tabela 5 - Resultado dos ensaios triaxiais.....	59
Tabela 6 - Zonas de comportamento do solo de Robertson e Wride (1998).....	63
Tabela 7 - Coeficientes de ajuste das curvas de drenagem do rejeito de ouro .....	74
Tabela 8 Valores médios, C.O.V. e C.O.V. da componente residual dos perfis de $q_c$ , $f_s$ e $u_2$ .....	83
Tabela 9 Valores obtidos para a escala de flutuação de $q_c$ e da componente residual de $q_c$ nos três diferentes métodos .....	85
Tabela 10 Valores obtidos para a escala de flutuação de $f_s$ e da componente residual de $f_s$ nos três diferentes métodos de cálculo .....	86
Tabela 11 Valores obtidos para a escala de flutuação de $f_s$ e da componente residual de $f_s$ nos três diferentes métodos de cálculo .....	87
Tabela 12 Exemplo de resultados do teste <i>KS</i> para algumas distribuições testadas. .	90
Tabela 13 - Variabilidade do parâmetro $q_c$ das camadas no perfil do ensaio I1S.....	96
Tabela 14 - Variabilidade do parâmetro $f_s$ das camadas no perfil do ensaio I1S.....	97
Tabela 15 - Variabilidade do parâmetro $u_2$ das camadas no perfil do ensaio I1S.....	97
Tabela 16 Variabilidade do parâmetro $q_c$ das camadas no perfil do ensaio I1K.....	98
Tabela 17 Variabilidade do parâmetro $f_s$ das camadas no perfil do ensaio I1K.....	98
Tabela 18 Variabilidade do parâmetro $u_2$ das camadas no perfil do ensaio I1K.....	99
Tabela 19 Parâmetros de entrada do material inseridos no modelo .....	106
Tabela 20 Parâmetros de entrada do material inseridos no <i>Abaqus</i> .....	111
Tabela 21 – Valores médios amostral de $\phi$ e $M$ e FDP's ajustadas .....	114
Tabela 22 - Probabilidade de ocorrência de determinadas razões entre a resistência drenada e não drenada .....	122
Tabela 23 FDP's ajustadas para o parâmetro $q_c$ por camadas - ensaio I1S.....	154
Tabela 24 FDP's ajustadas para o parâmetros $f_s$ por camadas - ensaio I1S.....	154
Tabela 25 FDP's ajustadas para o parâmetro $u_2$ por camadas - ensaio I1S.....	155

Tabela 26 FDP's ajustadas para o parâmetro $q_c$ por camadas - ensaio I1K.....	155
Tabela 27 FDP's ajustadas para o parâmetro $f_s$ por camadas - ensaio I1K.....	156
Tabela 28 FDP's ajustadas para o parâmetro $u_2$ por camadas - ensaio I1K.....	157

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\bar{Q}$  = média dos dados  $Q_i$  que pertencem a janela  $Wd_0$ , com  $i = 1, 2, \dots, (n+n)$ .

$\bar{d}$  = distância média de cruzamento

$a$  = coeficiente dado pela razão entre as áreas desiguais ( $A_N/A_T$ ), obtido por meio de um procedimento de calibração (conforme ilustrado na Figura 2).

$a$  = raio de influência, que representa a distância a partir da qual a influência do excesso de poropressão é nula

$b$  e  $c$  = controlam a taxa de mudança de condições drenadas para não drenadas

$Bq$  = parâmetro de poropressão

$C(\tau_j)$  = covariância

$C(\tau_j)$  = covariância a uma distância de separação nula

$COV$  = coeficiente de variação.

$c_v$  = coeficiente de adensamento vertical do solo

$c_h$  = coeficiente de adensamento vertical do solo

$d$  = diâmetro da sonda

$e_0$  = índice de vazios inicial

$f_s$  = atrito lateral

$G$  = módulo de cisalhamento elástico

$G_0$  = módulo de cisalhamento máximo

$j$  = um inteiro que varia de 1 a  $n$  e está relacionado com a distância de separação  $\tau_j$

$k$  = permeabilidade do solo

$M$  = inclinação da linha do estado crítico no plano  $p$ 'x  $q$ '

$Mcs$  = inclinação da linha de estado crítico

$p_0$  = tensão inicial no solo;

$p_{c0}$  = pressão de consolidação inicial de referência;

$q_c$  = resistência de ponta

$q_t$  = resistência de ponta corrigida do piezocone

$q_{tdr}$  = resistência real mobilizada do piezocone drenada

$q_{tund}$  = resistência real mobilizada do piezocone não drenada

$R_f$  = razão de atrito

$S_u$  = resistência não drenada

$t$  = média da tendência da propriedade do solo

$t(z)$  = função de tendência da propriedade do solo

$U$  = excesso de poropressão normalizado

$U$  = índice de classificação

$u_{0,max}$  = valor máximo da poro-pressão gerada pela inserção do cilindro

$u_2$  = pressões neutras medidas na base do cone

$u_0$  = poropressão de equilíbrio (pressão hidrostática)

$V$  = fator de velocidade

$v$  = velocidade de penetração

$w(z)$  = resíduo da tendência, representado por uma componente flutuante

$\delta$  = escala de flutuação

$\Delta u$  = variação de poropressão em um determinado instante

$\Delta u_{max}$  = máxima variação de poropressão

$\Delta z$  = distância mínima entre dois pontos consecutivos

$\kappa$  = índice de descompressão-recompressão do solo

$\lambda$  = índice de compressão do solo

$\mu_x$  = média de todos valores de  $X$

$\rho(\tau_j)$  = autocorrelação de uma amostra

$\sigma'_r$  = tensão radial de expansão

$\sigma_{vo}$  = tensão vertical total na profundidade

$\sigma$  = desvio padrão

$\tau_j$  = distância de separação entre dois pontos  $x_i$  e  $x_{i+j-1}$

$\xi(z)$  = variabilidade inerente do solo

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>15</b>
1.1	APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA .....	15
1.2	JUSTIFICATIVA PARA REALIZAÇÃO DA PESQUISA .....	16
1.3	OBJETIVO GERAL .....	17
1.4	OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	17
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>18</b>
2.1	ENSAIO DE PIEZOCONE E CONDIÇÕES DE DRENAGEM.....	18
<b>2.1.1</b>	<b>Execução do ensaio .....</b>	<b>18</b>
<b>2.1.2</b>	<b>Grandezas medidas e parâmetros derivados .....</b>	<b>19</b>
<b>2.1.3</b>	<b>Condições de drenagem e estimativa de parâmetros geotécnicos .....</b>	<b>21</b>
2.2	VARIABILIDADE E INCERTEZAS NAS PROPRIEDADES DOS SOLOS ....	24
<b>2.2.1</b>	<b>Fontes de Incertezas .....</b>	<b>25</b>
<b>2.2.2</b>	<b>Caracterização da variabilidade inerente de parâmetros geotécnicos .....</b>	<b>26</b>
<b>2.2.3</b>	<b>Estrutura de autocorrelação espacial .....</b>	<b>32</b>
<b>2.2.4</b>	<b>Estacionariedade e remoção de tendência.....</b>	<b>38</b>
<b>2.2.5</b>	<b>Métodos para cálculo da escala de flutuação .....</b>	<b>39</b>
<i>2.2.5.1</i>	<i>Método expedito de Vanmarcke (MEV).....</i>	<i>39</i>
<i>2.2.5.2</i>	<i>Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA) .....</i>	<i>40</i>
<i>2.2.5.3</i>	<i>Adequação do modelo de autocorrelação (AMA) .....</i>	<i>41</i>
2.3	MÉTODOS ESTATÍSTICOS PARA DIVISÃO DO PERFIL EM CAMADAS CARACTERÍSTICAS.....	43
<b>2.3.1</b>	<b>Método probabilístico para identificação de camadas pelo tipo de solo - Zhang &amp; Tumay (1999, 2000 e 2003) .....</b>	<b>44</b>
<b>2.3.2</b>	<b>Método da janela em movimento de Wickremesinghe (1989).....</b>	<b>48</b>
2.4	MÉTODO DE MONTE CARLO .....	51
<b>3</b>	<b>ReJEITO de ouro.....</b>	<b>53</b>
<b>3.1.1</b>	<b>Caracterização de laboratório .....</b>	<b>55</b>

3.1.1.1	<i>Granulometria e índices físicos</i> .....	56
3.1.1.2	<i>Adensamento e condutividade hidráulica</i> .....	58
3.1.1.3	<i>Resistência e comportamento no estado crítico - ensaios triaxiais</i> .....	58
3.1.1.4	<i>Ondas sísmicas e módulo de cisalhamento máximo (<math>G_0</math>)</i> .....	60
<b>3.1.2</b>	<b>Caracterização de Campo</b> .....	<b>60</b>
3.1.2.1	<i>Perfis dos ensaios de piezocone (CPTu)</i> .....	60
3.1.2.2	<i>Classes de solos com base no ensaio de piezocone</i> .....	62
3.1.2.3	<i>Módulo de cisalhamento máximo (<math>G_0</math>)</i> .....	64
3.1.2.4	<i>Condutividade hidráulica e coeficiente de adensamento estimados por ensaios de dissipação</i> 64	
3.1.2.5	<i>Estimativa de parâmetros de resistência do rejeito de mineração de ouro por meio do ensaio CPTu</i> .....	68
3.1.2.6	<i>Efeitos da velocidade de penetração do piezocone</i> .....	70
3.1.2.7	<i>Curva de drenagem para o rejeito de mineração de ouro</i> .....	72
<b>4</b>	<b>ANÁLISE DA VARIABILIDADE DO RESÍDUO DE MINERAÇÃO DE OURO</b>	<b>75</b>
4.1	Caracterização da variabilidade – medidas estatísticas .....	75
4.1.1	<b>Remoção de tendência</b> .....	<b>75</b>
4.1.2	<b>Índices de variabilidade - C.O.V. e Escala de Flutuação</b> .....	<b>82</b>
4.2	Distribuições dos parâmetros $q_c$ , $f_s$ e $u_2$ .....	88
4.3	Divisão do perfil em camadas .....	94
<b>5</b>	<b>ANÁLISE DO EFEITO DA VELOCIDADE NO ENSAIO</b> .....	<b>100</b>
5.1	OBTENÇÃO DAS CURVAS TEÓRICAS .....	100
5.1.1	<b>Modelo Numérico - Expansão de Cavidade Cilíndrica</b> .....	<b>100</b>
5.1.1.1	<i>Geometria do modelo no software Abaqus</i> .....	101
5.1.1.2	<i>Modelo constitutivo adotado</i> .....	102
5.1.1.3	<i>Tensões Iniciais</i> .....	103

5.1.1.4	<i>Expansão do Cilindro</i> .....	104
5.1.2	<b>Representação dos resultados no espaço Q x V e U x V (ou Curva de Drenagem)</b> .....	<b>104</b>
5.2	<b>ANÁLISES DAS CURVAS DE DRENAGEM TEÓRICAS</b> .....	<b>105</b>
5.2.1	<b>Análise paramétrica da curva de drenagem numérica</b> .....	<b>105</b>
5.2.2	<b>Análises numéricas da drenagem considerando a variabilidade do material</b> <b>111</b>	
6	<b>CONCLUSÃO e sugestões</b> .....	<b>126</b>
6.1	Conclusões .....	126
6.2	Sugestões para trabalhos futuros .....	127
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>128</b>
	<b>APÊNDICE A – Escala de flutuação dos parâmetros <math>q_c</math>, <math>f_s</math> e <math>u_2</math></b> .....	<b>132</b>
	<b>APÊNDICE B – Escala de flutuação da componente residual dos parâmetros <math>q_c</math>, <math>f_s</math> e <math>u_2</math></b> .....	<b>143</b>
	<b>APÊNDICE C – FDP's de cada camada nos ensaios I1S e I1K</b> .....	<b>154</b>



# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA

A indústria mineradora tem grande relevância econômica no Brasil e no mundo, porém enfrenta sérias responsabilidades ambientais decorrentes de possíveis falhas nas instalações de armazenamento dos rejeitos. Grandes volumes de material resultante do beneficiamento do minério costumam ser descartados e armazenados em barragens de rejeitos, pois estas são técnicas econômicas e que possibilitam a utilização do próprio rejeito na construção dos diques de contenção. Entretanto, o projeto dessas instalações ainda é um desafio para engenheiros geotécnicos, tendo em vista a alta complexidade geotécnica destes rejeitos.

De acordo com o Instituto Brasileiro de Mineração (IBRAM, 2016), os rejeitos costumam ser transportados para a área de disposição com alto teor de água (10% a 25% de sólidos). Contudo em razão da condição saturada e do estado fofo de compactidade, esses materiais costumam apresentar baixa resistência ao cisalhamento e suscetibilidade à liquefação (ARAÚJO, 2006). Diante desta realidade fica evidente a importância de estudos de geotecnia e geologia de engenharia, portanto sendo necessários tanto na fase de projeto quanto de monitoramento, para assegurar segurança destas estruturas.

Visando entender o comportamento mecânico dos depósitos de rejeito, ensaios de campo e laboratório são realizados, porém a obtenção de parâmetros para caracterizar o comportamento geomecânico deve ser feita com cautela. O desafio reside na alta variabilidade da mineralogia e dos aspectos físicos e químicos que os rejeitos de mineração apresentam (Bedin, 2006). Ainda, de acordo com Dienstmann et al. (2016), processos deposicionais hidráulicos e mudança nos parâmetros constitutivos durante o tempo de vida dos depósitos são fatores que aumentam a complexidade do processo de caracterização destes materiais.

Em se tratando da estimativa de parâmetros geotécnicos a partir de ensaios de campo, atenção especial deve ser dada à compreensão das condições de drenagem. De acordo com Schnaid et al. (2010), a identificação da ocorrência de drenagem é um requisito preliminar para interpretação de ensaios de campo, tendo em vista que a estimativa dos parâmetros só pode ser realizada sob condições totalmente drenadas ou totalmente não drenadas.

Os rejeitos de mineração costumam apresentar granulometria siltosa, o que lhes confere características de permeabilidade intermediárias entre argilas e areias. Essa permeabilidade característica pode conferir ao material um comportamento de drenagem

parcial durante a penetração do piezocone na velocidade padronizada. A ocorrência de drenagem parcial pode levar a uma avaliação errônea dos parâmetros geotécnicos, tendo em vista que a caracterização só pode ser realizada em termos de tensões efetivas, quando o ensaio é drenado, ou tensões totais, quando o ensaio é não drenado (BEDIN, 2006).

Considerando a ausência de métodos para a interpretação de ensaios de campo em materiais com permeabilidade intermediária, estudos tem sido realizados analisando ensaios com velocidades diferentes da padronizada, para a avaliação das condições de drenagem dentre estes estudos estão os de Randolph e Hope (2004); Kim et al. (2006); Schnaid et al. (2010); Klahold (2013) e Sosnoski (2016).

O comportamento de drenagem em materiais de permeabilidade transitória vem sendo representado, por meio da chamada curva de drenagem característica do material, onde uma velocidade normalizada ( $V$ ) é plotada junto com a poropressão normalizada, para estabelecer os limites que definem o comportamento parcialmente drenado. A ideia consiste em identificar as velocidades que garantem um comportamento de drenagem bem definido - totalmente drenado ou totalmente não-drenado - e possibilitar a caracterização geomecânica do material. Conforme relata Schnaid et al. (2010), com base na avaliação das condições de drenagem pode-se evitar que parâmetros obtidos a partir de ensaios de campo sejam superestimados, principalmente a resistência ao cisalhamento não drenada.

## 1.2 JUSTIFICATIVA PARA REALIZAÇÃO DA PESQUISA

Estudos recentes têm avaliado as condições de drenagem para ensaios de campo realizados em rejeitos de mineração de ouro. A partir de resultados experimentais, estudos desenvolvidos por autores como Klahold (2013), Sosnoski (2016) e Dienstmann et al. (2016), apresentaram a curva de drenagem para os rejeitos, onde é possível observar a tendência de drenagem parcial durante o ensaio. As curvas identificadas, no entanto, apresentam considerável dispersão de dados, devido à alta variabilidade do material, o que dificulta a identificação precisa da faixa de variação de drenagem parcial.

Neste sentido, os métodos existentes para avaliação das condições de drenagem por meio de ensaios de campo carecem de ferramentas para lidar com a dispersão dos resultados em materiais com alta variabilidade. Surge assim a necessidade de estudar a aplicação de métodos complementares para melhor compreender as condições de drenagem dos ensaios. Simulações numéricas podem ser utilizadas como ferramenta para obtenção de curvas de

drenagem teóricas, ajudando a entender o que controla o comportamento de drenagem durante a penetração do cone. Além disso, análises de variabilidade do material e análises probabilísticas podem ser utilizadas como ferramenta para lidar com a dispersão de resultados, aprimorando os métodos existentes de avaliação das condições de drenagem.

### 1.3 OBJETIVO GERAL

Caracterizar a variabilidade dos rejeitos de mineração de ouro e analisar a influência dessa variabilidade no estudo dos efeitos da velocidade de penetração do piezocone.

### 1.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Os objetivos específicos desta dissertação são:

- Caracterizar a variabilidade inerente do material (coeficiente de variação, média, escala de flutuação) e a estrutura de correlação espacial (função de autocorrelação) dos parâmetros do solo;
- Utilizar a teoria de expansão de cavidade para obtenção de curvas de drenagem teóricas;
- Realizar análise de sensibilidade e verificar a influência de cada parâmetro do material (rejeito de ouro) nas curvas de drenagem teóricas;
- Definir o intervalo possível das curvas de drenagem considerando o efeito da velocidade observado nas análises numéricas e a variabilidade do material nos perfis dos ensaios e em subcamadas do perfil, bem como a comparação com dados de campo;
- Obter por método determinístico e probabilístico a razão entre a resistência drenada e não drenada ( $q_{c,max}/q_{c,min}$ );
- Verificar se as escalas de análise (perfil completo ou local por camadas) apresentam influência na análise probabilística do efeito da velocidade de penetração no rejeito de mineração de ouro.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

O presente capítulo apresenta ferramentas para caracterização da variabilidade dos resultados de ensaios de piezocone. Ao longo da presente dissertação, serão utilizados métodos estatísticos para caracterização da variabilidade e métodos estatísticos para a definição de camadas homogêneas. Os resultados obtidos serão utilizados em análises de probabilidade das condições de drenagem.

### 2.1 ENSAIO DE PIEZOCONO E CONDIÇÕES DE DRENAGEM

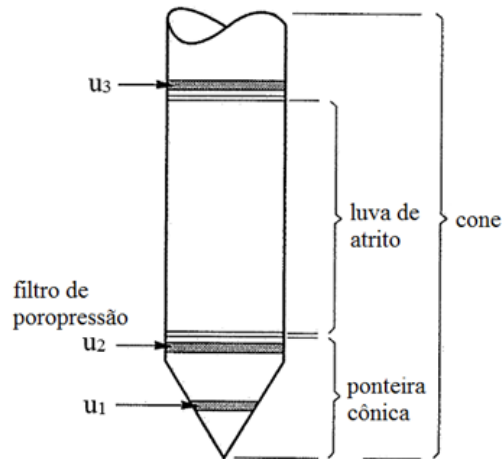
O ensaio de piezocone, conhecido internacionalmente pela sigla CPTu (*piezocone penetration test*), é reconhecido como uma das mais importantes ferramentas de investigação geotécnica de campo.

O ensaio consiste na cravação de uma ponteira cônica à uma velocidade constante. O equipamento obtém, continuamente, as medidas da resistência à cravação ( $q_c$ ), do atrito lateral da luva ( $f_s$ ) e poropressão ( $u$ ) ao longo da penetração, o que confere um registro detalhado das características do solo com a profundidade. Por meio do ensaio de piezocone, é possível determinar perfis estratigráficos de solos, classificar os materiais encontrados, estimar parâmetros e prever a resistência do material para projetos geotécnicos (LUNNE et al., 1997).

#### 2.1.1 Execução do ensaio

Durante a execução do ensaio, o cone penetra no solo a uma velocidade constante de 2cm/s. O controle da velocidade de cravação é garantido por meio de sistemas hidráulicos. A ponteira do cone é de aço, possui um ângulo de 60° na ponta e diâmetro de 35,68mm (seção transversal de 10cm<sup>2</sup> de área), conforme normatização. A Figura 1 ilustra a geometria básica do piezocone, por meio de um desenho esquemático onde é possível observar os principais componentes: ponta cônica, luva e filtro de poropressão. O elemento filtrante – um filtro em formato de anel - é o responsável pela medição das poropressões. Sua posição no cone pode assumir três regiões distintas:  $u_1$ ,  $u_2$  e  $u_3$ , conforme ilustra a Figura 1. A posição  $u_2$  (entre a ponta e a luva) é considerada a posição padrão.

Figura 1 - Desenho esquemático do piezocone.



Fonte: adaptado de Lunne et al. (1997)

### 2.1.2 Grandezas medidas e parâmetros derivados

Sensores eletrônicos medem continuamente a resistência de ponta ( $q_c$ ), o atrito lateral ( $f_s$ ) e a poropressão gerada ( $u_2$ ) pela cravação da ponteira ao longo da profundidade. Um fator de correção é aplicado à resistência de ponta ( $q_c$ ) para obter a resistência real mobilizada. Essa correção deve ser efetuada, pois a medida de resistência a penetração é influenciada pelas poropressões atuando em áreas desiguais da geometria do cone (área interna  $A_N$  e área externa  $A_T$  da seção transversal), conforme ilustrado na Figura 2. A resistência real mobilizada no ensaio ( $q_t$ ) é calculada a partir da Equação (1).

$$q_t = q_c + (1 + a)u_2 \quad (1)$$

Onde:

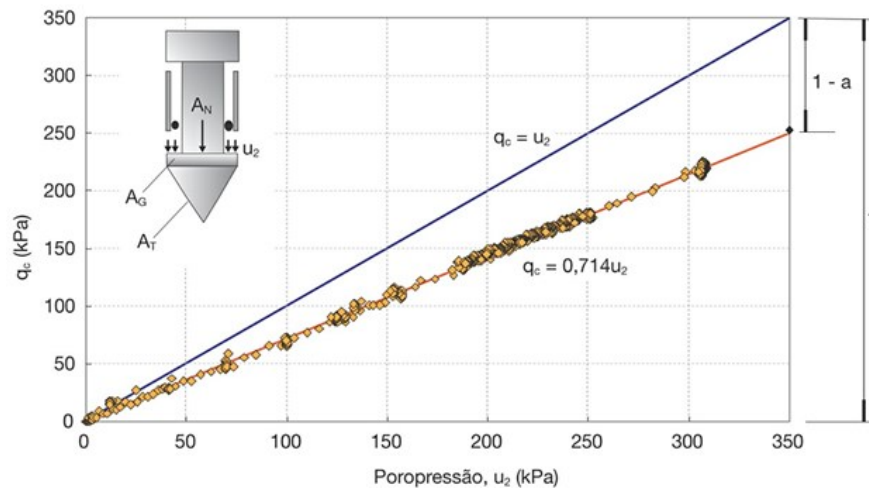
$q_t$  = resistência real mobilizada,

$q_c$  = resistência medida,

$u_2$  = pressões neutras medidas na base do cone

$a$  = coeficiente dado pela razão entre as áreas desiguais ( $A_N/A_T$ ),

Figura 2 - Calibração do piezocone.



Fonte: Schnaid e Odebrecht (2012)

Os dois principais parâmetros do ensaio podem ser calculados a partir das grandezas medidas: a razão de atrito  $R_f$  (Equação (2)) e o parâmetro de poropressão  $B_q$  (Equação (3)). Esses parâmetros costumam ser utilizados para auxiliar na identificação do tipo de solo.

$$R_f = \frac{f_s}{q_c} \quad (2)$$

$$B_q = \frac{u_2 - u_0}{q_t - \sigma_{v0}} \quad (3)$$

Onde:

$R_f$  = razão de atrito

$f_s$  = atrito lateral

$q_c$  = resistência medida,

$B_q$  = parâmetro de poropressão

$u_2$  = pressões neutras medidas na base do cone

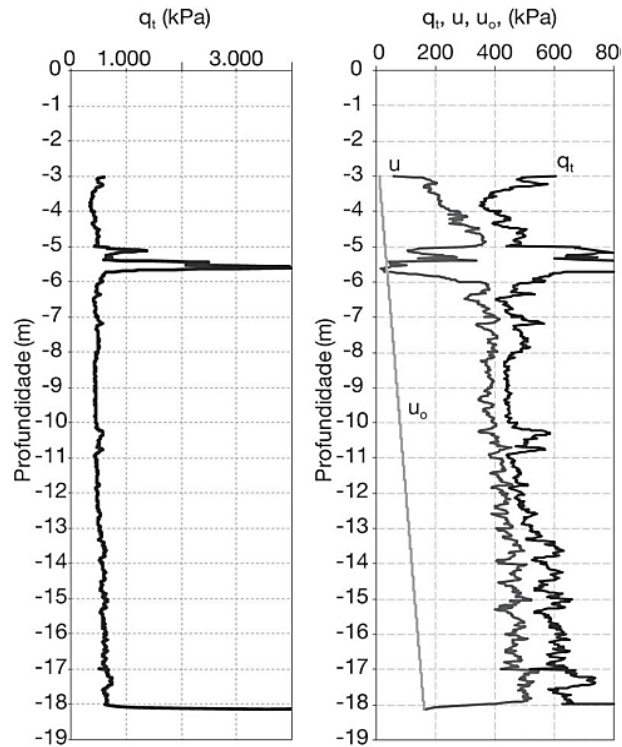
$u_0$  = poropressão de equilíbrio (pressão hidrostática)

$q_t$  = resistência de ponta corrigida

$\sigma_{v0}$  = tensão vertical total na profundidade.

As leituras do ensaio e os principais parâmetros derivados costumam ser representados em gráficos que mostram o comportamento ao longo da profundidade. Um exemplo de perfis típicos de um resultado de ensaio CPTu é apresentado na Figura 3, a partir destes perfis é possível observar que o material analisado é composto principalmente de argila mole, caracterizada pelos baixos valores de resistência de ponta  $q_t$  e elevada geração de excesso de poropressão  $u_2$ . Ainda é possível notar a presença de uma camada fina de areia, caracterizada por valores de poropressão próximos à poropressão de equilíbrio hidrostático ( $u_0$ ) e pelo aumento da resistência de ponta.

Figura 3 - Gráficos típicos do ensaio.



Fonte: adaptado de Schnaid e Odebrecht (2012)

### 2.1.3 Condições de drenagem e estimativa de parâmetros geotécnicos

Para estimar parâmetros geotécnicos de resistência, como a resistência ao cisalhamento não drenada  $S_u$  (para argilas) e o ângulo de atrito efetivo  $\phi'$  (para areias), podem ser adotadas hipóteses simplificadoras e métodos semi-empíricos. O cálculo dos parâmetros é condicionado ao estado de drenagem a que está submetido o solo durante o ensaio: a análise é feita em termos de tensões totais, quando a cravação do cone acontece de maneira não drenada; e, em termos de tensões efetivas, para o caso de condições totalmente drenadas.

Tendo em vista a ausência de métodos para adequada interpretação do ensaio de piezocone em ocorrência de drenagem parcial, diversos estudos têm sido realizados para avaliar o comportamento da drenagem em solos siltosos, considerando sua característica permeabilidade intermediária. Dentre estes estudos, a nível experimental, destacam-se os desenvolvidos por Randolph e Hope (2004), Kim *et al.* (2006), Jaeger *et al.* (2010) e, nacionalmente, Bedin (2006, 2010), Klahold (2013) e Sosnoski (2016). Conforme Schnaid *et al.* (2010), a avaliação das condições de drenagem nesses materiais é necessária para evitar que os parâmetros geotécnicos sejam superestimados, principalmente a resistência ao cisalhamento não drenada ( $S_u$ ).

Embora seja evidente a importância da identificação das condições de drenagem para conferir segurança na obtenção dos parâmetros de projeto, ainda não existem definições precisas e métodos de abordagem consagrados para avaliação das condições de drenagem para materiais não convencionais, como rejeitos de mineração (DIENSTMANN, 2015).

Em materiais com permeabilidade intermediária, ensaios têm sido executados em diferentes velocidades para avaliar os parâmetros que controlam a drenagem. Com o objetivo de estabelecer as velocidades limites para que os ensaios sejam realizados de maneira totalmente drenada ou não drenada, os resultados costumam ser apresentados num plano que relaciona a velocidade normalizada ( $V$ ) à poropressão normalizada ( $U$ ). Os pontos representados no plano  $V$  versus  $U$  formam uma curva - chamada de curva de drenagem característica do material - que possibilita a identificação das condições de drenagem, ajudando na interpretação dos resultados do ensaio (KLAHOLD, 2013).

O fator de velocidade  $V$ , conforme proposto por Randolph e Hope (2004), é adimensional e relaciona a velocidade de penetração  $v$ , o diâmetro da sonda  $d$  e o coeficiente de adensamento vertical do solo  $c_v$ , de acordo com a Equação (4).

$$V = \frac{v \cdot d}{c_v} \quad (4)$$

Onde:

$V$  = fator de velocidade

$v$  = velocidade de penetração

$d$  = diâmetro da sonda

$c_v$  = coeficiente de adensamento vertical do solo

O parâmetro  $U$ , que indica o excesso de poropressão normalizado, podendo ser obtido, segundo Dienstmann (2015), pelas seguintes relações:

- Randolph e Hope (2004), Silva et al. (2005), entre outros (equação (5)).
- Schnaid et al (2004) (equação (6))

$$U = \frac{\Delta u}{\Delta u_{max}} \quad (5)$$

Onde:

$\Delta u$  = variação de poropressão em um determinado instante

$\Delta u_{max}$  = máxima variação de poropressão, geralmente medidas na face do equipamento

$U$  = excesso de poropressão normalizado



$$U = \frac{q_t + q_{tund}}{q_{tdr} + q_{tund}} \quad (6)$$

Onde:

$q_t$  = resistência real mobilizada do piezocone em um dado instante

$q_{tund}$  = resistência real mobilizada do piezocone não drenada

$q_{tdr}$  = resistência real mobilizada do piezocone drenada

$U$  = excesso de poropressão normalizado

Os valores que o parâmetro  $U$  pode assumir variam de 0 a 1.  $U=0$  indica a condição não drenada e  $U=1$ , a condição drenada. Outra forma de normalizar a poropressão é pela tensão efetiva ( $\Delta u/\sigma'v_0$ ). Neste caso, a condição drenada é igual a 0 e o valor máximo para a condição de comportamento não drenado depende das características do material.

Com base em dados experimentais, Schnaid (2005) propôs a equação (7) para traçar um modelo de tendência da curva de drenagem, tendo como base os coeficientes de ajuste da curva ( $a$ ,  $b$  e  $c$ ). O parâmetro  $a$  representa a relação entre a resistência ao cisalhamento no estado não drenado e drenado, enquanto que  $b$  e  $c$  controlam a taxa de mudança de condições drenadas para não drenadas (SCHNAID et al., 2010).

$$U = a + (1 - a) \frac{1}{\cosh(bV^c)} \quad (7)$$

Onde:

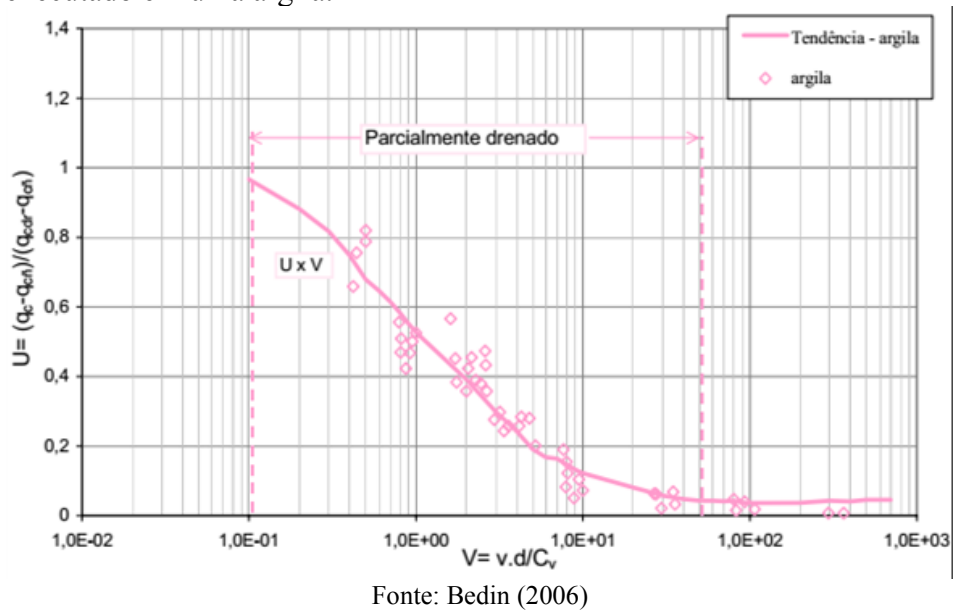
$U$  = grau de drenagem

$a$  = representa a relação entre a resistência ao cisalhamento no estado drenado e não drenado

$b$  e  $c$  = controlam a taxa de mudança de condições drenadas para não drenadas

Um exemplo de curva de drenagem é apresentado por Bedin (2006), conforme a Figura 4, tendo como base a equação (7) proposta por Schnaid (2005), esta curva de drenagem representa uma argila que havia sido ensaiada a diferentes velocidades de penetração do piezocone. A faixa intermediária entre as condições drenada e não drenada corresponde a ensaios nos quais há ocorrência de drenagem parcial. Neste caso, conforme salienta Bedin (2006), para garantir um comportamento não-drenado os ensaios devem ser executados reproduzindo velocidades normalizadas maiores que 30.

Figura 4 - Exemplo de uma curva de drenagem do ensaio de piezocone sobreposta aos dados do ensaio executado em uma argila.



## 2.2 VARIABILIDADE E INCERTEZAS NAS PROPRIEDADES DOS SOLOS

Solos são materiais formados por processos naturais, portanto suas propriedades apresentam grande variabilidade quando comparados a outros materiais estudados na engenharia civil. Processos de erosão, agentes transportadores e condições de sedimentação ocorrem durante o processo de formação dos solos e são alguns dos fatores responsáveis pela variabilidade nas características do material (JAKSA, 1995). Além do processo geológico de formação inicial, solos estão em constante transformação devido a ações externas como intemperismo e inclusive a intervenção humana

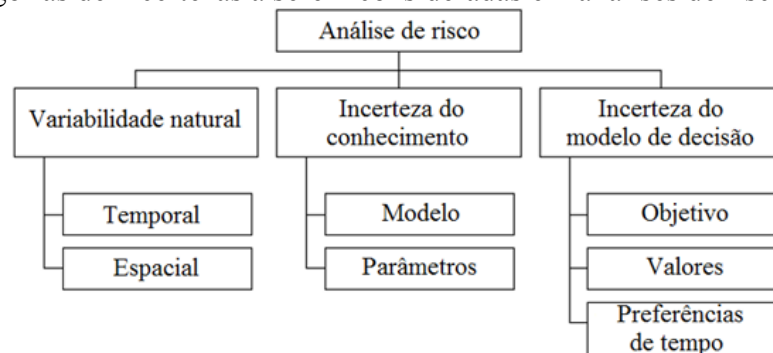
Na prática da engenharia geotécnica, valores característicos são atribuídos a parâmetros do solo com base em ensaios de campo e laboratório, porém esses valores são estimativas, carregam incertezas. Baecher (2016) define incertezas de um modelo como a incapacidade do mesmo representar precisamente o real comportamento físico de um sistema, bem como as incertezas nos parâmetros do solo resultam da incapacidade de identificar fielmente as características do material com base em ensaios.

Em materiais geotécnicos, a variabilidade natural é uma das principais fontes de incerteza. Ela é inerente à localização do depósito, relacionada aos processos geológicos de formação. Existem ainda fontes de incerteza atribuídas a erros estatísticos, erros de execução do ensaio ou erros do modelo de interpretação/correlação para obtenção de parâmetros. A seguir são apresentadas as principais fontes de incertezas.

### 2.2.1 Fontes de Incertezas

Baecher e Christian (2003) abordam as incertezas que estão envolvidas em problemas de análises de risco em engenharia geotécnica e as agrupam em três categorias: variabilidade natural, incerteza do conhecimento e incerteza do modelo de decisão, conforme ilustrado na Figura 5. A variabilidade natural é aquela que é inerente aos processos naturais. O solo pode apresentar variabilidade natural espacial devido ao seu processo de formação ou também pode apresentar variabilidade ao longo do tempo. A incerteza do conhecimento está relacionada a falta de dados e informações; compreende a incerteza do modelo e incerteza do parâmetro. Incerteza do modelo é a imprecisão de um modelo matemático para representar precisamente um comportamento físico. Incertezas do parâmetro envolvem erros de medição nos ensaios e imprecisão estatística, devido a um número limitado de ensaios.

Figura 5 - Categorias de incertezas a serem consideradas em análises de risco.



Fonte: adaptado de Baecher & Christian (2003)

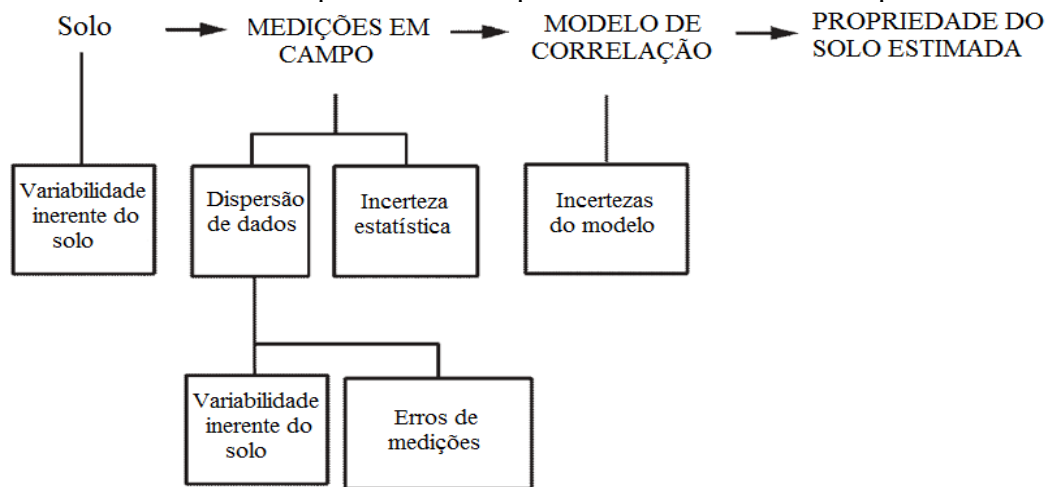
Phoon e Kulhawy (1999a) explicam a variabilidade de um parâmetro como uma soma de incertezas que podem advir de diferentes fontes: variabilidade inerente (espacial) do solo, erros de medidas durante os ensaios e incertezas do modelo de transformação de um parâmetro, como ilustrado na Figura 6.

A variabilidade inerente, ou também denominada variabilidade intrínseca do solo, está relacionada aos processos de formação do solo, podendo ser processos naturais geológicos ou processos construtivos, quando o mesmo se trata de um terreno não natural. De acordo com Kenarsari et al. (2012) erros de medição durante os ensaios podem resultar de problemas nos equipamentos e erros do operador do ensaio, enquanto que erros de transformação ocorrem

quando dados obtidos em campo ou laboratório são utilizados em modelos de correlação para obtenção do parâmetro.

A variabilidade e o erro de medição inerentes são abordados em Phoon & Kulhawy (1999a), enquanto que a incerteza de transformação é abordada em Phoon & Kulhawy (1999b), onde orientações específicas sobre os coeficientes típicos de variação para parâmetros do solo característicos de projeto são fornecidas.

Figura 6 - Fontes de incerteza que contribuem para a incerteza total de um parâmetro do solo.



Fonte: adaptado de Kulhawy (1992); apud Phoon & Kulhawy (1999a)

### 2.2.2 Caracterização da variabilidade inerente de parâmetros geotécnicos

É crescente o reconhecimento da importância de quantificar a variabilidade dos parâmetros para caracterização do solo. De acordo com Uzielli (2008), as incertezas estimadas podem ser utilizadas para quantificar a confiança na seleção de determinado valor característico para uso em projeto, fornecendo uma informação mais completa e realista a respeito do nível de risco associado ao mesmo.

Além disso, a caracterização da variabilidade espacial dos parâmetros é indispensável para a realização de análises probabilísticas. Utilizar coeficientes de segurança é uma ferramenta que contribui para sanar possíveis problemas provenientes da heterogeneidade dos materiais em análises e projetos. Contudo, o estudo da variabilidade espacial dos parâmetros permite a realização de análises probabilísticas, incorporando de forma racional as incertezas dos parâmetros às análises, e assim garantindo uma maior segurança ante aos problemas provenientes da heterogeneidade.

Para realização de estudos de variabilidade, a quantidade de dados disponíveis deve ser suficientemente grande para que se tenha uma amostra representativa do material. Por este motivo, o ensaio de piezocone tem sido um dos ensaios mais utilizados. De acordo com Wickremesinghe (1989), o ensaio de piezocone é uma ferramenta ideal para análises estatísticas, pois fornece uma grande base de dados devido a sua capacidade de registrar informações do solo continuamente ao longo da profundidade.

Solos apresentam variabilidade inerente nas direções vertical e horizontal, porém a primeira costuma ser muito mais evidente. Isso se deve ao fato que, em geral, solos em uma mesma elevação passaram por processos geológicos similares. Assim, é comum simplificar a representação da propriedade desconsiderando a variabilidade horizontal. Isto é, em um mesmo depósito e com características básicas semelhantes, é comum assumir que determinada propriedade é representada por um único valor para todos os pontos localizados em uma mesma elevação (CAO et al., 2017).

A Figura 7 mostra a variabilidade inerente de uma propriedade do solo  $\xi(z)$  ao longo da profundidade  $z$ . De acordo com Phoon et al. (1995), a variabilidade inerente do solo pode ser decomposta em duas componentes, conforme exposto na equação (8).

$$\xi(z) = t(z) + w(z) \tag{8}$$

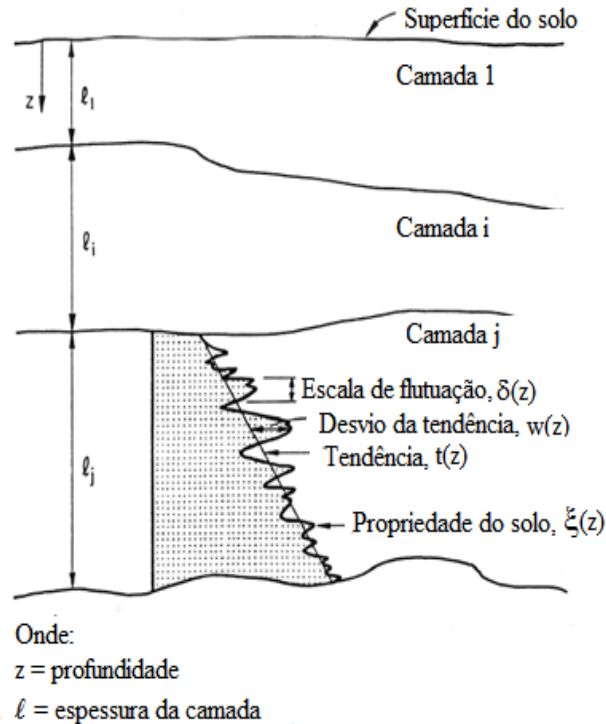
onde:

$t(z)$  = função de tendência da propriedade do solo

$w(z)$  = resíduo da tendência, representado por uma componente flutuante.

$\xi(z)$  = variabilidade inerente do solo

Figura 7 - Variabilidade de uma propriedade do solo ao longo da profundidade.



Fonte: adaptado de Phoon et al.(1995)

De acordo com Phoon et al. (1995), a variabilidade intrínseca pode ser quantificada modelando-se a componente  $w(z)$  como uma variável ou função aleatória homogênea ou estacionária. Homogeneidade estatística (ou estacionariedade) significa que média e variância não variam com a profundidade e que a correlação entre dois pontos só depende da distância de separação entre eles, e não da sua posição. A condição de estacionariedade pode ser atingida removendo-se as tendências de variação das propriedades do solo. O assunto será abordado mais detalhadamente no item 2.2.4.

Quando as condições expostas forem atendidas, o desvio-padrão da variabilidade intrínseca do solo  $\sigma$  pode ser calculado, conforme equação (9).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [w(z_i)]^2} \quad (9)$$

Onde:

$n$  = número de pontos de dados

$w(z_i)$  = flutuação na profundidade  $z_i$ .

A variabilidade inerente pode ser representada por uma medida adimensional ao normalizar o desvio padrão  $\sigma$  pela média da tendência da propriedade do solo ( $t$ ):

$$COV = \frac{\sigma}{t} \quad (10)$$

Onde:

$COV$  = coeficiente de variação da variabilidade inerente.

$\sigma$  = o desvio padrão

$t$  = média da tendência da propriedade do solo

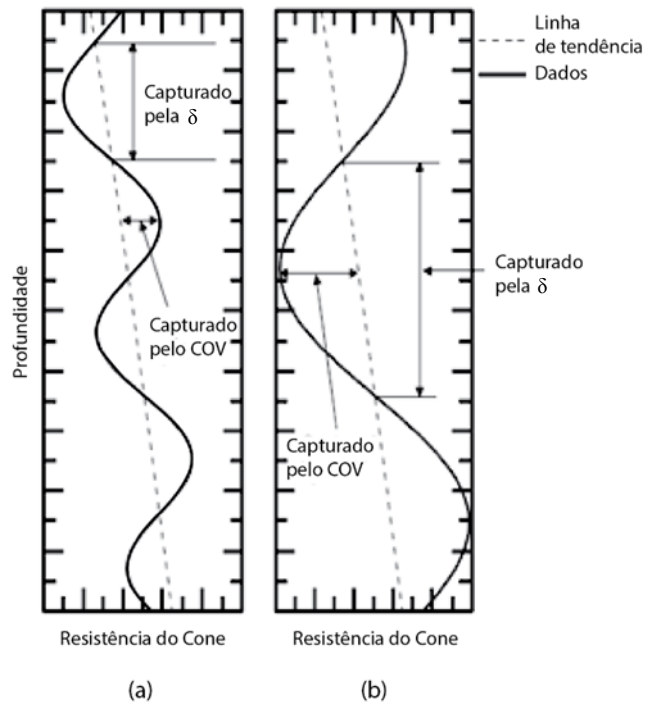
Além do  $COV$ , que é uma medida da amplitude das oscilações da propriedade do solo, é indispensável para a caracterização da variabilidade inerente, avaliar também uma medida da frequência com que essas oscilações ocorrem. Essa informação pode ser traduzida pela escala de flutuação, ou distância de autocorrelação, conceito proposto pela primeira vez por Vanmarcke (1977). A escala de flutuação indica a distância dentro da qual a propriedade do solo apresenta forte correlação (PHOON et al., 1995).

Uma ilustração da escala de flutuação, indicada por  $\delta$ , aparece no modelo de variabilidade inerente apresentado na Figura 7. Na literatura, escala de flutuação também é representada como  $\theta$  (Kenarsari et al., 2013) ou  $SF$  (Salgado et al., 2015).

Para ilustrar a relevância da escala de flutuação ( $SF$ ) e do coeficiente de variação ( $COV$ ) na caracterização da variabilidade, Salgado et al. (2019) apresentam um exemplo - Figura 8 (a) e (b) - com gráficos idealizados da resistência de ponta do cone ( $q_c$ ) com a profundidade do solo. A escala de flutuação de  $q_c$ , conforme a Figura 8, sendo que esta escala é menor em (a) que em (b), o que sugere uma maior variabilidade, porém seu coeficiente de variação também é menor, o que sugere menor variabilidade. Esse exemplo enfatiza que a caracterização da variabilidade deve ser feita considerando-se tanto a escala de flutuação como o  $COV$ .

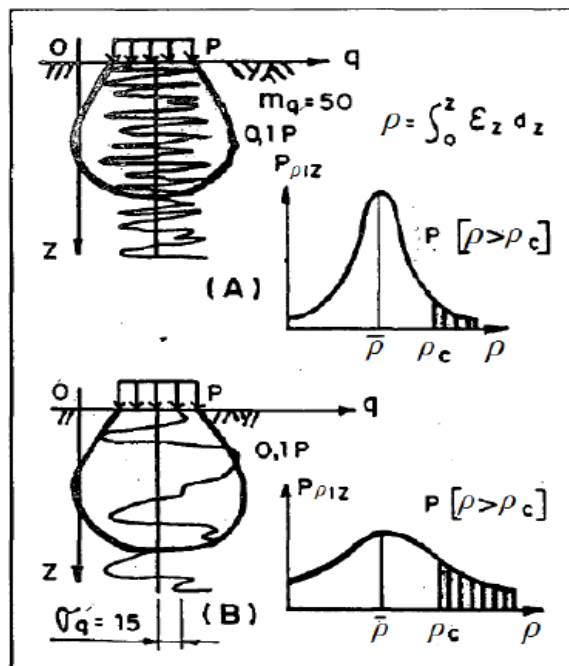
Gimenes e Hachich (1992) apresentam um exemplo para compreender como a escala de flutuação é relevante na análise probabilística em um problema de recalques em fundações rasas. A Figura 9 representa a variação do módulo de deformabilidade com a profundidade dentro do bulbo de tensões. A média e a variância dos parâmetros são iguais e constantes com a profundidade nos dois casos apresentados, o que seria sugestivo de igual probabilidade de que o excedeu o recalque limite  $P[\rho > \rho_c]$ . Porém, o caso (A) apresenta escala de flutuação menor que o caso (B), fazendo com que essa probabilidade seja menor no caso (A), pois existe maior chance de compensação de valores baixos com valores altos da sequência (GIMENES E HACHICH, 1992; *apud* BUNGENSTAB, 2011).

Figura 8 - Gráfico idealizado de  $q_c$  com a profundidade: (a) escala de flutuação (SF) menor com  $COV$  menor e (b) escala de flutuação ( $\delta$ ) maior com  $COV$  maior.



Fonte: adaptado de Salgado et al. (2019)

Figura 9 - Análise de recalques de um caso de fundação rasa.



Fonte: Gimenes e Hachich (1992) *apud* Bungenstab (2011)



Fenton (1999) chama atenção para a influência do tamanho da amostra na determinação da escala de flutuação, ressaltando que se a estimativa da escala de flutuação for baseada em uma amostra muito pequena, os valores devem ser vistos com cuidado. Conforme relata o autor, se uma estimativa da escala de flutuação for feita tomando-se, por exemplo, uma amostra de 2 metros de extensão, a escala de flutuação obtida pode ser muito menor que para uma amostra de 20 metros de extensão.

Não apenas a extensão da amostra, mas também a distância de intervalo entre pontos de amostragem (intensidade de amostragem), podem interferir na estimativa da escala de flutuação. Para estudar estes efeitos, Nie et al. (2015) calcularam a escala de flutuação para diversos conjuntos de dados hipotéticos gerados a partir de teoria de campo aleatório. Os conjuntos deste exemplo numérico possuem diferentes intensidades de amostragem e diferentes extensões de amostra. Para medir a influência dessas duas variáveis, foi avaliada a variabilidade da escala de flutuação ( $COV_{\delta}$ ) obtida para as diferentes amostras, onde  $COV_{\delta}$  mais baixos indicam maior precisão na estimativa da escala de flutuação.

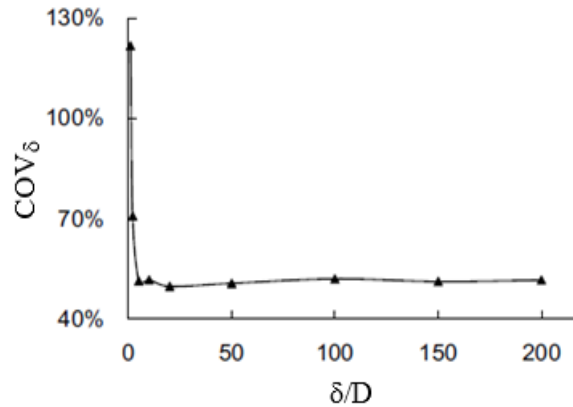
Os resultados, pelos autores Nie et al. (2015), mostram que os valores obtidos para as escalas de flutuação são muito variáveis ( $COV$  da escala de flutuação alto) quando a intensidade de amostragem é fraca ou quando a extensão de amostragem é pequena. Para apresentar a influência da intensidade de amostragem e da extensão de amostra, os autores trabalham com essas duas variáveis em uma forma normalizada. Sendo  $D$  a distância entre pontos de amostragem, a intensidade normalizada de amostragem é  $\delta/D$ . Para uma extensão da amostra igual a  $L$ , a extensão normalizada é representada por  $L/\delta$ .

A Figura 10 apresenta o coeficiente de variação da escala de flutuação ( $COV_{\delta}$ ) versus a intensidade normalizada de amostragem ( $\delta/D$ ) fixando a extensão da amostra em  $L/\delta = 10$ . A Figura 11 apresenta  $COV_{\delta}$  versus a extensão normalizada da amostra ( $L/\delta$ ) fixando a intensidade de amostragem em  $\delta/D=10$ . A maneira com que o  $COV$  da escala de flutuação varia ao variar o intervalo de amostragem e a extensão da amostra evidencia a influência dessas duas variáveis na precisão da estimativa da escala de flutuação.

A partir da Figura 10 e da Figura 11 pode-se inferir as características de amostragem necessárias para estimar a escala de flutuação com boa precisão. Para o exemplo numérico analisado, Nie et al. (2015) concluem: um intervalo de amostragem é satisfatório se ao menos 10 pontos podem ser medidos dentro de uma escala de flutuação e a extensão da amostra deve ser tal que cubra ao menos 100 escalas de flutuação.

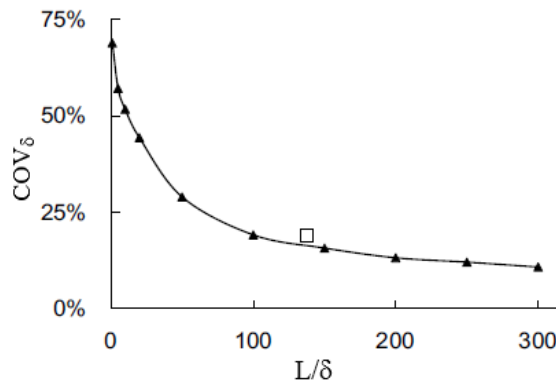
O estudo de Nie et al. (2015) evidencia que valores de escala de flutuação muitas vezes podem não ser as reais escalas de flutuação, devido à quantidade limitada de dados.

Figura 10 - Influência da distância de intervalo entre pontos de amostragem na precisão da escala de flutuação estimada.



Fonte: adaptado de Nie et al. (2015)

Figura 11 - Influência da extensão da amostra na precisão da escala de flutuação estimada.



Fonte: adaptado de Nie et al. (2015)

A escala de flutuação, juntamente com a função de autocorrelação, são características da estrutura de correlação espacial de uma propriedade, esses conceitos são melhor abordados a seguir.

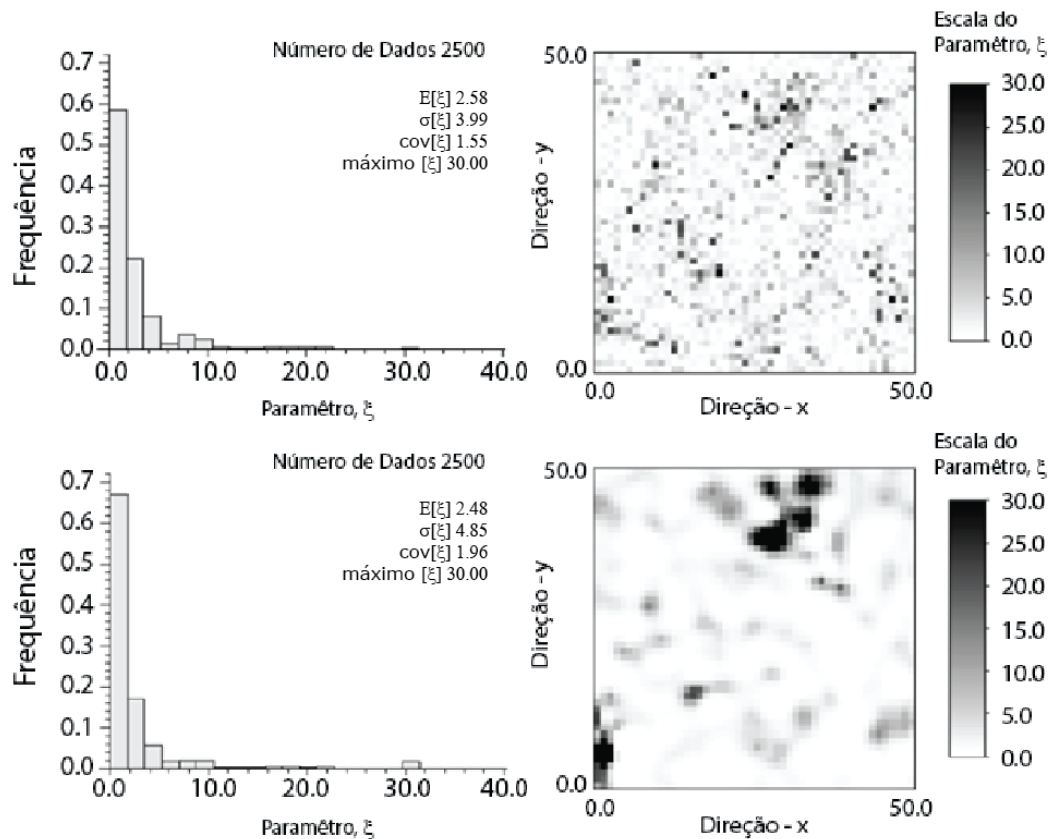
### 2.2.3 Estrutura de autocorrelação espacial

As propriedades do solo tendem a apresentar uma estrutura de variabilidade espacial, isto é, pontos localizados mais próximos no espaço têm maior chance de apresentarem características similares – forte autocorrelação - e pontos mais afastados tendem a apresentar correlação mais fraca (JAKSA, 1995).

