

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
Escola de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e Materiais
PPGEM

**ANÁLISE E APLICAÇÕES DA GEOESTATÍSTICA NO CONTEXTO
GEOLÓGICO-GEOTÉCNICO URBANO**

Daiane Folle
Eng. Civil, Mestre em Engenharia

Tese para a obtenção do
Título de Doutora em Engenharia

Porto Alegre, RS
2009

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
Escola de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e Materiais
PPGEM

**ANÁLISE E APLICAÇÕES DA GEOESTATÍSTICA NO CONTEXTO
GEOLÓGICO-GEOTÉCNICO URBANO**

Daiane Folle
Eng. Civil, Mestre em Engenharia

Trabalho realizado no Departamento de Engenharia de Minas da Escola de Engenharia da UFRGS, dentro do Programa de Pós-graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais – PPGEM, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutora em Engenharia.

Área de Concentração: Metalurgia Extrativa e Tecnologia Mineral.

Porto Alegre, RS
2009

Esta Tese foi julgada adequada para a obtenção do Título de Doutora em Engenharia e aprovada na sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora do Curso de Pós-Graduação.

Orientador: Prof. Dr. João Felipe Coimbra Leite Costa

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Nilo Cesar Consoli – PPGECC - UFRGS

Prof. Dr. André C. Zingano – PPGECC - UFRGS

Dr. Luis Eduardo de Souza - Vale

Prof. Dr. Carlos Perez Bergmann
Coordenador do PPGECC

Com amor, aos meus pais
e ao meu esposo

Agradecimentos

Ao Professor e orientador Dr. João Felipe Coimbra Leite Costa que admiro muito. Agradeço pela sua dedicação, inteligência e motivação durante um prazeroso período de convívio.

Ao Professor Giuseppe Raspa, pelo ano de convivência em Roma extremamente agradável e seu incansável empenho em apresentar seus conhecimentos.

Aos meus colegas do LPM, pela amizade e convívio durante anos de trabalho e pesquisa, em especial aos colegas Maria, Vanessa, Gustavo, Diretor, Dudu e Gambin.

Aos colegas da *Università La Sapienza di Roma*, Massimiliano, Antônio, Roberto, Francesco e Elisa.

A toda minha família e amigos que sempre torceram pelo sucesso da minha caminhada e à Deus que está sempre presente em minha vida.

Índice

Lista de Figuras	ix
Lista de Tabelas	xv
Resumo	xvii
Abstract	xix
Capítulo 1: Introdução:.....	1
1.1 MODELAGEM GEOLÓGICO-GEOTÉCNICA	1
1.1.1 <i>Contexto prático</i>	3
1.2 TRABALHOS RECENTES	4
1.2.1 <i>A geoestatística em geotecnia no Brasil</i>	4
1.2.2 <i>A geoestatística em geotecnia no exterior</i>	7
1.3 META E OBJETIVOS	9
1.4 METODOLOGIA	10
1.5 CONTRIBUIÇÕES DA TESE.....	11
1.6 ORGANIZAÇÃO DA TESE	12
Capítulo 2: Modelagem do Parâmetro Geotécnico NSPT considerando uma deriva vertical	14
2.1 PANORAMA GERAL	15
2.2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS GEOESTATÍSTICOS.....	16
2.2.1 <i>Hipóteses de estacionariedade</i>	17

2.2.2	<i>O variograma e o dualismo tendência-resíduo</i>	18
2.2.3	<i>Krigagem</i>	19
2.2.3.1	<i>Krigagem ordinária</i>	19
2.2.3.2	<i>Krigagem universal</i>	22
2.2.3.3	<i>FAI-k</i>	26
2.3	<i>A ÁREA DE ESTUDO</i>	30
2.3.1	<i>Geologia da região</i>	31
2.3.2	<i>O ensaio SPT</i>	34
2.3.3	<i>O banco de dados</i>	35
2.4	<i>RESULTADOS E DISCUSSÕES</i>	38
2.4.1	<i>Grid 3D</i>	38
2.4.2	<i>Análise estrutural da variável NSPT</i>	39
2.4.2.1	<i>Filtrando a tendência vertical</i>	40
2.4.3	<i>Processo de estimativa</i>	45
2.4.3.1	<i>Resultados da KU, FAI-k e KO</i>	47
2.5	<i>CONCLUSÕES PRELIMINARES</i>	56
Capítulo 3:	<i>Caracterização Geotécnica dos Depósitos Aluvionares Recentes de Roma (Itália)</i>	59
3.1	<i>INTRODUÇÃO</i>	60
3.2	<i>BANCO DE DADOS</i>	64
3.3	<i>CONFIGURAÇÃO ESTRATIGRÁFICA E DEPOSICIONAL</i>	67
3.4	<i>CARACTERÍSTICAS GEOTÉCNICAS DOS DEPÓSITOS ALUVIONARES</i>	71
3.4.1	<i>Características físicas e mecânicas dos depósitos aluvionares</i>	72
3.5	<i>MÉTODOS ESTATÍSTICO E GEOESTATÍSTICO</i>	82
3.5.1	<i>Decomposição em componentes principais</i>	82
3.5.1.1	<i>Os autovalores e autovetores</i>	83
3.5.1.2	<i>Decomposição espectral</i>	84
3.5.1.3	<i>Vetor de médias e matriz de covariâncias</i>	84
3.5.1.4	<i>Componentes principais</i>	88
3.5.2	<i>Regressão linear múltipla</i>	90
3.5.3	<i>Krigagem ordinária</i>	91
3.5.4	<i>Cokrigagem ordinária</i>	91
3.6	<i>RESULTADOS E DISCUSSÕES</i>	96
3.6.1	<i>Análise em componentes principais dos parâmetros geotécnicos</i>	96
3.6.2	<i>Validação cruzada dos métodos de estimativa</i>	98
3.6.3	<i>Mapas do ângulo de atrito interno do solo (φ')</i>	105
3.6.4	<i>O papel do silte no condicionamento do ângulo de atrito interno</i>	110

3.7 CONCLUSÕES PRELIMINARES	111
Capítulo 4: Simulação Plurigaussiana Aplicada à Modelagem de Litofácies dos Aluviões Recentes de Roma	113
4.1 INTRODUÇÃO	114
4.2 A GEOESTATÍSTICA NA CRIAÇÃO DE UM MODELO DO SUBSOLO	116
4.2.1 <i>Propriedades básicas das indicatrizes</i>	117
4.2.2 <i>Curvas de proporção vertical</i>	120
4.2.3 <i>Simulação gaussiana truncada</i>	126
4.2.3.1 Propriedades do modelo gaussiano truncado	127
4.2.3.2 Relações entre as covariâncias das variáveis indicatrizes e gaussianas	130
4.2.4 <i>Simulação plurigaussiana truncada</i>	134
4.2.4.1 Características básicas	134
4.2.4.2 Determinação dos valores de corte	139
4.2.4.3 Relações entre as covariâncias das variáveis indicatrizes e gaussianas	145
4.2.4.4 Simulação condicional	148
4.2.4.5 Fatores que afetam o modelo	150
4.3 ESTUDO DE CASO	154
4.3.1 <i>Resultados e discussões</i>	156
4.4 CONCLUSÕES PRELIMINARES	179
Capítulo 5: Conclusões e Recomendações	182
Referências Bibliográficas	188
ANEXOS	

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Localização da área de estudo.	31
Figura 2.2 – Mapa geológico da região de Passo Fundo, destacando a área de estudo (modificado de Carraro et al., 1974). Compilado do mapa geológico do Estado do Rio Grande do Sul, UFRGS/FAPERGS, 1974), obtido de Naime (2001), adaptado.	33
Figura 2.3 – Distribuição das sondagens SPT na área de estudo.	35
Figura 2.4 – (a) Histograma englobando todas as informações do banco de dados, e (b) histograma dos valores de NSPT<40.	37
Figura 2.5 – Gráfico de correlação da variável NSPT e a profundidade.	38
Figura 2.6 – (a) Variograma experimental das 5 direções principais, 4 horizontais (D1, D2, D3 e D4 sobrepostas) e 1 vertical, D5 (profundidade); (b) Variograma experimental da direção vertical (D5).	40
Figura 2.7 – Histograma do resíduo do NSPT.	41
Figura 2.8 – Variograma experimental do NSPT residual na direção vertical.	42
Figura 2.9 – Variograma modelado do NSPT residual na direção vertical.	42
Figura 2.10 – Gráfico de correlação do NSPT estimado/medido. Resultados da validação cruzada por (a) KU, (b) FAI-k e (c) KO.	46
Figura 2.11 – Valores estimados de NSPT pelo método de KU, (a) 3m, (b) 5m, (c) 15m e (d) 20m de profundidade. Os pontos pretos indicam as sondagens SPT.	48
Figura 2.12 – Valores estimados de NSPT pelo método de FAI-k, (a) 3m, (b) 5m, (c) 15m e (d) 20m de profundidade. Os pontos pretos indicam as sondagens SPT.	49
Figura 2.13 – Valores estimados de NSPT pelo método de KO, (a) 3m, (b) 5m, (c) 15m e (d) 20m de profundidade. Os pontos pretos indicam as sondagens SPT.	49

Figura 2.14 – Valores estimados de NSPT pelo método de KU. Perfis verticais variando na direção y, (a) 810m, (b) 1185m, (c) 1560m, (d) 2185m.	50
Figura 2.15 – Valores estimados de NSPT pelo método de FAI-k. Perfis verticais variando na direção y, (a) 810m, (b) 1185m, (c) 1560m, (d) 2185m.	50
Figura 2.16 – Valores estimados de NSPT pelo método de KO. Perfis verticais variando na direção y, (a) 810m, (b) 1185m, (c) 1560m, (d) 2185m.	51
Figura 2.17 – Gráfico de correlação dos resultados das estimativas para os métodos (a) KU x FAI-k, (b) KU x KO e (c) KO x FAI-k.	52
Figura 2.18 – Mapa de localização das sondagens evidenciando (a) sondagem 1 (S1), isolada em relação as demais, (b) sondagem 2 (S2), cercada por poucas amostras vizinhas e (c) sondagem 3 (S3) cercada por diversas amostras.	53
Figura 2.19 – Gráfico comparativo dos valores estimados e medidos de uma sondagem relativamente isolada do restante das amostras do banco de dados. Os métodos de estimativa testados são (a) KU, (b) FAI-k e (c) KO.	54
Figura 2.20 – Gráfico comparativo dos valores estimados e medidos de uma sondagem cercada por poucas amostras do banco de dados. Os métodos de estimativa testados são (a) KU, (b) FAI-k e (c) KO.	55
Figura 2.21 – Gráfico comparativo dos valores estimados e medidos de uma sondagem cercada por várias amostras do banco de dados. Os métodos de estimativa testados são (a) KU, (b) FAI-k e (c) KO.	56
Figura 3.1 – Modelo Digital do Terreno (MDT) da Bacia Romana com resolução de 20m (a) e (b) mapa geológico simplificado da área em estudo. Legenda: 1) depósitos aluvionares do Pleistoceno Superior e Holoceno; 2) rochas vulcânicas do Pleistoceno Médio e Superior; 3) rochas sedimentares do Plio-Pleistoceno; 4) sondagens com amostras geotécnicas; 5) sondagens com amostras e ensaios de parâmetros geotécnicos físicos e mecânicos; 6) perfil do painel de correlação da Figura 3.5 (adiante). MDT originado pelo “ <i>Sistema Informativo Regionale dell’Ambiente</i> ” (SIRA), Região Lazio – Roma – Itália.	63
Figura 3.2 – Configuração 3D da distribuição das sondagens selecionadas para o estudo de caso. Os pontos em preto correspondem às amostras que possuem análise geotécnica laboratorial.	65
Figura 3.3 – Distribuição amostral <i>versus</i> propriedades geotécnicas. A coluna “Txt” indica as amostras com as quatro percentagens granulométricas (texturais), isto é, Cascalho%, Areia%, Silte%, e Argila%.	66

Figura 3.4 – Esquema de correlação estratigráfica da Bacia Romana. Modificado de Milli (1997, 2006) e Cavarretta et al. (2005b).	69
Figura 3.5 – Painel de correlação dos depósitos de aluviões recentes cruzando o vale do Rio Tevere. SSE e SMI indicam a Superfície da Sequência Estratigráfica (SSE) e Superfície de Máxima Inundação (SMI) da sequência PG9 (Aluviões Recentes), respectivamente. FA 1, FA 2, e FA 3 indicam as principais associações de fácies dos depósitos aluvionares. A localização do painel de correlação em planta pode ser visto na Figura 3.1.	70
Figura 3.6 – (a) Classificação granulométrica do solo pelo triângulo de Feret, (b) distribuição granulométrica das 702 amostras com informações texturais, e (c) distribuição granulométrica das 295 amostras que possuem informações de textura e de ângulo de atrito concomitantemente. As 51 amostras que contém todas as informações geotécnicas estão ilustradas na imagem (c) em forma de triângulo.	74
Figura 3.7 – Gráfico de Plasticidade de Casagrande [limite de liquidez (w_l) x índice de plasticidade (I_p)]: amostras divididas pelas áreas dos rios principais e secundários. Legenda: 1) siltes inorgânicos de baixa compressibilidade; 2) siltes inorgânicos e argilas orgânicas de média compressibilidade; 3) siltes inorgânicos e argilas orgânicas de alta compressibilidade; 4) argilas inorgânicas de baixa plasticidade; 5) argilas inorgânicas de plasticidade média; 6) argilas inorgânicas de alta plasticidade. Para a localização dos rios primários e secundários ver Figura 3.1.	75
Figura 3.8 – Gráfico da atividade da argila (A) das amostras divididas pelas áreas dos rios principais e secundários [índice de plasticidade (I_p) x percentagem de argila (Argila %)] .	76
Figura 3.9 – Esquema das 17 classes litológicas/texturais identificadas nos depósitos de aluviões recentes. As classes foram agrupadas em cinco principais associações litológicas/texturais. O padrão seguiu a legenda da Figura 3.5.	77
Figura 3.10 - Gráfico das propriedades de fase do solo (γ_n , w_n , e e_0) e do ângulo de atrito interno (ϕ) versus a profundidade total (TD). As amostras foram separadas por classes litológicas/texturais e seus códigos acompanham os apresentados na Figura 3.9.	79
Figura 3.11 – Gráfico das propriedades de fase do solo (γ_n , w_n , e e_0) e do ângulo de atrito interno (ϕ) versus a profundidade total (TD). As amostras são diferenciadas pelo rio principal e seus afluentes.	81
Figura 3.12 – Parcela de pontuação dos parâmetros físicos e mecânicos no plano calibrado pelos dois primeiros fatores da ACP.	97
Figura 3.13 - Gráfico de correlação dos valores de ângulo de atrito drenado (ϕ) medidos/estimados. Validação cruzada implementada com as 51 amostras que	

apresentavam o conjunto completo das informações geotécnicas. As 13 propriedades físicas do solo foram usadas para a regressão linear múltipla; os 5 primeiros fatores da ACP foram usados como variáveis auxiliares para a cokrigagem.	100
Figura 3.14 - Gráfico de correlação do ângulo de atrito (φ') medido/estimado. Validação cruzada das 295 amostras que contêm informações texturais. Argila%, Silte% e Areia%+Cascalho% foram usados na regressão linear múltipla e Argila% e Areia%+Cascalho% foram usadas como variáveis auxiliares na cokrigagem.	101
Figura 3.15 – Variogramas cruzados experimentais e modelos ajustados para as porcentagens de argila%, areia%+cascalho% e ângulo de atrito drenado (φ'). A estrutura horizontal foi ajustada usando um modelo de variograma esférico isotrópico com alcance de 670 m (Figura 3.15 a à f), e uma estrutura vertical ajustada com um modelo de variograma esférico com alcance de 12m (Figura 3.15 g à l).	103
Figura 3.16 – (a) Histograma dos dados originais de ângulo de atrito que apresentam as informações granulométricas; histograma dos dados estimados de ângulo de atrito pelas técnicas: (b) Regressão Linear Múltipla, (c) Krigagem Ordinária e (d) Cokrigagem Ordinária.	106
Figura 3.17 – Mapa do ângulo de atrito, na cota (a) +20,00m, (b) 0,00m e (c) -20,00m (respectivamente), estimado pela técnica de Regressão Linear Múltipla.	107
Figura 3.18 – Mapa do ângulo de atrito, na cota (a) +20,00m, (b) 0,00m e (c) -20,00m (respectivamente), estimado pela técnica de Krigagem Ordinária.	108
Figura 3.19 – Mapa do ângulo de atrito, na cota (a) +20,00m, (b) 0,00m e (c) -20,00m (respectivamente), estimado pela técnica de Cokrigagem Ordinária.	109
Figura 3.20 – Gráfico de correlação dos dados estimados pelas três técnicas em estudo, sendo: (a) KO x COK, (b) KO x RLM e (c) COK x RLM.	110
Figura 4.1 - Curva de proporção vertical (CPV) e curva de proporção horizontal (CPH) construídas a partir de cinco poços fictícios com cinco fácies (Souza Jr, 1997).	121
Figura 4.2 – Modelo deposicional com variação lateral e curva de proporção de fácies construída a partir de cinco poços (adaptada de Joseph et al., 1993).	122
Figura 4.3 – Truncamento de uma função gaussiana contínua (linha azul) por dois valores de corte t_1 e t_2 (linha preta) para se simular três fácies (vermelho, verde e azul), sob três diferentes abordagens: (A) gaussiana estacionária e valores de corte estacionários; (B) gaussiana estacionária e valores de corte variáveis com a profundidade e (C) gaussiana variável segundo uma tendência (tracejada) e valores de corte estacionários (MacDonald e Aasen, 1994).	124

Figura 4.4 – Esquema de truncamento de função gaussiana por valores de corte não-estacionários (Xu e Journel, 1993).....	124
Figura 4.5 – Esquema de truncamento genérico de uma função gaussiana por valores de corte não-estacionários com ausência da fácies 2 num certo trecho (Souza Jr., 1997).	125
Figura 4.6 – Exemplo de matriz de proporções de fácies (Souza Jr., 1997).....	126
Figura 4.7 – Representação esquemática do espaço gaussiano definido pelas funções Y_1 e Y_2 com dois pares de valores simulados nos pontos x_1 e x_2	136
Figura 4.9 – Exemplo de abordagem sequencial para o cálculo dos valores de corte....	140
Figura 4.11 – Representação esquemática de uma fácies genérica F_k e seus valores de corte.	145
Figura 4.12 – Representação esquemática das fácies genéricas F_k e F_n e seus valores de corte.	146
Figura 4.13 – Esquema de truncamento e valores de corte para se obter as fácies A, B e C.....	151
Figura 4.14 – Imagens simuladas com ρ igual a zero (esquerda), 0.7 (centro) e 0.97 (direita).	152
Figura 4.15 – Gráfico de correlação entre valores de Y_1 e Y_2 simulados sobrepostos pelo diagrama de partição para simulações com ρ igual a zero (esquerda), 0.7 (centro) e 0.97 (direita).	152
Figura 4.16 – Funções matemáticas mais comuns para modelar os variogramas.	153
Figura 4.17 – Representação gráfica e analítica do truncamento circular (Le Loc'h et al., 1994).	153
Figura 4.18 – Partição com truncamento marginal (esquerda) e truncamento central (direita).	154
Figura 4.19 – Imagens geradas por truncamento marginal (esquerda) e truncamento central (direita) de uma mesma variável gaussiana.	154
Figura 4.20 – Região central de Roma, objeto desse estudo.....	155
Figura 4.21 – Banco de dados com mais de 6000 sondagens.....	156
Figura 4.22 – Representação esquemática resumida da geologia de Roma e a localização dos furos de sondagem que compõe o banco de dados completo.	157
Figura 4.23 – Visualização simplificada 3D da geologia local de Roma. Quadro vermelho indica a área simulada por geoestatística.	158

Figura 4.24 – Seção geológica gerada manualmente com interpretações de alguns furos de sondagem, tendo como coordenadas do plano: $x_1=289447.22$, $y_1=4637679.17$; $x_2=291158.65$, $y_2=4639650.73$. A cor marrom do topo corresponde à camada de aterro antrópico, não utilizada na simulação. As linhas verticais pretas representam a posição dos furos de sondagem.	159
Figura 4.25 – Curva de proporção vertical global do banco de dados.	160
Figura 4.26 - Histograma dos dados originais.	161
Figura 4.27 - Truncamento das fácies correlacionado com a geologia do banco de dados.	162
Figura 4.28 – Imagens simuladas com ρ igual a: (a) zero, (b) 0.5 e (c) 1.0.	163
Figura 4.29 – Variograma vertical dos indicadores das fácies, correspondendo às linhas tracejadas aos variogramas experimentais e às contínuas aos modelos ajustados.	164
Figura 4.30 – Variograma horizontal dos indicadores das fácies, correspondendo às linhas tracejadas aos variogramas experimentais e às contínuas aos modelos ajustados.	164
Figura 4.31 – Histograma das quatro realizações analisadas, (a) 30, (b) 50, (c) 60 e (d) 100.	165
Figura 4.32 – Realização 30.	168
Figura 4.33 – Realização 50.	169
Figura 4.34 – Realização 60.	170
Figura 4.35 – Realização 100.	171
Figura 4.36 – Realização média (E-Type).	172
Figura 4.37 – Modelo geológico 3D das principais associações litológico-texturais.	174
Figura 4.38 – Carta da suscetibilidade do recalque. Confronto entre os resultados obtidos pela geologia simulada em toda a área e as sondagens existentes na área.	177

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 - Modelos de CG polinomiais para $k \leq 2$ com adição do efeito pepita.....	30
Tabela 2.2 – Parâmetros do grid 3D.	39
Tabela 2.3 – Resultados do processamento da covariância generalizada do procedimento de FAI-k.....	43
Tabela 2.4 – Teste da vizinhança de estimativa levando em conta a soma dos pesos negativos no processo de krigagem.....	45
Tabela 2.5 – Resultados da validação cruzada para as amostras de NSPT, mostrando a variância dos erros de validação cruzada e o coeficiente de correlação entre os valores medidos e estimados.	47
Tabela 3.1 – Resumo dos parâmetros físicos e mecânicos do banco de dados.	67
Tabela 3.2 – Tabela variáveis e dos fatores considerados na análise em componentes principais. Estão relacionados os 5 primeiros fatores mais relevantes do conjunto amostral.....	96
Tabela 3.3 - Resultados da validação cruzada para 51 amostras que apresentam o conjunto completo de informações geotécnicas, mostrando a variância dos erros de validação cruzada, o coeficiente de correlação entre os valores medidos e os estimados e o coeficiente de regressão em relação aos valores estimados.	100
Tabela 3.4 – Resultados da validação cruzada para as 295 amostras que contem informações de textura e ângulo de atrito drenado, mostrando a variância dos erros de validação cruzada, o coeficiente de correlação entre os valores medidos e estimados, e o coeficiente de regressão dos valores medidos em relação aos estimados.	101

Tabela 4.1 – Esquema das 17 classes litológicas/texturais identificadas nos depósitos de aluviões recentes. As classes foram agrupadas em cinco principais associações litológicas/texturais e definidas as fácies do depósito	159
Tabela 4.2 – Proporções das fácies simuladas, considerando realização 30, 50, 60 e 100.166	
Tabela 4.3 - Classificação da suscetibilidade ao recalque.	176

Resumo

Os projetos de engenharia são geralmente executados com base em dados geológicos e geotécnicos provenientes de ensaios de campo, os quais permitem uma definição satisfatória da estratigrafia local. No entanto, em várias situações requer um modelo 3D o qual descreva a estratigrafia e as propriedades mecânicas dos materiais envolvidos. Em aplicações geotécnicas, estas informações são fundamentais para projetos de fundações, pavimentos, estabilidade de taludes, estruturas de contenção, análises de risco, entre outros.

Neste contexto, técnicas geoestatísticas foram selecionadas para atender a necessidade da estimativa de modelagem 3D da estratigrafia e das propriedades mecânicas do solo. A eficiência dos métodos geoestatísticos foi testada em dois bancos de dados que apresentam características geológico-geotécnicas distintas, denominados de área urbana de Passo Fundo/BR e Roma/IT.

Para a área urbana de Passo Fundo, foi disponibilizado um banco de dados composto por sondagens SPT sob as quais as técnicas geoestatísticas foram implementadas levando em conta uma particularidade dos dados, uma deriva vertical. As técnicas de krigagem universal e funções aleatórias intrínsecas foram propostas considerando que a krigagem ordinária não é apropriada para dados que apresentam fortes derivas. Ao final, obtiveram-se mapas das tipologias de solo provenientes destas técnicas, cujos resultados foram comparados qualitativa e quantitativamente.

Os melhores resultados foram obtidos quando a krigagem universal foi implementada, já que o modelo da deriva foi apropriadamente ajustado nesta situação. No caso de diferentes bancos de dados, onde a deriva não é facilmente determinada, sugere-se o uso da função aleatória intrínseca de ordem k .

Roma foi selecionada como uma área protótipo para o desenvolvimento de um modelo geológico do subsolo que pudesse incorporar informações geotécnicas físicas e mecânicas. O objetivo foi o de gerar mapas de risco da área urbana, que servissem como uma ferramenta para o planejamento urbano. Os métodos geoestatísticos foram utilizados para modelagem de dados geológicos e geotécnicos. O método de análise em componentes principais foi utilizado para a modelagem de múltiplas variáveis correlacionadas em um cenário isotópico, o que significa que as variáveis primária e secundárias estão disponíveis na mesma locação amostral. Este método auxiliou na escolha dos parâmetros correlacionados mais relevantes e na definição dos fatores para a estimativa do ângulo de atrito do solo. Diversas técnicas foram testadas para obter estimativas desta propriedade do solo, incluindo cokrigagem ordinária, krigagem ordinária e regressão linear múltipla. Ao final tais resultados foram confrontados. A metodologia de cokrigagem empregando os cinco primeiros fatores da análise em componentes principais e a escolha das granulometrias como variáveis secundárias, foram as duas melhores combinações que levaram aos melhores resultados da modelagem dos parâmetros geotécnicos.

Uma proposta para modelagem do subsolo de Roma foi igualmente apresentada nesta tese, dando ênfase aos ganhos na construção deste modelo baseado em simulação plurigaussiana truncada. Os resultados da simulação foram comparados com um mapa geológico clássico, obtido por meio de árduo trabalho manual. O modelo geológico resultante foi utilizado para mapear a suscetibilidade do solo aos recalques. Este mapa auxiliou no zoneamento urbano e na mitigação de áreas onde as edificações já apresentavam patologias, assim como o centro histórico urbano de Roma.

O modelo geológico 3D simulado apresentou uma excelente reprodução do modelo produzido manualmente, por intensa carga de trabalho. As principais vantagens alcançadas com a implementação da simulação plurigaussiana truncada podem ser resumidas na redução do tempo de trabalho, produzindo várias imagens equiprováveis da geologia e a possibilidade de acessar probabilisticamente os domínios geológicos.

Abstract

Engineering projects use geological and geotechnical data derived from in situ-tests, allowing a satisfactory definition of the local stratigraphy. However, in various situations it is required a 3D model describing the stratigraphy and mechanical properties of the materials involved. In geotechnical applications, this information is essential for projects of foundations, pavements, slope stability, containment structures, risk analysis, among others.

In this context, geostatistical techniques have been chosen to address the issues of 3D stratigraphic modelling and geotechnical properties estimation. The efficiency of the geostatistical methods were tested at two databases showing distinct geologic-geotechnical characteristics, namely the urban areas of Passo Fundo/BR and Rome/IT.

For the urban area of Passo Fundo it was available a database formed by SPT loggings, on which geostatistical techniques were implemented to account for a peculiarity of the data, a vertical drift. Universal kriging and intrinsic random functions were proposed since ordinary kriging is not appropriate in the presence of strong drift. At the end, maps of soil types were obtained from these techniques and the results were qualitatively and quantitatively compared.

The best results were obtained when applying universal kriging, as the trend model was properly fitted to this case. In case of different data sets where the drift is not trivially determined, the intrinsic random function of order k method should be recommended.

Rome was selected as a prototype area for the development of a geological model of the subsoil that could incorporate physical and mechanical geotechnical information. The aim was generate risk maps of the urban area providing an

appropriate tool for urban planning. Geostatistical methods were used dealing with both information, geological and geotechnical ones. The method of principal component analysis simplified in modelling multiple correlated variables in an isotopic scenario, which means the primary and secondary data were available at same locations. The method assisted in choosing the most relevant correlated parameters and factors to estimate the soil friction angle. Several techniques were tested to obtain estimates of this soil property including ordinary cokriging, ordinary kriging and multiple linear regression. These results were compared. The cokriging approach using the first five main factors obtained from principal component analysis, and the choice of granulometry as secondary variable were the two best combinations leading to the best results on the geotechnical parameters modeling.

A proposal for modeling Rome subsoil was also presented in this thesis, emphasizing the gains in building this model based on truncated plurigaussian simulation. Simulation results were compared against classical geological map carried out by manual labour intensive processes. The derived geological model was used for mapping soil susceptibility of settlement. This map helped in urban zoning and mitigation of areas where building pathologies were identified such as the historical city center of Rome. Simulated 3D geological model presented an excellent reproduction of the labour intensive, manually produced models. The main advantages achieved with the implementation of the truncated plurigaussian simulation could be resumed as the reduced time to produce various equally probable geological images and assessing probabilistically the geological domains.

Capítulo 1: Introdução:

1.1 Modelagem geológico-geotécnica

A heterogeneidade dos solos e das rochas é um fator relevante a ser considerado nos projetos de engenharia. Conforme a escala de mapeamento do subsolo a ser adotada, classificá-los de forma homogênea pode ser uma hipótese totalmente inadequada.

Duas categorias podem ser empregadas para a classificação da heterogeneidade dos solos: a primeira é a que se manifesta na forma de pacotes de diferentes tipos de solo dentro de uma massa maior, porém considerada uniforme a segunda fonte de heterogeneidade pode ser atribuída à inerente variabilidade espacial do solo, em razão de diferentes condições de deposição e diferentes históricos de tensões (Elkateb et al., 2003).

A heterogeneidade torna-se relevante quando se deseja quantificar as propriedades dos solos ou rochas considerando a variabilidade natural dessas propriedades. Usualmente, são atribuídos valores numéricos para zonas consideradas homogêneas, sendo a variabilidade dos valores das propriedades geotécnicas ignorada. Considera-se assim, somente um valor como representativo (por exemplo, a média aritmética obtida do conjunto de amostras) e emprega-se este valor como parâmetro de entrada nas equações de projeto.

Por outro lado, a aplicação da estatística clássica está, por razões formais, limitada nas avaliações da variabilidade pela dispersão dos valores em torno de um valor médio ou de tendência central. Entretanto, a variabilidade de natureza espacial das propriedades físicas, que é resultante de uma formação complexa,

como no caso dos solos e das rochas, requer um novo conjunto de ferramentas de análise, encontrado na estatística espacial, com ênfase na geoestatística.

A importância da variabilidade espacial pode ser evidenciada, por exemplo, quando se classificam solos segundo algumas propriedades geotécnicas. Desse modo, dois solos distintos podem possuir a mesma distribuição de frequência, com médias e variâncias estatisticamente iguais, porém a variação espacial das propriedades geotécnicas dentro de cada tipo de solo pode ser completamente diferente.

Na prática, a variabilidade espacial é modelada e técnicas geoestatísticas são selecionadas para solucionar o problema da heterogeneidade. Os resultados serão imagens representativas da distribuição no espaço das variáveis analisadas. A qualidade desses resultados é diretamente proporcional à qualidade do modelo da variabilidade espacial dos dados utilizados para a modelagem e à quantidade de informações disponíveis.

Para se efetuarem estimativas em locais onde não foram coletadas amostras, é necessário dispor de um modelo do comportamento do fenômeno natural que originou as variáveis em estudo. Entretanto, o conhecimento em detalhes dos fenômenos naturais é muito difícil. Basta, para isso, imaginar a formação de solos ou rochas, que é a base para caracterização das propriedades geológico-geotécnicas. Na prática, as ferramentas convencionais utilizadas para contornar problemas de heterogeneidade dos solos e a incerteza associada às suas propriedades são, primeiramente, o uso de sondagens e ensaios laboratoriais; posteriormente, agrega-se a experiência local do engenheiro e, consecutivamente, os fatores de segurança intrínsecos às formulações.

Supondo-se que houvesse um perfeito conhecimento dos processos físicos e/ou químicos que geraram os valores das variáveis, poder-se-iam, então, utilizar modelos determinísticos com um número pequeno de amostras para a realização das estimativas. Porém, este não é o caso em geociências, onde as variáveis comumente estudadas são o resultado de um vasto número de processos, com interações complexas que praticamente impossibilitam a sua descrição quantitativa de forma determinística. Desse modo, para a análise da maioria das variáveis oriundas de fenômenos naturais é necessário admitir incertezas no comportamento desses fenômenos entre duas posições espaciais amostradas.

A complexidade dos processos que originam os diferentes tipos de solo faz parecer que estes possuem um comportamento aleatório, porém isso reflete o desconhecimento que se tem de todos os processos e das suas interações no fenômeno natural. Nesse contexto, os modelos probabilísticos surgem como uma alternativa para modelar esse comportamento, com o uso de funções aleatórias (Matheron, 1963).

1.1.1 Contexto prático

Os projetos geotécnicos de qualquer natureza são, normalmente, executados com base em ensaios de campo e laboratório, cujas medidas permitem uma definição satisfatória pontual da estratigrafia do subsolo. Entretanto, requer-se, na medida do possível, um modelo que gere estimativas realistas da estratigrafia e das propriedades mecânicas dos materiais envolvidos.

Na geotecnia, essas informações são fundamentais para projetos de fundações, dimensionamento de pavimentos, estabilidade de taludes, estruturas de contenção, análises de risco, entre outros. O ensaio *Standard Penetration Test* (SPT) é o exemplo brasileiro mais conhecido de uso de métodos diretos de obtenção de dados a serem usados tanto para a estimativa de recalques, quanto para a capacidade de carga de fundações.

Dentro de um programa de investigação geotécnica, em razão da diversidade de equipamentos e procedimentos disponíveis, estabelecer um plano de investigação constitui-se numa tarefa complexa. Recomendações quanto às etapas de um plano racional de investigação são um anteprojeto, no qual é indispensável um levantamento para reconhecimento geológico-geotécnico da área e, por fim, a execução de sondagens geotécnicas esparsas. Essa tarefa de caracterização do subsolo pode ser simplificada quando se possuem mapas auxiliares, que contenham informações pertinentes sobre o local da obra.

Uma adequada programação de sondagens deve satisfazer às exigências mínimas que garantam o reconhecimento das condições do subsolo (NBR 8036/83). Não é possível o dimensionamento adequado de qualquer obra geotécnica sem a realização de um número mínimo de sondagens. No caso da presença de solos resistentes e estáveis, e dependendo do porte da obra, não há

necessidade de estudos geotécnicos mais elaborados, além das informações rotineiras dos ensaios SPT.

A aplicação de um estudo geoestatístico direcionado conforme a necessidade de um engenheiro projetista pode dirimir dúvidas e incertezas geradas pelas sondagens executadas na etapa de anteprojeto. Para isso, também se faz uso de fatores de segurança, que é parte determinante para segurança e confiabilidade desses projetos. O objetivo do uso de fatores de segurança é o de minimizar os danos à obra causados por incertezas decorrentes (i) das previsões das propriedades mecânicas do solo, (ii) das estimativas de cargas de projeto e (iii) das hipóteses simplificadoras adotadas nos cálculos.

Os engenheiros geotécnicos conduzem seus estudos, frequentemente, por caminhos diferentes dos da geoestatística. No entanto, isso não indica que a geoestatística não tenha um papel importante dentro da engenharia geotécnica. É uma questão, primeiramente, cultural, porém a passos lentos a sua importância destaca-se em congressos e conferências no meio geotécnico; em segundo lugar, é uma questão de escala, visto que se observa o uso frequente da geoestatística em obras geotécnicas de grande porte e o interesse das cidades no mapeamento do subsolo para auxiliar em projetos de planejamento urbano, na previsão de riscos associados ao uso e ocupação do solo e à definição do seu plano diretor.

1.2 Trabalhos recentes

1.2.1 A geoestatística em geotecnia no Brasil

A geoestatística, como mecanismo de interpolação, tem aplicação e uso recente no meio geotécnico, tanto no Brasil quanto no exterior. As metodologias mais difundidas nos trabalhos publicados são a krigagem ordinária (Matheron, 1963), a krigagem dos indicadores (Journel, 1982) e a cokrigagem (Wackernagel, 1993 e 1994).

Notadamente a partir da década de 1980, diversos trabalhos vêm sendo publicados com aplicações da geoestatística na área de solos, como, por exemplo, os de Vieira (1981 e 1983), Webster e Burgess (1983) e a publicação

Geoderma International Journal of Soil Science, cujo volume 62 (1994) foi dedicado exclusivamente ao tema.

Sturaro (1994) fez uso de um banco de dados de sondagens de simples reconhecimento (SPT) e aplicou técnicas de krigagem ordinária, para estimativas de resistência de solo, e krigagem dos indicadores, para identificação de zonas de solos colapsáveis. A cokrigagem foi empregada em seu estudo para a estimativa do nível do lençol freático e topo do impenetrável. Trabalho muito semelhante foi desenvolvido e apresentado por Xavier (1999), que utilizou as mesmas técnicas e procedimentos no sítio da Usina Nuclear de Angra dos Reis. Por sua vez, Xavier e Romanel (2000) apresentaram um resumo dos resultados obtidos por Xavier (1999).

Ribeiro Jr. (1995) apresentou um estudo da variabilidade espacial da densidade do solo, ilustrando e discutindo conceitos geoestatísticos como análise descritiva espacial, variografia, krigagem ordinária e validação cruzada.

Sturaro e Landim (1996) aplicaram a metodologia geoestatística para a verificação do comportamento espacial dos ensaios de SPT. Com base na análise variográfica, verificaram a presença de uma elevada componente aleatória (efeito pepita), justificada por uma série de problemas de execução ou, mesmo, de não-padronização deste ensaio, realizado por diversas empresas de prospecção. Os autores fizeram uso das técnicas de krigagem ordinária, para mapear os valores médios dos NSPT's, e da krigagem dos indicadores, para a definição das áreas potenciais para ocupações específicas do solo.

Augusto Filho et al. (1999) usaram a geoestatística para subsidiar a compartimentação geotécnica da área urbana do município de São José do Rio Preto (SP), visando à elaboração de um plano de controle de erosões para o município. Os autores apresentaram uma análise conclusiva prática quanto: (i) à escarificabilidade e condições de fundação da área de estudo; (ii) aos compartimentos geotécnicos e à ocorrência de erosões; (iii) à aplicabilidade da geoestatística na estimativa de variáveis geotécnicas.

Peres e Sturaro (1998) integraram o uso de dois softwares - Isatis e Datamine - para o tratamento geoestatístico do índice de resistência do solo (SPT) e modelagem tridimensional do subsolo. Consideraram na análise dos variogramas tridimensionais a tendência apresentada em virtude do aumento do NSPT com a profundidade, mas seu modelo de ajuste não foi mencionado. A

krigagem ordinária foi a metodologia empregada para a estimativa dos valores de NSPT.

Folle et al. (2001) apresentaram a krigagem ordinária como uma ferramenta eficiente para geração de mapas de resistência de solo NSPT. Essas estimativas foram realizadas em três níveis distintos, definidos de acordo com a variação média do índice de penetração com a profundidade.

Folle (2002) explorou a krigagem ordinária para a estimativa dos valores de NSPT e aplicou o processo de simulação sequencial Gaussiana, a fim de avaliar a precisão das estimativas realizadas pelo método de krigagem ordinária, quantificando as incertezas associadas. Este trabalho foi pioneiro no emprego de simulações estocásticas dentro do contexto aqui apresentado.

Dyminski et al. (2002) e Miqueletto e Dyminski (2004) apresentaram a análise de um banco de dados composto por informações de NSPT utilizando duas metodologias: a primeira, a krigagem ordinária, para estimativa das informações do NSPT, e a segunda, a aplicação de redes neurais, para a mesma finalidade.

Jesus et al. (2005) realizaram uma aplicação em mapeamento geotécnico por meio da krigagem ordinária, visando ao zoneamento de áreas que apresentassem risco de deslizamento e fossem auxiliares no planejamento urbano de ocupações futuras da cidade de Salvador/BA. Os parâmetros geotécnicos estimados foram o ângulo de atrito, a coesão, o peso específico dos grãos e o índice de vazios do solo.

Fazendo uma análise 3D do comportamento espacial do parâmetro resistência do solo, Folle et al. (2006a) consideraram a tendência vertical de acréscimo da resistência com o ganho de profundidade nos solos estudados e fizeram uso de técnicas não estacionárias para a filtragem da tendência e consequente melhoria nas estimativas finais.

Folle et al. (2006b) apresentaram um resumo das técnicas estatísticas e geoestatísticas objetivando a análise da variabilidade da heterogeneidade dos solos. Ilustraram o emprego da técnica de simulação sequencial Gaussiana por meio de um estudo de caso.

Schuster et al. (2007, 2008) criaram um sistema de informações geográficas (SIG) para a cidade de Rio Grande/RS, possibilitando a visualização de perfis de sondagens pontuais e, com o uso de técnicas geoestatísticas,

realizaram estimativas de parâmetros geotécnicos provenientes das sondagens do tipo *Standard Penetration Test* (SPT) e *Cone Penetration Test* (CPT).

1.2.2 A geoestatística em geotecnia no exterior

As publicações internacionais referentes à geoestatística em geotecnia, com ênfase na estimativa de propriedades físicas e mecânicas do solo e suas estruturas geológicas, são recentes, mas não numerosas. Assim, selecionaram-se os trabalhos considerados mais relevantes para serem aqui apresentados.

Mackean e Rosenbaum (1990) afirmaram que o ensaio do tipo SPT é frequentemente realizado no Reino Unido para determinação da densidade relativa dos solos granulares e para medida da capacidade de carga da estaca em fundações. A falta de sensibilidade deste teste às mínimas variações de densidade relativa num local conduz a imprecisões e a uma grande dispersão dos resultados. Contudo a análise geoestatística aplicada neste caso apontou sucesso nos resultados obtidos para o tipo de solo em questão (sedimentar). A análise desenvolvida permitiu a obtenção de uma medida quantitativa da variabilidade e uma apreciação da correlação entre as regiões vizinhas.

Soulie et al. (1990) apresentaram a possibilidade de utilizar a geoestatística para determinar a estrutura da variabilidade espacial da resistência ao cisalhamento não drenada num depósito de argila. Tendo conhecimento da média e do variograma dos dados, a krigagem simples foi utilizada para obter a estimativa em pontos onde nenhum valor foi medido e evidenciar zonas de fraqueza no depósito em estudo.

Paice et al. (1994) e Popescu et al. (1998) direcionaram o estudo para a análise espacial das propriedades dos solos e implementação dos procedimentos de simulação de Monte Carlo, buscando relações de influência destes resultados na determinação de projetos de fundações.

Carvalho e Cavalheiro (2000) propuseram o uso da geoestatística num estudo de caso em Porto/Portugal, num banco de dados de NSPT. Realizaram análises com transformada de Fourier e krigagem ordinária *versus* krigagem com tendência (KT) para estimativas da variável. Apresentaram a tendência aproximadamente linear observada nos valores de NSPT em relação à profundidade, ao variograma (vertical) e ao respectivo modelo Gaussiano

ajustado. Não apresentaram o polinômio de ajuste da tendência, nem mencionaram o uso dos resíduos para as estimativas.

Elkateb et al. (2003) apresentaram uma revisão bibliográfica dos progressos na análise da variabilidade das propriedades geotécnicas dos solos. Analisaram a metodologia de elementos finitos e o cálculo baseado nas simulações convencionais de Monte Carlo (simulação sequencial Gaussiana). Avaliaram a aplicabilidade dessas técnicas em diferentes situações, como recalque de fundação, infiltração e avaliação da liquefação, com ênfase na prática corrente, e as tendências para futuras pesquisas.

Folle (2003) propôs o tratamento dos dados geotécnicos advindos de sondagens SPT, considerando a informação tridimensionalmente e a existência de uma tendência na direção vertical, ou seja, o aumento da resistência NSPT com o ganho de profundidade nos solos estudados. Efetuou o ajuste de uma equação (polinômio) para filtragem desta tendência e obteve, com esse procedimento, os resíduos correspondentes, os quais foram empregados para modelagem da continuidade espacial e estimativa com krigagem universal.

Marinoni (2003) apresentou o uso combinado da krigagem ordinária com indicadores para aperfeiçoar estimativas de variáveis categóricas (tipologias de solo), baseados em sondagens SPT.

Cavarreta et al. (2005b) empregaram regressões múltiplas, krigagem e cokrigagem, aliados à técnica de análise em componentes principais (ACP) para estimativas da coesão e ângulo de atrito interno do subsolo de Roma/Itália.

Folle et al. (2006) e Raspa et al. (2008) empregaram o uso combinado de krigagem, cokrigagem, regressão linear múltipla e análise em componentes principais para estimativa do parâmetro geotécnico ângulo de atrito, fazendo referência a amostras pontuais analisadas em laboratório para compor o banco de dados. A área em estudo foi o centro histórico urbano de Roma/Itália, onde os solos são basicamente de formação aluvionar recente e encontram-se em contínuo processo de adensamento.

Moscattelli et al. (2009) apresentaram a possibilidade de gerar um mapa de suscetibilidade ao recalque das fundações, baseando-se em um mapa geológico tridimensional da área urbana de Roma.

Verificando o número limitado de trabalhos realizados no domínio geológico-geotécnico que fizeram uso da geoestatística, propõe-se o uso de

metodologias geoestatísticas diversas, diferentes das usualmente empregadas no meio geotécnico, com o intuito de prover metodologias para as previsões de propriedades do solo e caracterização da heterogeneidade geológica.

1.3 Meta e objetivos

Considerando as atuais dificuldades apresentadas na concepção de mapas geológico-geotécnicos para diversos usos, fundamentalmente, pelas técnicas rudimentares empregadas, que não proveem uma solução acabada ao problema, no presente trabalho propõe-se analisar as metodologias geoestatísticas existentes, comparando, por meio de estudos de caso, diferentes alternativas na sua utilização. Os bancos de dados utilizados nos estudos são compostos por diversos parâmetros físicos e mecânicos do solo.

Como resultado, espera-se reproduzir, criteriosamente, a variabilidade espacial de propriedades geológico-geotécnicas por meio de mapas geoestatísticos, que sejam, por extensão, empregados na entrada dos modelos determinísticos utilizados nos projetos de engenharia. Tais resultados colaborarão também para a geração de mapas de risco para uso e ocupação do solo e para prevenção dos acidentes em locais atualmente habitados.

Para atingir a meta proposta, alguns objetivos específicos foram determinados:

- (i) avaliar a influência da escolha dos métodos de krigagem ordinária, krigagem universal e funções aleatórias intrínsecas de ordem k nos resultados finais de estimativas dos valores de resistência de solo (NSPT), considerando a existência de uma tendência vertical;
- (ii) combinar o uso de análises em componentes principais com técnicas de krigagem, cokrigagem e regressões múltiplas, para a estimativa do ângulo de atrito interno do solo, confrontando as metodologias e os resultados finais;
- (iii) modelagem da geometria das camadas que formam o subsolo, baseando-se em informações geológicas e sondagens, por meio

- da técnica de simulação plurigaussiana truncada, avaliando os resultados finais após validação dos modelos;
- (iv) confrontar os produtos gerados em (i), (ii) e (iii) com as práticas usuais da engenharia geotécnica, avaliando os benefícios e potencialidades destas técnicas.

A metodologia apresentada a seguir indica os principais procedimentos a serem seguidos para atender aos objetivos específicos apresentados.

1.4 Metodologia

Para que os objetivos propostos fossem desenvolvidos, dois bancos de dados foram utilizados no decorrer da pesquisa.

O primeiro banco de dados é composto por informações de centenas de sondagens SPT executadas na região central urbana do município de Passo Fundo/RS, que se enquadra dentro da Formação Serra Geral, dando origem a um solo residual de basalto.

O segundo banco de dados é formado por milhares de sondagens SPT e centenas de amostras analisadas em laboratório, fazendo referência a quinze parâmetros físicos e mecânicos do solo. Estes dados pertencem à área central urbana da cidade de Roma/Itália, onde se encontram os principais monumentos históricos da cidade, que estão sobre um solo de formação aluvionar recente.

Para o primeiro banco de dados foram empregadas as teorias de krigagem ordinária, krigagem universal e funções aleatórias intrínsecas de ordem k (Matheron, 1963; Matheron, 1971; Cressie, 1984; Davis e David, 1978; Journel, 1977; David, 1977; Olea, 1974; Costa, 1997). A variável em estudo é a resistência do solo proveniente de ensaios do tipo SPT. Foi realizado um confronto dessas técnicas, avaliando-se os benefícios obtidos nos resultados finais do mapeamento do NSPT.

Aos parâmetros geotécnicos físicos e mecânicos que compõem o segundo banco de dados foi empregada a técnica de análise em componentes principais (ACP) antes de serem aplicadas as técnicas geoestatísticas e estatística. A análise das componentes principais é uma metodologia clássica da estatística

multivariada (Johnson e Wichern, 1998), na qual a variância-covariância de um conjunto de variáveis é explicada por meio de combinações lineares ortogonais, chamadas de “componentes principais”. O objetivo da sua utilização na estatística multivariada é a redução do número de variáveis correlacionadas a serem consideradas e também interpretar a relação entre as mesmas.

Aos resultados obtidos da ACP foram combinadas as técnicas de krigagem, cokrigagem e regressões múltiplas (Marechal, 1970; Wackernagel, 1994), para análise das estimativas do ângulo de atrito interno do solo. Esta análise foi realizada por meio do processo de validação cruzada.

Dentro da proposta de tese, a modelagem da geometria das camadas que formam o subsolo de Roma foi apresentada pela implementação da metodologia para estimativa de dados categóricos, simulação plurigaussiana truncada (Galli et al., 1994; Le Loc'h e Galli, 1997). Cabe ressaltar que a área em estudo possui amplo acervo de mapas geológicos gerados ao longo de anos por técnicas tradicionais, que ilustram a realidade local. Após a validação dos modelos gerados, foram avaliados os ganhos em acuracidade nos resultados finais, confrontando-se a técnica tradicional e a proposta nesta tese.

1.5 Contribuições da tese

A área de geotecnia tem se expandido enormemente no panorama mundial. O desafio provocado pela necessidade de executar obras de engenharia civil cada vez mais arrojadas tem forçado o desenvolvimento de pesquisas e a criação de novas técnicas, que atendam às demandas do mundo moderno. Também pode ser citada a necessidade de se encontrarem soluções para enfrentar os desafios impostos pelo crescimento, quase sempre desordenado, dos centros urbanos. Exemplo claro disso é a necessidade que o país tem de construir obras como barragens, estradas, minas, túneis, dentre outras, e equacionar temas tais como erosão, deslizamentos de encostas, contaminação do solo, fundações de baixo custo, entre outras, de maneira a garantir o crescimento econômico e a melhoria das condições de vida da população, dentro de um contexto de controle e proteção ambiental.

Foram apresentadas as facilidades de uso de diversas técnicas geoestatísticas e, desse modo, contribuirão para os avanços dos mapeamentos de parâmetros geotécnicos, sejam de resistência de solo (NSPT) e ângulo de atrito do solo (ϕ'), sejam geológicos, como modelos tridimensionais de tipologias de solo.

Foi apresentada a possibilidade de identificação de inter-relações entre parâmetros físicos e mecânicos do solo que podem auxiliar na compreensão da função do silte como parâmetro condicionante no comportamento do ângulo de atrito interno do solo.

Além disso, o agrupamento de técnicas estatística e geoestatística possibilita capturar as melhores inter-relações entre os parâmetros geotécnicos e o emprego deste benefício para melhoria da qualidade das estimativas finais.

1.6 Organização da tese

A Tese apresenta-se estruturada da seguinte forma:

(i) o capítulo 2 apresenta o primeiro banco de dados ao qual se aplicam as técnicas de krigagem ordinária, krigagem universal e funções aleatórias intrínsecas de ordem k para o mapeamento da variável NSPT; ao final, seguem discussões dos resultados;

(ii) o capítulo 3 apresenta o segundo banco de dados com quinze parâmetros geotécnicos, onde se estuda a decomposição de variáveis correlacionadas com análise em componentes principais, krigagem, cokrigagem e regressões múltiplas para a estimativa do parâmetro ângulo de atrito interno. Essas análises são guiadas por meio do processo de validação cruzada dos dados. Por fim, analisam-se os resultados;

(iii) o capítulo 4 traz uma introdução do estado da arte da metodologia geoestatística aplicada à estimativa de informações categóricas, destacando a simulação plurigaussiana truncada. Usa-se o segundo banco de dados para avaliar o método de estimativa das tipologias de solo e apresenta-se, ao final, a discussão dos resultados;

(iv) o capítulo 5 constitui-se das conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

Capítulo 2: Modelagem do Parâmetro Geotécnico NSPT considerando uma deriva vertical

Um dos problemas frequentemente enfrentados por engenheiros civis, geólogos, arquitetos e demais profissionais envolvidos em estudos de planejamento urbano, obras de terra e meio ambiente é a falta de mapas e modelos geológicos e geotécnicos tridimensionais de parâmetros físicos e mecânicos do solo, que são de extrema relevância para qualquer gênero de projeto.

Assim, este capítulo desenvolve mecanismos para, com base em dados de investigação do subsolo, mais especificamente, dos provenientes de ensaios de prospecção SPT, gerar mapas geotécnicos, não descartando a presença nos dados de uma deriva vertical acentuada. Esses mapas foram implementados por meio de técnicas geoestatísticas, como krigagem ordinária (KO), krigagem universal (KU) e as funções aleatórias intrínsecas de ordem k (FAI- k). De posse desses resultados, analisaram-se as funcionalidades, potencialidades e limitações de cada método e o impacto gerado aos resultados finais.

2.1 Panorama geral

O processo de formação natural das rochas e, conseqüentemente, dos solos é extremamente complexo. Desde o século passado, debate-se sobre a importância dessas informações do meio físico e sobre o melhor mecanismo para representar as suas variações quanto aos componentes em espaço tridimensional.

A primeira solução proposta remonta a 1913, quando foram apresentados documentos gráficos que serviram de orientação para a construção das cidades de Erfurt e Danzig na Alemanha (Zuquete e Gandolfi, 2004). Todos os trabalhos apresentados a partir dessa época, apesar de diferentes denominações, têm em comum um conjunto de ações que incluem a obtenção, avaliação e classificação das informações e atributos do meio físico de interesse direto para diversos usos, sejam relacionados à engenharia, sejam ao planejamento ou ambiente. Desde então, inúmeras pesquisas foram realizadas no intuito de melhor representar essa fenomenologia em forma de mapas, ou seja, cartografia geológica e geotécnica.

A complexidade dos processos que originam os dados de um fenômeno natural faz parecer que possuem um comportamento aleatório, quando, de fato, refletem o desconhecimento que se tem de todos os processos e das suas interações no fenômeno natural. Nesse contexto, os modelos probabilísticos surgem como uma alternativa consistente para modelar o comportamento de fenômenos naturais, com o uso de funções aleatórias. Dessa forma, técnicas como a geoestatística, fundamentada em modelos probabilísticos, constituem-se em uma abordagem apropriada para quantificar a aparente aleatoriedade das variáveis geotécnicas, efetuando-se estimativas e avaliando-se incertezas.

Para que estimativas sejam realizadas em locais não amostrados, é necessário dispor de um modelo representativo do comportamento espacial do fenômeno em estudo. Entretanto, o conhecimento em detalhe deste fenômeno é muito difícil. Em geociências, as variáveis geralmente são resultado de uma série de processos e interações complexas, que, praticamente, impossibilitam a sua descrição quantitativa. Assim, para a análise da maioria das variáveis oriundas de fenômenos naturais, é necessário admitir alguma incerteza no comportamento desses fenômenos entre posições espaciais de amostragem (Isaaks e Srivastava, 1989).

Diversas metodologias geoestatísticas são empregadas de diferentes formas e a diferentes banco de dados. No caso específico de um banco de dados de sondagem a percussão SPT, até hoje as técnicas limitaram-se ao uso da krigagem ordinária (Ribeiro Jr., 1995; Xavier, 1999; Folle, 2002; Marinoni, 2003), considerando as informações globalmente estacionárias.

A seguir apresentam-se as metodologias de krigagem ordinária, krigagem universal e funções aleatórias intrínsecas de ordem k , que, igualmente, apresentam potencial para serem inseridas na rotina de geração de mapas geotécnicos de informações de SPT, com a ressalva de que a presença de uma deriva aos dados não será desprezada, mas, sim, tratada de alguma forma por essas metodologias.

2.2 Fundamentos teóricos geoestatísticos

O termo “geoestatística” conduz à análise estatística espacial, que teve sua primeira aplicação em campo mineiro e deve o seu desenvolvimento ao francês G. Matheron. O principal objetivo era fornecer um estimador que permitisse, com base em alguns pontos amostrais, reconstruir a completa distribuição espacial das concentrações de metais existentes no interior do corpo de minério estudado.

Esse estimador deveria levar em conta o duplo aspecto estruturado e aleatório da variável dita regionalizada. Considerando certa variabilidade espacial dos teores de metal, observou-se que amostras coletadas em pontos vizinhos eram muito mais similares do que as coletadas a uma distância maior. Foi possível identificar a existência de uma continuidade na distribuição espacial das concentrações do minério. À luz dessa observação, a idéia era bastante simples: encontrar uma forma de utilizar a estrutura de continuidade espacial nas estimativas em lugares onde não havia amostras (Matheron, 1963).

Assim, é por meio das Funções Aleatórias que se estudam as variáveis regionalizadas. Informações complementares a respeito da teoria das variáveis regionalizadas, que é a base da geoestatística, são amplamente analisadas em Matheron (1963) e Journel e Huijbregts (1978, cap. 1).

2.2.1 Hipóteses de estacionariedade

Na prática, não são utilizadas as hipóteses de estacionariedade estrita, mas são empregadas formulações menos restritivas. A forma de estacionariedade usualmente assumida na análise geoestatística é a chamada hipótese intrínseca, e definida pelas condições:

$$E\{Z(x_i+h) - Z(x_i)\} = 0 \quad (2.1)$$

$$E\{[Z(x_i+h) - Z(x_i)]^2\} = 2\gamma(h) \quad (2.2)$$

onde $\gamma(h)$ é a semivariância, aqui chamada de variograma por questões de simplificação, que deve ser independente da posição dos pontos $[Z(x_i)]$, sendo função apenas da distância de separação h entre eles.

Na abordagem geoestatística, o variograma é a medida normalmente utilizada para mensurar a continuidade espacial, sendo importante notar que, ao contrário da covariância, o variograma é uma medida de dissimilaridade, ou seja, é maior à medida que as variáveis estão menos associadas. Esta medida exige uma hipótese de estacionariedade menos restritiva em relação às outras medidas possíveis, como, por exemplo, a covariância, que exige estacionariedade de segunda ordem. Portanto, o variograma acaba sendo utilizado num maior número de situações, sendo definido a partir da seguinte equação:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E\{[z(x_i+h) - z(x_j)]^2\} \quad (2.3)$$

onde x_i e x_j indicam a posição dos pontos na região de estimativa separados por uma distância h .

Em seu comportamento típico, o valor do variograma aumenta à medida que aumenta a distância de separação entre os pontos, até se estabilizar a uma distância denominada alcance. Pode-se dizer, então, que o grau de dissimilaridade mantém-se constante entre os pontos com distância maior ou igual ao alcance. O estimador obtido pelo método dos momentos é dado por:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} N(h) \sum\{[z(x_{i+h}) - z(x_i)]^2\} \quad (2.4)$$

onde $N(h)$ é o número total de amostras numa distância de separação amostral h , dada uma determinada direção de busca.

Existe também o caso em que se verifica a ausência ou quase ausência de estacionariedade e, assim, observa-se uma tendência dos dados. Neste caso, a Função Aleatória $Z(x)$ é expressa por uma dicotomia que separa esta função em um termo determinístico e um aleatório. Esta situação será reportada no item 2.2.2, que segue.

2.2.2 O variograma e o dualismo tendência-resíduo

Considerando a existência do variograma, a hipótese de estacionariedade intrínseca deve ser pré-requisito mínimo. É frequente, no entanto, que a hipótese de estacionariedade de segunda ordem ou intrínseca não seja plausível e se observe nos dados a presença de uma deriva. Isso significa que, em média, os valores da variável variam com um comportamento bem definido na escala do domínio em estudo. Para se reportar a uma condição de estacionariedade, esta tendência deverá ser filtrada. Nesse contexto, a variável aleatória $Z(x)$ vem decomposta de acordo com a equação 2.5 (dicotomia):

$$Z(x) = Y(x) + m(x) \tag{2.5}$$

onde $Y(x)$ é uma variável aleatória, chamada resíduo, que é estacionária de segunda ordem, com função covariância existente e média nula; por sua vez $m(x)$ é um termo determinístico (deriva) que representa o modelo da tendência. Na prática, o que é utilizado nos algoritmos de estimativas é a covariância ou o variograma dos resíduos, que é também chamado de variograma subjacente, para diferenciá-lo do variograma calculado diretamente dos dados sem que seja operada a filtragem da deriva.

A decomposição da propriedade em estudo em uma componente determinística e uma aleatória é uma operação subjetiva e é função da escala com a qual o estudo está sendo efetuado e da resolução do próprio banco de dados. Por tal motivo, procura-se utilizar um modelo de deriva simples e,

possivelmente, justificável por meio de processos físicos, químicos ou mecânicos envolvidos no fenômeno em estudo.

2.2.3 Krigagem

Na avaliação da produtividade dos depósitos de minério, constatou-se a necessidade de uma série de algoritmos de estimativa que permitissem operar com banco de dados caracterizados por uma geometria de amostragem irregular e que considerassem o duplo aspecto estruturado e aleatório dos dados analisados, neste caso representado pela distribuição espacial das concentrações de metais preciosos. Essas considerações levaram o francês Georges Matheron (1963, 1969), influenciado pelo trabalho do sul-africano Daniel Krige nas minas de ouro da África do Sul, a estabelecer a teoria das variáveis regionalizadas e suas principais evoluções até hoje.

Criou-se a partir daí o termo “krigagem”, pelo qual se entende uma família de estimadores de regressões lineares com mínima variância.

Apresentam-se algumas variantes da teoria de krigagem, as quais foram, ao final, implementadas por meio de um estudo de caso, dando ênfase à krigagem ordinária, krigagem universal e às funções aleatórias intrínsecas de ordem k .

2.2.3.1 Krigagem ordinária

O método de krigagem ordinária (KO) é parte fundamental da geoestatística linear, sendo um método que fornece valores estimados não tendenciosos pontuais ou médias de blocos, partindo de um modelo de covariância/variância e de uma variável em seu domínio geoestatístico. A KO define uma média ponderada das amostras com mínima variância de erro, ou seja, mínima variância de estimativa.

Para estimativas de valores em locais não amostrados, podem-se apontar vários métodos clássicos, como o método dos polígonos, das curvas de isovalores, da triangulação, entre outros (Isaaks e Srivastava, 1989; Voltz et al., 1997), e os geoestatísticos, como a krigagem ordinária. A maioria desses métodos envolve combinações lineares da forma:

$$Z^*(x_i) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot z(x_i) \quad (2.6)$$

onde $z(x_i)$ representam os n valores amostrados e λ_i , um fator de ponderação (pesos) associado a cada valor $z(x_i)$. Os métodos diferenciam-se basicamente no processo de escolha de λ_i para $i=1, \dots, n$.

No caso de métodos estatísticos baseados em funções aleatórias estacionárias, os valores $z(x_i)$ são considerados realizações de variáveis aleatórias, com distribuição de probabilidade conjunta dependendo apenas da distância entre as amostras, não de seus valores.

Logo, a estimativa $Z^*(x_0)$, combinação linear de $Z(x_i)$ para $i=1, 2, \dots, n$ pode também ser considerada aleatória:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i). \quad (2.7)$$

O erro das estimativas pode ser expresso como:

$$R(x_0) = Z^*(x_0) - Z(x_0) \quad (2.8)$$

onde $Z(x_0)$ representa o valor verdadeiro em x_0 .

O valor esperado do erro em qualquer posição é frequentemente referido como viés, podendo ser definido como:

$$E\{R(x_0)\} = E\{Z^*(x_0)\} - E\{Z(x_0)\} \quad (2.9)$$

$$E\{R(x_0)\} = E\left\{\sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i)\right\} - E\{Z(x_0)\} \quad (2.10)$$

$$E\{R(x_0)\} = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot E\{Z(x_i)\} - E\{Z(x_0)\} \quad (2.11)$$

para a função aleatória estacionária,

$$E\{Z(x_i)\} = E\{Z(x_0)\} = E\{Z\} \quad (2.12)$$

então,

$$E\{R(x_0)\} = E\{Z\} \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right) \quad (2.13)$$

gerando, assim, a condição para que o método de estimativa não apresente viés:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1. \quad (2.14)$$

Resumidamente, a krigagem ordinária é também conhecida por “*the best linear unbiased estimator*” (BLUE). É *linear* porque suas estimativas são feitas por

combinações lineares; *unbiased* (sem viés), porque a média do erro esperado no modelo é nulo, e *best* porque seu objetivo é minimizar a variância desses erros.

O erro de estimativa foi apresentado na equação 2.8 e sua variância pode, então, ser definida como:

$$\text{Var}\{R(x_0)\} = \text{Var}\{Z^*(x_0) - Z(x_0)\} \quad (2.15)$$

$$\text{Var}\{R(x_0)\} = \text{Cov}\{Z^*(x_0).Z^*(x_0)\} - 2\text{Cov}\{Z^*(x_0).Z(x_0)\} + \text{Cov}\{Z(x_0).Z(x_0)\} \quad (2.16)$$

Realizando-se substituições nos termos à direita da equação 2.16, esta equação pode ser reescrita como:

$$\sigma_R^2 = \sigma^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \cdot \lambda_j \cdot C_{ij} - 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot C_{i0} \quad (2.17)$$

onde tais parâmetros são a seguir definidos.

A minimização da função a n variáveis produz, então, um sistema de n equações a n incógnitas (fatores de ponderação $\lambda_1, \dots, \lambda_n$), que, em princípio, poderia ser resolvido por um método da álgebra linear para solução de um sistema de equações lineares. Como existe a condição de restrição que garante a solução não apresentar viés ($\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$), ao sistema deve ser adicionado o multiplicador de Lagrange, resultando:

$$\sigma_R^2 = \sigma^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \cdot \lambda_j \cdot C_{ij} - 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot C_{i0} - 2\mu \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right). \quad (2.18)$$

O multiplicador de Lagrange μ introduz uma nova incógnita no problema, agora expresso sem restrição, já que a condição de não viés é automaticamente satisfeita pela equação 2.18.

A minimização desta equação é obtida com:

$$\frac{\partial \sigma_R^2}{\partial \lambda_i} = 0 \text{ para } i=1, \dots, n \quad (2.19)$$

$$\frac{\partial \sigma_R^2}{\partial \mu} = 0$$

e resulta num sistema de $(n+1)$ equações que pode ser expresso sob a forma matricial da seguinte maneira:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} C_{11} & \dots & C_{1n} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C_{n1} & \dots & C_{nn} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}}_{(n+1) \times (n+1)} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix}}_{(n+1) \times 1} = \underbrace{\begin{bmatrix} C_{10} \\ \vdots \\ C_{n0} \\ 1 \end{bmatrix}}_{(n+1) \times 1} \quad (2.20)$$

a matriz **C** é composta pelos valores de covariância C_{ij} entre as variáveis aleatórias $z(x_i)$ e $z(x_j)$ nas locações amostrais. O vetor **D** consiste dos valores de covariância C_{i0} entre as variáveis aleatórias $z(x_i)$ nas locações amostrais, e a variável aleatória $z(x_0)$ na locação onde se deseja estimar. O vetor **W** consiste nos pesos de krigagem $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ e μ o parâmetro Lagrange.

A matriz (2.20) possibilita que os pesos $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ sejam obtidos pelo método de eliminação de Gauss, por exemplo. O valor da variância do erro minimizada pode ser calculado como:

$$\sigma_R^2 = \sigma^2 - \{W\}^T \cdot \{D\}. \quad (2.21)$$

Vários trabalhos, como, os de David (1977, caps.9 e 10), Journel e Huijbregts (1978, cap.5), Clark (1979, cap.5), Isaaks e Srivastava (1989, cap.12), Goovaerts (1997, cap.5), Deutsch e Journel (1998, cap.4), Olea (1999, caps.2 e 4), entre outros, apresentam maiores detalhes sobre a teoria da krigagem ordinária.

2.2.3.2 Krigagem universal

Nos métodos de krigagem ordinária e simples (Olea, 1991; Isaaks e Srivastava, 1989), assume-se a hipótese de média global desconhecida e conhecida, respectivamente. Outra condição necessária à implementação destes métodos é a existência de estacionariedade em relação à média, $E[Z(x)]=m$ e à existência de variância finita. De fato, a função aleatória é assumida como invariável por translação, ou seja, o valor esperado (média) permanece constante dentro de um determinado domínio. Todavia, existem alguns problemas de estimativas quando tendências aparecem evidentes e a média não mais

permanece estacionária. A aplicação da krigagem ordinária apresentada anteriormente não é recomendável nestes casos.

Essas características de estacionariedade não podem ser assumidas para todas as variáveis oriundas da ciência da terra e é comum que se encontrem tendências no valor esperado de $Z(x)$. Existem várias metodologias para tratar de dados com este tipo de característica. Podem-se citar krigagem universal, krigagem com filtro da mediana (Cressie, 1984, 1985, 1986, 1989) e nova krigagem com filtro da mediana (Costa, 1997), krigagem com deriva externa (Goovaerts, 1997) e função aleatória intrínseca de ordem k (Matheron 1967; Delfiner, 1982; Chilès e Delfiner, 1999).

Há vários casos de atributos que apresentam claramente uma variação sistemática, assim como o acréscimo da resistência do solo em profundidade, temperatura na parte superior da crosta terrestre, profundidade da água próximo à costa, entre outros. Modelos que presumam uma constância da média são inadequados para caracterizar tais atributos (Olea, 1999, p.91).

A krigagem universal é uma generalização que inclui na krigagem simples um passo a mais da expansão da krigagem ordinária. Em adição à remoção da condição da média ser conhecida na krigagem simples, a krigagem universal remove completamente da krigagem ordinária a necessidade de assumir uma média constante.

Matheron (1969) propôs a teoria da krigagem universal, a qual produzia estimativas lineares de uma variável, mesmo quando uma tendência se fazia presente nos dados. Esta teoria foi direcionada a problemas de mapeamento da topografia submarina, em razão do interesse militar do Centro de Cartografia Naval Francesa (Journel, 1969). Atualmente, Journel designa este procedimento como krigagem com modelo de tendência (Deutsch e Journel, 1998).

A solução para caracterização da estrutura em fenômenos não-estacionários assume que $Z(x)$ é uma função aleatória não-estacionária formada por duas partes (Equação 2.5), sendo uma a função aleatória estacionária $Y(x)$ com valor esperado igual a zero, $E[Y(x)]=0$, e uma componente determinística, ou seja, deriva, $m(x)$. Em outras palavras, a técnica não-estacionária envolve a aplicação de métodos tradicionais estacionários à funções aleatória transformadas (decompostas) (Chauvet, 1993). Esta decomposição pode ser expressa como segue:

$$m(x) = \sum_{l=1}^m a_l f^l(x) \quad (2.22)$$

onde $f^l(x)$ é um conjunto de funções de base. A escolha dessas funções é geralmente limitada e, normalmente, são monômios como: 1, x, y e x^2 . O termo a_l representa os coeficientes desta função, *a priori* desconhecidos. O número de termos no polinômio é assumido como sendo fixo. Assim, $Z(x)$ pode ser expresso como:

$$Z(x) = Y(x) + \sum_{l=1}^m a_l f^l(x). \quad (2.23)$$

Para a estimativa de $Z(x_0)$, considerando combinações lineares de dados, o estimador não deve apresentar viés, ter uma variância mínima e um erro associado às estimativas (R), definido por:

$$R = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} Z(x_{\alpha}) - Z(x_0) \quad (2.24)$$

e

$$E\{R\} = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} E[Z(x_{\alpha})] - E[Z(x_0)]. \quad (2.25)$$

Baseados nas definições e hipóteses iniciais de $Y(x)$ e $m(x)$, chega-se a:

$$E[Z(x)] = E[Y(x)] + E[m(x_{\alpha})] \quad (2.26)$$

$$E[Z(x)] = 0 + m(x_{\alpha}) \quad E[Z(x)] = \sum_{l=0}^k a_l f^l_0$$

Assim:

$$E\{R\} = \sum_{\alpha} \sum_l \lambda_{\alpha} a_l f^l_{\alpha} - \sum_l a_l f^l_0 \quad (2.27)$$

$$E\{R\} = \sum_l \{ \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} a_l f^l_{\alpha} - a_l f^l_0 \}$$

aplicando a condição ótima, isto é, $E\{R\} = 0$:

$$\sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} a_l f^l_{\alpha} = a_l f^l_0 \quad l = 0 \dots k. \quad (2.28)$$

Se a Equação 2.28 for verdadeira para todos os a_l , então:

$$\sum_{\alpha}^n \lambda_{\alpha} f'_{\alpha} = f'_0 \quad l = 0 \dots k. \quad (2.29)$$

Pode-se concluir da Equação 2.29 que a consequência desta condição é que, agora, o erro R não depende das constantes a_l desconhecidas da tendência.

O próximo passo é a minimização do erro R , definida pela Equação 2.30:

$$R = \left\{ \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \left[Y(x_{\alpha}) + \sum_l a_l f'_{\alpha} \right] - Y(x_0) - \sum_l a_l f'_0 \right\} \quad (2.30)$$

$$R = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} [Y(x_{\alpha}) - Y(x_0)]$$

e, de acordo com a Equação 2.28, o segundo e quarto termo à direita da Equação 2.30 são iguais, logo se anulam (se subtraem), e a variância do erro (σ_R^2) é então reescrita como:

$$E(\sigma_R^2) = \sum_{\alpha=1}^n \sum_{\beta=1}^n \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} E[Y(x_{\alpha})Y(x_{\beta})] - 2 \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} E[Y(x_{\alpha})Y(x_0)] + E[Y(x_0)^2]. \quad (2.31)$$

Denotando a função de covariância de $Y(x)$ como:

$$C_{\alpha\beta} = E[Y(x_{\alpha})Y(x_{\beta})]. \quad (2.32)$$

Pode-se, agora, aplicar o método do multiplicador de Lagrange a fim de minimizar a variância do erro, resultando em:

$$\sigma_R^2 = \sum_{\alpha} \sum_{\beta} \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} C_{\alpha\beta} - 2 \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} C_{\alpha 0} + C_{00} - \sum_{l=0}^k \mu_l \left\{ \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} f'_{\alpha} - f'_0 \right\} \quad (2.33)$$

onde λ e μ_l são desconhecidos.

Resultando no sistema de krigagem universal:

$$\begin{aligned}\lambda_\alpha \mathbf{C}_{\alpha\beta} + \mu_l \mathbf{f}'_\alpha &= \mathbf{C}_{0\beta} \\ \lambda_\alpha \mathbf{f}'_\alpha &= \mathbf{f}'_0.\end{aligned}\tag{2.34}$$

Pode também ser representado na forma de matriz, nomeada de matriz de krigagem universal:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{C}_{\alpha\beta} & \cdots & \mathbf{f}'_\alpha \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{f}'_\alpha & \cdots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_\alpha \\ \vdots \\ \mu_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{0\beta} \\ \vdots \\ \mathbf{f}'_0 \end{bmatrix}.\tag{2.35}$$

O problema da função de covariância C, quando existe a presença de tendência, pode ser sumarizado num sistema de krigagem ordinária dos resíduos de uma variável aleatória depois de uma remoção da tendência. Primeiramente, o resíduo é filtrado e os resíduos estacionários são estimados. A operação final combina a componente do resíduo krigado à tendência estimada, para que se obtenha a estimativa da variável.

As covariâncias dos resíduos usadas no sistema de krigagem não são as verdadeiras covariâncias, mas estimadas, já que se sabe apenas a tendência inferida. Como nos estudos variográficos, onde o modelo escolhido pode ser testado usando-se a validação cruzada, a identificação e teste da função de covariância podem se valer do mesmo método. A mais apropriada combinação dos modelos do polinômio e variograma do resíduo serão os minimizadores das diferenças entre os valores reais e estimados.

Em razão de a krigagem universal assumir uma tendência, é possível que se produza uma estimativa em locais não amostrados fora dos limites numéricos das amostras, gerando extrapolações. O efeito suavizador associado com a krigagem ordinária não é tão evidente quando se usa a krigagem universal. Davis (1986) apresenta um exemplo com todas as diretrizes para uso da krigagem universal.