A teoria de campo aleatório tem sido muito utilizada na literatura para modelar a variabilidade espacial de um parâmetro do solo. Em um campo aleatório os valores costumam apresentar uma correlação no espaço, isto é, espera-se que pontos próximos apresentem valores que não diferem tanto quanto os valores de pontos que estão mais distantes entre si (UZIELLI, 2008).

O conceito de autocorrelação espacial, pode ser melhor compreendido ao se observar o exemplo apresentado na Figura 12. Nesse exemplo, El-Ramly et al. (2002) fazem uma comparação da distribuição espacial bidimensional de um parâmetro idealizado  $\xi$ . Nos dois casos o parâmetro possui estatísticas de segundo momento (média e desvio padrão) e distribuições (histogramas) semelhantes, mas diferentes magnitudes de correlação espacial: fraca correlação (superior direito) e forte correlação (inferior direito). Com base neste exemplo, é possível perceber que média e desvio padrão não são suficientes para descrever a variação espacial das propriedades do solo.

Figura 12 - Dados com distribuições estatísticas similares (esquerda), porém com fraca correlação (direita superior) e forte correlação (direita inferior).



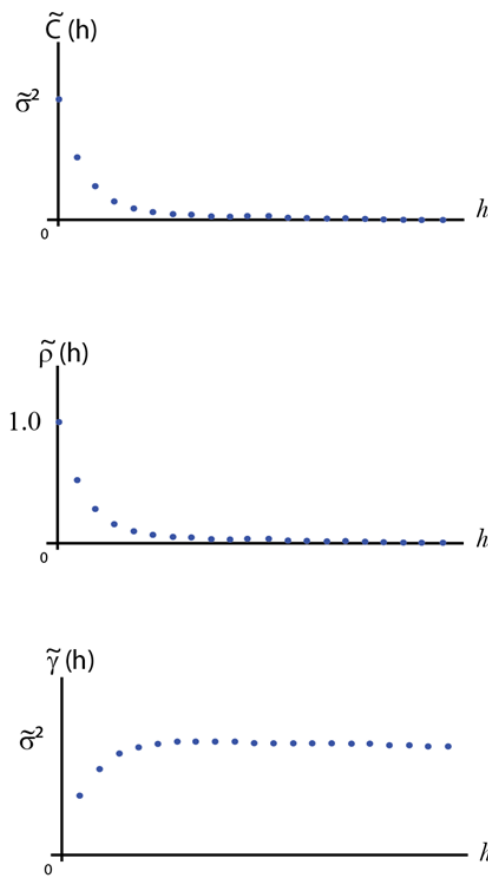
Fonte: adaptado de El-Ramly et al. (2002)

Neste sentido, diz-se que determinado parâmetro do solo apresenta uma estrutura de correlação espacial. Essa estrutura descreve como uma propriedade do solo se autocorrelaciona no espaço. Assim, a distância de autocorrelação, ou escala de flutuação, é uma informação relacionada à magnitude da correlação espacial. Já a função de autocorrelação descreve como essa correlação entre pontos diminui com a distância de separação.

Diferentes medidas estatísticas podem ser usadas para medir a correlação espacial de uma variável: covariância  $C(h)$ , autocorrelação  $\rho(h)$  e variograma  $\gamma(h)$ . As três medidas trazem a mesma informação, porém de maneiras diferentes. As duas primeiras são medidas de similaridade, enquanto que a última é uma medida de dissemelhança. Conforme a distância  $h$  aumenta, o variograma converge para um valor máximo, enquanto que a função covariância e a função de autocorrelação (ou correlograma) tendem a zero (RAMÍREZ, 2009).

A Figura 13 ilustra o comportamento das medidas de correlação ao longo da distância de separação  $h$  entre dois pontos. As definições e método de cálculo são apresentados a seguir.

Figura 13 - Comportamento das medidas de correlação  $C(h)$ ,  $\rho(h)$ ,  $\gamma(h)$  de uma variável aleatória.



Fonte: adaptado de Ramirez (2009)

A autocorrelação, assim como a covariância, é uma medida estatística que é função da distância de separação entre dois pontos e quantifica a força de correlação entre valores igualmente espaçados. O cálculo da autocorrelação requer o cálculo da covariância. Seja  $\tau_j$  a distância de separação entre dois pontos  $x_i$  e  $x_{i+j-1}$ , a covariância  $C(\tau_j)$  de um parâmetro ( $X$ ) é calculada conforme a equação (11), onde  $\tau_j$  segue a equação (12), ambas definidas por Salgado et al. (2015). A Figura 14 mostra um exemplo com 7 pontos e ilustra como os dados entram na Equação (12) para  $j = 4$ .

$$C(\tau_j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n-j+1} (x_i - \mu_x)(x_{i+j-1} - \mu_x) \quad (11)$$

Onde:

$C(\tau_j)$  = covariância

$n$  = número de pontos em que o parâmetro  $X = X(z)$  possui valores

$x_i$  = valor do parâmetro  $X$  na profundidade  $z_i$

$\mu_x$  = média de todos valores de  $X$

$j$  = um inteiro que varia de 1 a  $n$  e está relacionado com a distância de separação  $\tau_j$

$$\tau_j = (j - 1)\Delta_z \quad (12)$$

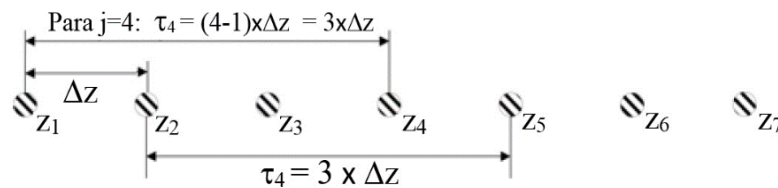
onde

$\Delta z$  = distância mínima entre dois pontos consecutivos.

$j$  = um inteiro que varia de 1 a  $n$  e está relacionado com a distância de separação  $\tau_j$

$\tau_j$  = distância de separação entre dois pontos  $x_i$  e  $x_{i+j-1}$

Figura 14 - Distância de separação usada no cálculo da função de correlação.



Fonte: Salgado et al. (2015)

A autocorrelação  $\rho$  de uma amostra é dada pela equação (13). Conforme observa Kenarsari et al. (2012), a partir da Equação (13) nota-se que  $C(\tau_1)$  (covariância a uma distância de separação nula) é equivalente a variância da amostra, obtendo-se a equação (14).

$$\rho(\tau_j) = \frac{C(\tau_j)}{C(\tau_1)} \quad (13)$$

$$\sigma^2(x) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)^2 \quad (14)$$

Onde:

$\rho(\tau_j)$  = autocorrelação de uma amostra

$C(\tau_j)$  = covariância a uma distância de separação nula

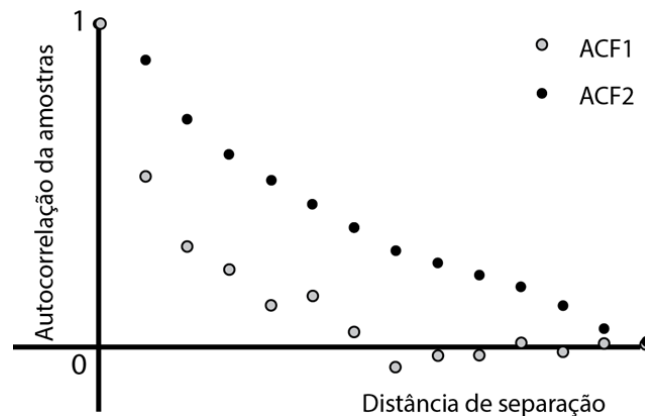
$x_i$  = valor do parâmetro X na profundidade  $z_i$

$\mu_x$  = média de todos valores de X

Em geral, para pequenas distâncias de separação, a autocorrelação assume o valor máximo, isto é, pontos próximos apresentam forte autocorrelação; enquanto que pontos muito distantes apresentam fraca autocorrelação.

A Figura 15 apresenta uma comparação entre as funções de autocorrelação de dois conjuntos de dados. Observa-se que no conjunto ACF1 a autocorrelação diminui para zero a uma distância menor do que no conjunto ACF2, indicando que os dados de ACF1 apresentam uma estrutura de correlação espacial mais fraca enquanto que a amostra de ACF2 possui estrutura de correlação mais forte (UZIELLI et al., 2006).

Figura 15 - Exemplos de funções de autocorrelação com correlação espacial fraca (ACF1) e forte (ACF2).



Fonte: Uzielli et al. (2006)

Um importante indicador da extensão dessa estrutura de correlação é a escala de flutuação, também denominada comprimento de correlação. A escala de flutuação indica a distância dentro da qual a propriedade do solo apresenta forte correlação. O conceito de escala de flutuação foi introduzido pela primeira vez por Vanmarcke (1977) e desde então diferentes métodos para o seu cálculo tem sido apresentado por diferentes autores (e.g., KENARSARI et al., 2012; c; SALGADO et al., 2015). No item 2.2.5 serão apresentados diferentes métodos que podem ser encontrados na literatura para cálculo da escala de flutuação.

Modelos teóricos de autocorrelação podem ser empregados para representar a função de autocorrelação de uma amostra. Os modelos mais comuns encontrados na literatura geotécnica são o modelo exponencial, exponencial quadrático, cosseno exponencial e Markov de segunda-ordem (e.g., UZIELLI et al., 2006; KENARSARI et al., 2012; NIE et al., 2015; SALGADO et al., 2015). As funções de autocorrelação dos modelos teóricos são apresentadas na Tabela 1 em que  $\tau$  é a distância de separação e  $\delta$  é a escala de flutuação. Segundo Spry et al. (1988) apud Uzielli et al. (2006) e Kenarsari et al., 2012, nenhum modelo de autocorrelação é preferível indubitavelmente sobre outros.

Tabela 1 - Funções de autocorrelação - modelos teóricos

<b>Modelo</b>	<b>Função de Autocorrelação</b>
Exponencial	$\rho(\tau) = \exp\left(-\frac{2 \tau }{\delta}\right)$
Exponencial quadrático	$\rho(\tau) = \exp\left(-\pi\left(\frac{\tau}{\delta}\right)^2\right)$
Cosseno exponencial	$\rho(\tau) = \cos\left(\frac{\tau}{\delta}\right) \exp\left(-\frac{ \tau }{\delta}\right)$
Markov de segunda ordem	$\rho(\tau) = \left(1 + \frac{4 \tau }{\delta}\right) \exp\left(-\frac{4 \tau }{\delta}\right)$

Fonte: NIE et al. (2015)

Uma comparação entre a função de autocorrelação empírica (calculada pelas equações (11), (12) e (13) com os dados da amostra) e os modelos teóricos de autocorrelação (Tabela 1) pode ser efetuada para avaliar a adequação do modelo aos dados em questão. De acordo com Kenarsari et al. (2012), o modelo exponencial tem sido mais comumente usado, em comparação aos três demais modelos apresentados na Tabela 1.

Com base em estudos de Uzielli (2005), onde foram testados diferentes modelos de autocorrelação para tipos de solos diferentes, Uzielli et al. (2006) observam que, por não ter sido encontrada relação entre o tipo de solo e o tipo de modelo de autocorrelação que melhor representa a estrutura de correlação, pode-se concluir que a justificativa do melhor modelo de correlação é puramente numérica.

#### 2.2.4 Estacionariedade e remoção de tendência

Em geral, as características do solo podem ser altamente dependentes da profundidade, o que resulta em tendências espaciais nos perfis da maioria das propriedades geotécnicas. Essa tendência espacial que as propriedades costumam apresentar, mesmo para solos homogêneos, pode ser resultado de fatores como tensão de pré-adensamento e histórico de tensões Uzielli et al. (2006).

Remover esta tendência da média é importante para aplicação de análises estatísticas. De acordo com Wickremesinghe (1989), a maioria dos métodos estatísticos depende da homogeneidade estatística (estacionariedade) dos dados. Uma propriedade do solo apresenta um comportamento estacionário se sua média é espacialmente constante e a autocorrelação depende apenas da distância de separação entre dois pontos e não da posição dos pontos no espaço (e.g., Jaksa, 1995; Baecher e Christian, 2003; Salgado et al., 2015).

Para compreender o processo de extração de tendência, Wickremesinghe (1989), explica que as propriedades do solo ao longo da profundidade podem ser desmembradas em duas componentes, conforme Equação [8]. O valor que a propriedade do solo assume em determinada profundidade é uma soma da tendência e da componente residual naquele ponto. Após a remoção da tendência, os dados resultantes compreendem a componente residual, que flutua em torno da tendência e é estacionária, conforme exemplo ilustrativo apresentado na Figura 16.

Para a determinação da tendência, costuma-se utilizar a regressão de mínimos quadrados. Com base em regressão estatística, obtém-se os parâmetros que descrevem uma função de tendência e o parâmetro que avalia a adequação do modelo de tendência aos dados - o coeficiente de determinação - conhecido como  $R^2$  Uzielli (2008).

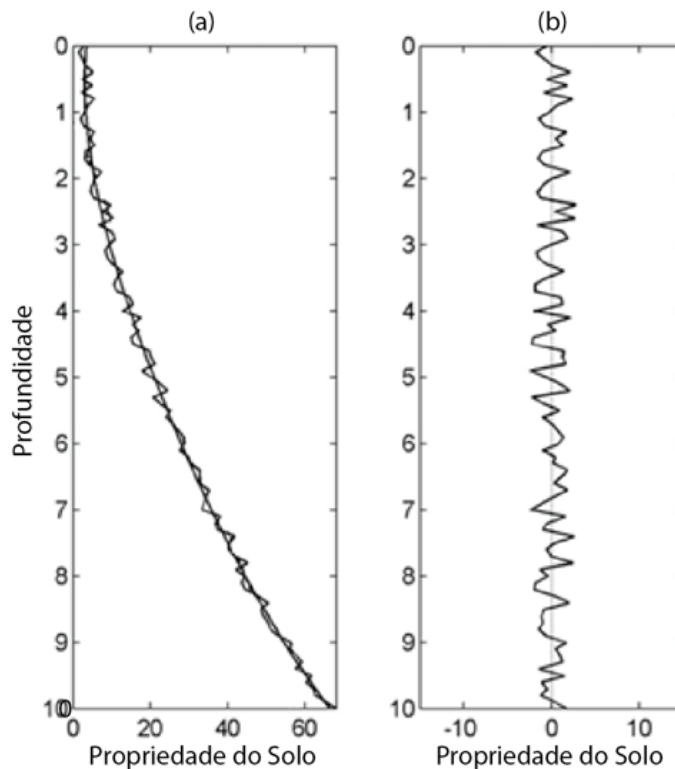
Na caracterização da variabilidade inerente dos solos, poucas estimativas do coeficiente de variação são feitas com os dados desmembrados da tendência. Phoon & Kulhawy (1999a), entretanto, definiram o *COV* da variabilidade inerente como sendo a razão entre o desvio padrão dos resíduos dos dados extraídos da tendência e o valor médio da tendência espacial, conforme já apresentado na Equação [8]. De acordo com Uzielli (2008), o cálculo do *COV* dessa maneira fornece uma avaliação mais realista da dispersão de valores em torno de uma tendência espacial.

Já a estimativa da escala de flutuação só deve ser feita em dados que já foram transformados para estacionários, com base em métodos como o de decomposição da tendência



(e.g., WICKREMESINGHE, 1989; NIE et al., 2015). Também a avaliação do tipo de distribuição de um parâmetro tem como requisito a remoção prévia da tendência dos dados para garantir a estacionariedade, conforme comentam Seyedein et al. (2012).

Figura 16 - Extração de tendência de uma propriedade do solo: conjunto de dados de origem com a função de tendência sobreposta (a) e resíduos da extração de tendência (b).



Fonte: adaptado de Uzielli et al. (2006)

### 2.2.5 Métodos para cálculo da escala de flutuação

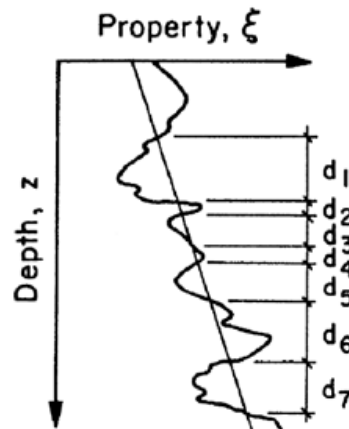
O conceito de escala de flutuação foi introduzido por Vanmarcke (1977) e desde então diferentes métodos para o seu cálculo tem sido apresentado por diferentes autores (e.g., KENARSARI et al., 2012; NIE et al., 2015; SALGADO et al., 2015). Os métodos mais abordados pela literatura são apresentados a seguir.

#### 2.2.5.1 Método expedito de Vanmarcke (MEV)

De acordo com Vanmarcke (1977) apud Kenarsari et al. (2012), a escala de flutuação pode ser relacionada à distância média entre dois pontos consecutivos onde o perfil geral da

propriedade do solo e sua linha de tendência se cruzam. A Figura 17 e a Equação (15) mostram como obter a distância média de cruzamento, onde  $d_1, d_2, \dots, d_n$  são as distâncias de intersecção. A Equação (16) mostra a aproximação proposta por Vanmarcke (1977) para a estimativa da escala de flutuação.

Figura 17 - Distância média de intersecção para o cálculo da escala de flutuação pelo método MEV.



Fonte: adaptado de Kenarsari et al. (2012)

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i \quad (15)$$

$$\delta \approx \sqrt{\frac{2}{\pi}} \bar{d} = 0,8\bar{d} \quad (16)$$

Onde:

$\delta$  = escala de flutuação

$\bar{d}$  = distância média de cruzamento

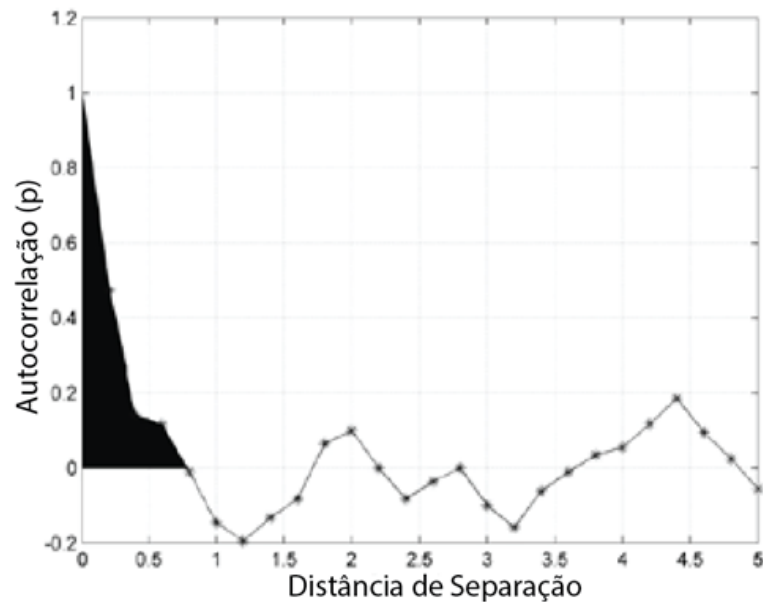
#### 2.2.5.2 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA)

Vanmarcke (1983) apresentou uma nova técnica para o cálculo da escala de flutuação, onde a área abaixo do gráfico da função de autocorrelação da amostra é equivalente à escala de flutuação. Nesse método, segundo Salgado et al. (2019), a escala de flutuação ( $\delta$ ) é equivalente a duas vezes a área abaixo da parte positiva da função de autocorrelação da amostra calculada empiricamente, conforme Equação (17), onde  $\tau$  é a distância de separação entre duas medidas.

$$\delta = \int_{-\infty}^{+\infty} \rho d\tau = 2 \int_0^{+\infty} \rho d\pi \quad (17)$$

Para Kenarsari et al. (2012), esse método assume que a escala de flutuação é finita, sendo comum estimar a escala de flutuação como equivalente a duas vezes a área abaixo da função de autocorrelação antes da função de autocorrelação assumir valores negativos pela primeira vez. A Figura 18 exemplifica esse método. O gráfico que pode ser visto na Figura 18 é a função de autocorrelação da amostra e  $\tau$  é a distância de separação entre duas medidas.

Figura 18 - Obtenção da escala de flutuação pelo método da área abaixo da função de autocorrelação da amostra.



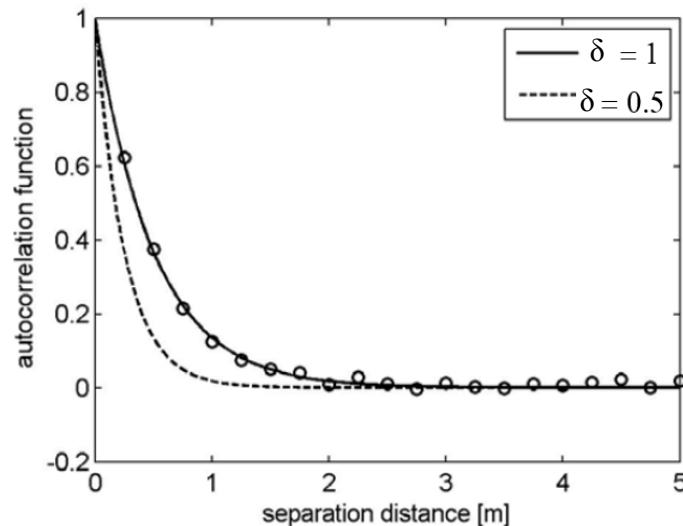
Fonte: adaptado de Kenarsari et al. (2012)

### 2.2.5.3 Adequação do modelo de autocorrelação (AMA)

De acordo Uzielli et al. (2006), a escala de flutuação pode ser calculada a partir da adequação dos modelos de autocorrelação teóricos à função de autocorrelação de amostra calculada empiricamente. Ao identificar o modelo teórico que melhor se ajusta à função empírica, a escala de flutuação pode ser obtida a partir da relação analítica entre a função de autocorrelação teórica e a escala de flutuação, conforme as relações apresentadas na Tabela 1. A Figura 19 apresenta um exemplo da aplicação desse método. Duas curvas do modelo exponencial (uma com escala de flutuação = 1 e outra com escala de flutuação = 0,5) são

ajustadas à função de autocorrelação da amostra. Nota-se que a curva com escala de flutuação = 1 fornece um melhor ajuste.

Figura 19 - Obtenção da escala de flutuação pelo método de adequação do modelo de autocorrelação.

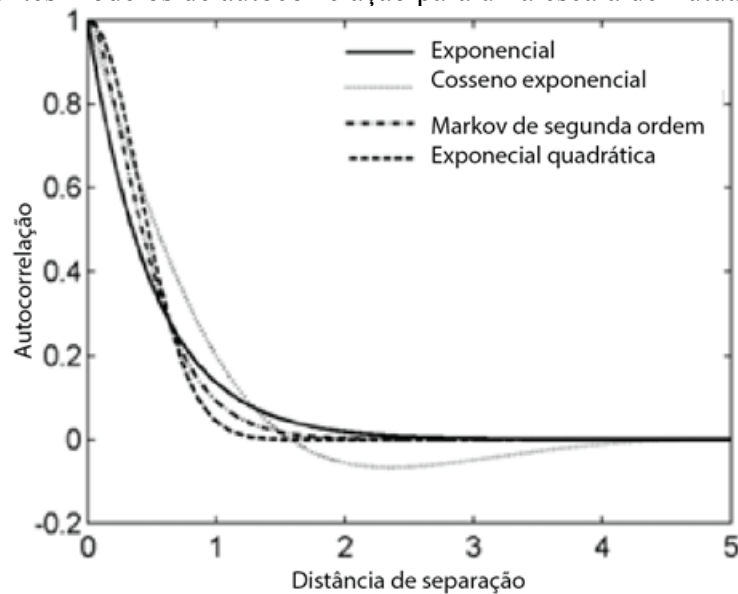


Fonte: adaptado de Uzielli et al. (2006)

A influência da forma funcional do modelo de autocorrelação (e.g., exponencial, exponencial quadrática) escolhida não deve ser ignorada. A Figura 20 mostra uma comparação das diferentes formas funcionais do modelo de autocorrelação para uma escala de flutuação de 1m. A diferença entre os modelos se mostra mais evidente a distâncias de separação baixas. Os modelos exponencial e exponencial quadrático forneceriam, para uma distância de separação  $\tau = 0,25$ , coeficientes de autocorrelação de 0,61 e 0,82, respectivamente. Ou seja, magnitudes de correlação espacial consideravelmente diferentes (UZIELLI et al., 2006).

A importância de pesquisar sobre a forma funcional da estrutura de correlação dos solos é observada no trabalho de Bilesky & Hachich (2018). No seu estudo, os autores calculam a probabilidade de ruína para um talude modelando a variabilidade do solo com diferentes extensões de correlação espacial e diferentes formas funcionais do modelo de autocorrelação. Os resultados mostraram que a forma funcional da estrutura de correlação pode influenciar tanto na probabilidade de ruína quanto no dimensionamento de um aterro. Ao realizar o dimensionamento probabilístico do aterro, foi calculado o comprimento da berma que leva a uma probabilidade de ruína de  $10^{-2}$  para diferentes modelos de correlação espacial. Ao comparar dois modelos com o mesmo comprimento de correlação, mas diferentes formas funcionais da estrutura de correlação (exponencial e gaussiana), a variação no comprimento da berma foi de 20%.

Figura 20 - Diferentes modelos de autocorrelação para uma escala de flutuação igual a 1m.



Fonte: Uzielli et al. (2006)

Além dos métodos aqui apresentados para estimativa da escala de flutuação, também podem ser encontrados na literatura o método da redução da função de variância e o método limite de Bartlett (KENARSARI et al., 2012).

### 2.3 MÉTODOS ESTATÍSTICOS PARA DIVISÃO DO PERFIL EM CAMADAS CARACTERÍSTICAS

Ao caracterizar o perfil de um solo ao longo da profundidade, é comum fazer uma análise da estratigrafia, isto é, dividir o perfil em camadas (estratos) características. Muitas vezes essas camadas características são também denominadas “camadas homogêneas”. A presença de camadas com características diferentes ao longo da profundidade pode ser justificada pelas diferentes origens litológicas (KENARSARI et al., 2013).

De acordo com De Mio (2005), a complexidade na identificação de camadas estratigráficas está intimamente relacionada à natureza dos processos geológicos que contribuem para a formação do perfil. No caso dos rejeitos de mineração, deve-se ressaltar que a formação do perfil é influenciada principalmente pelo processo de deposição destes materiais.

Nos itens anteriores abordou-se a variabilidade inerente do solo, que é uma variabilidade presente dentro de uma camada homogênea. O presente item é adereçado à

heterogeneidade do perfil do solo, em que se estuda a identificação de diferentes camadas, subdividindo-se o perfil.

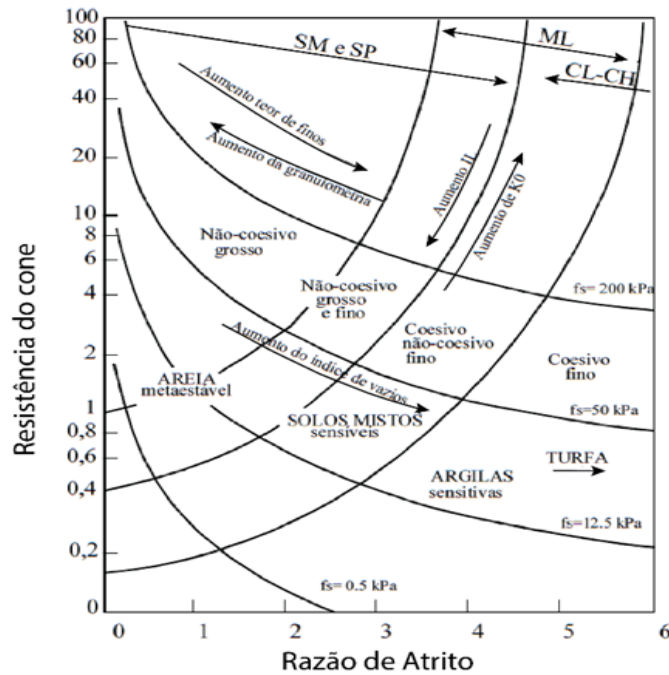
A divisão do perfil em camadas é etapa essencial da caracterização de um terreno. Entretanto, é prática corrente na engenharia geotécnica realizar esse processo de forma qualitativa. Isto é, a escolha dos limites entre uma camada e outra é feita visualmente, ficando dependente do julgamento do engenheiro. Utilizar métodos numéricos para identificação de camadas é fundamental para tornar esse processo menos subjetivo. Diversos estudos têm abordado a utilização de ferramentas estatísticas para auxiliar na identificação racional de camadas características. A seguir, alguns métodos encontrados na literatura são apresentados.

### **2.3.1 Método probabilístico para identificação de camadas pelo tipo de solo - Zhang & Tumay (1999, 2000 e 2003)**

Uma forma de dividir o perfil em camadas é identificar as classes de solo presentes no perfil. Ábacos para identificação do tipo de solo são os métodos mais clássicos de classificação utilizando as leituras do CPT. Em um perfil de solo, cada ponto ao longo da profundidade recebe uma classificação única de acordo com esses ábacos, porém há uma incerteza envolvida nessa classificação. Desta forma, alguns pontos podem receber uma classificação errônea, especialmente em zonas de transição entre classes de solo (TUMAY et al., 2008). Com base na necessidade de identificação probabilística do tipo de solo, Zhang e Tumay (1999) desenvolveram um método que estima a probabilidade de cada ponto ao longo da profundidade pertencer a cada um dos tipos de solo (argiloso, siltoso e arenoso).

O método é baseado em um índice de classificação ( $U$ ) que classifica o solo com base no ábaco de Douglas e Olsen (1981). O ábaco de Douglas e Olsen (1981) - cujos eixos são os dados do ensaio CPT: resistência de ponta ( $q_c$ ) e razão de atrito ( $R_f$ ) - é apresentado na Figura 21.

Figura 21 - Ábaco de classificação de solo de Douglas e Olsen (1981).



Fonte: adaptado de Tumay et al. (2008)

Para obtenção do índice de classificação ( $U$ ), os eixos do ábaco ( $q_c$  e  $R_f$ ) são transferidos para as equações (18) e (19); o índice de classificação ( $U$ ) é então dado pela Equação (20):

$$x = 0.1539R_f + 0.8870 \log q_c - 3.35 \quad (18)$$

$$y = -0.2957R_f + 0.4617 \log q_c - 0.37 \quad (19)$$

$$U = \frac{(a_1x - a_2y + b_1)(c_1x - c_2y + d_1)}{(c_1x - c_2y + d_1)^2 + (c_2x + c_1y + d_2)^2} - \frac{(a_2x + a_1y + b_2)(c_2x + c_1y + d_2)}{(c_1x - c_2y + d_1)^2 + (c_2x + c_1y + d_2)^2} \quad (20)$$

Onde:

$a_1 = -11.345,$   
 $a_2 = -3.795,$   
 $b_1 = 15.202,$   
 $b_2 = 5.085,$   
 $c_1 = -0.296,$   
 $c_2 = -0.759,$   
 $d_1 = 2.960$   
 $d_2 = 2.477.$

A partir do valor do índice  $U$  em determinada profundidade, o solo se enquadra em uma das classes do *Unified Soil Classification System* (USCS), de acordo com a relação apresentada na Tabela 2.

Outra forma de verificação do tipo de solo, com base no índice U, é o método de classificação probabilística contínua de Zhang e Tumay (1999), que fornece as probabilidades de que o solo seja argiloso, siltoso ou arenoso. Estes três grandes grupos de solos foram relacionados pelos autores com as classes do sistema USCS de acordo com a relação apresentada na Tabela 2.

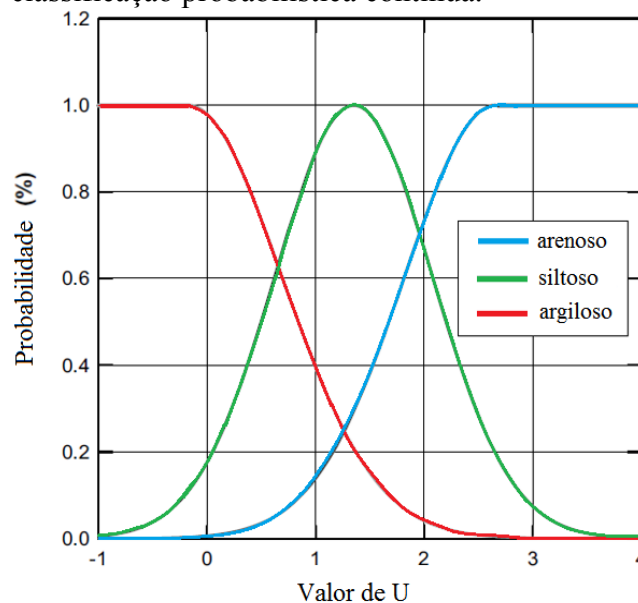
Tabela 2 - Tipos de solo de acordo com a Unified Soil Classification System (USCS) e grupos de solos do método de Zhang e Tumay.

Classe do solo (USCS)	U	Grupo de solo
GP	$U > 2,91$	arenoso
SP	$2,70 < U < 2,91$	arenoso
SM	$2,01 < U < 2,70$	arenoso
SC	$1,33 < U < 2,01$	siltoso
ML	$0,61 < U < 1,33$	siltoso
CL	$-0,41 < U < 0,61$	argiloso
CM	$U < -0,41$	argiloso

Fonte: adaptado de Zhang e Tumay (1999) e Tumay et al. (2008)

A Figura 22 mostra as curvas de distribuições de probabilidades de cada um dos três tipos de solo de acordo com o índice de classificação U no método de classificação probabilística contínua. Com base nestas distribuições, o método de classificação probabilística contínua estima as probabilidades de que o solo seja argiloso ( $\mu_c$ ), arenoso ( $\mu_s$ ) e siltoso ( $\mu_m$ ), aplicando-se as equações (21), (22) e (23), respectivamente. A Figura 23 apresenta exemplifica a aplicação do método em um perfil.

Figura 22 - Ábaco de classificação probabilística contínua.



Fonte: Tumay et al. (2008)



$$\mu_c(U) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{U + 0,1775}{0,86332}\right)^2\right) \quad \begin{array}{l} U \geq -0,1775 \\ U < -0,1775 \end{array} \quad (21)$$

1,0

$$\mu_m(U) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{U + 1,35}{0,724307}\right)^2\right) \quad -\infty < U < \infty \quad (22)$$

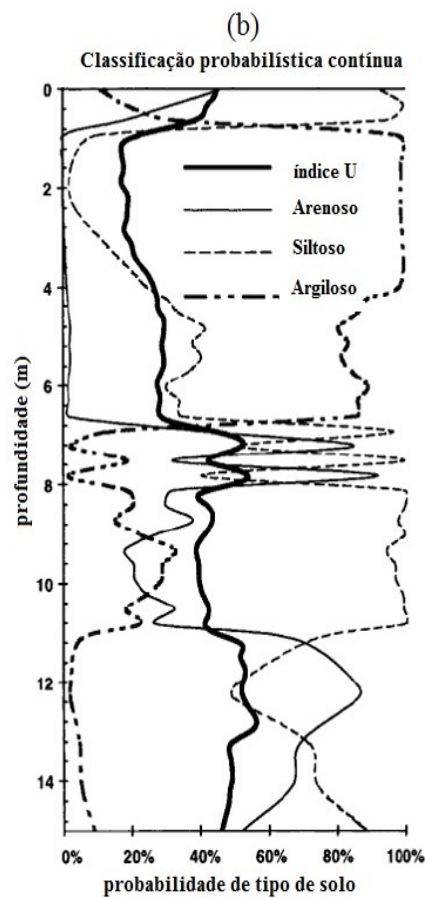
$$\mu_s(U) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{U + 2,6575}{0,834586}\right)^2\right) \quad \begin{array}{l} U > 2,6575 \\ U \leq 2,6575 \end{array} \quad (23)$$

1,0

Onde:

$U$  = índice de classificação

Figura 23 - Identificação de camadas homogêneas pelo tipo de solo: perfil de classificação probabilística contínua.



Fonte: adaptado de Zhand e Tumay (2003) apud Uzielli et al. (2006)

Conforme sugerem Uzielli et al. (2006), este o método pode ser integrado com algum método estatístico para auxiliar na identificação de prováveis fronteiras entre camadas. A utilização de dois parâmetros estatísticos em um método proposto por Wickremesinghe (1989) para identificação de limites entre camadas é apresentada no item a seguir.

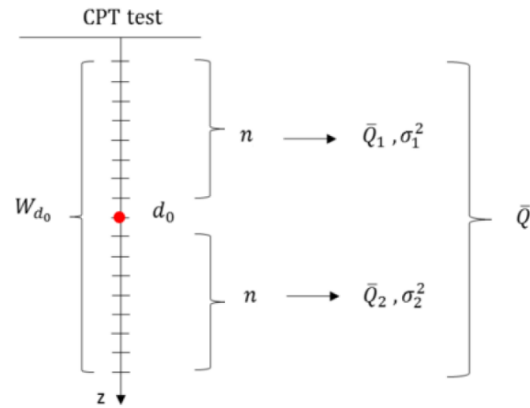
### **2.3.2 Método da janela em movimento de Wickremesinghe (1989)**

Para identificar de forma mais racional as fronteiras entre as diversas camadas de um perfil, Wickremesinghe (1989) utiliza ferramentas estatísticas propondo um procedimento denominado “janela em movimento”. A janela é, na verdade, um intervalo de extensão fixa que é colocado sobre o perfil de uma propriedade do solo e os dados que ficam expostos dentro deste intervalo são analisados. Tendo como base medidas estatísticas, avalia-se o potencial do ponto central deste intervalo ser um ponto de fronteira entre diferentes camadas. A “janela” é movida ao longo do perfil de ponto em ponto e, em cada ponto  $d_0$  (centro da janela), mede-se a dissimilaridade entre os conjuntos de dados acima e abaixo de  $d_0$ .

Neste método, ferramentas estatísticas são usadas para avaliar a diferença entre as médias de dois grupos. Uma diferença grande entre esses dois conjuntos de dados, juntamente de uma variação pequena dentro deles, é um indicativo de camadas distintas. Essa diferença pode ser medida usando o teste T ou o Coeficiente de Correlação Intraclasse ( $\rho$ ) (Wickremesinghe, 1989). O procedimento é descrito a seguir.

Seleciona-se uma janela do perfil ( $Wd_0$ ), em que  $d_0$  é o ponto central da janela que subdivide a mesma em dois grupos de mesmo tamanho. A Figura 24 ilustra esta definição. Os dois grupos de igual tamanho ( $n$ ) possuem, respectivamente, média  $Q_1$  e  $Q_2$  e variância  $\sigma_1^2$  e  $\sigma_2^2$ .

Figura 24 - Definição da janela  $W_{d_0}$  e dos subgrupos para o método de Wickremesinghe (1989).



Fonte: adaptado de Spacagna et al. (2015)

O valor de T é calculado para esta janela de acordo com a Equação (24).

$$T = \sqrt{\frac{n}{2}} \left( \frac{\bar{Q}_1 - \bar{Q}_2}{Y_w} \right) \quad (24)$$

$$Y_w = \frac{n}{2n-1} \sigma_1^2 + \frac{n}{2n-1} \sigma_2^2 \quad (25)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q}_1)^2 \quad (26)$$

Onde:

Para o cálculo de  $\rho$ , utiliza-se a Equação (27) e para o cálculo de  $Y_{b^2}$  utiliza-se a equação (28).

$$\rho = \frac{Y_{b^2}}{Y_{b^2} + Y_w^2} \quad (27)$$

$$Y_{b^2} = \frac{1}{2n-1} \sum_{i=1}^{2n} (Q_i - \bar{Q})^2 \quad (28)$$

Onde:

$\bar{Q}$  = média dos dados  $Q_i$  que pertencem a janela  $W_{d_0}$ , com  $i = 1, 2, \dots, (n+n)$ .

$Y_{b^2}$  = conforme Equação (28)

$Y_w$  = conforme Equação (25)

O valor de T ou de  $\rho$  é então calculado para todas as profundidades em que o ponto  $d_0$  pode estar localizado. Desta forma, tanto o método do teste T, quanto o método do coeficiente

de correlação intraclasse ( $\rho$ ), consistem em plotar o perfil de variação de  $T$  ou de  $\rho$  com a profundidade para identificar picos no perfil. Os picos são sugestivos de possíveis fronteiras entre camadas, sendo que a profundidade onde o ponto  $d_0$  está localizado é a localização da possível fronteira investigada (SPACAGNA et al., 2015).

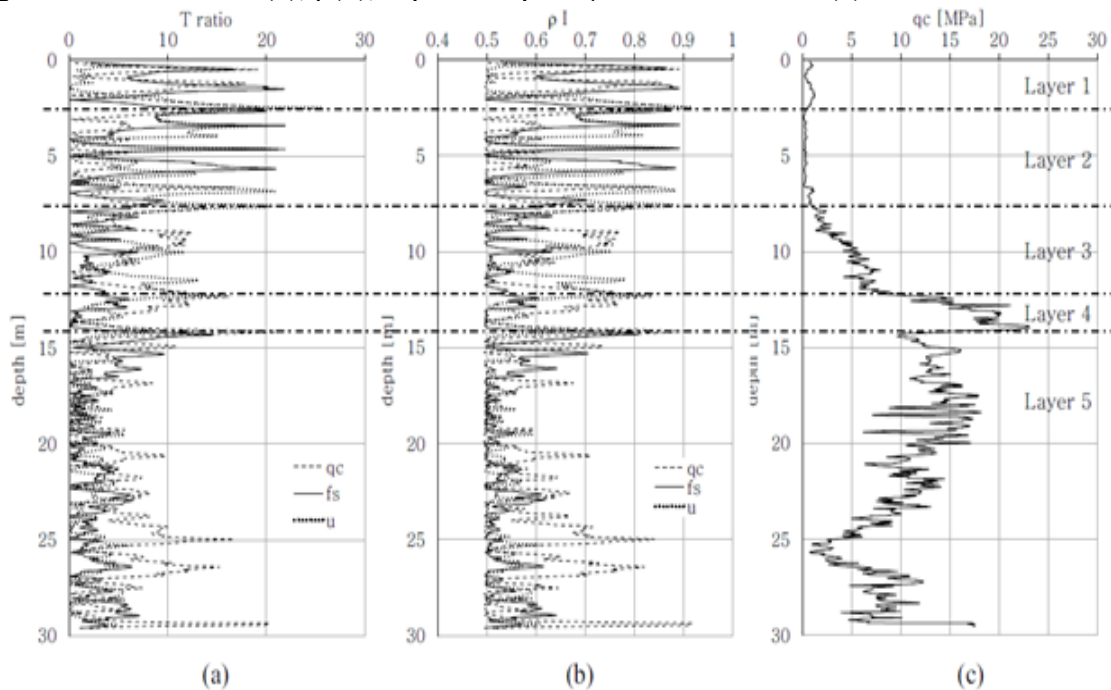
De acordo com Wickremesinghe (1989), se apenas camadas com características muito diferentes forem visadas, apenas os pontos em que  $T$  e  $\rho$  assumem valores máximos devem ser escolhidos. No entanto, se uma identificação mais detalhada de camadas for de interesse, valores moderadamente altos de  $T$  e  $\rho$  podem ser selecionados.

Ainda conforme Wickremesinghe (1989), a janela ideal deve conter apenas uma possível fronteira entre camadas, portanto o tamanho da janela  $W_{d0}$  deve ser escolhido com atenção. Se  $W_{d0}$  for muito grande, existe um risco de estar incluindo mais de um limite entre camadas; e se for muito pequeno, pode-se perder a representatividade estatística da amostra.

Diferentes sugestões para a escolha do tamanho da janela são encontradas na literatura. Para Webster (1973) apud Spacagna et al. (2015), o tamanho da janela ideal é igual a dois terços da distância esperada entre diferentes camadas. Wickremesinghe e Campanella (1991) apud Spacagna et al. (2015) sugerem considerar uma janela com tamanho igual a  $2/3$  da distância de autocorrelação espacial dos dados.

Uma aplicação do método janela em movimento é apresentada na Figura 25. A mesma exibe os perfis de  $T$  e  $\rho$  para  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u$  utilizando uma janela  $W_{d0}$  de amplitude 1,32m. Os perfis devem ser analisado juntamente com o perfil de uma das variáveis do ensaio, como, neste caso,  $q_c$ . Para selecionar as fronteiras, analisa-se os picos de  $T$  e  $\rho$ . Os picos que estiverem em concordância com os picos no perfil de  $q_c$  são adotados como fronteiras entre camadas. (SPACAGNA et al., 2015).

Figura 25 - Perfil de  $T$  (a),  $\rho$ (b), e  $q_c$  e interpretação dos resultados (c).



Fonte: Spacagna et al. (2015)

## 2.4 MÉTODO DE MONTE CARLO

Contar com coeficientes de segurança é a ferramenta mais utilizada para lidar com a heterogeneidade dos materiais em análises e projetos. Porém, as incertezas existentes nas propriedades geotécnicas do solo podem ser levadas em conta com base em análises probabilísticas. Em se tratando da análise do ensaio CPTu, as incertezas presentes nos parâmetros do solo influenciarão na determinação de um padrão de drenagem. Visando a realização de análises probabilísticas da drenagem do ensaio CPTu, alguns conceitos envolvendo o Método de Monte Carlo são apresentados a seguir.

O método de Monte Carlo (MMC) pode ser descrito como um método estatístico, no qual se utiliza uma sequência de números aleatórios para a realização de uma simulação. O nome do método teve origem em cassinos em Monte Carlo, Mônaco, pelo uso da aleatoriedade das atividades e repetição (De Paula, 2014).

De acordo com Halton (1970), o Método de Monte Carlo pode ser definido com uma técnica para representar a solução de um problema como um parâmetro de uma população hipotética, sendo utilizada uma sequência aleatória de números para construir uma amostra da população da qual estimativas estatísticas desse parâmetro possam ser obtidas.

Solucionar um problema com o Método de Monte Carlo consiste em simular um parâmetro de interesse por meio de amostragens aleatórias das FDP que caracterizam este parâmetro. Primeiramente os dados são selecionados e analisados realizando-se iterações das simulações. À medida que o número de iterações aumenta, como resultado obtêm-se valores médios para a solução do problema, com considerável diminuição das incertezas. O processo é repetido até que a convergência seja atingida. Quando os valores médios começam a convergir, respeitando o erro aceitável, as iterações chegam a um fim (Fishman, 1995).

### 3 REJEITO DE OURO

Neste capítulo será apresentado o material utilizado para estudo da variabilidade e do efeito da velocidade de penetração.

As análises propostas neste trabalho serão realizadas em rejeitos de mineração de ouro provenientes de reservatórios localizado no Município de Barrocas, BA. O material - que fica disposto em lagos, conforme mostrado na Figura 26 - tem sido utilizado para pesquisas desenvolvidas na Universidade Federal do Rio Grande do Sul desde 2005. Na Figura 27, podem ser observados os quatro lagos de deposição de rejeitos de mineração pertencentes à indústria Mineração Fazenda Brasileiro (MFB).

Figura 26 - Rejeitos do processamento de ouro.



Fonte: Bedin (2010)

Figura 27 - Lagos de deposição de rejeitos de mineração da MFB.



Fonte: adaptado de Google (2019)

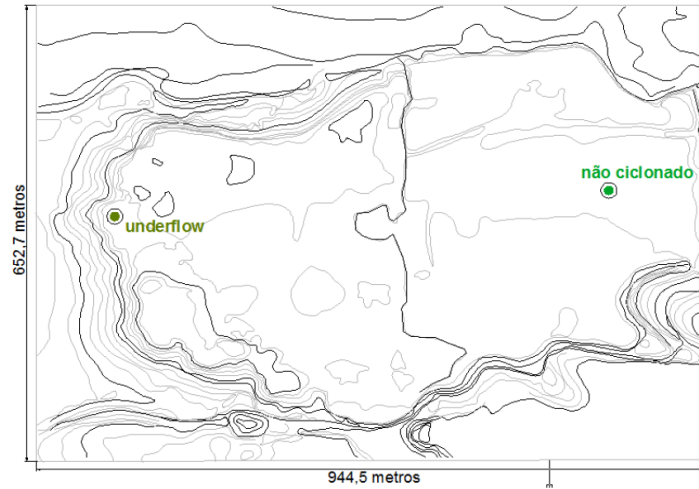
Após o beneficiamento do minério, o material resultante pode ou não ser separado de acordo com tamanho de grãos, por meio de um processo chamado ciclonagem, para ser armazenado em diferentes reservatórios. A ciclonagem resulta em dois tipos de rejeitos: material overflow e underflow. Amostras do Lago 1 e do Lago 2 tem sido estudadas, onde o material é do tipo não ciclonado e underflow, respectivamente. A Figura 28 apresenta um croqui dessas duas áreas de disposição. Segundo Klahold (2013), a espessura aproximada de rejeito no reservatório é de 20 m. Este material apresenta características de areia siltosa e é bastante aquoso (DIENSTMANN et al., 2018).

Do material do Lago 1 e do Lago 2 - que foi objeto de estudo de Bedin (2010), Klahold (2013) e Sosnoski (2016) – dispõe-se de ensaios de campo e laboratório, cujos dados serão utilizados para as análises da presente pesquisa. Os ensaios de laboratório permitiram a caracterização básica dos materiais, enquanto que os ensaios de campo foram utilizados para classificar os tipos de solo, obter informações das condições de fluxo e dos parâmetros de resistência. Os principais resultados, das análises de campo e laboratório, obtidos pelos referidos autores são apresentados a seguir para conhecimento das características geomecânicas do material que será analisado, bem como da variabilidade que o mesmo apresenta.

A Figura 29 identifica a localização de investigações descritas por Bedin (2010), Klahold (2013) e Sosnoski (2016). A campanha apresentada por Bedin (2010) abrangeu oito pontos de sondagem com nomenclaturas PZC01 à PZC08, sendo: PZC01 ao PZC05 no material underflow e PZC06 ao PZ08 no material não ciclonado; Klahold (2013) analisou dois pontos de investigação de material do tipo underflow, referenciando as sondagens executadas com nomenclaturas de “ilha 1” e “ilha 2”, localizadas no Lago 2; Sosnoski (2016), descreve um ponto de investigação, com localização próxima a ilha 1 de Klahold (2013).

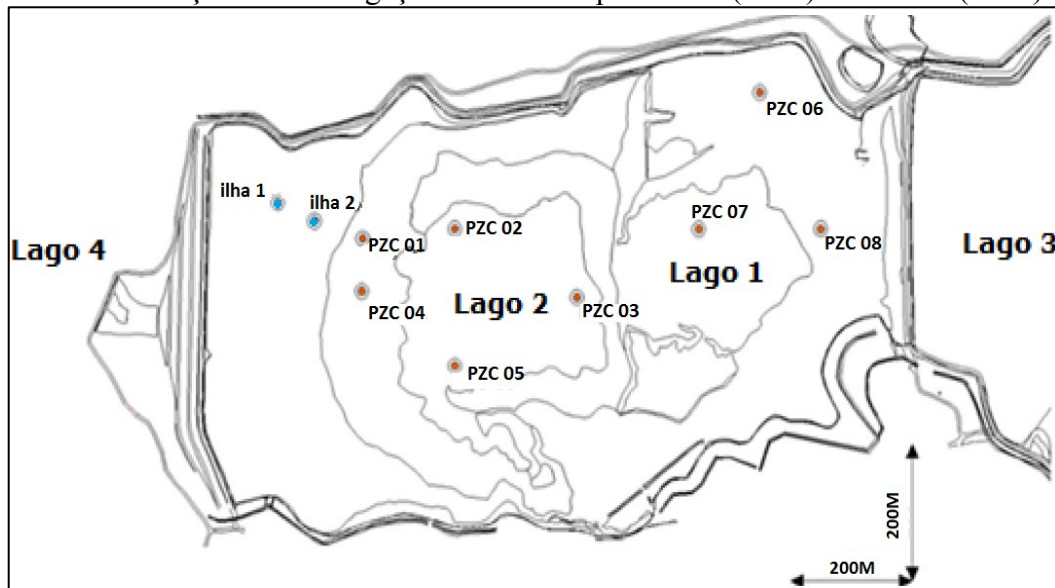


Figura 28 - Material de estudo: Croqui dos Lagos 1 e 2 de disposição rejeitos do processamento do ouro.



Fonte: Bedin (2010)

Figura 29 - Localização de investigações realizadas por Bedin (2006) e Klahold (2012).



Fonte: adaptado de Dienstmann et al. (2018).

### 3.1.1 Caracterização de laboratório

Ensaio de laboratório para caracterização do material foram realizados por Bedin (2010), com coleta de amostras na superfície e na profundidade, por Klahold (2013), com coleta de amostras a 2 e 4m de profundidade e por Sosnoski (2016), nas profundidades de 2,5 e 4,5m. Também foram realizados ensaios para determinação do coeficiente de adensamento e coeficiente de condutividade hidráulica, além de ensaios triaxiais para determinação dos

parâmetros de resistência. Os principais resultados dessas análises são apresentados na sequência.

### 3.1.1.1 Granulometria e índices físicos

Um resumo dos ensaios de caracterização, apresentado na Tabela 3, mostra que o peso específico do material varia entre 18 e 20 kN/m<sup>3</sup>, o índice de vazios varia entre 0,86 e 1,30 e a umidade diminui com a profundidade. O material não apresenta coesão, sendo caracterizado, como não plástico, de acordo com os limites de Atterberg.

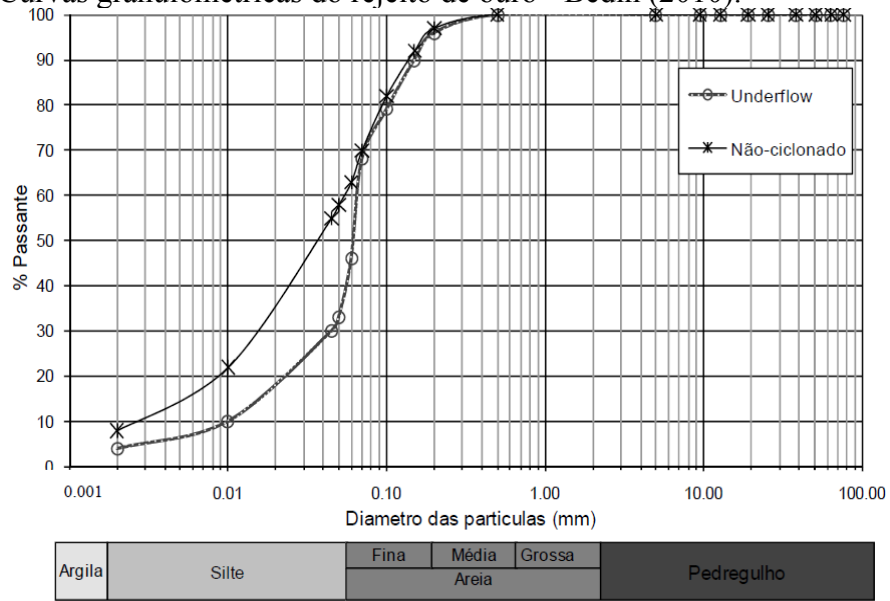
As curvas granulométricas obtidas do material analisado por Bedin (2010), Klahold (2013) e Sosnoski (2016) são exibidas na Figura 30 e na Figura 31, respectivamente. Da Figura 30 é possível perceber diferenças entre rejeitos não ciclonado e rejeitos underflow. A granulometria do rejeito underflow é predominantemente silto-arenosa; a do rejeito não ciclonado, silto-arenosa-argilosa. Na Figura 31, as curvas granulométricas da ilha 01 (Klahold e Sosnoski) e ilha 02 (Klahold) se mostram similares as curvas do rejeito underflow obtidas por Bedin.

Tabela 3 - Resumo dos ensaios de caracterização.

Campanhas de investigação	Região	Prof. (m)	Caracterização Física						
			w %	Gs g/cm <sup>3</sup>	$e_0$	$\gamma$ kN/m <sup>3</sup>	Argila %	Silte %	Areia %
Bedin (2010)	PZC01 à	superf.	40,1	3,0	1,23	18,6	7	63	30
	PZC05	prof.	30,0	3,15	1,10	20,5			
	PZC06 à	super.	38,7	3,3	1,30	19,3	15	57	28
	PZC08	prof.	40,0	3,0	1,25	19,0			
Klahold	ilha 1	2m	37,8	2,86	1,08	18,94	1,5	72,47	26,00
	ilha 2	2m					1,10	51,90	47,00
	ilha 1	4m	32,3	2,85	0,92	19,63	5,98	82,52	11,50
	ilha 2	4m					1,54	69,96	28,50
Sosnoski	ilha 1	2,5m	34,9	2,79	0,97	19,1	1,73	60,27	38,00
	ilha 1	4,5m	31,1	2,76	0,86	19,5	8,58	84,42	7,00

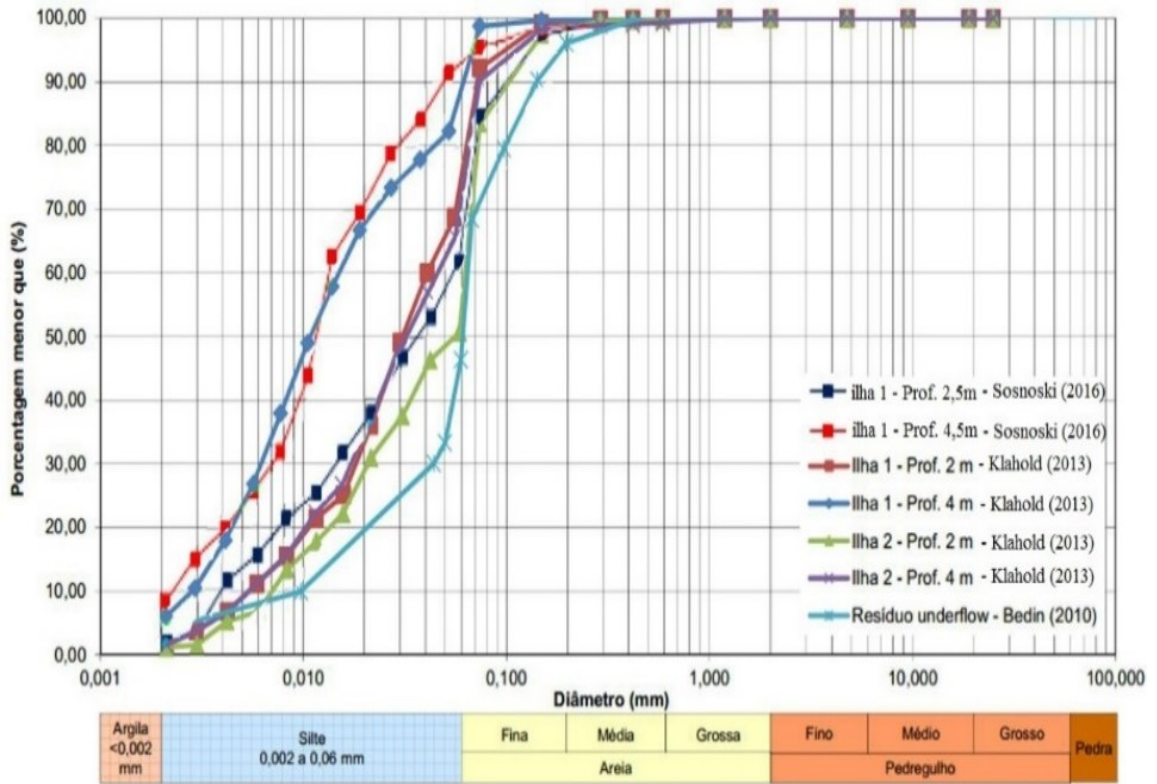
Fonte: Bedin (2010), Klahold (2013), Sosnoski (2016).