2.2.3.3 FAI-k

A modelagem da covariância generalizada é, talvez, a parte mais delicada quando se decide trabalhar com modelos não-estacionários e se escolhe aplicar a

teoria da Função Aleatória Intrínseca de ordem k . Esta técnica, desenvolvida por Matheron (1969), envolve o reconhecimento automático da covariância generalizada (CG), essencialmente pelo cálculo de uma regressão específica pelo método dos mínimos quadrados, iniciando por um número pré-estabelecido de modelos de funções elementares de CG. A seleção é feita pela classificação de pontuações (*scores*), gerada utilizando-se outros indicadores que auxiliam na verificação da congruência entre a classificação e a robustez da seleção (Bruno e Raspa, 1994).

A utilização de procedimentos automáticos para identificação do modelo de covariância tem sido sempre objeto de discussões entre as metodologias de modelagem automáticas e interativas. A modelagem interativa permite que o usuário tenha plenos poderes e liberdade para encontrar o modelo que, a seu ver, melhor se ajuste aos dados. Já a modelagem automática não permite ao usuário esta liberdade, mas alguns autores alegam que a modelagem automática reproduz melhores resultados do que a modelagem manual (Renard, 1989).

A teoria da FAI- k generaliza as funções de incrementos para ordens superiores a um (variograma), isto é, cria um conjunto de funções com capacidade de filtrar polinômios de grau até k e eliminar a influência da deriva.

Dois pontos fundamentais da teoria de FAI- k serão apresentados a seguir. Inicialmente, a covariância é substituída pela covariância generalizada, que é definida pela equação:

$$E\left\{\sum_{\alpha}\lambda_{\alpha}Z(x_{\alpha})\right\}^2 = \sum_{\alpha}\sum_{\beta}\lambda_{\alpha}\lambda_{\beta}C_{\alpha\beta} \quad (2.36)$$

onde os pesos λ_{α} são expressos como seguem:

$$\sum_{\alpha}\lambda_{\alpha}f_{\alpha}^l = 0 \quad l = 0\dots k \quad (2.37)$$

então,

$$\sum_{\alpha}\lambda_{\alpha}Z_{\alpha} = \sum_{\alpha}\lambda_{\alpha}Y_{\alpha} \quad (2.38)$$

não dependendo das constantes, a , usadas para modelar a tendência. $\sum_{\alpha}\lambda_{\alpha}Z_{\alpha}$ é, então, chamado de incremento generalizado.

A covariância generalizada é análoga à covariância ordinária e pode também ser usada na krigagem para representar o comportamento da continuidade espacial. Assim, a mesma notação matemática apresentada até o momento será preservada. Os modelos permitidos para a representação da covariância generalizada são polinômios ímpares de grau $2k+1$, cujos coeficientes são escolhidos de modo a que a covariância seja definida positivamente.

O conhecimento desta função é suficiente para que se resolva o problema. C é indeterminada até um polinômio par arbitrário. A condição $\sum \lambda_\alpha f'_\alpha \equiv 0$ filtra os polinômios pares.

O segundo ponto importante a ser referido na teoria da FAI-k são os incrementos generalizados, isto é, combinações lineares ponderadas de $Z(x)$, onde os pesos satisfazem $\sum \lambda_\alpha f'_\alpha = 0$ e a função de covariância pode, facilmente, ser inferida pelos dados sem que a tendência seja estimada.

A identificação prática da função covariância generalizada pode ser apresentada em termos de regressão. É comum serem consideradas covariâncias polinomiais, o que acaba simplificando o problema de regressão, reduzindo a solução para um conjunto de equações lineares que definem o polinômio par de grau $2k$ ou menos (Q), conforme segue:

$$Q = \sum \left\{ \left[\sum_\alpha \lambda_\alpha Z(x_\alpha) \right]^2 - \sum_\alpha \sum_\beta \lambda_\alpha \lambda_\beta C_{\alpha\beta} \right\}^2. \quad (2.39)$$

Onde a soma é obtida pela configuração dos pontos satisfazendo $\sum_\alpha \lambda_\alpha f'_\alpha = 0$.

Assim, o melhor modelo de covariância generalizada é aquele cujos coeficientes escolhidos minimizam Q . Existem várias formas de escolha das configurações para satisfazer às condições apresentadas acima. Mínimos quadrados é uma alternativa rápida e fácil. Considere-se o que acontece se um ponto no banco de dados, dito $Z(x_\gamma)$, é removido e estimado por krigagem, fazendo uso das amostras vizinhas. Sendo o valor estimado de $Z^*(x_\gamma)$:

$$Z^*(x_\gamma) = \sum_\alpha \lambda_\alpha Z(x_\alpha) \quad (2.40)$$

as equações de krigagem são:

$$\sum_\alpha \lambda_\alpha K_{\alpha\beta} + \mu_1 f'_\beta = C_{0\beta} \quad (2.41)$$

$$\sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} f_{\alpha}^l = f_0^l . \quad (2.42)$$

Considerando agora o erro da krigagem:

$$R = \sum \lambda_{\alpha} Z(x_{\alpha}) - Z(x_{\gamma}) \quad (2.43)$$

a seguinte condição deve ser satisfeita:

$$\sum \lambda_{\alpha} f_{\alpha} = 0 . \quad (2.44)$$

Assim, a variância do erro da estimativa é:

$$\sum_{\alpha} \sum_{\beta} \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} K_{\alpha\beta} - 2 \sum \lambda_{\alpha} K_{\alpha\gamma} + K_{\gamma\gamma} = \sum_{\alpha} \sum_{\beta} \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} K_{\alpha\beta} . \quad (2.45)$$

Portanto, a equação 2.39 pode ser vista também da seguinte forma:

$$Q = \sum_{l=1}^n \left\{ (\text{Erro de krigagem})^2 - (\text{Variância do Erro da estimativa}) \right\}^2 . \quad (2.46)$$

O processo de regressão que ocorre dentro da FAI-k pode ser resumido nas seguintes etapas (Davis e David, 1978):

- (i) uma covariância generalizada arbitrária é escolhida, isto é, $K(h) = -|h|$;
- (ii) as amostras são excluídas uma a uma e reestimadas por krigagem, fazendo uso dos pontos vizinhos e do modelo de covariância escolhido arbitrariamente;
- (iii) os pesos são então substituídos na equação 2.39;
- (iv) um modelo de polinômio adequado é então escolhido para a covariância generalizada, isto é, $K(h) = -C_1|h| + C_2|h|^3$, $K(0) = C_0$, e os coeficientes são escolhidos para que Q seja minimizado;
- (v) o procedimento é repetido e somente desta vez é que o novo modelo de covariância generalizada é usado no sistema de krigagem.

A Tabela 2.1 apresenta um resumo dos modelos de covariância generalizada polinomiais para $k \leq 2$ com adição do efeito pepita (*nugget effect*) (Chilès e Delfiner, 1999, p.262):

Tabela 2.1 - Modelos de CG polinomiais para $k \leq 2$ com adição do efeito pepita.

Polinômio filtrado (deriva)	k	Covariância generalizada polinomial (Modelo+efeito pepita)
Constante	0	$K(h) = C_0(h) - b_0 h $
Linear	1	$K(h) = C_0(h) - b_0 h + b_1 h ^3$
Quadrático	2	$K(h) = C_0(h) - b_0 h + b_1 h ^3 - b_2 h ^5$
Condições:		
Para \Re^1 $C_0 \geq 0, b_0 \geq 0, b_2 \geq 0, b_1 \geq -2\sqrt{\frac{10}{3}}\sqrt{b_0 b_2}$		
Para \Re^2 $C_0 \geq 0, b_0 \geq 0, b_2 \geq 0, b_1 \geq -\left(\frac{10}{3}\right)\sqrt{b_0 b_2}$		
Para \Re^3 $C_0 \geq 0, b_0 \geq 0, b_2 \geq 0, b_1 \geq -\sqrt{10}\sqrt{b_0 b_2}$		

A desvantagem da teoria da FAI-k é não usar um processo gráfico de modelagem variográfica. Deve ser utilizado um procedimento de ajuste estatístico automático. Além disso, nem todos os programas de geoestatística oferecem esta facilidade. No entanto, o uso desta técnica, teoricamente, apresenta resultados mais acurados.

Chilès e Delfiner (1999) propõem um procedimento para inferir os parâmetros da FAI-k, que são: a escala na qual será modelada a deriva, a ordem k da FAI e os parâmetros da covariância generalizada. Somente a ordem k precisa ser conhecida para o processo de krigagem, pois os parâmetros a_l não fazem parte do sistema de krigagem; assim, a deriva não precisa ser completamente especificada para o caso das estimativas.

As teorias expostas até então foram implementadas num estudo de caso e, ao final, foram comparadas quanto aos resultados finais apresentados.

2.3 A área de estudo

A área analisada no presente estudo utiliza dados compostos de amostras oriundas de sondagem à percussão SPT (*Standard Penetration Test*). A área localiza-se na região Sul do Brasil, ao Norte do estado do Rio Grande do Sul, no município de Passo Fundo (Figura 2.1). A região correspondente ao banco de

dados possui uma área de, aproximadamente, 5 Km² dentro da área urbana do município.

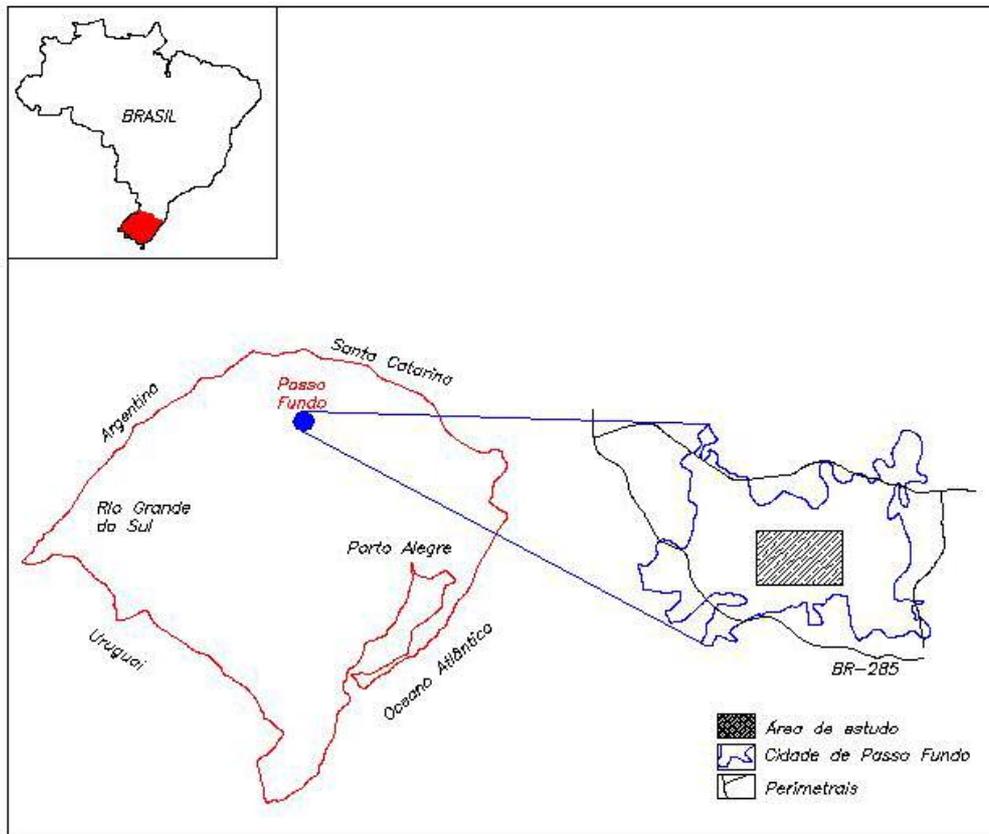


Figura 2.1 – Localização da área de estudo.

2.3.1 Geologia da região

A região de Passo Fundo situa-se no Planalto Médio central do estado do Rio Grande do Sul. De forma geral, a geologia local é composta pelos basaltos e termos diferenciados associados incluídos nas unidades litoestratigráficas da Formação Serra Geral e pelos arenitos e psamitos associados da Formação Tupanciretã, sendo ambas as unidades incluídas na Bacia do Paraná (RadamBrasil, 1986).

As espessuras de solos apresentam relação íntima e direta com a morfologia do terreno. As maiores acumulações de terrenos residuais encontram-se nas partes mais elevadas e planas, sendo resultantes de uma maior taxa de infiltração de águas superficiais e consequência da mais efetiva decomposição intempérica pétreo e acumulação residual de alteritos. O equilíbrio relativo entre decomposição e erosão é, assim, mantido. Nas partes mais deprimidas dos

terrenos, a espessura de solos é menor, fato comprovado na análise dos perfis de SPT das regiões mais baixas da cidade (Naime, 2001).

O mapa geológico existente da região apresenta um conjunto de unidades litoestratigráficas (Figura 2.2). Observa-se que a área de estudo encontra-se na sua totalidade dentro da Formação Serra Geral. Segundo Naime (2001) *apud* Comin-Chiaramonti et al. (1988), as associações litológicas de Passo Fundo e região são representadas por 65% de rochas vulcânicas básicas na parte inferior do pacote extrusivo e 22% de rochas intermediárias intercaladas entre os termos básicos, finalizando com 13% de rochas ácidas diferenciadas nas porções superiores ou de topo dos derrames.

A Formação Tupanciretã, que recobre parte das rochas vulcânicas basálticas nas regiões a norte e leste de Passo Fundo, é constituída, predominantemente, por arenitos e psamitos associados. Naime (2001) *apud* Menegotto (1971) descreve a Formação Tupanciretã como sendo composta por arenitos finos a muito finos, arenitos sílticos e raros conglomerados. A estrutura predominante é a estratificação cruzada tabular, com mergulhos principalmente para NE e E esporadicamente ocorrendo o tipo acanalado.

Os solos da área em estudo pertencem à unidade Passo Fundo [Naime (2001) *apud* Lemos (1973)] e são desenvolvidos sobre as litologias basálticas e vulcanitos associados, formando latossolos dos tipos bruno húmicos, bruno intermediários e roxos, com horizonte B latossólico com perfis profundos e diferenciados. Os latossolos bruno húmicos são minerais com horizonte B latossólico argiloso e cor brunada.

Os horizontes superficiais definem o caráter húmico pelo teor em matéria orgânica superior a 1% na profundidade de 1m. Em geral, são derivados de rochas eruptivas básicas e, secundariamente, de rochas intermediárias ou ácidas, mencionadas no item anterior.

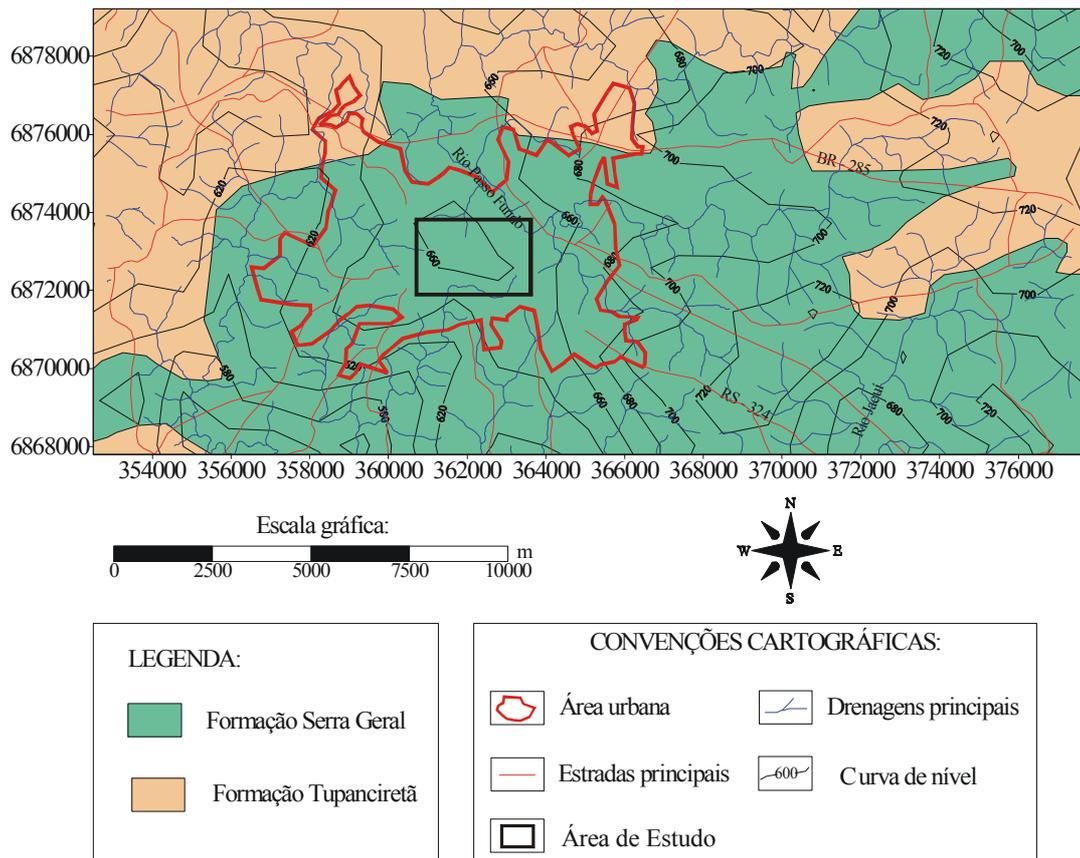


Figura 2.2 – Mapa geológico da região de Passo Fundo, destacando a área de estudo (modificado de Carraro et al., 1974). Compilado do mapa geológico do Estado do Rio Grande do Sul, UFRGS/FAPERGS, 1974), obtido de Naime (2001), adaptado.

As descrições dos perfis dos mantos de alteração estão relacionadas com a altitude, natureza do substrato rochoso e conformação da topografia superficial. A morfologia principal dos horizontes é assim descrita (Naime, 2001):

- (i) horizonte **A** proeminente, subdividido, de cor bruno avermelhado escura, com textura argilosa, por vezes granular; poroso, duro, quando seco, e friável, quando úmido, quando também se apresenta plástico e pegajoso, com transição gradual para o horizonte sotoposto;
- (ii) horizonte **B** espesso, subdividido, de coloração vermelho escura, com textura argilosa, e localmente com estrutura em blocos subangulares, com cerosidade moderada;
- (iii) horizonte **C** muito profundo, formado por basalto intemperizado.

Quanto à área em estudo, apresenta solos bastante homogêneos, com pequenas variações morfológicas e poucas inclusões, originados de rochas basálticas, exibindo relevo ondulado formado por elevações curtas com

pendentes em dezenas de metros e declividades de 8 a 10%, localmente exibindo relevos mais acentuados. De acordo com os perfis de sondagem do estudo, verificou-se a predominância dos horizontes B e C.

2.3.2 O ensaio SPT

Para a eficiência de qualquer projeto civil, ambiental, agrônomo, geológico, entre outros, existe a necessidade do conhecimento das condições e do comportamento do subsolo. O ensaio *Standard Penetration Test* (SPT) ainda figura como a ferramenta mais aplicada para investigação de subsolo, seja pela questão econômica, seja pela praticidade que apresenta, ou pelos conhecimentos adquiridos e acumulados ao longo do tempo.

A Norma NBR 6484 (2002) estabelece os procedimentos para a execução e interpretação do ensaio SPT. Este ensaio consiste, basicamente, na cravação do amostrador padrão através da queda livre de um martelo de 65kg de uma altura de 75cm. Cada queda do martelo corresponde a um golpe e são aplicados tantos golpes quantos forem necessários para a cravação de 45cm do amostrador. É anotado o número de golpes para a cravação de cada segmento de 15cm do amostrador, referenciado por meio de marcas feitas na haste de perfuração. O valor de resistência à penetração (SPT) consistirá no número de golpes necessários para a cravação dos 30cm finais do amostrador.

A primeira aplicação atribuída ao SPT consiste na simples determinação do perfil de subsolo e na identificação tátil-visual das diferentes camadas a partir do material recolhido no amostrador padrão. A classificação do material é normalmente obtida combinando-se a descrição do testemunho de sondagem com as medidas de resistência a penetração.

O SPT ainda permite a identificação da densidade de solos granulares, da consistência de solos coesivos e, mesmo, das rochas brandas. Métodos rotineiros de projeto de fundações diretas e profundas usam sistematicamente os resultados deste ensaio, especialmente no Brasil (Velloso et al., 1997; Velloso et al., 2002; Cintra et al., 2003). Por isso, a importância de se tratar de tais informações e torná-las úteis na elaboração de um banco de dados que possa auxiliar na aplicabilidade da geoestatística, a fim de produzir informações pertinentes,

adequadas e com um nível de incerteza aceitável para aplicação direta em projetos geotécnicos.

2.3.3 O banco de dados

As amostras disponíveis neste estudo foram obtidas de ensaios SPT (Teixeira, 1947a e b e Mello, 1971), como descrito anteriormente. O banco de dados compreende uma área de 5 km², com 141 amostras irregularmente distribuídas (Figura 2.3) e, coletadas ao longo de campanhas de sondagens realizadas em diversas obras na cidade.

A apresentação do banco de dados é fundamental para se descrever algumas propriedades básicas deste tipo de informação. Os valores de NSPT correspondem à resistência do solo em subsuperfície, os quais supostamente crescem com a profundidade, mas não sistematicamente. Em razão do nível de água, que foi encontrado em alguns furos de sondagem, e também da natural complexidade da geologia, a resistência do solo pode também variar de valores altos para baixos com a profundidade.

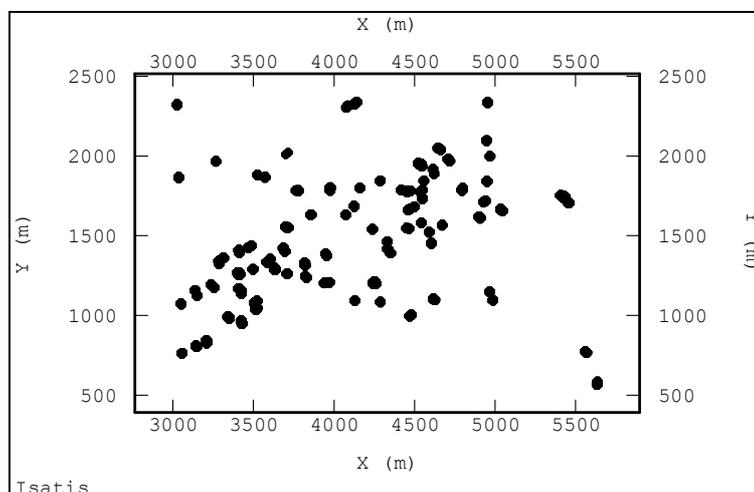


Figura 2.3 – Distribuição das sondagens SPT na área de estudo.

O teste SPT considera o número de golpes necessários para se penetrar uma profundidade definida, mas o objetivo principal é o de obter valores de NSPT (resistência do solo) e amostras para cada metro, que permitirão ao engenheiro descrever o perfil de solo correspondente a cada furo de sondagem. Chama-se atenção para alguns casos particulares, em que a sondagem não é interrompida quando atingido o impenetrável à percussão, mas em profundidades inferiores.

Existem muitos casos nos quais o engenheiro projetista define a qual nível de resistência de solo o ensaio deverá ser interrompido, em virtude muitas vezes do tipo de estrutura que aquele local irá comportar, do porte da obra ou, até mesmo, do conhecimento prévio do subsolo em razão de obras no entorno ou demais sondagens existentes no próprio terreno. Muitas vezes ocorre que os ensaios de sondagem são solicitados e realizados apenas em grandes obras, o que geralmente implica a definição do nível do impenetrável. Neste banco de dados em específico, de 141 sondagens, somente 28 foram interrompidas antes de encontrar o solo mais resistente (impenetrável) e 113 atingiram este limite.

Ainda levando em conta as características dos ensaios realizados para a obtenção dos dados, o nível do impenetrável é difícil de ser descrito e definido exatamente; assim, algumas características são assumidas e levadas em conta. Neste estudo de caso, considerou-se o impenetrável como sendo os valores NSPT ≥ 40 e a parte solo será considerada como os valores NSPT < 40 . A parte que engloba apenas o solo pode ter valores de NSPT variando entre 0 e 39 golpes. Como é de interesse neste estudo, somente a parte classificada como solo será analisada.

Dessa forma, foram gerados dois histogramas: o primeiro apresenta valores de NSPT que variam de 2 a 45 (Figura 2.4a). Como os valores acima de 40 foram considerados como sendo o limite do topo do impenetrável, realizou-se um filtro dos valores superiores a 39 e gerou-se o histograma apresentado na Figura 2.4b. Percebe-se que, com essa medida, houve a remoção de uma bimodalidade do histograma (Figura 2.4a), separando-se duas possíveis populações de dados distintas.

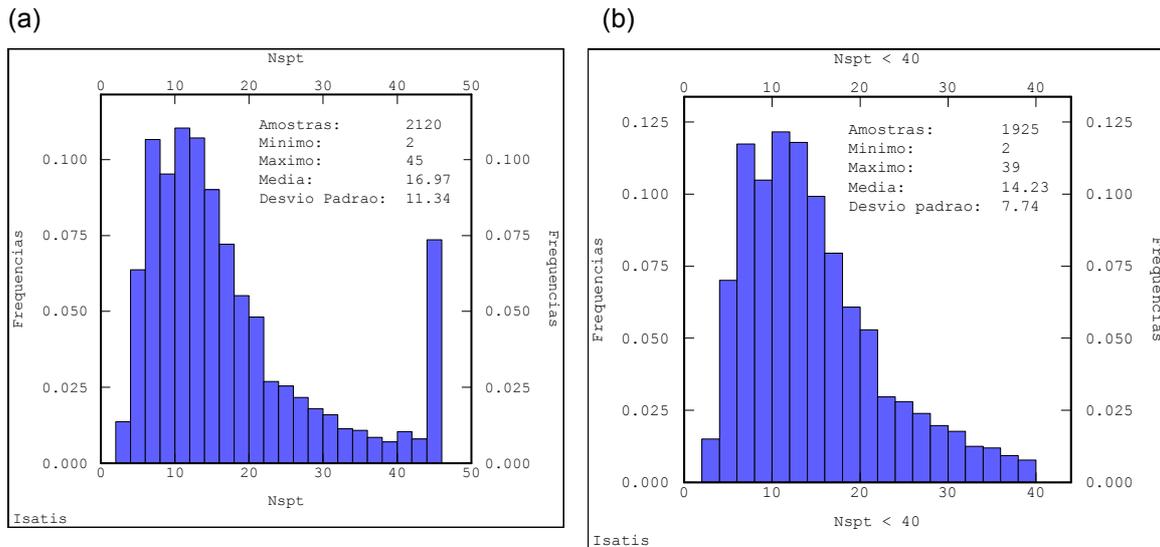


Figura 2.4 – (a) Histograma englobando todas as informações do banco de dados, e (b) histograma dos valores de NSPT<40.

A Figura 2.5 apresenta um perfil típico de NSPT obtido de um furo de sondagem escolhido aleatoriamente do banco de dados. Verifica-se, neste caso, que a resistência do solo tende a crescer com o aumento de profundidade, originando uma tendência de comportamento vertical (eixo z) dos dados. O coeficiente de correlação linear é 0.689. Este resultado era, de certa forma esperado, por se saber que, quanto maior a profundidade, mais compactadas se encontram as camadas do solo. No entanto, essa relação não é perfeitamente definida, pois o solo não é completamente homogêneo, não apresentando camadas regulares, além da presença de água em alguns locais, o que reduz consideravelmente a sua resistência. Essas razões auxiliam no entendimento do porquê de não existir uma correlação mais acentuada entre os dados e as dispersões de valores de NSPT, em torno da linha de regressão linear, variarem em determinados locais.

Sugere-se, conforme a Figura 2.5, a existência de uma não-estacionariedade dos dados na direção vertical (eixo z). Tal fenômeno será mais bem visualizado na fase de análise da continuidade espacial dos dados por meio do variograma.

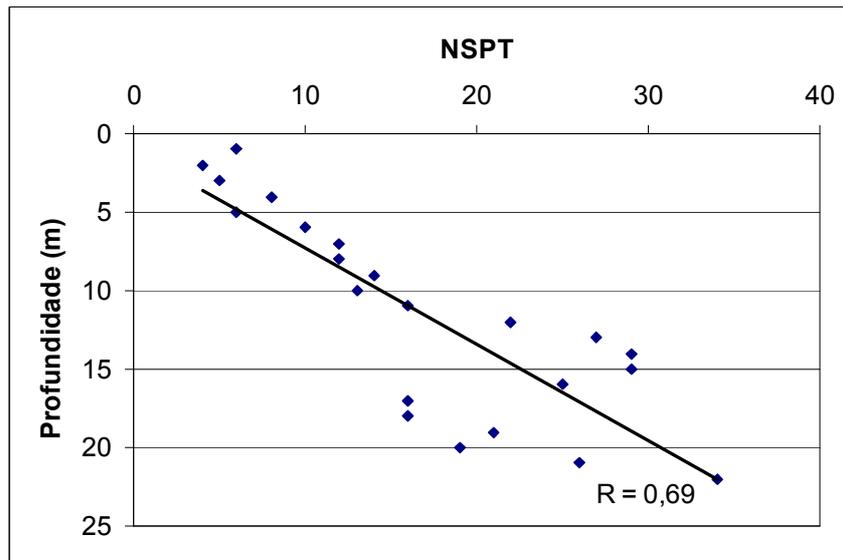


Figura 2.5 – Gráfico de correlação da variável NSPT e a profundidade.

2.4 Resultados e discussões

O subsolo é composto por materiais de elevada heterogeneidade e, conforme a escala de mapeamento empregada, uma hipótese de homogeneidade pode não ser adequada. Este importante aspecto se torna mais relevante quando se deseja quantificar as propriedades dos solos sem considerar a variabilidade natural dessas propriedades. Nesses casos, é usual a atribuição de valores numéricos médios para zonas consideradas homogêneas, os quais, contudo, não apresentam qualquer significado prático.

Assim, é fundamental que se processe uma análise da presença de tendência em dados geotécnicos obtidos de sondagens de campo.

2.4.1 Grid 3D

Para as análises que seguem definiu-se uma malha 3D para processamento dos dados, seguindo os parâmetros apresentados na Tabela 2.2. A extensão dos blocos (x, y) foi escolhida como sendo correspondente à metade do tamanho de um quarteirão, em média. Para a dimensão dos blocos na vertical, a escolha foi de 1m, pois as informações descritas nas sondagens são a cada metro.

Tabela 2.2 – Parâmetros do grid 3D.

	x	y	z
Origem	3000	560	1
Malha	50	25	1
Número de nós	54	72	26

2.4.2 Análise estrutural da variável NSPT

Realizou-se a análise variográfica, com o variograma experimental dos resíduos sendo modelado e introduzido no processo de estimativas. Este é o processo mais importante para a precisão e acuracidade dos resultados, pois a qualidade das estimativas depende do bom ajuste do modelo variográfico.

Para a KU, os variogramas experimentais da variável NSPT foram calculados ao longo de cinco direções principais, sendo quatro horizontais e uma vertical (Figura 2.6). Como as quatro direções horizontais (D1, D2, D3 e D4) podem ser assumidas globalmente como estacionárias e isotrópicas, será apresentada com mais detalhes a direção vertical (D5), que não é facilmente visualizada na Figura 2.6a em razão da escala.

Assim, para facilitar gerou-se a Figura 2.6b, que permite a visualização única do variograma vertical (D5). Tal variograma, sem patamar e que cresce sem limite a longas distâncias (*unbounded*), não apresentando uma variância finita *a priori*, pode indicar uma tendência local ou deriva (Webster, 1985). Isso confirma a relação apresentada pela Figura 2.5, que sugeria o fenômeno de não-estacionariedade dos dados.

Essa forte tendência vertical pode ser tratada por meio de um modelo 3D e com metodologias capazes de gerenciar a não-estacionariedade dos dados.

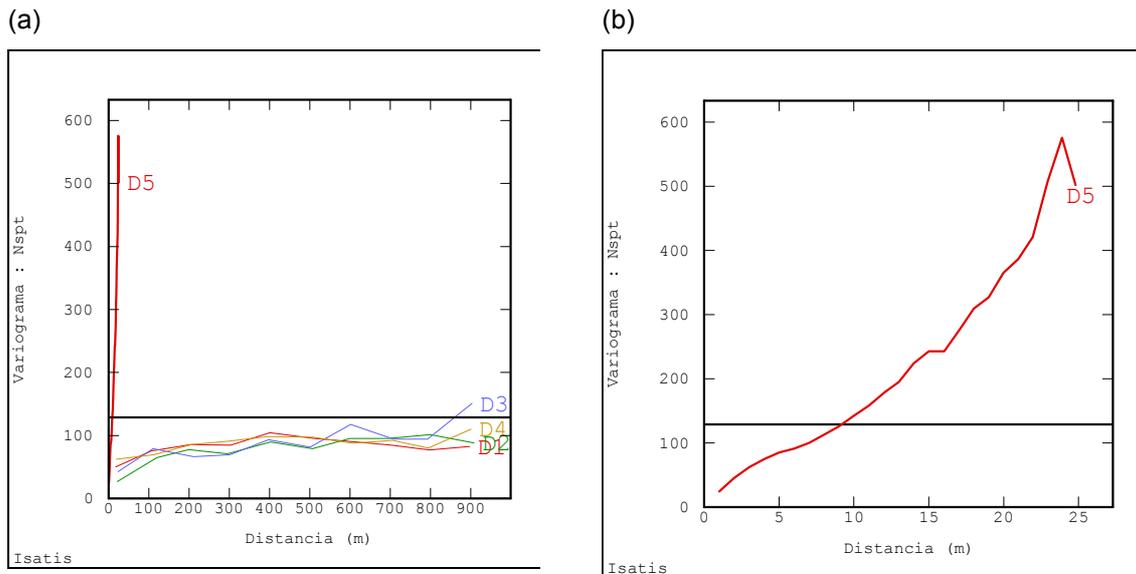


Figura 2.6 – (a) Variograma experimental das 5 direções principais, 4 horizontais (D1, D2, D3 e D4 sobrepostas) e 1 vertical, D5 (profundidade); (b) Variograma experimental da direção vertical (D5).

2.4.2.1 Filtrando a tendência vertical

O método de krigagem universal aponta um problema quanto à identificação da covariância ou variograma dos resíduos (Armstrong, 1984). Uma tentativa de filtragem da deriva vertical dos dados de NSPT e sua transformação em resíduos estacionários foi realizada neste estudo com êxito. Esta etapa é fundamental para facilitar a derivação de sua covariância, a qual é necessária dentro do contexto da krigagem universal.

A partir disso, fez-se uso da teoria apresentada anteriormente, sendo a fórmula de dicotomia apresentada (Eq. 2.5) então transformada:

$$Z(x, y, z) = Y(x, y, z) + m(z) \quad (2.48)$$

onde, $Z(x, y, z)$ é a função aleatória dos dados originais (NSPT); $Y(x, y, z)$ é o resíduo estacionário da função aleatória e $m(z)$ é a deriva vertical (função determinística).

Usando a correlação NSPT x Profundidade de todos os dados, assumiu-se a equação da regressão linear para filtragem da tendência [$m(z)$]. O modelo de regressão linear é apresentado abaixo e os resíduos correspondentes, $Y(x,y,z)$, são calculados como apresentado nas equações que seguem:

$$m(z) = 0,86 * profundidade + 6,93 \quad (2.49)$$

$$Y(x,y,z) = Z(x,y,z) - m(z) \quad (2.50)$$

onde $Y(x,y,z)$ é correspondente ao resíduo obtido da filtragem da tendência $m(z)$ e $Z(x,y,z)$ são os dados originais do banco de dados, sobre os quais é aplicado o filtro.

Depois de filtrada a tendência dos dados originais de NSPT, o histograma e as estatísticas da nova variável (resíduo) são calculados (Figura 2.7). Verifica-se que o histograma está centrado na média zero por causa da tendência que foi removida.

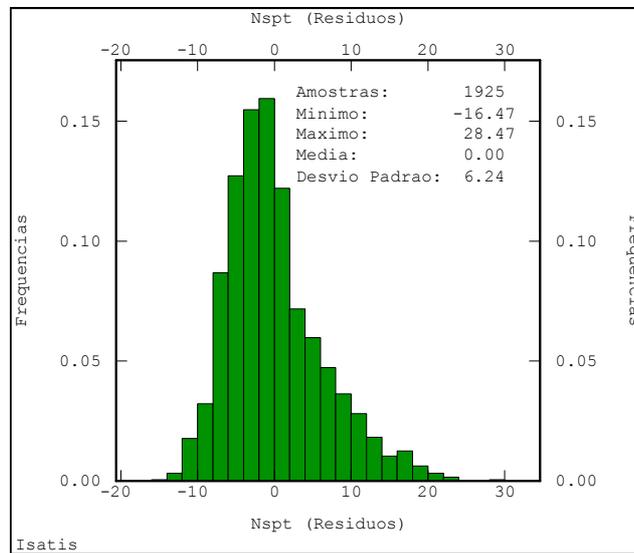


Figura 2.7 – Histograma do resíduo do NSPT.

O novo variograma experimental vertical (D5), correspondente ao NSPT, após a remoção da tendência foi gerado, sendo apresentado na Figura 2.8.

Verifica-se que o resultado da filtragem da tendência vertical dos dados é satisfatório, pois atingiu-se o objetivo de tornar os dados estacionários. O próximo passo consiste na modelagem 3D dos resíduos.

Em virtude da diferença de escala de distância em relação à direção horizontal e à vertical, a visualização do variograma experimental e de seu modelo na direção vertical é isoladamente mostrada na Figura 2.9. O modelo ajustado a esses variogramas pode ser representado na forma de equação, sendo:

$$\gamma(h) = 27.08 \text{Exp}\left(\frac{h_{\text{horiz.}}}{200m}, \frac{h_{\text{vert.}}}{10m}\right) + 7.21 \text{Sph}\left(\frac{h_{\text{horiz.}}}{N/A}, \frac{h_{\text{vert.}}}{10m}\right) \quad (2.51)$$

onde $\gamma(h)$ é o variograma, Sph é correspondente ao modelo do tipo esférico, em que $h_{horiz.}$ e $h_{vert.}$ correspondem ao alcance na direção horizontal e vertical, respectivamente.

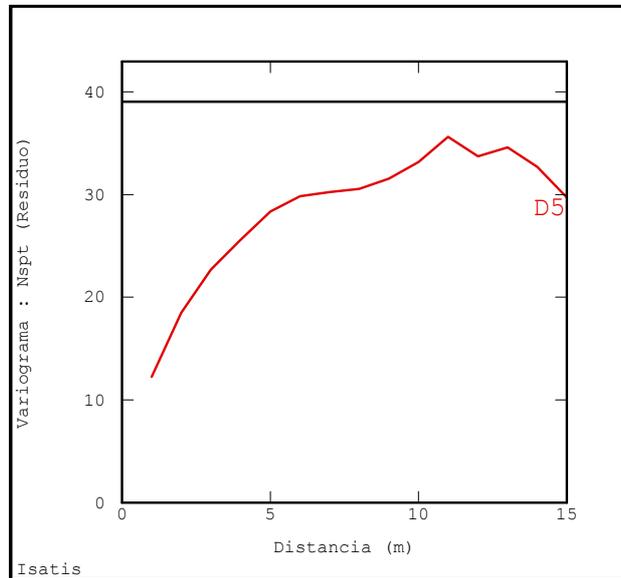


Figura 2.8 – Variograma experimental do NSPT residual na direção vertical.