Figura 30 - Curvas granulométricas do rejeito de ouro - Bedin (2010).



Fonte: Bedin (2010).

Figura 31 - Curvas granulométricas do rejeito de ouro - Klahold (2013) e Sosnoski (2016).



Fonte: adaptado de Klahold (2013) e Sosnoski (2016).

### 3.1.1.2 Adensamento e condutividade hidráulica

Utilizando amostras com diferentes índices de vazios iniciais submetidas às mesmas condições de carregamento e percolação, Bedin (2010) realizou ensaios para determinação do coeficiente de adensamento e coeficiente de condutividade hidráulica. A Tabela 4 apresenta os valores médios obtidos. Nota-se que a compacidade inicial tem influência no valor do índice de compressão, já o tamanho das amostras não apresentou efeito nos resultados. Para o rejeito underflow, o valor médio calculado do índice de compressão ( $C_c$ ) foi de aproximadamente 0,09; para o rejeito não ciclonado, 0,12. Em geral, uma redução do índice de vazios leva a uma redução no coeficiente de condutividade hidráulica,  $k$ . De acordo com Bedin (2010), os valores médios indicam boa drenagem para o rejeito underflow e rejeito não ciclonado.

Tabela 4 - Parâmetros iniciais dos ensaios e coeficiente de adensamento e condutividade hidráulica.

Amostra	Ensaio	$w_i$ (%)	$e_i$	$\gamma_d$ (kN/m <sup>3</sup> )	$w_f$ (%)	$c_v$ (cm <sup>2</sup> /s)	$k$ (m/s)
Underflow (Oedômetro de lama)	amostra (20x7)	16	0,9	15,6	28,8	0,93	1,80E-06
	amostra (20x7)	14	1,5	12	27,7	0,5196	1,80E-06
	amostra (20x7)	14,9	2	10	30,4	0,4736	2,60E-06
Não-ciclonado (Oedômetro de lama)	amostra (7x2,8)	15,3	1,05	15,4	26,1	0,9379	5,60E-06
	amostra (7x2,8)	13,5	1,33	13,1	29,9	0,6538	1,60E-06
	amostra (7x2,8)	36,3	1,8	11,3	30,1	0,4203	2,60E-06
	amostra (7x2,8)	14,6	2,15	10	29,1	0,3949	1,80E-06
Underflow (Oedométrico convencional)	amostra (20x7)	15,3	1,2	13,7	29,7	0,1172	1,30E-06
	amostra (20x7)	15,5	1,5	12	30,3	0,0725	1,90E-06
	amostra (20x7)	14,9	2	10	28,8	0,106	2,10E-06
Não-ciclonado (Oedométrico convencional)	amostra (7x2,8)	16	1,33	13,5	27,6	0,0893	6,50E-06
	amostra (7x2,8)	18	1,63	12	27,1	0,0772	6,40E-06
	amostra (7x2,8)	35,6	1,8	11,2	28,13	0,0959	2,10E-06
	amostra (7x2,8)	14,6	2,15	10	28,7	0,0633	1,20E-06

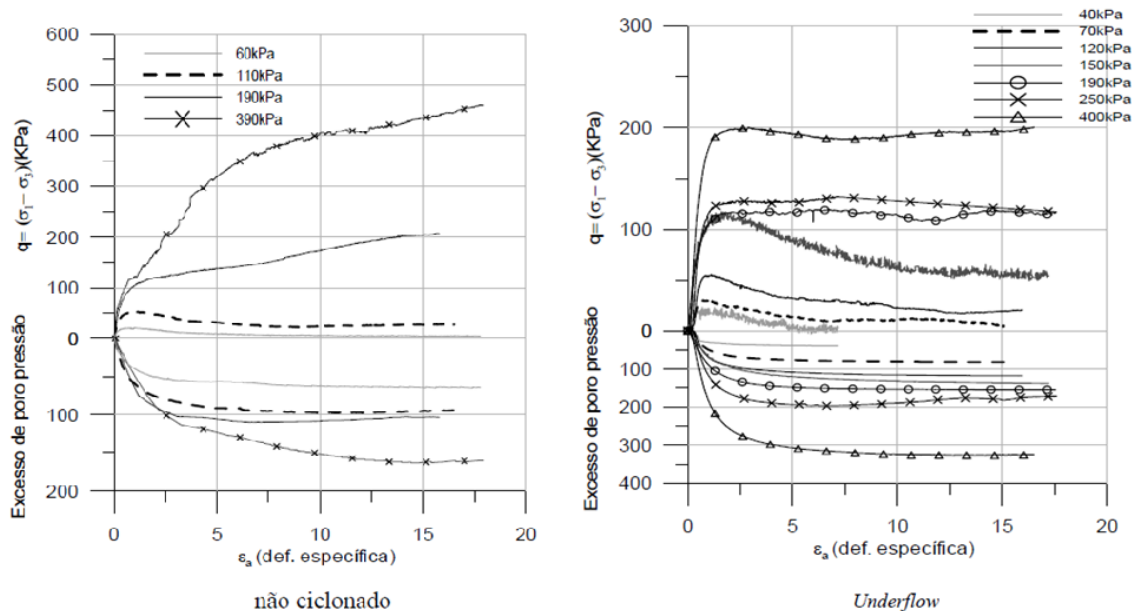
Fonte: Bedin (2010)

### 3.1.1.3 Resistência e comportamento no estado crítico - ensaios triaxiais

Bedin realizou ensaios de compressão triaxial CIU (amostra adensada isotropicamente e cisalhada em condição não-drenada) e CID (amostra cisalhada em condições drenadas). O comportamento tensão-deformação e variação das poropressões pode ser observado na Figura 32. Um decréscimo de resistência com o aumento da deformação ocorre a baixas tensões de confinamento. Para grandes deformações, valores elevados de poropressões são atingidos, que resultam em tensões efetivas próximas à zero. Para tensões confinantes superiores, a tensão

desviadora ( $q$ ) cresce com as deformações até atingir seu valor máximo para a deformação imposta no ensaio.

Figura 32 - Tensão-deformação e poropressões do rejeito de ouro não ciclonado (esquerda) e do rejeito Underflow na densidade média de campo (direita).



Fonte: Bedin (2010)

A partir dos resultados dos ensaios triaxiais, foi obtido um ângulo de atrito efetivo  $\phi' = 31^\circ$  para o rejeito underflow e  $\phi' = 30^\circ$  para o rejeito não-ciclonado, sendo que ambos os materiais não apresentaram coesão. A Tabela 5 apresenta um resumo dos parâmetros obtidos com base em ensaios (juntamente com os valores médios dos índices físicos dos corpos de prova).

Tabela 5 - Resultado dos ensaios triaxiais.

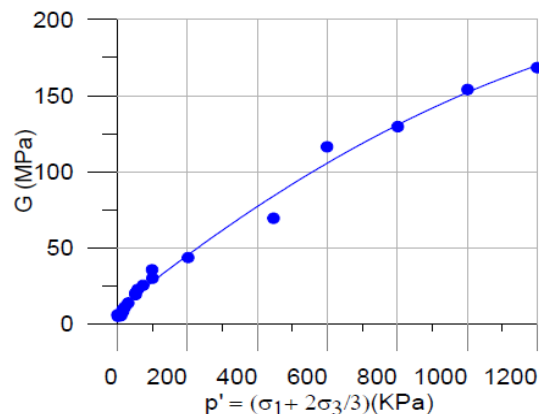
Amostra	Índice físico do Adensamento			Estado crítico	Parâmetro de estado	Parâmetros Efetivos			
	$\gamma_d$ kN/m <sup>3</sup>	$w_i$ (%)	$e_i$			$\lambda$	$N$	$\Gamma$	$\psi$
Underflow 1	13,70	10,5	1,20	0,048	2,39	2,34	0,045	0	33,0
Underflow 2	12,00	10,5	1,50	0,058	2,66	2,64	0,050	0	31,0
Não ciclonado	13,50	11	1,32	0,045	2,44	2,40	0,040	0	30,5

Fonte: Bedin (2010).

### 3.1.1.4 Ondas sísmicas e módulo de cisalhamento máximo ( $G_0$ )

Ensaio de ondas sísmicas de cisalhamento foram realizados por Bedin para determinação do módulo de cisalhamento máximo ( $G_0$ ) nas amostras do rejeito de ouro. Com base em registros de velocidades de ondas sísmicas, é possível determinar o módulo de cisalhamento máximo do solo. A relação entre o módulo de cisalhamento máximo ( $G_0$ ) e a tensão efetiva inicial medida após a fase de consolidação da amostra é apresentada na Figura 33. É possível observar que os valores de  $G_0$  aumentam com o aumento da tensão de confinamento.

Figura 33 - Módulo de cisalhamento máximo ( $G_0$ ) de acordo com a tensão de confinamento inicial da amostra.



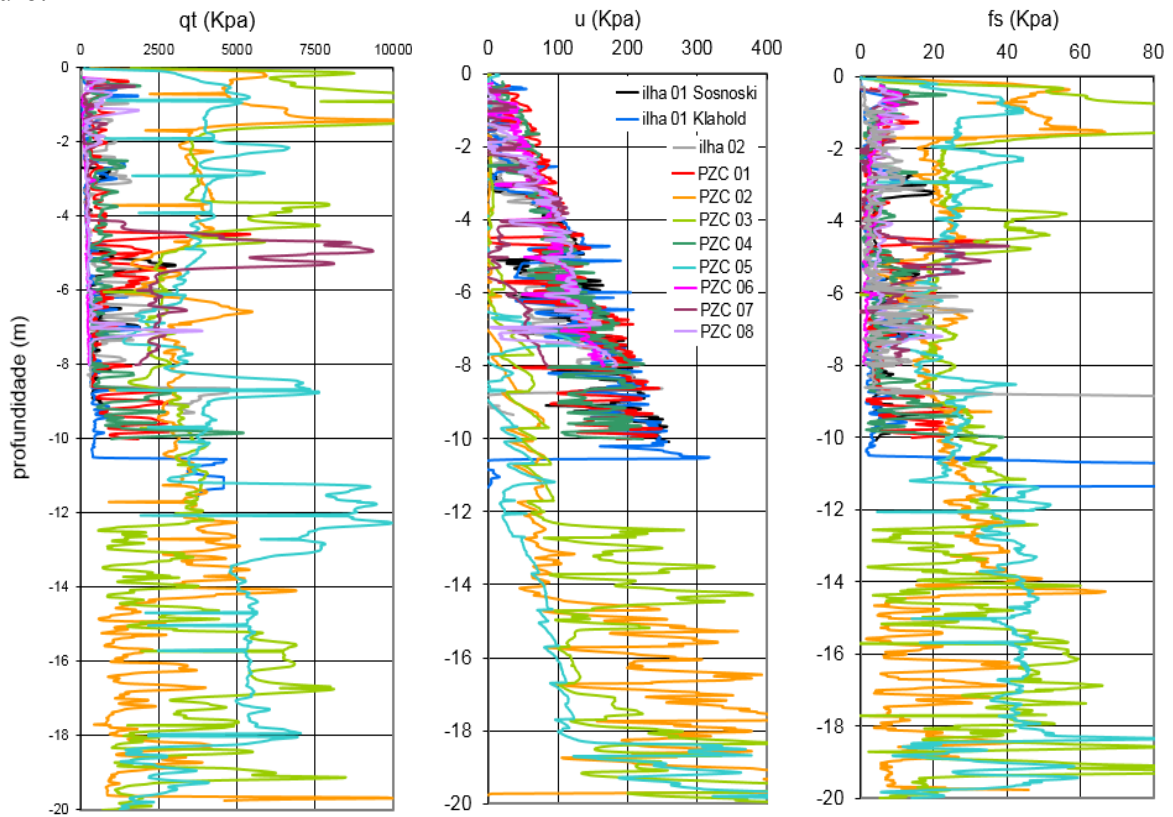
Fonte: Bedin (2010)

## 3.1.2 Caracterização de Campo

### 3.1.2.1 Perfis dos ensaios de piezocone (CPTu)

Bedin(2010), Klahold (2013) e Sosnoski (2016) realizaram ensaios de piezocone (CPTu) para caracterização do material em campo. Na Figura 34 são apresentados, para todos os pontos de investigação, os perfis típicos do ensaio, onde a resistência de ponta ( $q_t$ ), a poropressão gerada ( $u$ ) e o atrito lateral ( $f_s$ ) são plotados ao longo da profundidade. Pela dispersão dos resultados é possível observar como o comportamento do material é variável tanto ao longo da profundidade como de um ponto de investigação para outro.

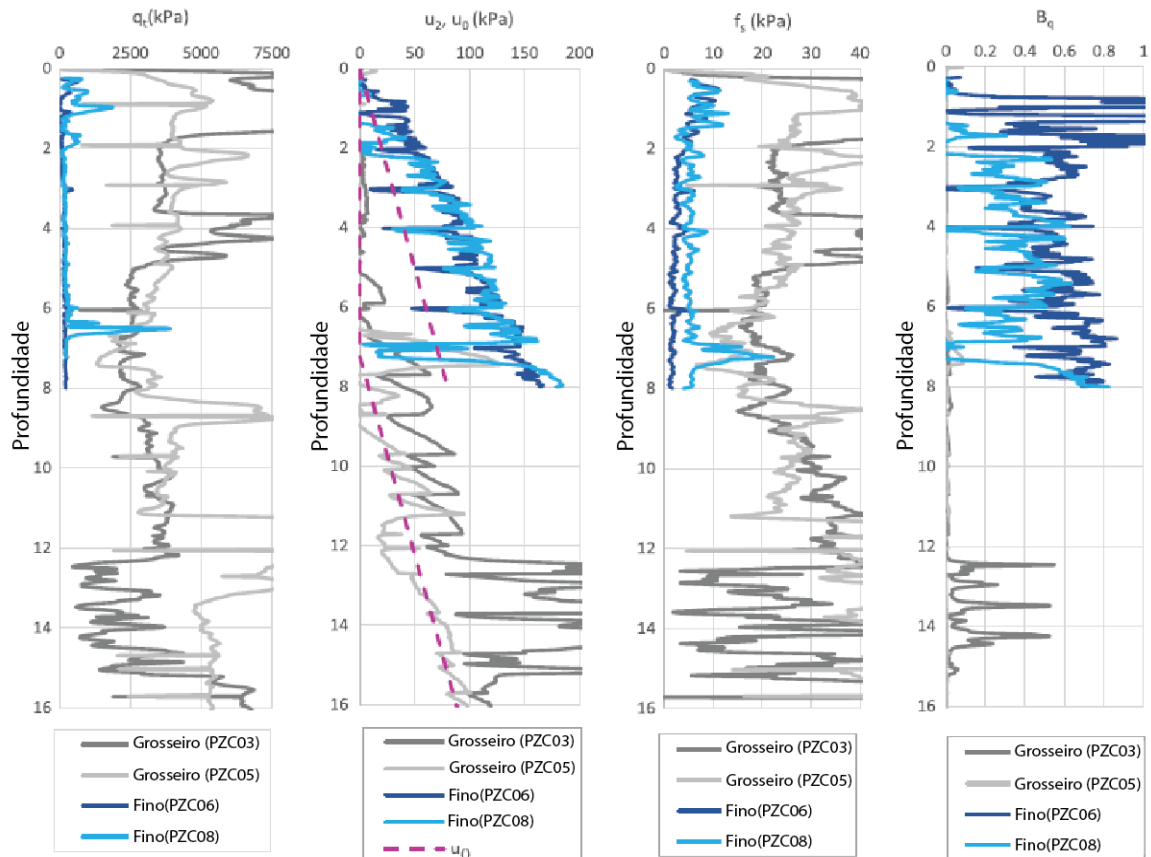
Figura 34 - Perfil das leituras do CPTu em 10 locais de investigação do rejeito de mineração de ouro.



Fonte: Bedin (2010), Klahold (2013), Sosnoski (2016); Elaboração própria (2019)

De acordo com Dienstmann et al. (2018), a dispersão entre os diferentes pontos de investigação pode ser, em parte explicada, pela diferente localização dos pontos nos lagos e sua relação com o processo de disposição dos rejeitos, onde material mais grosseiro costuma encontrar se depositado próximo da saída da bomba de alimentação, e o material mais fino é levado a depositar-se em uma localização mais distante. Neste sentido numa tentativa de estudar padrões nos resultados, os perfis foram reagrupados em materiais com partículas mais finas e material mais grosseiro. A Figura 35 apresenta um resultado desta caracterização, onde as sondagens PZC03 e PZC05 são identificados como material de partículas maiores, enquanto que os pontos PZC06 e PZC08 apresentam características de material mais fino. O material mais grosso é encontrado na porção central do depósito, onde o nível da água está situado a 7m de profundidade. O material fino é encontrado na porção mais externa do lago de deposição, onde o lençol freático está mais próximo da superfície.

Figura 35 - Rejeito de Ouro, material fino e material grosseiro.



Fonte: Dienstmann et al. (2018)

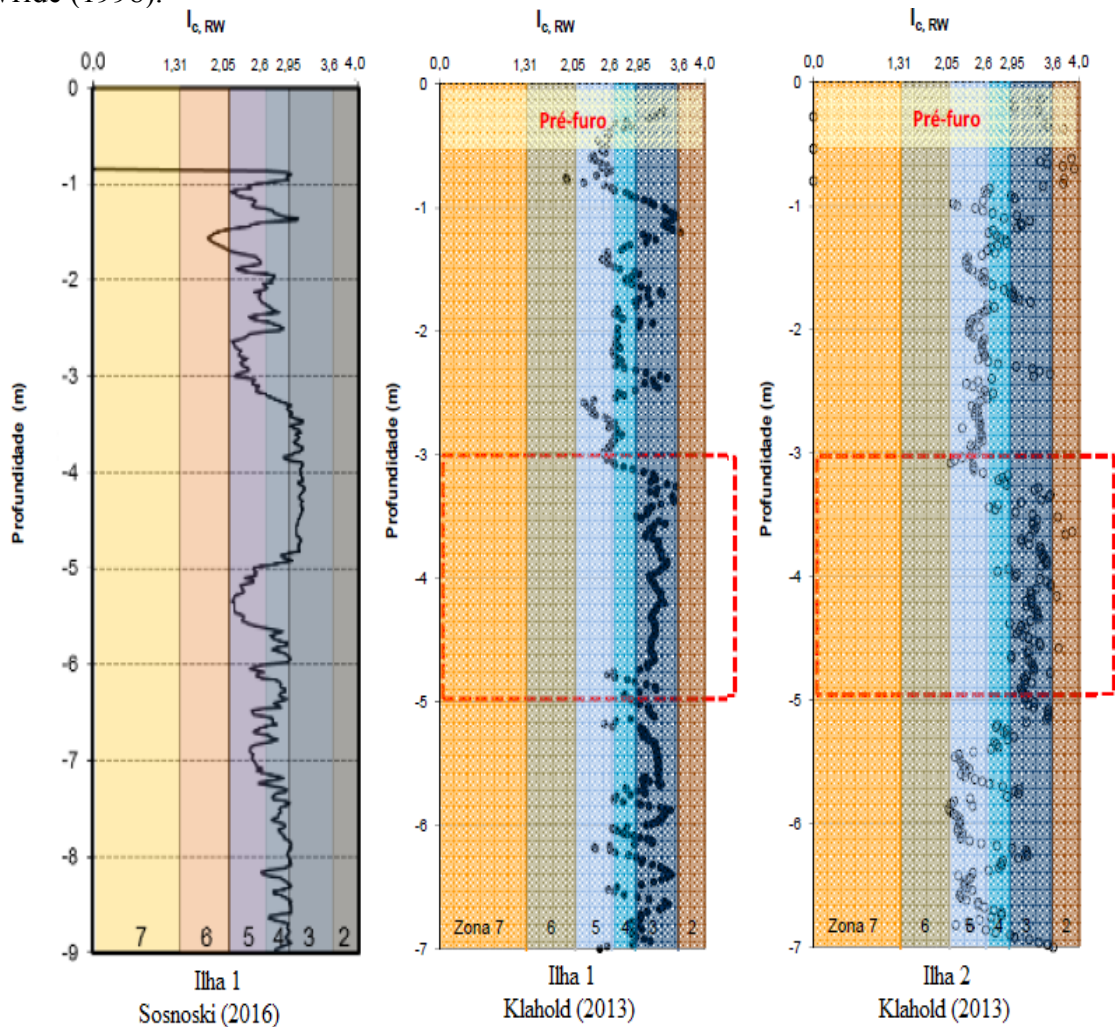
### 3.1.2.2 Classes de solos com base no ensaio de piezocone

Para classificar o material quanto ao tipo de solo, Klahold (2013) e Sosnoski (2016) utilizaram o índice de classificação dos solos com base no ensaio de piezocone. Os perfis do índice de classificação  $I_{CRW}$  de Robertson e Wride (1998) para as ilhas 1 e 2 são apresentados na Figura 36. Os intervalos de classificação conforme a proposta de Robertson e Wride (1998) são apresentados na Tabela 6. Os gráficos de  $I_{CRW}$  com a profundidade, mostram que o perfil compreende um material com comportamento variando entre comportamento de argila a silte arenoso, caracterizado pelas zonas 3,4 e 5.

Dos gráficos, nota-se uma região que se destaca por um comportamento mais homogêneo, compreendida entre 3 e 5 m de profundidade. O índice de classificação nessa região indica um material com comportamento predominantemente de argila a argila siltosa, representado pela zona 3 da classificação de Robertson e Wride (1998). Por ser uma região mais homogênea, este intervalo é assumido por Klahold (2013) como a camada de interesse para estudo do efeito da velocidade de penetração nos ensaios de piezocone.



Figura 36 - Classificação quanto ao comportamento do solo baseado na proposta de Robertson e Wride (1998).



Fonte: adaptado de Klahold (2013) e Sosnoski (2016)

Tabela 6 - Zonas de comportamento do solo de Robertson e Wride (1998)

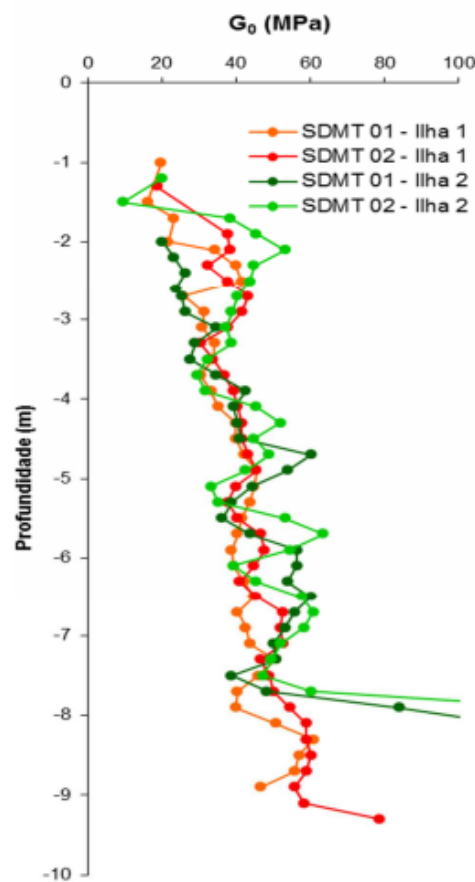
Zona	Comportamento do Solo (Robertson, 1990)
2	Argila - solo orgânico
3	Argilas – argila a argila siltosa
4	Misturas de silte – silte argiloso/silte arenoso
5	Misturas de areia – areia siltosa/silte arenoso
6	Areias – areia limpa a areia siltosa
7	Areia densa / areia grossa

Fonte: Sosnoski (2016).

### 3.1.2.3 Módulo de cisalhamento máximo ( $G_0$ )

Para a determinação do módulo de cisalhamento máximo nos rejeitos de ouro ( $G_0$ ) na pesquisa de Nierwinski (2013), a autora utilizou as velocidades de ondas cisalhantes medidas em ensaios sísmicos de campo. A Figura 37 apresenta o módulo de cisalhamento máximo  $G_0$  com a profundidade, para os ensaios realizados na ilha 1 e ilha 2, onde os valores variaram entre 20 e 60 MPa.

Figura 37 – Módulo de Cisalhamento Máximo nos rejeitos de ouro ( $G_0$ )



Fonte: Nierwinski (2013).

### 3.1.2.4 Condutividade hidráulica e coeficiente de adensamento estimados por ensaios de dissipação

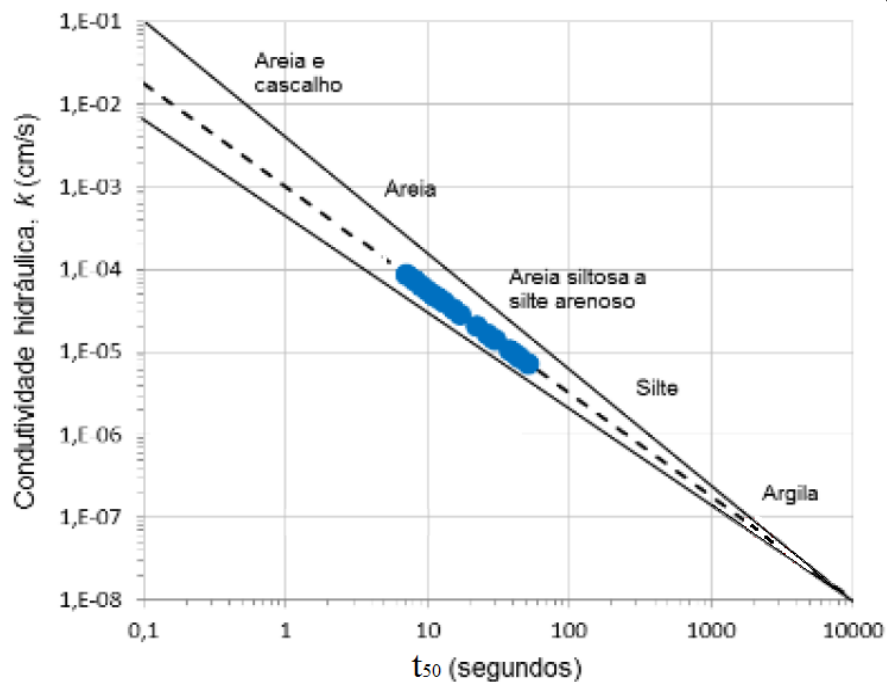
Ensaio de dissipação de poropressões foram realizados, por meio do ensaio de piezocone, para estimar o coeficiente de condutividade hidráulica e coeficiente de adensamento horizontal do material. O ensaio de dissipação consiste na interrupção da penetração do cone, em profundidades pré-estabelecidas, onde mede-se a variação do excesso de poropressão

gerado.  $t_{50}$  é o valor de referência do ensaio, que representa o tempo medido no ensaio para 50% de dissipação do excesso de poropressão e é utilizado para estimar os coeficientes de adensamento horizontal  $c_h$  e vertical  $c_v$  e o coeficiente de permeabilidade  $k$ .

As interrupções na penetração do cone para análise das dissipações foram executadas a cada 20cm ao longo da profundidade. Os valores de  $t_{50}$  obtidos por Sosnoski (2016) ficaram no intervalo entre 8 e 45 segundos, resultado em valores de  $k$  entre  $9E-5$  e  $7E-6$  cm/s. Conforme pode ser observado na Figura 38, ao representar os valores de  $k$  no gráfico de Parez e Fauriel (1988), pode ser observado que o rejeito de mineração de ouro apresenta comportamento de permeabilidade intermediário, sendo equivalente ao comportamento de silte arenoso a areia siltosa. A permeabilidade intermediária (entre materiais drenantes e e não drenantes) indica uma possível drenagem parcial durante a execução dos ensaios de campo.

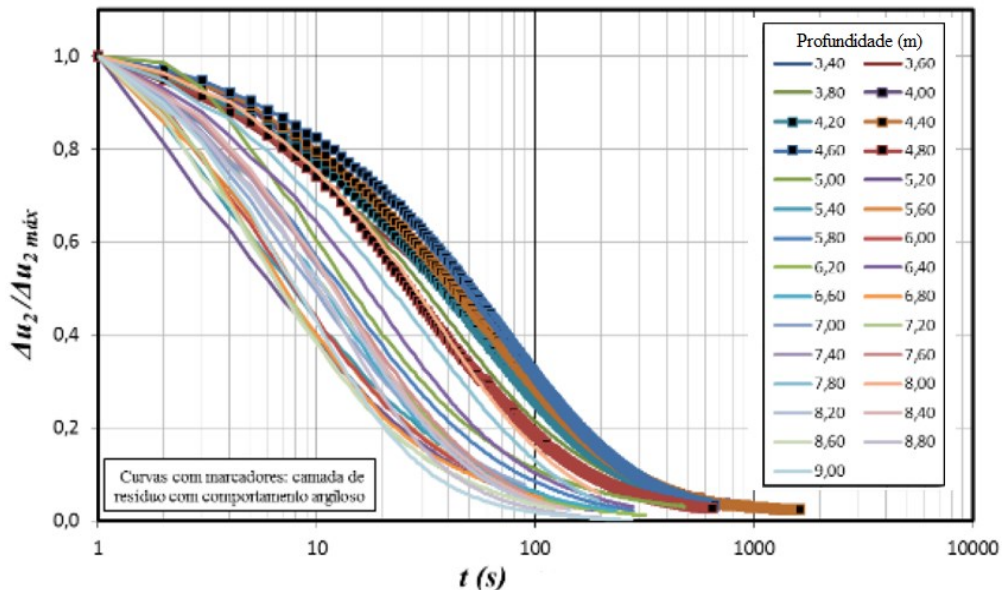
As curvas apresentadas na Figura 39 representam os ensaios de dissipações realizados por Sosnoski (2016), indicando como os valores normalizados da poropressão gerada variam ao longo do tempo durante a interrupção da cravação do cone. Os excessos de poropressão iniciais são positivos, a dissipação para condições hidrostáticas ocorre em um intervalo de tempo de até 500s e o comportamento da poropressão com o tempo é monotônico.

Figura 38 - Valores estimados de condutividade hidráulica horizontal - Sosnoski (2016).



Fonte: adaptado de Sosnoski (2016)

Figura 39 - Resultados de dissipações do CPTu no rejeito de mineração de ouro.

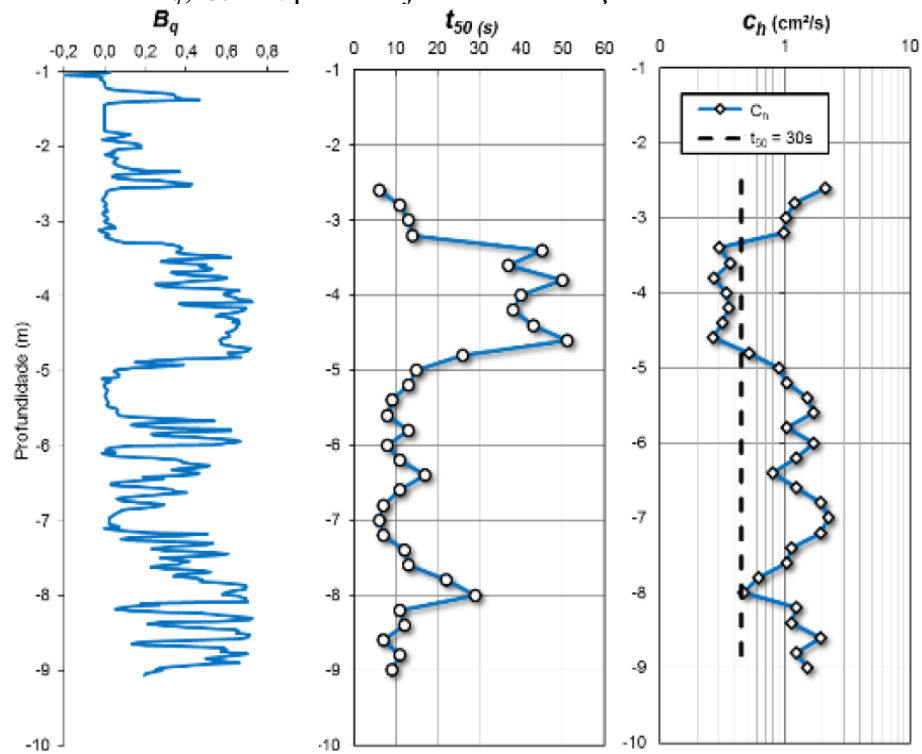


A Figura 40 apresenta a variação do coeficiente de adensamento horizontal  $c_h$ , calculado de acordo com a formulação de Houlsby e Teh (1991), bem como do parâmetro de propressão  $B_q$  e os valores  $t_{50}$  obtidos com base no ensaio de piezocone. Os valores de  $c_h$  ficaram no intervalo de 0,2 a 2  $\text{cm}^2/\text{s}$ . Os valores de  $B_q$  para a camada homogênea compreendida entre 3 e 5 m de profundidade ficaram acima de 0,4.

Valores de  $B_q$  próximos de zero indicam ocorrência de drenagem. Tendo em vista que a formulação de Houlsby e Teh (1991) não pode ser aplicada, sem correção, na ocorrência de drenagem, Sosnoski (2016) destaca que somente os valores de  $c_h$  medidos entre 3,4 e 5,0m podem ser considerados corretos, pois nas demais profundidades houve drenagem durante a penetração.

Para valores de  $t_{50}$  entre 30s e 50s, a penetração do CPTu é suscetível a ser parcialmente drenada, de acordo com Robertson (2012) e Dejong e Randolph (2012). Na camada de solo compreendida entre 3,4 e 5,0m de profundidade, o tempo necessário para 50% de dissipação situou-se nesse intervalo, indicando a possibilidade de drenagem parcial durante a penetração do piezocone.

Figura 40 - Parâmetro  $B_q$ ,  $t_{50}$  e  $c_h$  para o rejeito de mineração de ouro.



Fonte: Sosnoski (2016).

Tendo sido identificado comportamento de drenagem intermediário para o material e possibilidade de drenagem parcial durante a execução de ensaios de campo, ressalta-se a problemática envolvendo a estimativa dos parâmetros de resistência. Visto que os parâmetros de resistência são obtidos em termos de tensões totais quando o ensaio é não drenado e em termos de tensões efetivas quando o ensaio é drenado, a ocorrência de drenagem parcial em ensaios de campo gera dificuldades na estimativa de parâmetros geotécnicos. Portanto, torna-se necessário, em materiais com permeabilidade intermediária, realizar uma análise das condições de drenagem durante o ensaio.

Neste sentido, Bedin (2010), Klahold (2013) e Sosnoski (2016) realizaram ensaios CPTu com velocidades de cravação diferente da velocidade padronizada, com o objetivo de estudar os efeitos da velocidade no ensaio. Os principais resultados obtidos pelos autores no estudo do efeito da velocidade no ensaio de piezocone no rejeito de mineração de ouro são apresentados no item 3.1.2.5 Efeitos da velocidade de penetração.

Klahold (2013), em seu trabalho, antes de avaliar as condições de drenagem, realizou inicialmente uma estimativa dos parâmetros de resistência desconsiderando os efeitos de drenagem parcial. Resultados dessa estimativa dos parâmetros de resistência são apresentados no item a seguir.

### 3.1.2.5 Estimativa de parâmetros de resistência do rejeito de mineração de outro por meio do ensaio CPTu

Klahold (2013) estimou os parâmetros de resistência do depósito em termos de tensões totais (resistência não drenada) nos intervalos que apresentaram valores de  $B_q$  acima de 0,4 e em termos de tensões efetivas (ângulo de atrito) quando apresentaram valores de  $B_q$  abaixo de 0,3.

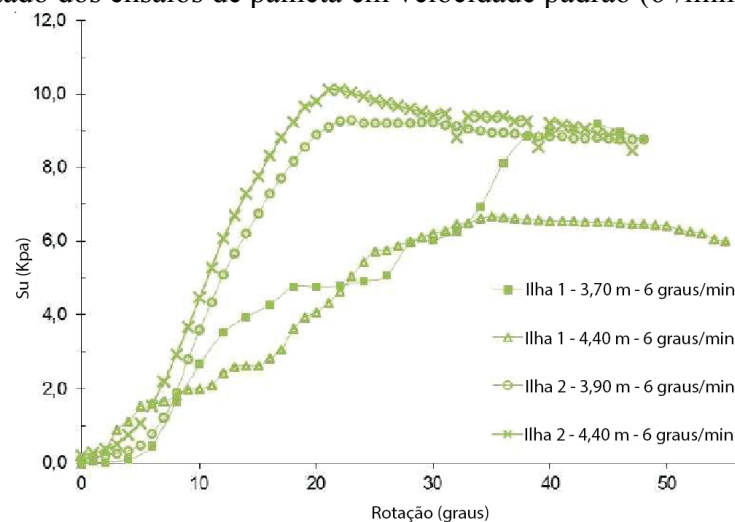
Ensaio de Palheta (Vane Test) foram realizados na camada de interesse para medição da resistência não drenada ( $S_u$ ) e para determinação do valor de  $N_{kt}$ , fator de capacidade de carga. O cálculo de  $N_{kt}$  é necessário para a estimativa de  $S_u$  com base nas medições do ensaio de piezocone, conforme Equação (29):

$$S_u = \frac{(q_t - \sigma_{v0})}{N_{kt}} \quad (29)$$

Onde:

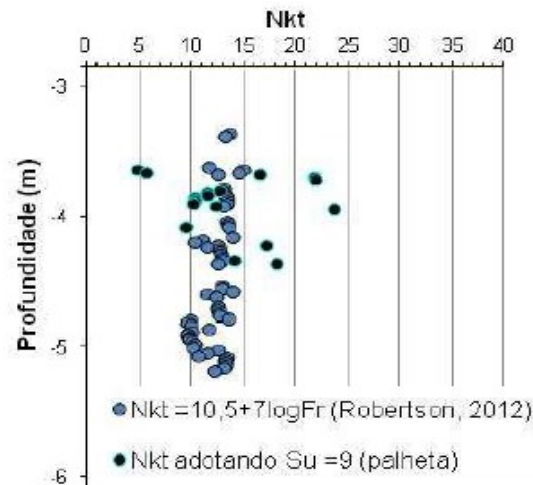
Os gráficos do ensaio de palheta ( $S_u$  versus rotação) são apresentados na Figura 41. Um gráfico representando a variação de  $N_{kt}$  com a profundidade é mostrado na Figura 42, onde  $N_{kt}$  foi calculado pela correlação de Robertson (2012) e também por correlação direta com os valores medidos na palheta, tomando o valor de  $S_u$  igual a 9 kPa como representativos. O valor médio de  $N_{kt}$  obtido foi 13.

Figura 41 - Resultado dos ensaios de palheta em velocidade padrão (6°/min).



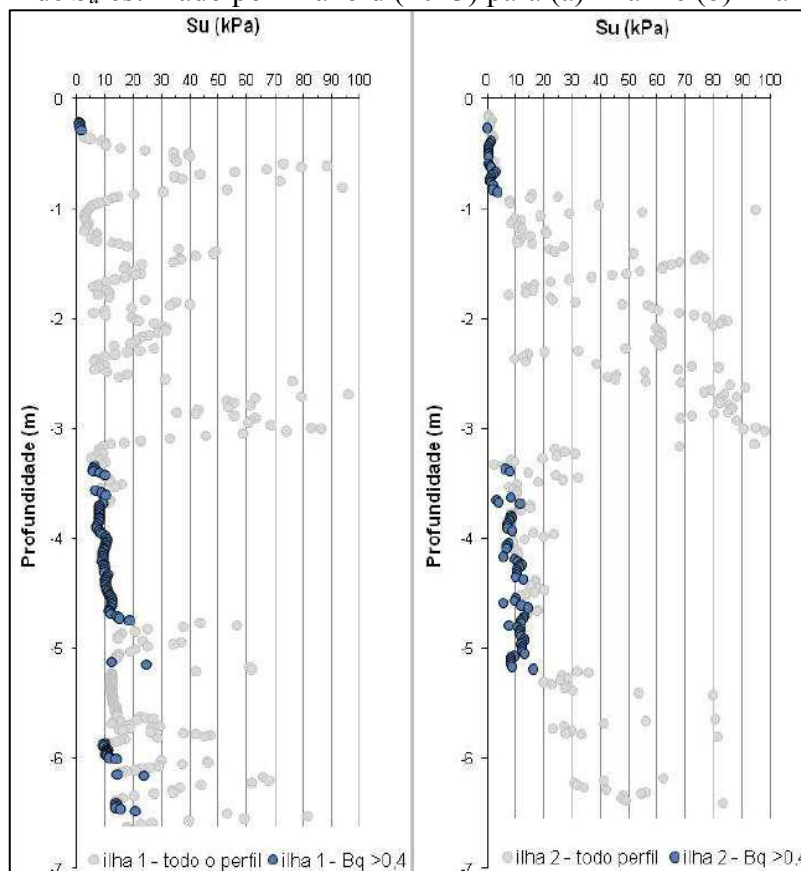
Fonte: Klahold (2013)

Figura 42 - Perfil de Nkt estimado.



Fonte: adaptado de Klahold (2013).

Um gráfico com o perfil de  $S_u$  estimado a partir das leituras do CPTu, com base na Equação (29), é mostrado na Figura 43. O valor de resistência não drenada do material é de aproximadamente 10 kPa.

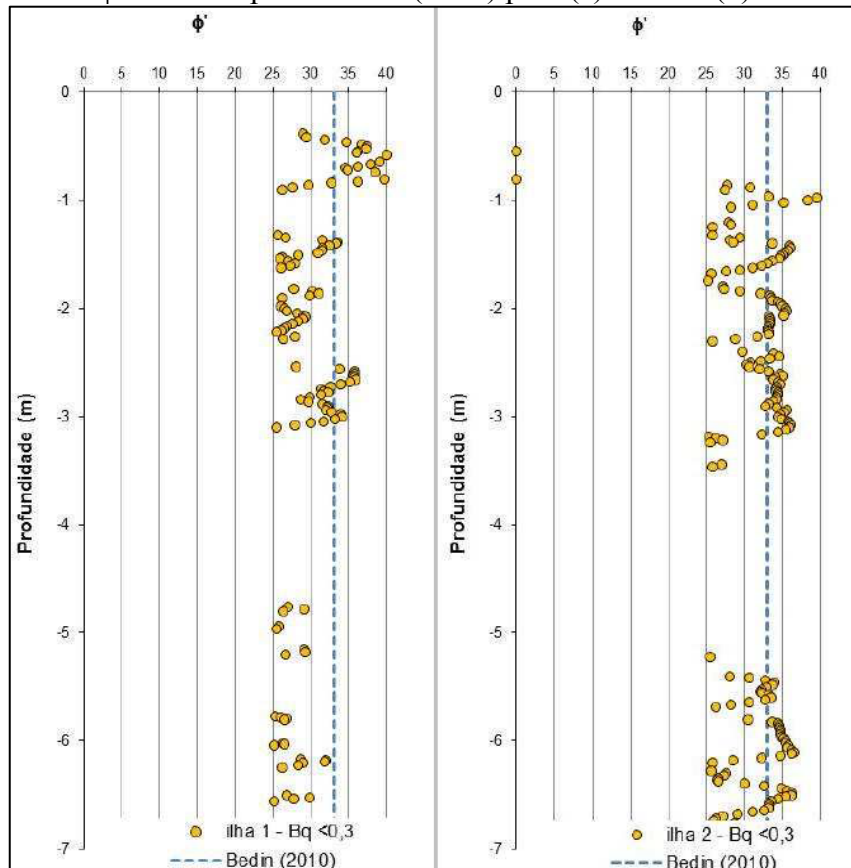
Figura 43 - Perfil de  $S_u$  estimado por Klahold (2013) para (a) ilha 1 e (b) ilha 2.

Fonte: Klahold (2013).



O perfil do ângulo de atrito ( $\phi'$ ) do depósito obtido por meio de leituras do CPTu é apresentado na Figura 44. Os valores variaram entre 25° e 35°. Klahold (2013) adotou como representativo o valor de  $\phi'$  igual a 30°.

Figura 44 - Perfil de  $\phi'$  estimado por Klahold (2013) para (a) ilha 1 e (b) ilha 2.



Fonte: Klahold (2013)

### 3.1.2.6 Efeitos da velocidade de penetração do piezocone

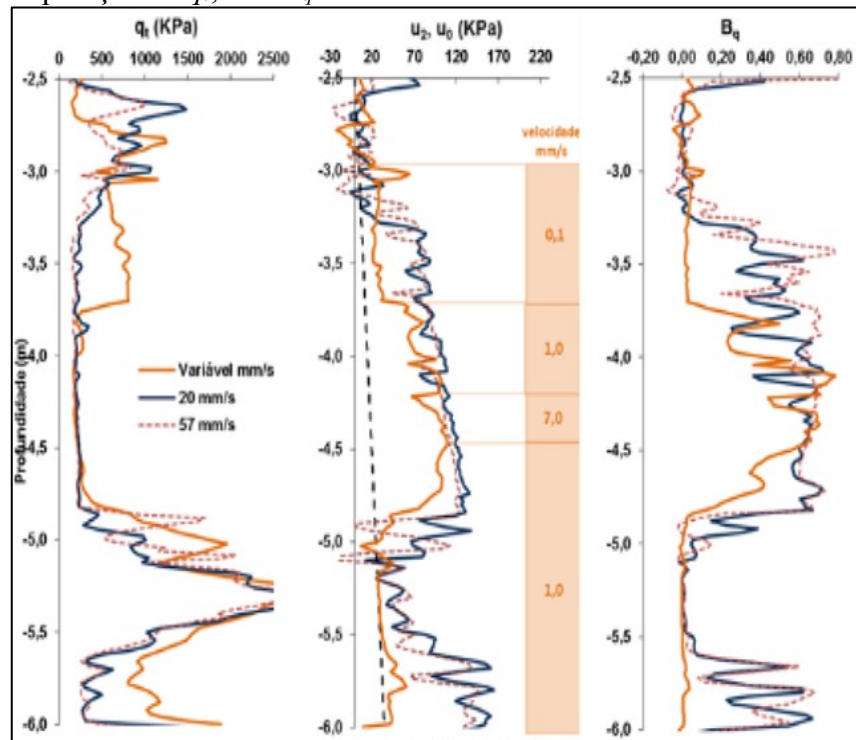
Além dos ensaios CPTu com velocidade de penetração padrão, também foram realizados ensaios com velocidade de cravação diferente da padronizada. Desta forma, é possível avaliar a ocorrência de drenagem parcial durante a penetração do cone e estudar - qualitativamente - os efeitos da velocidade nos ensaios.

A análise dos ensaios com diferentes velocidades realizada por Sosnoski (2016) é apresentada na Figura 45. Os ensaios denominados normal, rápido e variável foram realizados a velocidades de penetração de 20, 57 e entre 0,1 e 20 mm/s respectivamente. A localização dos ensaios se situou a uma distância de 1,0 a 1,5 m do ponto de execução do ensaio padronizado. De maneira geral é possível observar a influência da velocidade de penetração nos resultados.



As leituras do ensaio mais lento, mostraram valores de  $q_c$  mais elevados e valores de poropressão  $u_2$  menores, o que evidencia que o processo de dissipação é permitido quando a cravação do cone é mais lenta.

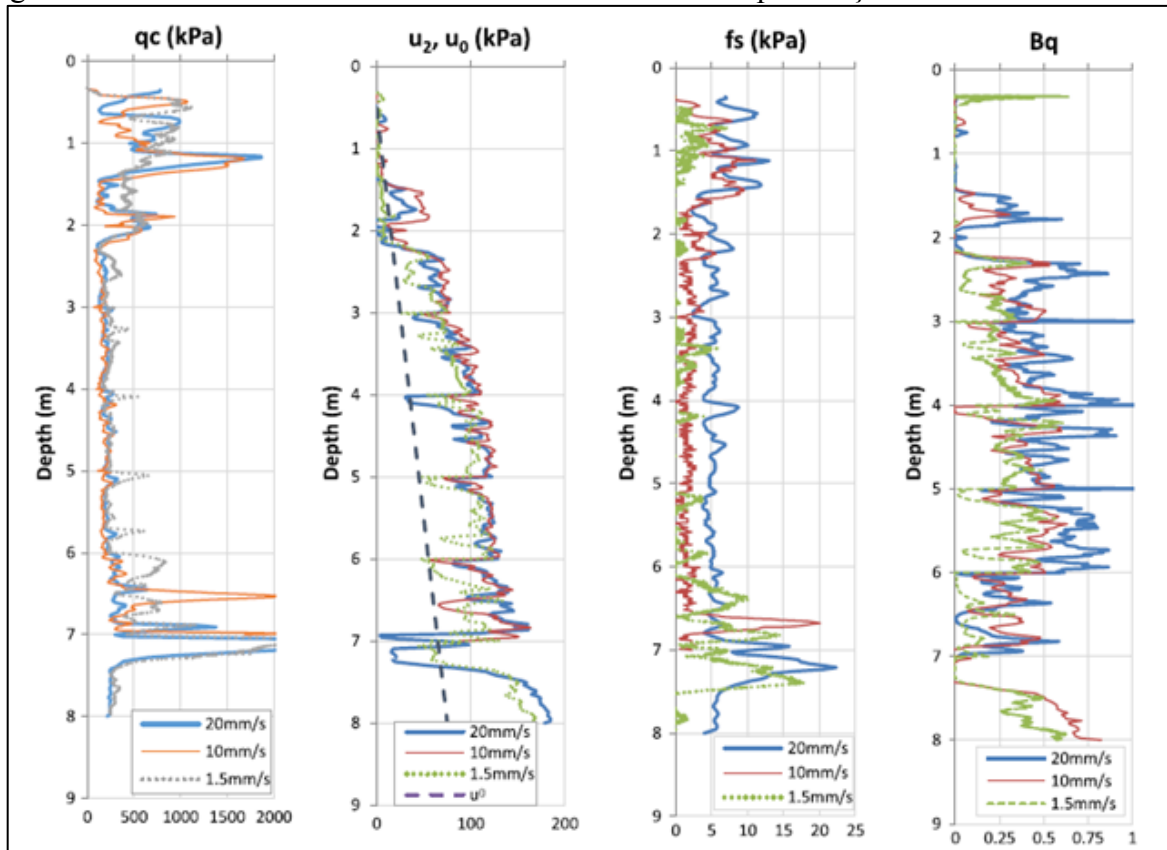
Figura 45 - Comparação de  $q_t$ ,  $u_2$  e  $B_q$  em diferentes velocidades.



Fonte: Sosnoski (2016)

Dienstmann et al. (2018) apresentam a análise dos ensaios com diferentes velocidades na Figura 46, com base nos resultados de Bedin (2010). Na Figura 46, são plotados os perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e  $B_q$  obtidos nos ensaios com três velocidades de penetração distintas: 1,5mm/s, 10mm/s e 20mm/s. A influência da velocidade de penetração também pode ser observada nestes resultados. As leituras do ensaio mais lento, mostraram valores de  $q_c$  e  $f_s$  mais elevados e valores de poropressão  $u_2$  menores, ou seja, indicativos de que a cravação do cone em velocidade mais lenta permite a dissipação de poropressões.

Figura 46 - Ensaio de CPTu com diferentes velocidades de penetração.



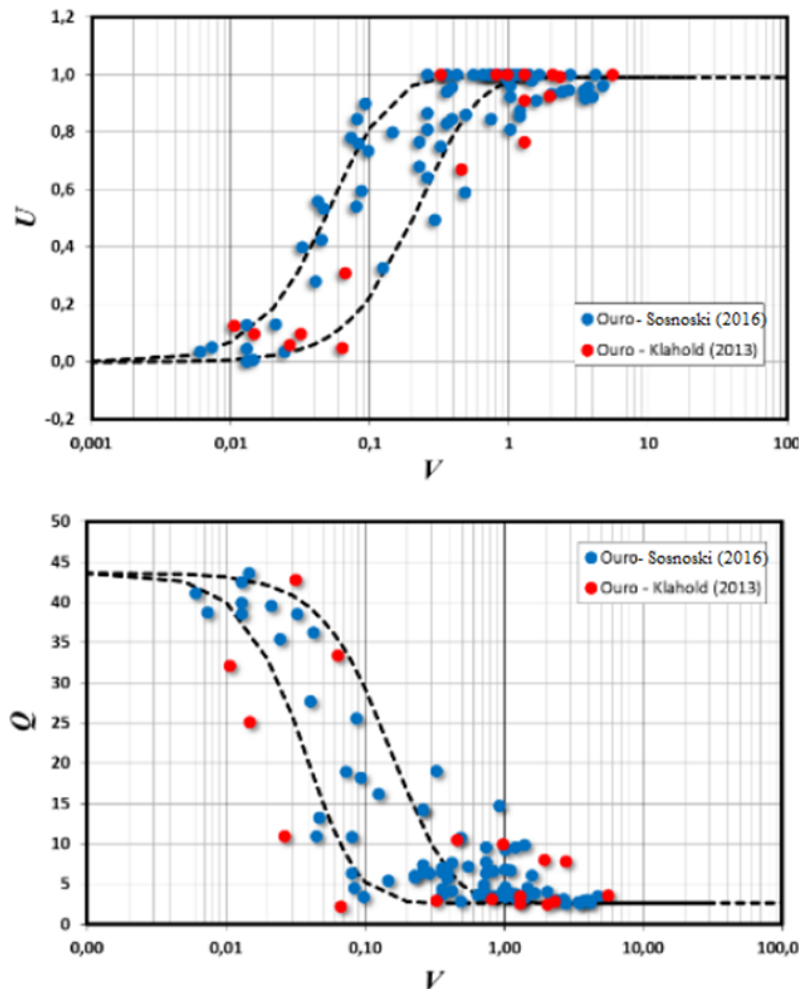
Fonte: Dienstmann et al. (2018)

### 3.1.2.7 Curva de drenagem para o rejeito de mineração de ouro

O comportamento de drenagem em materiais de permeabilidade transitória vem sendo representado, por meio da chamada curva de drenagem característica do material, onde uma velocidade normalizada ( $V$ ) é plotada junto com a poropressão normalizada, para estabelecer os limites que definem o comportamento parcialmente drenado.

A Figura 47 apresenta os resultados dos ensaios CPTu em diferentes velocidades realizados por Klahold (2013) e Sosnoski (2016) representados no plano que relaciona a poropressão normalizada ( $U$ ) versus a velocidade normalizada ( $V$ ) e no plano resistência de ponta normalizada ( $Q$ ) versus velocidade normalizada ( $V$ ). As curvas de drenagem expostas na figura foram traçadas a partir da Equação (7) proposta por Schnaid (2005) para traçar a curva de tendência dos pontos. Apesar da dispersão dos resultados, é possível observar a tendência de drenagem parcial durante o ensaio para as velocidades normalizadas  $V$  de 0,01 a 1.

Figura 47 - Poropressão (superior) e resistência de ponta (inferior) normalizada versus velocidade normalizada ( $V$ ) no rejeito de mineração de ouro.



Fonte: adaptado de Sosnoski (2016)

Resultados de ensaios no rejeito de mineração de ouro descritos em Bedin (2010) e Klahold (2013) foram reinterpretados por Dienstmann et al. (2016). A equação cossenoide hiperbólica proposta por Schnaid (2005) para traçar a tendência da curva de drenagem foi adaptada por Dienstmann et al. (2016) que obtiveram, de forma empírica, as Equações (30) e (31) para representar a tendência do rejeito de mineração de ouro nos planos  $\Delta u/\sigma'v_0 \times V$  e  $Qt \times V$ . O resultado é apresentado na Figura 48. Os pontos que podem ser visualizados nos planos  $\Delta u/\sigma'v_0 \times V$  e  $Qt \times V$  foram obtidos a partir dos dados de CPTu no rejeito de mineração de ouro. A tendência das curvas foi desenhada utilizando as Equações (30) e (31), adotando, como coeficientes de ajuste, os valores apresentados na Tabela 7. Devido à dispersão dos pontos, os autores apresentam duas curvas para definir o comportamento de drenagem e de resistência: uma curva para o limite inferior e outra para o limite superior.