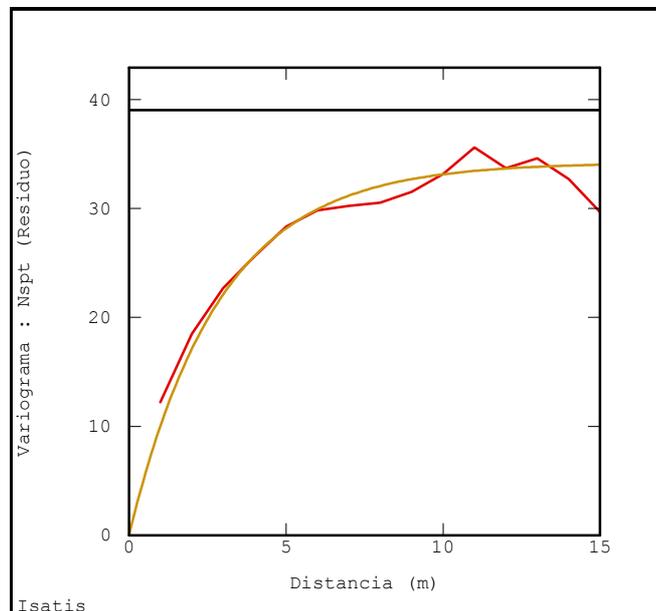


Figura 2.9 – Variograma modelado do NSPT residual na direção vertical.

O modelo utilizado no processo de estimativa por KU consiste na covariância com os mesmos parâmetros da equação 2.51, adicionando-se uma função tendência vertical.

Para a interação com a metodologia da FAI-k, o procedimento de modelagem da covariância generalizada foi desenvolvido, obtendo-se a Tabela 2.3 como resultados finais. Cabe lembrar que o sistema operacionaliza a escolha do modelo para as estimativas baseado na integração de diversas estruturas (S1, S2, S3 e S4), oferecendo como resultado combinações de estruturas que aparecem ordenadas pela sua pontuação. O modelo sugerido de covariância generalizada é sempre o primeiro e aparece com valores extremamente próximos de 1, neste caso, 0.99987.

Tabela 2.3 – Resultados do processamento da covariância generalizada do procedimento de FAI-k.

Modelo : Covariância				
=====				
Número de variáveis = 1				
Número de estruturas básicas = 4				
S1 : Efeito Pepita				
S2 : Ordem-1 CG. - Escala = 315.41m				
S3 : Spline CG. - Escala = 315.41m				
S4 : Ordem-3 CG. - Escala = 315.41m				
Identificação da Deriva				
=====				
As tentativas de ajuste da deriva foram ordenadas em forma crescente de média. A alternativa com menor média é a indicada para o estudo. É preciso também levar em conta o critério de variância do erro.				
Resultados com base em 1925 amostras:				
Média Ordenada	Média do Erro	Variância do Erro	Teste de Deriva	
1.3	0.022537	30.725	1 x z	
1.4	0.013211	31.2	1 y z	
1.5	0.11794	31.872	1 z	
1.8	0.20647	34.968	1 z z2	
Identificação da Covariância				
=====				
Os modelos foram ordenados de acordo com as pontuações (próximas a 1 em primeiro lugar). A primeira é a indicada para o estudo.				
Pontuação	Estrutura 1(S1)	Estrutura 2 (S2)	Estrutura 3 (S3)	Estrutura 4 (S4)
0.99987	22.962	26.626	0	0
1.00130	27.461	0	5.2779	0
1.00200	28.654	0	0	0
0.65112	0	204.08	0	0
0.25183	0	0	496.08	0
0.07603	0	0	0	631.91

Partindo dos dados obtidos do processamento apresentado na Tabela 2.4, o modelo de covariância generalizada selecionado é o que apresenta uma deriva

na forma $1xz$ e o modelo de ajuste da covariância segue uma estrutura com 22.962 de efeito pepita e 26.626 Ordem-1 CG. - Escala = 315.41m.

Por fim, o modelo de variograma da krigagem ordinária foi modelado levando-se em conta uma redução significativa da escala de observação em z , obtendo-se um modelo de ajuste esférico nesta direção, com um alcance de 3m.

A seleção dos dados que serão utilizados no momento das estimativas é um passo importante para sua eficiência. Diversos parâmetros são de grande interesse quando se escolhe a vizinhança de krigagem: o primeiro parâmetro é o peso associado à média, o qual mostra como a krigagem (simples) depende da vizinhança; o segundo é o ajuste da regressão linear, o qual ajuda a definir quando a vizinhança de estimativa atinge tamanho suficiente (Rivoirard, 1987). A presença de uma grande quantidade de pesos negativos de krigagem pode gerar resultados negativos, os quais são plausíveis (porém indesejáveis) em KU e $FAI-k$, por serem relacionados à presença de uma deriva, mas sua soma deve permanecer moderada porque a soma de todos os pesos na estimativa é igual a 1.

O *software* ISATIS[®], utilizado nesta tese, permite que se testem fácil e rapidamente diferentes tipos de vizinhança que serão utilizados para as estimativas finais. Assim, diferentes tipos de vizinhança foram testados. O elipsóide de busca selecionado é isotrópico, com 600 m de alcance na direção horizontal (x, y) e 8 m na vertical (z). A anisotropia de busca foi selecionada para atingir uma anisotropia média da apresentada nos variogramas e covariâncias. Cada bloco escolhido para avaliar a escolha da vizinhança seguiu diferentes aspectos na tentativa de envolver diferentes tipos de situações, como:

- (i) nenhuma amostra dentro do bloco a ser estimado e mais amostras ao seu redor;
- (ii) nenhuma amostra dentro do bloco a ser estimado e poucas amostras no seu entorno;
- (iii) uma amostra dentro do bloco a ser estimado e várias ao seu redor;
- (iv) uma amostra dentro do bloco a ser estimado e poucas no seu entorno;
- (v) algumas amostras dentro do bloco a ser estimado e várias ao seu redor;

- (vi) algumas amostras dentro do bloco a ser estimado e poucas ao seu redor;

Tabela 2.4 – Teste da vizinhança de estimativa levando em conta a soma dos pesos negativos no processo de krigagem.

Número de setores angulares	Número mínimo de amostras	Número ótimo de amostras	SOMA DOS PESOS NEGATIVOS (Krigagem) (%)					
			Bloco: 32, 50, 1	Bloco: 14, 33, 5	Bloco: 31, 50, 10	Bloco: 20, 34, 15	Bloco: 33, 55, 20	Bloco: 14, 59, 25
4	8	6	-6.8	-0.236	-0.88	-1.22	-12	-24.6
Variância de estimativa			4.34	13.49	6.93	4.07	6.30	18.12
Regressão linear $Z Z^*$			0.90	0.70	0.85	0.91	0.91	0.54
			SOMA DOS PESOS NEGATIVOS (Krigagem simples) (%)					
Peso associados às médias			0.07	0.11	0.04	0.16	0.09	0.46

Número de setores angulares	Número mínimo de amostras	Número ótimo de amostras	SOMA DOS PESOS NEGATIVOS (Krigagem) (%)					
			Bloco: 41, 23, 1	Bloco: 54, 2, 5	Bloco: 40, 72, 10	Bloco: 41, 58, 15	Bloco: 15, 59, 20	Bloco: 17, 62, 25
4	8	6	-9.5	-0.157	0	0	-4.6	-2.94
Variância de estimativa			9.14	6.89	6.68	14.11	4.51	23.8
Regressão linear $Z Z^*$			0.80	0.85	0.86	0.70	0.91	0.30
			SOMA DOS PESOS NEGATIVOS (Krigagem simples) (%)					
Peso associados às médias			0.27	0.22	0.28	0.35	0.17	0.78

Como apresentado acima, diversas vizinhanças de busca foram testadas no processo, considerando-se a soma dos pesos negativos para diferentes blocos em cada profundidade selecionada (1, 5, 10, 15, 20 e 25 m). A vizinhança ótima selecionada apresentou uma soma reduzida de pesos negativos em todas as diferentes regiões testadas e o valor dos pesos designados à média foi muito pequeno na krigagem simples (Tabela 2.4).

2.4.3 Processo de estimativa

A estimativa espacial do parâmetro de resistência do solo NSPT é um passo relevante na modelagem geotécnica do subsolo, haja vista a grande

aplicabilidade deste parâmetro para os projetos geotécnicos. Sabe-se da existência de inúmeras formulações empíricas que envolvem esta variável usadas para inferir parâmetros de resistência e coesão do solo. No presente capítulo, a análise do NSPT foi o foco central do estudo, e a análise de validação cruzada foi, conseqüentemente, implementada considerando-se três estimadores distintos (KU, FAI-k e KO), com o objetivo de avaliar o modelo que melhor se ajusta aos dados.

A validação cruzada é uma técnica que utiliza apenas as informações que compõem o banco dados para a análise. Esses valores existentes são removidos e reestimados um a um, fazendo uso do modelo de variograma e da vizinhança de estimativa previamente definidos.

As três metodologias de estimativas apresentadas acima (item 2.2) foram utilizadas para estimar a resistência NSPT do solo, considerando para os casos de KU e FAI-k a presença de uma deriva na direção vertical (z). A KO foi também implementada, sendo a deriva vertical, de certa forma, minimizada com a redução da escala de busca de dados na direção z.

Além do gráfico de correlação da Figura 2.10, os seguintes parâmetros foram utilizados para comparar os resultados de validação cruzada: a variância dos erros de validação cruzada e o coeficiente de correlação entre os valores estimados e medidos (Tabela 2.5). Das metodologias testadas, a que apresentou melhores resultados, de forma geral, foi a krigagem universal.

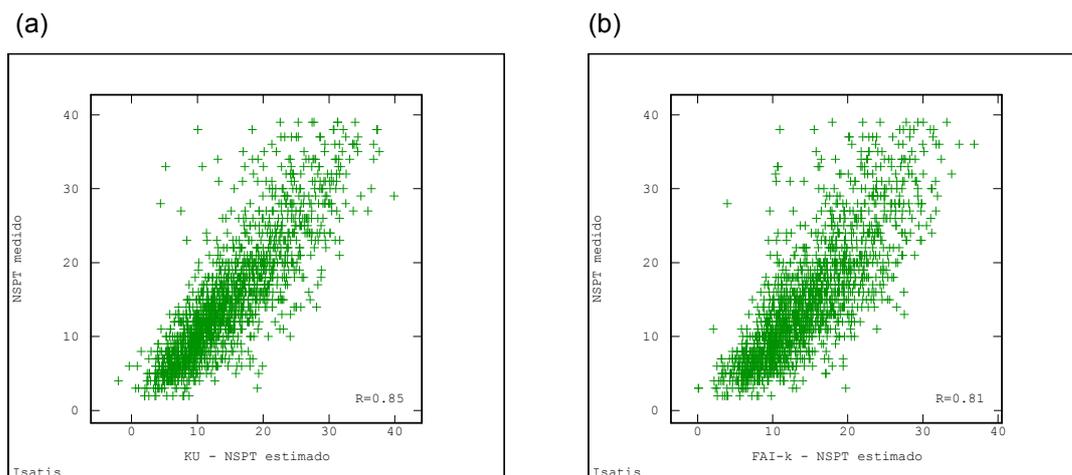


Figura 2.10 – Gráfico de correlação do NSPT estimado/medido. Resultados da validação cruzada por (a) KU, (b) FAI-k e (c) KO.

(c)

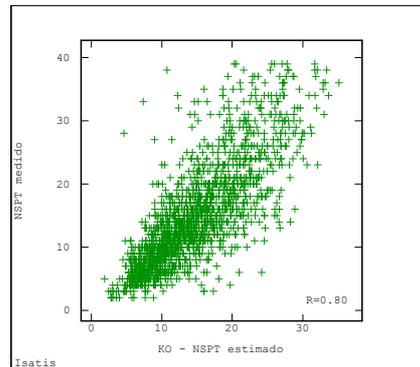


Figura 2.10 – Continuação.

Tabela 2.5 – Resultados da validação cruzada para as amostras de NSPT, mostrando a variância dos erros de validação cruzada e o coeficiente de correlação entre os valores medidos e estimados.

Estimador	$Var(Z^* - Z)$	Correlação (Z^*, Z)
Krigagem Universal	8.86	0.85
Funções Aleatórias	14.50	0.81
Instrínsecas de Ordem k	14.12	0.80
Krigagem Ordinária	14.12	0.80

2.4.3.1 Resultados da KU, FAI-k e KO

As Figuras 2.11, 2.12 e 2.13 (a, b, c e d) mostram a estimativa da variável NSPT em diversos planos horizontais (3, 5, 15 e 20 m, respectivamente). Já as Figuras 2.14, 2.15 e 2.16 (a, b, c e d) apresentam as estimativas em planos verticais, x-z variando os cortes na direção y. A distância entre cada imagem vertical é de 400 m aproximadamente. Deve-se observar que as Figuras 2.14 a 2.16 apresentam os resultados distribuídos horizontalmente, respeitando a variação de profundidade, mas não na mesma elevação topográfica. A tendência vertical pode ser claramente observada nas imagens de KU e Fai-k, mas com maior suavização de valores na vertical nas estimativas por KO.

Os planos horizontais de 3 e 5 m de profundidade foram selecionados para abranger fundações dos tipos superficial, microestacas, strauss e tubulão. Os planos 15 e 20 m são direcionados às fundações profundas do tipo escavada rotativa, método corriqueiramente empregado na área em estudo. A média do NSPT para os níveis 3 e 5 m é de 6 e 15 golpes, respectivamente. Esta

magnitude de valores de resistência de solo e comportamento quase que homogêneo de acréscimo de resistência com o ganho de profundidade condiz com a realidade local para construções de casas e edificações de pequeno porte.

Os valores de NSPT para profundidades de 15 e 20 m são relevantes para o contexto geotécnico da cidade, já que grande parte das fundações executadas se concentra em tais profundidades. Abaixo da profundidade de 20m, a maioria dos valores de NSPT se aproxima do limite que separa o que se considerou solo nesta tese e o topo do impenetrável. As Figuras 2.14 a 2.16 mostram claramente que a resistência do solo cresce com a profundidade.

Tanto os perfis verticais quanto os horizontais permitem uma avaliação global do comportamento e das tendências da variável NSPT na área em estudo. Durante o processo de definição do tipo de fundação a ser utilizada para cada local, dependendo dos níveis de carregamento e do tipo de solo e seu comportamento de resistência, é fundamental a execução de um ou mais furos de sondagem para dirimir qualquer dúvida para um projeto final de fundações, por exemplo. Com isso, os mapas gerados nesta tese se enquadram perfeitamente no caso de estudos preliminares de projetos geotécnicos de qualquer natureza que venham a fazer uso das informações de resistência do solo obtidas dos ensaios de SPT.

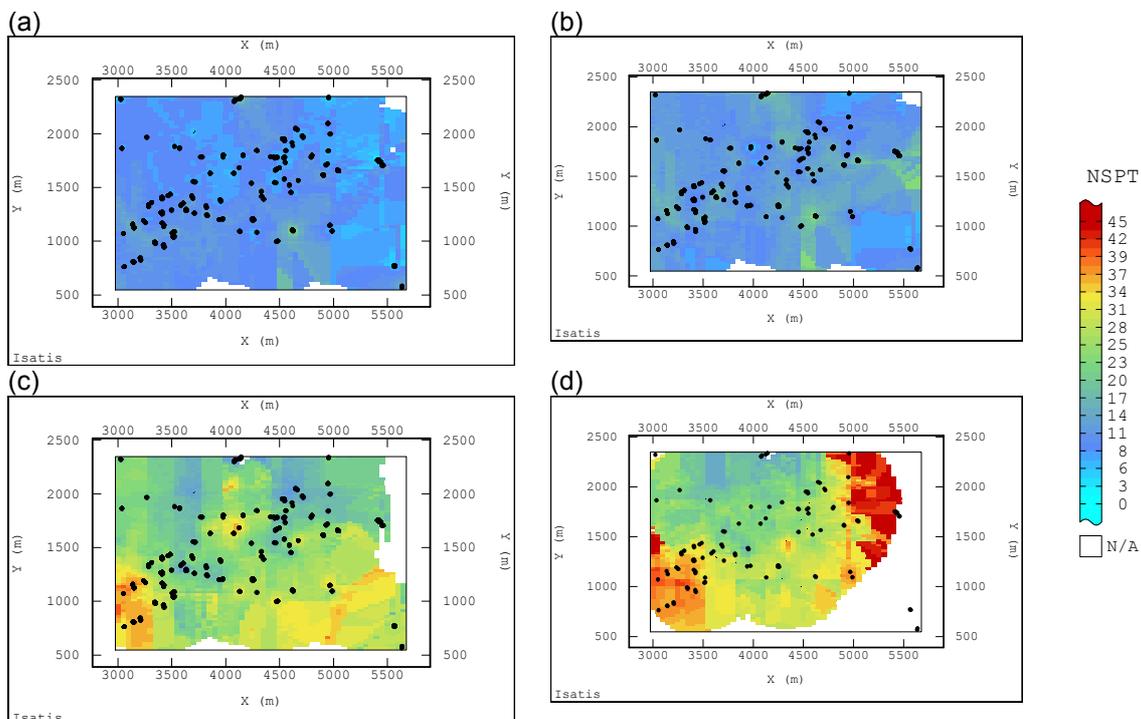


Figura 2.11 – Valores estimados de NSPT pelo método de KU, (a) 3m, (b) 5m, (c) 15m e (d) 20m de profundidade. Os pontos pretos indicam as sondagens SPT.

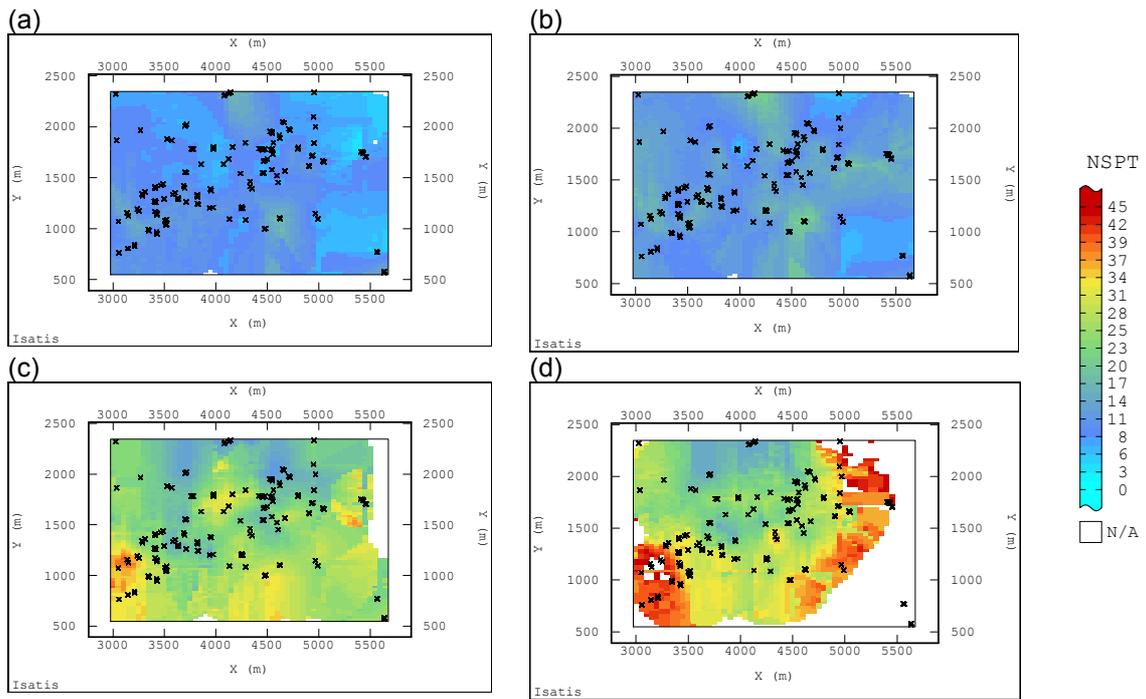


Figura 2.12 – Valores estimados de NSPT pelo método de FAI-k, (a) 3m, (b) 5m, (c) 15m e (d) 20m de profundidade. Os pontos pretos indicam as sondagens SPT.

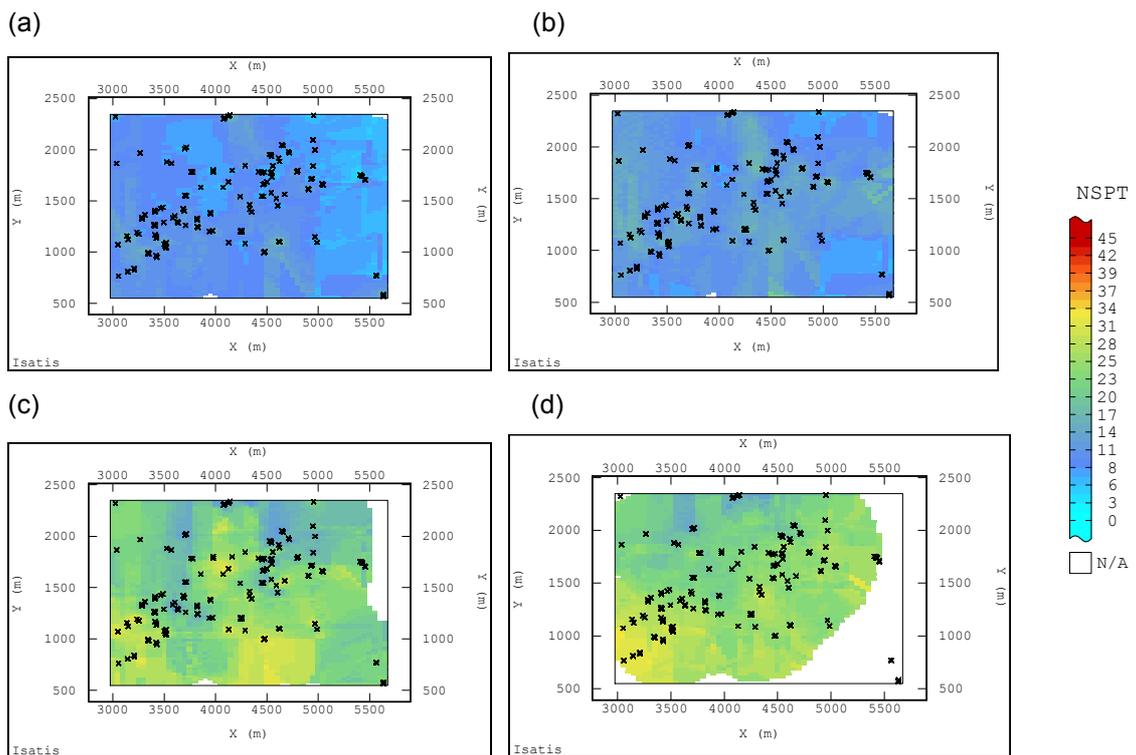


Figura 2.13 – Valores estimados de NSPT pelo método de KO, (a) 3m, (b) 5m, (c) 15m e (d) 20m de profundidade. Os pontos pretos indicam as sondagens SPT.

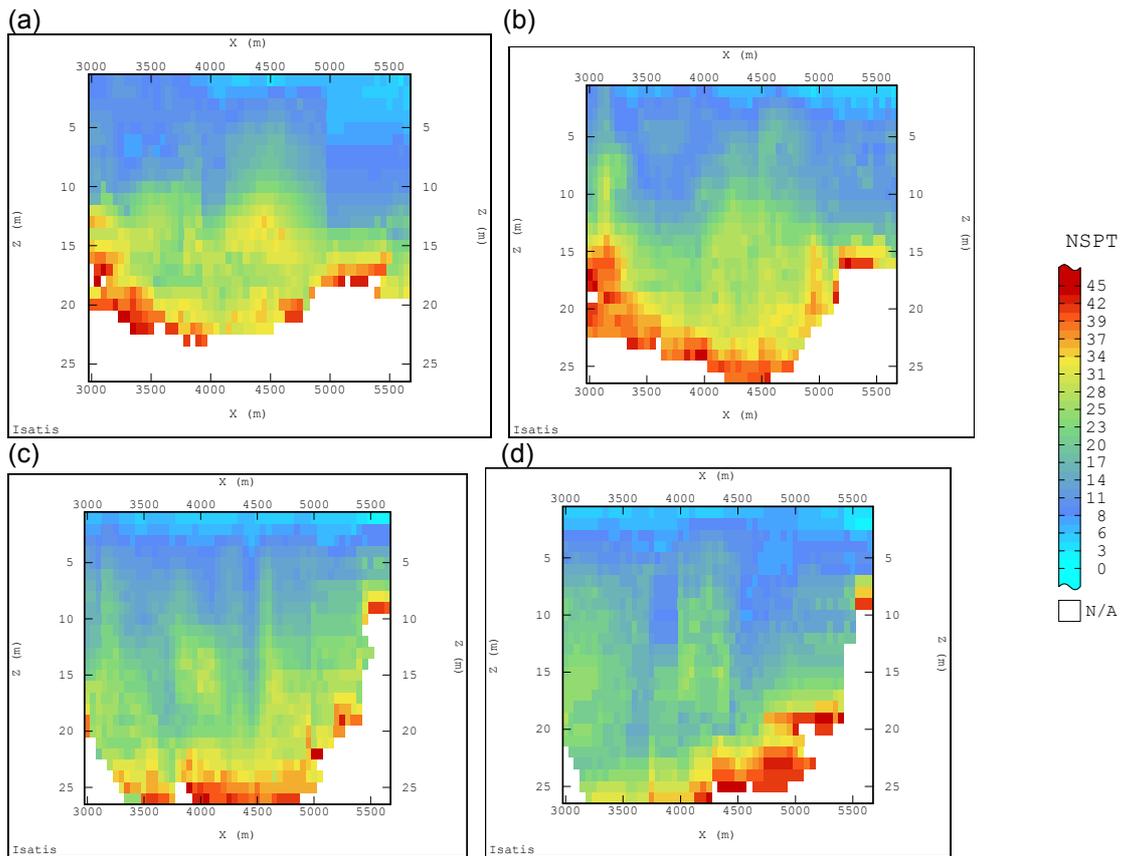


Figura 2.14 – Valores estimados de NSPT pelo método de KU. Perfis verticais variando na direção y, (a) 810m, (b) 1185m, (c) 1560m, (d) 2185m.

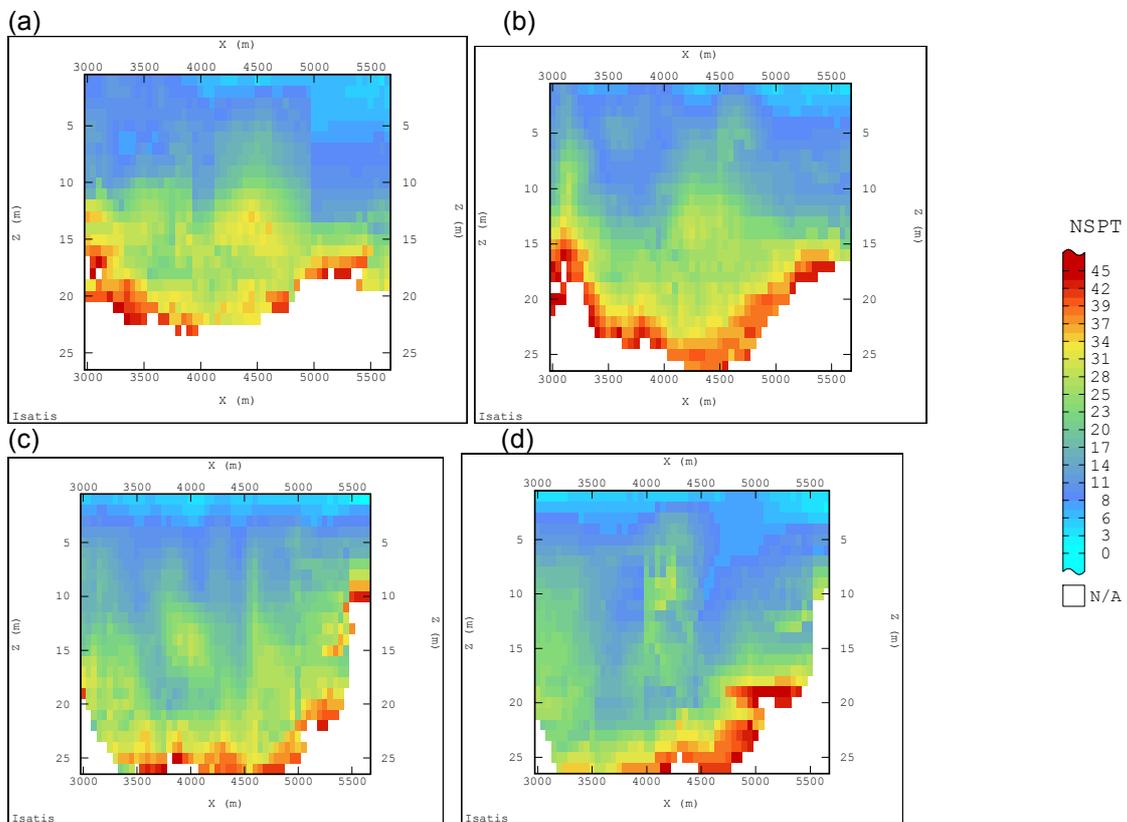


Figura 2.15 – Valores estimados de NSPT pelo método de FAI-k. Perfis verticais variando na direção y, (a) 810m, (b) 1185m, (c) 1560m, (d) 2185m.

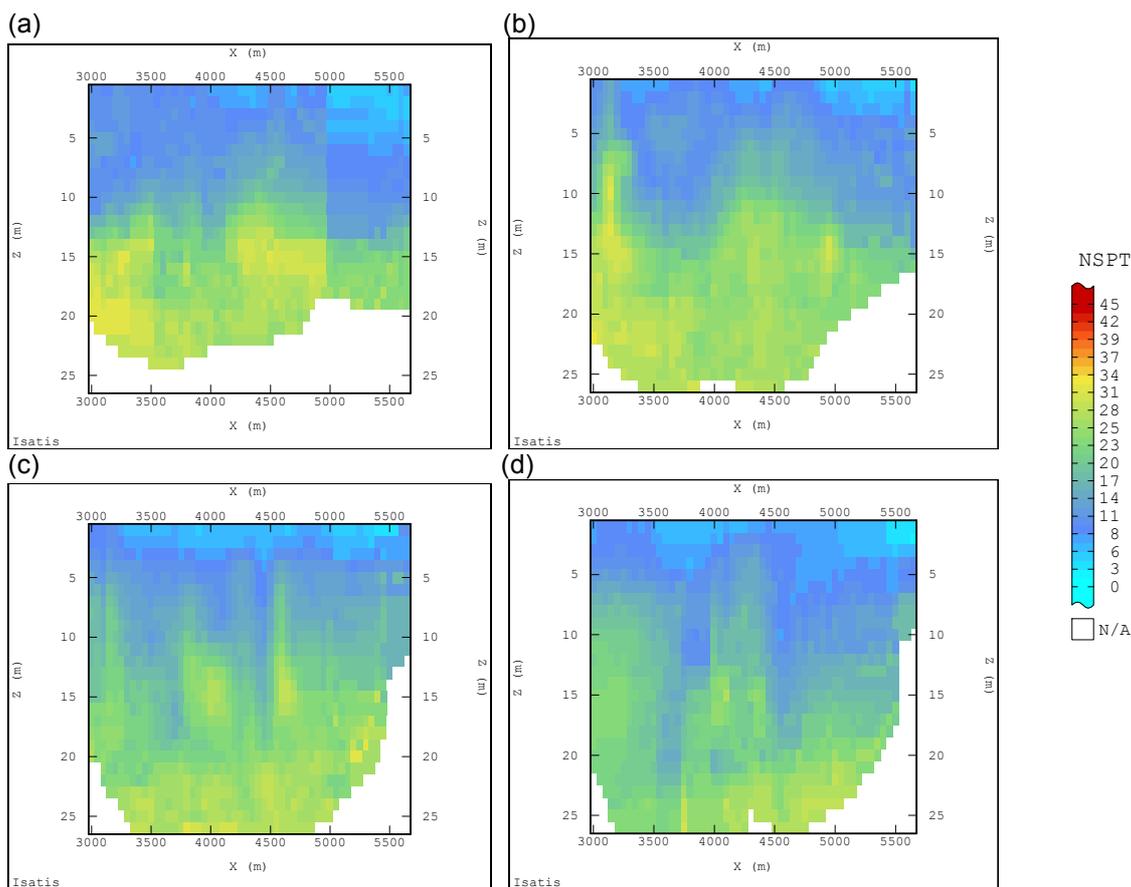


Figura 2.16 – Valores estimados de NSPT pelo método de KO. Perfis verticais variando na direção y, (a) 810m, (b) 1185m, (c) 1560m, (d) 2185m.

A Figura 2.17 apresenta um confronto dos resultados das estimativas por KU x KO, KO x FAI-k e KU x FAI-k, fornecendo um gráfico de fácil visualização das diferenças das estimativas pelos três métodos. Além disso, proporciona uma avaliação mais apurada da coerência matemática entre as técnicas e os resultados das estimativas.

A KU e a FAI-k mostraram resultados muito semelhantes, os quais tiveram uma correlação de 97% dos dados estimados. Mesmo que os resultados finais de KU x KO e FAI-k x KO tenham apresentado uma correlação relativamente elevada de 93% e 92%, respectivamente, visualmente os mapas de FAI-k e KU, comparativamente com KO, apresentaram diferenças marcantes, principalmente quanto aos valores de SPT mais elevados. Em razão de a krigagem universal e a FAI-k assumirem uma tendência no fenômeno modelado, é possível que se produza uma estimativa em locais não amostrados além dos limites numéricos informados pela amostragem, gerando extrapolações. O efeito suavizador associado à krigagem ordinária é evidente nos resultados desta técnica.

Apesar da tentativa de tratar os dados ignorando de alguma forma a existência de uma deriva vertical (krigagem ordinária), os resultados finais foram conclusivos quanto à importância da escolha do método geoestatístico. Há métodos adequados para cada tipologia de banco de dados e a má escolha produz reflexos nos resultados finais das estimativas, podendo comprometer as conclusões de um estudo, ou, mesmo, o uso dos mapas gerados por determinadas técnicas.

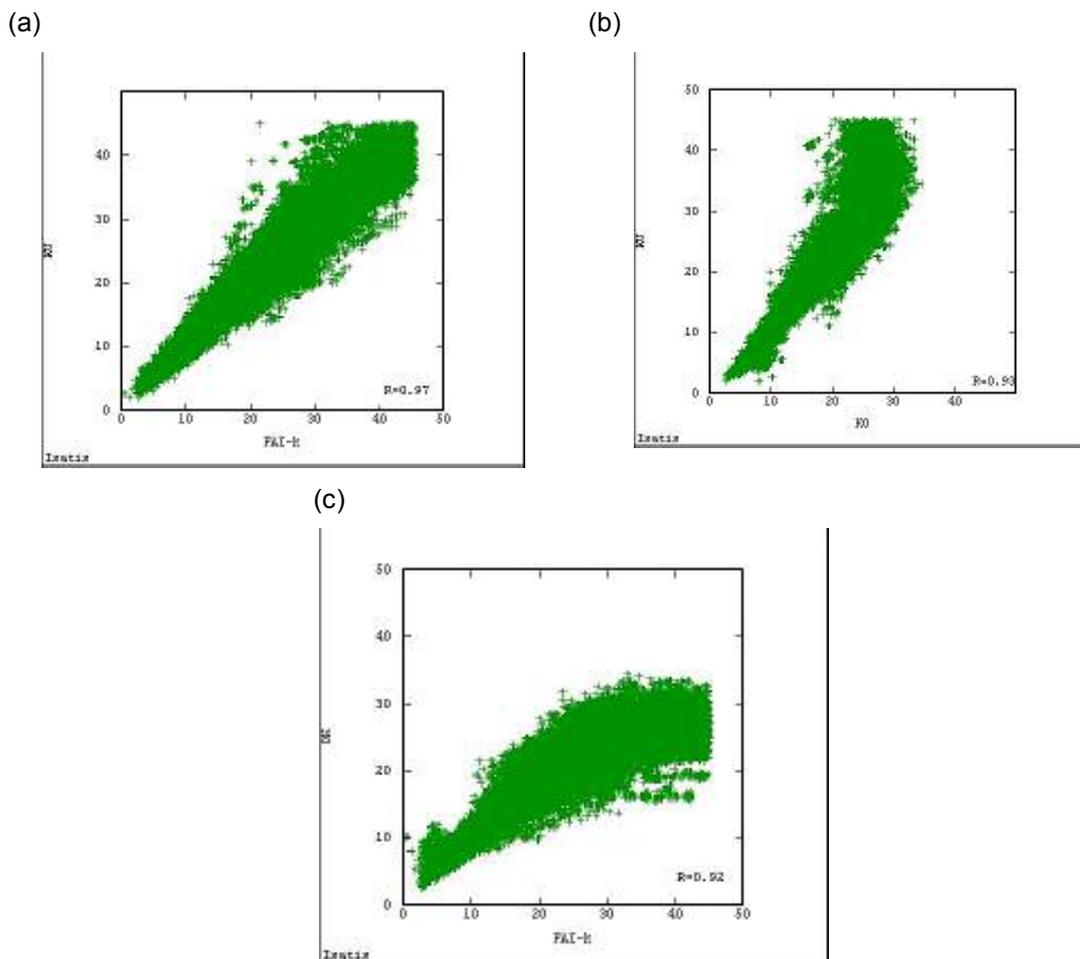


Figura 2.17 – Gráfico de correlação dos resultados das estimativas para os métodos (a) KU x FAI-k, (b) KU x KO e (c) KO x FAI-k.

As Figuras 2.19, 2.20 e 2.21 têm importante papel na avaliação das metodologias selecionadas para as estimativas dos dados de NSPT nas condições apresentadas no banco de dados, ou seja, dados irregularmente distribuídos na área de estudo e informações que apresentam uma tendência acentuada nos dados desde a superfície do terreno até o topo do nível impenetrável.

Dessa forma, foram selecionadas do banco de dados três sondagens SPT, que apresentavam condições diferenciadas de vizinhança dos dados, e confrontaram-se tais perfis reais ao longo de cada sondagem com os perfis estimados pelos métodos de KU, FAI-k e KO. As três situações se apresentam da seguinte forma (Figura 2.18): (i) sondagem 1, isolada em relação às demais, (ii) sondagem 2, cercada por poucas amostras vizinhas e (iii) sondagem 3, cercada por diversas sondagens.

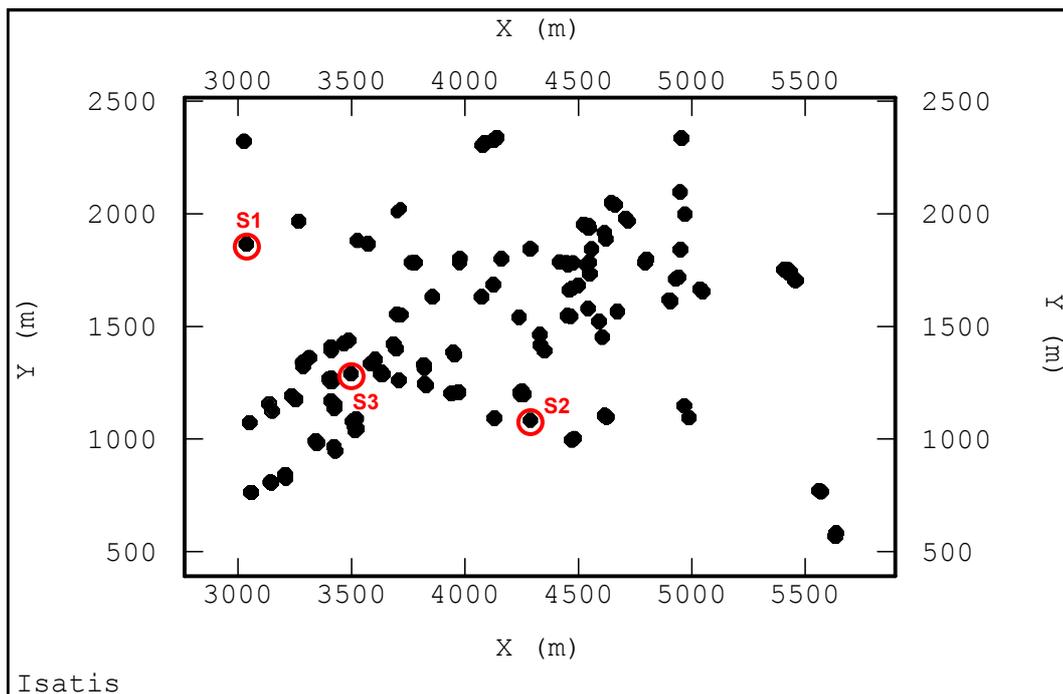


Figura 2.18 – Mapa de localização das sondagens evidenciando (a) sondagem 1 (S1), isolada em relação as demais, (b) sondagem 2 (S2), cercada por poucas amostras vizinhas e (c) sondagem 3 (S3) cercada por diversas amostras.

O objetivo de trabalhar com o banco de dados em 3D, ou seja, sem que se assuma qualquer tipo de hipótese de subdivisão dos dados em camadas de solo, deve-se à grande complexidade intrínseca das formações geológicas. Além disso, não é necessário que se assuma qualquer tipo de hipótese maior sobre os dados, já que a simples escolha de qualquer metodologia geoestatística já induz a isso. Assim, as figuras que seguem apresentam o reflexo da influência da escolha das metodologias geoestatísticas, bem como suas dependências diretas com a locação espacial das amostras.

É possível observar que as estimativas em relação à sondagem S1, obviamente, sofreram impactos em todas as metodologias, em razão da distância das amostras em sua vizinhança. Dessa forma, nenhuma das metodologias

conseguiu gerenciar a ocorrência de variações abruptas dos valores de NSPT dos dados originais medidos (Figura 2.19).

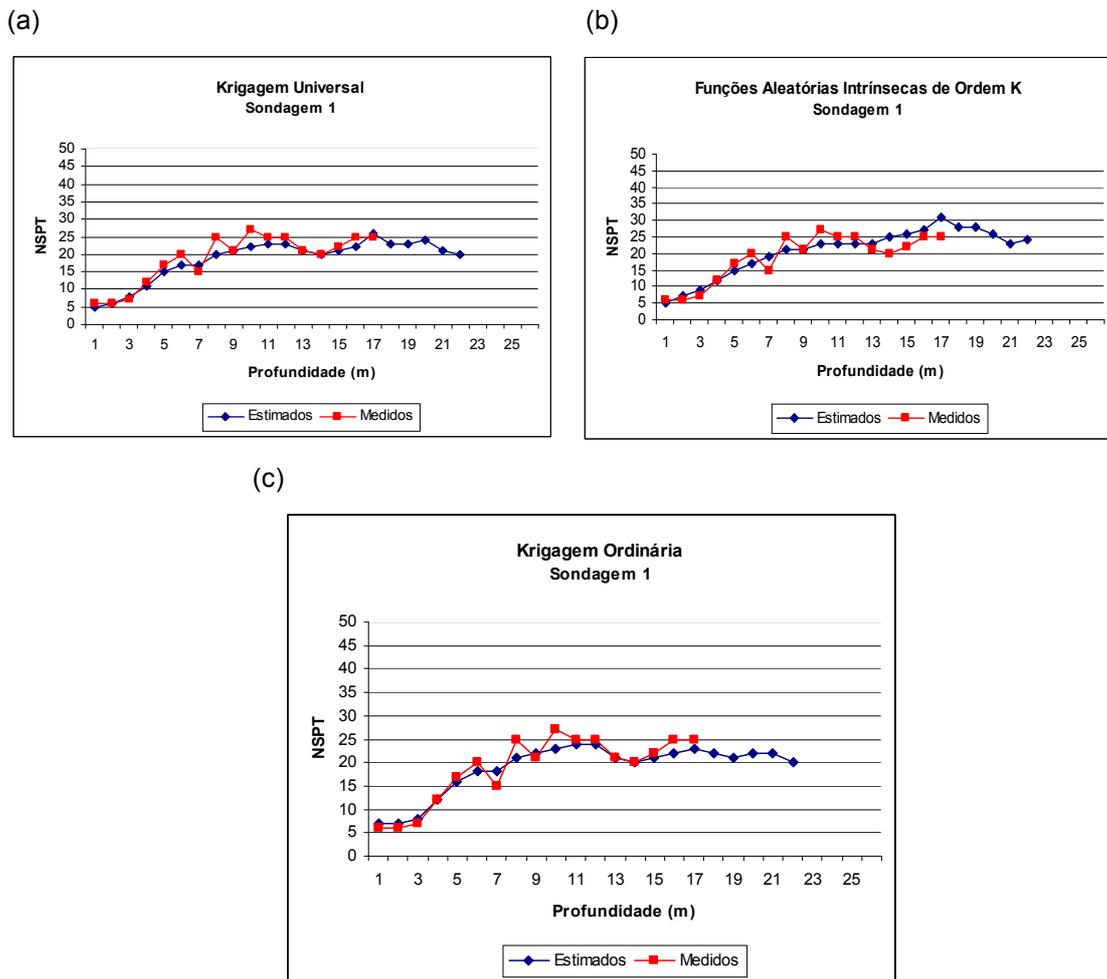


Figura 2.19 – Gráfico comparativo dos valores estimados e medidos de uma sondagem relativamente isolada do restante das amostras do banco de dados. Os métodos de estimativa testados são (a) KU, (b) FAI-k e (c) KO.

Com a possibilidade de contar com um número um pouco maior de informações no entorno da sondagem que está sendo reestimada (Figura 2.20), verifica-se uma maior proximidade entre os dados originais e os estimados. Sutilmente, observa-se que a metodologia de KU se manteve, de forma geral, mais coerente com os dados de origem.

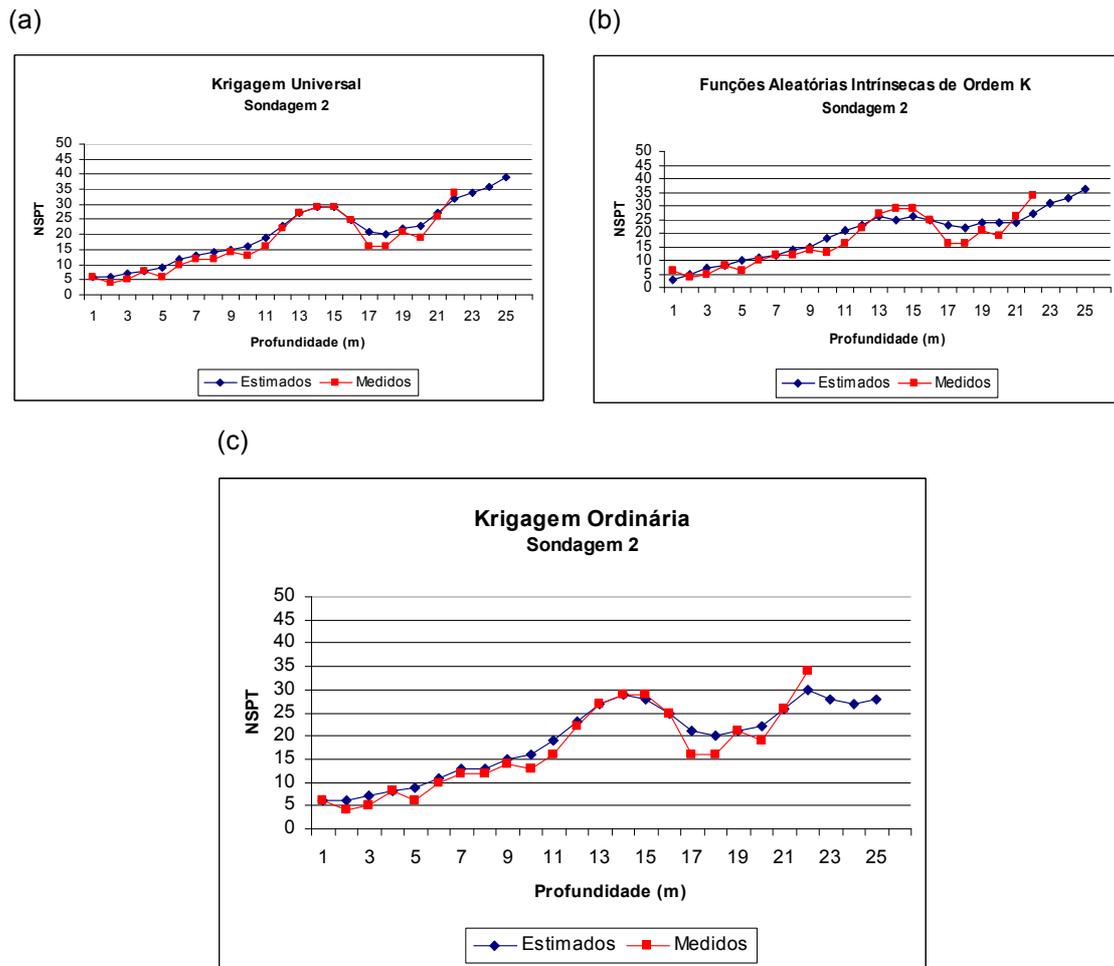


Figura 2.20 – Gráfico comparativo dos valores estimados e medidos de uma sondagem cercada por poucas amostras do banco de dados. Os métodos de estimativa testados são (a) KU, (b) FAI-k e (c) KO.

Contando com a presença de um número mais elevado de sondagens na vizinhança do ponto a ser estimado (Figura 2.21), é mais evidente a convergência dos dados estimados por KU às informações originais.

Diante do exposto, é importante evidenciar que, neste estudo, a definição do polinômio de ajuste da deriva vertical, que resultou numa excelente filtragem dos resíduos, foi parte decisiva nos resultados finais. Esta foi demonstrada na Figura 2.9.

Num outro estudo, no qual não se obtenha uma filtragem tão precisa da tendência, dificuldade esta observada por meio do variograma dos dados, recomenda-se o emprego da FAI-k, por apresentar o ajuste da covariância generalizada automaticamente. Não se descarta também o uso da KO, pelas suas facilidades operacionais e, mesmo, pela disponibilidade de *softwares* de livre acesso, tendo ciência dos impactos ocasionados aos resultados finais.

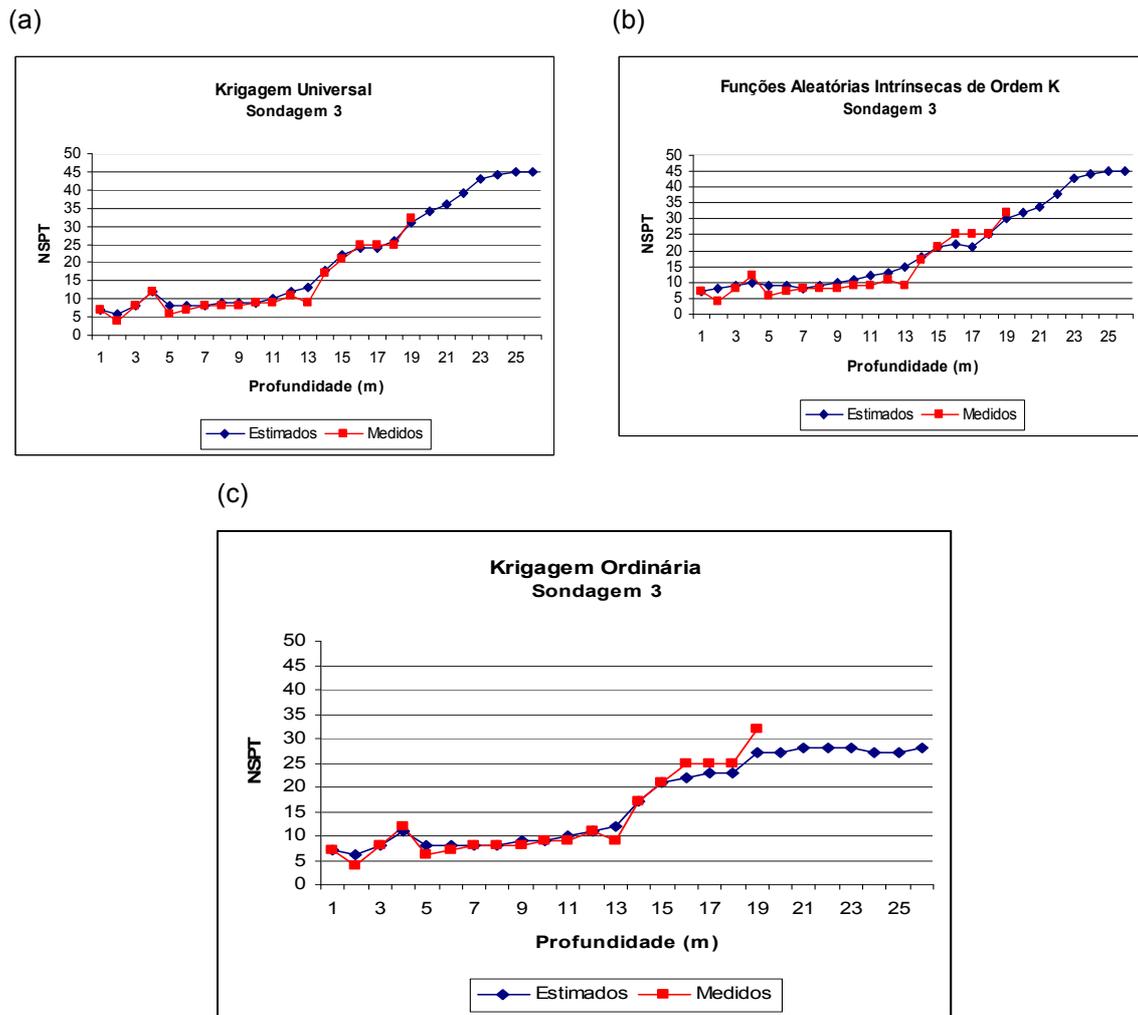


Figura 2.21 – Gráfico comparativo dos valores estimados e medidos de uma sondagem cercada por várias amostras do banco de dados. Os métodos de estimativa testados são (a) KU, (b) FAI-k e (c) KO.

2.5 Conclusões preliminares

O SPT é o tipo de ensaio mais popularmente utilizado para investigação do subsolo por inúmeras razões, sejam técnicas, sejam econômicas. Este ensaio permite uma identificação da compacidade de solos granulares e da consistência de solos coesivos ou rochas brandas. Métodos tradicionais de projeto de fundações diretas e profundas, sistematicamente, utilizam resultados do ensaio de SPT, principalmente no Brasil. Assim, o uso de métodos geoestatísticos consagrados para o tratamento deste tipo de dados é fundamental para produzir informações com um grau de incerteza aceitável e que possam ser utilizados de forma direta em pré-projetos ou projetos geotécnicos.

Dessa forma, o presente capítulo objetivou a criação de modelos e mapas geotécnicos da variável NSPT em 3D. Três questões foram, especificamente, abordadas ao longo do texto: (i) a importância da identificação e definição da estacionariedade ou não do banco de dados; (ii) se e como as estimativas do parâmetro em estudo (NSPT) sofrem influência com a escolha da técnica geoestatística quando os dados apresentam uma deriva vertical acentuada; (iii) as três formas distintas de ajustar um modelo matemático aos dados, considerando as técnicas: KU, FAI-k e KO.

Para a primeira questão, a geoestatística não-estacionária foi originalmente desenvolvida para solucionar problemas de interpolação espacial nos quais dados experimentais apresentam uma deriva no seu comportamento ou formação. A estacionariedade de uma função é uma noção matemática que depende essencialmente da escala de trabalho. Esta é uma decisão do geoestatístico baseada no conhecimento físico do fenômeno em estudo (Myers, 1989).

A segunda questão abordou que, seja teoricamente, seja praticamente, a geoestatística linear ordinária está definida como um método de estimativa de fenômenos estacionários. No entanto, em estudos como batimetria, topografia e resistência do solo, como neste estudo de caso, as variáveis são claramente não-estacionárias (Armstrong, 1984). Alguns modelos geoestatísticos baseados na função de covariância assumem que a variável de interesse mostre uma estacionariedade de segunda ordem, como o caso da krigagem ordinária (KO).

No entanto, metodologias alternativas como a krigagem universal (KU) e função aleatória intrínseca de ordem k (FAI-k) foram desenvolvidas para quando a estacionariedade não pode ser assumida. Em resumo, neste estudo de caso consideraram-se duas metodologias: uma que leva em conta a não-estacionariedade dos dados (KU e FAI-k), reconhecida quando se trabalha em maiores escalas verticais, e uma que trabalha com dados estacionários (KO), na qual o artifício utilizado foi a redução da escala de estudo vertical, com o que a não-estacionariedade pode ser minimizada, mas com impactos nos resultados das estimativas finais.

Para a terceira abordagem, no caso da KU, a definição de uma equação da deriva foi passo fundamental para a obtenção de estimativas coerentes com a realidade apresentada pelos dados. O modelo utilizado para implementar a metodologia de KU consiste num variograma combinado com uma função de

deriva vertical; para a FAI-k foi a combinação de estruturas básicas de ajuste dos dados que compõem o tipo de função, seu fator de escala ou alcance e a sua covariância generalizada polinomial com uma função de deriva vertical e, para a KO, um variograma isotrópico esférico para a direção horizontal e um variograma esférico à curta escala para a direção vertical.

A KU e a FAI-k mostraram resultados muito semelhantes, os quais tiveram uma coincidência de 97% nos pontos estimados. Mesmo que os resultados finais de KU x KO e FAI-k x KO tenham apresentado uma correlação relativamente elevada de 93% e 92%, respectivamente, visualmente, os mapas de FAI-k e KU, comparativamente com KO, apresentaram diferenças marcantes, principalmente quanto a valores de SPT mais elevados.

Em face da complexidade dos dois métodos que tratam da deriva dos dados, a FAI-k mostra-se muito mais simples operacionalmente do que a KU, visto que não há a necessidade de uma filtragem manual dos resíduos, o que pode acarretar algum prejuízo às estimativas finais, dependendo do polinômio de ajuste adotado para os dados.

Os resultados deste capítulo da tese poderão ser utilizados no auxílio direto em previsões de parâmetros geotécnicos correlacionados ao SPT para estudos preliminares de grandes obras, pois existem métodos rotineiros de projeto de fundações diretas e profundas que utilizam sistematicamente os resultados do ensaio SPT (Velloso e Lopes, 1997; Velloso e Lopes, 2002; Cintra et al., 2003), bem como, existe a necessidade do conhecimento do correspondente tipo de solo. Além disso, os resultados poderão auxiliar quanto ao uso e à ocupação do solo em áreas ainda não urbanizadas completamente e, nas áreas já urbanizadas, auxiliar na definição de um plano diretor adequado para a instalação de edificações de pequeno, médio ou grande porte.

Ainda, dependendo do interesse do município, este modelo poderá se estender às áreas industriais e de lavoura, ajudando na definição de áreas propícias para a instalação de grandes indústrias e de futuros aterros sanitários.

Capítulo 3: Caracterização Geotécnica dos Depósitos Aluvionares Recentes de Roma (Itália)

Este capítulo apresenta uma análise do banco de dados de sondagens SPT do subsolo de Roma/Itália e os parâmetros geotécnicos envolvidos na análise amostral realizada em cada obra. Neste banco de dados conta-se com aproximadamente 2000 sondagens e 15 parâmetros físicos e mecânicos do solo, analisados em laboratório.

A análise das inter-relações existentes entre as propriedades geotécnicas envolvidas no estudo é derivada da análise em componentes principais (ACP). Os resultados deste procedimento auxiliam na tomada de decisão sobre qual variável poderia ser estimada de forma eficiente, levando em conta os demais parâmetros correlacionados. Os métodos estatísticos e geoestatísticos são avaliados quanto a sua eficiência nas estimativas.

Os resultados finais deste capítulo servirão de referência para futuras previsões de todos os parâmetros físicos e mecânicos que puderem ser utilizados para auxiliar na criação de modelos e mapas de risco da área urbana de Roma. Este estudo está inserido dentro de um projeto maior, o qual prevê a obtenção desses modelos tridimensionais de risco, mas para isso serão necessários estudos e testes que permitirão avaliar as técnicas a serem empregadas para as estimativas dos parâmetros de interesse do subsolo. Ao final do projeto (previsão

2011), todas as informações obtidas farão parte de um Sistema de Informações Geográficas (SIG), que terá por objetivo orientar, definir, prevenir e gerenciar riscos geológico-geotécnicos da cidade de Roma.

3.1 Introdução

As áreas urbanas que sofreram grande interferência antrópica ao longo dos anos estão sujeitas aos elevados níveis de riscos geológico-geotécnicos. Subsidência de terrenos e recalque diferencial de fundações em Veneza, Bangkok, Cidade do México e Nova Orleans (Burkett et al., 2003; Ovando-Shelley et al., 2003; Carbognin et al., 2004 e Phien-wej et al., 2006), colapso de grutas subterrâneas e cavidades naturais na Cidade do México e Nápoli (Evangelista, 1991; Antonio-Carpio et al., 2004), deslizamentos de terra em Hong Kong, São Paulo e Taiwan (Au, 1998; Canil et al., 2004; Chang et al., 2005) são apenas alguns exemplos de desastres naturais que atingem e afetam as áreas urbanas das cidades.

A administração pública, as agências de proteção civil e os grupos de pesquisa estão, continuamente, envolvidos no gerenciamento dos riscos ambientais e no planejamento do desenvolvimento futuro das áreas urbanas, os quais exigem um conhecimento das configurações geológicas, geotécnicas e ambientais em subsuperfície. Esse conhecimento está baseado principalmente na acurácia da modelagem dos parâmetros físicos e mecânicos, por meio de ambas as abordagens deterministas e probabilistas. No entanto, é difícil prever a distribuição espacial das propriedades geotécnicas em solo natural apenas deterministicamente, especialmente quando a amostragem se apresenta limitada em relação à área global de estudo (Jones et al., 2002; Parsons e Frost, 2002).

Os solos, de forma geral, apresentam grande variabilidade quanto as suas propriedades e raramente são considerados homogêneos. A heterogeneidade dos solos pode ser decorrente da heterogeneidade litológica, associada a sua formação e à própria variabilidade espacial estratigráfica das camadas do solo, visto que a variação das propriedades geotécnicas de um ponto a outro no espaço pode ocorrer em razão das diferentes condições pedogenéticas e do

carregamento a que este solo está submetido (Jones et al., 2002; Bourdeau e Amundaray, 2005; El Gonnouni et al., 2005, Folle et al., 2006).

Numerosos artigos documentam a variabilidade inerente do solo (Terzaghi, 1955; Haldar e Tang, 1979; Haldar e Miller, 1984a, 1984b; Phoon e Kulhawy, 1996, 1999a). Outros quantificaram a variabilidade física e mecânica das propriedades do solo (Souliè et al., 1990; Nobre e Sykes, 1992; Jaksa et al., 1993, 1997; Liu et al., 1993; Jaksa, 1995; DeGroot, 1996; Popescu et al., 1997; Phoon e Kulhawy, 1999b; Fenton e Griffiths, 2002; Baise e Higgins, 2003; Phoon et al., 2004; Dawson e Baise, 2005; El Gonnouni et al., 2005; Liu e Chen, 2006; Lenz e Baise, 2007; Sitharam e Samui, 2007). Contudo, verificou-se que pouco trabalho tem sido feito quanto à abordagem, especificamente, da avaliação de riscos geológico-geotécnicos, em especial nas zonas urbanas, onde os efeitos dos eventos catastróficos muitas vezes são maximizados em virtude da ineficiente gestão territorial.

A cidade de Roma tem passado por um complexo crescimento urbano desde a sua criação. O desafio para o futuro serão a gestão, conservação e desenvolvimento adequado da cidade, a qual sofre por riscos geológico-geotécnicos que também afetam outras áreas urbanas de cidades no mundo, principalmente pelo colapso de cavidades antrópicas, dos recalques e cheias dos rios, além dos escorregamentos de encostas, terremotos e erupções vulcânicas.

Até o momento, o conhecimento do ambiente geológico de Roma e da Bacia Romana do entorno está baseado em monografias publicadas, em investigações geológicas (Ventriglia, 1971, 2002; Funicello, 1995; Funicello e Giordano, 2005) e em muitos artigos (Ambrosetti e Bonadonna, 1967; Bonadonna, 1968; Conato et al., 1980; Amanti et al., 1995; Bellotti et al., 1995; Boschi et al., 1995; Faccenna et al., 1995; Fäh et al., 1995; Carboni e Iorio, 1997; Milli, 1997; Marra et al., 1998; Bozzano et al., 2000).

O comportamento estratigráfico da Bacia Romana é geralmente bem definido, exceto pelos depósitos aluvionares do Pleistoceno Superior e Holoceno (período do quaternário), principalmente relacionados aos rios Tevere e Aniene (Figura 3.1). É visível nesta figura que esses depósitos de aluviões ocupam uma parte significativa da cidade, e esta unidade estratigráfica serve de fundação para vários monumentos, bairros históricos, sítios arqueológicos e, também, como

principal área de instalação das presentes e futuras linhas do metrô (linhas B1 e C estão atualmente em construção).

É de grande importância a definição interna desses depósitos, pois existe uma correspondência desfavorável entre a presença de planícies aluvionares e danos causados por tremores de terra. Isso se justifica pela ocorrência de uma maior amplificação de ondas sísmicas em razão da impedância entre os depósitos aluvionares e o material rochoso (Ambrosini et al., 1986; Rovelli et al., 1994; Cifelli et al., 1999, 2000; Panza et al., 2000, 2001; Olsen et al., 2006; Bozzano et al., 2008).

O modelo do subsolo de Roma, nesta tese, consiste na integração e análise das principais informações geológico-geotécnicas disponíveis, ou seja, estratigrafia, litologia e textura, propriedades físicas e mecânicas do solo e hidrogeologia. Mais de 6.000 furos de sondagem, além de informações estratigráficas, mapas geológicos e testes *in situ*, foram organizados, classificados e arquivados num banco de dados. As informações geológicas resgatadas em cada sondagem foram interpretadas e codificadas na tentativa de capturar as características estratigráficas da Bacia Romana.

Os depósitos aluvionares do Peistoceno Superior e Holoceno são evidenciados, pois se trata das regiões que sofreram maiores impactos quando da ocorrência de eventos geológico-geotécnicos de risco. Informações de mais de 2.000 furos de sondagem que se encontram sobre esses depósitos foram utilizadas para a definição de um modelo das associações litológicas/texturais.

Partindo dessa configuração de informações, é apresentada uma tentativa de avaliação da variabilidade espacial dos parâmetros geotécnicos que fazem parte dos depósitos de aluviões relacionados com os rios Tevere, Aniene e seus afluentes (283 sondagens e 719 amostras ensaiadas), por meio de um estudo probabilístico. Técnicas de estatística e geoestatística multivariada (Análise em Componentes Principais, Regressão Linear Múltipla, Krigagem e Cokrigagem) são combinadas e confrontadas para avaliar os métodos de estimativa dos parâmetros mecânicos, com enfoque especial ao ângulo de atrito interno do solo (φ). Avalia-se a possibilidade de uso das informações de granulometria para melhoria dos resultados da estimativa do ângulo de atrito.

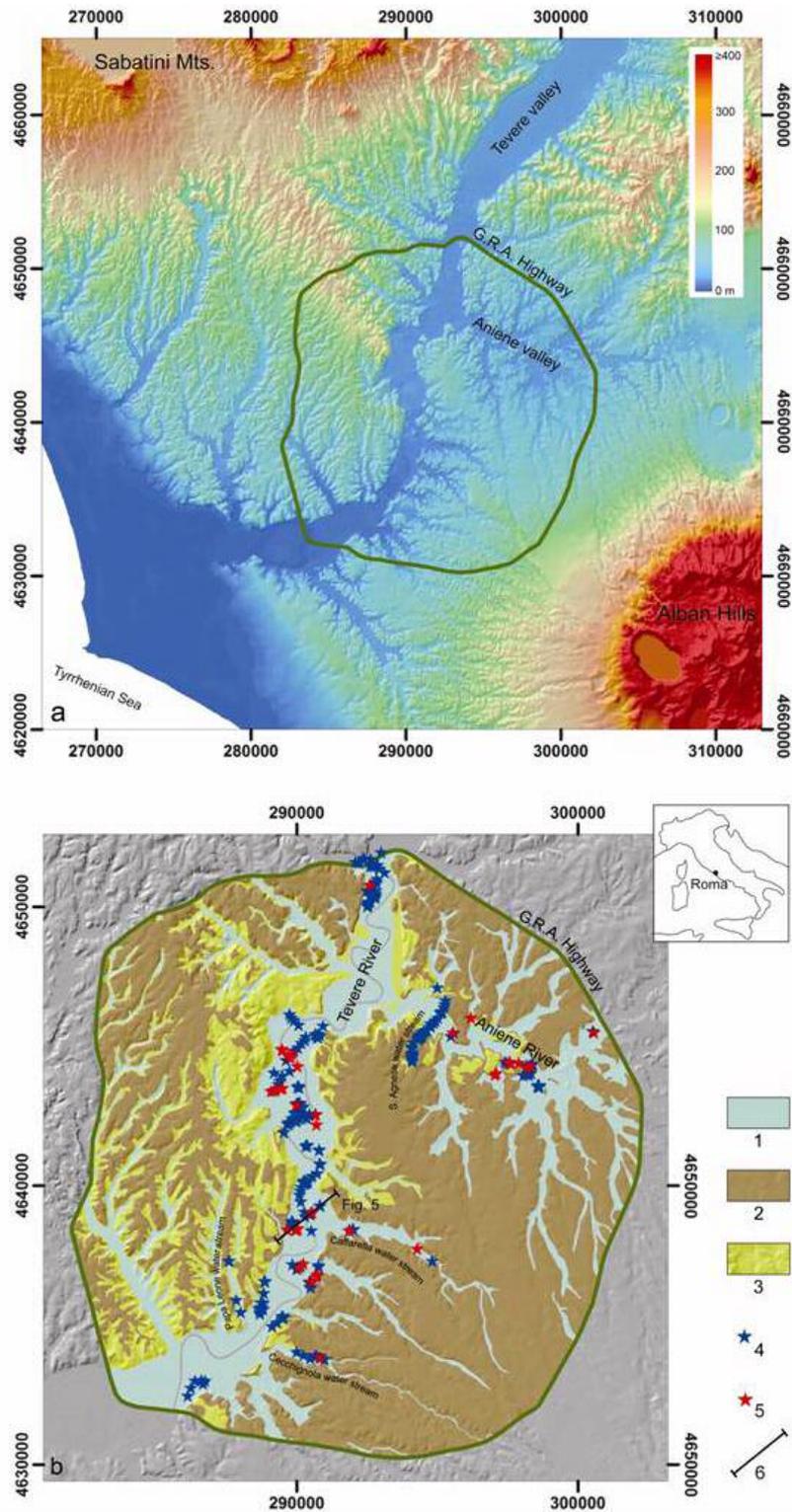


Figura 3.1 – Modelo Digital do Terreno (MDT) da Bacia Romana com resolução de 20m (a) e (b) mapa geológico simplificado da área em estudo. Legenda: 1) depósitos aluvionares do Pleistoceno Superior e Holoceno; 2) rochas vulcânicas do Pleistoceno Médio e Superior; 3) rochas sedimentares do Plio-Pleistoceno; 4) sondagens com amostras geotécnicas; 5) sondagens com amostras e ensaios de parâmetros geotécnicos físicos e mecânicos; 6) perfil do painel de correlação da Figura 3.5 (adiante). MDT originado pelo “*Sistema Informativo Regionale dell’Ambiente*” (SIRA), Região Lazio – Roma – Itália.

3.2 Banco de dados

As informações geológicas e geotécnicas do subsolo de Roma foram obtidas das empresas privadas e órgãos da administração pública italiana. Os dados foram interpretados e classificados de acordo com critérios específicos antes de serem arquivados no banco de dados. Realizou-se uma seleção de furos de sondagem com localização de interesse, descrição litológica detalhada e com parâmetros geotécnicos analisados em laboratório.

O banco de dados completo, que abrange na totalidade a cidade de Roma, conta com mais de 6.000 furos de sondagens verticais executadas desde o ano de 1980 até 2005. As sondagens apresentam, em sua maioria, informações estratigráficas, geológicas e parâmetros geotécnicos físicos e mecânicos. Essas variáveis foram arquivadas num banco de dados geológico-geotécnico gerenciado com o programa ArcGIS®. Apenas as sondagens que cruzam os depósitos aluvionares e que possuem amostras analisadas em laboratório foram consideradas no estudo (Figura 3.1).

Assim, o conjunto de dados inclui 283 sondagens com 719 amostras (Figura 3.2). Pode-se observar a configuração dos dados levando em conta suas cotas em relação ao nível médio do mar 0,0 metros. Das sondagens selecionadas, 206 delas, mais de 70% do total, possuem informações desde a superfície do terreno até o nível médio do mar e 127 sondagens (45% do total) contam com informações abaixo do nível médio do mar.

Conforme as sondagens eram executadas e levando em conta o interesse da obra na caracterização geotécnica dos materiais do subsolo, as amostras eram coletadas e ensaiadas. A seleção dos locais e camadas a serem amostradas e ensaiadas teve caráter puramente aleatório. Assim, verificou-se que a distribuição das amostras em relação à elevação do terreno não é uniforme, ou seja, 269 amostras (aproximadamente 37%) encontram-se entre 0m e 10m acima do nível do mar e apenas 76 amostras (aproximadamente 11%), abaixo -20m do nível do mar.

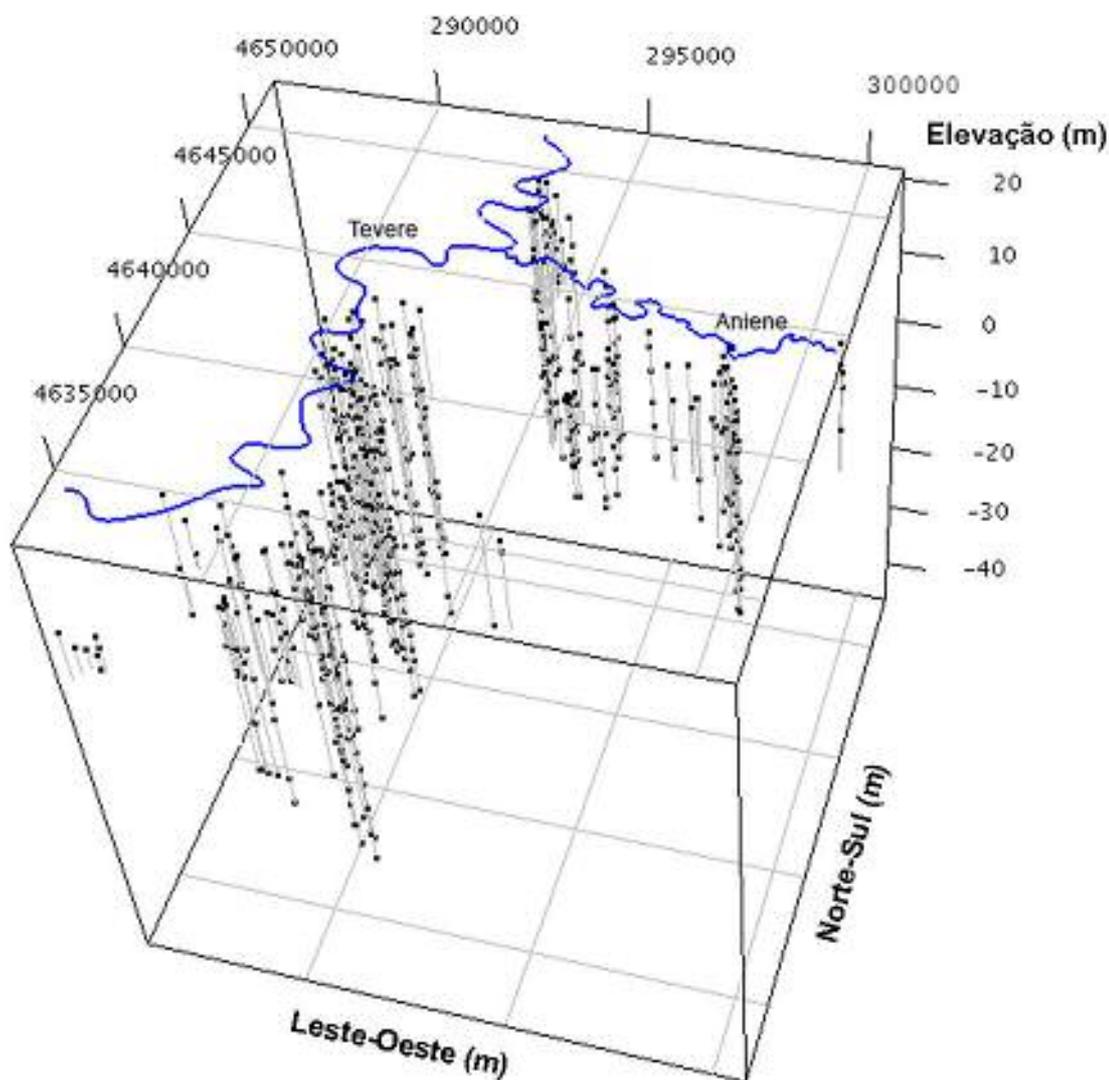


Figura 3.2 – Configuração 3D da distribuição das sondagens selecionadas para o estudo de caso. Os pontos em preto correspondem às amostras que possuem análise geotécnica laboratorial.