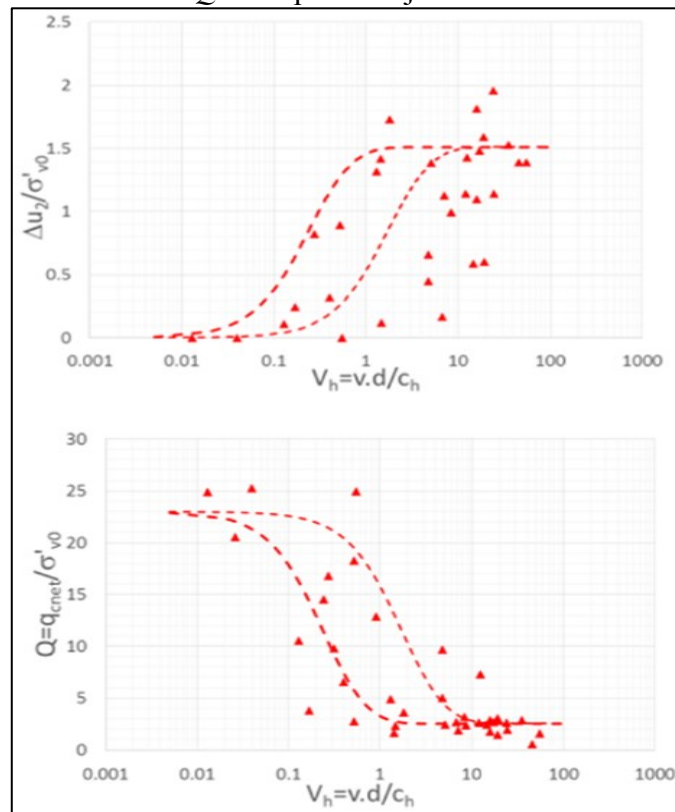
$$Q = Q_{min} + \left( a + (1 - a) \frac{1}{\cosh(bV^c)} \right) \times (Q_{max} - Q_{min}) \quad (30)$$

$$\frac{\Delta u}{\sigma'_{v0}} = \frac{\Delta u_{max}}{\sigma'_{v0}} - \left( a + (1 - a) \frac{1}{\cosh(bV^c)} \right) \times \left( \frac{\Delta u_{max}}{\sigma'_{v0}} + \frac{\Delta u_{min}}{\sigma'_{v0}} \right) \quad (31)$$

Tabela 7 - Coeficientes de ajuste das curvas de drenagem do rejeito de ouro

Coeficientes de ajuste	Limite inferior	Limite superior
a	0,025	0,25
b	4	1
c	0,7	0,7

Fonte: Dienstmann et al (2016)

Figura 48 - Curvas  $\Delta u/\sigma'_{v0} \times V$  e  $Qt \times V$  para o rejeito de ouro

Fonte: Dienstmann et al. (2016)

Conforme apresentado nos exemplos, a curva possibilita a identificação das condições de drenagem, podendo ser observado um intervalo no qual há ocorrência de drenagem parcial. Com base na curva, os limites de comportamento drenado ( $U=0$ ) e comportamento não drenado ( $U=1$ ) podem ser definidos, possibilitando assim a obtenção de parâmetros geotécnicos e evitando que ensaios futuros sejam executados em velocidades nas quais ocorra drenagem parcial.

## 4 ANÁLISE DA VARIABILIDADE DO RESÍDUO DE MINERAÇÃO DE OURO

Neste capítulo é descrita a análise de variabilidade do material com a profundidade, ou seja, a variabilidade vertical dos parâmetros, que é possível devido à grande quantidade de dados disponíveis em relação a profundidade. No ensaio CPTu na velocidade padrão, uma leitura é obtida a cada 2 cm. O nível de detalhamento das características do solo ao longo da profundidade que o ensaio de piezocone fornece é considerado suficientemente grande para que se tenha uma amostra representativa para caracterizar a variabilidade vertical. A seguir serão descritas as medidas estatísticas utilizadas para caracterizar a variabilidade e os métodos utilizados para divisão do perfil em camadas características.

O objetivo deste estudo é de aplicá-lo em análises dos efeitos da velocidade de penetração no ensaio CPTu, avaliando assim influência da variabilidade na curva de drenagem.

### 4.1 CARACTERIZAÇÃO DA VARIABILIDADE – MEDIDAS ESTATÍSTICAS

Para caracterizar a variabilidade inerente dos rejeitos de mineração de ouro foram analisados os 11 ensaios CPTu disponíveis na literatura com a cravação do cone em velocidade padronizada. Ensaios PZC01 à PZC08 de Bedin (2010), ilha 1 de Klahold (2013), ilha 1 de Sosnoski (2016) e ilha 2 de Kladold (2013). A análise da variabilidade foi realizada para os parâmetros lidos diretamente pelo ensaio: resistência de ponta  $q_c$ , atrito lateral  $f_s$  e poropressão gerada,  $u_2$ .

#### 4.1.1 Remoção de tendência

Previamente ao cálculo da escala de flutuação, foi realizada a remoção da tendência dos dados, onde os dados ao longo da profundidade (leituras diretas do ensaio  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$ ) foram desmembrados em duas componentes: tendência e dado residual. Desta forma, o valor de  $q_c$  em determinada profundidade é igual a soma de sua tendência e da componente residual ( $q_c$  residual).

Esta análise foi necessária pois a identificação de uma equação de tendência é uma das etapas para o cálculo da escala de flutuação no método expedito de Vanmarcke (MEV). Outro objetivo desta etapa foi obter a componente resultante da extração da tendência (componente residual) para aplicar os métodos de cálculo da escala de flutuação de Integral da Função de

Autocorrelação da Amostra (IAA) e de Ajuste do Modelo de Autocorrelação (AMA) não somente aos dados originais, mas também aos dados residuais, de forma a possibilitar a comparação e verificação do efeito da remoção de tendência no valor definido para a escala de flutuação.

A tendência foi determinada utilizando uma equação linear, realizando o ajuste na equação até que ela coincidissem com a tendência gráfica dos dados, objetivando atingir um valor médio da tendência igual a zero. A Figura 49 apresenta a extração de tendência realizada para o perfil de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  relativos ao ensaio CPTu realizado por Klahold (2013) na Ilha 1 – ensaio I1K. Conforme pode ser observado na Figura 49, juntamente com o perfil de  $q_c$ , visualiza-se a tendência atribuída a estes dados e a componente resultante da extração da tendência, denominada  $q_c$  residual.

Para facilitar o entendimento, e encurtar a nomenclatura dos pontos de investigação, no presente estudo atribui-se a designação “I1K” para o ensaio CPTu realizado por Klahold (2013) na Ilha 1. De forma análoga “I1S” para o ensaio CPTu realizado por Sosnoski (2016) e “I2K” para o ensaio CPTu realizado por Klahold (2013) na Ilha 2. Para os oito perfis CPTu apresentados por Bedin (2010), utilizou-se a nomenclatura “PZC1” à “PZC8”, desta forma totalizando 11 ensaios analisados. O resultado da extração de tendência realizada para todos os ensaios está apresentado da

Figura 50 a Figura 59. Nos ensaios PZC2 (Figura 53), PZC7 (Figura 58) e PZC8 (Figura 59) optou-se por subdividir o perfil em dois intervalos, devido a presença de duas regiões com características muito distintas e a dificuldade em se atribuir uma única tendência para ambos os intervalos.

Figura 49 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio I1K

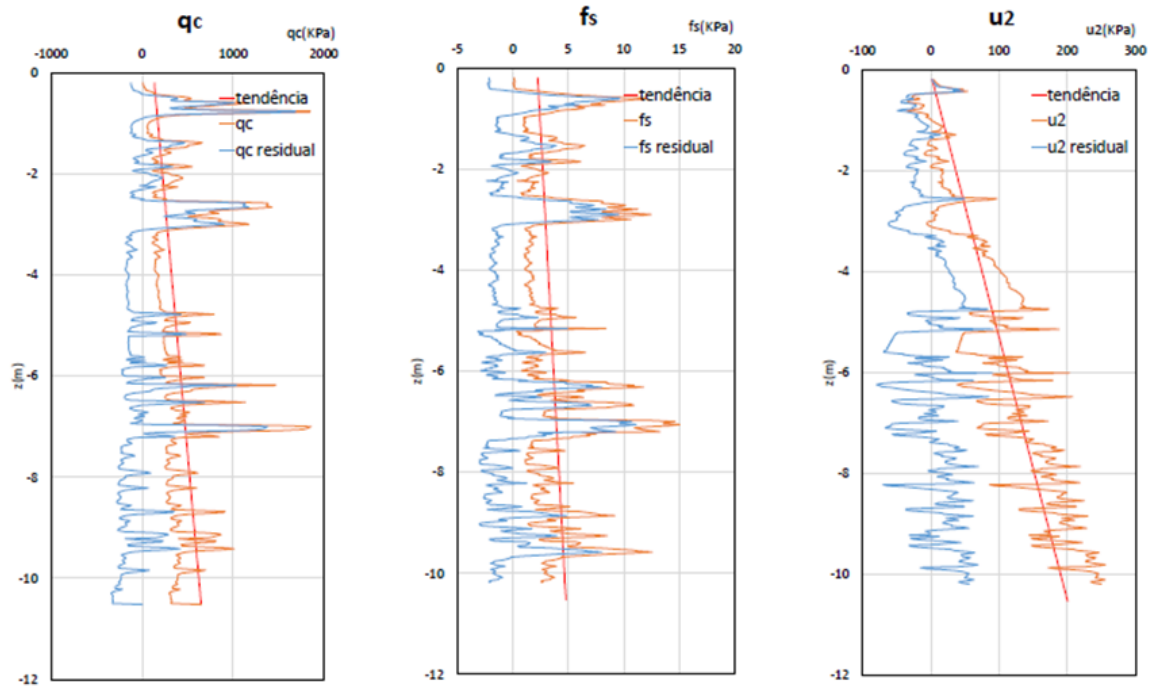


Figura 50 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio I2K

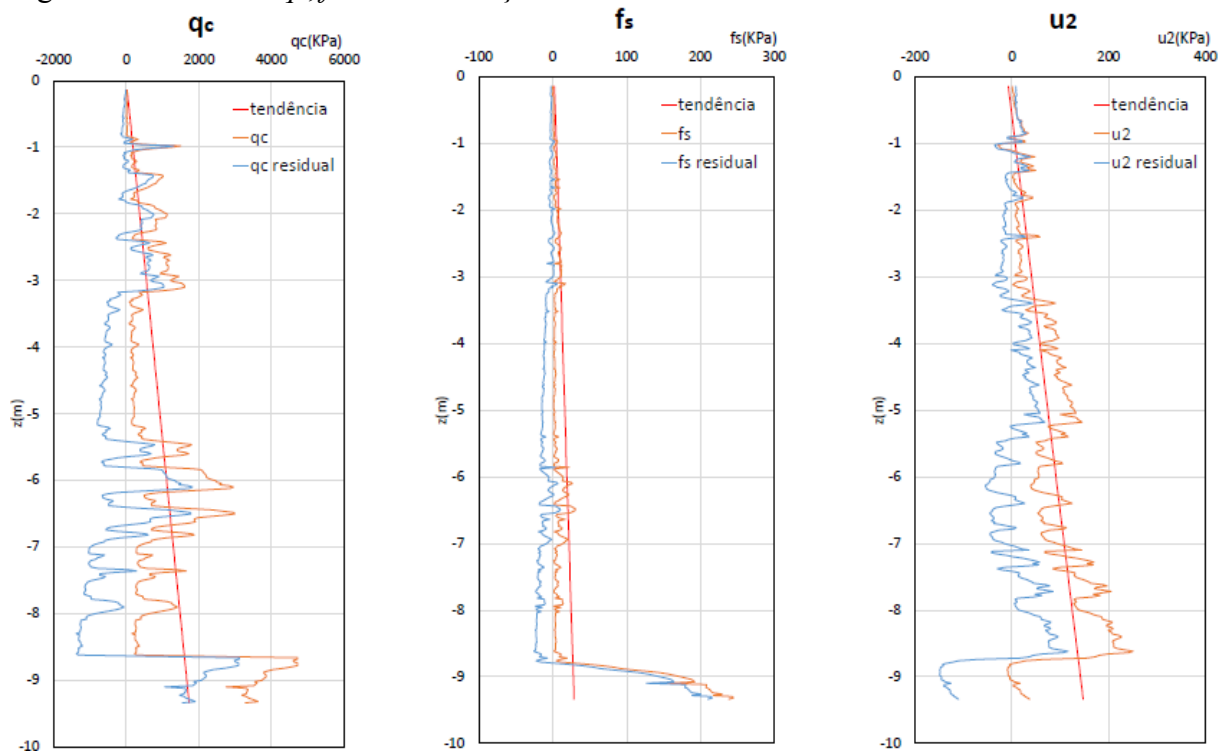


Figura 51 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio IIS

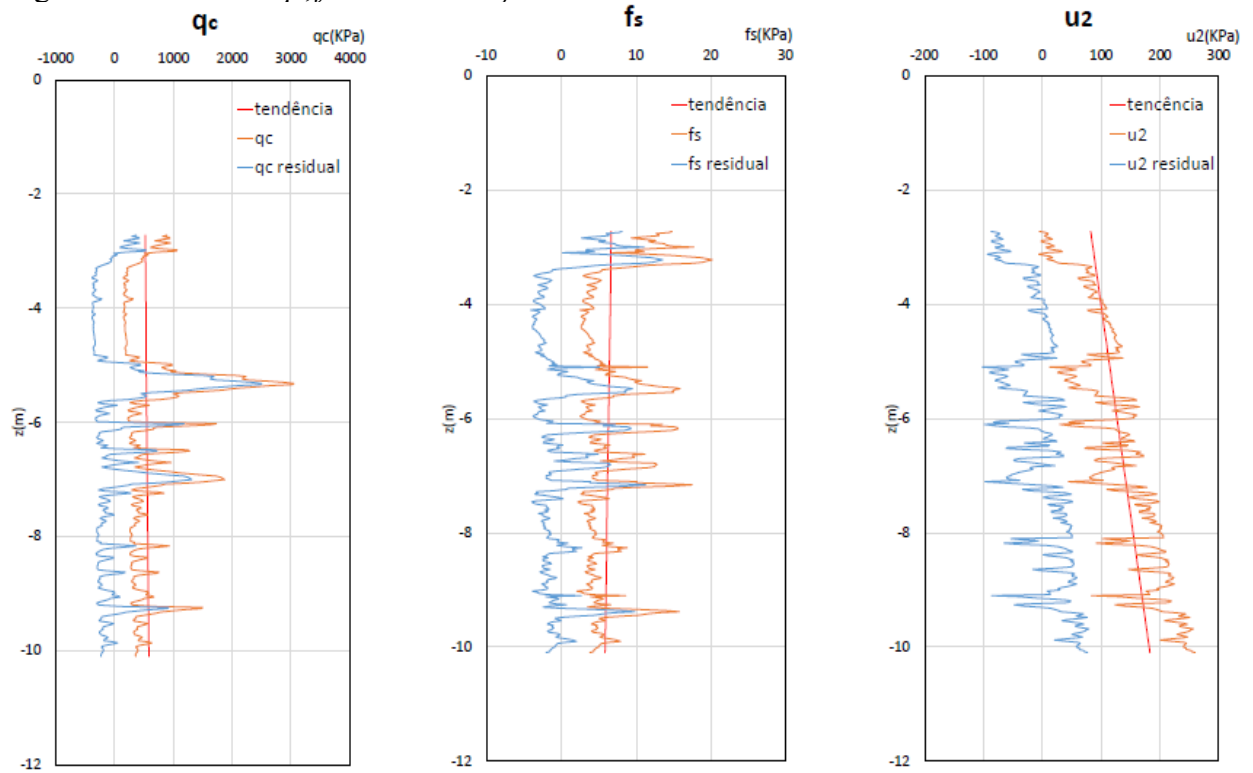


Figura 52 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio PZC1

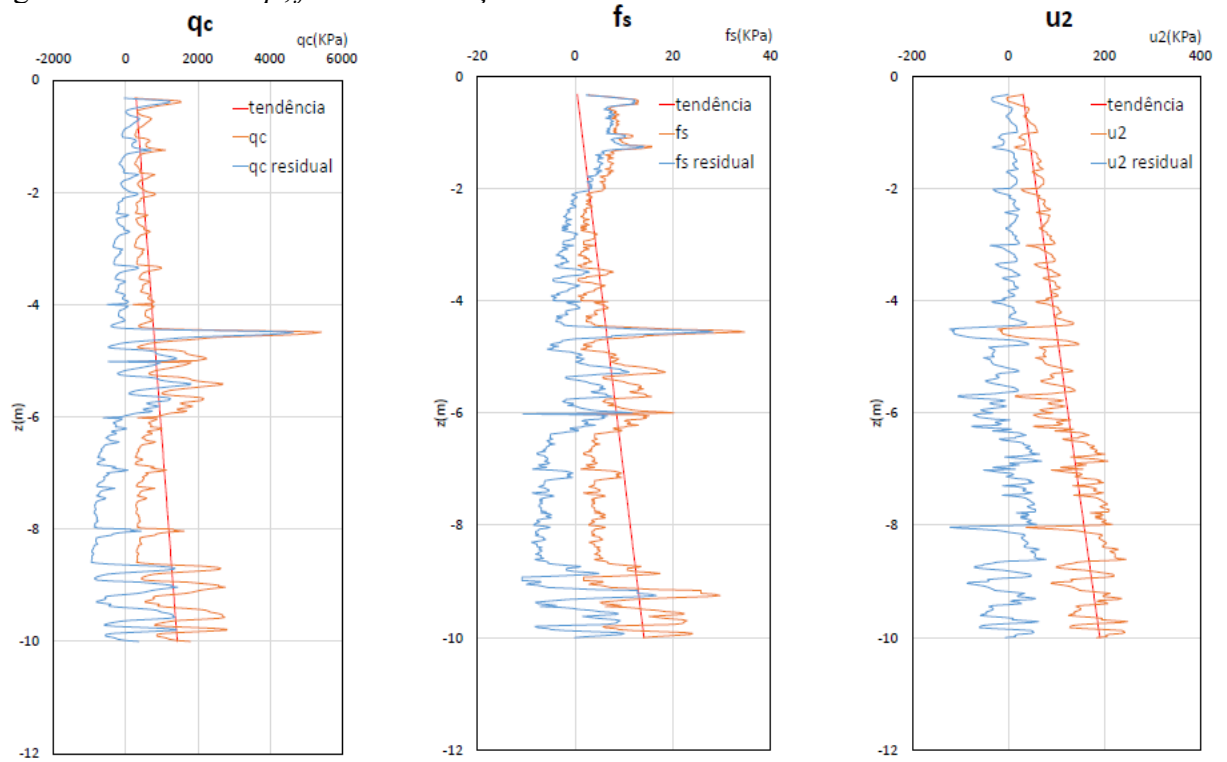




Figura 53 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio PZC2

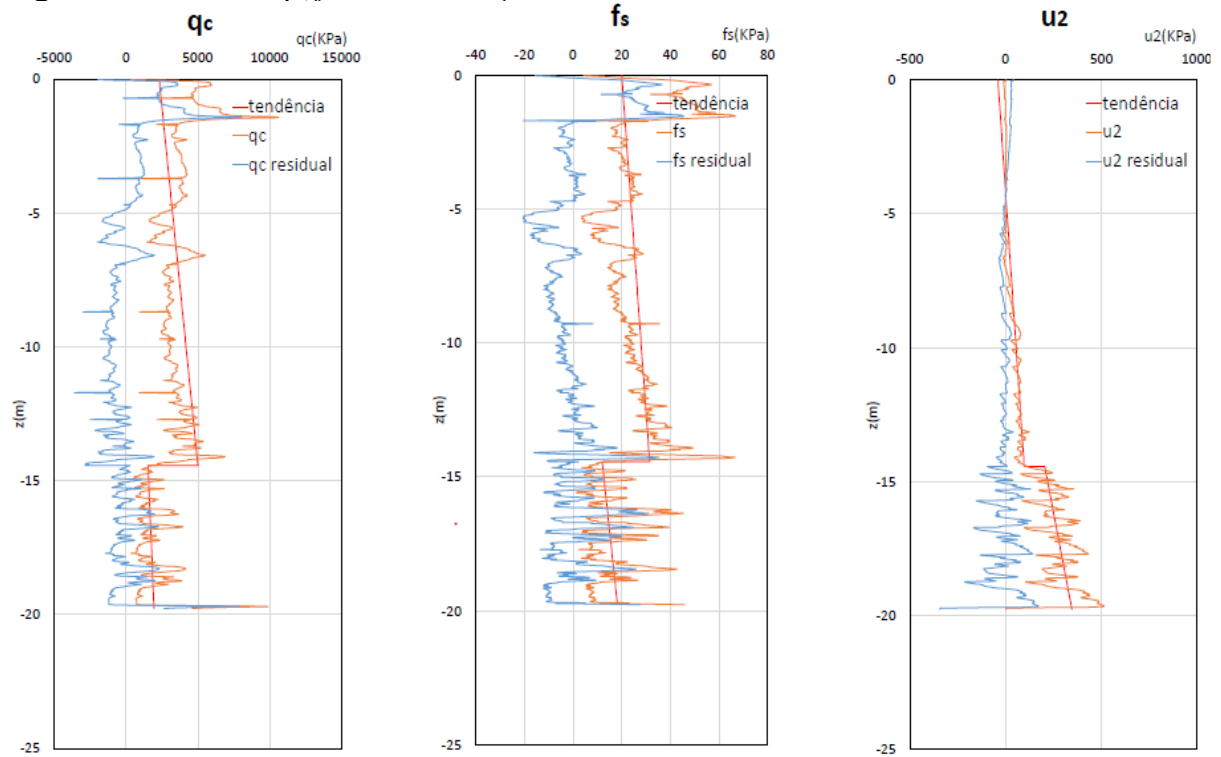


Figura 54 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio PZC3

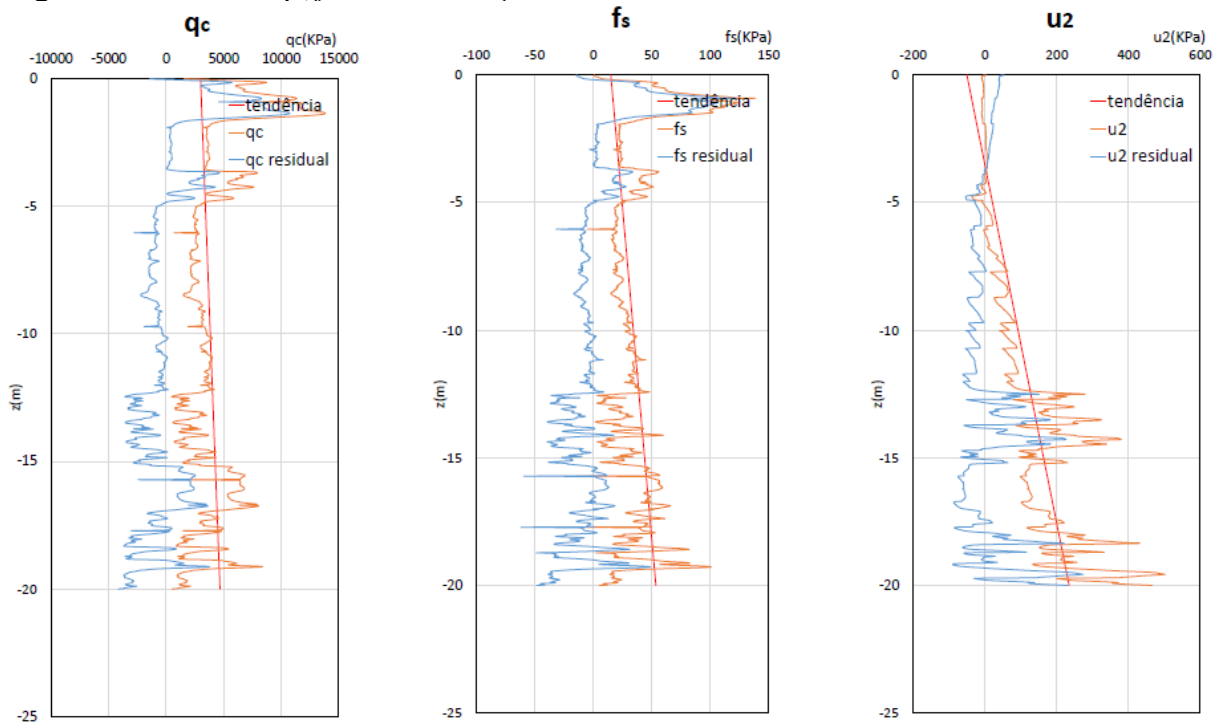


Figura 55 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio PZC4

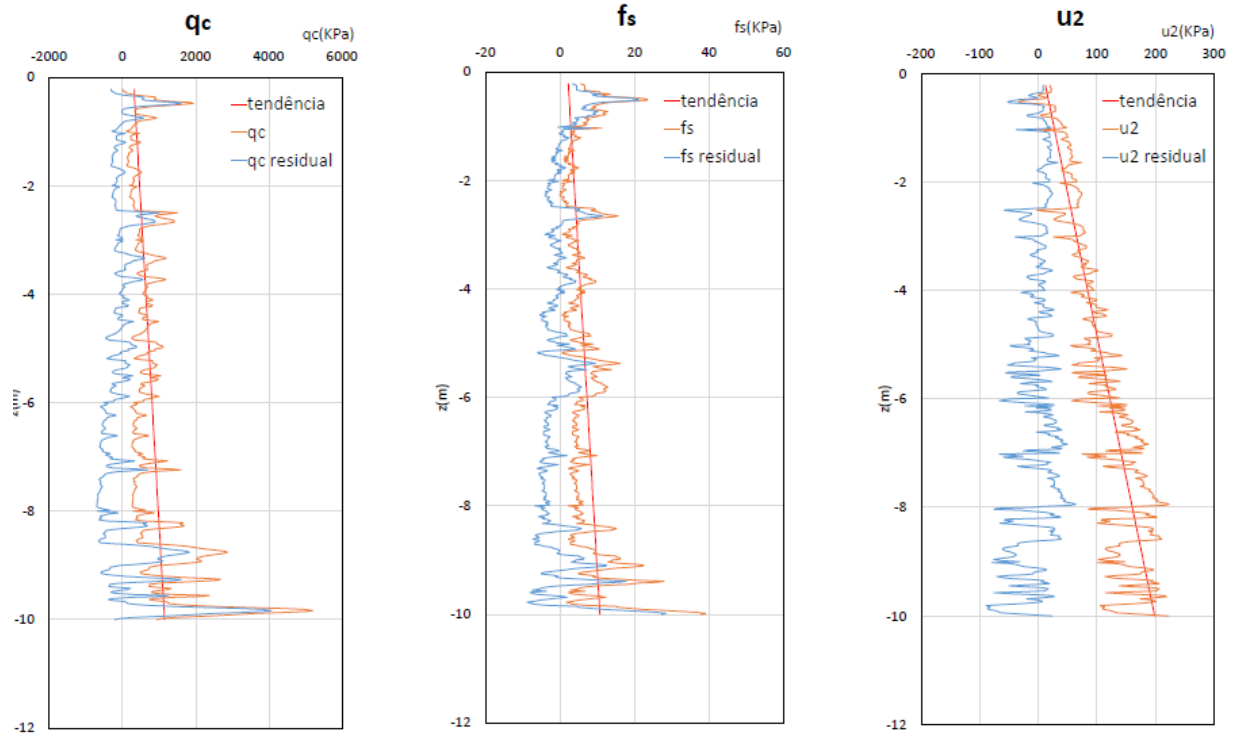


Figura 56 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio PZC5

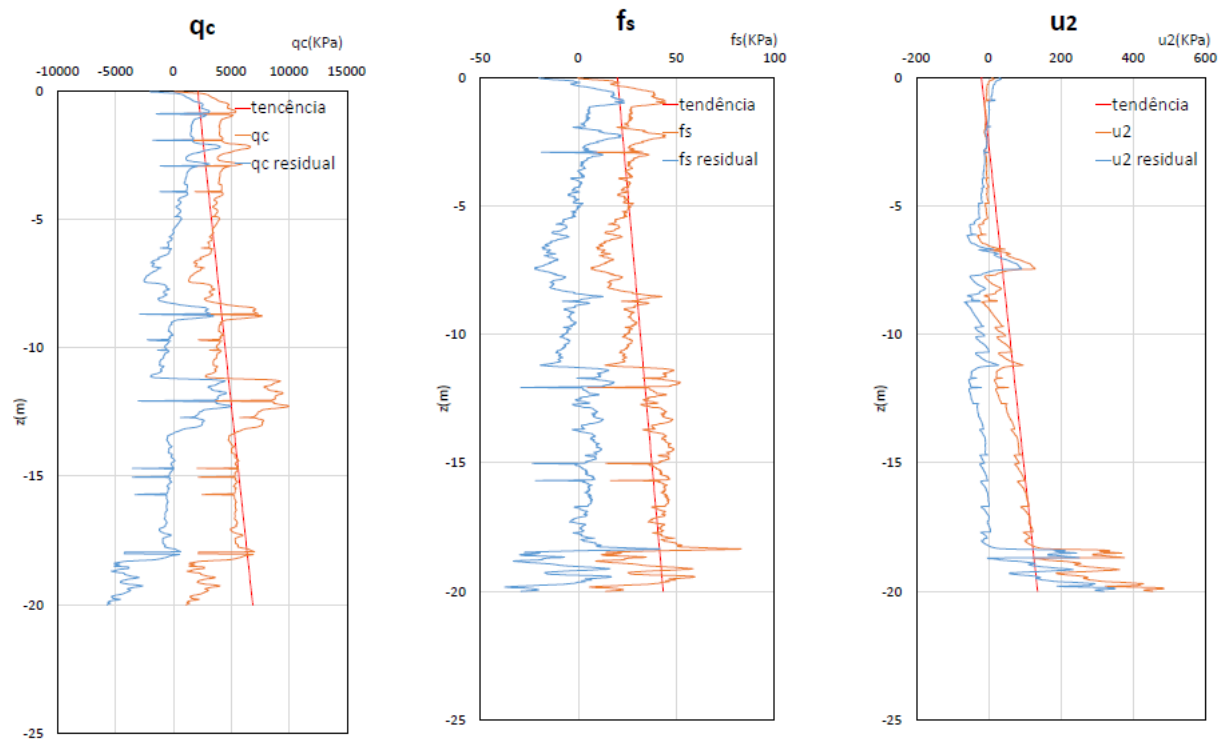


Figura 57 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio PZC6

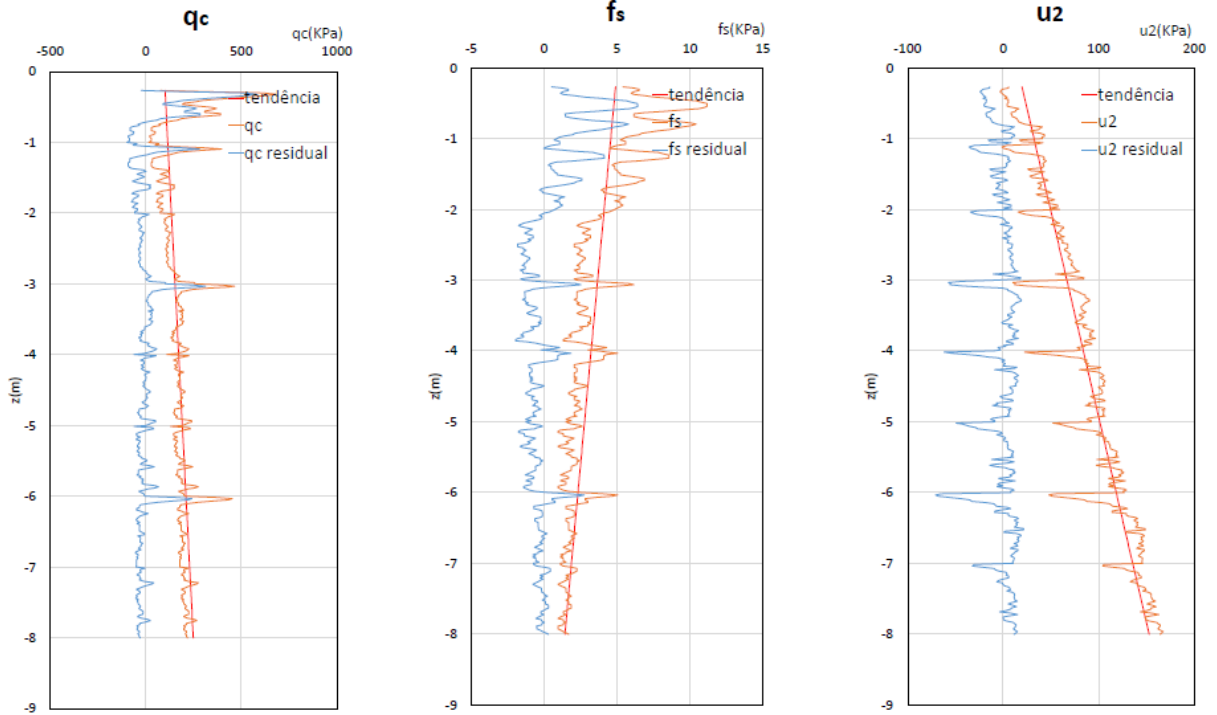


Figura 58 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio PZC7

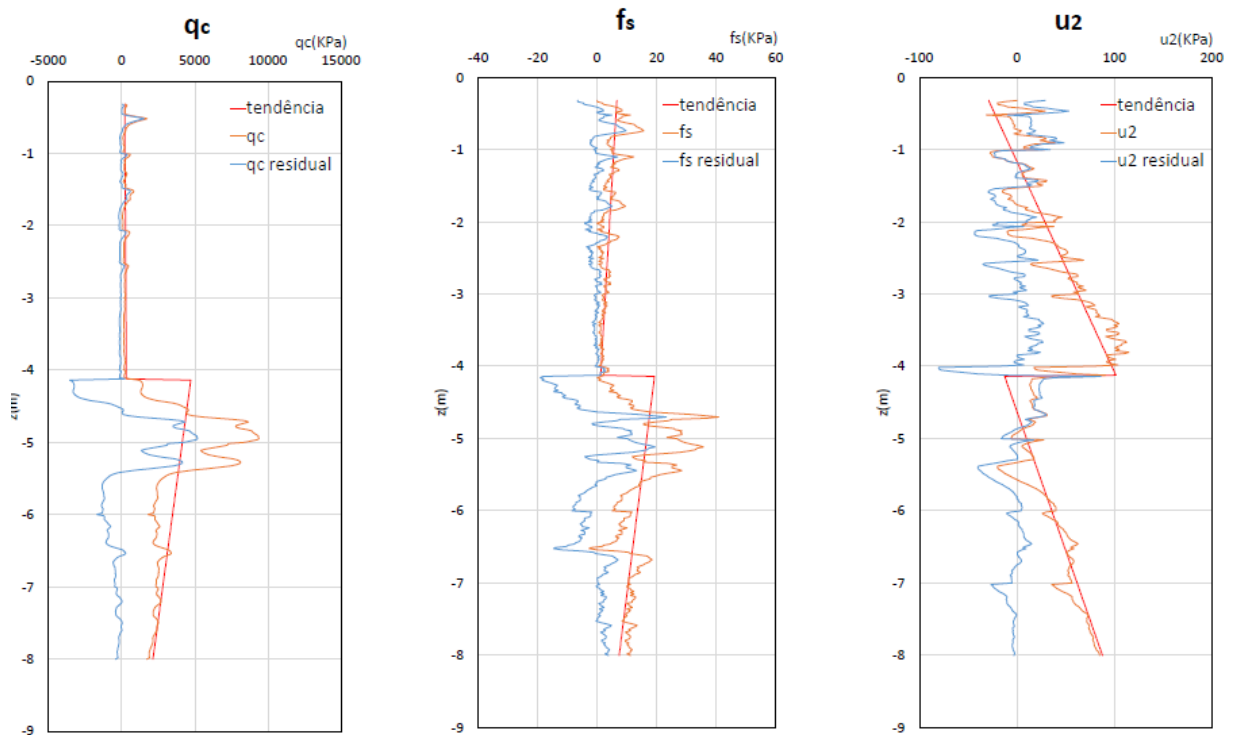
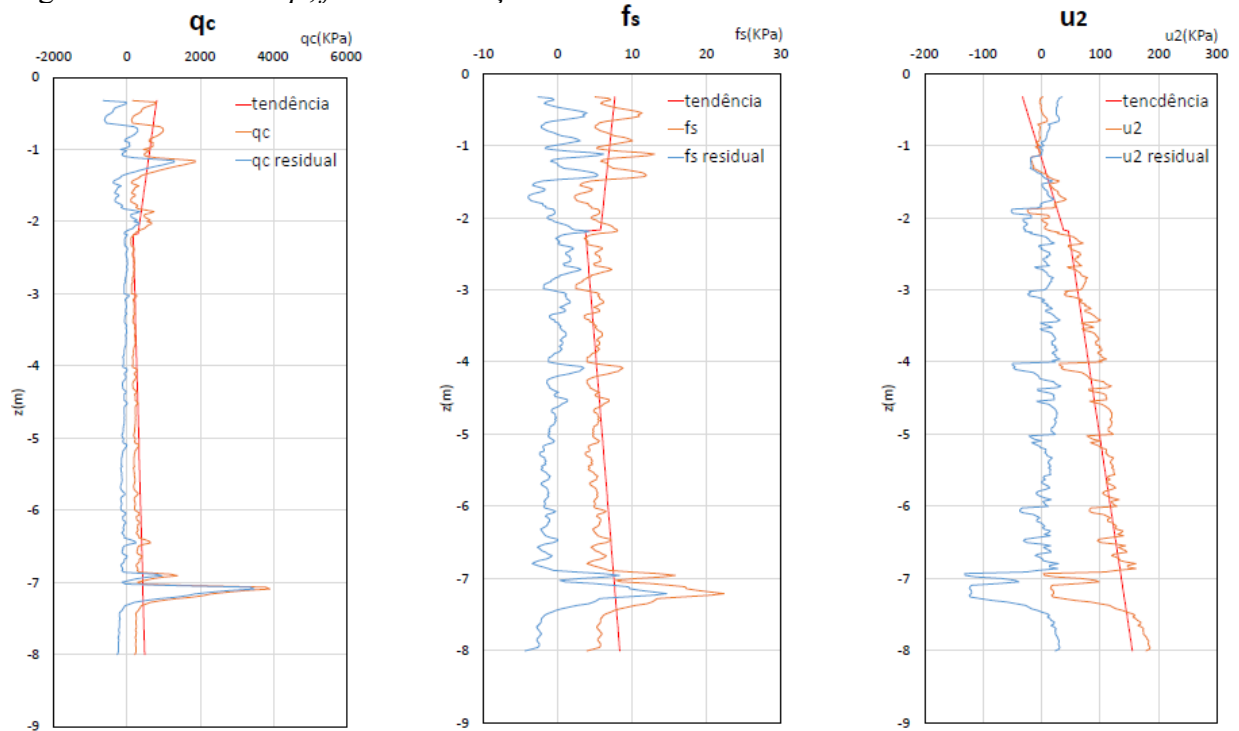


Figura 59 - Perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e extração da tendência dos dados - ensaio PZC8



#### 4.1.2 Índices de variabilidade - C.O.V. e Escala de Flutuação

A Tabela 8 apresenta a média, o desvio padrão e o coeficiente de variação para os dados analisados. Com base nos valores apresentados nesta tabela, verificou-se o efeito da remoção da tendência no cálculo do C.O.V.: em geral observa-se um menor desvio padrão e menor C.O.V após remoção da tendência, sobretudo quando se trata das leituras de  $u_2$ . Isto ocorre, pois, o C.O.V. calculado indica o quanto as leituras variam em torno do valor médio esperado para a profundidade em questão, fornecendo assim uma avaliação mais realista da dispersão de valores em torno de uma tendência espacial. Enquanto isso, o C.O.V. dos dados originais mede a variabilidade dos dados como um todo, sem descontar o efeito de acréscimo das tensões com a profundidade.

Nas leituras de  $q_c$  e  $f_s$  não se observou diferença significativa no cálculo do C.O.V. com ou sem a remoção de tendência. Desta forma nota-se que os valores de  $q_c$  e  $f_s$  dependem mais do tipo de material encontrado ao longo do perfil do que da profundidade em que se encontram no terreno. Em contrapartida, na leitura de  $u_2$  fica evidente que o desvio padrão e o C.O.V são menores após a remoção da tendência, o que pode ser explicado pelo aumento da pressão hidrostática com a profundidade.

Tabela 8 Valores médios, C.O.V. e C.O.V. da componente residual dos perfis de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$ 

	$q_c$			$f_s$			$u_2$		
	média (Kpa)	COV	COV res	média (Kpa)	COV	COV res	média (Kpa)	COV	COV res
I1K	392,50	0,76	0,81	3,52	0,83	0,83	101,74	0,77	0,36
I1S	553,99	0,90	0,93	6,27	0,61	0,60	132,88	0,50	0,33
I2K	879,61	1,20	1,04	15,59	2,71	2,54	69,69	0,87	0,70
PZC 01	863,60	0,87	0,85	7,34	0,78	0,82	111,05	0,54	0,32
PZC 02	3145,89	0,37	0,41/0,69	22,93	0,50	0,43/0,69	93,97	0,28	0,64/0,33
PZC 03	3852,24	0,67	0,67	34,40	0,67	0,73	93,20	0,34	0,62
PZC 04	738,44	0,92	0,83	6,49	0,81	0,80	106,42	0,52	0,26
PZC 05	4467,74	0,30	4,63	31,61	0,26	0,33	57,34	0,53	1,07
PZC 06	174,56	0,46	0,47	3,13	0,69	0,49	86,72	0,51	0,18
PZC 07	1785,63	1,23	0,86/0,56	8,39	0,91	1,47/0,43	36,52	0,91	0,60/0,42
PZC 08	373,13	1,21	0,71/0,71	6,08	0,46	0,37/0,45	74,13	0,72	5,27/0,33

O cálculo da escala de flutuação foi realizado para os três métodos: método expedito de Vanmarcke (MEV), integração da função de autocorrelação da amostra (IAA) e ajuste do modelo de autocorrelação (AMA). Para o método expedito de Vanmarcke (MEV), foi considerada a linha de tendência dos dados conforme apresentado anteriormente, de forma que as distâncias de intersecção entre o parâmetro e a tendência foram obtidas com auxílio de uma planilha gerada no *excel*.

Para os últimos dois métodos, primeiramente foi calculada a função de autocorrelação empírica ( $\rho$ ) dos dados. Em seguida, o ajuste gráfico das funções teóricas de autocorrelação (método AMA) e o cálculo da integral sob a curva (método IAA) foi realizado com o auxílio de uma planilha de *excel*, sendo possível a obtenção da escala de flutuação por ambos os métodos.

A Figura 60 apresenta o gráfico da autocorrelação empírica de  $q_c$  ao longo da distância de separação, para o ensaio I1K, e as funções teóricas de autocorrelação ajustadas para estes dados. A Figura 61 apresenta estes resultados para os dados de  $f_s$  do ensaio I1K e a Figura 62 para os dados de  $u_2$  do ensaio I1K. Os demais gráficos contendo estes resultados para os outros 10 ensaios analisados estão apresentados no Apêndice A. No Apêndice B estão apresentadas as mesmas análises, porém para a componente residual dos dados.

Figura 60 - Autocorrelação dos dados de  $q_c$  ao longo da distância de separação (vertical) e escala de flutuação obtida – ensaio I1K

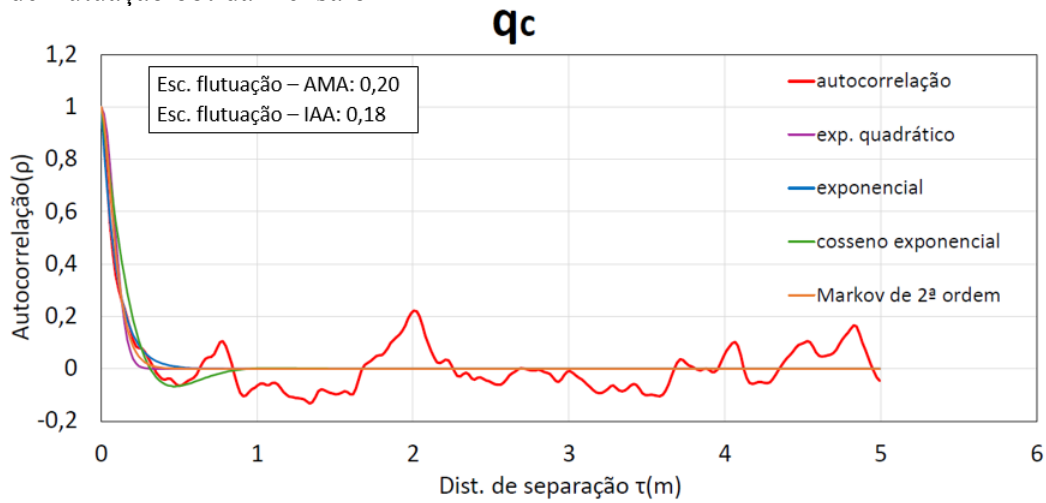


Figura 61 - Autocorrelação dos dados de  $f_s$  ao longo da distância de separação

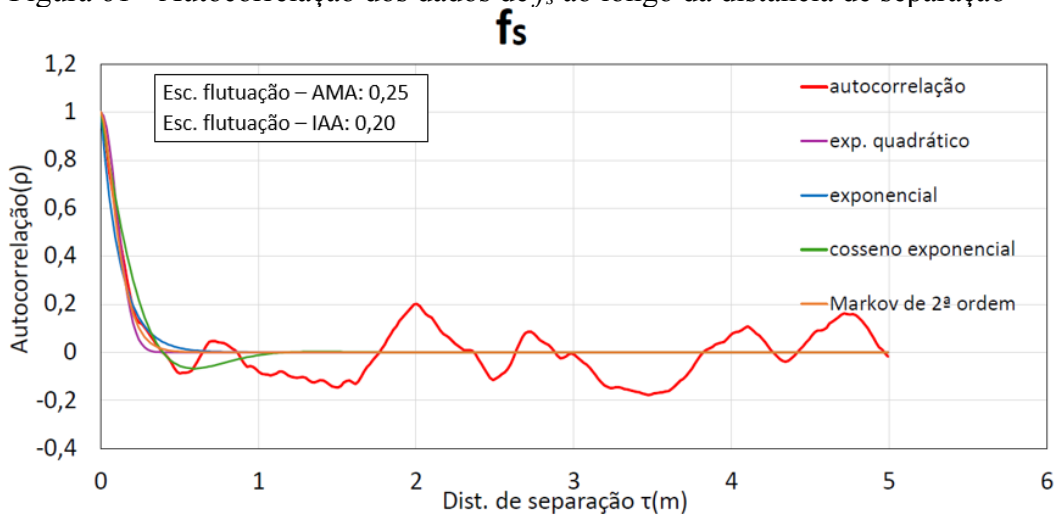
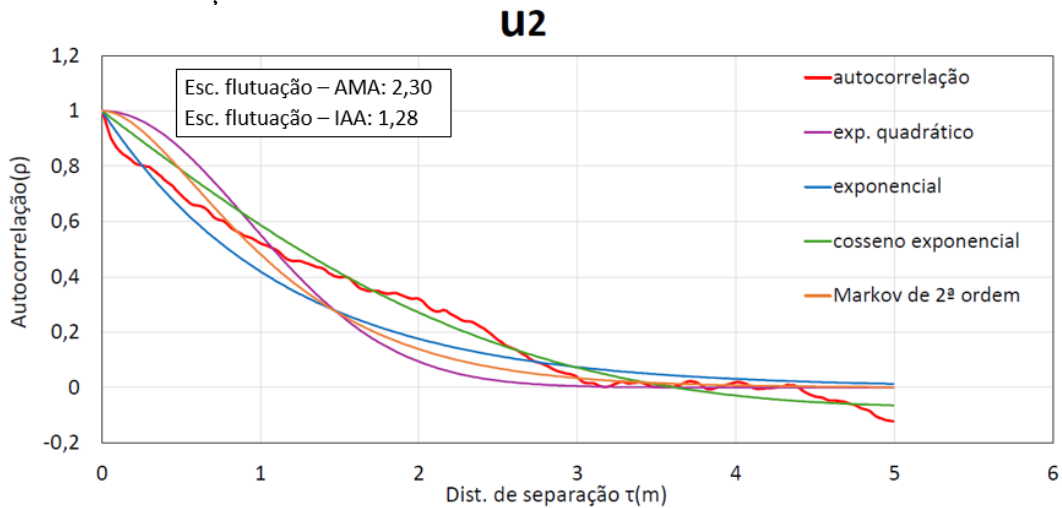


Figura 62 - Autocorrelação dos dados de  $u_2$  ao longo da distância de separação (vertical) e escala de flutuação obtida – ensaio I1K



A Tabela 9 apresenta os valores obtidos para a escala de flutuação de  $q_c$  e de sua componente residual, nos três diferentes métodos de cálculo. A

Tabela 10 apresenta os resultados para o  $f_s$  e a

Tabela 11 para o  $u_2$ . Ao se comparar o valor da escala de flutuação obtido com ou sem a remoção da tendência, nota-se maior efeito nas leituras de  $u_2$ , conforme era esperado e inclusive abordado anteriormente para a determinação do C.O.V. Ressalta-se que, para o método MEV, remover a tendência não resultou em alteração do valor da escala de flutuação. No que se refere aos três diferentes métodos, observou-se que o método AMA e IAA apresentaram resultados semelhantes entre si. Também foi possível observar que, para as leituras de  $u_2$ , a escala de flutuação calculada pelos métodos AMA e IAA se aproximou mais dos valores obtidos no método MEV quando da análise dos dados residuais.

Tabela 9 Valores obtidos para a escala de flutuação de  $q_c$  e da componente residual de  $q_c$  nos três diferentes métodos

		$q_c$			
		Componente residual		Valor original	
Ensaio	Método	Esc. Flt.	Méd. Esc. Flt.	Esc. Flt.	Méd. Esc. Flt.
I1K	MEV	0,14		0,14	
	AMA	0,3	0,25	0,2	0,17
	IAA	0,3		0,18	
I2K	MEV	0,29		0,29	
	AMA	0,5	0,43	0,5	0,46
	IAA	0,49		0,59	
I1S	MEV	0,19		0,19	
	AMA	0,36	0,30	0,34	0,29
	IAA	0,35		0,35	
PZC1	MEV	0,19		0,19	
	AMA	0,5	0,42	0,55	0,45
	IAA	0,58		0,61	
PZC2	MEV	0,32		0,32	
	AMA	1,5	1,35	0,9	0,95
	IAA	2,23		1,64	
PZC3	MEV	0,57		0,57	
	AMA	1,48	1,26	1,3	1,06
	IAA	1,72		1,32	
PZC4	MEV	0,14		0,14	
	AMA	0,25	0,24	0,65	0,48
	IAA	0,32		0,66	
PZC5	MEV	0,53		0,53	
	AMA	1,95	1,47	1,4	1,24

	IAA	1,92		1,78	
PZC6	MEV	0,14		0,14	
	AMA	0,25	0,20	0,3	0,25
	IAA	0,22		0,3	
PZC7	MEV	0,21		0,21	
	AMA	0,4	0,32	1,2	0,86
	IAA	0,36		1,18	
PZC8	MEV	0,18		0,17	
	AMA	0,15	0,17	0,25	0,24
	IAA	0,18		0,29	

Tabela 10 Valores obtidos para a escala de flutuação de  $f_s$  e da componente residual de  $f_s$  nos três diferentes métodos de cálculo

		$f_s$			
		Componente residual		Valor original	
Ensaio	Método	Esc. Flt.	Méd. Esc. Flt.	Esc. Flt.	Méd. Esc. Flt.
I1K	MEV	0,17		0,17	
	AMA	0,25	0,18	0,25	0,21
	IAA	0,13		0,2	
I2K	MEV	0,23		0,23	
	AMA	0,3	0,25	0,37	0,28
	IAA	0,23		0,25	
I1S	MEV	0,17		0,17	
	AMA	0,25	0,19	0,27	0,20
	IAA	0,15		0,15	
PZC1	MEV	0,14		0,14	
	AMA	0,7	0,41	0,5	0,31
	IAA	0,39		0,29	
PZC2	MEV	0,22		0,22	
	AMA	0,7	0,53	0,55	0,42
	IAA	0,67		0,5	
PZC3	MEV	0,36		0,36	
	AMA	1,35	1,18	0,95	0,77
	IAA	1,82		1,01	
PZC4	MEV	0,14		0,14	
	AMA	0,25	0,16	0,3	0,22
	IAA	0,1		0,21	
PZC5	MEV	0,31		0,31	
	AMA	1,25	1	2,5	2,04
	IAA	1,44		3,3	
PZC6	MEV	0,21		0,21	
	AMA	0,65	0,43	1,3	0,75
	IAA	0,42		0,73	
PZC7	MEV	0,11	0,19	0,11	0,41



	AMA	0,25		0,7	
	IAA	0,2		0,42	
PZC8	MEV	0,25		0,25	
	AMA	0,2	0,19	0,25	0,22
	IAA	0,12		0,17	

Tabela 11 Valores obtidos para a escala de flutuação de  $f_s$  e da componente residual de  $f_s$  nos três diferentes métodos de cálculo

		$u_2$			
		Componente residual		Valor original	
Ensaio	Método	Esc. Flt.	Méd. Esc. Flt.	Esc. Flt.	Méd. Esc. Flt.
I1K	MEV	0,13		0,13	
	AMA	2,5	1,31	2,3	1,24
	IAA	1,29		1,28	
I2K	MEV	0,23		0,23	
	AMA	0,32	0,26	1,3	0,75
	IAA	0,24		0,71	
I1S	MEV	0,16		0,16	
	AMA	0,55	0,39	1,1	0,72
	IAA	0,47		0,91	
PZC1	MEV	0,12		0,12	
	AMA	0,2	0,16	1,6	0,94
	IAA	0,17		1,11	
PZC2	MEV	0,23		0,23	
	AMA	0,15	0,16	2,5	1,58
	IAA	0,1		2,02	
PZC3	MEV	0,56		0,56	
	AMA	0,89	0,77	3,5	1,82
	IAA	0,86		1,4	
PZC4	MEV	0,1		0,1	
	AMA	0,17	0,14	2,4	1,30
	IAA	0,15		1,39	
PZC5	MEV	0,68		0,68	
	AMA	1,4	1,22	2,5	1,88
	IAA	1,59		2,46	
PZC6	MEV	0,08		0,08	
	AMA	0,15	0,10	2	1,06
	IAA	0,067		1,1	
PZC7	MEV	0,16		0,16	
	AMA	0,15	0,14	0,9	0,51
	IAA	0,11		0,47	
PZC8	MEV	0,14		0,14	
	AMA	0,2	0,16	1,6	0,89

---

IAA	0,14	0,93
-----	------	------

---

#### 4.2 DISTRIBUIÇÕES DOS PARÂMETROS $q_c$ , $f_s$ e $u_2$

Para possibilitar a realização de análises probabilísticas é necessário obter um modelo estatístico da variabilidade do material para o parâmetro de interesse. Neste contexto, o *software* estatístico *EasyFit* é uma ferramenta útil para auxiliar na determinação do modelo. As amostras disponíveis dos parâmetros  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  foram explorados no *software Easyfit* para obter um panorama da distribuição de frequência empírica dos parâmetros (histograma) e das funções teóricas de densidade de probabilidade (FDP's) que melhor se aderem aos histogramas. O objetivo foi realizar uma análise preliminar de aderência de algumas FDP's às amostras disponíveis de parâmetros de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  no rejeito de ouro, que posteriormente poderão subsidiar análises probabilísticas aplicadas à estimativa de parâmetros geotécnicos.

O *EasyFit* é um *software* de análise de dados que aplica métodos numéricos para fornecer rapidamente ajustes de distribuição à um número considerável de FDP's. Em resumo, para cada distribuição suportada, basicamente o *EasyFit* implementa um dos métodos disponíveis de ajuste e estimativa de parâmetro.

Conforme descrito no manual do *software*, sempre que possível, o *EasyFit* usa os métodos menos intensivos em termos de computação, como o método dos momentos (MOM), que não envolvem o uso de métodos numéricos iterativos. Para muitas distribuições, o *EasyFit* usa o método de estimativas de máxima verossimilhança (MLE). Para outras distribuições, *EasyFit* implementa o método numérico para melhorar a estimativa a cada iteração subsequente até atingir a precisão especificada da estimativa do número de iterações máximo especificado.

Cabe ressaltar que não é o escopo deste trabalho revisar os modelos de otimização de ajuste utilizados pelo *EasyFit*, mas utilizar a ferramenta para visualização de diferentes FDP teóricas ajustadas à FDP empírica (histograma) e apresentar de forma gráfica as características de densidade dos parâmetros  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e as FDP's teóricas que melhor se ajustam às amostras.

Desta forma, para avaliar a aderência às funções teóricas de densidade de probabilidade (FDP's) primeiramente foi aplicado o teste de *Kolmogorov Smirnov (KS)*. Neste teste, consideram-se as seguinte hipóteses hipóteses:

- H0: Os dados seguem a distribuição teórica;
- H1: Os dados não seguem a distribuição teórica.

Para o nível de significância desejado (neste caso adotou-se  $\alpha=5\%$ ), o teste verifica a validade da hipótese nula ( $H_0$ ) - hipótese de igualdade entre a amostra e uma distribuição teórica – informando se ela deve ser rejeitada.

O *software* utiliza as seguintes informações da amostra para realizações dos cálculos:

- Valor crítico da região de rejeição para um valor pré-fixado do nível de significância ( $\alpha$ );
- Valor da estatística do teste para as curvas teóricas;

A conclusão (rejeição ou não rejeição) é feita por meio de teste da comparação destes valores. Se o valor estimado por meio de estatística do teste for maior que o valor crítico, rejeita-se a hipótese  $H_0$ . Estes resultados estão apresentados no *software* na seção de detalhes dos ajustes de distribuição, conforme exemplificado Figura 63. A figura apresenta os detalhes do resultado do teste KS para ajuste da distribuição inversa gaussiana à uma amostra com 99 dados. Neste exemplo o teste KS indicou que a distribuição inversa gaussiana apresentou o terceiro melhor ajuste, com uma estatística de 0,07396 e valor P de 0,62398.