As amostras selecionadas para a composição do banco de dados compreendem 13 propriedades físicas relevantes, a saber: peso específico total (γ_n), peso específico seco (γ_s), teor de umidade (w_n), limite de liquidez (w_l), limite de plasticidade (w_p), índice de plasticidade (I_p), índice de consistência (I_c), atividade das argilas (A), índice de vazios (e_0), percentagem de cascalho (Cascalho%), percentagem de areia (Areia%), percentagem de silte (Silte%), percentagem de argila (Argila%), e dois parâmetros mecânicos: ângulo de atrito drenado (ϕ') e coesão drenada (c'), obtidos de ensaios de cisalhamento direto de Casagrande.

As informações geotécnicas não estão distribuídas de forma regular entre as amostras (Figura 3.3). O conjunto completo dos 15 parâmetros geotécnicos é encontrado em apenas 51 amostras. Grande parte das amostras (702 das 719)

possui informações de textura do solo (Cascalho%, Areia%, Silte% e Argila%), além do γ_n (709 amostras), w_n (709 amostras) e γ_s (664 amostras). As amostras que apresentam todas as propriedades físicas são 154, ao passo que os parâmetros mecânicos φ' e c' estão, ao mesmo tempo, disponíveis em 312 amostras (Figura 3.3). A Tabela 3.1 apresenta um resumo da configuração das amostras.

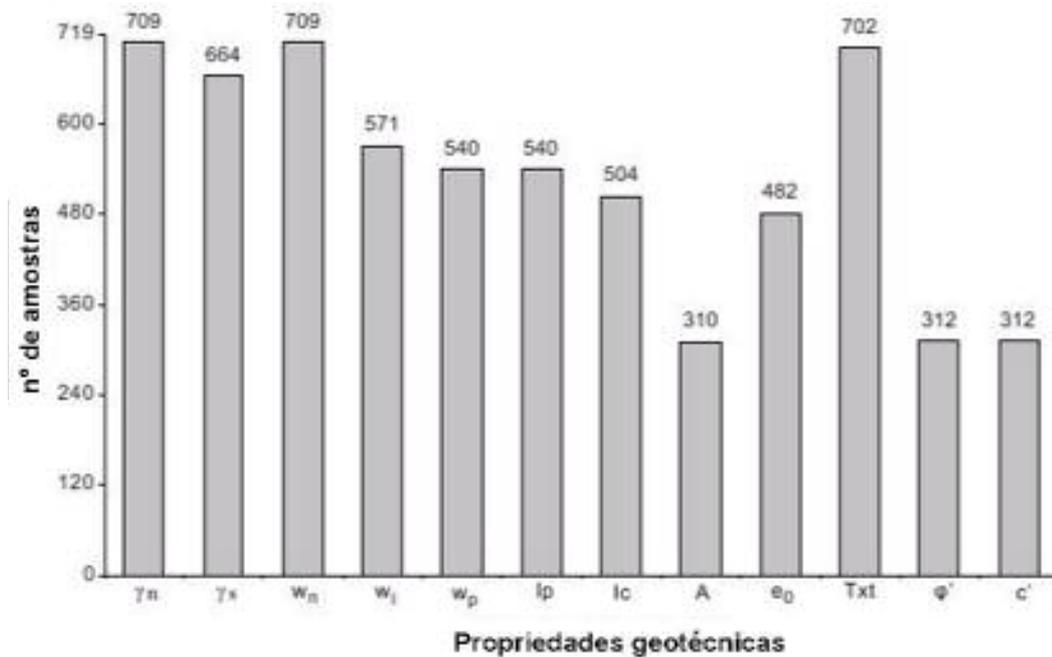


Figura 3.3 – Distribuição amostral *versus* propriedades geotécnicas. A coluna “Txt” indica as amostras com as quatro percentagens granulométricas (texturais), isto é, Cascalho%, Areia%, Silte%, e Argila%.

Tabela 3.1 – Resumo dos parâmetros físicos e mecânicos do banco de dados.

Parâmetros Físicos	Código
Peso Específico Total	γ_n
Peso Específico Seco	γ_s
Teor de Umidade	w_n
Limite de Liquidez	w_l
Limite de Plasticidade	w_p
Índice de Plasticidade	I_p
Índice de Consistência	I_c
Atividade da Argila	A
Índice de Vazios	e_0
Percentagem de Cascalho	<i>Cascalho%</i>
Percentagem de Areia	<i>Areia%</i>
Percentagem de Silte	<i>Silte%</i>
Percentagem de Argila	<i>Argila%</i>
Parâmetros Mecânicos	Código
Ângulo de Atrito Drenado	φ'
Coesão Drenada	c'

51 amostras
Com todas as informações geotécnicas

154 amostras
Com todas as propriedades físicas

702 amostras
com granulometrias

312 amostras
Com parâmetros mecânicos

3.3 Configuração estratigráfica e deposicional

A cidade de Roma está localizada na margem do mar Tirreno, na península Italiana, na convergência entre os Alpes do centro e norte. O substrato da cidade é originado das superposições dos depósitos sedimentares marinhos e continentais (Funiciello, 1995; Milli, 1997; Funiciello e Giordano, 2005), os quais estão entrelaçados desde o Pleistoceno Médio com produtos das cadeias vulcânicas dos montes Albani (*Colli Albani*), a sudeste de Roma, e montes Sabatini (*Colli Sabatini*), a Noroeste.

Em virtude das contínuas atividades antrópicas durante os últimos três mil anos, assim como dos desvios de cursos de água e atividades de mineração, a morfologia original da paisagem romana foi drasticamente modificada. A estratigrafia resultante é tão complexa que dificilmente poderia ser aplicada modelagem espacial para reconhecimento ou definição dessas unidades. Em

razão dessa complexidade, optou-se por criar um gráfico simplificado da distribuição estratigráfica da área em estudo, integrando informações geológicas disponíveis (furos de sondagem, seções estratigráficas, mapas geológicos) e dados da literatura. Para isso, mais de noventa seções verticais cruzadas foram correlacionadas manualmente com o uso de mapas geológicos, setecentas sondagens selecionadas, além de mais 2.200 perfis estratigráficos, seguindo a estratigrafia da Figura 3.4.

No banco de dados, foram identificadas oito unidades litoestratigráficas em correspondência com os trabalhos dos autores Funiciello (1995) e Milli (1997): monte Vaticano (plioceno), monte Mario (pleistoceno inferior), ponte Galeria-Paleotevere (pleistoceno médio), depósitos vulcânicos do monte Albano e Sabatini e depósitos aluvionares antigos (pleistoceno médio), depósitos aluvionares estratificados (pleistoceno médio-superior), depósitos aluvionares recentes (do pleistoceno superior ao holoceno), aterros antrópicos (período histórico) (Figuras 3.4 e 3.5).

Uma análise integrada de painéis de correlação, mapas geológicos, mapas de isocontornos de batimetria e isocontornos de espessuras estratigráficas das unidades anteriormente apresentadas permitiu perceber a evolução tectônico-sedimentar da bacia romana nos últimos dois milhões de anos, com enfoque especial nos depósitos aluvionares recentes dos rios Tevere e Aniene (Cavarretta et al., 2005a).

Tempo (Ma)	CRONOESTRATIGRAFIA		LITOESTRATIGRAFIA Modificado de Conato et al. (1980)	UBSU Modificado de Marra & Rosa (1995)	SEQÜÊNCIA ESTRATIGRÁFICA Modificado de Milli (1992, 1994, 1997, 2006)		UNIDADES LITOESTRATIGRÁFICAS INFORMAIS modificado de Cavarretta et al. (2005b).						
	Sistema	Séries			Sequência deposicional de quarta ordem	Sequência deposicional de terceira ordem							
0.1	Quaternário	HOL	Depósitos de Duna Vermelha Formação "Il Fronte"	Unidade Vitinia Unidade Aurélia Unidade São Paulo Unidade Vale Giulia Unidade Paleotevere 2B Unidade Paleotevere 2A Unidade Paleotevere 1b Unidade Paleotevere 1a	PG9	Aterro Antrópico	Depósitos de Aluviões Recentes Depósitos Aluvionares Estratificados Depósitos Vulcânicos dos Montes Sabatini e Albano Depósitos Aluvionares Antigos						
0.3			Formação Vitinia		PG8								
0.5			Formação Aurélia		PG7								
0.7			Formação S. Cosimato		PG6								
0.9	Pleistoceno	Pleistoceno Médio	Formação Ponte Galeria		PG5	Sequência Ponte Galeria	Ponte Galeria Paleotevere						
1.1					Pleistoceno Inferior				PG4				
1.3									Unidade Monte delle Piche	PG3			
1.5									Unidade Monte Ciocci	PG2			
1.7					Pleist. superior			Pleist. superior	Formação Monte Mario	Unidade Monte Mario	PG1	Sequência Monte Mario	Monte Mario
1.9											Neogeno		

Figura 3.4 – Esquema de correlação estratigráfica da Bacia Romana. Modificado de Milli (1997, 2006) e Cavarretta et al. (2005b).

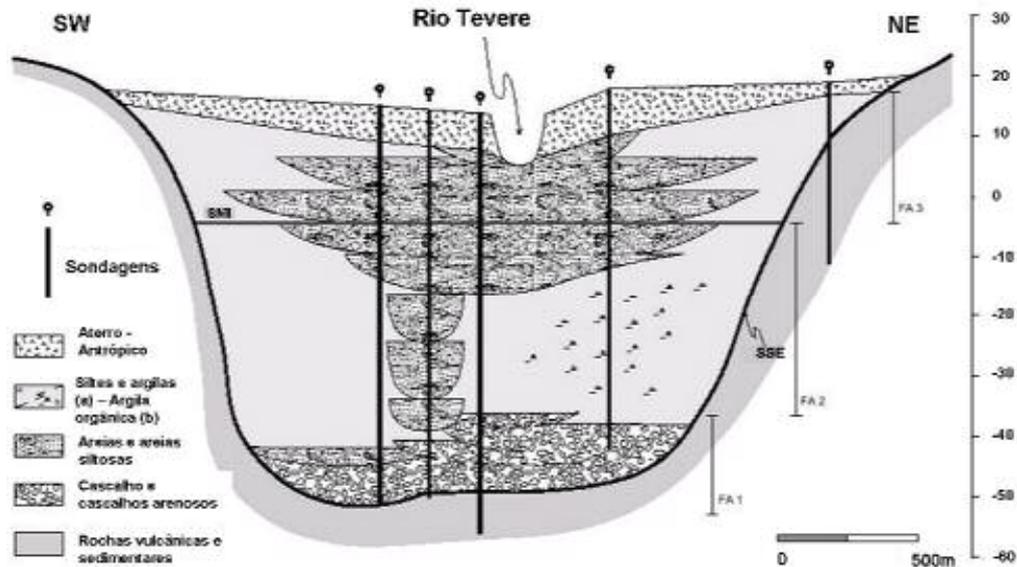


Figura 3.5 – Pannel de correlação dos depósitos de aluviões recentes cruzando o vale do Rio Tevere. SSE e SMI indicam a Superfície da Sequência Estratigráfica (SSE) e Superfície de Máxima Inundação (SMI) da sequência PG9 (Aluviões Recentes), respectivamente. FA 1, FA 2, e FA 3 indicam as principais associações de fácies dos depósitos aluvionares. A localização do pannel de correlação em planta pode ser visto na Figura 3.1.

Essas unidades se referem ao último ciclo glacial-interglacial do pós-Tirreno (os últimos 125 ka), e a área em estudo é quase que totalmente referente aos últimos 18 mil anos (Bellotti et al., 1994, 1995; Chiocci e Milli, 1995; Milli, 1997). Os furos de sondagem que cruzam os depósitos aluvionares foram correlacionados e processados para definir uma organização estratigráfica e uma distribuição das litologias/texturas dentro desta unidade. Três associações de fácies superpostas (FA) foram encontradas nos depósitos de aluviões dos vales do Tevere e Aniene (Figura 3.5): FA 1), compostas por cascalho e cascalhos arenosos, com uma superfície erosiva de norte a sul de -30m a -60m abaixo do atual nível do mar e uma espessura crescente de 5-10m a 20-25m na mesma direção; FA 2) composta por argilas ricas em material orgânico com frequentes lentes de areia e poucas lentes de cascalho, com uma espessura variável entre 20m e 40m de norte a sul; FA 3) composta de argilas siltsas com lentes de areia, com uma espessura praticamente constante de 20-25m ao longo dos planos aluvionares em estudo.

As associações aluvionares descritas pertencem à Sequência de Deposição do Tevere (Bellotti et al., 1994, 1995), também conhecida como sequência de deposição PG9 (Milli, 1997). A PG9 é uma sequência de deposição incompleta de quarta ordem (Figura 3.4), ainda em evolução nos setores da

marina continental às margens do mar Tirreno, cuja superfície de sequência estratigráfica (SSE) é representada por uma superfície de erosão formada durante a última variação glacial do nível do mar (entre 125 ka e 18 ka) (Milli, 1997; Amorosi e Milli, 2001).

A sequência consiste em relações de deposição contemporâneas que registram a proximidade de interação entre as variações relativas do nível do mar e o acúmulo de sedimentos (Posamentier e Allen, 1999). A sequência PG9, assim como outras sequências de deposição, compreende três tratos de sistemas: sistema de nível baixo do mar (LST), sistema transgressivo (TST) e sistema de nível alto do mar (HST), embora somente TST e HST tenham sido considerados na área de estudo. Em particular, as fácies 1 e 2 pertencem ao sistema fluvial do TST e, internamente, mostram um padrão retrogradacional a agradacional, formado durante o último avanço do nível do mar (Bellotti et al., 1995; Milli, 1997; Amorosi e Milli, 2001).

O Cascalho, cascalho com areia e a areia formam a sequência de fácies ascendente que constituem a construção do bloco destas duas unidades (Figura 3.5). A fácies FA 2 do TST é separada da FA 3, pertencente à HST, por uma superfície, também chamada de “superfície de máxima inundação” (SMI – Figura 5), do período (5-6 ka), no qual a linha da orla costeira estava em sua posição máxima terrestre (Amorosi e Milli, 2001). Os depósitos referentes à FA 3 mostram um padrão de agradacional a progradacional e são constituídos principalmente de planícies aluviais com sedimentos de lama intercalados por veios de areias fluviais (Figura 3.5).

3.4 Características geotécnicas dos depósitos aluvionares

A complexidade estratigráfica e sedimentológica dos Depósitos de Aluviões Recentes tornam sua caracterização geológica e geotécnica uma tarefa difícil. Estudos recentes sobre os depósitos do pleistoceno superior e holoceno do rio Tevere e seus afluentes permitiram a definição de unidades geotécnicas com comportamento geomecânico homogêneo. A caracterização dessas unidades

surgiu por meio de análises litológicas, características físicas e mecânicas obtidas dos relatórios estratigráficos e dos ensaios laboratoriais.

A caracterização geotécnica refere-se aos modelos geológicos locais (Corazza et al., 1999; Bozzano et al., 2000) ou a modelos genéricos definidos por meio de perfis estratigráficos de sondagem para cada corpo d'água que chega ao rio Tevere (Campolunghi et al., 2007). Em ambos os casos, os modelos propostos são baseados em técnicas clássicas de modelagem e são aplicados para extrapolação dos resultados obtidos em 1 ou 2D para o espaço 3D.

Os métodos clássicos (seções paralelas) determinísticos são viáveis para reconstruções locais e para áreas com grande densidade de informações. No entanto, não são apropriados quando a distribuição espacial das amostras não permite a caracterização dos volumes a partir dos quais foram coletadas. Além disso, as metodologias clássicas exigiram a elaboração de um número incontável de perfis estratigráficos longitudinais e transversais para uma reconstrução no espaço 3D.

Uma abordagem probabilística apresenta-se como a maneira mais viável quando se deseja gerenciar um banco de dados do subsolo (Soulié et al., 1990; Rosenbaum et al., 1997; Nathanail e Rosenbaum, 1998), especialmente em áreas urbanas, onde uma análise detalhada dos riscos geológico-geotécnicos é de extrema importância, como este estudo de caso (Van der Merwe, 1997; Glassey e Morrison, 1998; Denis et al., 2000; Duman et al., 2005; El Gonnouni et al., 2005; Jones et al., 2005; Cavarretta et al., 2005b; Bourgine et al., 2006, Folle et al., 2006a).

A seguir apresenta-se a avaliação dos métodos de estimativas dos parâmetros geotécnicos, partindo de uma análise inicial dos parâmetros em estudo, passando para a análise em componentes principais para a identificação das inter-relações entre os parâmetros e, por fim, os resultados obtidos de três técnicas de estimativas distintas.

3.4.1. Características físicas e mecânicas dos depósitos aluvionares

Os aluviões são depósitos sedimentares (sedimentos clásticos: areia, cascalho) formados por um sistema fluvial no leito e nas margens da drenagem,

incluindo as planícies de inundação e as áreas deltaicas, com material mais fino que extravasa dos canais nas cheias. Apresentam maior desenvolvimento nas planícies de inundação, com lama (siltes e argilas) em extensas áreas, e em sopés de montanhas como leques aluviais, com depósitos comuns de fanglomerados (sedimentos clásticos grosseiros) e areias associadas, que atingem boa expressão areal e grandes espessuras.

Inicialmente, são apresentadas as propriedades físicas e mecânicas dos depósitos de aluviões recentes de Roma, cujas principais características das amostras em estudo estão resumidas nas Figuras 3.6, 3.7 e 3.8.

O gráfico triangular de Feret é utilizado para a classificação granulométrica dos solos e é apresentado na Figura 3.6a. Os tamanhos dos grãos de solo das 702 amostras do banco de dados com informações de textura são apresentados no gráfico triangular de Feret da Figura 3.6b. As amostras apresentaram uma grande variabilidade de textura da areia para a argila, com a sua maioria classificada como argila e argila siltosa (Figura 3.6b) (Rose, 1924). As 51 amostras que possuem o grupo completo de parâmetros geotécnicos evidenciam, novamente, a predominância das tipologias argila e argila siltosa (Figura 3.6c).

As condições de plasticidade dos depósitos aluvionares são ilustradas pelo gráfico de plasticidade de Casagrande (Figura 3.7), na qual as amostras se referem às regiões de vales (Figura 3.1). O gráfico apresenta seis classificações que se agrupam quanto ao grau de plasticidade, compressibilidade e tipologia de solo ensaiada. Verifica-se alta compressibilidade, ou seja, solos altamente deformáveis, para os depósitos orgânicos das áreas do Tevere, Aniene, S. Agnese e, principalmente, Caffarella. Grande parte das amostras que compõem os grupos do Tevere, Aniene e S.Agnese encontram-se entre as faixas de média a alta plasticidade e média a alta compressibilidade.

Em resumo, a plasticidade é a propriedade dos solos finos, entre largos limites de umidade, de se submeterem a grandes deformações permanentes, mas sem sofrerem ruptura, fissuramento ou variação de volume considerável. As partículas que apresentam plasticidade são, sobretudo, os argilominerais.

A influência do teor de umidade nos solos finos pode ser facilmente avaliada pela análise da estrutura destes tipos de solos. As ligações entre as partículas ou grupo de partículas são dependentes da distância. Portanto, as propriedades de resistência e compressibilidade são influenciadas por variações

no arranjo geométrico das partículas, ou seja, quanto maior o teor de umidade, menor a resistência.

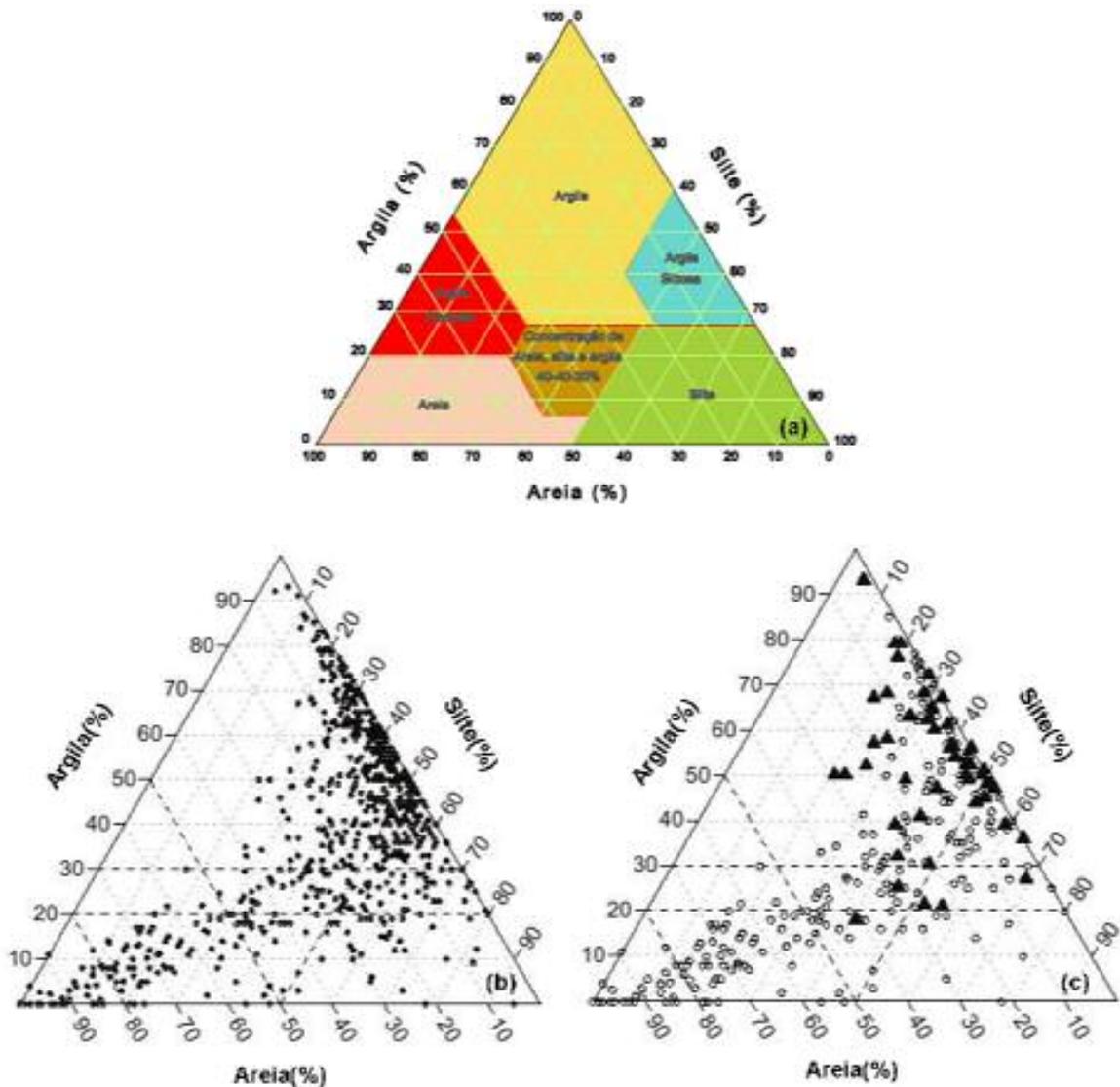


Figura 3.6 – (a) Classificação granulométrica do solo pelo triângulo de Feret, (b) distribuição granulométrica das 702 amostras com informações texturais, e (c) distribuição granulométrica das 295 amostras que possuem informações de textura e de ângulo de atrito concomitantemente. As 51 amostras que contém todas as informações geotécnicas estão ilustradas na imagem (c) em forma de triângulo.

A Figura 3.8 apresenta o gráfico do parâmetro atividade da argila (A), também chamada de índice de atividade coloidal, o qual indica o potencial da fração argila em conferir plasticidade e coesão ao solo, cujo valor fornece uma indicação mineralógica sobre sua parte argilosa (Casagrande, 1932). Verificou-se que os argilominerais classificados como caulinita são inativos ($A < 0.75$) para a maior parte das amostras, os classificados como ilitas apresentam atividade normal (A entre 0.75 e 1.25) e as esmectitas apresentam-se como argilas ativas

(A entre 1.25 e 2.0). Esses valores se mostram consistentes de acordo com os valores apontados por Campolunghi et al. (2007).

A esmectita é um argilomineral do grupo da montmorilonita que permite a passagem de água e é altamente expansiva. A illita possui características similares às das esmectitas, porém é menos expansiva. A caulinita possui estrutura rígida, e comportamento estável na presença de água.

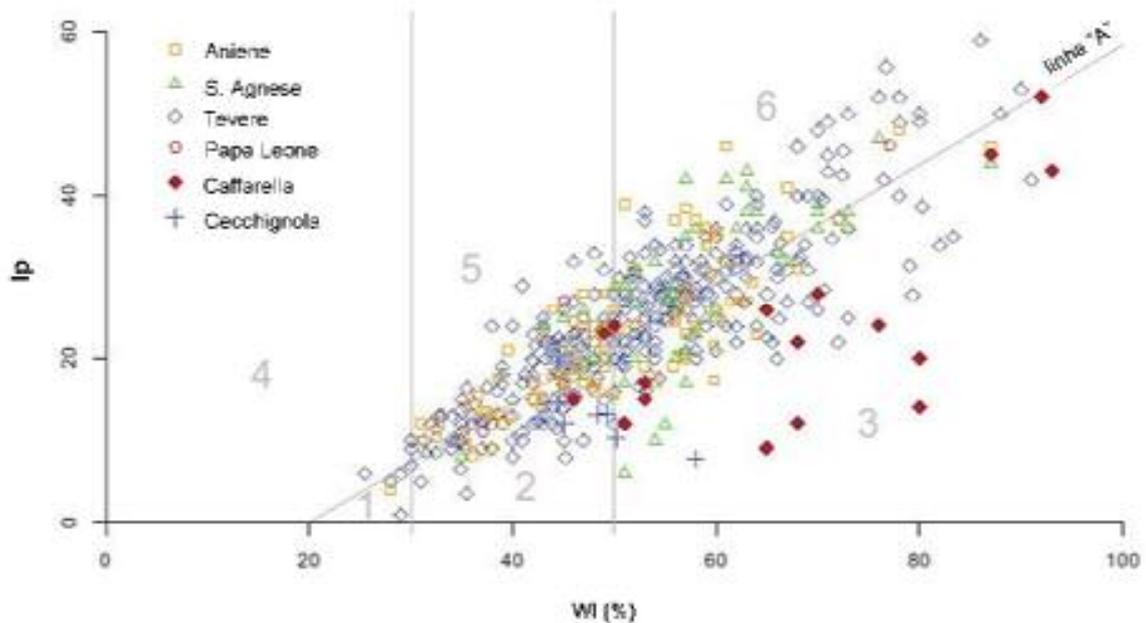


Figura 3.7 – Gráfico de Plasticidade de Casagrande [limite de liquidez (wl) x índice de plasticidade (Ip)]: amostras divididas pelas áreas dos rios principais e secundários. Legenda: 1) siltes inorgânicos de baixa compressibilidade; 2) siltes inorgânicos e argilas orgânicas de média compressibilidade; 3) siltes inorgânicos e argilas orgânicas de alta compressibilidade; 4) argilas inorgânicas de baixa plasticidade; 5) argilas inorgânicas de plasticidade média; 6) argilas inorgânicas de alta plasticidade. Para a localização dos rios primários e secundários ver Figura 3.1.

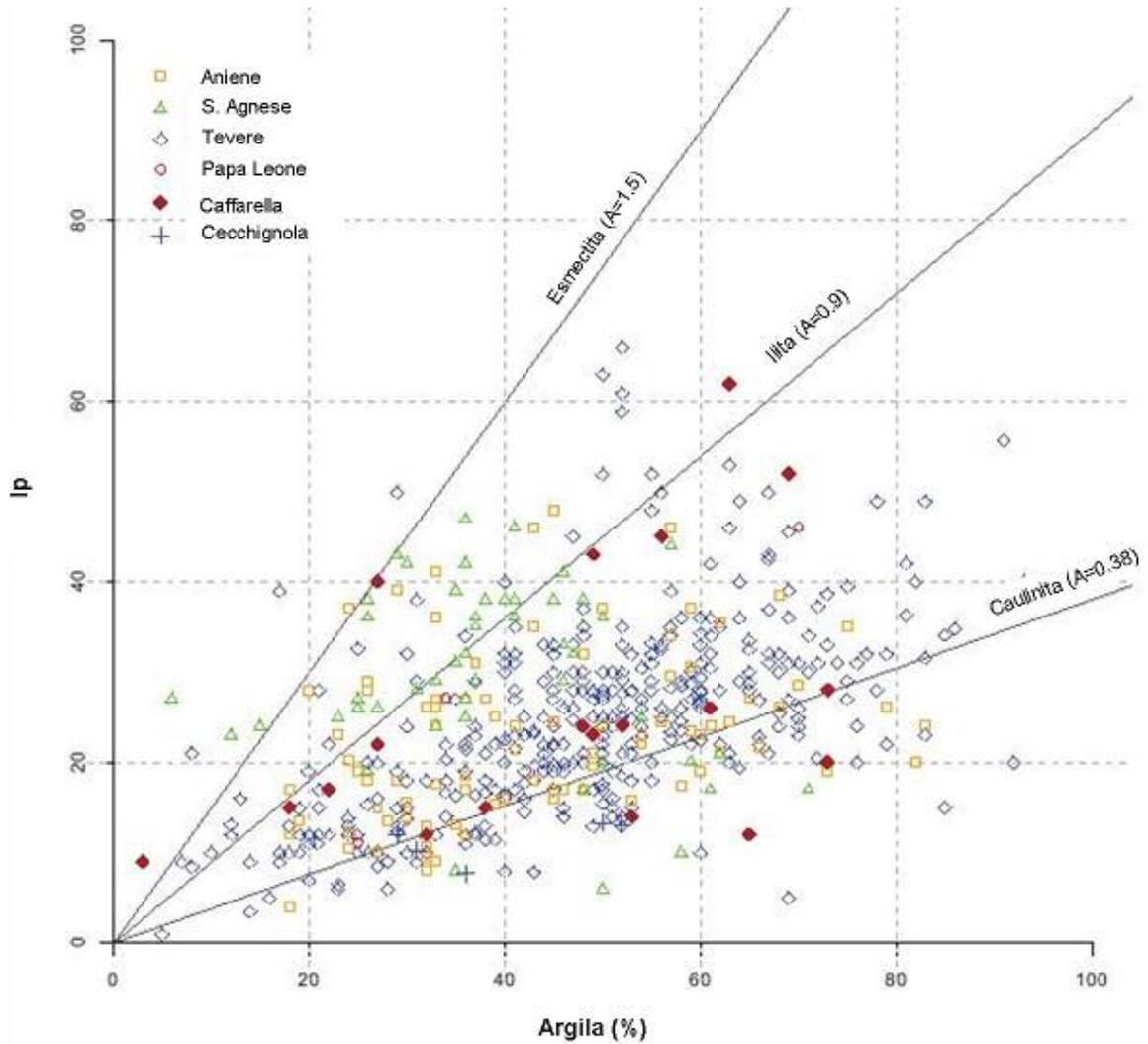


Figura 3.8 – Gráfico da atividade da argila (A) das amostras divididas pelas áreas dos rios principais e secundários [índice de plasticidade (Ip) x porcentagem de argila (Argila %)] .

Partindo das definições litológicas/texturais dos dados até então apresentados, todas as sondagens que compõem o banco de dados foram codificadas de tal forma a definir classes e associações representativas. Dentro dos depósitos aluvionares, 17 classes litológicas/texturais foram identificadas e, após, agrupadas em cinco principais associações (Figura 3.9).

Classes litológicas/texturais	Códigos	Associação litológica/textural
Cascalho	AR1	Cascalho e cascalhos arenosos
Cascalhos arenosos	AR1s	
Areia	AR2	Areia e areia siltosa
Areia média	AR2g	
Areia siltosa	AR2l	
Areia vulcânica	AR2v	
Areia com matéria orgânica	AR2t	
Areia com cascalho	AR13	Silte e silte arenoso
Silte	AR3	
Silte vulcânico	AR3v	
Silte com areia	AR14	
Silte com matéria orgânica	AR3t	Argila e argila arenosa
Argila silte argilosa	AR4	
Argila siltosa	AR4s	
Argila com areia	AR24	Argila orgânica e turfa
Argila com matéria orgânica	AR4t	
Turfa	AR6	

Figura 3.9 – Esquema das 17 classes litológicas/texturais identificadas nos depósitos de aluviões recentes. As classes foram agrupadas em cinco principais associações litológicas/texturais. O padrão seguiu a legenda da Figura 3.5.

Os gráficos da Figura 3.10 mostram a tendência das propriedades de fase (γ_n , w_n , e e_0) e o ângulo de atrito interno do solo (φ') em relação à profundidade total (TD), separados em função das classes litológicas/texturais.

As frações orgânicas e vulcanoclásticas influenciam na distribuição e no comportamento dos valores de γ_n , w_n , e e_0 dos depósitos arenosos (AR2v, Figura 3.10a, d e g), os quais se apresentam concentrados em determinadas faixas de valores e nas profundidades entre 0.00 e 20.00 metros, aproximadamente. Também sofrem influências os depósitos siltosos (AR3v e AR3t, Figura 3.10b, e, e h), que têm seus valores de γ_n inferiores aos das outras categorias de solo (AR14 e AR3), e w_n superiores aos valores médios das mesmas categorias.

De acordo com a Figura 3.6, AR4 é a combinação textural argilosa predominante no banco de dados, da qual se percebe um comportamento homogêneo, com os valores de γ_n se mantendo, em sua maioria, entre 18 e 20

KN/m³; w_n , entre 20 e 40 e e_0 , entre 0.5 e 1.0. O ângulo de atrito drenado φ' não apresenta nenhuma correlação com a profundidade.

Os parâmetros físicos/mecânicos das classes litológicas/texturais mostram pouca correlação com a profundidade total (TD), não se podendo afirmar a existência de uma determinada tendência dos dados com o ganho de profundidade. As tendências observadas estão novamente conectadas com as frações vulcanoclásticas (Figura 3.10a, b, d, e, g) e orgânicas (Figura 3.10c, f, i), cuja abundância, por sua vez, está relacionada com o grupo estratigráfico dos depósitos aluvionares. Depósitos aluvionares vulcanoclásticos preenchem principalmente as bancadas dos afluentes da esquerda do vale do Tevere, os quais foram esculpidos dentro dos depósitos vulcânicos do Pleistoceno (Monte Albano) e foram preenchidos durante o sistema transgressivo (TST) e o sistema de nível alto do mar (HST) da sequência PG9. Por outro lado, a fração orgânica encontra-se difusa nos preenchimentos de todo o vale, especialmente nos depósitos de argila do TST (FA 2, Figura 3.5).

É importante salientar que as amostras correspondentes aos níveis argilosos (AR4 e AR4s) mostram um pico nos valores de φ' nas profundidades entre 10 m e 20 m (Figura 3.10l). Esses valores, armazenados em correspondência à superfície máxima de inundação (SMI) (Figura 3.5), são, provavelmente, relacionados ao processo de superconsolidação em virtude de oscilações do nível da água (Corazza et al., 1999; Bozzano et al., 2000). O aumento relativo do nível do mar, na verdade, refere-se à SMI (Posamentier e Allen, 1999), induzindo a oscilações do nível do lençol freático especialmente nos planos aluvionares próximos às linhas da costa.

Com exceção de poucos casos, esses gráficos não evidenciam nenhuma correlação clara entre as características litológicas/texturais e as propriedades físicas/mecânicas das amostras. A falta de uma clara relação entre as propriedades geotécnicas e litológicas/texturais deve-se, sobretudo, à diferença de escala de observação utilizada para a descrição litológica/textural e parametrização geotécnica. Em um furo contínuo de sondagem, a descrição litológica/textural é contínua e faz parte de um processo subjetivo e interpretativo, facilmente influenciado pela formação e idéias pré-concebidas pelo responsável da descrição. Por outro lado, a amostragem de um furo contínuo se dá pontualmente e os parâmetros geotécnicos são adquiridos por meio de ensaios

laboratoriais. Essas inconsistências se evidenciam quando se trata de informações do subsolo, as quais acabam sendo subestimadas quando estão sendo modelados dados geológicos.

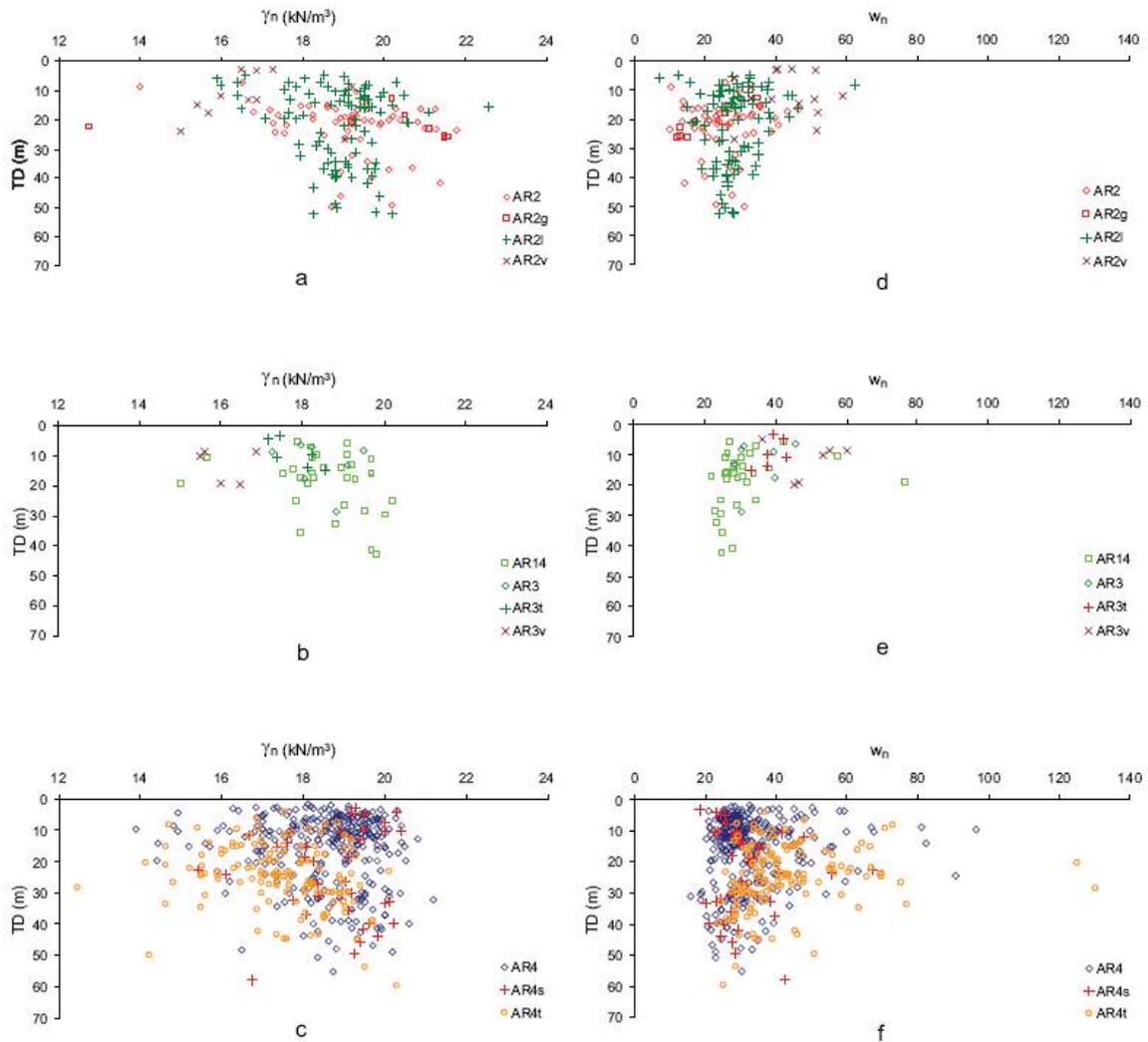


Figura 3.10 - Gráfico das propriedades de fase do solo (γ_n , w_n , e e_0) e do ângulo de atrito interno (φ) versus a profundidade total (TD). As amostras foram separadas por classes litológicas/texturais e seus códigos acompanham os apresentados na Figura 3.9.