Figura 63 – Exemplo ilustrativo dos resultados apresentados no EasyFit para o teste KS

Goodness of Fit - Details [hide]					
<b>Inv. Gaussian [#1]</b>					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	99				
Statistic	0.07396				
P-Value	0.62398				
Rank	3				
$\alpha$	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01
Critical Value	0.10615	0.12126	0.13469	0.15061	0.16161
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	99				
Statistic	0.79988				
Rank	4				
$\alpha$	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01

Vale ressaltar que diferentes critérios estatísticos podem ser utilizados para verificação da qualidade do ajuste e, em alguns casos, critérios adicionais podem ser necessários. Ainda que o resultado do teste aponte não haver indícios para rejeição da hipótese nula (de aderência

da distribuição) a um nível de significância de 5%, este critério pode não ser suficiente para garantir que a distribuição teórica escolhida apresenta um bom ajuste aos dados amostrais. Para obtenção de um bom ajuste, diferentes FDP's teóricas podem ser testadas até se obter uma que fornece um melhor ajuste. Uma maneira de observar isto pode ser através do ajuste de diferentes FDP's sobre o histograma. Neste contexto, o *software* foi muito útil pois realizava automaticamente o teste para todas as distribuições suportadas e apresenta, com base no teste de aderência de Kolmogorov Smirnov (KS), uma lista das funções em ordem do melhor ajuste obtido.

A Tabela 12 ilustra um exemplo destes resultados, onde foi testada a amostra de parâmetros  $q_c$  (KPa) referente ao ensaio I1K.

Tabela 12 Exemplo de resultados do teste *KS* para algumas distribuições testadas.

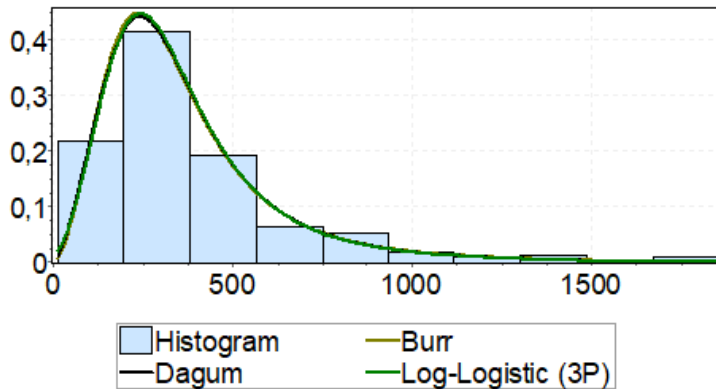
<b>Teste Kolmogorov Smirnov <math>\alpha = 0,05</math></b>				
<b>Valor crítico = 0,0575</b>				
<b>Distribuição</b>	<b>Classificação do ajuste</b>	<b>Estatística</b>	<b>Valor P</b>	<b>Rejeitar H0?</b>
Log-Logistic (3P)	1	0,040	0,328	Não
Dagum	2	0,044	0,225	Não
Burr	3	0,046	0,186	Não
Pearson 6 (4P)	4	0,049	0,134	Não
Gen. Extreme Value	5	0,051	0,101	Não
Pearson 6	6	0,058	0,048	Sim
Lognormal (3P)	7	0,059	0,038	Sim
Log-Logistic	8	0,066	0,016	Sim
Inv. Gaussian (3P)	9	0,070	0,087	Sim
Gen. Gamma (4P)	10	0,072	0,006	Sim

Com base na Tabela 12 é possível observar que as distribuições classificadas com melhor aderência são as que apresentam estatísticas menores. Nota-se que as FDP's que apresentaram estatística superior ao valor crítico (0,0575) tiveram a hipótese  $H_0$  rejeitada. Para este exemplo, 5 distribuições não tiveram a hipótese  $H_0$  rejeitada no teste e podem ser consideradas adequadas para representar o parâmetro analisado. O teste também informa o valor  $P$  como resultado. Analisando a tabela, observa-se que as melhores distribuições são as que apresentam valor  $P$  maior.

A boa aderência também pode ser observada de forma gráfica, com a comparação da distribuição empírica (histograma) com a função de densidade teórica (FDP), como pode ser visto na Figura 64. No *Software Easyfit* é possível visualizar o ajuste de uma FDP ao histograma. O banco de dados do software possibilita escolher as funções teóricas para visualização. Após a sobreposição, pode-se analisar de forma gráfica e qualitativa se o

histograma se alinha à função de densidade teórica escolhida. A Figura 64 apresenta o histograma para o parâmetro  $q_c$  em KPa obtido no ensaio I1K, com as 3 distribuições teóricas que melhor se ajustaram aos dados amostrais de acordo com o teste *KS*.

Figura 64 Histograma do parâmetro  $q_c$  para o ensaio I1K



Realizou-se essa verificação para os parâmetros  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  nas amostras em estudo. O resultado gráfico da aderência das 3 melhores distribuições em cada caso está apresentado na Figura 65 e Figura 66.

Conforme pode ser visto na Figura 65 e Figura 66 as distribuições que melhor se ajustam aos parâmetros  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  nos ensaios analisados são *Log-Logistic (3p)*, *Pearson 5 (3p)*, *Pearson 6 (4p)*, *General Extreme Value*, *Burr* e *Johnson SB*. Ao olhar individualmente cada parâmetro, nota-se que para  $q_c$ , a distribuição que apresentou bom ajuste em maior número de ensaios foi a *Log-Logistic (3p)*, seguida por *Gen. Extreme Value*, *Pearson 6 (4p)* e *Pearson (3p)*.

Em relação ao parâmetro  $f_s$ , as distribuições apresentam maior heterogeneidade, onde não foi possível identificar um tipo de distribuição que apresentasse bom ajuste na maioria dos ensaios. Contudo, pode-se destacar as distribuições *Burr*, *Burr (4p)*, *Log-normal*, *Pearson 5 (3p)* e *Pearson 6 (4p)*.

Para o parâmetro  $u_2$ , a FDP que apresentou boa aderência em um maior número de ensaios é a *Johnson SB*, seguido pela *Gen. Extreme Value*. Diferentemente dos outros parâmetros,  $u_2$  apresenta uma distribuição com menos assimetria.

Figura 65 - Histogramas do parâmetro  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e 3 melhores ajustes de FDP em cada ensaio

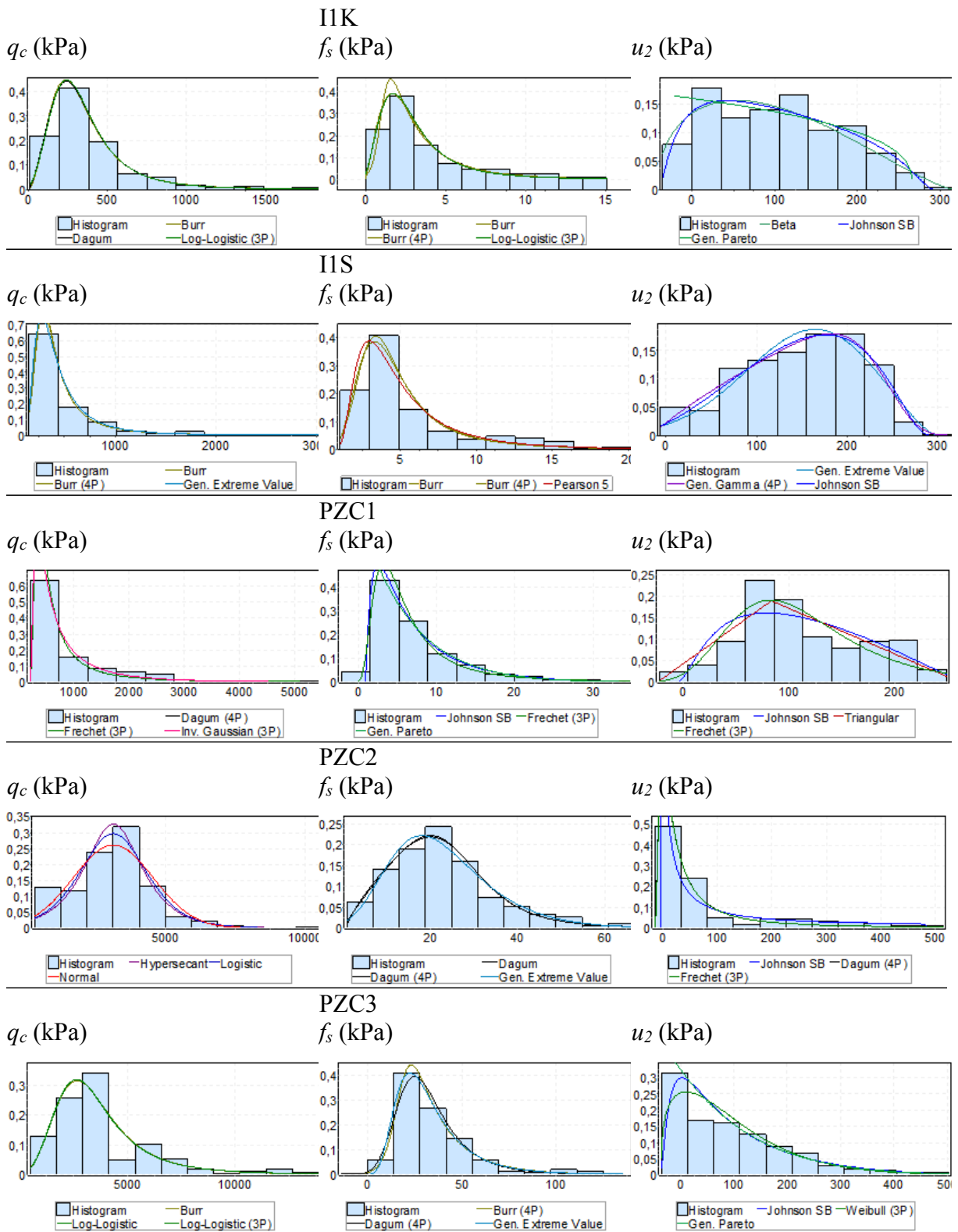
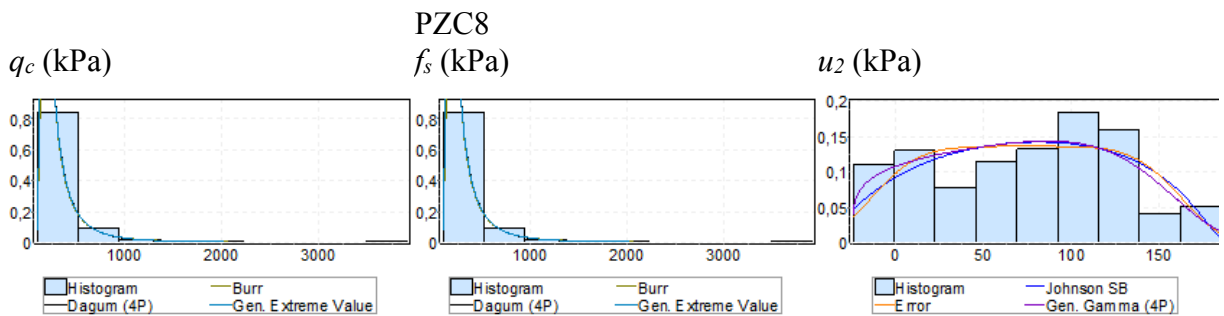
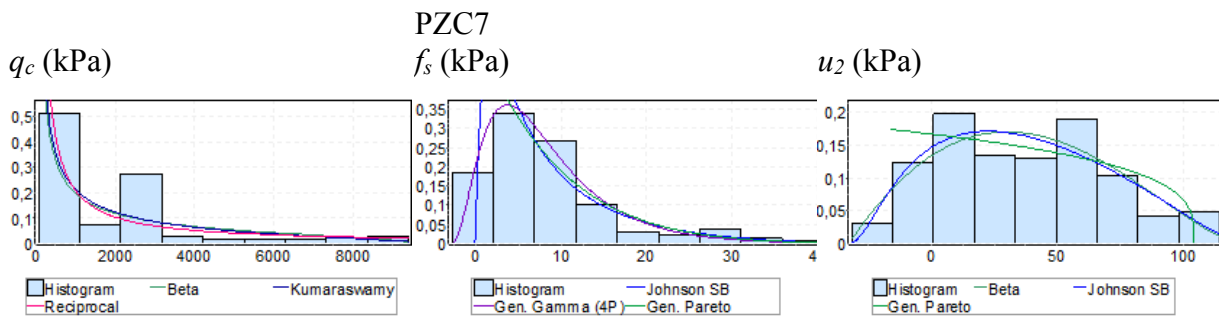
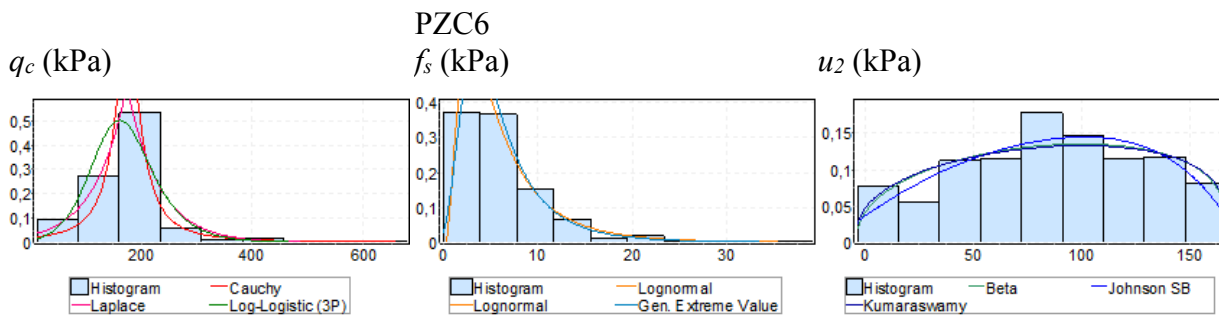
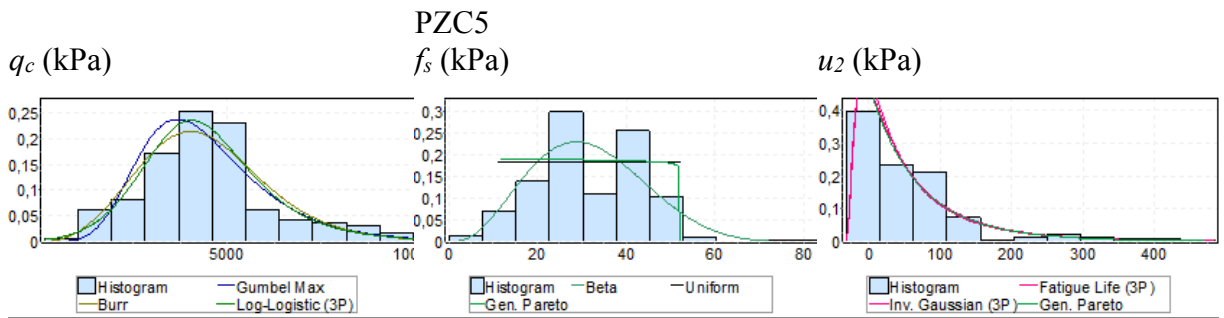
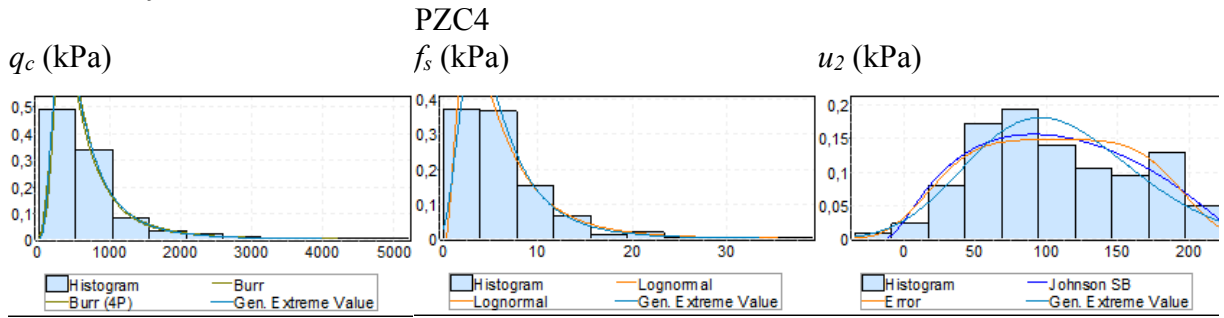


Figura 66 - Histogramas do parâmetro  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  e 3 melhores ajustes de FDP em cada ensaio – continuação



### 4.3 DIVISÃO DO PERFIL EM CAMADAS

O método de classificação probabilística contínua de Zhang & Tumay (1999, 2000 e 2003) e o método da janela em movimento de Wickremesinghe (1989) foram utilizados para auxiliar na divisão dos perfis em subcamadas.

A divisão do perfil foi realizada para o perfil do ensaio executado por Klahold (2013) na ilha 1 e por Sosnoski (2016), também na Ilha 1. Primeiramente, o índice de classificação ( $U$ ) foi determinado utilizando-se as equações (18), (19) e (20). A probabilidade para cada um dos 3 grupos (argiloso, arenoso ou mistura) foi estimada utilizando-se as equações (21), (22) e (23).

Com base no perfil de classificação Fuzzy para cada um dos 3 grupos de solo (Zhang & Tumay, 1999) para o ensaio I1K e o ensaio I1S, o critério utilizado para subdivisão do perfil em camadas foi a intersecção entre os perfis de  $\mu_m$ ,  $\mu_c$ ,  $\mu_s$  ou pontos de maior mudança nestes parâmetros. Os perfis estão apresentados na Figura 67 e Figura 68.

O método da janela em movimento de Wickremesinghe (1989) também foi testado para buscar identificar prováveis fronteiras entre camadas. Para aplicação do método, o parâmetro  $T$  e o Coeficiente de Correlação Intraclasse ( $\rho$ ) foram calculados de acordo com as equações (24) e (27) para cada um dos três parâmetros diretos do ensaio CPTu ( $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$ ). O tamanho escolhido para a janela  $W_{d0}$  foi  $2/3$  do valor médio de escala de flutuação calculado para cada um dos três parâmetros ( $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$ ). Observou-se que os perfis de variação de  $T$  e de  $\rho$  apresentam o mesmo comportamento, portanto apenas um dos parâmetros foi apresentado para identificar picos no perfil. Vale ressaltar que o tamanho escolhido para a janela tem forte influência na quantidade de picos no perfil. Desta forma, o perfil resultante é um perfil com muitos picos. Esperava-se neste método que a presença de picos pudesse sugerir possíveis fronteiras entre camadas. Observa-se que alguns picos coincidem com pontos de intersecção entre os perfis de  $\mu_m$ ,  $\mu_c$ ,  $\mu_s$ . Porém os perfis de  $\mu_m$ ,  $\mu_c$ ,  $\mu_s$  se demonstraram maior aplicação para identificação de camadas características.



Figura 67 – Perfis do ensaio IIS e subdivisão do perfil em camadas

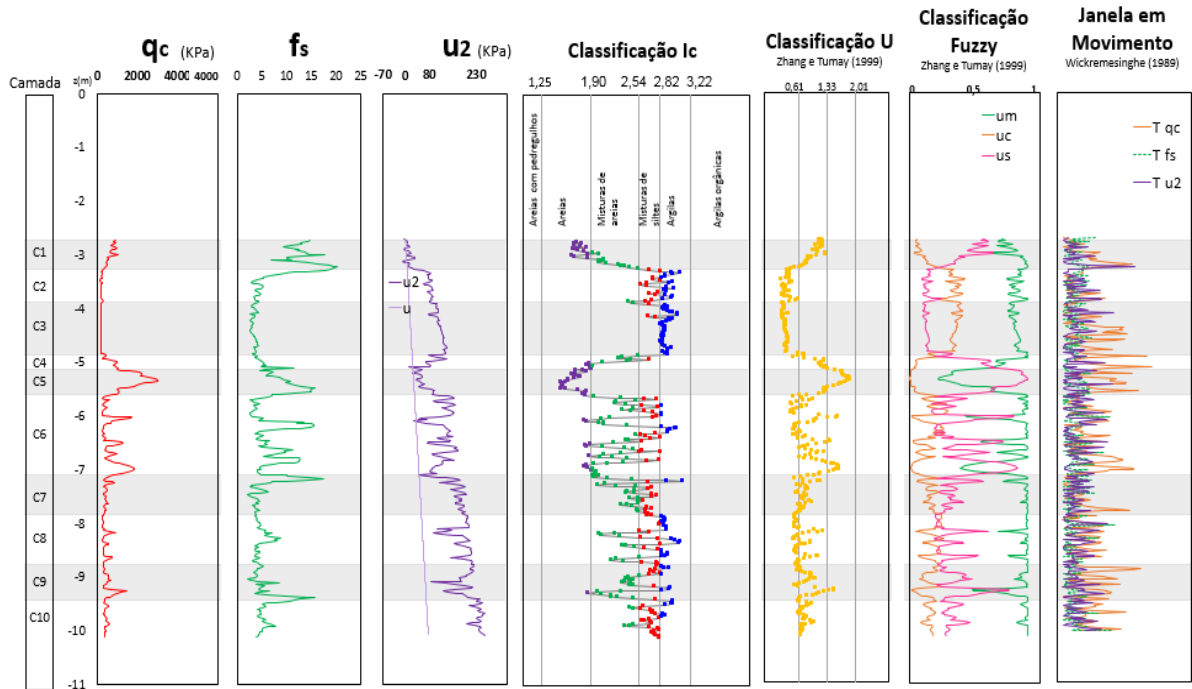
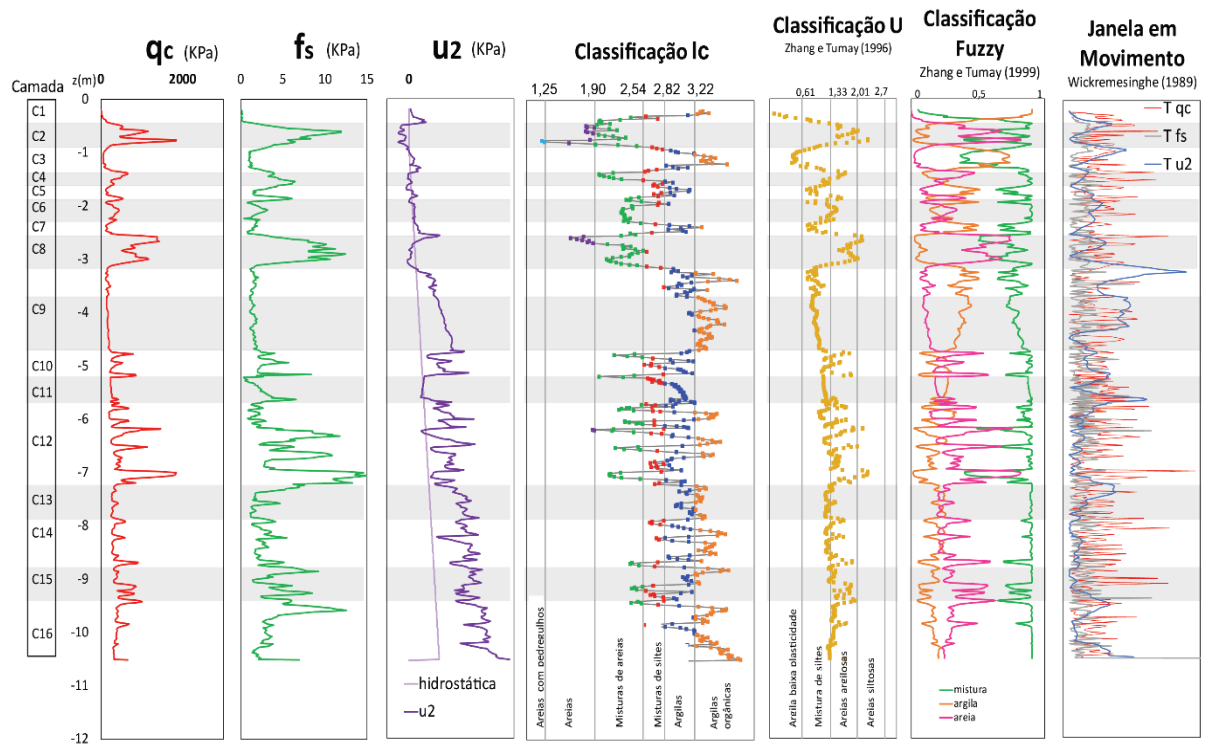


Figura 68 - Perfis do ensaio I1K e subdivisão do perfil em camadas



A Tabela 13 à Tabela 15 apresentam um resumo das estatísticas de  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  de cada camada definida no ensaio IIS. De forma análoga, a Tabela 16 à Tabela 18 apresentam um resumo dos parâmetros para cada camada no ensaio IIK.

Ao observar os valores presentes na Tabela 13 (IIS) nota-se que o valor maior obtido para o  $q_c$  médio nas camadas foi de 1956,55KPa (camada 3) e o menor de 184,29 KPa (camada 5). Para o ensaio IIK (Tabela 16), os valores de  $q_c$  médio variaram entre 61,30KPa (camada1), e 863,81KPa (camada 8).

Os valores presentes na Tabela 14, indicaram que o  $f_s$  médio para o IIS variaram de 3,42KPa (camada 3) à 13,80KPa (camada 8), enquanto que para o IIK (Tabela 17) indicaram uma variação de 0,22KPa (camada 1) à 7,47KPa (camada 8).

Os valores presentes na Tabela 15, indicaram que o  $u_2$  médio para o IIS variaram de 10,81KPa (camada 1) à 241,47KPa (camada 10), enquanto que para o IIK (Tabela 18) indicaram uma variação de -17,86KPa (camada2) à 236,67KPa (camada 16).

Tanto no ensaio IIS como no ensaio IIK, de forma geral, observa que o COV das camadas é inferior ao COV do perfil completo, sobretudo para as medidas do parâmetro  $q_c$  e  $f_s$ . Essa observação demonstra como a interpretação do ensaio focada em camadas, quando possível, pode conduzir a um resultado com menor incerteza.

Tabela 13 - Variabilidade do parâmetro  $q_c$  das camadas no perfil do ensaio IIS

	Profundidade (m)	H espessura da camada (m)	n	$q_c$ médio (KPa)	COV
<b>Perfil Completo</b>	2,76 a 10,53	7,77	388	632,85	0,97
<b>Camada 1</b>	2,76 a 3,26	0,5	28	674,49	0,32
<b>Camada 2</b>	3,28 a 3,88	0,6	31	205,21	0,19
<b>Camada 3</b>	3,9 a 4,83	0,93	47	184,29	0,09
<b>Camada 4</b>	4,85 a 5,12	0,27	15	680,31	0,43
<b>Camada 5</b>	5,14 a 5,57	0,43	22	1956,55	0,34
<b>Camada 6</b>	5,59 a 7,08	1,49	75	673,60	0,71
<b>Camada 7</b>	7,1 a 7,81	0,71	37	453,77	0,33
<b>Camada 8</b>	7,83 a 8,77	0,94	48	376,74	0,42
<b>Camada 9</b>	8,79 a 9,43	0,64	34	551,41	0,57
<b>Camada 10</b>	9,45 a 10,53	1,08	59	388,22	0,20

Tabela 14 - Variabilidade do parâmetro  $f_s$  das camadas no perfil do ensaio IIS

	Profundidade (m)	H espessura da camada (m)	n	$f_s$ médio (KPa)	COV
<b>Perfil Completo</b>	2,76 a 10,53	7,77	388	7,00	0,63
<b>Camada 1</b>	2,76 a 3,26	0,5	28	13,80	0,25
<b>Camada 2</b>	3,28 a 3,88	0,6	31	5,59	0,60
<b>Camada 3</b>	3,9 a 4,83	0,93	47	3,42	0,15
<b>Camada 4</b>	4,85 a 5,12	0,27	15	5,08	0,39
<b>Camada 5</b>	5,14 a 5,57	0,43	22	10,22	0,34
<b>Camada 6</b>	5,59 a 7,08	1,49	75	6,58	0,55
<b>Camada 7</b>	7,1 a 7,81	0,71	37	5,53	0,65
<b>Camada 8</b>	7,83 a 8,77	0,94	48	4,73	0,28
<b>Camada 9</b>	8,79 a 9,43	0,64	34	5,85	0,58
<b>Camada 10</b>	9,45 a 10,53	1,08	59	4,14	0,40

Tabela 15 - Variabilidade do parâmetro  $u_2$  das camadas no perfil do ensaio IIS

	Profundidade (m)	H espessura da camada (m)	n	$u_2$ médio (KPa)	COV
<b>Perfil Completo</b>	2,76 a 10,53	7,77	388	89,83	0,49
<b>Camada 1</b>	2,76 a 3,26	0,5	28	10,81	0,90
<b>Camada 2</b>	3,28 a 3,88	0,6	31	78,22	0,16
<b>Camada 3</b>	3,9 a 4,83	0,93	47	113,65	0,12
<b>Camada 4</b>	4,85 a 5,12	0,27	15	85,27	0,39
<b>Camada 5</b>	5,14 a 5,57	0,43	22	55,86	0,35
<b>Camada 6</b>	5,59 a 7,08	1,49	75	120,53	0,28
<b>Camada 7</b>	7,1 a 7,81	0,71	37	161,68	0,22
<b>Camada 8</b>	7,83 a 8,77	0,94	48	187,82	0,17
<b>Camada 9</b>	8,79 a 9,43	0,64	34	192,74	0,18
<b>Camada 10</b>	9,45 a 10,53	1,08	59	241,47	0,10

Tabela 16 Variabilidade do parâmetro  $q_c$  das camadas no perfil do ensaio I1K

	Profundidade (m)	H (m)	n	media (KPa)	COV
<b>Perfil Completo</b>	0,2 a 10,52	10,32	557	392,50	0,76
<b>Camada 1</b>	0,2 a 0,44	0,24	13	61,30	0,96
<b>Camada 2</b>	0,46 a 0,88	0,42	22	756,81	0,60
<b>Camada 3</b>	0,9 a 1,36	0,46	24	118,75	0,80
<b>Camada 4</b>	1,38 a 1,62	0,24	13	409,43	0,38
<b>Camada 5</b>	1,64 a 1,88	0,24	13	248,03	0,62
<b>Camada 6</b>	1,9 a 2,26	0,36	19	311,80	0,31
<b>Camada 7</b>	2,28 a 2,52	0,24	13	187,74	0,36
<b>Camada 8</b>	2,54 a 3,13	0,6	31	863,81	0,40
<b>Camada 9</b>	3,16 a 4,74	1,58	80	170,12	0,17
<b>Camada 9a</b>	3,16 a 3,76	0,6	31	160,62	0,18
<b>Camada 9b</b>	3,78 a 4,74	0,96	49	176,14	0,15
<b>Camada 10</b>	4,76 a 5,2	0,44	23	424,01	0,48
<b>Camada 11</b>	5,22 a 5,68	0,46	43	262,96	0,17
<b>Camada 12</b>	4,7 a 7,2	1,5	97	538,10	0,73
<b>Camada 13</b>	7,22 a 7,86	0,64	33	308,57	0,16
<b>Camada 14</b>	7,88 a 8,74	0,86	44	394,12	0,40
<b>Camada 15</b>	8,76 a 9,46	0,7	36	541,09	0,40
<b>Camada 16</b>	9,48 a 10,52	1,04	53	391,80	0,21

Tabela 17 Variabilidade do parâmetro  $f_s$  das camadas no perfil do ensaio I1K

	Profundidade (m)	H (m)	n	média (KPa)	COV
<b>Perfil Completo</b>	0,2 a 10,52	10,32	557	3,07	0,94
<b>Camada 1</b>	0,2 a 0,44	0,24	13	0,22	1,34
<b>Camada 2</b>	0,46 a 0,88	0,42	22	6,62	0,42
<b>Camada 3</b>	0,9 a 1,36	0,46	24	1,57	0,50
<b>Camada 4</b>	1,38 a 1,62	0,24	13	4,70	0,23
<b>Camada 5</b>	1,64 a 1,88	0,24	13	3,12	0,53
<b>Camada 6</b>	1,9 a 2,26	0,36	19	1,94	0,39
<b>Camada 7</b>	2,28 a 2,52	0,24	13	1,45	0,29
<b>Camada 8</b>	2,54 a 3,13	0,6	31	7,47	0,42
<b>Camada 9</b>	3,16 a 4,74	1,58	80	1,54	0,19
<b>Camada 9a</b>	3,16 a 3,76	0,6	31	1,45	0,19
<b>Camada 9b</b>	3,78 a 4,74	0,96	49	1,59	0,18
<b>Camada 10</b>	4,76 a 5,2	0,44	23	3,11	0,49
<b>Camada 11</b>	5,22 a 5,68	0,46	43	2,48	0,61
<b>Camada 12</b>	4,7 a 7,2	1,5	97	5,00	0,81
<b>Camada 13</b>	7,22 a 7,86	0,64	33	2,76	0,71
<b>Camada 14</b>	7,88 a 8,74	10,32	44	2,75	0,36
<b>Camada 15</b>	8,76 a 9,46	0,24	36	4,75	0,44
<b>Camada 16</b>	9,48 a 10,52	0,42	53	4,07	0,66

Tabela 18 Variabilidade do parâmetro  $u_2$  das camadas no perfil do ensaio I1K

	<b>Profundidade (m)</b>	<b>H (m)</b>	<b>n</b>	<b>media (KPa)</b>	<b>COV</b>
<b>Perfil Completo</b>	0,2 a 10,52	10,32	557	39,00	1,22
<b>Camada 1</b>	0,2 a 0,44	0,24	13	20,10	0,87
<b>Camada 2</b>	0,46 a 0,88	0,42	22	-17,86	-0,80
<b>Camada 3</b>	0,9 a 1,36	0,46	24	10,98	1,09
<b>Camada 4</b>	1,38 a 1,62	0,24	13	1,06	5,60
<b>Camada 5</b>	1,64 a 1,88	0,24	13	6,15	1,87
<b>Camada 6</b>	1,9 a 2,26	0,36	19	13,38	0,46
<b>Camada 7</b>	2,28 a 2,52	0,24	13	25,12	0,27
<b>Camada 8</b>	2,54 a 3,13	0,6	31	17,80	1,51
<b>Camada 9</b>	3,16 a 4,74	1,58	80	97,00	0,32
<b>Camada 9a</b>	3,16 a 3,76	0,6	31	65,55	0,33
<b>Camada 9b</b>	3,78 a 4,74	0,96	49	116,90	0,15
<b>Camada 10</b>	4,76 a 5,2	0,44	23	101,50	0,34
<b>Camada 11</b>	5,22 a 5,68	0,46	43	47,24	0,25
<b>Camada 12</b>	4,7 a 7,2	1,5	97	113,15	0,30
<b>Camada 13</b>	7,22 a 7,86	0,64	33	160,96	0,18
<b>Camada 14</b>	7,88 a 8,74	10,32	44	172,93	0,18
<b>Camada 15</b>	8,76 a 9,46	0,24	36	187,39	0,12
<b>Camada 16</b>	9,48 a 10,52	0,42	53	236,67	0,12

Foram analisadas as distribuições que apresentaram melhor ajuste para os parâmetros  $q_c$ ,  $f_s$  e  $u_2$  nos ensaios I1S e I1K. O Apêndice C apresenta as tabelas com as informações dos resultados obtidos. Essas distribuições podem ser utilizadas para análise probabilística das curvas de drenagem.

## 5 ANÁLISE DO EFEITO DA VELOCIDADE NO ENSAIO

Neste capítulo, são descritas as simulações numéricas que foram realizadas para avaliar o efeito da velocidade por meio da obtenção de curvas de drenagem teóricas. A seguir apresenta-se a metodologia utilizada para obtenção das curvas de drenagem teóricas, as análises paramétricas da curva de drenagem realizadas e análises numéricas da drenagem considerando a variabilidade do material.

### 5.1 OBTENÇÃO DAS CURVAS TEÓRICAS

A metodologia utilizada para obtenção das curvas teóricas consiste em utilizar a teoria de expansão de cavidade como analogia à penetração do cone, para analisar um modelo em elementos finitos e representar os resultados numéricos nos espaços que relacionam o grau de drenagem ( $U$ ) à velocidade normalizada ( $V$ ) e a resistência normalizada ( $Q$ ) à velocidade normalizada ( $V$ ).

#### 5.1.1 Modelo Numérico - Expansão de Cavidade Cilíndrica

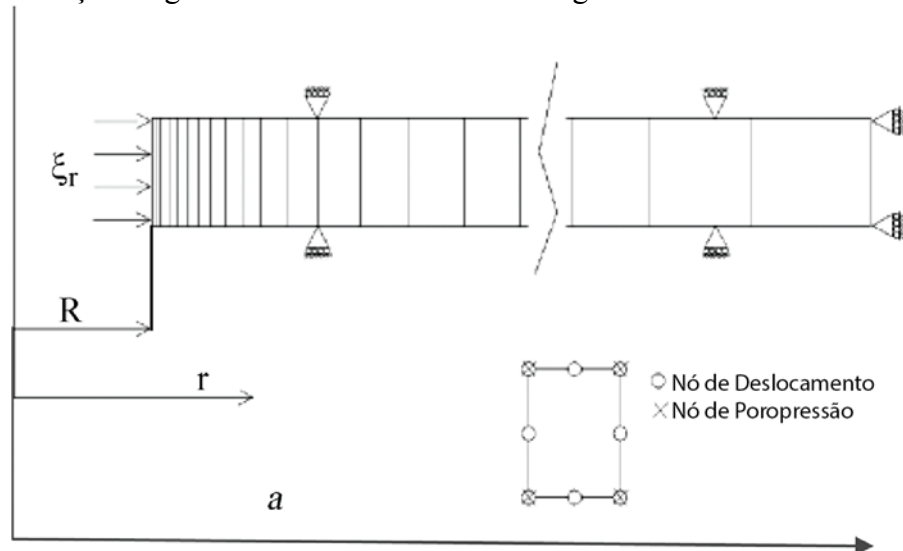
Para simular as tensões causadas pela penetração do cone no solo, um deslocamento radial é imposto à parede de uma cavidade cilíndrica, no sentido de expansão da cavidade. De acordo com H,-S, Yu (2000), a analogia entre a expansão da cavidade e a penetração do cone foi proposta pela primeira vez por Bishop et al, (1945), ao considerar que a pressão necessária para produzir um furo profundo em um meio elástoplástico é proporcional a pressão necessária para expandir uma cavidade do mesmo volume sob as mesmas condições. Esse modelo teórico é aceito para análise e interpretação de diversos problemas em engenharia geotécnica, dentre estes, cravação de estacas (e.g., Osman e Randolph, 2012; Yu,2000) e ensaios de campo (e.g., Teh and Houlsby,1991; Burns e Mayne, 2002; Yu e Mitchell, 1998, Silva et al., 2006; Dienstmann et al. 2018). A ideia consiste em utilizar a teoria de expansão de cavidade como ferramenta capaz de prever padrões de comportamento, com o propósito de estudar o efeito de diferentes parâmetros do material sob o comportamento de drenagem.

### 5.1.1.1 Geometria do modelo no software Abaqus

O modelo simulado no software *Abaqus* foi definido conforme a abordagem clássica de um modelo axissimétrico, com altura unitária e extensão infinita, conforme pode-se observar na Figura 69.

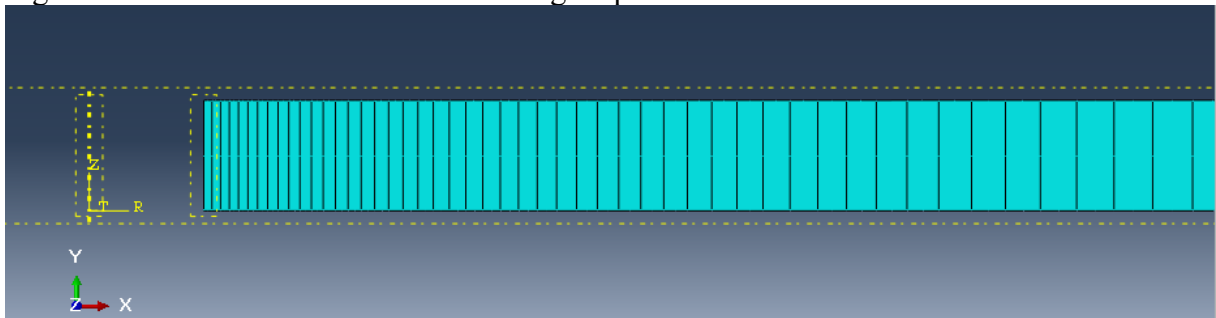
Nesta abordagem considera-se o solo como meio isotrópico no qual um cilindro de comprimento infinito irá ser expandido. O cilindro modelado possui um raio inicial  $R$  de 17,85mm, raio que representa um cone de área de  $10\text{mm}^2$ . O cilindro é submetido a um deslocamento máximo  $\zeta_r$  de 10%, Limite adotado visando que as deformações caracterizadas pelo ensaio fossem representativas do domínio das pequenas deformações (DIENSTMANN, 2015). Para o comprimento total do modelo, um raio de influência de 100 vezes o comprimento do raio inicial do cilindro foi considerado ( $a= 17,85\text{m}$ ). A Figura 70 apresenta a geometria adotada com detalhe para a malha na região próxima a face do cilindro. O primeiro elemento é quadrado (comprimento de 17,85mm) e os elementos seguintes têm seu comprimento maior quanto mais afastados do cilindro estão, totalizando 100 elementos no modelo. Os elementos utilizados são do tipo CAX8RP (elementos axissimétricos quadriláteros de 8 nós, biquadráticos para o cálculo de deslocamentos e bilineares para o cálculo de poropressão).

Figura 69 Ilustração da geometria conceitual da modelagem numérica



Fonte: adaptado de Dienstmann et al (2018)

Figura 70 Detalhe da malha utilizada na região próxima a face do cilindro



Fonte: autora (2021)

### 5.1.1.2 Modelo constitutivo adotado

O modelo constitutivo escolhido para caracterizar o material nas análises foi o *CamClay* Modificado (Roscoe e Burland, 1968), que considera o comportamento do material como sendo elastoplástico. A escolha por este modelo constitutivo se fez devido a disponibilidade de ensaios de laboratório que caracterizassem os parâmetros do estado crítico.

Os parâmetros que compõem o modelo são:

$\lambda$  = índice de compressão do solo;

$\kappa$  = índice de descompressão-recompressão do solo;

$M$  = inclinação da linha do estado crítico no plano  $p' \times q'$ ;

$G$  = módulo de cisalhamento elástico;

$p_0$  = tensão inicial no solo;

$k$  = permeabilidade do solo;

$e_0$  = índice de vazios inicial,

O coeficiente  $\lambda$  é igual a inclinação da linha de compressão normal isotrópica e pode ser calculado a partir de valores típicos da razão de compressão  $Cc/(1 + e_0)$  obtida em ensaios de laboratório. Para o índice de recompressão ( $\kappa$ ), adotou-se a relação  $0,2 \lambda$ . O parâmetro  $M$  é obtido com base nas trajetórias de tensões dos ensaios triaxiais, Seu valor é igual a inclinação da linha do estado crítico no plano  $p' \times q'$  e pode ser relacionado com o ângulo de atrito de acordo com a equação (32).

$$M = \frac{6 \operatorname{sen} \phi'}{3 - \operatorname{sen} \phi'} \quad (32)$$



O nível de tensões e índice de vazios pode ser obtido com base nos resultados de campo e laboratório para a profundidade a ser avaliada. Ensaio de laboratório e campo podem ser utilizados para determinação da permeabilidade. O módulo de cisalhamento elástico  $G$  pode ser obtido por ensaios com medidas sísmicas tanto em campo como laboratório.

### 5.1.1.3 Tensões Iniciais

Sabe-se que a instalação de um cilindro no solo altera o estado de tensões iniciais, no entanto, são escassas as medidas da variação das tensões ao longo da distância radial. No trabalho de Randolph and Wroth (1979) pode ser encontrado um compilado de medidas experimentais da poropressão gerada na vizinhança de estacas inseridas no solo. Destes resultados observa-se que a máxima poropressão encontra-se próxima da face do cilindro e que o valor decai radialmente. Com base nestes dados experimentais, Randolph and Wroth (1979), Morris e Willians (2000), Poulos e Davis (1980), apresentam equações para distribuição radial do excesso de poropressão gerado durante a instalação. Essas expressões foram utilizadas por Dienstmann (2015) para estabelecer uma proposta de função inicial de distribuição radial de poropressão  $u_0(r)$ , que além de representar as tendências observadas em campo fosse rigorosa em relação a condição de impermeabilidade na face do cilindro, equação (33).

$$u_0(r) = u_{0,max} \frac{\mathcal{F}(r)}{\mathcal{F}(R)} \text{ com } \mathcal{F}(r) = 1 - \frac{a}{r} + \frac{a}{R} \ln \frac{a}{r} \text{ for } R \leq r \leq a \quad (33)$$

Onde:

$u_{0,max}$  = valor máximo da poro-pressão gerada pela inserção do cilindro,  
 $a$  = raio de influência, que representa a distância a partir da qual a influência do excesso de poropressão é nula

Nas modelagens realizadas neste estudo, adotou-se a equação (33) para o campo de tensões iniciais, sendo  $a/R$  adotado como 25 e  $u_{0,max}$  estimado da equação (34), análoga à poropressão gerada durante a fase de cisalhamento em um ensaio triaxial não drenado.

$$u_{0,max} = \frac{p_{c0}}{2} (1 + M_{cs}) \quad (34)$$

Onde:

$u_{0,max}$  = valor máximo da poro-pressão gerada pela inserção do cilindro  
 $p_{c0}$  = pressão de consolidação inicial de referência;  
 $M_{cs}$  = inclinação da linha de estado crítico

O valor de  $a=25R$  foi adotado como referência no presente estudo, no entanto, é importante observar que valores para a região de influência de poropressões, raio de influência  $a$ , variam de  $a=2R$  à  $a=60R$  (Dienstmann, 2015).

#### 5.1.1.4 Expansão do Cilindro

Para simular a expansão do cilindro, um deslocamento é aplicado às paredes do mesmo. Para fins deste estudo foram realizadas análises limitando a deformação máxima em 5% e em 10% da extensão do raio do cilindro.

Os deslocamentos aplicados são limitados para esta deformação local máxima para atender a premissa do modelo de pequenas deformações. Entretanto, conforme ressalta Dienstmann et al, (2016), uma deformação maior que 10% seria mais apropriada para observar o comportamento do solo durante a cravação do cone.

### 5.1.2 Representação dos resultados no espaço $Q \times V$ e $U \times V$ (ou Curva de Drenagem)

As análises numéricas foram realizadas sob diferentes velocidades de expansão e as respostas foram representadas em termos dos parâmetros normalizados do ensaio de piezocone -  $U$  e  $Q$  - com o objetivo principal de observar a partir de qual velocidade o ensaio ocorre sem gerar excesso de poropressão:

- $U = u/u_{\max}$  é adimensional e varia de 0 a 1;

Onde  $u$  é o excesso de poropressão devido a expansão, medido na face do cilindro, para uma dada modelagem;

$u_{\max}$  é o excesso de poropressão, medido na face do cilindro, em uma expansão totalmente não drenada,

- $Q$  - resistência normalizada – podendo ser expressa por:

$$Q = q_t / q_t \tilde{n} dr \text{ ou } Q = q_t / \sigma'_0 \quad (35)$$

Onde:

$q_t$  = resistência real mobilizada do piezocone em um dado instante

$q_t \tilde{n} dr$  = resistência real mobilizada do piezocone não drenada

$\sigma'_0$  = tensão radial efetiva inicial

Para converter as tensões na face do cilindro geradas pela expansão em valores de resistência do piezocone, foi utilizada a equação (35) apresentada por LeBlanc e Randolph (2008). Baseada na condição de equilíbrio das tensões verticais que atuam no cone, a equação (36) pode ser usada para obter a resistência da ponta do piezocone.

$$q_t = \frac{\sigma'_r \left(1 - \frac{\tan \delta}{\tan \alpha}\right)}{(1 - \tan \delta \tan \alpha)} + u \quad (36)$$

Onde:

$\alpha$  = a metade do ângulo da ponta do cone ( $60^\circ = 2$ )

$\delta$  = atrito da interface, considerado como  $\phi'$ ;

$\sigma'_r$  = tensão radial de expansão obtida pela análise numérica da expansão.

Com o objetivo de verificar os efeitos da velocidade de ensaio sobre a resistência e a poropressão, ambos parâmetros Q e U foram analisados em função da velocidade normalizada (V), onde

•  $V = v.d/c_h$ , onde  $v$  é a velocidade de penetração do cone,  $d$  é o diâmetro do cone e  $c_h$  é o coeficiente de adensamento horizontal do solo.

Os valores do coeficiente de consolidação horizontal  $c_h$  foram calculados com base nos mesmos parâmetros de entrada do modelo, conforme a equação (33).

Onde  $\sigma'_{rr0}$  refere-se à tensão radial efetiva inicial.

## 5.2 ANÁLISES DAS CURVAS DE DRENAGEM TEÓRICAS

Duas etapas de análises foram realizadas aplicando o método de obtenção de curvas de drenagem teóricas: análise paramétrica da curva de drenagem numérica e análises numéricas da drenagem considerando a variabilidade do material.

### 5.2.1 Análise paramétrica da curva de drenagem numérica

Para verificação da sensibilidade dos parâmetros do solo envolvidos no problema, foram realizadas algumas modelagens para avaliar o efeito destas variações nas condições de

drenagem do ensaio. As análises objetivaram simular um material de mesmas características do rejeito de mineração de ouro. Desta forma, diferentes análises foram realizadas alterando os parâmetros do solo, visando identificar a influência de cada um deles na curva de drenagem.

Para tal, foram realizadas simulações numéricas para diferentes valores do coeficientes de compressão ( $\lambda$ ), permeabilidade ( $k$ ), ângulo de atrito ( $\phi'$ ), e módulo de cisalhamento ( $G_0$ ),

Os parâmetros utilizados são apresentados na Tabela 19. Estes valores foram derivados dos resultados das investigações de campo e laboratório apresentados no Item 3.1 e em valores típicos apresentados na literatura, sendo adequados a faixa de variação observada nos ensaios executados em rejeitos de ouro.

Tabela 19 Parâmetros de entrada do material inseridos no modelo

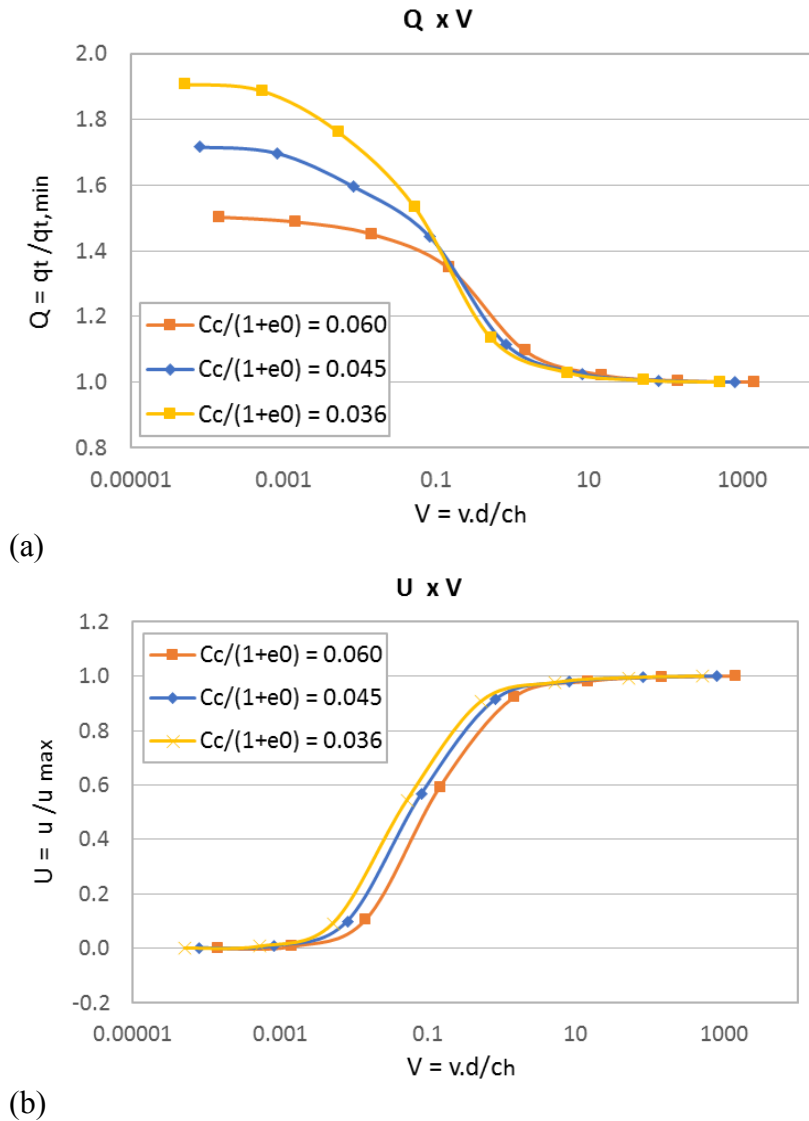
Parâmetro	Valor
$\lambda$	0,060; 0,045; 0,036
$\kappa$	0,012; 0,009; 0,0072
M	1,0; 1,2; 1,4
$G_0$	10 GPa; 30GPa; 50GPa
$p'c_0$	100 kPa (para profundidade aproximada 5m)
$p'_0 = p'c_0/2$	50 kPa
$u_{0,max} = pc_0 (1+M)/2$	110 kPa
$k$	1E-6; 1E-7; 1E-8 (m/s)
$e_0$	1,2

Para cada combinação de parâmetros do solo, foram realizadas análises numéricas em diferentes velocidades de expansão. Os resultados são discutidos a seguir.

### **Coefficiente de compressão ( $\lambda$ )**

A influência da compressibilidade do solo sobre os parâmetros normalizados Q e U é apresentada na Figura 71. Na Figura 71(a) observa-se que um incremento na rigidez produz um incremento na resistência normalizada para a condição drenada. Já na condição não drenada não é observada influência desse parâmetro. No espaço  $U$  versus  $V$ , Figura 71(b), observa-se que um incremento na rigidez resulta em um processo de dissipação mais rápido (tanto a transição de drenado para parcialmente drenado e de parcialmente drenado para não-drenado acontece em valores inferiores de V quando o material apresenta maior rigidez).

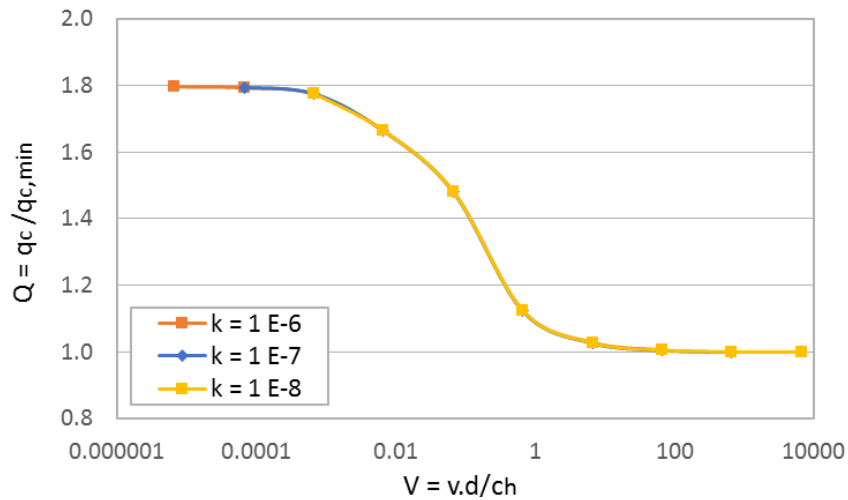
Figura 71 - Resistência de ponta normalizada ( $Q$ ) e poropressão normalizada ( $U$ ) para diferentes compressibilidades



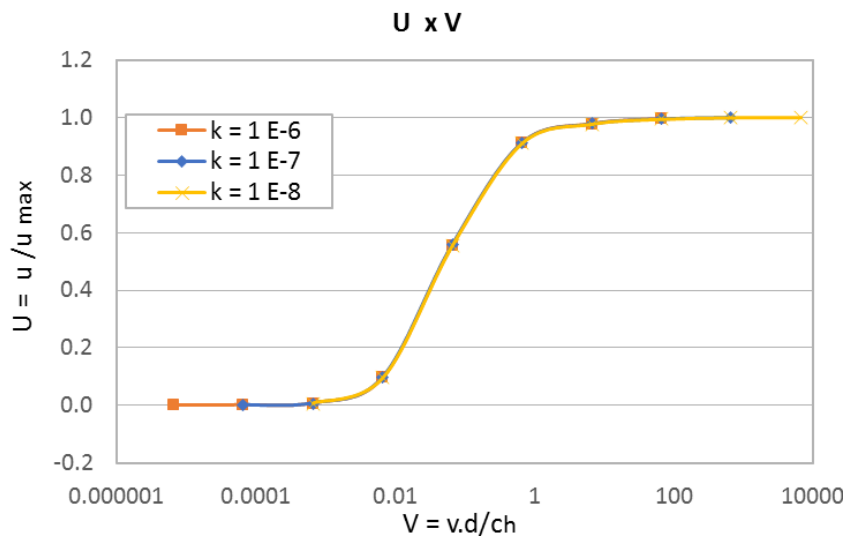
### Permeabilidade ( $k$ )

Para verificar a influência da permeabilidade do solo sobre os parâmetros normalizados, foram realizadas análises com  $k = 1^{-6}$  m/s,  $k = 1^{-7}$  m/s,  $k = 1^{-8}$  m/s. Conforme observa-se na Figura 72, as variações na permeabilidade não provocam alterações nas condições de drenagem quando observados os resultados no espaço normalizado  $U$  versus  $V$ , bem como no espaço normalizado  $Q$  versus  $V$ .

Figura 72 - Resistência de ponta normalizada (Q) e poropressão normalizada (U) para diferentes permeabilidades  $Q \times V$



(a)

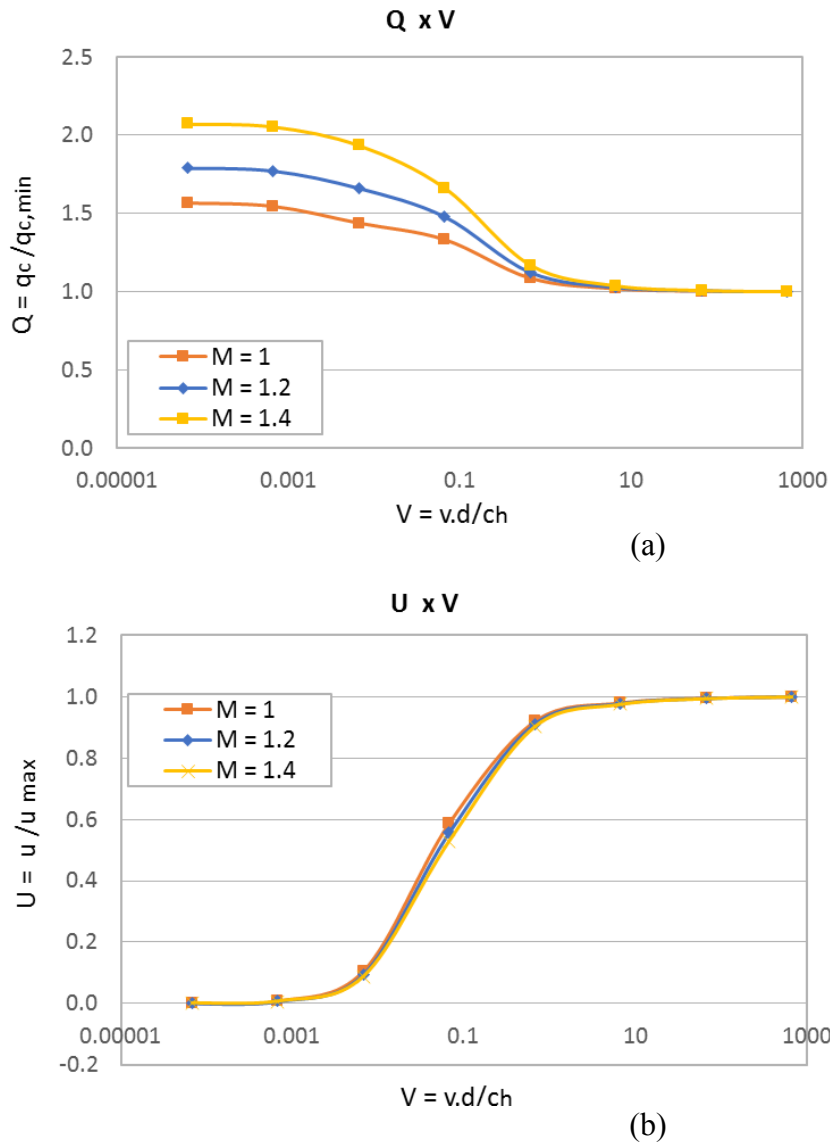


(b)

### Ângulo de atrito ( $\phi$ )

A Figura 73 apresenta o resultado das variações do ângulo de atrito sobre os resultados das curvas de drenagem nos espaços normalizados  $V \times U$  e  $V \times Q$ . Foram modelados coeficientes de atrito ( $M$ ) de 1,0; 1,2 e 1,4, que representam ângulos de atrito de 25,4, 30 e 34,6, respectivamente. Com base nos resultados da Figura 72 observa-se que um incremento em  $M$  não altera as curvas normalizadas construídas com base no grau de drenagem ( $U$ ) porém influencia de forma direta os valores das resistências drenadas previstas: um incremento em  $M$  incrementa as máximas resistência mobilizadas.

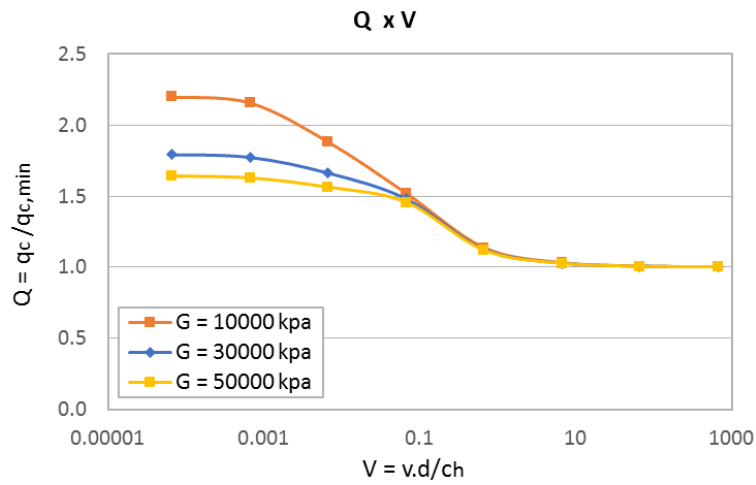
Figura 73- Resistência de ponta normalizada ( $Q$ ) e poropressão normalizada ( $U$ ) para diferentes ângulos de atrito



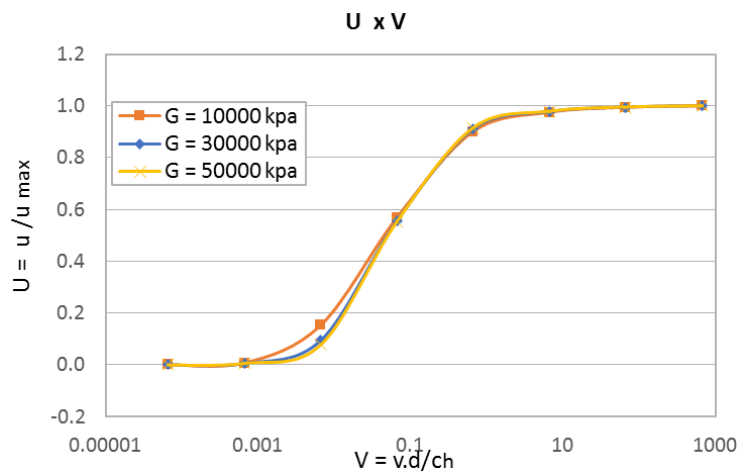
### Módulo de cisalhamento elástico ( $G$ )

A Figura 74 apresenta a análise de variação da rigidez elástica do material, modelada através de diferentes valores do módulo de cisalhamento elástico ( $G$ ). Foram adotados valores de 10 a 50 Gpa. Com base nos resultados da simulação, observa-se que um incremento na rigidez não altera significativamente as curvas representadas no espaço  $V \times U$ . No entanto, um incremento na rigidez produz incrementos nas máximas resistências mobilizadas ( $Q$ ).

Figura 74 - Resistência de ponta normalizada ( $Q$ ) e poropressão normalizada ( $U$ ) para diferentes módulos de cisalhamento



(a)



(b)

Os resultados da análise paramétrica permitiram observar a sensibilidade dos parâmetros sobre a construção das curvas de drenagem. De forma geral, a influência dos parâmetros foi melhor visualizada no espaço de resistências normalizadas  $Q \times V$ . Este espaço será utilizado nas análises de probabilidade, item 5.2.2.



### 5.2.2 Análises numéricas da drenagem considerando a variabilidade do material

Neste item é feita a aplicação da caracterização da variabilidade às simulações numéricas de expansão de cavidade. Esta análise objetiva demonstrar o método proposto para caracterizar de modo racional a razão entre a resistência drenada e não drenada ( $q_{c,max}/q_{c,min}$ ) a partir das curvas de drenagem teóricas. A relação  $q_{c,max}/q_{c,min}$  representa o ponto máximo de resistências definidas nos espaços normalizados de  $V \times Q$ . O Método de Monte Carlo foi utilizado para estimar a função densidade de probabilidade (FDP) de  $q_{c,max}/q_{c,min}$ . Para aplicação do método, a incerteza na estimativa do parâmetro  $M$  (ou  $\phi'$ ) foi incorporada nas análises numéricas. A Tabela 20 apresenta os parâmetros do modelo analisado.

De forma rigorosa, todos os parâmetros do material deveriam ser considerados nesta análise de variação. No entanto, por existir uma correlação direta entre medidas do ensaio de cone ( $q_c$ ) e parâmetro friccional este será utilizado nas análises do presente trabalho.

Tabela 20 Parâmetros de entrada do material inseridos no *Abaqus*

Parâmetro	Valor
$\lambda$	0,041
$\kappa$	0,082
$M$	Valores aleatórios de acordo com a FDP
$G_0$	30GPa
$p'_c0$	100 kPa (para profundidade aproximada 5m)
$p_0 = p'_c0/2$	50 kPa
$u_{0,max} = pc_0 (1+M)/2$	110 kPa
$k$	1E-7
$e_0$	1,2

Em resumo, adotou-se o parâmetro  $M$  como variável de entrada das simulações, parâmetro considerado como valores incertos que devem ser modelados com distribuições de probabilidade. Para aplicação ao problema em estudo (análise de  $q_{c,max}/q_{c,min}$ ) primeiramente foi definido o modelo determinístico, isto é, o modelo para obtenção das variáveis de saída  $q_{c,max}/q_{c,min}$  calculadas a partir dos valores de entrada (parâmetro  $M$ ). Após testar a convergência dos resultados de  $q_{c,max}/q_{c,min}$  (estabilização das iterações), obteve-se a distribuição de frequência para  $q_{c,max}/q_{c,min}$ , a partir da qual podem ser feitas inferências quanto às interações entre as variáveis.

A aplicação do método seguiu as etapas descritas a seguir:

a) O conjunto de valores do parâmetro  $M$  do ensaio I1K foi analisado no software EasyFit para obter a melhor FDP ajustada para o parâmetro.

b) Com base na FDP ajustada, foram obtidos valores aleatórios para o parâmetro  $M$ . Os valores aleatórios foram gerados pelo próprio *EasyFit* a partir das características da FDP de ajuste.

c) A partir da etapa b) foram gerados 100 valores aleatórios do parâmetro  $M$  para realização de análises de expansão no *Abaqus*. Com base nos 100 valores aleatórios, foram realizadas 100 análises variando apenas o parâmetro  $M$ , e o processo foi repetido para as 5 velocidades analisadas, totalizando 500 análises.

d) Com base nos resultados obtidos na etapa c), foram obtidos os modelos matemáticos para expressar o comportamento das tensões na expansão - tensão radial  $\sigma_{rr}$  e poropressão  $POR$  - em função do parâmetro  $M$ . As relações matemáticas  $\sigma_{rr} = f(M)$  e  $POR = f(M)$ , que descrevem os resultados da análise numérica de expansão em função da variável  $M$ , foram obtidas através do ajuste de uma curva aos pontos no plano  $\sigma_{rr} \times M$  e plano  $POR \times M$ . Cada ponto  $(M, POR)$  e  $(M, \sigma_{rr})$  representa uma análise realizada no *Abaqus*, assim totalizando os 100 pontos variando apenas o parâmetro  $M$ . Vale ressaltar que as equações foram obtidas para cada uma das 5 velocidades analisadas. O exemplo apresentado na Figura 75 ilustra os resultados desta etapa de cálculo para a velocidade de 0,02 m/s: A equação polinomial de correlação entre a variável de entrada  $M$  e as variáveis de saída  $POR$  e  $\sigma_{rr}$  foi obtida por ajuste polinomial de mínimos quadrados. Todas equações obtidas nessa etapa apresentaram coeficiente de determinação ( $R^2$ ) superior a 0,99, portanto foram adotadas como modelo matemático para solução determinística do problema de expansão em função da variável  $M$ . A partir do modelo matemático obtido para cálculo das variáveis de saída  $POR$  e  $\sigma_{rr}$ , posteriormente calculam-se os demais parâmetros de saída de interesse para estudo das condições de drenagem.

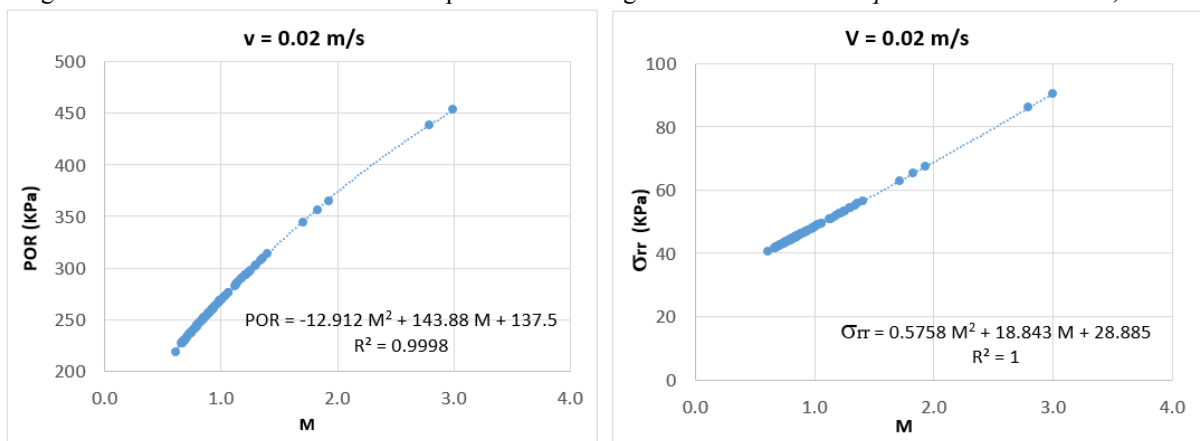
e) Com base nas equações obtidas na etapa d), foram plotadas as curvas de drenagem  $q_c/q_{cmin} \times V$  para alguns valores do parâmetro  $M$  pré-determinados. Os valores do parâmetro  $M$  escolhidos para esta etapa de análise foram os valores médios (obtidos por média aritmética) do perfil completo e de algumas camadas. Nesta etapa de análise foi obtida uma curva de drenagem característica para cada camada analisada, bem como uma curva característica para o perfil completo. Em cada curva gerada foi obtida a razão entre a resistência drenada e não drenada ( $q_{c,max}/q_{c,min}$ ). Como resultado desta etapa de análise, obteve-se  $q_c/q_{cmin}$  determinístico para o perfil completo, bem como o  $q_c/q_{cmin}$  determinístico de cada uma das camadas analisadas.

f) A etapa b) foi realizada para o perfil completo e em seguida para as mesmas camadas do ensaio I1K avaliadas na etapa e). Para cada camada, e para o perfil completo, foram gerados 1000 valores aleatórios do parâmetro M com base nas respectivas FDP's. Vale ressaltar, que cada camada teve a sua FDP definida a partir do ajuste realizado no software *EasyFit*.

g) A solução matemática definida da etapa d) foi aplicada para os 1000 valores de M, obtendo 1000 valores  $q_{c,max}/q_{c,min}$ . Após testar a convergência dos resultados de  $q_{c,max}/q_{c,min}$  (estabilização das iterações), foi realizada a comparação com a solução determinística (relativa ao parâmetro M obtido por média aritmética dos valores empíricos de cada camada).

h) Após a convergência dos resultados de  $q_{c,max}/q_{c,min}$ , estimou-se a FDP para  $q_{c,max}/q_{c,min}$ , e a partir deste função, foi possível fazer inferências quanto às interações entre as variáveis.

Figura 75 – Tensões  $POR$  e  $\sigma_{rr}$  obtidas para 100 modelagens realizadas no *Abaqus* na velocidade de 0,02 m/s



Cabe destacar que a utilização das equações de tendência descritas em d) e exemplificada na Figura 75 foi um artifício numérico utilizado para acelerar a obtenção dos resultados da modelagem. Este artifício não exclui a necessidade de realização de modelagens complementares no software *Abaqus*.

A Figura 76 apresenta a etapa a) do método para o perfil completo, onde o ângulo de atrito médio e o parâmetro M médio (obtidos por média aritmética) é  $23,35^\circ$  e 0,915, respectivamente. A FDP que melhor se ajustou para o parâmetro M do perfil completo foi a Burr (4P).

A escolha das camadas foi baseada no tamanho amostral e no COV, onde buscou-se amostras com maior número de parâmetros e menor COV. Neste sentido serão discutidas as

Camadas 2, 9, 12 e 13 apresentadas na Tabela 17, com número mínimo de 22 pontos. A Figura 77 à Figura 80 apresentam o histograma dos valores do parâmetro  $M$  para cada camada e a FDP ajustada.

Na Camada 2, obteve-se por média aritmética o valor de  $37,13^\circ$  para o ângulo de atrito médio, que representa um parâmetro  $M$  de 1,51. A FDP que melhor se ajustou para esta camada foi a Weibull 3p, conforme pode ser visto na Figura 77.

Na Camada 9, a FDP que melhor se ajustou foi a Log-Logistic, conforme pode ser visto na Figura 78. O ângulo de atrito médio e o parâmetro  $M$  médio (obtidos por média aritmética) foi  $19,62^\circ$  e 0,76, respectivamente.

O histograma e FDP ajustada para a Camada 12 está apresentado na Figura 79. A FDP ajustada segue o modelo Fatigue Life 3P, e os valores médios obtidos por média aritmética da amostra são  $22,31^\circ$  para o ângulo de atrito e 0,870 para o parâmetro  $M$ .

A FDP que melhor se ajustou à Camada 13 foi a Burr, conforme pode ser visto na Figura 80. Os valores obtidos por média aritmética amostral foram de  $24,90^\circ$  e 0,98.

A Tabela 21 sumariza estas informações.

	n	COV	FDP	$\phi$	$M$
Perfil completo	517	0.24	Burr	23,35	0,91
Camada 2	22	0.10	Weibull 3p	37,13	1,51
Camada 9	80	0.06	Log-logistic	19,62	0,76
Camada 12	77	0.16	Fatigue life 3p	22,31	0,87
Camada 13	33	0.18	Burr	24,90	0,98

Figura 76 - IIK – Parâmetro  $M$  - Histograma e FDP ajustada – Perfil Completo

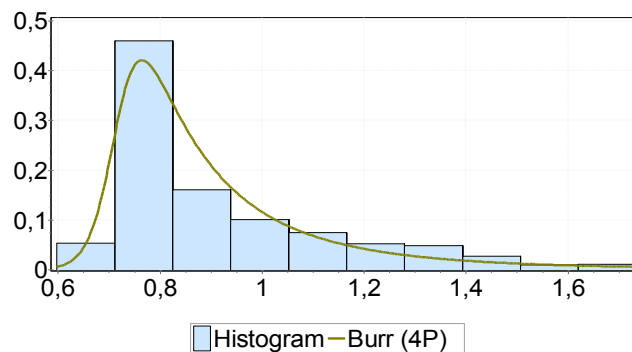


Figura 77 - I1K – Parâmetro M - Histograma e FDP ajustada – Camada 2

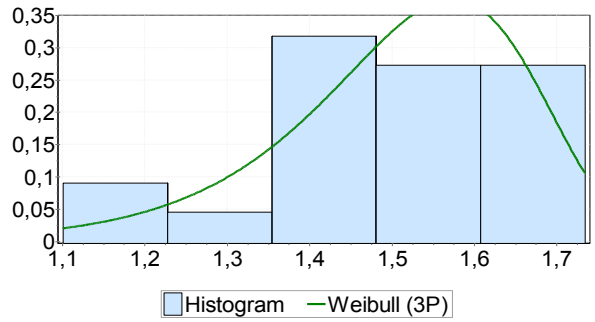


Figura 78 - I1K – Parâmetro M - Histograma e FDP ajustada – Camada 9

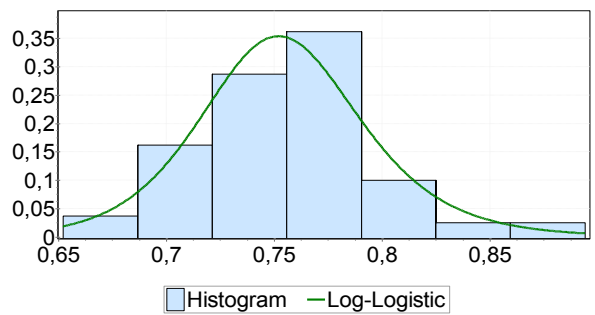


Figura 79 - I1K – Parâmetro M - Histograma e FDP ajustada – Camada 12

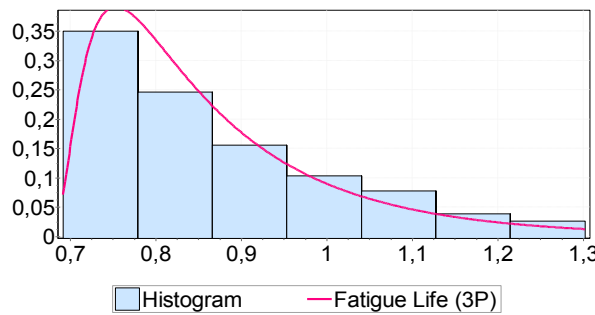
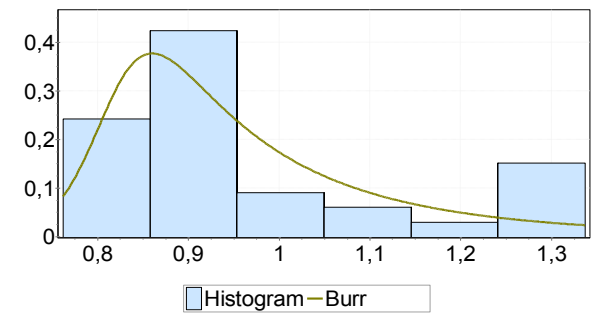
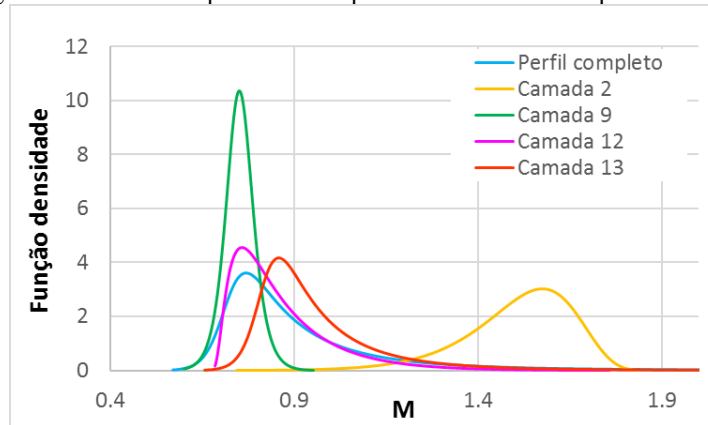


Figura 80 - I1K – Parâmetro M - Histograma e FDP ajustada – Camada 13



A Figura 81 apresenta as FDP's do parâmetro  $M$  para cada camada e do perfil completo, utilizadas para geração dos valores aleatórios de cada camada.

Figura 81 – FDP's do parâmetro  $M$  para cada camada e do perfil completo



A Figura 83 apresenta o resultado do cálculo de  $q_{c,max}/q_{c,min}$  através do MMC para o perfil completo do ensaio I1K. A Figura 82 apresenta estes resultados no espaço  $Q \times V$  também para o perfil completo do ensaio I1K. Para construção da curva apresentada na Figura 82, foi obtido o valor médio de  $Q$  após as 1000 iterações, para cada uma das 5 velocidades analisadas. Na Figura 83 (a) verifica-se que a razão entre a resistência drenada e não drenada obtida pelo Método de Monte Carlo (1,79) foi superior àquela obtida na análise determinística (1,74). Para verificar a convergência da variável de saída, adotou-se a tolerância de 0,5%. Conforme pode ser visto na Figura 83 (b), a convergência foi atingida após 955 iterações. A probabilidade de se obter um  $q_{c,max}/q_{c,min}$  superior ao obtido na análise determinística é de 34,4%, sendo 65,6% a probabilidade de se obter um  $q_{c,max}/q_{c,min}$  inferior ao obtido na análise determinística.

A avaliação foi feita de forma análoga para o parâmetro de poropressão normalizado  $u/u_{max}$ , onde verificou-se que para o material com estas características, o ensaio na velocidade padrão produz com comportamento praticamente 100% não drenado. Obteve-se o valor de 0,994 para o parâmetro  $u/u_{max}$ , na velocidade padrão pelo método determinístico e 0,995 pelo método probabilístico. Desta forma, prosseguiu-se com análise do efeito da velocidade em termos do parâmetro normalizado  $Q$ .

Figura 82 – Comparação modelo determinístico x probabilístico (MMC) para a curva  $Q \times V$

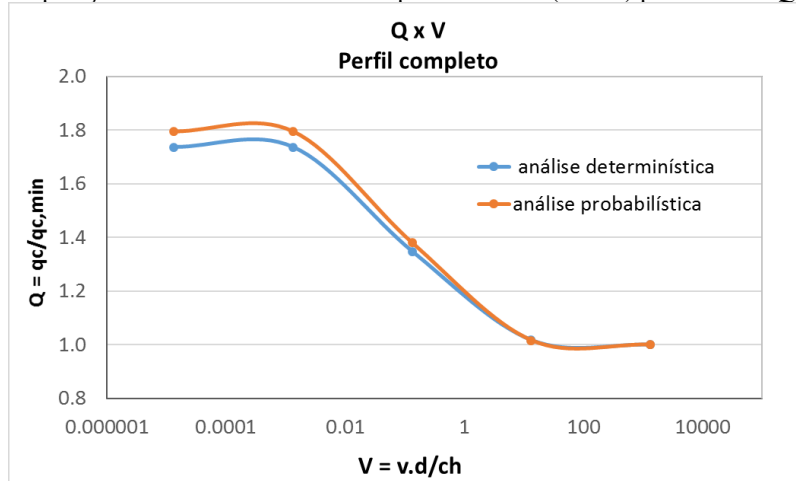
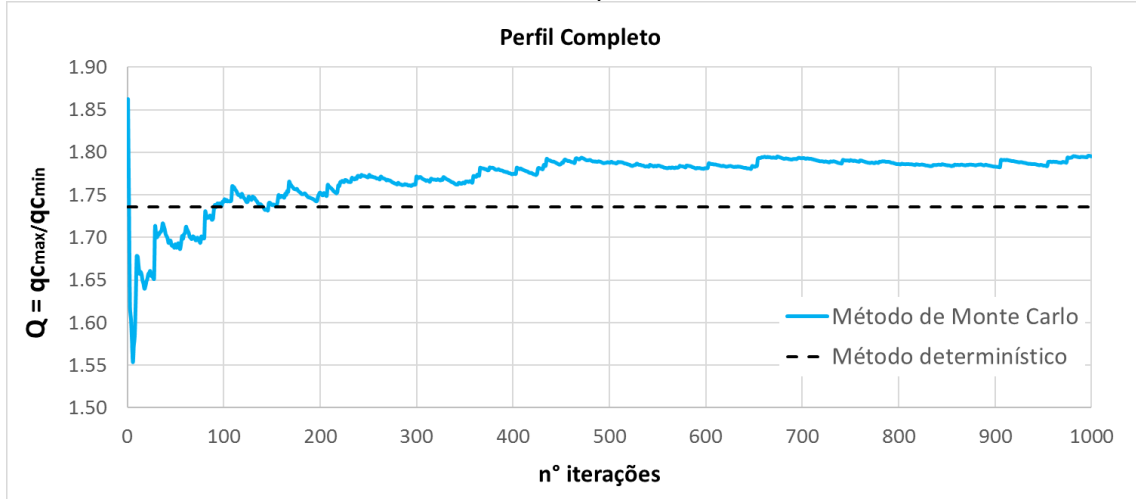
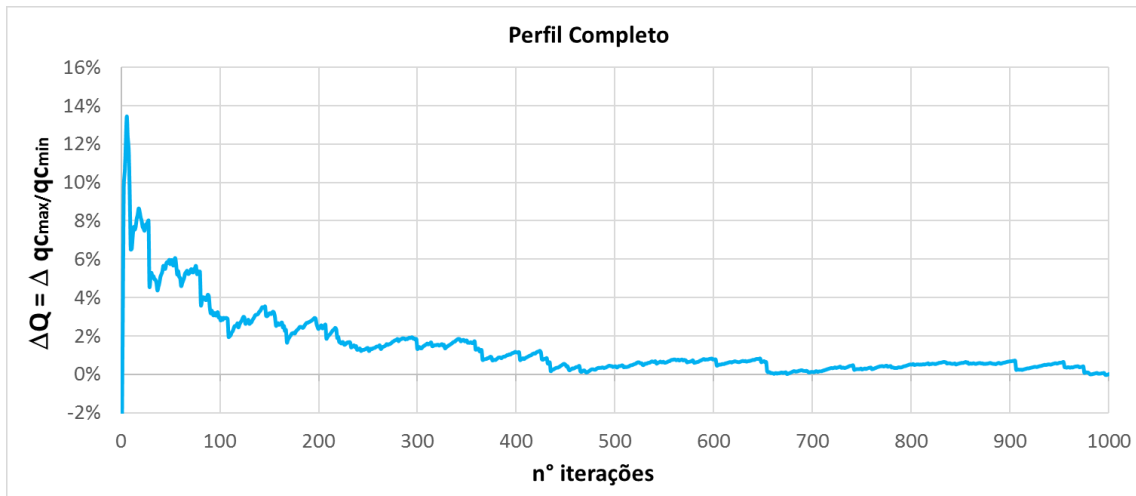


Figura 83 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K Perfil Completo



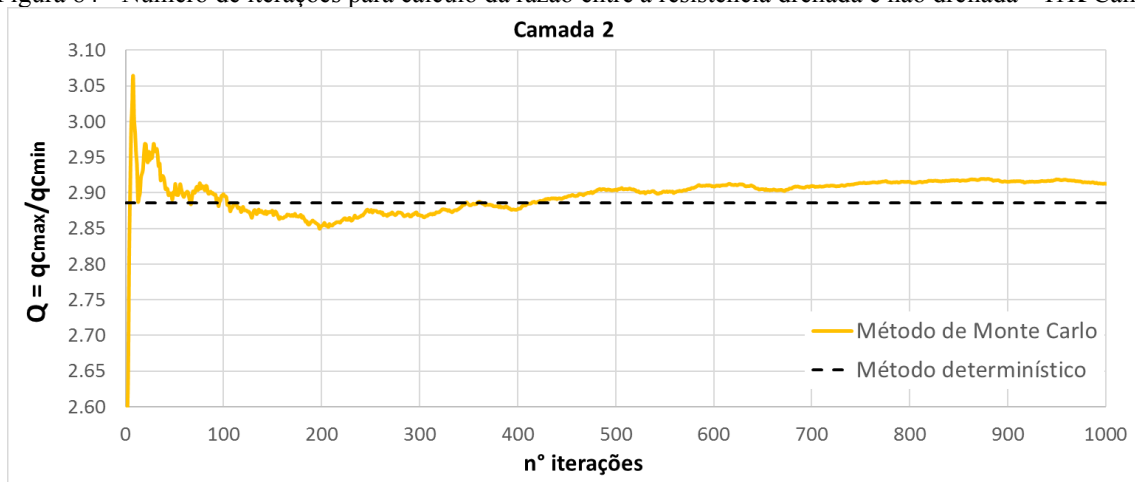
(a)



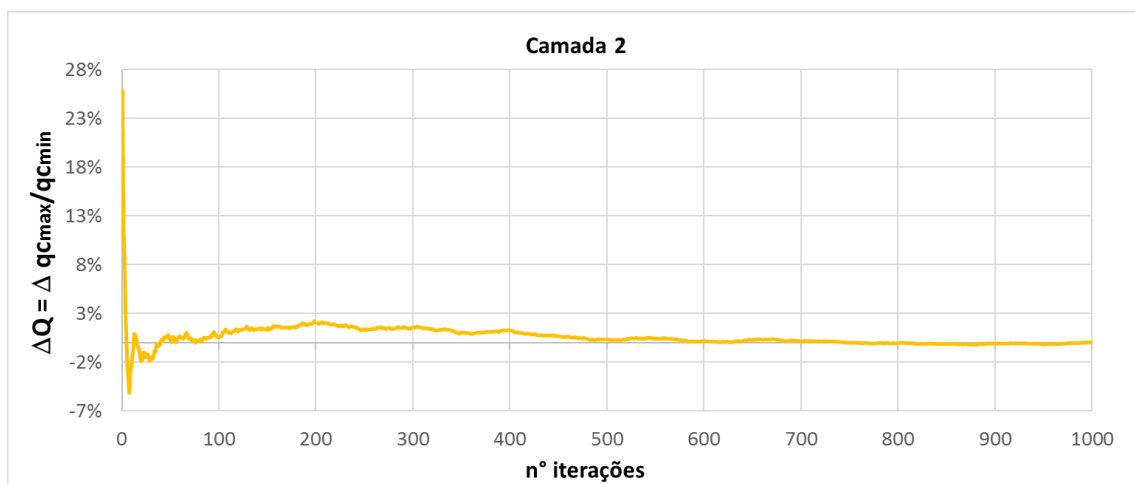
(b)

A Figura 84 apresenta o resultado do cálculo de  $q_{c,max}/q_{c,min}$  através do MMC para a camada 2 do ensaio I1K. Na Figura 84 (a) verifica-se que a razão entre a resistência drenada e não drenada obtida pelo Método de Monte Carlo (2,91) foi superior àquela obtida na análise determinística (2,89). Conforme pode ser visto na Figura 84 (b), a convergência foi atingida após 469 iterações (tolerância de 0,5%). A probabilidade de se obter um  $q_{c,max}/q_{c,min}$  superior ao obtido na análise determinística é de 55%, sendo 45% a probabilidade de se obter um  $q_{c,max}/q_{c,min}$  inferior ao obtido na análise determinística.

Figura 84 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K Camada 2



(a)

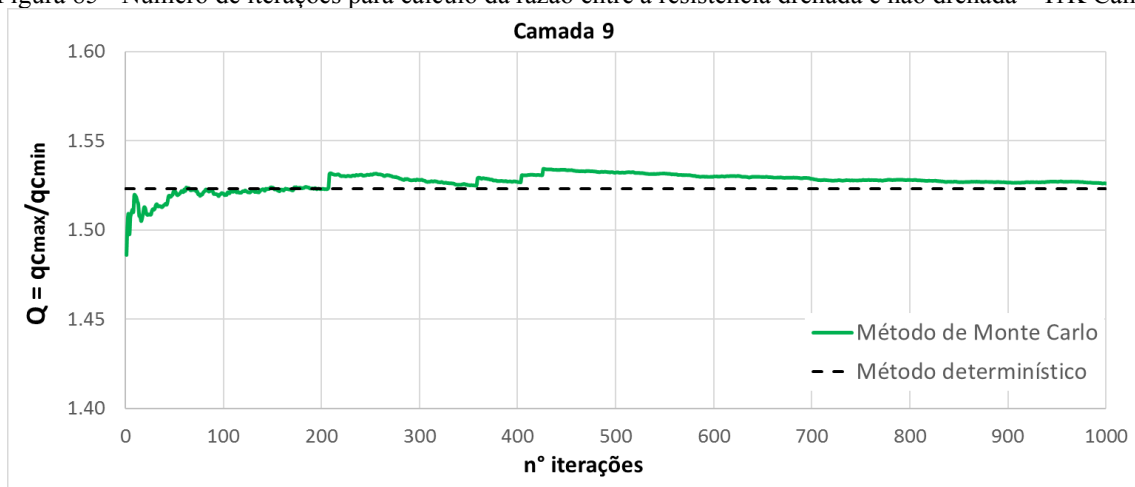


(b)

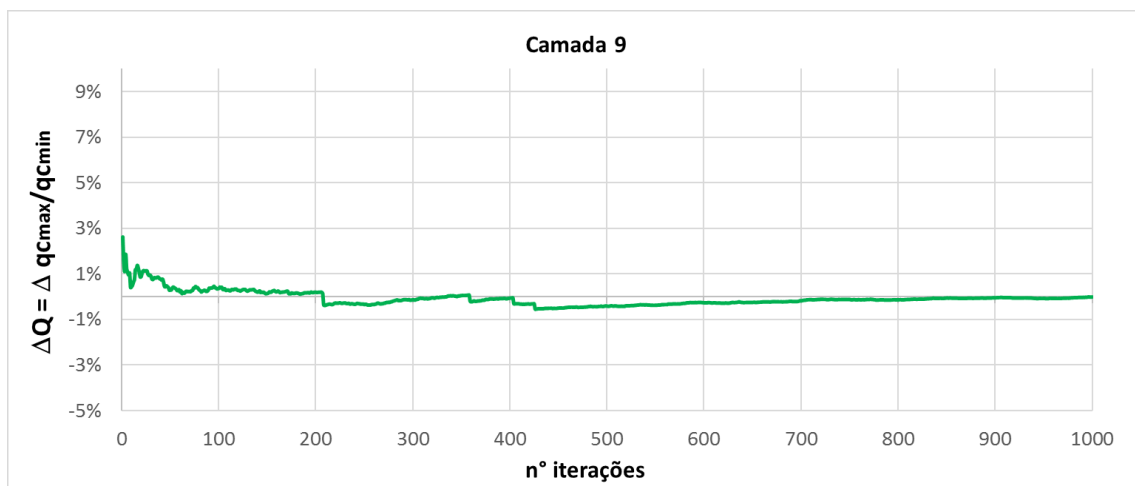


A Figura 85 apresenta o resultado do cálculo de  $q_{c,max}/q_{c,min}$  através do MMC para a camada 9 do ensaio I1K. Na Figura 85 (a) verifica-se que a razão entre a resistência drenada e não drenada obtida pelo Método de Monte Carlo (1,53) ficou muito próxima daquela obtida na análise determinística (1,52). Conforme pode ser visto na Figura 85 (b), a convergência foi atingida após 50 iterações (tolerância de 0,5%). Observa-se que este modelo apresentou rápida convergência devido a menor variabilidade da camada. A probabilidade de se obter um  $q_{c,max}/q_{c,min}$  superior ao obtido na análise determinística é de 45,1%, sendo 54,9% a probabilidade de se obter um  $q_{c,max}/q_{c,min}$  inferior ao obtido na análise determinística.

Figura 85 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K Camada 9



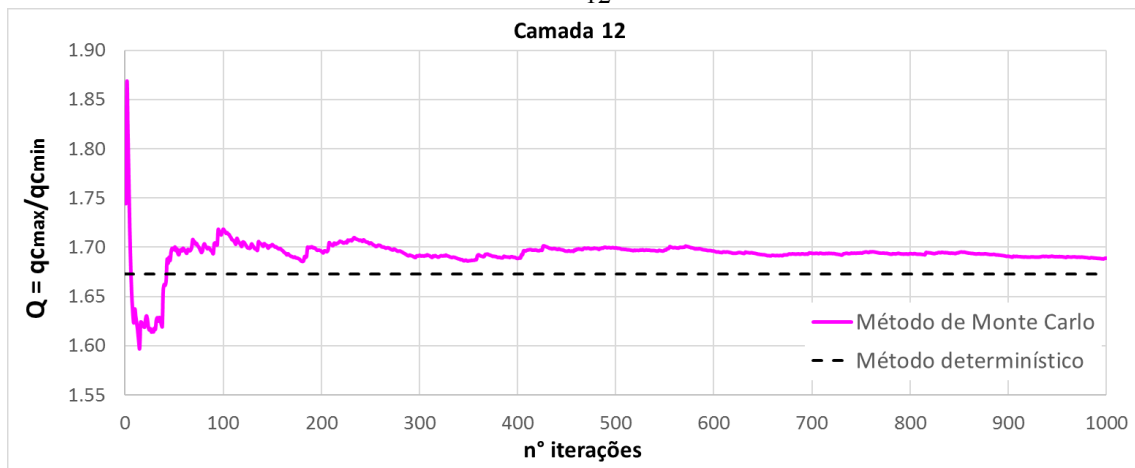
(a)



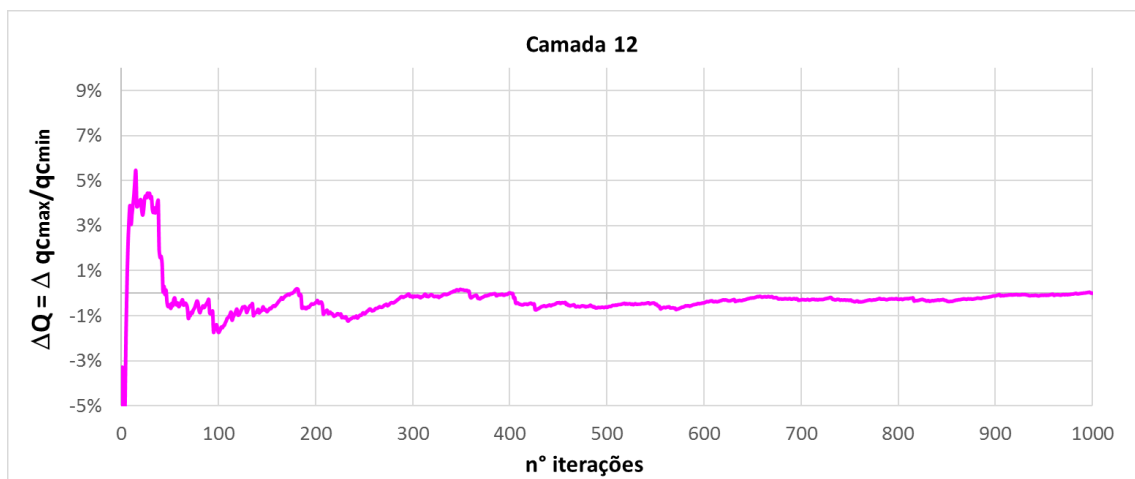
(b)

A Figura 86 apresenta o resultado do cálculo de  $q_{c,max}/q_{c,min}$  através do MMC para a camada 12 do ensaio I1K. Na Figura 86 (a) verifica-se que a razão entre a resistência drenada e não drenada obtida pelo Método de Monte Carlo (1,69) foi superior àquela obtida na análise determinística (1,67). Conforme pode ser visto na Figura 86 (b), a convergência foi atingida após 36 iterações (tolerância de 0,5%).

Figura 86 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K camada 12



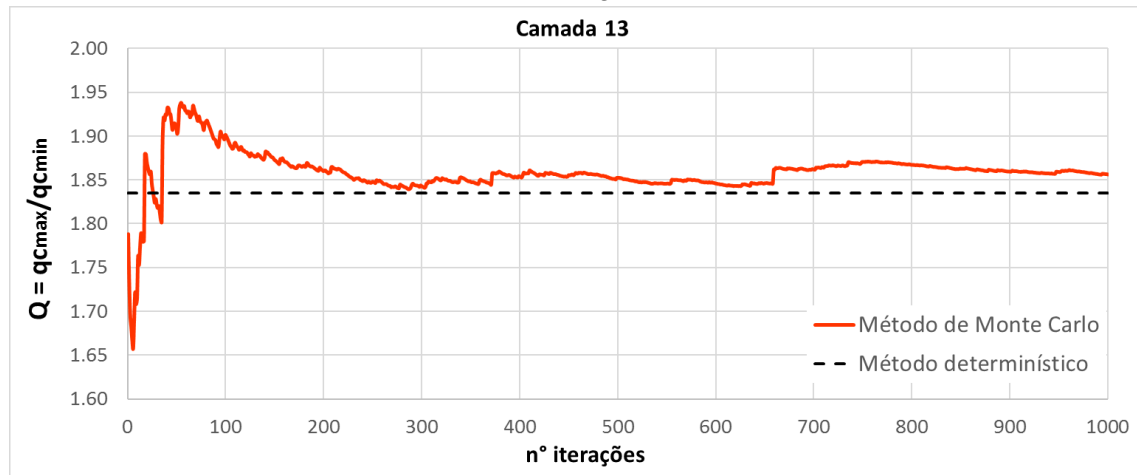
(a)



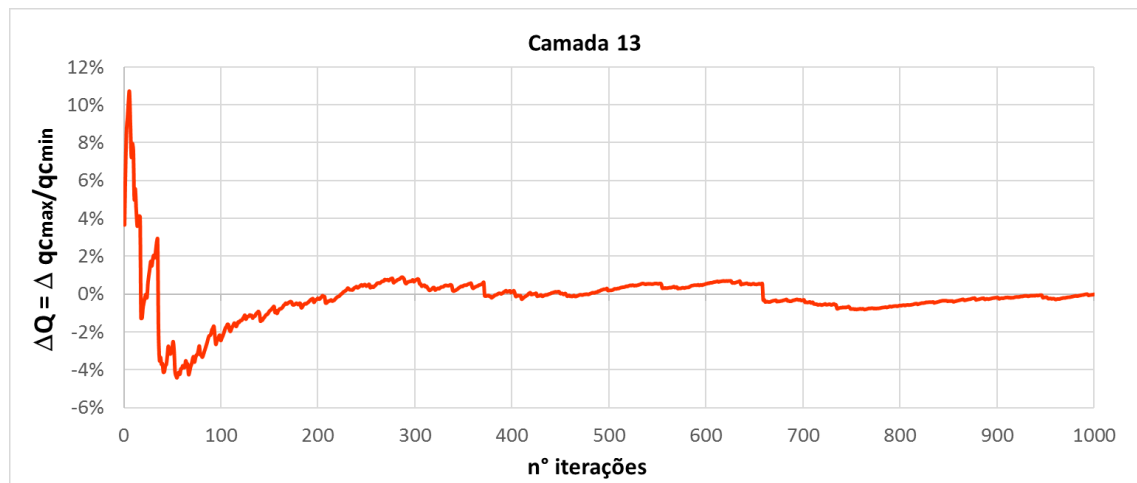
(b)

A Figura 87 apresenta o resultado do cálculo de  $q_{c,max}/q_{c,min}$  através do MMC para a camada 2 do ensaio I1K. Na Figura 87 (a) verifica-se que a razão entre a resistência drenada e não drenada obtida pelo Método de Monte Carlo (1,86) foi superior àquela obtida na análise determinística (1,83). Conforme pode ser visto na Figura 87 (b), a convergência foi atingida após 372 iterações (tolerância de 0,5%).

Figura 87 - Número de iterações para cálculo da razão entre a resistência drenada e não drenada – I1K camada 13



(a)



(b)

Ao analisar o perfil completo e as camadas individualmente, verifica-se que a maior diferença de resultados no cálculo da resistência normalizada pelo método probabilístico e determinístico se deu na análise do perfil completo. Nota-se que as FDP's das camadas produzem resultados melhores que a FDP do perfil completo. Essa observação valida a prática de pré-selecionar camadas com menor variabilidade para a intensificar a campanha de investigação através de ensaios de campo e/ou de laboratório complementares, como Klahold (2013) realizou na camada aproximada de 3 à 5 m, por exemplo.

Após a verificação da convergência dos resultados de  $q_{c,max}/q_{c,min}$ , estimou-se a FDP para  $q_{c,max}/q_{c,min}$ , de cada camada e do perfil completo, conforme pode ser visto na Figura 88. Observa-se que os resultados da camada 12 e da camada 13 se assemelham mais aos resultados do perfil completo. A partir destas FDP's estimadas, pode-se fazer inferências quanto à

probabilidade de ocorrência de determinados valores de  $q_{c,max}/q_{c,min}$  em cada camada. Neste sentido, alguns resultados estão apresentados na Tabela 22. Conforme pode ser visto nos resultados apresentados na Tabela 22, bem como na Figura 88, observa-se que valores de  $q_{c,max}/q_{c,min}$  entre 1,5 e 2,5 apresentam, de forma geral, maiores probabilidades de ocorrência.

Figura 88 – FDP's da resistência máxima de cada camada obtidas pelo MMC

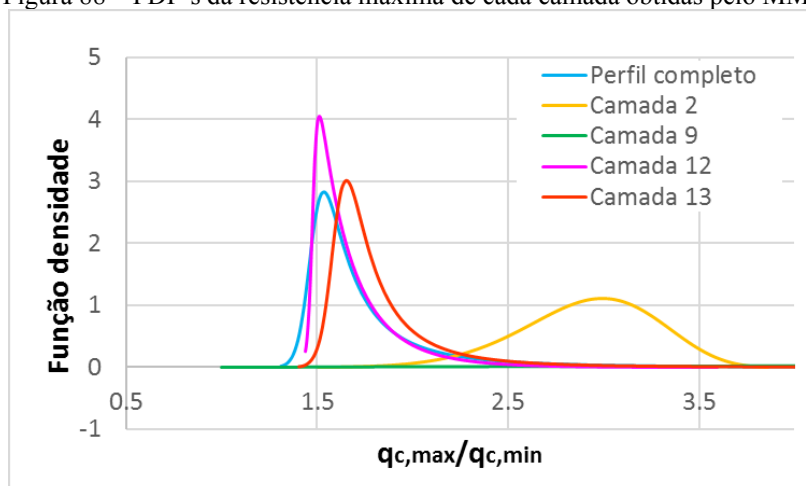


Tabela 22 - Probabilidade de ocorrência de determinadas razões entre a resistência drenada e não drenada

$q_{c,max}/q_{c,min}$	1	1.25	1.5	1.75	2	2.25	2.5
Perfil completo	100.0%	100.0%	83.9%	33.2%	16.3%	8.7%	5.8%
Camada 2	100.0%	100.0%	100.0%	99.8%	98.8%	95.5%	87.1%
Camada 9	100.0%	100.0%	65.5%	0.5%	0.4%	0.4%	0.4%
Camada 12	100.0%	100.0%	87.8%	26.9%	7.4%	2.8%	1.7%
Camada 13	100.0%	100.0%	99.1%	45.8%	17.3%	8.6%	5.7%

A obtenção das FDP's ajustadas possibilitou a obtenção de resultados aleatórios para os parâmetros normalizados: resistência normalizada  $Q$  e poropressão normalizada  $U$ . O material em estudo demonstrou comportamento não drenado para a velocidade padrão. Por este motivo, neste trabalho optou-se por aplicar a análise probabilística ao parâmetro  $Q$  para condições drenadas, conforme exposto anteriormente, considerando assim a variabilidade do material e o efeito da velocidade observado nas análises numéricas.

Porém, vale ressaltar, caso fosse verificada a ocorrência de drenagem parcial em velocidade padrão, seria interessante aplicar estas análises para o parâmetro normalizado  $U$ , de forma análoga às análises realizadas para o parâmetro  $Q$ . Neste caso, a análise poderia fornecer uma estimativa racional da porcentagem de drenagem que ocorre na execução do ensaio com a velocidade padrão.

Além da realização das análises com o Método de Monte Carlo, os valores aleatórios obtidos para o parâmetro  $Q$  e parâmetro  $U$  também possibilitaram a representação dos resultados no espaço  $Q$  versus  $V$  e no espaço  $U$  versus  $V$ . Estes resultados possibilitam a definição do intervalo possível das curvas de drenagem e comparação com dados de campo, conforme pode ser visto na Figura 89 e Figura 90.

Na Figura 89a são apresentados os resultados obtidos para o perfil completo no espaço  $Q$  versus  $V$  e no espaço  $U$  versus  $V$ , juntamente com os dados de campo da ilha 1 e ilha 2 de Klahold (2013), onde observa-se que condições não drenadas são obtidas para velocidades normalizadas maiores que 10 e condições drenadas são obtidas para velocidades normalizadas menores que 0,001.

No espaço  $U$  versus  $V$  nota-se que os resultados das modelagens para o perfil completo apresentaram valores de poropressão normalizada relativamente superiores aos valores de poropressão normalizada de campo.

No espaço  $Q$  versus  $V$  nota-se que os resultados das modelagens para o perfil completo apresentaram valores de resistência normalizada significativamente superiores aos valores de resistência normalizada de campo. Observa-se que a escala de  $Q$  apresenta-se elevada, sendo que o parâmetro  $Q$  para condição não drenada ( $Q_{dr}$ ) apresenta uma faixa de ocorrência de valores que vai até  $Q_{dr} = 2500$ . Porém, ressalta-se que isto ocorre devido a presença de valores extremos no conjunto de 1000 valores aleatórios. Cabe salientar que 95% dos valores de  $Q_{dr}$  não ultrapassam o valor de 25, conforme pode ser visto na Figura 89b.

Um fator importante a ser considerado na comparação dos dados de campo e das modelagens é a profundidade onde foram obtidos os dados de campo. Para estudo das condições de drenagem, os ensaios CPTu foram executados em diferentes velocidades na ilha 1 e ilha 2 de Klahold (2013), apenas na camada compreendida aproximadamente de 3 a 5 metros de profundidade. Portanto, optou-se por comparar também os dados de campo com as modelagens referentes à camada 9 definida no presente trabalho, cuja profundidade equivale aproximadamente a camada dos ensaios de campo. Na Figura 90 são apresentados os resultados obtidos para a camada 9 no espaço  $Q$  versus  $V$  e no espaço  $U$  versus  $V$ , juntamente com os dados de campo da ilha 1 e ilha 2 de Klahold (2013).

Assim como observado na Figura 89a, na Figura 90a também nota-se que condições não drenadas são obtidas para velocidades normalizadas maiores que 10 e condições drenadas são obtidas para velocidades normalizadas menores que 0,001. Entretanto, na Figura 90 observa-se que a faixa possível para os valores das modelagens se aproximou mais do espaço

onde encontram-se os valores de campo. Observa-se que a escala do parâmetro  $Q_{dr}$  apresenta uma faixa de ocorrência de valores que vai a até  $Q_{dr} = 33$ . Porém, descontando-se os valores extremos no conjunto de 1000 valores aleatórios, verifica-se que 95% dos valores de  $Q_{dr}$  não ultrapassam o valor de 11, conforme pode ser visto na Figura 90b. Isto mostra que os resultados obtidos nas modelagens são similares aos resultados de campo e reforça a importância de realizar análises concentradas em camadas.

Figura 89 - Dados de campo e resultados obtidos para o perfil completo no espaço  $Q \times V$  e no espaço  $U \times V$

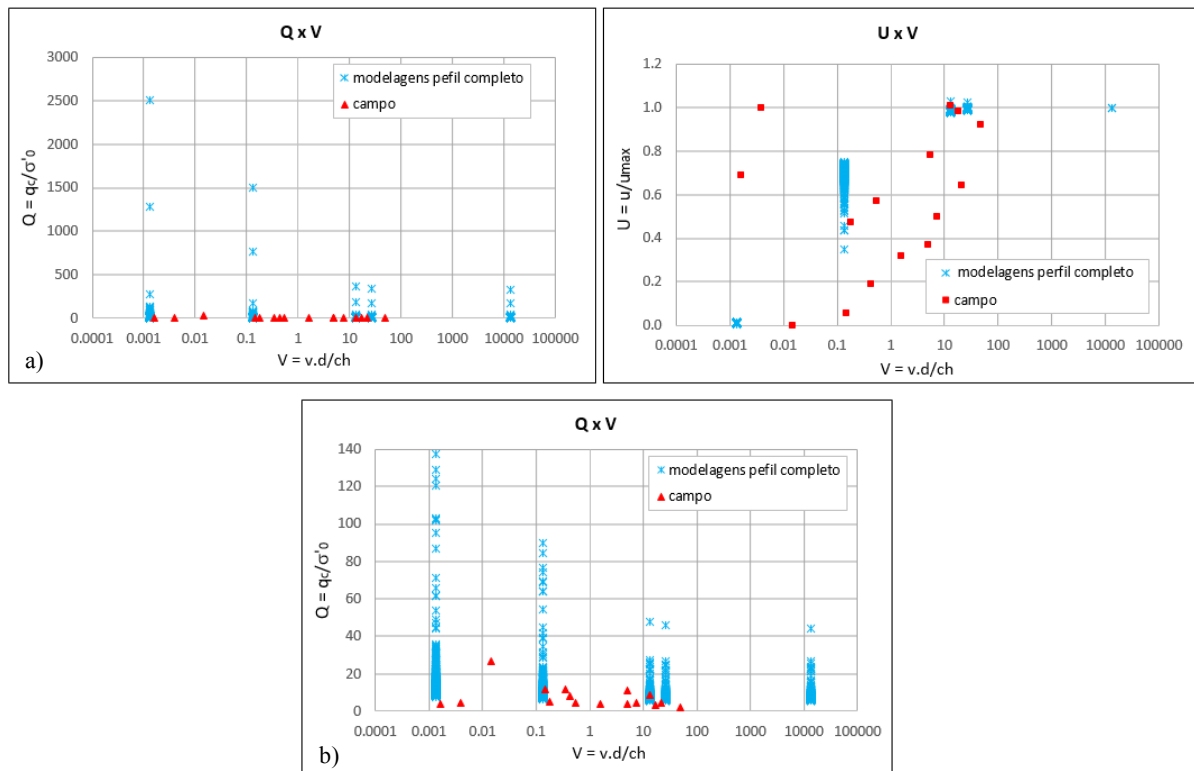
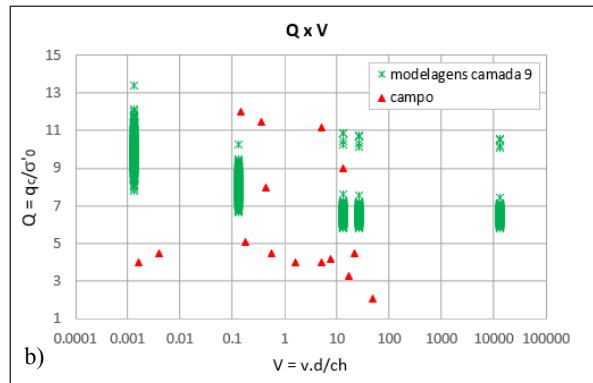
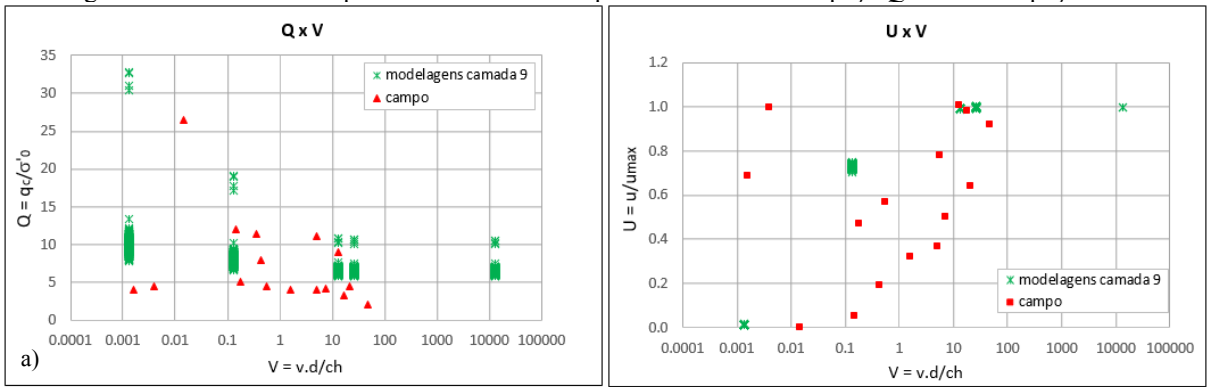


Figura 90 – Dados de campo e resultados obtidos para a camada 9 no espaço  $Q \times V$  e no espaço  $U \times V$



## 6 CONCLUSÃO E SUGESTÕES

### 6.1 CONCLUSÕES

Neste trabalho foi feita uma caracterização da variabilidade do rejeito de mineração de ouro e esta foi utilizada no estudo do efeito da velocidade de penetração do ensaio de piezocone através da análise do problema de expansão de cavidade cilíndrica e da aplicação de Método de Monte Carlo.