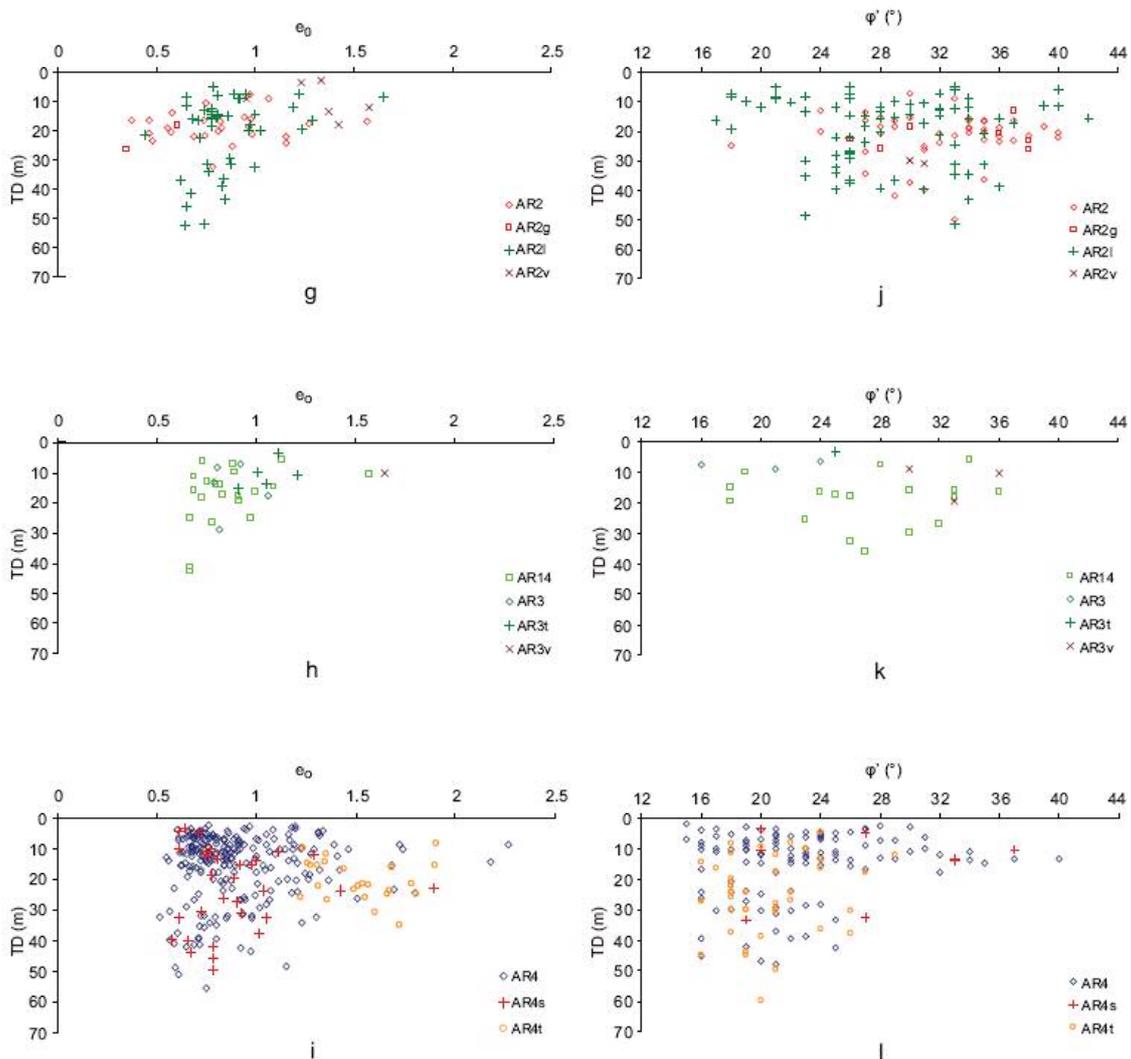


Figura 3.10 – Continuação.

Não existe uma correlação evidente mesmo entre as amostras dos parâmetros físicos e mecânicos (γ_n , w_n , e_0 , e ϕ') e sua localização dentro da área de estudo (Figura 3.11), assim como para as propriedades litológicas/texturais. Existe uma fraca correlação apenas para as amostras dos cursos d'água da Caffarella e Cecchignola, que se localizam no lado esquerdo dos afluentes do rio Tevere (Figura 3.1), e para o curso d'água S. Agnese, situado à esquerda do afluente do rio Aniene (Figura 3.1). Em particular, as amostras provenientes dos afluentes da Caffarella e Cecchignola apresentam baixos valores de γ_n e altos valores de w_n (Figura 3.11a, b), como consequência de sua assinatura litológica/textural (prevalecem os componentes vulcanoclásticos) e cargas impostas (esses depósitos possuem geralmente menos de cinco mil anos). Os valores de γ_n e w_n do afluente Caffarella não estão diretamente relacionados aos

valores de e_0 , provavelmente em razão da abundância da fração orgânica (Figura 3.7). Os parâmetros físicos e mecânicos mudam com a profundidade total (TD) mais significativamente para os afluentes do que para os rios principais (Figura 3.11). As restrições geométricas e estratigráficas influenciam claramente na distribuição vertical desses parâmetros. De fato, a profundidade amostral nos afluentes está diretamente relacionada com a espessura total de preenchimento do vale, que varia de 40m para o rio Tevere e 60m para o rio Aniene e não é superior a 30m para os afluentes.

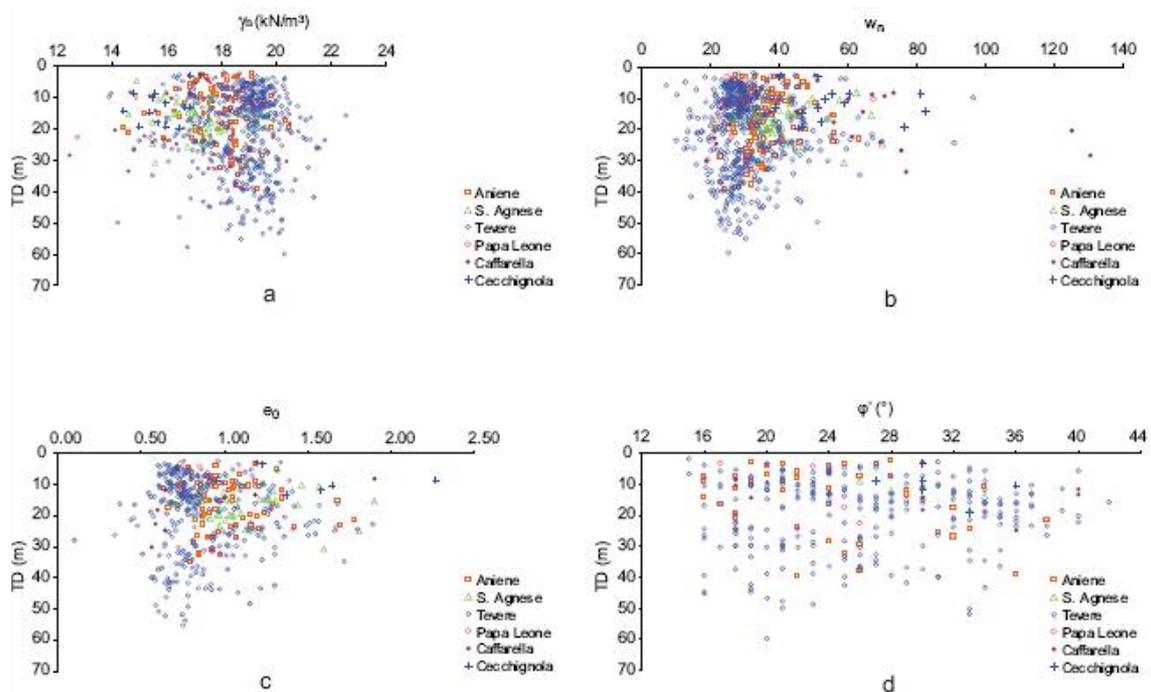


Figura 3.11 – Gráfico das propriedades de fase do solo (γ_n , w_n , e e_0) e do ângulo de atrito interno (ϕ') versus a profundidade total (TD). As amostras são diferenciadas pelo rio principal e seus afluentes.

Concluindo, para o grande número de variáveis envolvidas, para a extensão de área que engloba os corpos geológicos e para a complexa relação existente entre as propriedades físicas e mecânicas, a estatística e a geoestatística multivariada apresentam-se como ferramentas potenciais na investigação das relações entre os parâmetros geotécnicos. Dessa forma, a seguir apresentam-se as metodologias empregadas nesta tese que auxiliarão na avaliação das potencialidades de uso de cada técnica para simplificar os processos com um ganho de acuracidade nas estimativas finais.

3.5 Métodos estatístico e geoestatístico

Alguns métodos geoestatísticos e estatísticos foram selecionados para a estimativa de uma mesma variável de interesse: o ângulo de atrito interno do solo. Porém, cada um desses métodos apresenta suas peculiaridades técnicas, resultando em diferentes estimativas.

A regressão linear múltipla, a krigagem ordinária e a cokrigagem ordinária serão testadas como estimadores. Uma breve descrição teórica destes três estimadores é apresentada, cujas principais referências bibliográficas são Saporta (1990), Johnson e Wichern (1998) e Härdle e Simar (2007), para regressão linear múltipla, e Journel e Huijbregts (1978), Goovaerts (1997), Deutsch e Journel (1998), Chilès e Delfiner (1999), e Wackernagel (1994), para krigagem e cokrigagem.

3.5.1 Decomposição em componentes principais

A implementação da cokrigagem permitiria evidenciar de forma máxima todas as correlações existentes entre as variáveis apresentadas anteriormente, porém não é possível na prática porque demandaria o ajuste de um modelo linear de correionalização com um número muito elevado de variáveis. Por isso, buscaram-se outras metodologias para o tratamento geoestatístico de múltiplas variáveis regionalizadas. O maior desenvolvimento nesse sentido vem se dando com metodologias alternativas, nas quais as funções aleatórias, que caracterizam as múltiplas variáveis, são fatorizadas em fatores ortogonais entre si e assumidos independentes para todos os vetores de separação h , permitindo, portanto, que sejam estimados independentemente (Boucher, 2003; Desbarats e Dimitrakopoulos, 2000).

A análise de componentes principais consiste, essencialmente, em reescrever as coordenadas das amostras em outro sistema de eixo mais conveniente para a análise dos dados. Em outras palavras, as n -variáveis originais geram, por meio de suas combinações lineares, n -componentes principais, cuja principal característica, além da ortogonalidade, é serem obtidos em ordem decrescente de máxima variância, ou seja, a componente principal 1 detém mais informação estatística que a componente principal 2, que, por sua

vez, tem mais informação estatística que a componente principal 3, e assim por diante.

Este método permite a redução da dimensionalidade dos pontos representativos das amostras, pois, embora a informação estatística presente nas n -variáveis originais seja a mesma dos n -componentes principais, é comum se obter em apenas duas ou três das primeiras componentes principais mais que 90% desta informação. O gráfico da componente principal 1 *versus* a componente principal 2 fornece uma janela privilegiada (estatisticamente) para observação dos pontos no espaço n -dimensional.

A análise de componentes principais também pode ser utilizada para julgar a importância das próprias variáveis originais escolhidas, ou seja, as variáveis originais com maior peso na combinação linear dos primeiros componentes principais são as mais importantes do ponto de vista estatístico.

A seguir, apresentam-se, brevemente, alguns conceitos básicos de álgebra e de estatística multivariada para um melhor entendimento da decomposição em componentes principais. Para uma revisão mais detalhada, pode-se consultar Pearson (1901), Hotelling (1933), Johnson e Wichern (1998), entre outros autores.

3.5.1.1 Os autovalores e autovetores

Assume-se A como sendo uma matriz quadrada de dimensões $k \times k$ e possuindo k pares de autovalores e autovetores. Matematicamente, existem dois tipos de autovetores: os direitos e os esquerdos. Em geral, especifica-se o tipo de autovetor somente para os autovetores esquerdos.

Considerando o conjunto de autovalores $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k\}$ e o correspondente autovetor (direito) X , pode-se escrever:

$$AX = \lambda X. \quad (3.1)$$

No caso de autovetores esquerdos (X'), estes aparecem à esquerda no produto das matrizes:

$$X'A = \lambda X'. \quad (3.2)$$

Se a matriz A é simétrica, os autovetores direitos e esquerdos são transpostos. Por definição, os autovalores satisfazem à seguinte equação, onde I é a matriz identidade:

$$|A - \lambda I| = 0. \quad (3.3)$$

Os autovetores são, geralmente, normalizados de modo a que tenham comprimento unitário ($1=XX^T$), sendo denotados como e .

Os autovetores são escolhidos de forma a serem mutuamente perpendiculares (ortogonais):

$$ee^T = I. \quad (3.4)$$

3.5.1.2 Decomposição espectral

A decomposição espectral é a fatorização de uma matriz simétrica, definida positivamente, no produto das matrizes de autovetores e autovalores da forma a seguir:

$$A = P\Lambda P^T = \sum_{i=1}^k \lambda_i e_i e_i^T \quad (3.5)$$

onde:

A é uma matriz quadrada de dimensões $k \times k$, simétrica e definida positivamente; P é a matriz de autovetores de A , ou seja, $P = [e_1, e_2, \dots, e_k]$, e Λ é

a matriz de autovalores de A , onde $\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_k \end{bmatrix}$.

3.5.1.3 Vetor de médias e matriz de covariâncias

Considere-se um vetor de funções aleatórias $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_{Nv}]$. Cada elemento de Z é uma variável aleatória e tem a sua própria distribuição de probabilidade. Assim, as médias m_i e as variâncias σ_i^2 são definidas, respectivamente, como:

$$\begin{aligned} m_i &= E(Z_i) \\ \sigma_i^2 &= E(Z_i - m_i)^2 \quad i = 1, \dots, Nv. \end{aligned} \quad (3.6)$$

A covariância entre duas variáveis aleatórias Z_i e Z_j expressa-se como:

$$C_{ik} = E(Z_i - m_i)(Z_j - m_j). \quad (3.7)$$

As médias podem ser expressas como um vetor:

$$m = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_{Nv} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E(Z_1) \\ E(Z_2) \\ \vdots \\ E(Z_{Nv}) \end{bmatrix} = E(Z). \quad (3.8)$$

E a matriz simétrica de variância e covariância é:

$$\Sigma = \text{Cov}(Z) = E(Z - m)(Z - m)^T = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \cdots & C_{1Nv} \\ C_{21} & C_{22} & \cdots & C_{2Nv} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{1Nv} & C_{2Nv} & \cdots & C_{NvNv} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & C_{12} & \cdots & C_{1Nv} \\ C_{21} & \sigma_{22}^2 & \cdots & C_{2Nv} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{1Nv} & C_{2Nv} & \cdots & \sigma_{NvNv}^2 \end{bmatrix}. \quad (3.9)$$

O coeficiente de correlação, definido em termos de covariância e variância, está dado por:

$$\rho_{ij} = \frac{C_{ij}}{\sqrt{\sigma_{ii}^2 \sigma_{jj}^2}}. \quad (3.10)$$

Portanto, a matriz de correlação está dada por:

$$\rho = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_{11}^2}{\sqrt{\sigma_{11}^2 \sigma_{11}^2}} & \frac{C_{12}}{\sqrt{\sigma_{11}^2 \sigma_{22}^2}} & \cdots & \frac{C_{1Nv}}{\sqrt{\sigma_{11}^2 \sigma_{NvNv}^2}} \\ \frac{C_{12}}{\sqrt{\sigma_{11}^2 \sigma_{22}^2}} & \frac{\sigma_{22}^2}{\sqrt{\sigma_{22}^2 \sigma_{22}^2}} & \cdots & \frac{C_{2Nv}}{\sqrt{\sigma_{22}^2 \sigma_{NvNv}^2}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{C_{1Nv}}{\sqrt{\sigma_{11}^2 \sigma_{NvNv}^2}} & \frac{C_{2Nv}}{\sqrt{\sigma_{22}^2 \sigma_{NvNv}^2}} & \cdots & \frac{C_{NvNv}}{\sqrt{\sigma_{NvNv}^2 \sigma_{NvNv}^2}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1Nv} \\ \rho_{12} & 1 & \cdots & \rho_{2Nv} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{1Nv} & \rho_{2Nv} & \cdots & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.11)$$

E a matriz dos desvios-padrão é:

$$V^{1/2} = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}^2} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22}^2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{\sigma_{NvNv}^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_{NvNv} \end{bmatrix}. \quad (3.12)$$

Pode-se, então, verificar a relação:

$$\Sigma = V^{1/2} \rho V^{1/2}. \quad (3.13)$$

Considerem-se agora combinações lineares das funções aleatórias Z_1, Z_2, \dots, Z_{Nv} . Se, por exemplo, a variável aleatória Z_1 for multiplicada por uma constante c , então:

$$E(cZ_1) = cE(Z_1) = cm_1 \quad (3.14)$$

e

$$Var(cZ_1) = E(cZ_1 - cm_1)^2 = c^2 Var(Z_1) = c^2 \sigma_{11}^2. \quad (3.15)$$

Se for considerado, também, que a e b são constantes, pode-se expressar que:

$$\begin{aligned} Cov(aZ_1, bZ_2) &= E(aZ_1 - am_1)(bZ_2 - bm_2) \\ &= abE(Z_1 - m_1)(Z_2 - m_2) \\ &= abCov(Z_1, Z_2) = ab\sigma_{12}. \end{aligned} \quad (3.16)$$

Para a combinação linear $aZ_1 + bZ_2$ tem-se:

$$\begin{aligned} E(aZ_1 + bZ_2) &= aE(Z_1) + bE(Z_2) = am_1 + bm_2 \\ Var(aZ_1 + bZ_2) &= E[(aZ_1 + bZ_2) - (am_1 + bm_2)]^2 \\ &= E[a(Z_1 - m_1) + b(Z_2 - m_2)]^2 \\ &= E[a^2(Z_1 - m_1)^2 + b^2(Z_2 - m_2)^2 + 2ab(Z_1 - m_1)(Z_2 - m_2)] \\ &= a^2Var(Z_1) + b^2Var(Z_2) + 2abCov(Z_1, Z_2) \\ &= a^2\sigma_{11}^2 + b^2\sigma_{22}^2 + 2ab\sigma_{12}. \end{aligned} \quad (3.17)$$

Fazendo $c^T = [a, b]$, $aZ_1 + bZ_2$ pode ser escrito como:

$$[a \quad b] \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{bmatrix} = c^T Z. \quad (3.18)$$

Também, $E[aZ_1 + bZ_2] = am_1 + bm_2$ pode ser expressa como:

$$[a \quad b] \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \end{bmatrix} = c^T m. \quad (3.19)$$

Considerando que a matriz de variância-covariância Σ seja:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & C_{12} \\ C_{12} & \sigma_{22}^2 \end{bmatrix}. \quad (3.20)$$

Então, a variância na Equação (3.17) pode ser expressa como:

$$\text{Var}(aZ_1 + bZ_2) = \text{Var}(c^T Z) = c^T \Sigma c. \quad (3.21)$$

Estendendo as equações acima para uma combinação linear de N_v variáveis aleatórias $c^T Z = c_1 Z_1 + \dots + c_{N_v} Z_{N_v}$:

$$\begin{aligned} E(c^T Z) &= c^T m \\ \text{Var}(c^T Z) &= c^T \Sigma c. \end{aligned} \quad (3.22)$$

Considerem-se q combinações lineares de N_v funções aleatórias

Z_1, Z_2, \dots, Z_{N_v} :

$$\begin{aligned} X_1 &= c_{11}Z_1 + c_{12}Z_2 + \dots + c_{1N_v}Z_{N_v} \\ X_2 &= c_{21}Z_1 + c_{22}Z_2 + \dots + c_{2N_v}Z_{N_v} \\ &\vdots \\ X_q &= c_{q1}Z_1 + c_{q2}Z_2 + \dots + c_{qN_v}Z_{N_v}. \end{aligned} \quad (3.23)$$

ou expresso em forma matricial :

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_{N_v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \dots & C_{1N_v} \\ C_{21} & C_{22} & \dots & C_{2N_v} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{N_v1} & C_{N_v2} & \dots & C_{N_vN_v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_{N_v} \end{bmatrix} = CZ. \quad (3.24)$$

Assim, a combinação linear $X=CZ$ tem:

$$\begin{aligned} m_x &= E(X) = E(CZ) = Cm_z \\ \Sigma_x &= \text{Cov}(X) = \text{Cov}(CZ) = C\Sigma_z C^T \end{aligned} \quad (3.25)$$

onde, m_x e m_z são os valores das médias dos vetores X e Z , respectivamente, Σ_x e Σ_z são as matrizes de variâncias-covariâncias de X e Z respectivamente.

3.5.1.4 Componentes principais

As componentes principais são combinações lineares das funções aleatórias Z_1, Z_2, \dots, Z_{N_V} . Geometricamente, essas combinações lineares representam a seleção de um novo sistema de coordenadas, obtido rotacionando o sistema original, no qual Z_1, Z_2, \dots, Z_{N_V} são considerados os eixos de coordenadas. Os novos eixos representam as direções de maior variabilidade. As componentes principais não apresentam correlação entre si para um vetor de separação zero e dependem somente da matriz de covariância Σ (ou da matriz de correlação) de Z_1, Z_2, \dots, Z_{N_V} .

Considerando a matriz de variâncias-covariâncias Σ associada ao vetor aleatório $Z=[Z_1, Z_2, \dots, Z_{N_V}]$. Sejam $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_{N_V}, e_{N_V})$ os pares de autovalores e autovetores de Σ de modo que $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{N_V} \geq 0$. A componente principal i -ésima Y_i é dada por:

$$Y_i = e_i^T Z = e_{i1}Z_1 + e_{i2}Z_2 + \dots + e_{iN_V}Z_{N_V} \quad i = 1, 2, \dots, N_V. \quad (3.26)$$

Assim, pode-se demonstrar (Johnson e Wichern, 1998, p.460) que a variância da componente principal é:

$$\text{Var}(Y_i) = e_i^T \Sigma e_i = \lambda_i \quad i = 1, 2, \dots, N_V. \quad (3.27)$$

Ao mesmo tempo, as componentes principais são independentes entre si, portanto:

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = e_i^T \Sigma e_k = 0 \quad i \neq k. \quad (3.28)$$

A proporção da variância total explicada pela i -ésima componente principal, Y_i então é:

$$\% \text{ Variância Total}_{Y_i} = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_{N_V}} \cdot 100 \quad i = 1, 2, \dots, N_V. \quad (3.29)$$

Geralmente, as primeiras componentes representam uma parte importante da variância total, podendo substituir-se a totalidade das variáveis sem uma perda muito importante de informação (redução dimensional).

Demonstra-se que o coeficiente de correlação entre uma componente principal Y_i e uma dada função aleatória Z_k , expressa-se pela seguinte relação (Johnson e Wichern, 1998, p. 462):

$$\rho_{Y_i, Z_k} = \frac{\mathbf{e}_{ik} \sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\sigma_{kk}^2}} \quad i, k = 1, 2, \dots, N_v. \quad (3.30)$$

As componentes principais geralmente são obtidas de variáveis padronizadas X_1, X_2, \dots, X_{N_v} , para que sejam independentes dos fatores de escala:

$$\begin{aligned} X_1 &= \frac{(Z_1 - m_1)}{\sqrt{\sigma_{11}^2}} \\ X_2 &= \frac{(Z_2 - m_2)}{\sqrt{\sigma_{22}^2}} \\ &\vdots \\ X_{N_v} &= \frac{(Z_{N_v} - m_{N_v})}{\sqrt{\sigma_{N_v N_v}^2}} \end{aligned} \quad (3.31)$$

ou em notação matricial:

$$\mathbf{X} = \left(\mathbf{V}^{1/2} \right)^{-1} (\mathbf{Z} - \mathbf{m}). \quad (3.32)$$

Assim,

$$\begin{aligned} E[\mathbf{X}] &= \mathbf{0} \\ \text{Cov}(\mathbf{X}) = \boldsymbol{\rho} &= \left(\mathbf{V}^{1/2} \right)^{-1} \boldsymbol{\Sigma} \left(\mathbf{V}^{1/2} \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (3.33)$$

As componentes principais de \mathbf{X} podem ser obtidas a partir dos autovetores da matriz de correlação $\boldsymbol{\rho}$ de \mathbf{Z} . Assim, as equações anteriores são aplicáveis com algumas simplificações já que a variância de cada variável padronizada X é unitária. É importante salientar que os autovetores e autovalores da matriz de correlação $\boldsymbol{\rho}$ são diferentes daqueles da matriz de variâncias-covariâncias $\boldsymbol{\Sigma}$.

Portanto, a i -ésima componente principal Y_i das variáveis padronizadas $\mathbf{X}^T = [X_1, X_2, \dots, X_{N_v}]$ é:

$$Y_i = \mathbf{e}_i^T \mathbf{X} = \mathbf{e}_i^T \left(\mathbf{V}^{1/2} \right)^{-1} (\mathbf{Z} - \mathbf{m}) \quad i = 1, 2, \dots, N_v. \quad (3.34)$$

Analogamente,

$$\sum_{i=1}^{N_v} \text{Var}(Y_i) = \sum_{i=1}^{N_v} \text{Var}(X_i) = N_v. \quad (3.35)$$

e o coeficiente de correlação entre a i -ésima componente principal Y_i e a variável padronizada X_k é:

$$\rho_{Y_i X_k} = \mathbf{e}_{ik} \sqrt{\lambda_i} \quad i, k = 1, 2, \dots, N_v. \quad (3.36)$$

A proporção da variância total explicada pela i -ésima componente principal Y_i então é:

$$\% \text{ Variância Total}_{Y_i} = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_{Nv}} \cdot 100 = \frac{\lambda_i}{Nv} \cdot 100 \quad i = 1, 2, \dots, Nv. \quad (3.37)$$

3.5.2 Regressão linear múltipla

A regressão múltipla envolve três ou mais variáveis, ou seja, uma única variável dependente, porém duas ou mais variáveis independentes (explanatórias).

A finalidade das variáveis independentes adicionais é melhorar a capacidade de predição em confronto com a regressão linear simples, isto é, reduzir o coeficiente do intercepto, o qual, em regressão, significa a parte da variável dependente explicada por outras variáveis, que não a considerada no modelo.

Mesmo quando se tem interesse no efeito de apenas uma das variáveis, é aconselhável incluir as outras capazes de afetar Y , realizando uma análise de regressão múltipla, por duas razões: (i) para reduzir os resíduos estocásticos, reduzindo a variância residual (erro padrão da estimativa); (ii) para eliminar a tendenciosidade que poderia resultar se simplesmente fosse ignorada uma variável que afeta Y substancialmente.

A Regressão Linear Múltipla calcula a regressão linear da variável principal em função de um grupo de variáveis auxiliares com determinadas posições espaciais. Serão gerados os pesos atribuídos a cada variável auxiliar e calcular-se-ão para cada amostra, o resultado da regressão linear e o erro de regressão linear, ou seja, a distância entre os valores reais e os regredidos.

Dados uma variável de interesse (alvo) Z_0 (neste caso, φ) e um grupo p de variáveis auxiliares Z_i ($i = 1, p$) (os 13 parâmetros físicos), sendo todas medidas em n pontos amostrais x_α ($\alpha = 1, n$), a regressão linear múltipla da variável principal num dado ponto x_0 , contando com as variáveis auxiliares amostradas nos mesmos locais, é dada por uma combinação linear dos resíduos:

$$z_0^*(x_0) = m_0^* + \sum_{i=1}^p a_i [z_i(x_0) - m_i^*] \quad (3.38)$$

onde $\{m_i^*\}$ é o vetor das médias das variáveis e $\{a_i\}$ é o vetor dos coeficientes de ponderação das variáveis. Este vetor é calculado minimizando-se a soma do quadrado das diferenças entre $z_0^*(x_a)$ e a sua própria medida $z_0(x_a)$ para todos os n pontos medidos. O processo de minimização usa a matriz variância/covariância das p variáveis e o vetor de covariâncias entre a variável de interesse (alvo) e cada uma das variáveis auxiliares.

3.5.3 Krigagem ordinária

Este é o método mais popular no meio geoestatístico. É utilizado para estimativa de uma dada variável Z_0 no ponto x_0 do espaço, usando um conjunto de valores medidos do mesmo parâmetro, em n_0 pontos vizinhos x_α ($\alpha = 1, n_0$). Este método consiste na combinação linear das medidas:

$$z_0^*(x_0) = \sum_{\alpha=1}^{n_0} \lambda_\alpha^0 z_0(x_\alpha) \quad (3.39)$$

onde o vetor dos coeficientes $\{\lambda_\alpha^0\}$ é calculado para que se tenha um estimador exato e para minimizar as diferenças entre os valores desconhecidos no ponto de estimativa e o valor krigado no mesmo ponto. A minimização leva em conta a variabilidade espacial do parâmetro dado pela função variograma $2\gamma_0(h)$, a qual representa a variância do parâmetro formado por pares de amostras separados de um incremento de distância h :

$$2\gamma_0(h) = \text{var}[z_0(x+h) - z_0(x)] \quad (3.40)$$

A krigagem ordinária produz uma medida de sua acuracidade, ou seja, a variância do erro das estimativas. Este processo é útil na definição de incertezas nas estimativas e na determinação de áreas que necessitem de uma amostragem suplementar. Para maiores detalhes da teoria de krigagem ordinária, ver item 2.2.3.1, no capítulo 2 desta tese.

3.5.4 Cokrigagem ordinária

A aplicação da cokrigagem torna-se bastante evidente quando duas ou mais variáveis são amostradas nos mesmos locais dentro de um mesmo domínio espacial e apresentam significativo grau de correlação.

O estimador de cokrigagem ordinária consiste numa combinação linear de pesos λ_{ci} atribuídos a dados de Nv variáveis diferentes localizadas na vizinhança do local no qual se deseja estimar. Cada variável está definida num conjunto de locais n_i que pode ser igual (configuração isotópica) ou diferente (configuração heterotópica) para todas as variáveis. Assim, o estimador para uma variável de interesse $Z_i(x)$ pode ser expresso como:

$$z_{CKO1}^*(x) = \sum_{i=1}^{Nv} \sum_{ci=1}^{n_i} \lambda_{ci}^{CKO} z_i(x_{ci}) \quad (3.41)$$

onde, $z_{CKO1}^*(x)$ é o estimador de cokrigagem ordinária da variável de interesse $Z_1(x)$ no local x ; Nv é o número de variáveis; n_i é o número de dados de cada variável i , presente na vizinhança do local x ; λ_{ci}^{CKO} são os pesos de cokrigagem ordinária atribuídos a cada dado $Z_i(x_{ci})$ presentes nos n_i locais x_{ci} da vizinhança.

O estimador é não tendencioso; portanto, o erro da estimativa deve ser em média zero. Essa condição de não-tendenciosidade é satisfeita se a soma dos pesos da variável de interesse é igual a um (1) e a soma dos pesos das variáveis auxiliares é zero (0):

$$\begin{aligned} E[z_{CKO1}^*(x) - Z_1(x)] &= E\left[\sum_{i=1}^{Nv} \sum_{ci=1}^{n_i} \lambda_{ci}^{CKO} z_i(x_{ci}) - Z_1(x)\right] \\ &= E\left[\sum_{\alpha 1=1}^{n_1} \lambda_{\alpha 1}^{CKO} z_1(x_{\alpha 1}) + \sum_{i=2}^{Nv} \sum_{ci=1}^{n_i} \lambda_{ci}^{CKO} z_i(x_{ci}) - Z_1(x)\right] \\ &= \sum_{\alpha 1=1}^{n_1} \lambda_{\alpha 1}^{CKO} m_1 + \sum_{i=2}^{Nv} \sum_{ci=1}^{n_i} \lambda_{ci}^{CKO} m_i - m_1 \\ &= m_1 \underbrace{\left[\sum_{\alpha 1=1}^{n_1} \lambda_{\alpha 1}^{CKO} - 1\right]}_0 + m_i \underbrace{\left[\sum_{i=2}^{Nv} \sum_{ci=1}^{n_i} \lambda_{ci}^{CKO}\right]}_0 = 0 \end{aligned} \quad (3.42)$$

⇒

$$\begin{cases} \sum_{\alpha 1=1}^{n_1} \lambda_{\alpha 1}^{CKO} = 1 \\ \sum_{ci=1}^{n_i} \lambda_{ci}^{CKO} = 0 \quad i = 2, \dots, Nv. \end{cases}$$

A condição dos pesos acima demonstrada é chamada de tradicional. Na prática, a condição sobre os pesos da variável secundária provoca a ocorrência de pesos negativos ou muito pequenos os quais podem levar a estimativas negativas ou subestimadas. Para solucionar esse problema, uma outra relação

nos pesos foi desenvolvida (Isaaks e Srivastava, 1989; Goovaerts, 1998), na qual o somatório dos pesos da variável de interesse e das variáveis auxiliares é igual a um (1):

$$\sum_{i=1}^{Nv} \sum_{\alpha i=1}^{n_i} \lambda_{\alpha i}^{CKO} = 1. \quad (3.43)$$

Entretanto, para a utilização da condição da equação acima é necessário reescalonar o estimador pelas médias (Goovaerts, 1998):

$$z_{CKO1}^*(x) = \sum_{\alpha 1=1}^{n_1} \lambda_{\alpha 1}^{CKO} z_1(x_{\alpha 1}) + \sum_{i=2}^{Nv} \sum_{\alpha i=1}^{n_i} \lambda_{\alpha i}^{CKO} [z_i(x_{\alpha i}) - m_i + m_1]. \quad (3.44)$$

A variância do erro da estimativa σ_R^2 tem a seguinte expressão:

$$\sigma_R^2 = E \left[\left(\sum_{i=1}^{Nv} \sum_{\alpha i=1}^{n_i} \lambda_{\alpha i}^{CKO} z_i(x_{\alpha i}) - z_1(x) \right)^2 \right]. \quad (3.45)$$

A cokrigagem minimiza a variância do erro. Realizando as derivadas parciais da expressão anterior e igualando-as a zero, chega-se à expressão que resolve os pesos de cokrigagem ordinária. Para considerar as condições de não-tendenciosidade nos pesos utilizam-se Nv parâmetros de Lagrange μ_i no sistema de cokrigagem ordinária:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{Nv} \sum_{\beta j=1}^{n_j} \lambda_{\beta j}^{CKO} C_{ij}(x_{\alpha i} - x_{\beta j}) + \mu_i = C_{i1}(x_{\alpha i} - x) & i = 1, \dots, Nv \quad \alpha_i = 1, \dots, n_i \\ \sum_{\alpha 1=1}^{n_1} \lambda_{\alpha 1}^{CKO} = 1 \\ \sum_{\alpha i=1}^{n_i} \lambda_{\alpha i}^{CKO} = 0 & i = 2, \dots, Nv. \end{cases} \quad (3.46)$$

Um aspecto a destacar é que a variância de cokrigagem é menor que a variância de krigagem:

$$\sigma_{CKO}^2 = C_{11}(0) - \sum_{i=1}^{Nv} \sum_{\alpha i=1}^{n_i} \lambda_{\alpha i}^{CKO} C_{i1}(x_{\alpha i} - x) - \mu_1. \quad (3.47)$$

A implementação da cokrigagem pode ser realizada em vários softwares comerciais e em outros de uso acadêmico. Porém, a maior dificuldade na sua

implementação está na modelagem da correionalização, que para um número elevado de variáveis se torna extremamente complexa.

Nos sistemas de cokrigagem, é necessário informar a covariância direta das Nv variáveis, assim como a covariância cruzada entre elas. Para solucionar este caso, pode-se utilizar o Modelo Linear de Correionalização (MLC) (Wackernagel, 1994; Chilès e Delfiner, 1999; Goovaerts, 1997). Neste modelo, cada função de covariância (ou variograma) pode ser expressa como uma combinação linear de funções correlogramas (ou variogramas normalizados).