O desenvolvimento deste estudo permitiu que fossem obtidas as seguintes conclusões:

Na caracterização da variabilidade dos parâmetros, verificou-se que as camadas apresentaram, de forma geral, menor variabilidade que a variabilidade do perfil completo.

A identificação de camadas homogêneas em rejeitos de mineração consiste em desafio, pois a existência de fronteiras bem definidas entre camadas está intimamente relacionada à natureza dos processos que contribuem para a formação do perfil e, no caso dos rejeitos de mineração, a formação do perfil é influenciada principalmente pelo processo de deposição dos rejeitos. Porém, na divisão do perfil em camadas, observou-se que o método Fuzzy de classificação de solos se mostrou uma ferramenta útil para auxiliar na identificação de camadas com menor variabilidade.

O software *EasyFit* pode ser considerado uma boa ferramenta para obtenção de forma rápida de bons ajustes de FDP's aos parâmetros em estudo e obtenção de valores aleatórios para os parâmetros, etapas essenciais para a realização de análises probabilísticas.

Os efeitos da velocidade de penetração podem ser estudados com a utilização das análises numéricas no *Abaqus* utilizando a teoria de expansão de cavidade, onde na análise paramétrica das curvas de drenagem, a influência dos parâmetros foi melhor visualizada no espaço de resistências normalizadas  $Q \times V$ .

A obtenção das FDP's ajustadas possibilitou a obtenção de resultados aleatórios e aplicação do Método de Monte Carlo em uma abordagem probabilística de estimativa da resistência normalizada  $Q$  drenada.

A metodologia aplicada nas análises demonstrou que a consideração das incertezas na análise probabilística produz resultados que divergem mais do método determinístico quando considera-se a variabilidade do perfil completo. Já a análise em camadas produz resultados melhores, que apresentam convergência mais rápido e cujas soluções determinísticas diferem



menos do resultado probabilístico. Essa observação valida a prática de pré-selecionar camadas com menor variabilidade para a intensificar a campanha de investigação através de ensaios de campo e/ou de laboratório complementares.

Além da realização das análises com o Método de Monte Carlo, os valores aleatórios obtidos para o parâmetro  $Q$  e parâmetro  $U$  possibilitaram a representação dos resultados no espaço  $Q$  versus  $V$  e no espaço  $U$  versus  $V$ . Estes resultados possibilitaram a definição do intervalo possível das curvas de drenagem e comparação com dados de campo. Nesta análise observou-se que condições não drenadas são obtidas para velocidades normalizadas maiores que 10 e condições drenadas são obtidas para velocidades normalizadas menores que 0,001. Além disso, a comparação com os valores de campo também apresentou melhor resultado na análise de uma camada específica, reforçando a importância de realizar análises concentradas em camadas.

## 6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para dar continuidade a este estudo, são listadas algumas recomendações para trabalhos futuros.

- Aplicar o método de divisão em camadas de Wickremesinghe (1989) em um perfil com fronteiras entre camadas previamente conhecidas, de natureza argilosa por exemplo, para comparação da aplicabilidade do método em comparação com seu uso em rejeitos de mineração;
- Realizar modelagens complementares no software *Abaqus*. para 1000 valores aleatórios do parâmetro  $M$  e comparar com o resultado obtido neste trabalho, verificando a validade da utilização das equações de tendência descritas na etapa d) do item 5.2.2 e exemplificada na Figura 75;
- Realizar análises probabilísticas considerando as incertezas nos demais parâmetros envolvidos no problema de expansão de cavidade cilíndrica;
- Utilizar os modelos estatísticos (FDP's) para análises de probabilidade de falha no rejeito de mineração de ouro.

**REFERÊNCIAS**

- ARAÚJO, C, B, **Contribuição ao Estudo do Comportamento de Barragens de Rejeito de Mineração de Ferro**, Dissertação (Mestrado), Universidade Federal do Rio de Janeiro COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 2006,
- BAECHER, G, B, Uncertainty in dam safety risk analysis, **Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards**, Taylor & Francis, v, 10, n, 2, p,92-108, 5 fev, 2016,
- BAECHER, G, B,; CHRISTIAN, J, T, **Reliability and Statistics in Geotechnical Engineering**, Chichester: John Wiley & Sons Ltd, 2003, 619 p,
- BEDIN, J, Interpretação de ensaios de piezocone em resíduos de bauxita, 256 p, Dissertação (Mestrado), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006,
- BEDIN, J, **Estudo do comportamento geomecânico de resíduos de mineração**, 207 p, Tese (Doutorado), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010,
- BILESKEY, G, F,; HACHICH, W, C, **Efeito da Estrutura de Correlação Espacial no Dimensionamento de um Aterro Sobre Solo Mole por Método de Equilíbrio Limite**, XIX Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica Geotecnia e Desenvolvimento Urbano, Salvador, 2018,
- BUNGENSTAB, F, CARVALHO, **Estimativa de Recalques de sapatas apoiadas em solos arenosos – Uma abordagem probabilística**, 207 p, Dissertação (Mestrado), Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2011,
- BURNS, S, E,; MAYNE, P, W, **Analytical cavity expansion – Critical state model for dissipation in fine-grained soils**, **Soils and Foundation**, January, 42(2), p,131–137, 2002,
- CAO, Z,; WANG, Y,; LI, D, **Probabilistic Approaches for Geotechnical Site Characterization and Slope Stability Analysis**, Berlin Heidelberg: Springer, 2017, 190 p,
- DE PAULA, R.R. **Método de Monte Carlo e Aplicações** – Monografia. Universidade Federal Fluminense. Volta Redonda - RJ, 2014- 81 p,
- DE MIO, G, **Condicionantes Geológicas na Interpretação de Ensaios de Piezocone para a Identificação Estratigráfica na Investigação Geotécnica e Geoambiental**, 359 p, Tese (Doutorado), Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, São Carlos, 2005,
- DEJONG, J,T,; RANDOLPH, M,F, **Influence of Partial Consolidation during Cone Penetration on Estimated Soil Behavior Type and Pore Pressure Dissipation Measurements**, **Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering**, p 777-788, 2012,

DIENSTMANN, G, **Análise de Ensaios de Campo em Fluxo Transitório**, 200 p, Tese (Doutorado), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2015,

DIENSTMANN, G,; SCHNAID, F,; MAGHOUS, S, **Cylindrical cavity expansion analysis applied to interpretation of variable rate cone penetration in tailings**, Geotechnical and Geophysical Site Characterisation 5, Sydney, Australia, v, 1, p, 419–424, 2016,

DIENSTMANN, G,; MAGHOUS, S,; SCHNAID, F,; **Theoretical analysis and finite element simulation for nonlinear poroelastic behavior of cylinder expansion in infinite media under transient pore-fluid flow conditions**, International Journal of Geomechanics, 17(7):04017001, 2017

DIENSTMANN, G,; SCHNAID, F,; MAGHOUS, S,; DEJONG, J, T, **Piezocone Penetration Rate Effects in Transient Gold Tailings**, Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, v,144, ed,2, n°04017116, 2018,

EL-RAMLY, H,; MORGENSTERN, N, R,; CRUDEN, D, M, **Probabilistic slope stability analysis for practice**, Canadian Geotechnical Journal, v, 39, n, 3, p, 665–683, 2002,

FENTON, G, A, **Random field modeling of cpt data**, Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, June, p, 486–498, 1999,

FISHMAN, G. S. **Monte Carlo: concepts, algorithms and applications**. Nova York: Springer-Verlag, 1995.

FOYE, K, C,; SALGADO, R,; SCOTT, B, **Assessment of Variable Uncertainties for Reliability-Based Design of Foundations**, Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, September, p, 1197–1208, 2006,

HALTON, J, H, **A retrospective and prospective survey of the Monte Carlo Method**, SIAM Review, Vol. 12, No. 1 (1970).

INSTITUTO BRASILEIRO DE MINERAÇÃO, **Gestão e Manejo de Rejeitos da Mineração**, 1,ed, – Brasília, 2016,

JAEGER, R,A,; DEJONG, J, T,; BOULANGER, R,W,; LOW, H,E,; RANDOLPH, M,F, **Variable penetration rate CPT in an Intermediate soil**, Proc., 2nd Int, Symp, On Cone Penetration Testing, Omnipress, Madison, WI, 2010,

JAKSA, M, B, **The influence of spatial variability on the geotechnical design properties of a stiff, overconsolidated clay**, 517 p, Ph,D, Thesis, University of Adelaide, Australia, 1995,

KENARSARI, A, E,; CHENARI, R, J,; ESLAMI, A, **Characterization of the correlation structure of residual CPT profiles in sand deposits**, International Journal of Civil Engineering, v, 11, n, 1 B, p, 29–37, 2012,

KIM, K,; PREZZI, M,; SALGADO, R, **Interpretation of Cone Penetration tests in Cohesive Soils**, Publication FHWA/IN/JTRP-2006/22, Joint Transportation Research

Program, Indiana Department of Transportation and Purdue University, West Lafayette, Indiana, 2006,

KLAHOLD, P, A, **Interpretação de ensaios de campo em solos com Permeabilidade intermediária**, 105 p, Dissertação (Mestrado), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013,

LUNNE, T,; ROBERTSON, P, K,; POWELL, J, J, M, **Cone penetration testing in geotechnical practice**, London: Blackie Academic & Professional, 1997, 312 p,

NIE, X,; ZHANG, T,; HUANG, H,; LIU, Z,; LACASSE, S, **Scale of Fluctuation for Geotechnical Probabilistic Analysis**, Geotechnical Safety and Risk V, October 2015, p, 816–821, 2015,

NIERWINSKI, H, Potencial de liquefação de resíduos de mineração estimado através de ensaios de campo, 154 p, Dissertação (Mestrado), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013,

OSMAN, A, S,; RANDOLPH, M, **Analytical solution for the consolidation around a laterally loaded pile**, International Journal of Geomechanics, June, 12(3), p,199-208, 2012,

PHOON, K,-K,; KULHAWY, F, H, **Characterization of geotechnical variability**, Canadian Geotechnical Journal, v, 36, n, 4, p, 612–624, 1999a,

PHOON, K,-K,; KULHAWY, F, H, **Evaluation of geotechnical property variability**, Canadian Geotechnical Journal, v, 36, n, 4, p, 625– 639, 1999b,

PHOON, K,-K,; KULHAWY, F, H,; GRIGORIU, M, D, **Reliability based design of foundations for transmission line structures**, Electric Power Research Institute, 384 p, 1995,

RAMÍREZ, J, E, G, **Variabilidade Espacial do Parâmetro Geomecânico RQD no Depósito Mineral Animas-Peru**, 167 p, Dissertação (Mestrado), Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009,

RANDOLPH, M, F,; HOPE, S,, **Effect of cone velocity on cone resistance and excess pore pressures**, Proc, Int, Symp, On Engineering Practice and Performance of Soft Deposits, Osaka, 2004,

ROBERTSON, P,K,, **Interpretation of in-situ tests-some insights**, Geotechnical and Geophysical Site Characterization 4, ISC 4, Brasil, p, 3-24, 2012,

SALGADO, R,; GANJU, E,; PREZZI, M,, **Site variability analysis using cone penetration test data**, Computers and Geotechnics, Elsevier, v, 105, p, 37–50, January 2019,

SALGADO, R,; PREZZI, M,; GANJU, E,, **Assessment of Site Variability from Analysis of Cone Penetration Test Data**, Publication No, FHWA/IN/JTRP-2015/04, Joint Transportation Research Program, Indiana Department of Transportation and Purdue University, West Lafayette, Indiana, 2015, 132 p,

SCHNAID, F.; BEDIN, J.; COSTA FILHO, L, M., **Drainage characterization of tailings from in situ test**, 2nd International Symposium on Cone Penetration Testing, Huntington Beach, CA, USA, May, 2010,

SCHNAID, F.; ODEBRECHT, E, **Ensaaios de Campo e suas aplicações à Engenharia de Fundações**, 2<sup>a</sup> ed, São Paulo: Oficina de Textos, 2012, 224 p,

SEYEDEIN, M, S.; CHENARI, R, J.; ESLAMI, A, **Investigation on Probability Density Function for Cone Penetration Test Data**, International Conference on Geomechanics and Engineering (ICGE 12), Seol, Korea, August, 2012,

SOSNOSKI, J.; **Interpretação de ensaios de CPTU e DMT em solos com permeabilidade intermediária**, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Engenharia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Mestrado (2016),

SPACAGNA, R, L.; FOUQUET, C, DE; RUSSO, G, **Interpretation of CPTu Tests with Statistical and Geostatistical Methods**, Geotechnical Safety and Risk V, , n, 2014, p, 910–916, 2015,

TEH, C, I.; HOULSBY, G, T, **An analytical study of the cone penetration test in clay**, Geotechnique, 41(1), p,17–34, 1991,

TUMAY, M, T.; FARSAKH, M, Y, A,-; ZHANG, Z, **From Theory to Implementation of a CPT-Based Probabilistic and Fuzzy Soil Classification**, Congress From Research to Practice in Geotechnical Engineering, p, 259–276, 2008,

UZIELLI, M, **Statistical Analysis of Geotechnical Data**, Geotechnical and Geophysical Site – Characterization, Proceedings of the 3th International Conference on Site Characterization, ISC-3, p, 173–193, 2008,

UZIELLI, M.; LACASSE, S.; NADIM, F.; PHOON, K., **Soil variability analysis for geotechnical practice - Characterisation and Engineering Properties of Natural Soils**, Proceedings of the 2nd International Workshop on Characterisation and Engineering Properties of Natural Soils, p, 1–103, 2006,

WICKREMESINGHE, D, **Statistical Characterization of Soil Profiles Using in Situ Tests**, 310 p, Ph,D, Thesis, University of British Columbia, Vancouver, 1989,

YU, H, S.; Mitchell, J, K, **Analysis of cone resistance: review of methods,” Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering**, February, 124(2), 140–149, 1998,

YU, H,-S, **Cavity expansion methods in geomechanics**, Springer Science & Business Media, 2000, 399 p,

ZHANG, Z.; MEHMET T, TUMAY, **Statistical to fuzzy Approach toward cpt soil classification**, Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, v, 1, March, p, 179–186, 1999,

## APÊNDICE A – Escala de flutuação dos parâmetros $q_c$ , $f_s$ e $u_2$

Ilha 1- Klahold (2013)

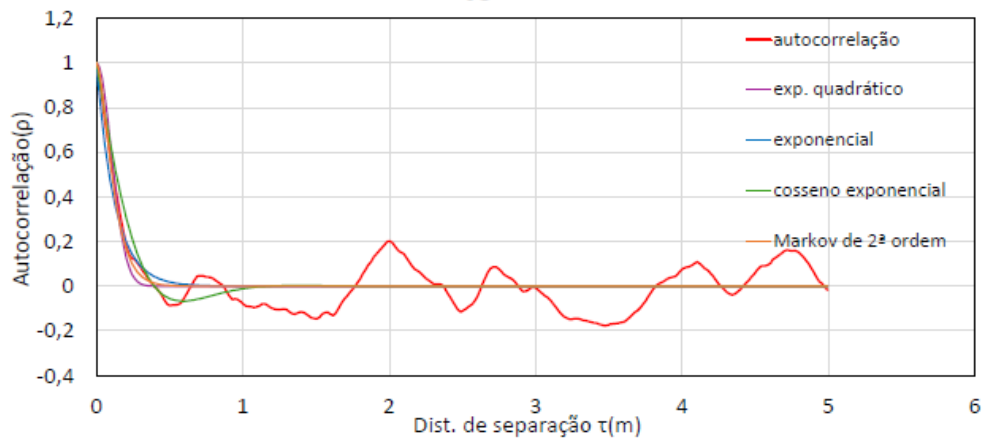
**$q_c$**



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,2

Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,18

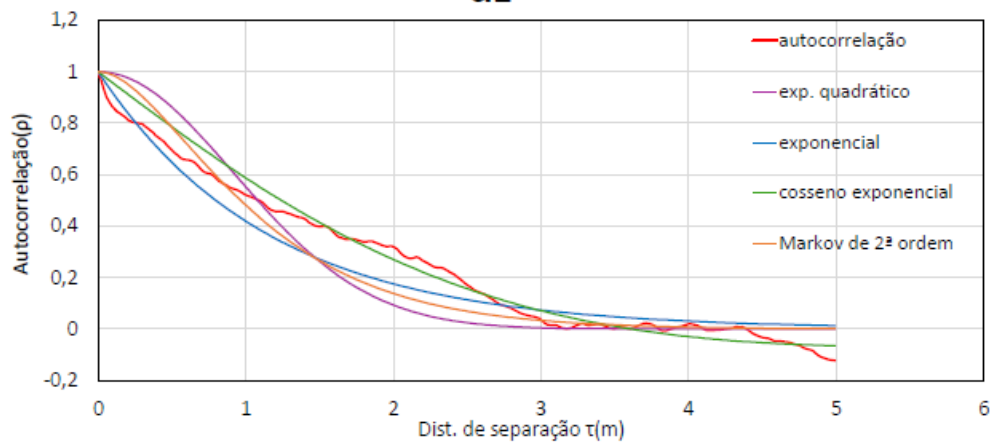
**$f_s$**



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,25

Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,20

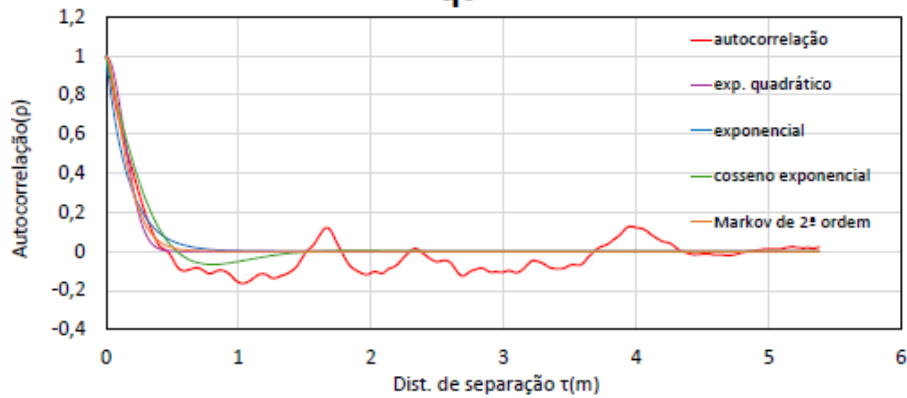
**$u_2$**



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 2,3

Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,28

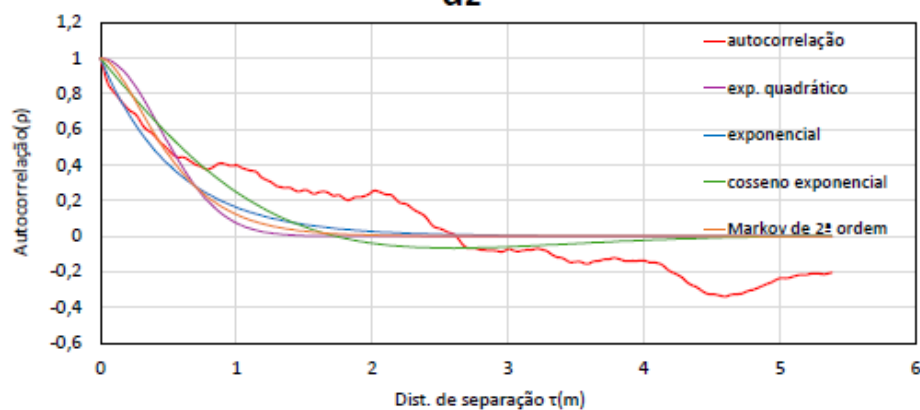
## Ilha 1 - Sonoski (2016)

**qc**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,34  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,35

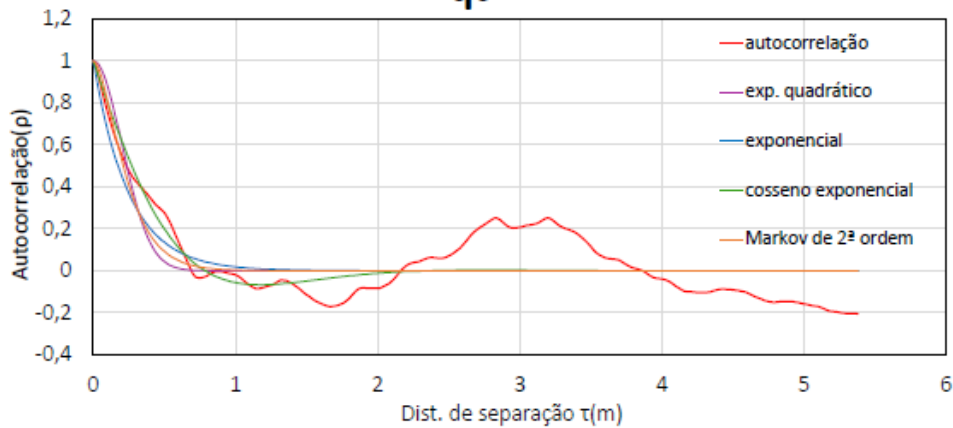
**fs**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,27  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,15

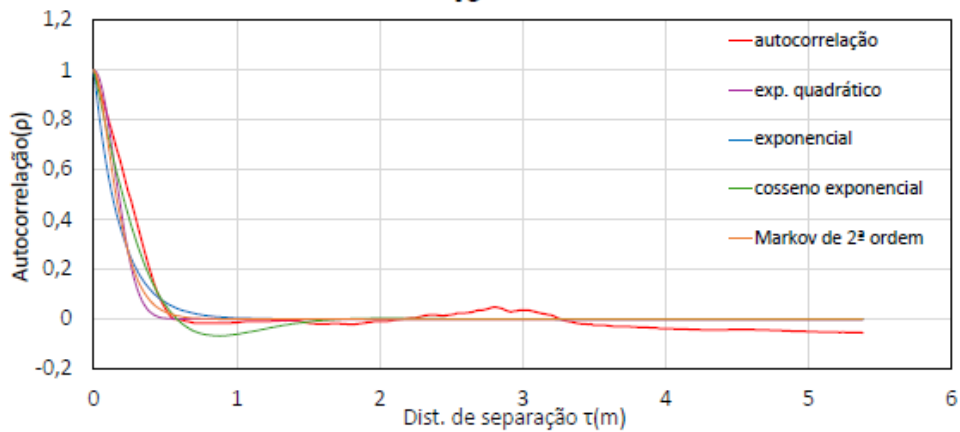
**u2**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,1  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,91

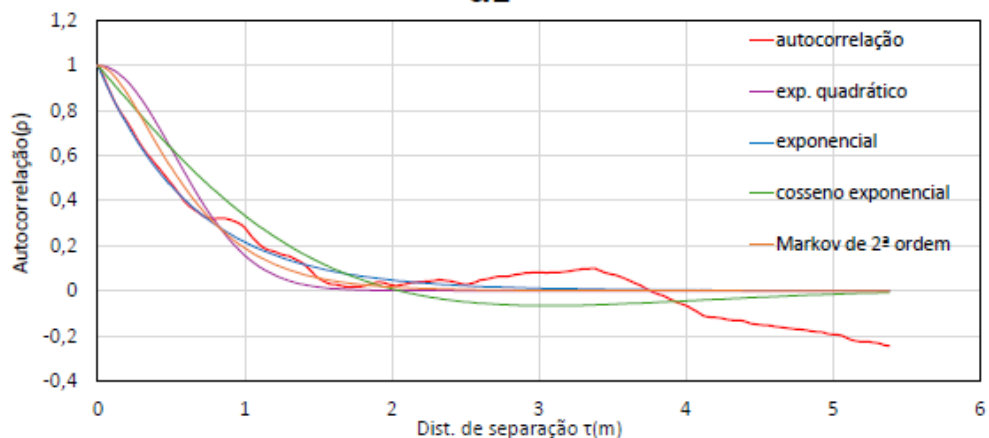
Ilha 2 Klahold  
**qc**



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,5  
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,59

**fs**

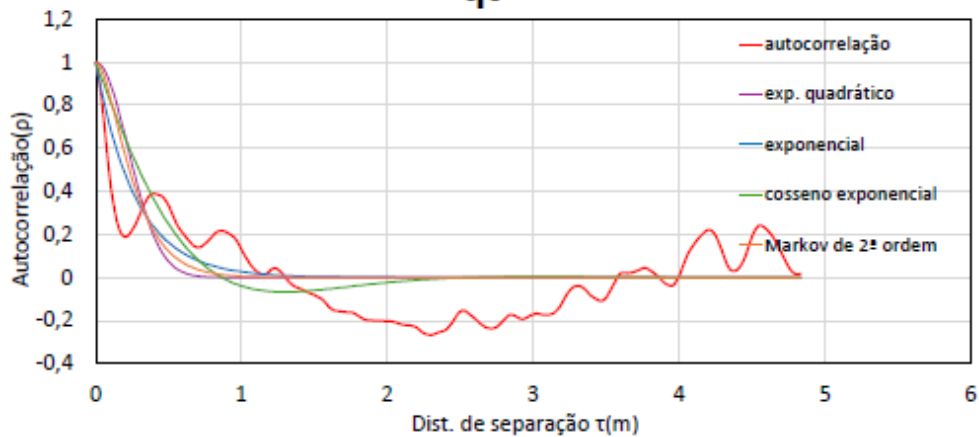
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,37  
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,25

**u2**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,3  
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,71

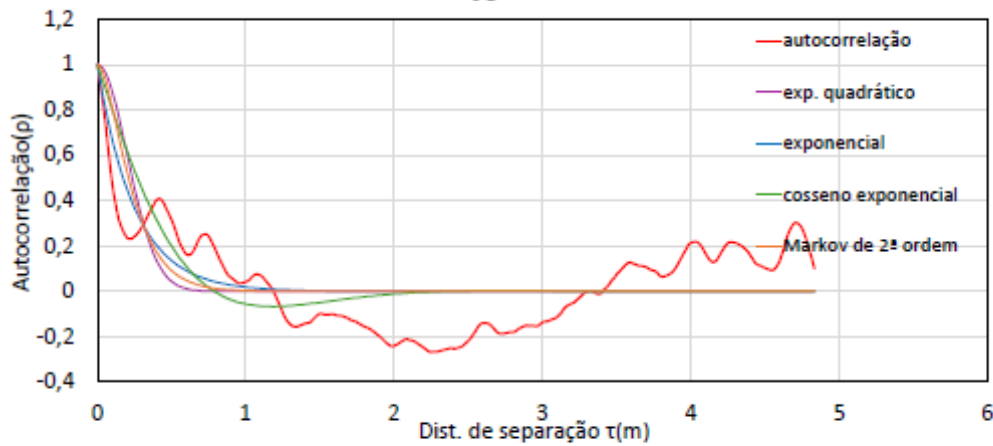


PZC 1 - Bedin (2010)

**qc**

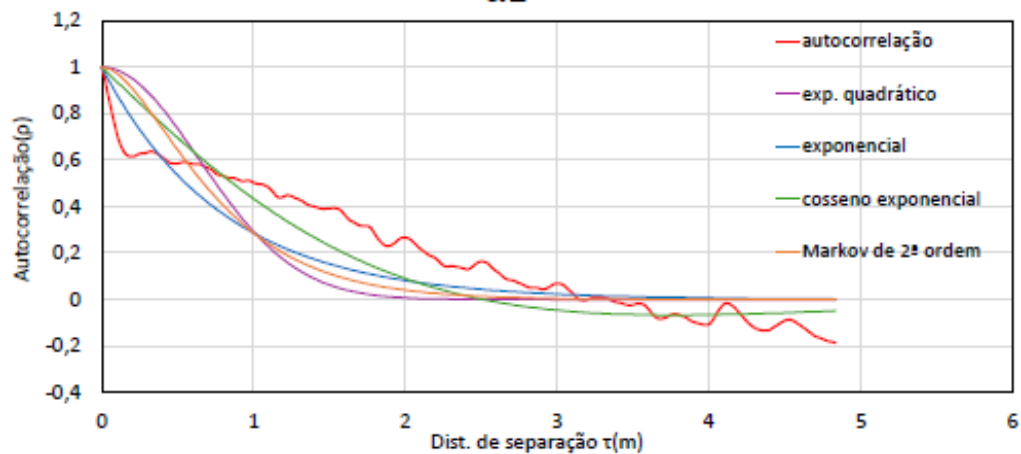
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,55

Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,6702

**fs**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,5

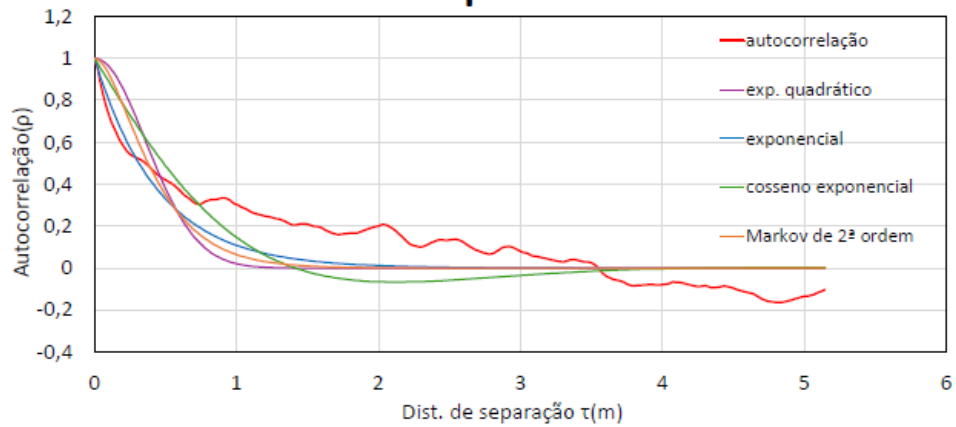
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,2943

**u2**

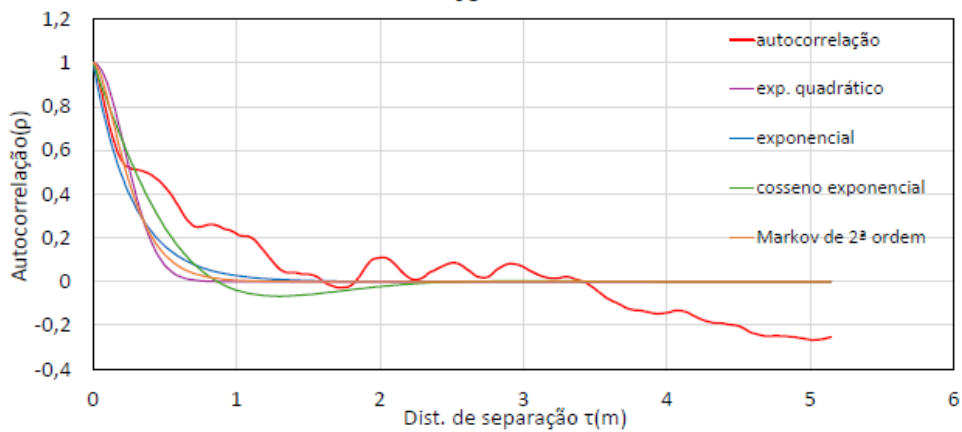
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,6

Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,119

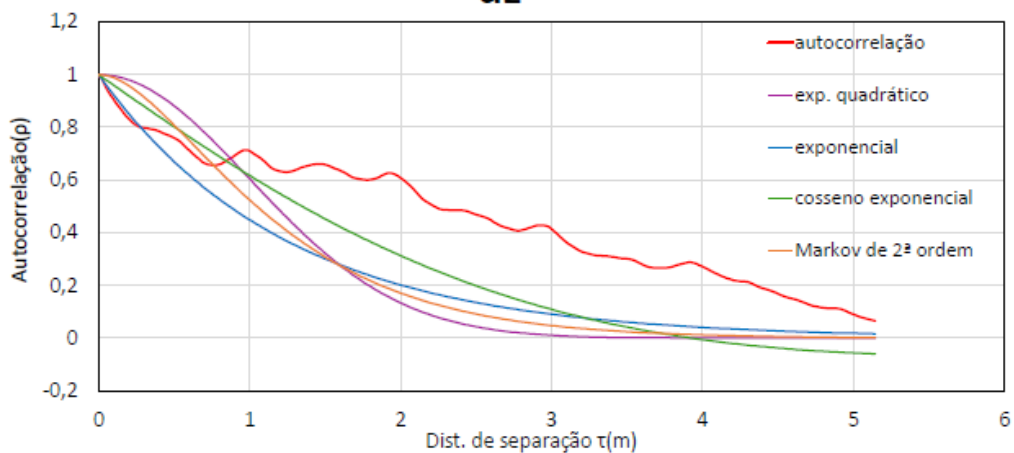
PZC2- Bedin (2010)

**qc**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,9  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,64

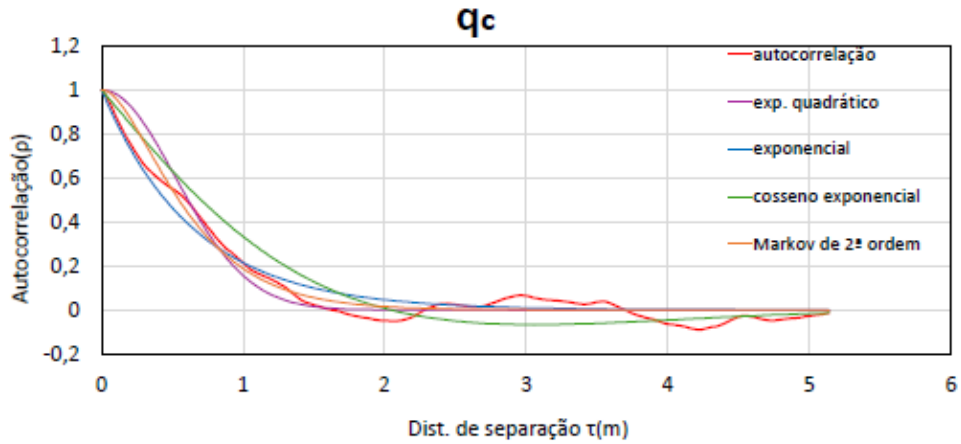
**fs**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,55  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,50

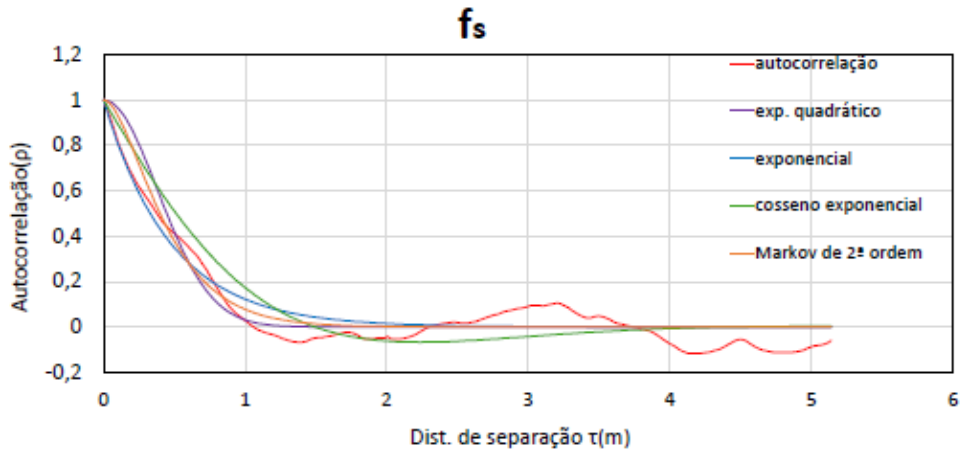
**u2**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 2,5  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 2,02

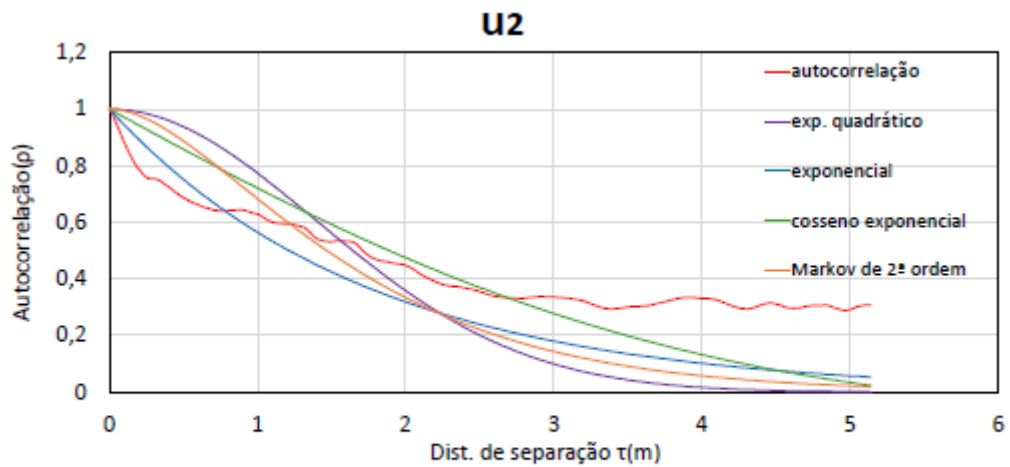
PZC3 - Bedin (2010)



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,3  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,32

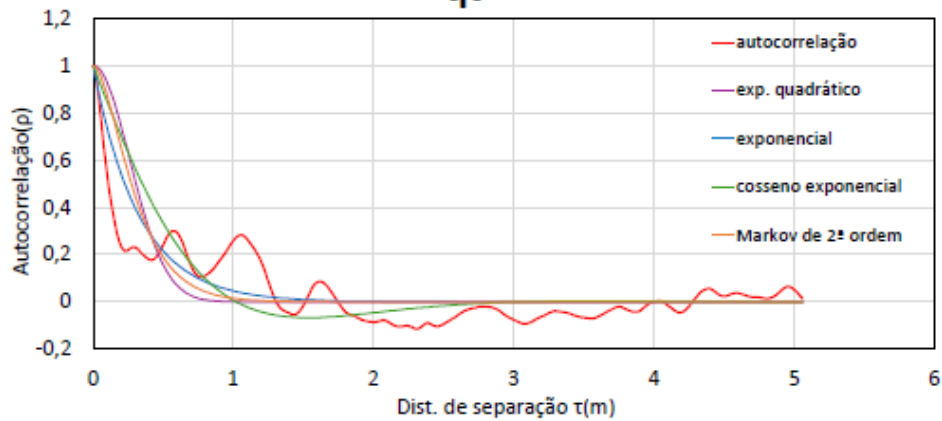


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,95  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,02



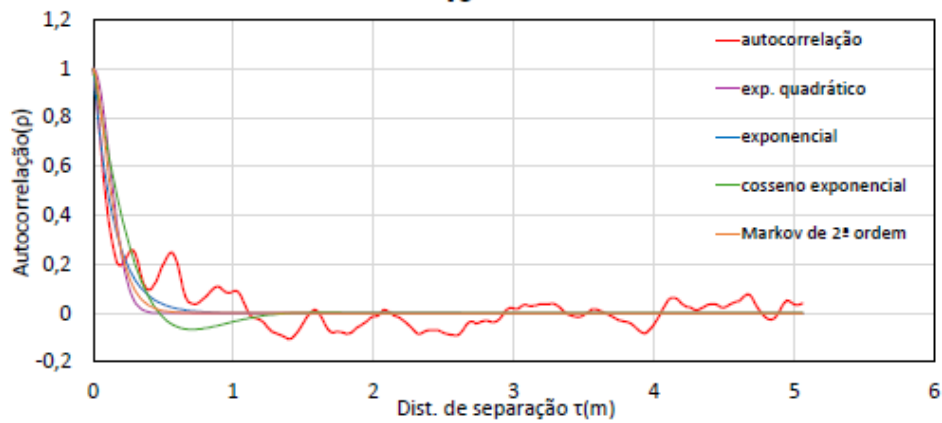
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 3,5  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,4

PZC4 - Bedin (2010)

**qc**

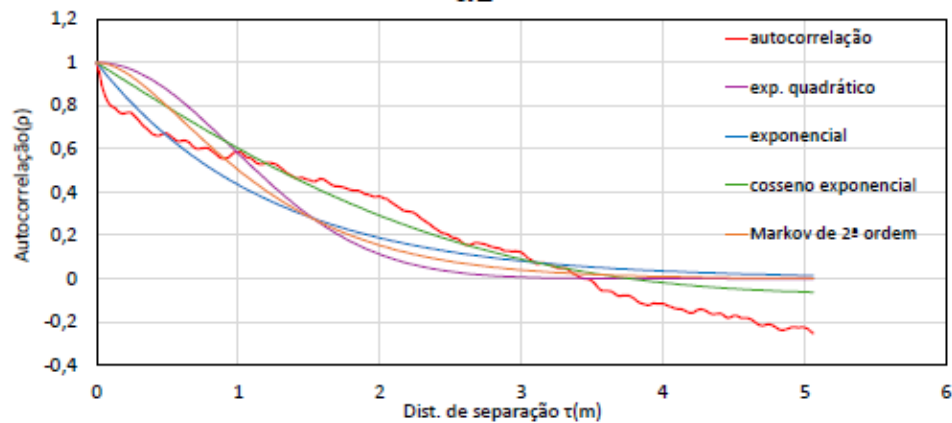
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,65

Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,66

**fs**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,3

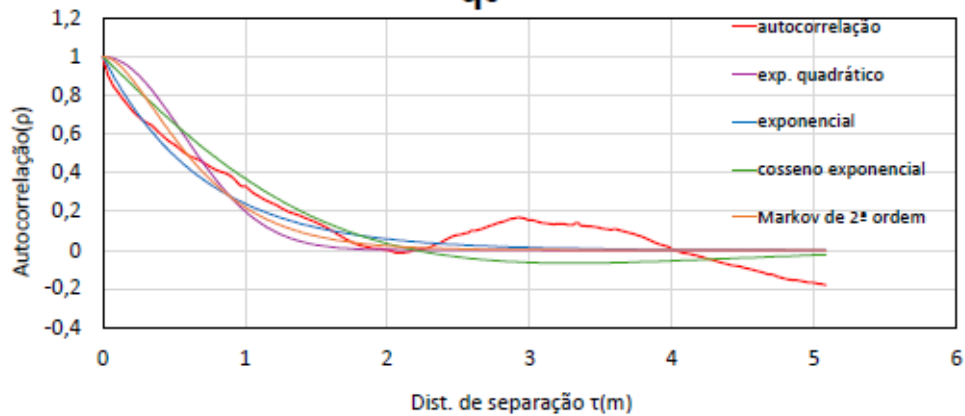
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,21

**U2**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 2,4

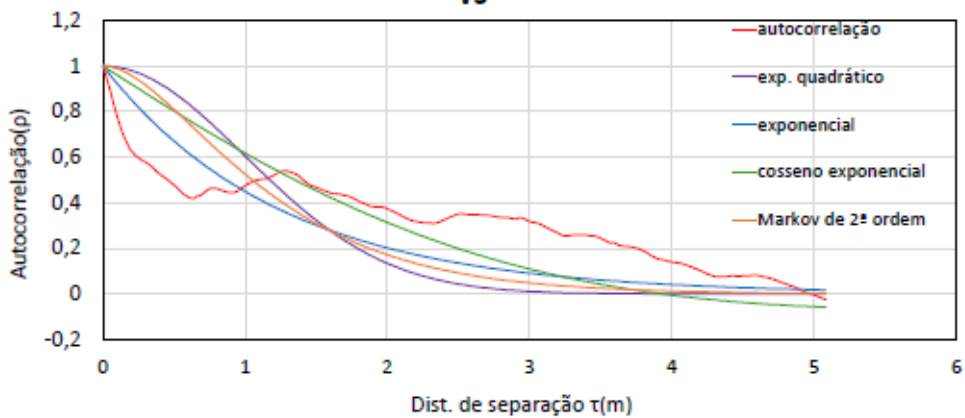
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,39

PZC5- Bedin (2010)

**qc**

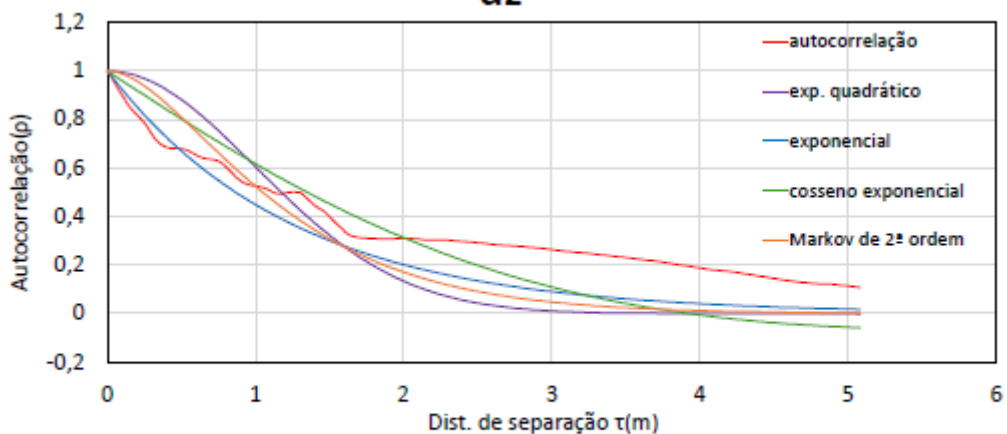
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,4

Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,78

**fs**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 2,5

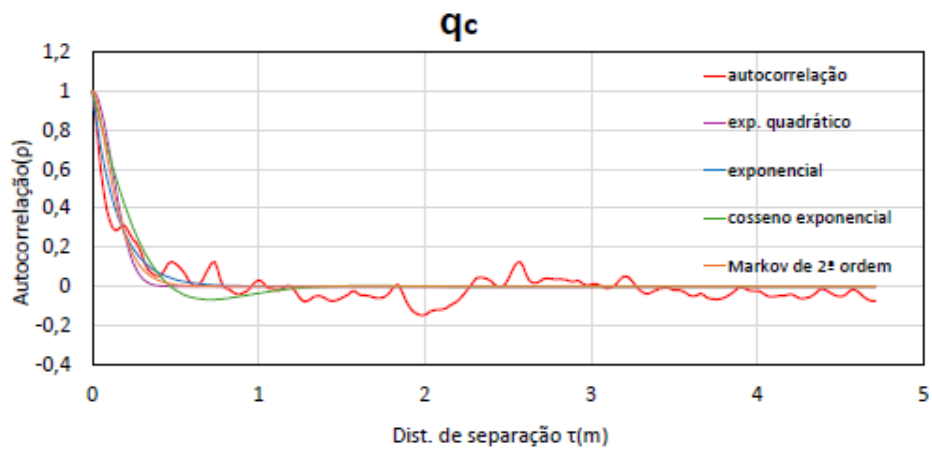
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 3,3

**u2**

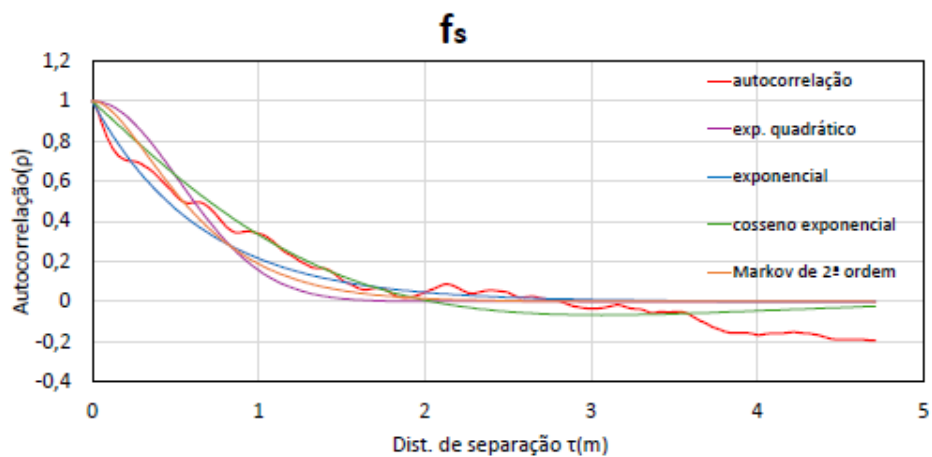
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 2,5

Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 2,46

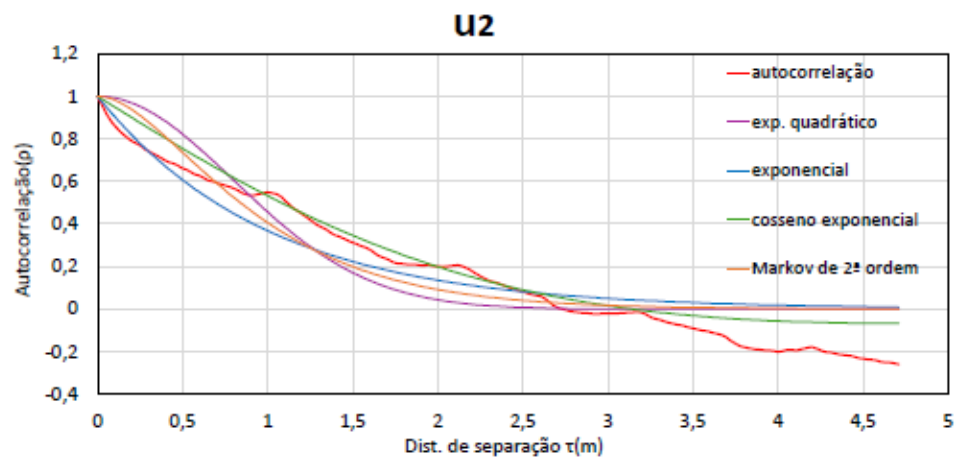
## PZC6 - Bedin (2010)



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,3  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,30

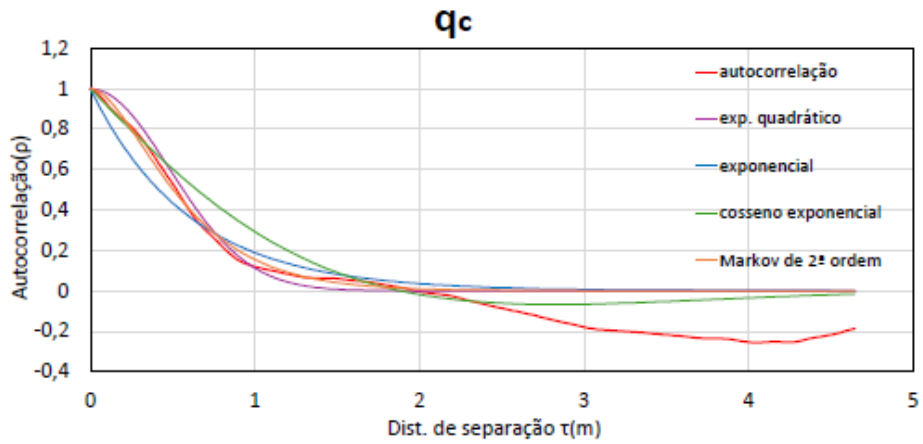


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,3  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,73

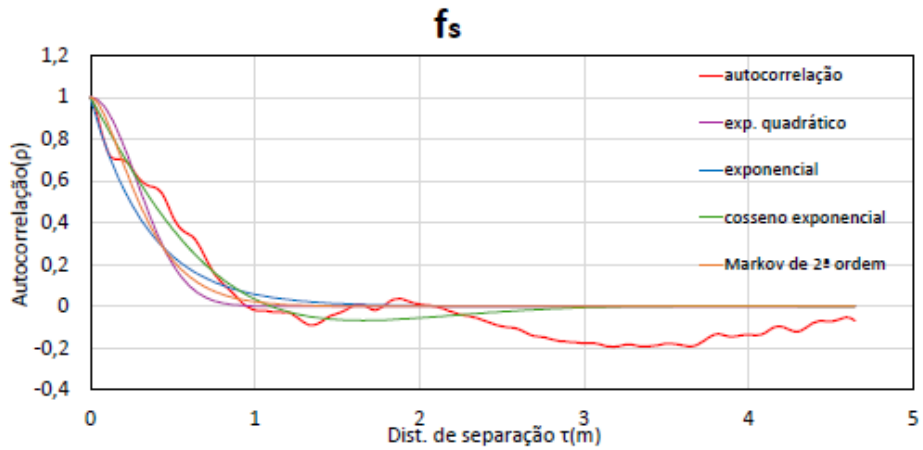


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 2,0  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,10

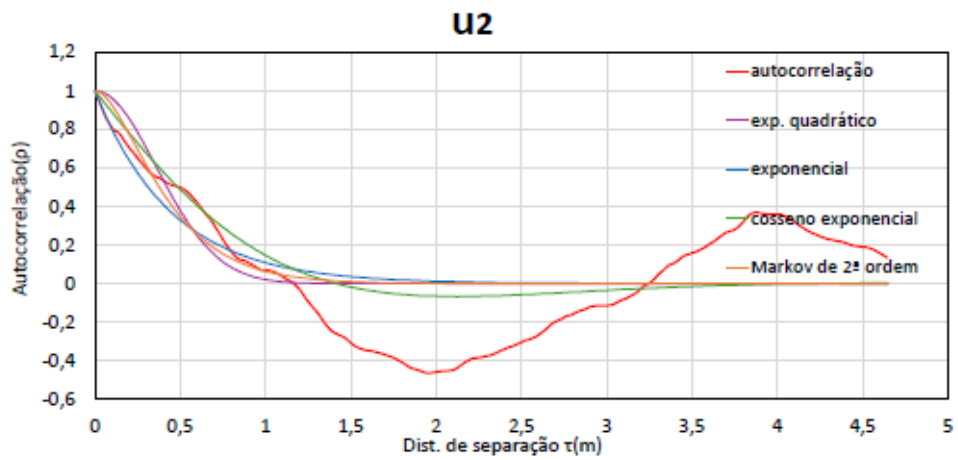
## PZC7 - Bedin (2010)



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,2  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,18

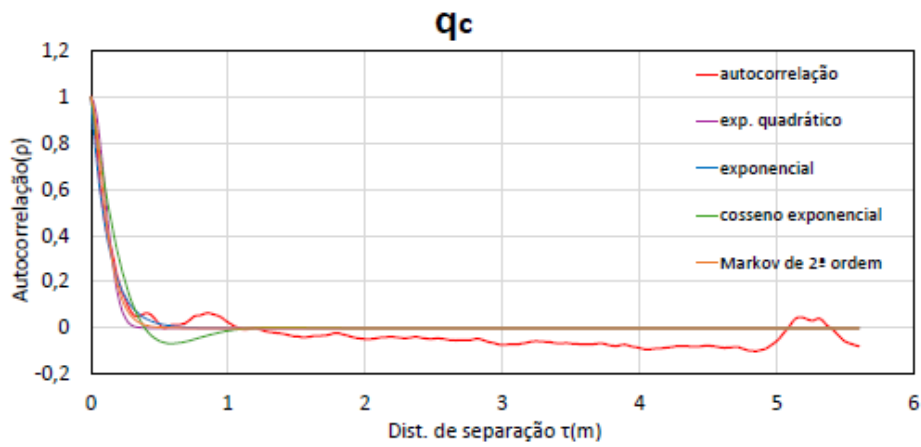


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,7  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,42

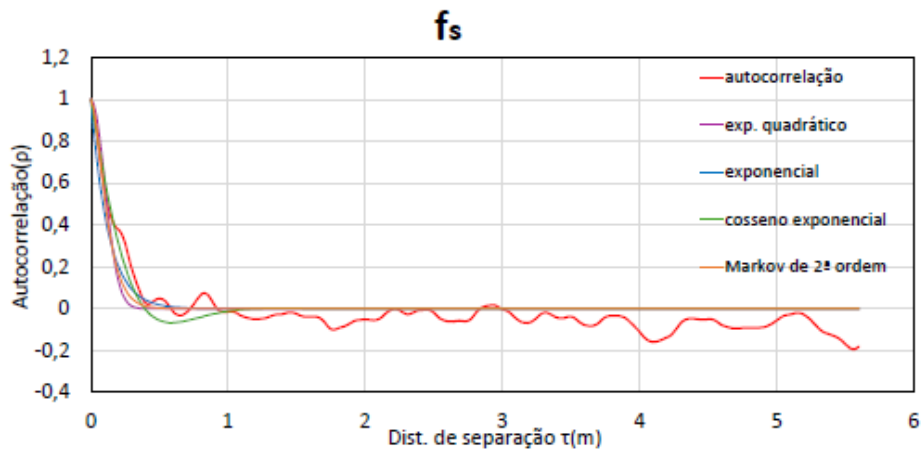


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,9  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,47

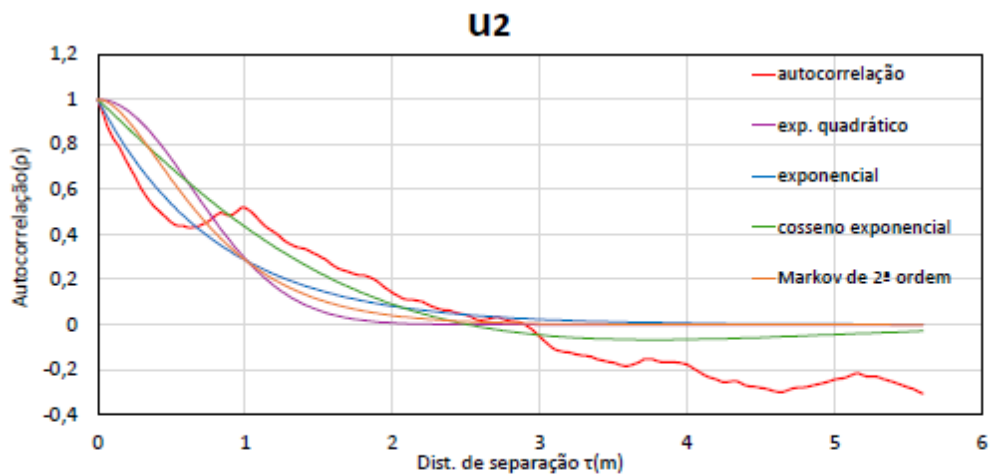
PZC8 - Bedin (2010)



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,25  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,29



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,25  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,17

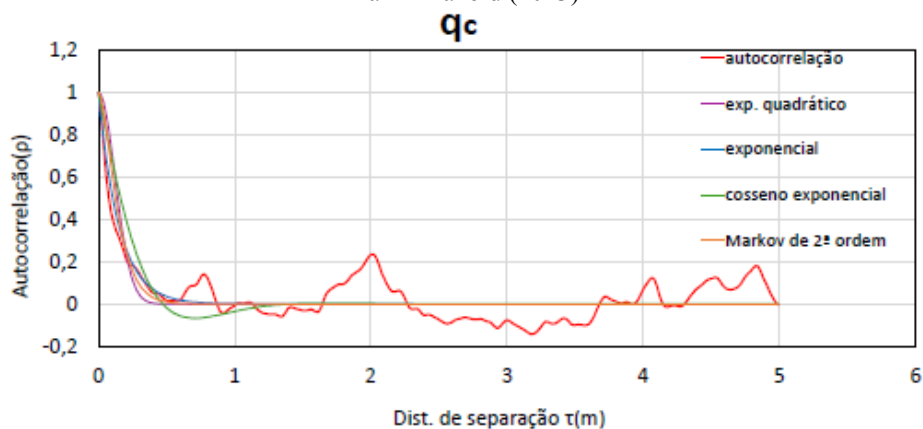


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,6  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,93

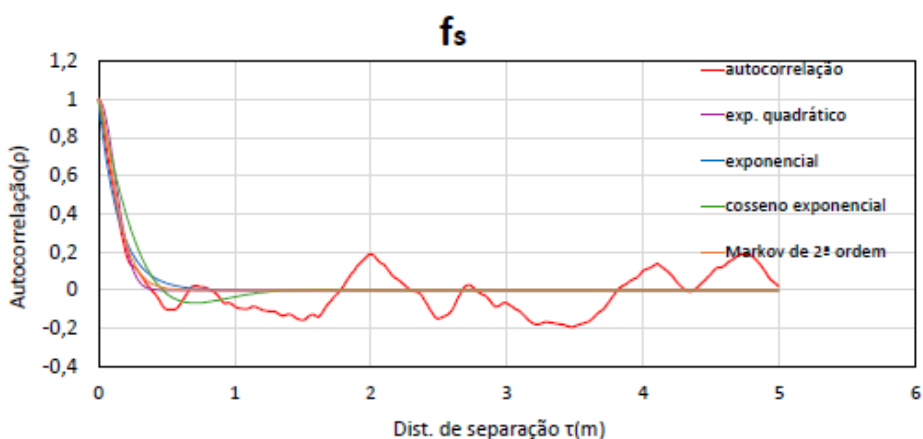


## APÊNDICE B – Escala de flutuação da componente residual dos parâmetros $q_c$ , $f_s$ e $u_2$

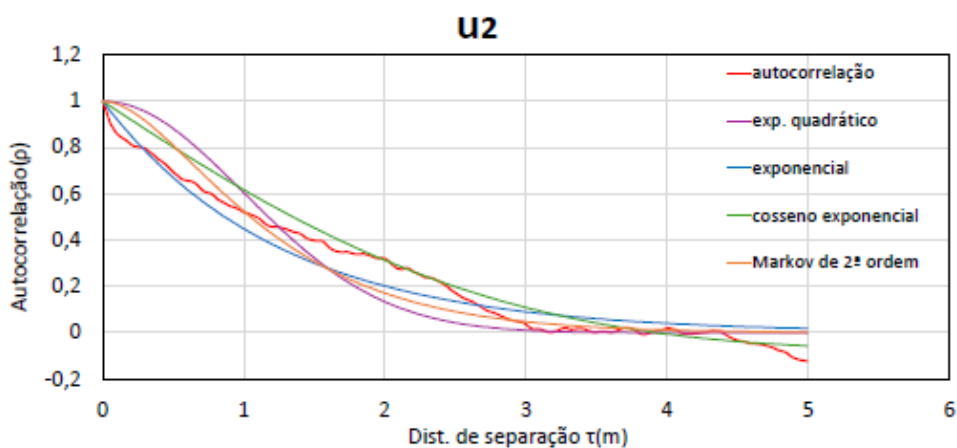
Ilha 1- Klahold (2013)



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,30  
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,30

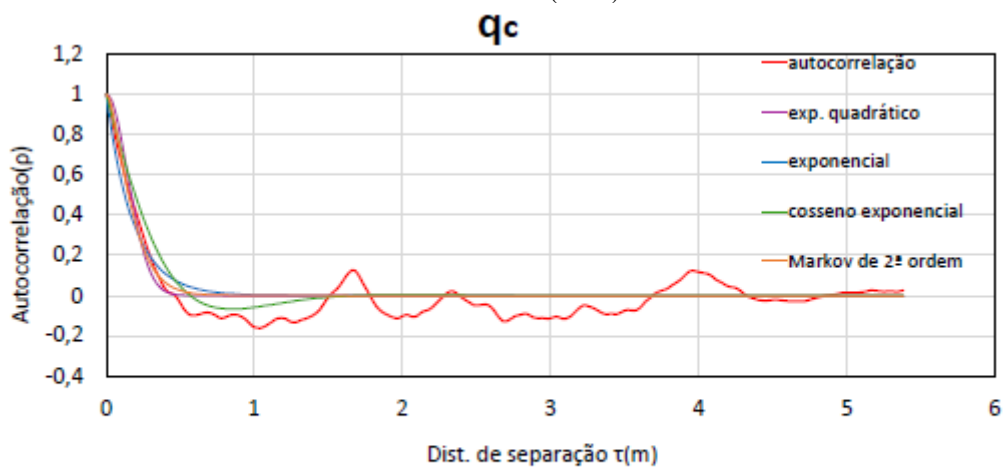


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,25  
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,13



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 2,5  
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,2!

Ilha 1 Sosnoski (2016)



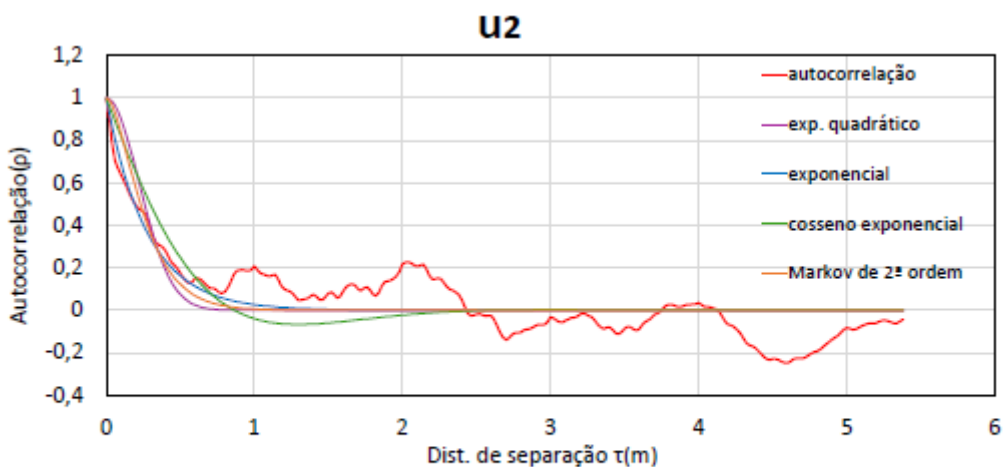
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,36

Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,35



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,25

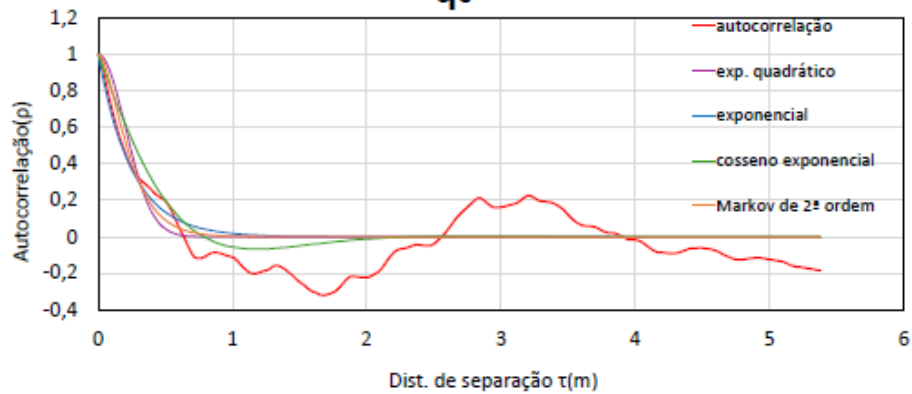
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,15



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,55

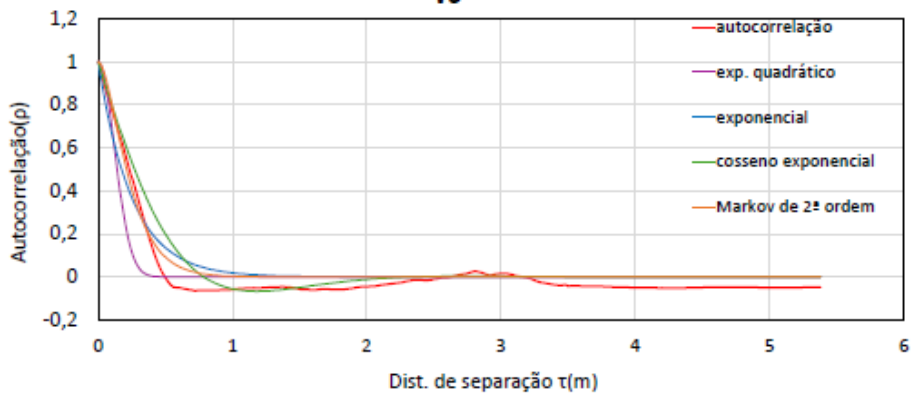
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,47

Ilha 2 Klahold (2013)  
**qc**



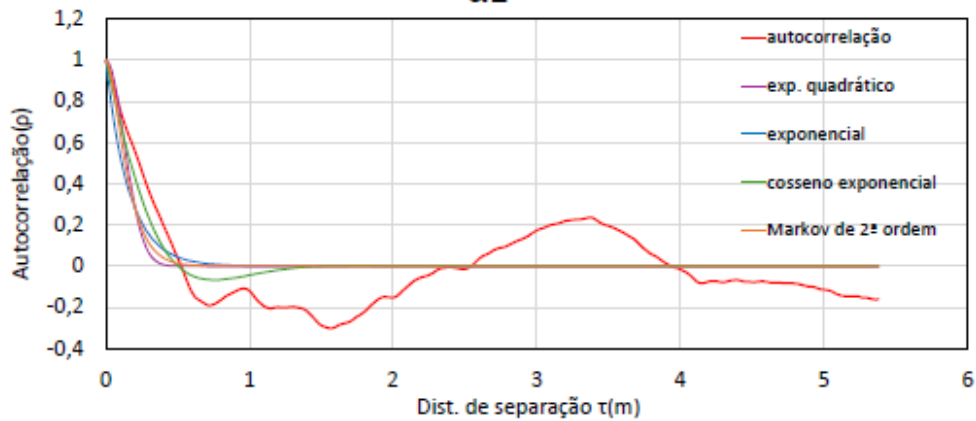
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,5  
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,49

**fs**



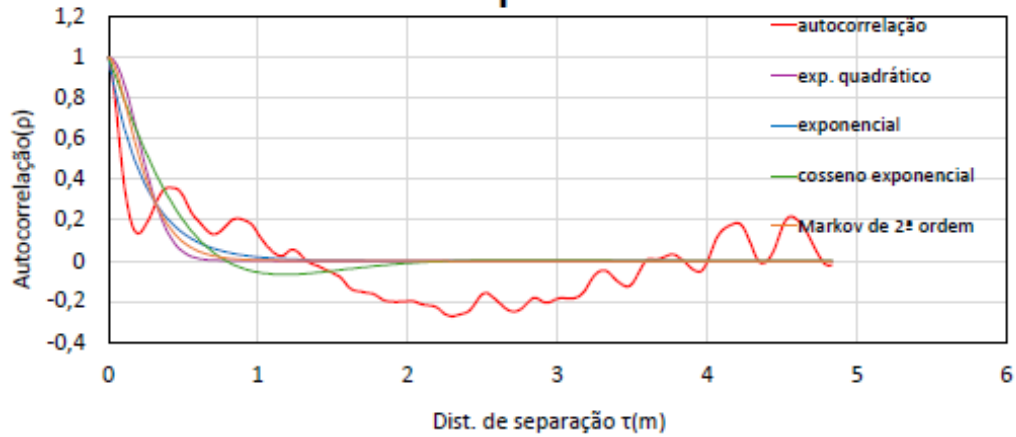
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,3  
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,23

**U2**

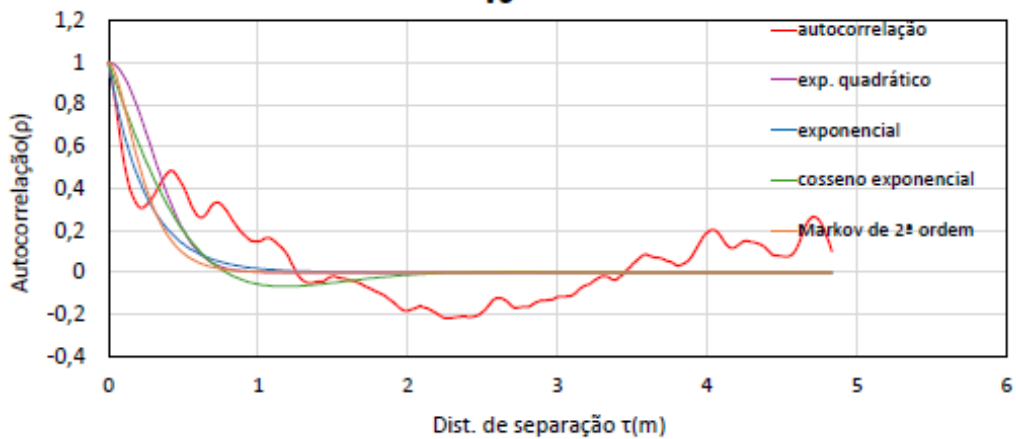


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,32  
Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,24

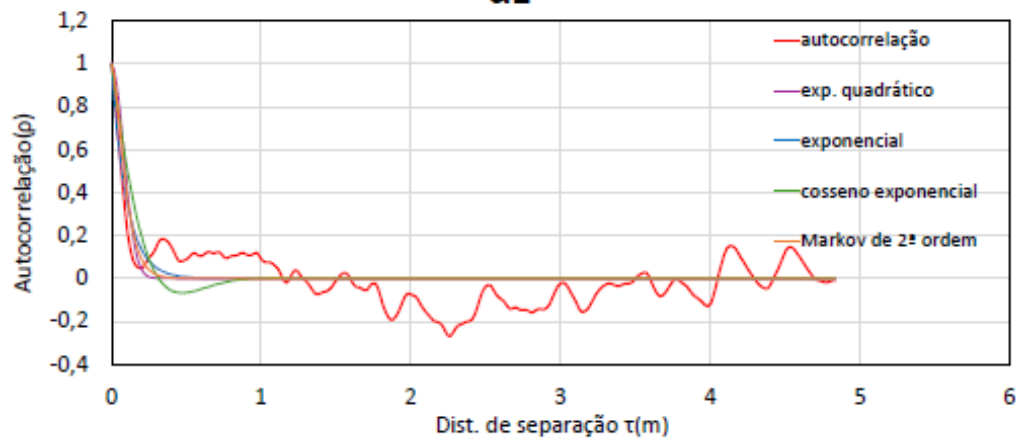
PZC1 - Bedin (2010)

**qc**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,5  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,58

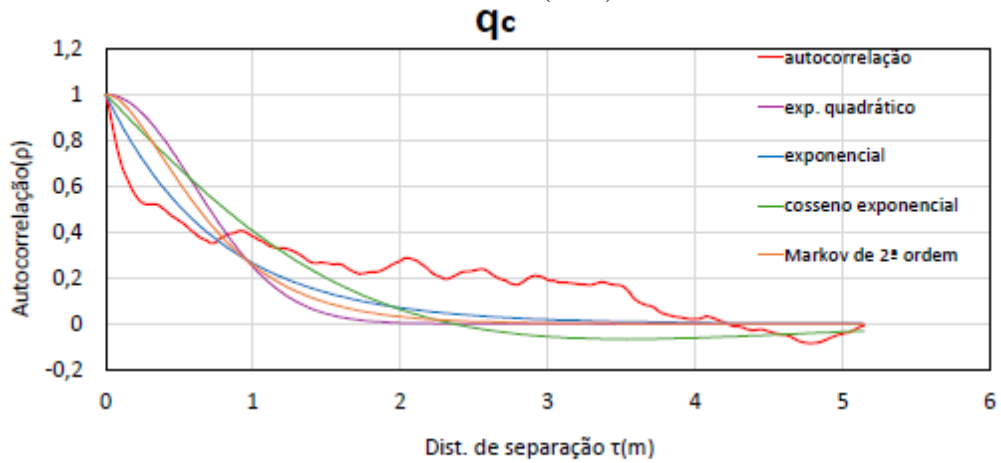
**fs**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,7  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,39

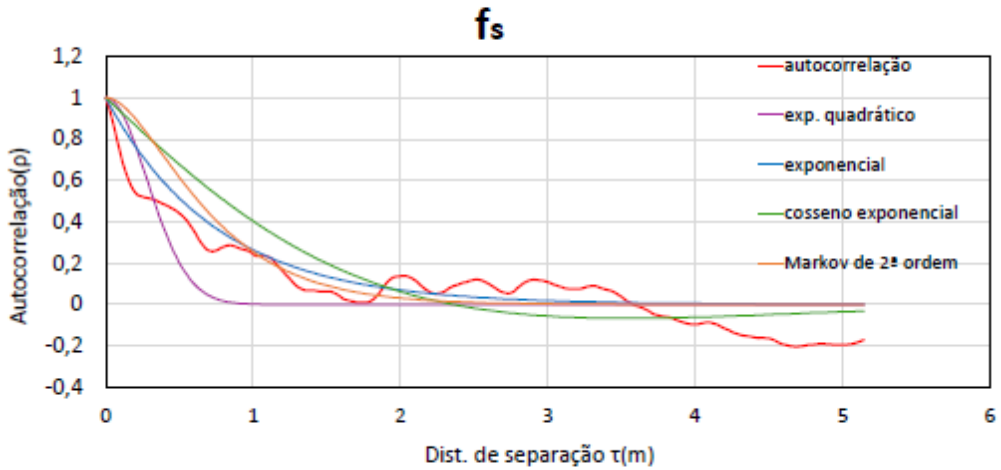
**u2**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,2  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,17

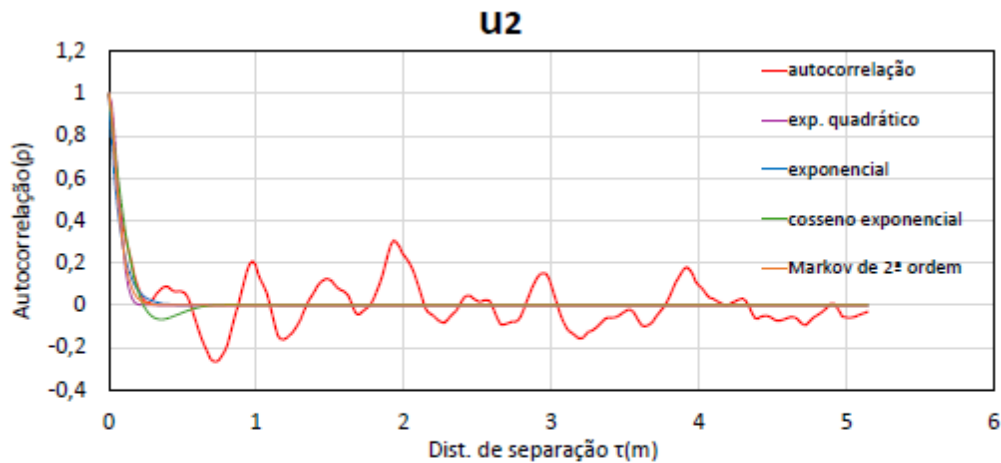
PZC2- Bedin (2010)



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,5  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 2,23

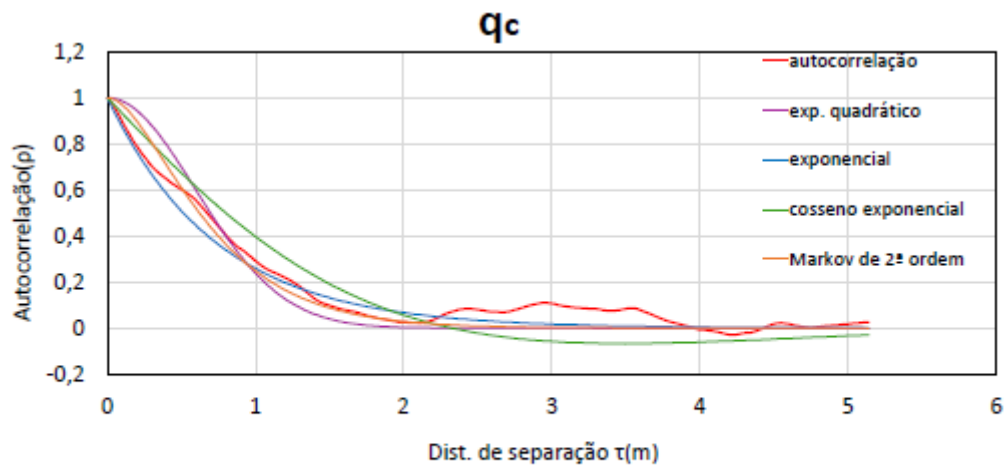


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,7  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,67

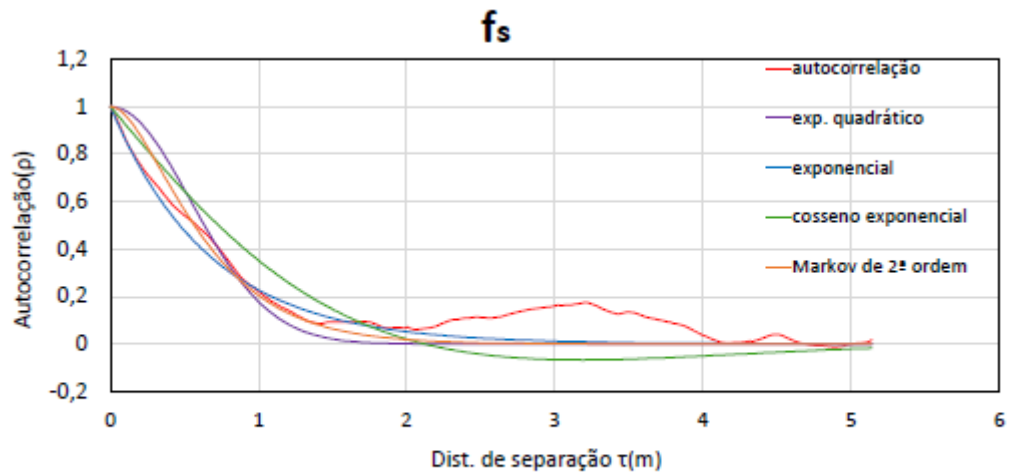


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,15  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,1

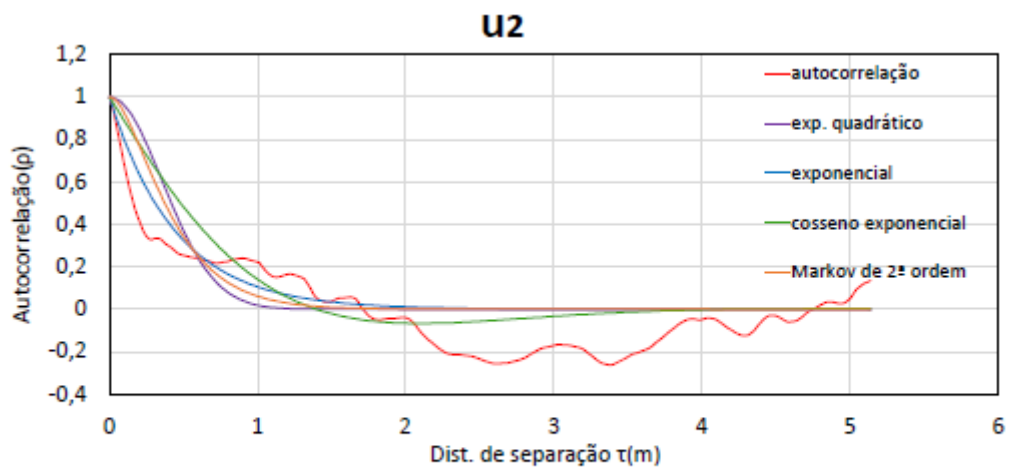
PZC3- Bedin (2010)



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,48  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,72

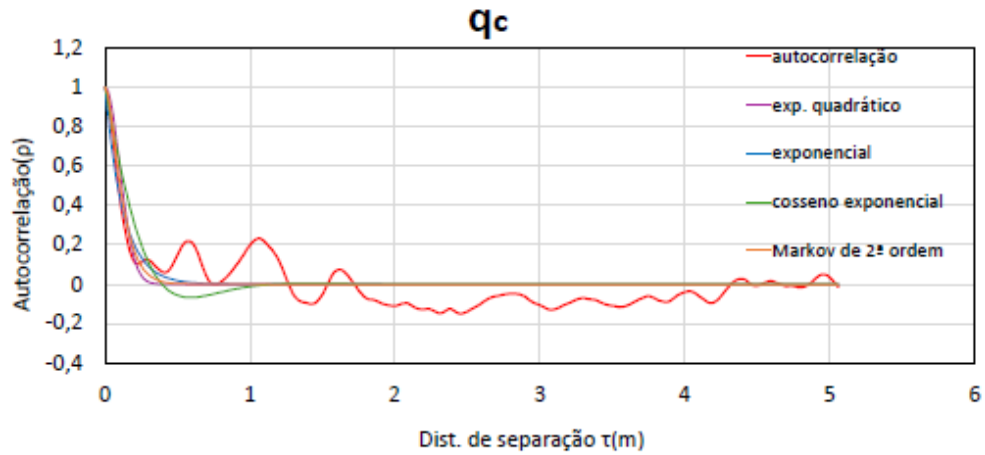


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,35  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,82

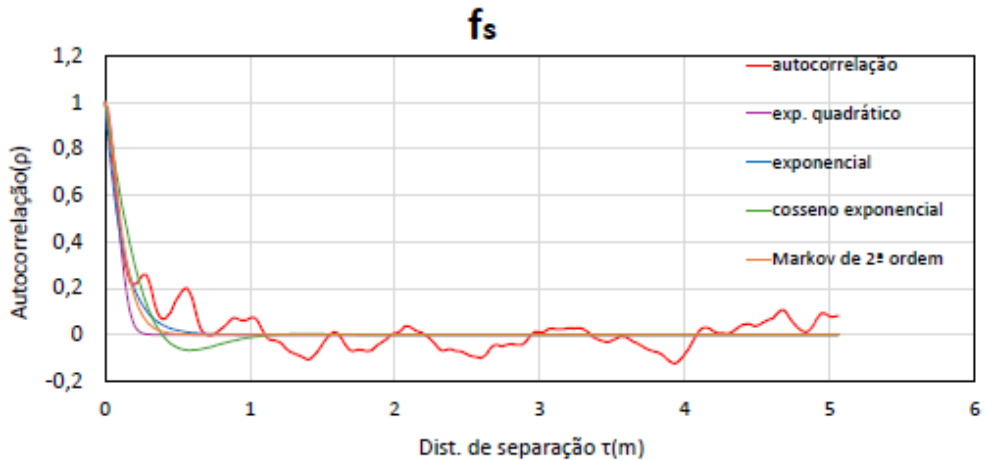


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,89  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,86

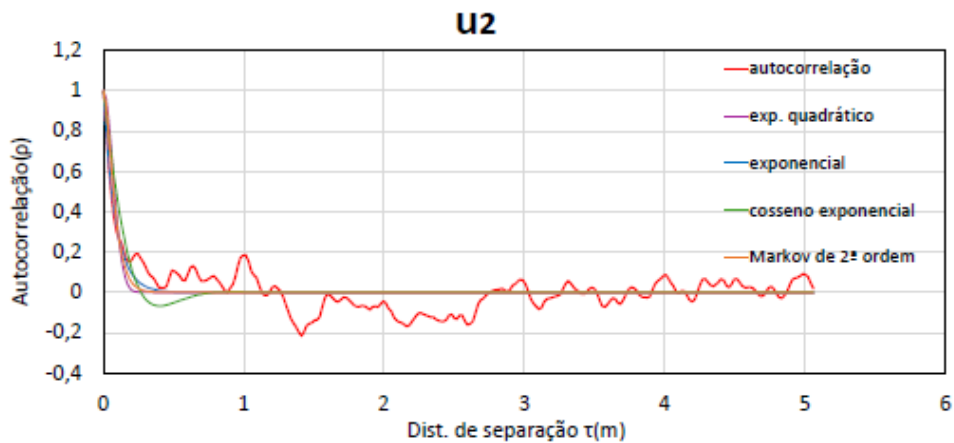
PZC4- Bedin (2010)



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,25  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,32

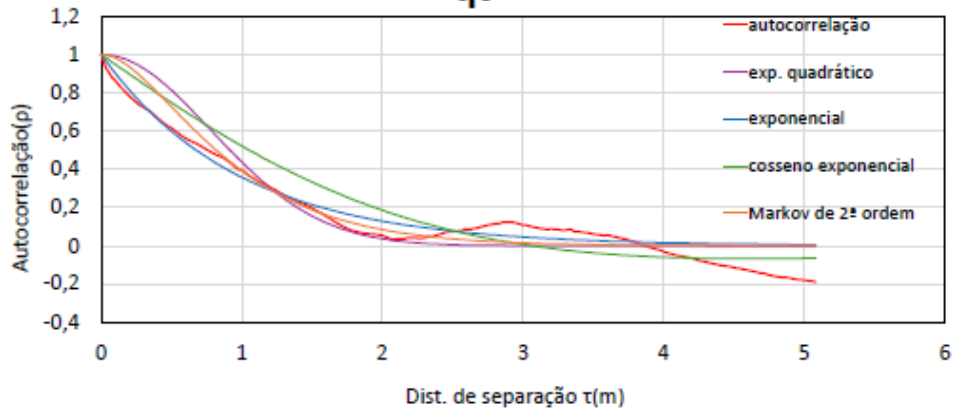


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,25  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,1

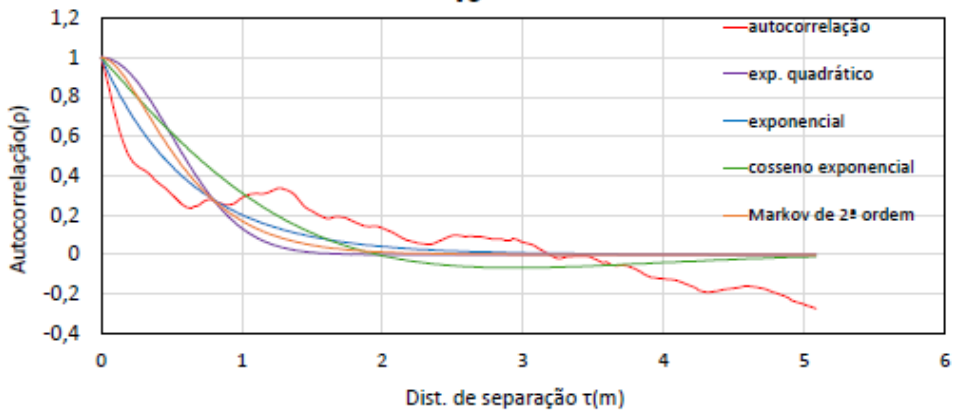


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,17  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,15

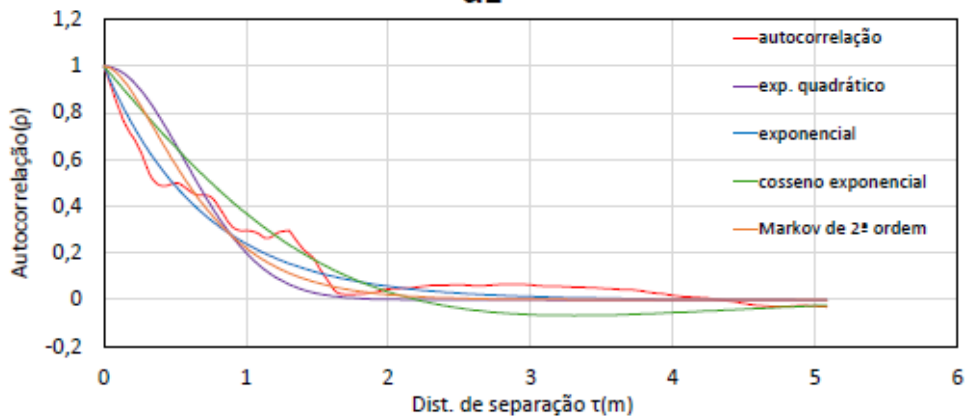
PZC5- Bedin (2010)

**q<sub>c</sub>**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,95  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,92

**f<sub>s</sub>**

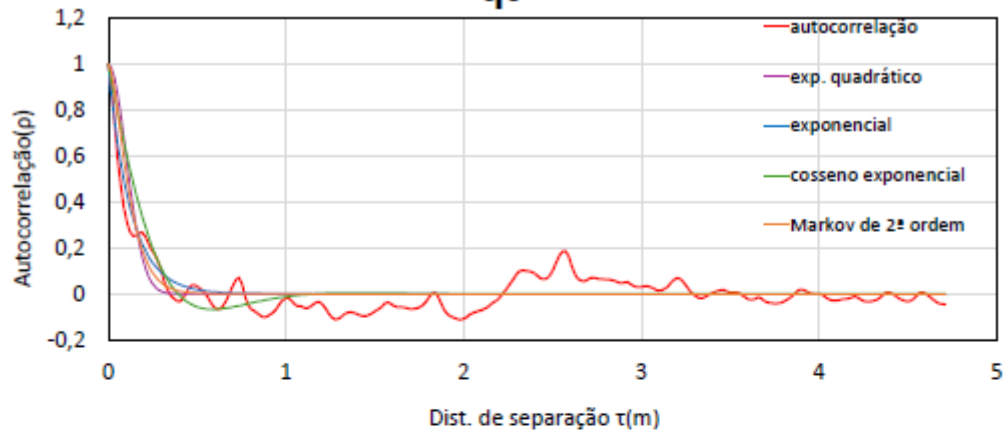
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,25  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,44

**u<sub>2</sub>**

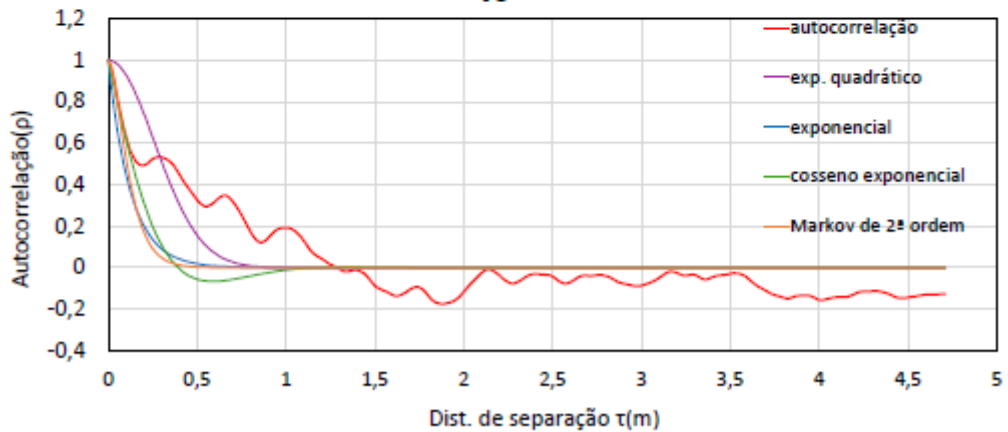
Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 1,4  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 1,59



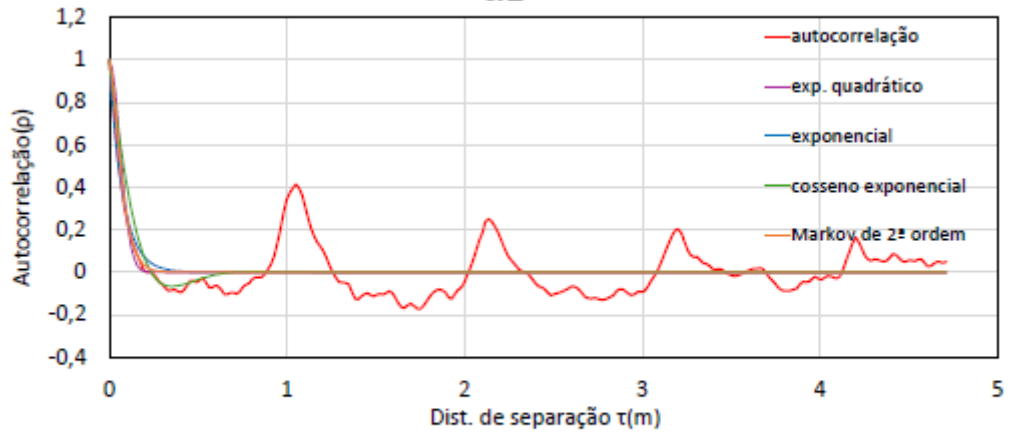
PZC6- Bedin (2010)

**q<sub>c</sub>**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,25  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,22

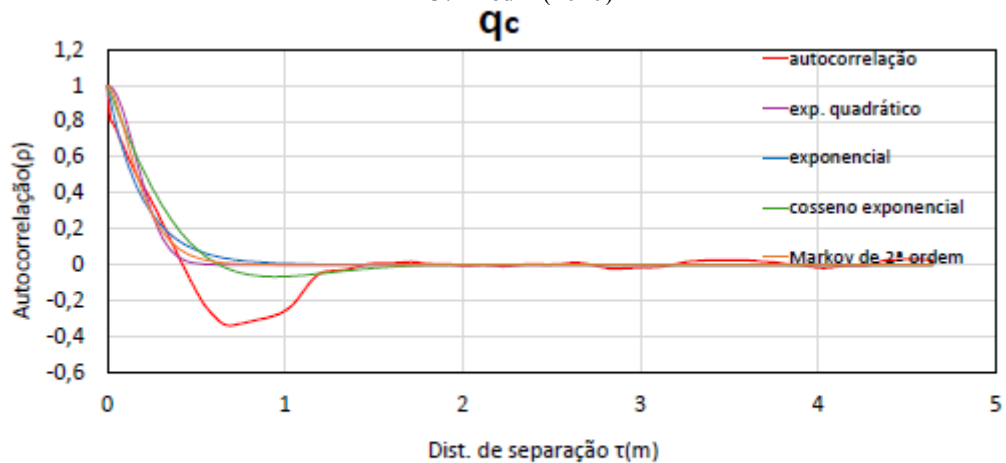
**f<sub>s</sub>**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,65  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,42

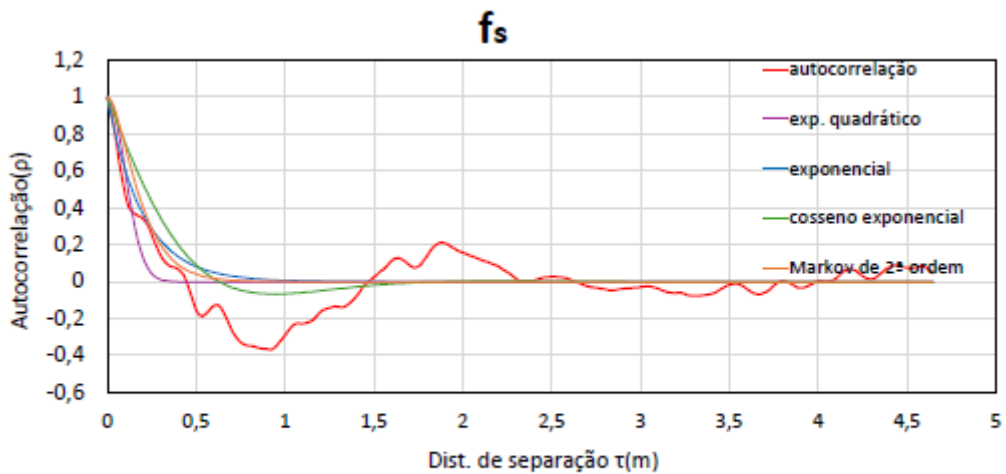
**u<sub>2</sub>**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,15  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,067

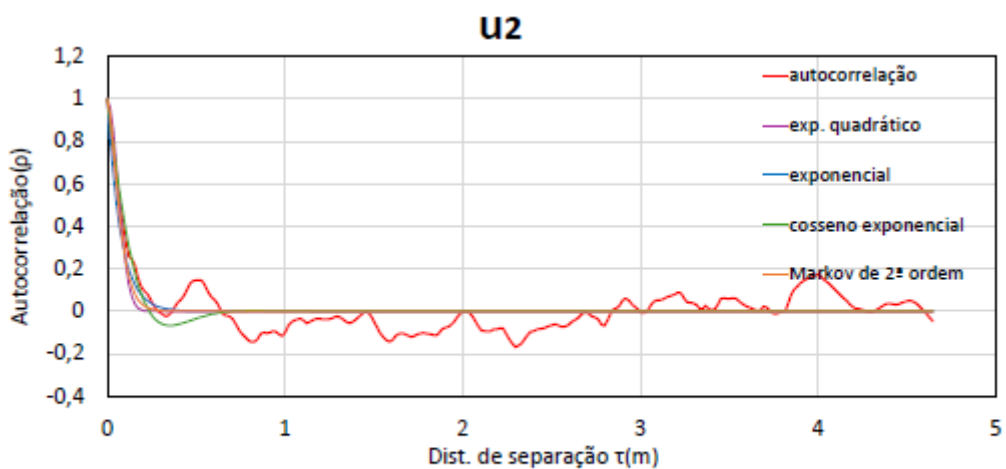
PZC7- Bedin (2010)



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,4  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,36



Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,25  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,20

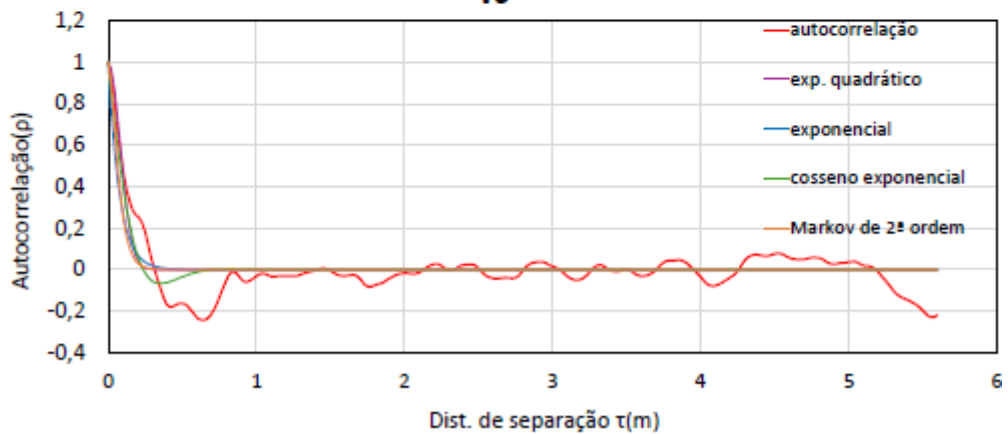


Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,15  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,11

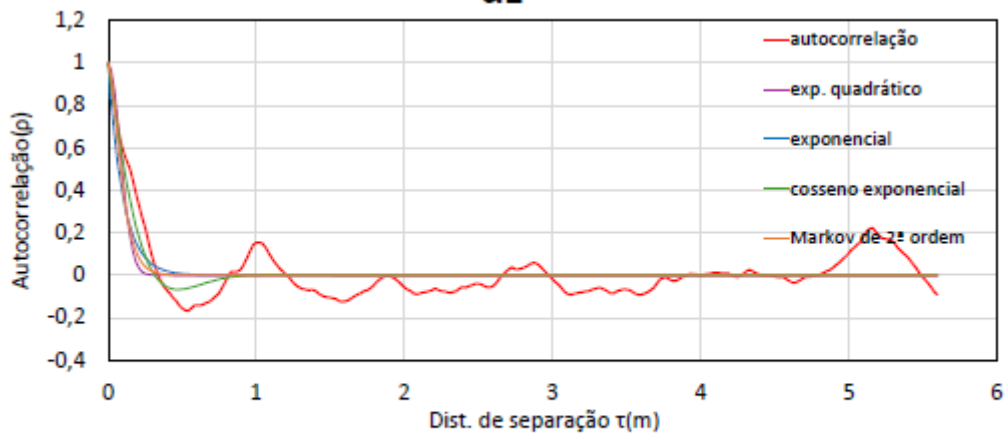
PZC8- Bedin (2010)

**q<sub>c</sub>**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,15  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,18

**f<sub>s</sub>**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,2  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,12

**U<sub>2</sub>**

Adequação do modelo de autocorrelação (AMA). Esc. de flutuação = 0,2  
 Integração da função de autocorrelação da amostra (IAA). Esc. de flutuação = 0,14

**APÊNDICE C – FDP's de cada camada nos ensaios IIS e I1K**

Tabela 23 FDP's ajustadas para o parâmetro  $q_c$  por camadas - ensaio IIS

	Profundidade (m)	H espessura da camada (m)	n	$q_c$	Valor P
FDP's					
<b>Perfil Completo</b>	2,76 a 10,53	7,77	388	Burr, burr 4p, gen extreme value	0,29
<b>Camada 1</b>	2,76 a 3,26	0,5	28	johnson SB, error, kumaraswamy	0,97
<b>Camada 2</b>	3,28 a 3,88	0,6	31	weibull, hypersecant, fatigue life	0,95
<b>Camada 3</b>	3,9 a 4,83	0,93	47	Johnson SB, error, kumaraswamy	1,00
<b>Camada 4</b>	4,85 a 5,12	0,27	15	Beta, gen pareto, uniform	0,86
<b>Camada 5</b>	5,14 a 5,57	0,43	22	Gen, Pareto, Uniform, Johnson SB	0,93
<b>Camada 6</b>	5,59 a 7,08	1,49	75	Weibull 3p, fatigue life 3p, gamma 3p	0,98
<b>Camada 7</b>	7,1 a 7,81	0,71	37	Log-logistic 3P, Frechet, Pearson 6 (4p)	0,99
<b>Camada 8</b>	7,83 a 8,77	0,94	48	Frechet 3P, Pearson 5 (3p), Pearson 6 (4p)	0,92
<b>Camada 9</b>	8,79 a 9,43	0,64	34	Gamma 3P, gen pareto, weibull 3p	0,99
<b>Camada 10</b>	9,45 a 10,53	1,08	59	Gen, Extreme, Log-Pearson 3, Gen, Gamma 4p	0,94

Tabela 24 FDP's ajustadas para o parâmetros  $f_s$  por camadas - ensaio IIS

	Profundidade (m)	H espessura da camada (m)	n	$f_s$	Valor P
FDP's					
<b>Perfil Completo</b>	2,76 a 10,53	7,77	388	Burr 4p, burr, pearson 5	0,11
<b>Camada 1</b>	2,76 a 3,26	0,5	28	pearson 5, log gamma, log logisitc	0,98
<b>Camada 2</b>	3,28 a 3,88	0,6	31	burr 4p, Gen, Extreme, Dagum 4P	0,95
<b>Camada 3</b>	3,9 a 4,83	0,93	47	Johnson SB, error, Gen, Pareto	1,00
<b>Camada 4</b>	4,85 a 5,12	0,27	15	Cauchy, weibull, log logistic 3p	0,99
<b>Camada 5</b>	5,14 a 5,57	0,43	22	Gen, Pareto, Johnson SB, Beta	0,98
<b>Camada 6</b>	5,59 a 7,08	1,49	75	log logistic 3p, fatigue life 3p, lognormal 3p	0,91
<b>Camada 7</b>	7,1 a 7,81	0,71	37	Burr, Burr 4P, Log-Logistic 3P	0,86
<b>Camada 8</b>	7,83 a 8,77	0,94	48	Burr, Log-logisitc 3p, Dagum 4p	0,87
<b>Camada 9</b>	8,79 a 9,43	0,64	34	Gen, Extreme, burr, log logistic 3p	0,87
<b>Camada 10</b>	9,45 a 10,53	1,08	59	Error, Johnson SB, Gen, Extreme Value	0,95

Tabela 25 FDP's ajustadas para o parâmetro  $u_2$  por camadas - ensaio IIS

	Profundidade (m)	H espessura da camada (m)	n	$u_2$ FDP's	Valor P
<b>Perfil Completo</b>	2,76 a 10,53	7,77	388	Burr 4p, burr, pearson 5	0,11
<b>Camada 1</b>	2,76 a 3,26	0,5	28	pearson 5, log gamma, log logisitc	0,98
<b>Camada 2</b>	3,28 a 3,88	0,6	31	burr 4p, Gen, Extreme, Dagum 4P	0,95
<b>Camada 3</b>	3,9 a 4,83	0,93	47	Johnson SB, error, Gen, Pareto	1,00
<b>Camada 4</b>	4,85 a 5,12	0,27	15	Cauchy, weibull, log logistic 3p	0,99
<b>Camada 5</b>	5,14 a 5,57	0,43	22	Gen, Pareto, Johnson SB, Beta	0,98
<b>Camada 6</b>	5,59 a 7,08	1,49	75	log logistic 3p, fatigue life 3p, lognormal 3p	0,91
<b>Camada 7</b>	7,1 a 7,81	0,71	37	Burr, Burr 4P, Log-Logistic 3P	0,86
<b>Camada 8</b>	7,83 a 8,77	0,94	48	Burr, Log-logisitic 3p, Dagum 4p	0,87
<b>Camada 9</b>	8,79 a 9,43	0,64	34	Gen, Extreme, burr, log logistic 3p	0,87
<b>Camada 10</b>	9,45 a 10,53	1,08	59	Error, Johnson SB, Gen, Extreme Value	0,95

Tabela 26 FDP's ajustadas para o parâmetro  $q_c$  por camadas - ensaio I1K

	Profundidade (m)	H espessura da camada (m)	n	$q_c$ FDP's	Valor P
<b>Perfil Completo</b>	0,2 a 10,52	10,32	557	log logistic, dagum, burr	0,34
<b>Camada 1</b>	0,2 a 0,44	0,24	13	Gen Gamma 4p, Lognormal 3p, frechet 3p	0,97
<b>Camada 2</b>	0,46 a 0,88	0,42	22	pearson 5, fatigue life 3p, inv. Gaussian	0,96
<b>Camada 3</b>	0,9 a 1,36	0,46	24	weibull 3p, gen gamma 4p, fatigue life 3p	0,95
<b>Camada 4</b>	1,38 a 1,62	0,24	13	johnson sb, beta, gen pareto	0,98
<b>Camada 5</b>	1,64 a 1,88	0,24	13	cauchy, burr 4p, loglogistic 3p	0,97
<b>Camada 6</b>	1,9 a 2,26	0,36	19	weibull 3p, gumbel min, loglogsistic 3p	0,96
<b>Camada 7</b>	2,28 a 2,52	0,24	13	johnsin SB, gen extreme value, erlang	1,00
<b>Camada 8</b>	2,54 a 3,13	0,60	31	pearson 5 3p, gamma 3p, pearson 6 4p	0,96
<b>Camada 9</b>	3,16 a 4,74	1,58	80	Burr, Log-logistic (3P), Chi- Quadrado (2P)	0,96
<b>Camada 9a</b>	3,16 a 3,76	0,60	31	burr, log-logistic (3p), lognormal	1,00
<b>Camada 9b</b>	3,78 a 4,74	0,96	49	burr, log-logistic (3P), log- logistic	0,95
<b>Camada 10</b>	4,76 a 5,2	0,44	23	johnson sb, gen pareto, gamma 3p	0,99

<b>Camada 11</b>	5,22 a 5,68	0,46	43	Gen. Pareto, log logisitc Lognormal	3p, 0,96
<b>Camada 12</b>	4,7 a 7,2	1,50	97	log-pearson 3, gen pareto, extreme value	gen 0,98
<b>Camada 13</b>	7,22 a 7,86	0,64	33	Johnson SB, erlang exponential 2p	3p, 0,92
<b>Camada 14</b>	7,88 a 8,74	0,86	44	Gen. Gamma (4P), fatigue life loglogistic 3p	3p, 1,00
<b>Camada 15</b>	8,76 a 9,46	0,70	36	exponential 2p, erlang 3p, log logistic 3p	0,60
<b>Camada 16</b>	9,48 a 10,52	1,04	53	Gen. Extreme Value, log logistic 3p, gamma 3p	0,50

Tabela 27 FDP's ajustadas para o parâmetro  $f_s$  por camadas - ensaio I1K

	$f_s$				
	Profundidade (m)	H espessura da camada (m)	n	FDP's	Valor P
<b>Perfil Completo</b>	0,2 a 10,52	10,32	55 7	FDP's	Valor P
<b>Camada 1</b>	0,2 a 0,44	0,24	13	burr 4p, dagum 4p, burr	0,12
<b>Camada 2</b>	0,46 a 0,88	0,42	22	cauchy, burr 4p, log-logistic 3p	0,97
<b>Camada 3</b>	0,9 a 1,36	0,46	24	gen extreme value, nakagami, burr 4p	1,00
<b>Camada 4</b>	1,38 a 1,62	0,24	13	fatigue life 3p, lognormal 3p, frechet 3p	0,95
<b>Camada 5</b>	1,64 a 1,88	0,24	13	log-logistic 3p, dagum, gen. Extreme value	0,99
<b>Camada 6</b>	1,9 a 2,26	0,36	19	beta, johnson sb, gen pareto	0,99
<b>Camada 7</b>	2,28 a 2,52	0,24	13	normal, inv gaussian 3p, burr 4p	0,99
<b>Camada 8</b>	2,54 a 3,13	0,60	31	pert, gen extreme value, triangular	0,95
<b>Camada 9</b>	3,16 a 4,74	1,58	80	gen pareto, johnson sb, gumbel min	0,59
<b>Camada 9a</b>	3,16 a 3,76	0,60	31	Normal, Error, Weibull	0,96
<b>Camada 9b</b>	3,78 a 4,74	0,96	49	error, uniform, normal	0,82
<b>Camada 10</b>	4,76 a 5,2	0,44	23	gamma, nakagami, gen. Extreme value	1,00
<b>Camada 11</b>	5,22 a 5,68	0,46	43	gamma 3p, weibull 3p, burr 4p	0,94
<b>Camada 12</b>	4,7 a 7,2	1,50	97	dagum, error, normal	0,95
<b>Camada 13</b>	7,22 a 7,86	0,64	33	pearson 6 4p, log logistic 3p, fatigue life 3p	0,35
<b>Camada 14</b>	7,88 a 8,74	0,86	44	frechet 3p, pareto, pearson 5 3p	0,92
<b>Camada 15</b>	8,76 a 9,46	0,70	36	johnson sb, burr, wibull	1,00
<b>Camada 16</b>	9,48 a 10,52	1,04	53	johnson sb, error, gen pareto	1,00

Tabela 28 FDP's ajustadas para o parâmetro  $u_2$  por camadas - ensaio I1K

	Profundidade (m)	H espessura da camada (m)	n	$u_2$ FDP's	Valor P
<b>Perfil Completo</b>	0,2 a 10,52	10,32	557	gen pareto	0,54
<b>Camada 1</b>	0,2 a 0,44	0,24	13	johnson sb, lognormal 3p, log-gamma	0,98
<b>Camada 2</b>	0,46 a 0,88	0,42	22	chi quadrado 2p, gen extreme value, gumbel max	0,88
<b>Camada 3</b>	0,9 a 1,36	0,46	24	gen pareto, johnson sb, error	1,00
<b>Camada 4</b>	1,38 a 1,62	0,24	13	gen pareto, erlang 3p, exponential 2p	0,98
<b>Camada 5</b>	1,64 a 1,88	0,24	13	gen pareto, uniform, johnson sb	0,95
<b>Camada 6</b>	1,9 a 2,26	0,36	19	Gen extreme value, dagum 4p, johnson sb	0,80
<b>Camada 7</b>	2,28 a 2,52	0,24	13	gen pareto, uniform, error	0,94
<b>Camada 8</b>	2,54 a 3,13	0,60	31	frechet 3p, pearson 5 3p, dagum 4p	0,82
<b>Camada 9</b>	3,16 a 4,74	1,58	80	Weibull(3P), General Gama (4P), Dagum	0,86
<b>Camada 9a</b>	3,16 a 3,76	0,60	31	weibull (3p), gen. Gamma (4p), dagum (4p)	0,71
<b>Camada 9b</b>	3,78 a 4,74	0,96	49	nakagami, normal, inv. Gaussian	0,61
<b>Camada 10</b>	4,76 a 5,2	0,44	23	weibull, bur, lognormal	0,96
<b>Camada 11</b>	5,22 a 5,68	0,46	43	Log-Logistic (3P), gen extreme value, frechet 3p	0,59
<b>Camada 12</b>	4,7 a 7,2	1,50	97	Dagum, loglogistic 3p, burr 4p	0,91
<b>Camada 13</b>	7,22 a 7,86	0,64	33	Weibull (3P), burr, loglogistic 3p	0,93
<b>Camada 14</b>	7,88 a 8,74	0,86	44	Log-Logistic (3P)	0,95
<b>Camada 15</b>	8,76 a 9,46	0,70	36	Johnson SB, error, gen extreme value	0,98
<b>Camada 16</b>	9,48 a 10,52	1,04	53	Cauchy, log logistic 3p, laplace	0,67