Um conjunto de funções aleatórias estacionárias de segunda ordem $\{Z_i(x), i = 1, \dots, Nv\}$ pode ser decomposto em conjuntos de componentes $\{Z'_l(x), l = 0, \dots, L\}$ espacialmente não correlacionadas.

$$Z_i(x) = \sum_{l=0}^L Z'_l(x) + m_i. \quad (3.48)$$

Para todos os valores de i, j, l e l' :

$$\begin{aligned} E[Z_i(x)] &= m_i \\ E[Z'_l(x)] &= 0 \end{aligned} \quad (3.49)$$

e

$$\begin{aligned} \text{Cov}(Z'_l(x), Z'_l(x+h)) &= E[Z'_l(x) Z'_l(x+h)] = C_{ij}^l(h) \\ \text{Cov}(Z'_l(x), Z'_{l'}(x+h)) &= 0 \quad \text{se } l \neq l'. \end{aligned} \quad (3.50)$$

As covariâncias cruzadas $C_{ij}^l(h)$ associadas com as componentes são consideradas simétricas, compostas por coeficientes $b_{ij}^l(h)$, e são proporcionais a correlogramas $\rho^l(h)$:

$$C_{ij}(h) = \sum_{l=0}^L C_{ij}^l(h) = \sum_{l=0}^L b_{ij}^l \rho^l(h) \quad (3.51)$$

As matrizes de correionalização B_l de ordem $Nv \times Nv$ podem ser construídas, com o que será obtido um modelo de covariância multivariado:

$$C_{ij}(h) = \sum_{l=0}^L B_l \rho^l(h). \quad (3.52)$$

As matrizes de correionalização B_l devem estar definidas positivamente (Johnson e Wichern, 1998). Por sua vez, cada componente espacial $Z'_i(x)$ pode ser representado por um conjunto de fatores não correlacionados $Y'_k(x)$ com coeficientes de transformação a'_{ik} :

$$Z'_i(x) = \sum_{k=1}^{N_v} a'_{ik} Y'_k(x). \quad (3.53)$$

Para todos os valores dos índices i, j, l, l', k e k' :

$$E[Y'_k(x)] = 0 \quad (3.54)$$

e

$$\begin{aligned} \text{Cov}(Y'_k(x), Y'_k(x+h)) &= \rho'(h) \\ \text{Cov}(Y'_k(x), Y'_{k'}(x+h)) &= 0 \quad \text{se } l \neq l' \text{ e } k \neq k'. \end{aligned} \quad (3.55)$$

Combinando a decomposição espacial com a decomposição multivariada, obtém-se o Modelo Linear de Correionalização:

$$Z_i(x) = \sum_{l=0}^L \sum_{k=0}^{N_v} a'_{ik} Y'_k(x). \quad (3.56)$$

Na prática, primeiro são escolhidos os correlogramas $\rho'(h)$ (ou variogramas normalizados $\gamma'(h)$). Posteriormente, são escolhidos os coeficientes da matriz de correionalização, de modo que provejam um ajuste gráfico adequado às funções de covariância (ou variogramas) experimentais. A matriz de correionalização deve estar definida positivamente.

Para a obtenção dos coeficientes a'_{ik} decompõem-se as matrizes de correionalização da seguinte forma:

$$B_l = A_l A_l^T \quad \text{onde } A_l = [a'_{ik}]. \quad (3.57)$$

A decomposição de B_l no produto de A_l e a sua matriz transposta são baseadas na decomposição em autovalores de cada matriz de correionalização.

3.6 Resultados e discussões

3.6.1 Análise em componentes principais dos parâmetros geotécnicos

As 51 amostras do depósito de aluviões recentes que apresentaram o conjunto completo de informações geotécnicas foram analisadas para a caracterização das 13 propriedades físicas e dos dois parâmetros mecânicos. A Análise em Componentes Principais, daqui em diante denominada ACP, foi implementada neste banco de dados com o objetivo de analisar as inter-relações existentes entre os parâmetros geotécnicos e de simplificar o ajuste do modelo de correionalização dos dados.

A ACP procede a uma transformação linear das variáveis, a qual transforma um conjunto de variáveis correlacionadas em fatores sem correlação. Uma série desses fatores é, consecutivamente, extraída para maximizar a variância total das variáveis. A Figura 3.12 mostra um gráfico com a posição das variáveis no plano calibrado por dois fatores que podem ser produzidos para explicar a estrutura da variabilidade.

Em virtude da redundância das informações, os primeiros cinco fatores da ACP explicam mais de 85% da variabilidade total do conjunto de amostras e foram selecionados para as análises futuras. Mais especificamente, os primeiros dois fatores explicam mais de 50% da variabilidade total (Tabela 3.2).

Tabela 3.2 – Tabela variáveis e dos fatores considerados na análise em componentes principais. Estão relacionados os 5 primeiros fatores mais relevantes do conjunto amostral.

	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5
γ_n	0.8337	0.4020	0.1285	0.0028	-0.1077
γ_s	0.3904	-0.1549	-0.4364	0.4246	0.0697
w_n	-0.9098	-0.3516	0.0313	-0.0346	0.0644
w_l	-0.0418	-0.7822	0.5393	0.1761	-0.1146
w_p	-0.4872	-0.0909	0.3795	0.7460	-0.0538
l_p	0.3386	-0.7368	0.2619	-0.4033	-0.0753
l_c	0.7434	-0.0758	0.4041	0.4206	-0.1087

Tabela 3.2 – Continuação.

	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5
A	-0.2627	0.3252	0.6070	-0.3992	-0.1968
e_0	-0.8723	-0.4053	-0.1063	0.0393	0.1510
Cascalho%	-0.3506	0.2591	0.1423	0.0354	-0.7424
Areia%	-0.3595	0.5229	-0.4495	0.0997	-0.3071
Silte%	-0.1087	0.6124	0.5597	0.0249	0.4703
Argila%	0.3385	-0.8520	-0.2191	-0.0727	-0.1274
φ'	-0.1605	0.7413	-0.1444	0.0150	-0.2178
c'	0.2482	-0.3147	-0.1864	0.5211	-0.0576

O Fator 1, o qual explica 29.15% da variabilidade total, está fortemente correlacionado com I_c (0.7434), γ_n (0.8337), w_n (-0.9098), e e_0 (-0.8723). Partindo desta análise, este fator apresenta grande relação com a presença de água nas amostras. Quando da análise em laboratório das amostras, a saturação foi considerada como 100% para o depósito aluvionar em estudo. Além disso, o Fator 1 apresenta-se pouco correlacionado com o φ' (-0.1605) e a c' (0.2482).

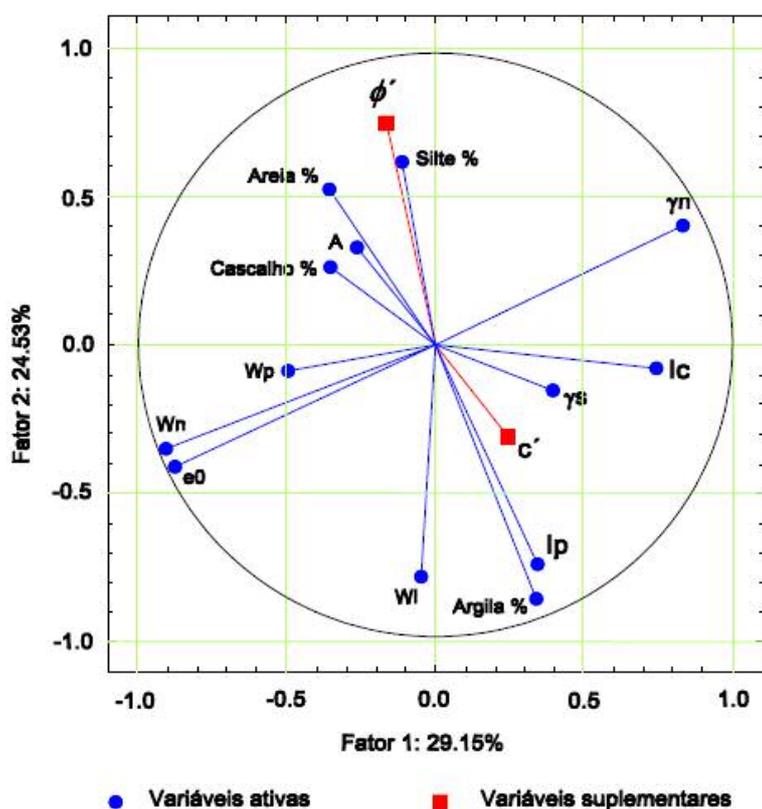


Figura 3.12 – Parcela de pontuação dos parâmetros físicos e mecânicos no plano calibrado pelos dois primeiros fatores da ACP.

O Fator 2 explica 24.53% da variabilidade total e está correlacionado com argila% (-0.8520), w_l (-0.7822) e I_p (-0.7368), e sendo também controlado pela quantidade e composição mineralógica da componente argila. Este fator está bem correlacionado com o ângulo de atrito φ' (0.7413) e pouco correlacionado com a coesão c' (-0.3147).

O Fator 3 explica 14.14% da variabilidade total e está medianamente correlacionado com a areia% e γ_s (-0.4495 e -0.4364, respectivamente), silte% (0.5597), A (0.6070) e w_l (0.5393). Este fator está pouco correlacionado com o ângulo de atrito φ' (-0.1444) e a coesão c' (-0.1864).

O Fator 4 explica 9.90% da variabilidade total do conjunto de amostras. Este fator está bem correlacionado com w_p (0.7460), medianamente correlacionado com γ_s (0.4246), I_p (-0.4033), I_c (0.4206) e pouco correlacionado com A (-0.3992). Ainda, apresenta uma correlação moderada com a coesão c' (0.5211).

Finalmente, o Fator 5, que explica 7.70% da variabilidade total, está bem correlacionado com a percentagem de cascalho, medianamente com a percentagem de silte e pouco com a percentagem de areia (-0.7424, 0.4703, -0.3071, respectivamente). Por fim, apresenta pouca correlação com o ângulo de atrito φ' (0.2178).

3.6.2 Validação cruzada dos métodos de estimativa

A estimativa espacial de um parâmetro de comportamento mecânico do solo é um passo relevante na modelagem geológico-geotécnica do subsolo. No presente trabalho, a análise da variável ângulo de atrito interno do solo foi escolhida para o estudo e as verificações de validação cruzada foram desenvolvidas considerando três estimadores diferentes, com o objetivo de analisar a contribuição das variáveis auxiliares e da sua correlação espacial nos resultados finais das estimativas.

No ajuste dos variogramas experimentais, sempre existem incertezas sobre as hipóteses de estacionaridade assumidas, modelos selecionados, parâmetros ajustados e adequação da estratégia de krigagem adotada. Este conjunto de incertezas contribui para o erro da estimativa, que pode ser avaliado pelo

procedimento denominado validação cruzada (Vieira et al., 1981; Isaaks e Srivastava, 1989; Cressie, 1991).

A validação cruzada é uma técnica que, utilizando apenas as informações disponíveis, permite a comparação das N observações com N valores estimados nos pontos onde são conhecidas as amostras.

O processo consiste em retirar um valor amostrado ($Z[x_\alpha]$) temporariamente do conjunto de valores observados, o qual é estimado com base nas amostras restantes, $Z(x_i), i = 1, \dots, N$ e $i \neq \alpha$, respeitando-se as condições impostas pelo modelo representativo dos dados. Esse procedimento é repetido para as N observações e obtém-se, assim, N pares ordenados do tipo $(Z(x), Z^*(x)) = (\text{valor real}, \text{valor estimado})$. Com esse conjunto de pares ordenados calculam-se os parâmetros estatísticos básicos das distribuições univariadas das estimativas e dos erros. Espera-se que numa boa estimativa os parâmetros de estatística descritiva univariada se assemelhem aos mesmos calculados para os valores reais, bem como que os erros sejam mínimos.

As três metodologias de estimativas apresentadas acima (item 3.6) foram utilizadas para estimar o ângulo de atrito interno do solo, considerando os 51 pontos que apresentavam o conjunto completo das informações geotécnicas (condição isotópica).

A regressão linear foi desenvolvida utilizando-se os 13 parâmetros físicos como referência, ao passo que a cokrigagem foi processada usando-se os cinco primeiros fatores da ACP (Tabela 3.2). A krigagem ordinária é o único desses métodos que não faz uso de uma variável auxiliar para suas estimativas.

Além do gráfico de correlação da Figura 3.13, os seguintes parâmetros foram utilizados para comparar os resultados de validação cruzada: variância dos erros de validação cruzada, coeficiente de correlação entre os valores estimados e medidos, coeficiente de regressão em relação aos valores estimados.

Dentro do processo de validação cruzada, considerando o método de cokrigagem, todas as variáveis auxiliares do ponto alvo a ser estimado foram consideradas no momento das estimativas.

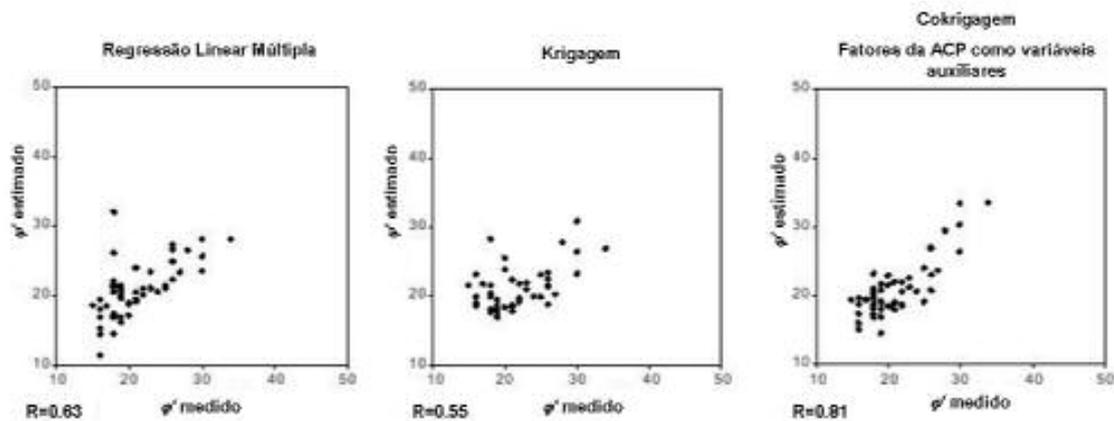


Figura 3.13 - Gráfico de correlação dos valores de ângulo de atrito drenado (ϕ) medidos/estimados. Validação cruzada implementada com as 51 amostras que apresentavam o conjunto completo das informações geotécnicas. As 13 propriedades físicas do solo foram usadas para a regressão linear múltipla; os 5 primeiros fatores da ACP foram usados como variáveis auxiliares para a cokrigagem.

Os resultados da validação cruzada mostraram que a estimativa melhora quando introduzidos os parâmetros físicos (Tabela 3.3). O fato de a regressão múltipla ter apresentado um melhor resultado comparativamente à krigagem pode significar que a disponibilidade de variáveis auxiliares nos pontos estimados é mais importante neste caso do que a correlação espacial da variável principal. A cokrigagem que leva em conta ambos os fatores, correlação espacial e variáveis auxiliares, acaba refletindo no melhor resultado final.

Tabela 3.3 - Resultados da validação cruzada para 51 amostras que apresentam o conjunto completo de informações geotécnicas, mostrando a variância dos erros de validação cruzada, o coeficiente de correlação entre os valores medidos e os estimados e o coeficiente de regressão em relação aos valores estimados.

Validação cruzada das 51 amostras			
Estimador	$Var(Z^* - Z)$	Correlação (Z^*, Z)	Coef. Regressão Linear $Z^* = aZ + b$
Krigagem	13.47	0.55	0.38
Regressão Linear Múltipla	12.89	0.63	0.59
Cokrigagem	6.76	0.81	0.79

Verificou-se que o conjunto completo de parâmetros físicos não está disponível para todas as amostras do banco de dados. As granulometrias aparecem registradas em 702 amostras do banco de dados. Tem-se 295

amostras que apresentam ao mesmo tempo informações de ângulo de atrito (ϕ') e granulometrias. Assim, optou-se pela realização de uma nova análise de validação cruzada com os mesmos métodos apresentados anteriormente, mas desta vez apenas as granulometrias foram consideradas como variáveis auxiliares.

A eficiência dos três métodos de estimativa é evidenciada pelos resultados da validação cruzada (Tabela 3.4 e Figura 3.14), os quais atestam a viabilidade do uso das granulometrias para a estimativa do ângulo de atrito ϕ' . Cabe ressaltar que apenas a granulometria correspondente à fração silte não foi considerada nas estimativas por agregar valores negativos aos resultados. Esta particularidade será comentada no item 3.7 deste capítulo.

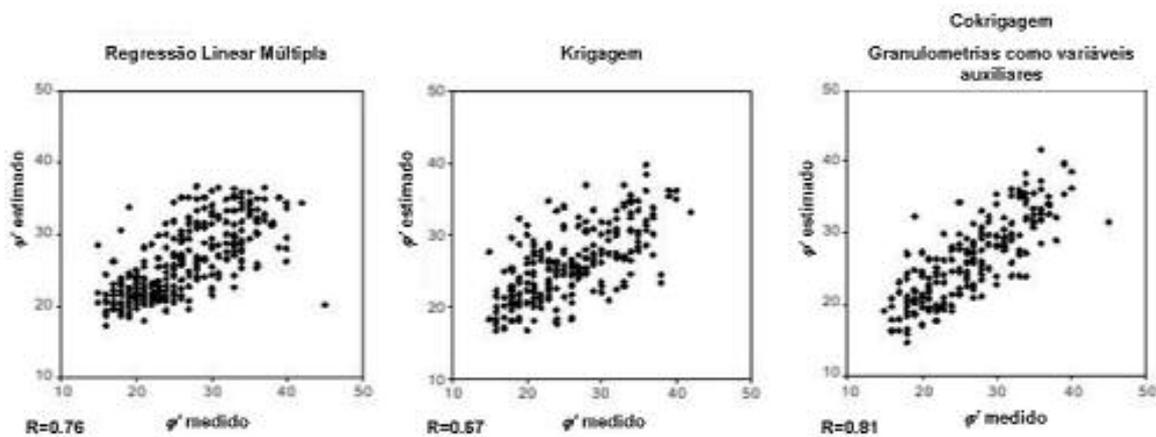


Figura 3.14 - Gráfico de correlação do ângulo de atrito (ϕ') medido/estimado. Validação cruzada das 295 amostras que contêm informações texturais. Argila%, Silte% e Areia%+Cascalho% foram usados na regressão linear múltipla e Argila% e Areia%+Cascalho% foram usadas como variáveis auxiliares na cokrigagem.

Tabela 3.4 – Resultados da validação cruzada para as 295 amostras que contem informações de textura e ângulo de atrito drenado, mostrando a variância dos erros de validação cruzada, o coeficiente de correlação entre os valores medidos e estimados, e o coeficiente de regressão dos valores medidos em relação aos estimados.

Validação cruzada das 295 amostras			
Estimador	$Var(Z^* - Z)$	Correlação (Z^*, Z)	Coef. Regressão Linear
			$Z^* = aZ + b$
Krigagem	23.33	0.67	0.52
Regressão Linear Múltipla	17.72	0.76	0.58
Cokrigagem	14.29	0.81	0.71

Após algumas tentativas, observou-se que os melhores resultados da cokrigagem foram alcançados fazendo uso da porcentagem de argila (Argila%) e das porcentagens conjuntas de areia e cascalho (areia%+cascalho%) como variáveis auxiliares.

A cokrigagem foi implementada por meio de um modelo de correionalização composto por duas estruturas espaciais (Figura 3.15): uma estrutura horizontal representada por um modelo esférico com alcance de 670 m (Figura 3.15a) e uma estrutura vertical com um modelo de ajuste também esférico com alcance de 12 m (Figura 3.15b). O método direto de krigagem foi testado com o uso do variograma do ϕ' , obtido no modelo de correionalização (Figura 3.15).

Assim como o variograma serve para ilustrar a continuidade espacial de uma única variável, o variograma cruzado é a ferramenta utilizada tradicionalmente para descrever a continuidade cruzada entre duas ou mais variáveis. A Figura 3.15 a, b e f apresenta os variogramas horizontais diretos e a Figura 3.15 g, h e l, os variogramas verticais diretos da porcentagem de argila, da porcentagem combinada de areia e cascalho e do ângulo de atrito, respectivamente. Da mesma forma, apresenta os variogramas cruzados horizontais e verticais das combinações entre essas três variáveis (argila% x areia+cascalho%), ϕ' x areia+cascalho% e ϕ' x argila%, ou seja, 3.15 c, d, e, i, j e k.

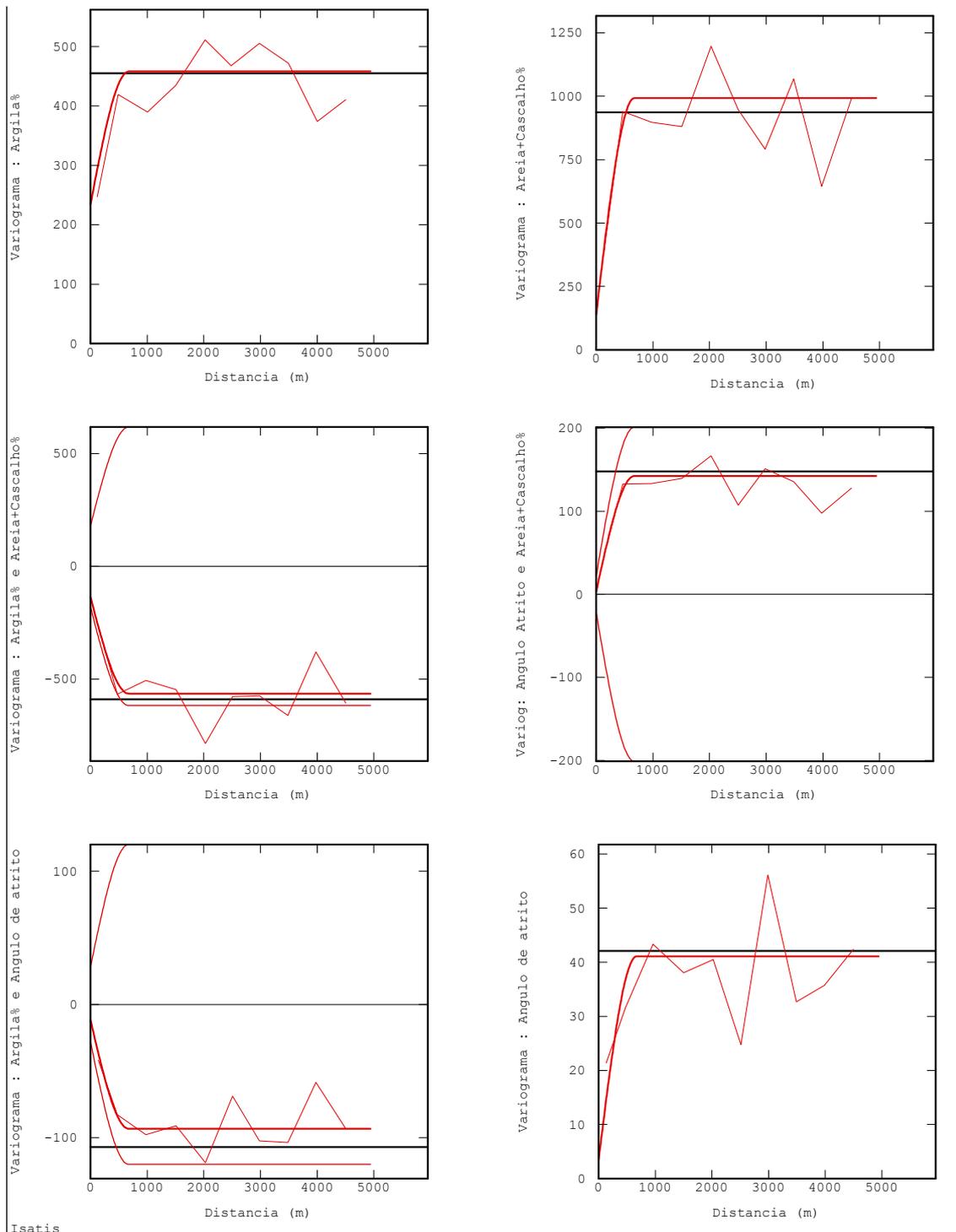


Figura 3.15 – Variogramas cruzados experimentais e modelos ajustados para as porcentagens de argila%, areia%+cascalho% e ângulo de atrito drenado (ϕ'). A estrutura horizontal foi ajustada usando um modelo de variograma esférico isotrópico com alcance de 670 m (Figura 3.15 a à f), e uma estrutura vertical ajustada com um modelo de variograma esférico com alcance de 12m (Figura 3.15 g à l).

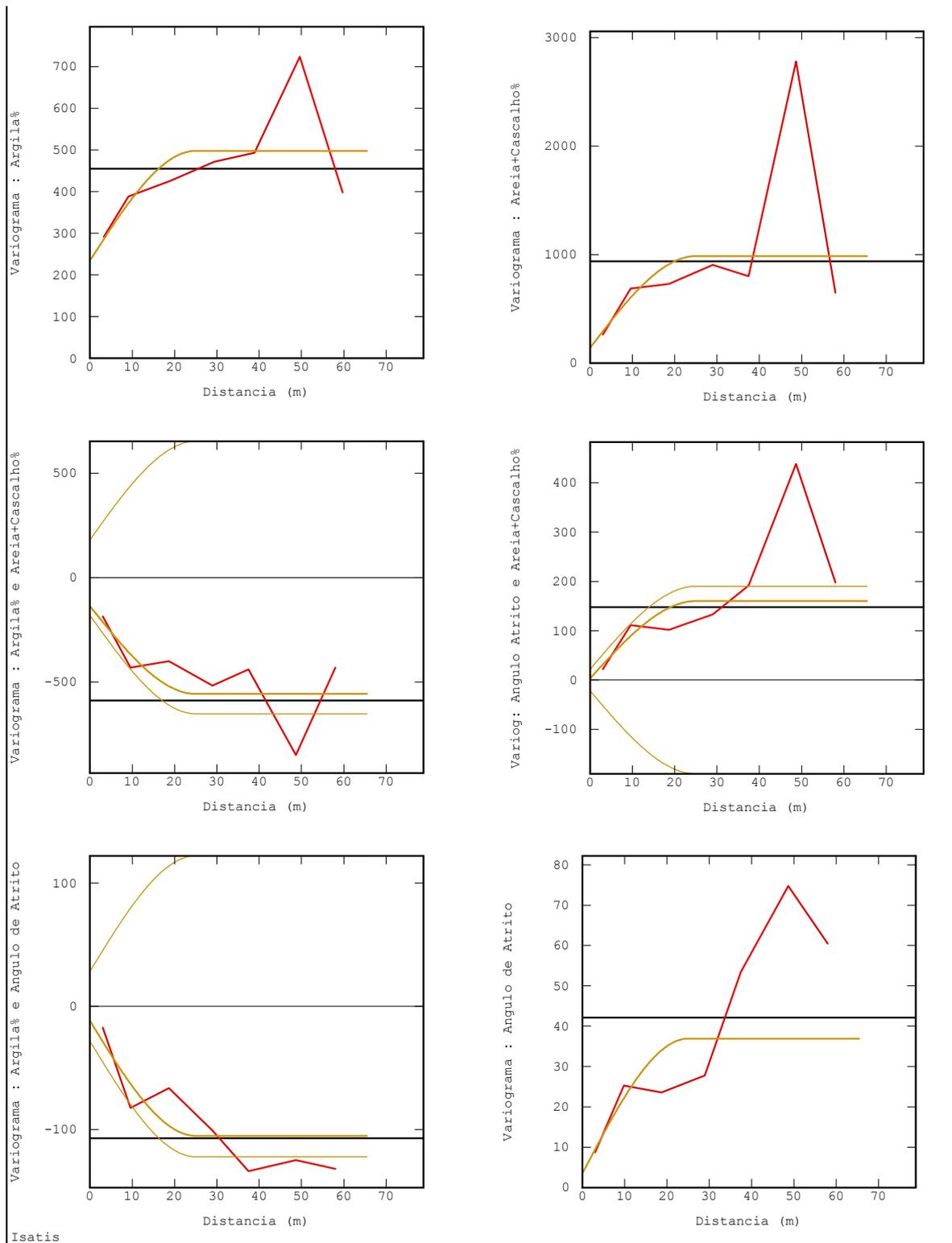


Figura 3.15 – continuação.

Por fim, a teoria de cokrigagem apresentou os melhores resultados finais dentre os métodos de estimativas propostos. Esta técnica produz estimativas mais precisas e acuradas utilizando um número maior de informações auxiliares, ou seja, outras variáveis correlacionadas à variável em estudo. Por se conhecer

esse potencial é que tal técnica foi introduzida neste estudo. Dessa forma, variáveis que antes eram ignoradas no momento das estimativas, quando se desconhecia inclusive seu potencial em melhorar os resultados finais das estimativas, foram inseridas na análise, tendo sua relevância sido comprovada pelos resultados finais deste estudo de caso.

3.6.3 Mapas do ângulo de atrito interno do solo (ϕ')

A importância e o impacto no comportamento dos aluviões de Roma em razão das diferentes frações granulométricas foram evidenciados ao longo deste capítulo por diversas análises gráficas. Esta relevância foi verificada também quando do uso das frações granulométricas (argila% e areia%+cascalho%) para a estimativa do parâmetro ângulo de atrito por meio da técnica de cokrigagem.

De posse dessas informações obtidas ao longo do estudo, partiu-se para a geração de mapas do ângulo de atrito por meio da combinação de dados, que trouxe melhores resultados às estimativas finais, ou seja, o uso das granulometrias para a estimativa do ângulo de atrito. O modelo de correção regionalização utilizado para as estimativas foi apresentado na Figura 3.15.

Em uma boa estimativa, a média dos valores estimados deve ser semelhante à dos dados reais. Dessa forma, a Figura 3.16 (a, b, c e d) ilustra os histogramas dos dados reais e os resultantes das estimativas por RLM, KO e COK. Verifica-se claramente que todas as técnicas mantiveram a média dos dados muito próximas à dos dados originais (3.16a), como já era esperado, em razão dos efeitos de suavização das estimativas.

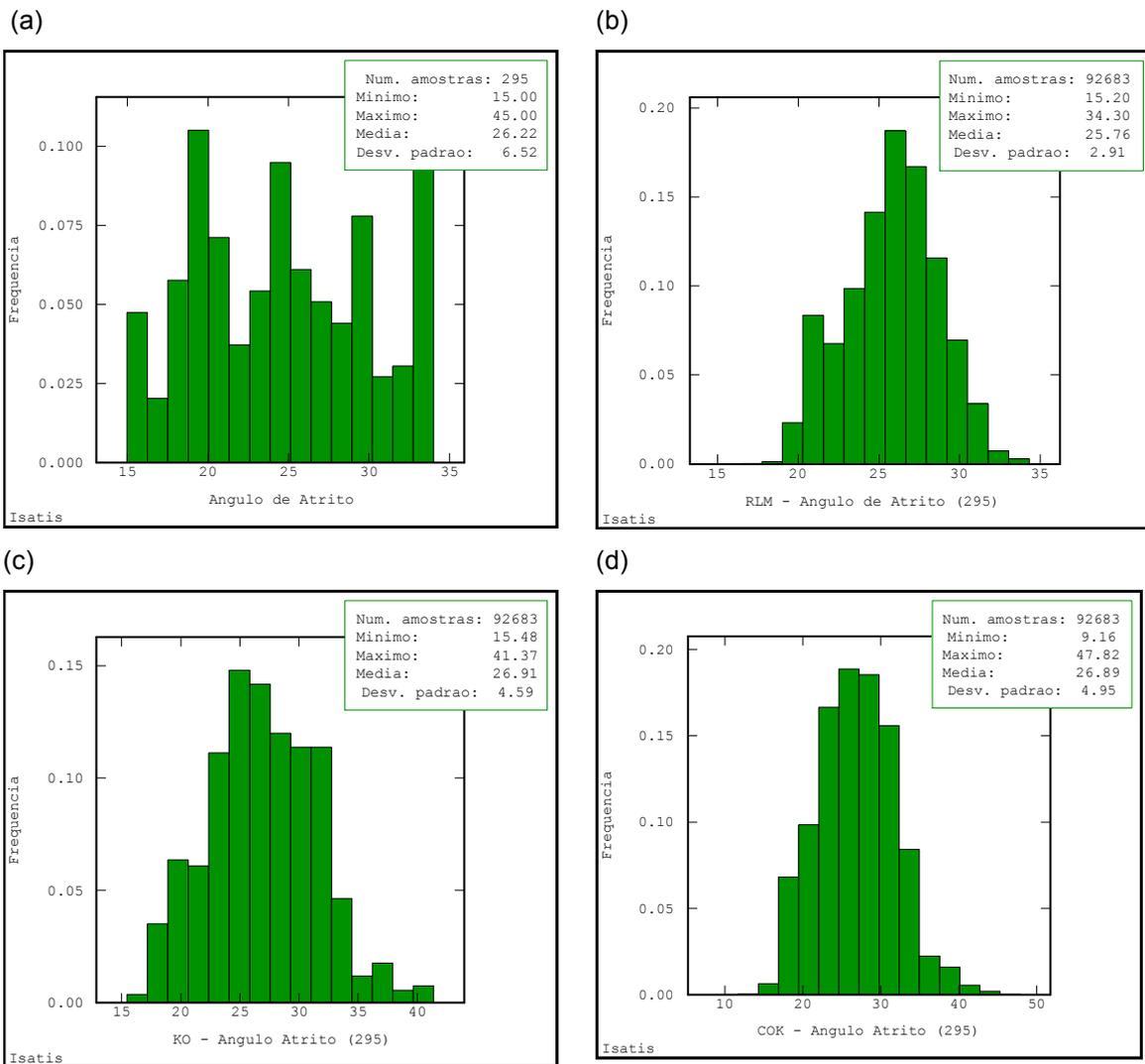


Figura 3.16 – (a) Histograma dos dados originais de ângulo de atrito que apresentam as informações granulométricas; histograma dos dados estimados de ângulo de atrito pelas técnicas: (b) Regressão Linear Múltipla, (c) Krigagem Ordinária e (d) Cokrigagem Ordinária.

Os resultados das estimativas do ângulo de atrito são apresentados de duas formas; a primeira um mapa da camada mais superficial do terreno em estudo, cota +20,0 m, a cota correspondente ao 0,00 m em relação ao nível do mar e também a cota de -20,0 m em relação ao nível do mar, representadas pela Figura 3.17, 3.18 e 3.19 (a, b e c respectivamente); a segunda serve para confrontar entre si os resultados das estimativas pelas três técnicas utilizadas no trabalho, ou seja, confronta os dados das estimativas por RLM e KO, KO e COK, e assim sucessivamente, fornecendo um gráfico de fácil visualização das diferenças das estimativas pelos três métodos. Além disso, proporciona uma avaliação mais apurada da coerência matemática entre as técnicas e os resultados das estimativas (Figura 3.20).

O parâmetro ângulo de atrito é uma das características do solo, sendo determinado por suas propriedades e atributos, assim como textura, estrutura, densidade, mineralogia, umidade, etc. Dessa forma, os mapas apresentados nas Figuras 3.17, 3.18 e 3.19 são apenas ilustrativos, para a avaliação da área abrangida pelas estimativas. Esses mapas não serão utilizados nem indicados para fins de projetos de engenharia. O estudo até aqui desenvolvido faz parte de um grupo de análises da influência dos diversos parâmetros geotécnicos nas estimativas e nos métodos empregados no estudo.

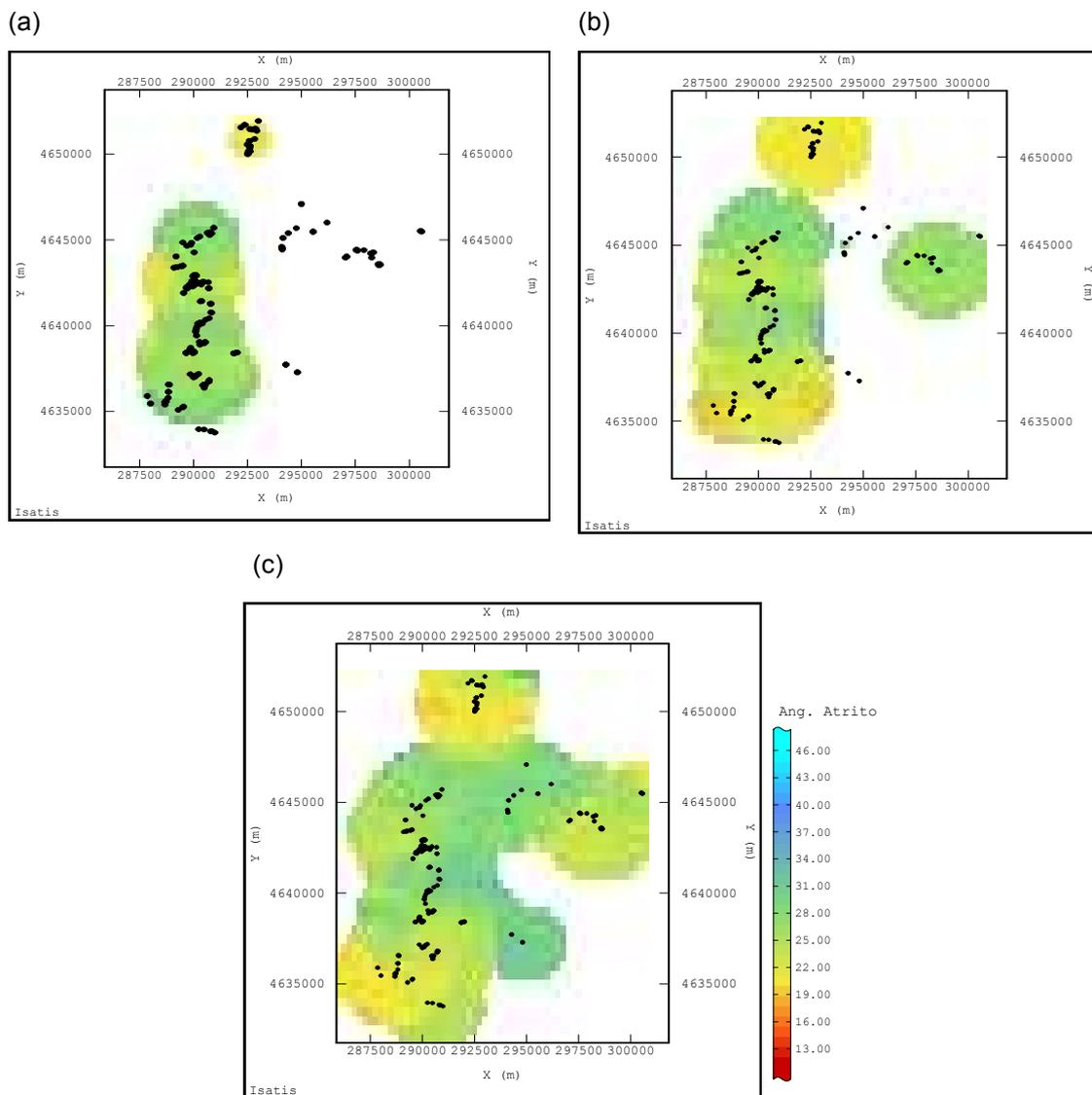


Figura 3.17 – Mapa do ângulo de atrito, na cota (a) +20,00m, (b) 0,00m e (c) -20,00m (respectivamente), estimado pela técnica de Regressão Linear Múltipla.

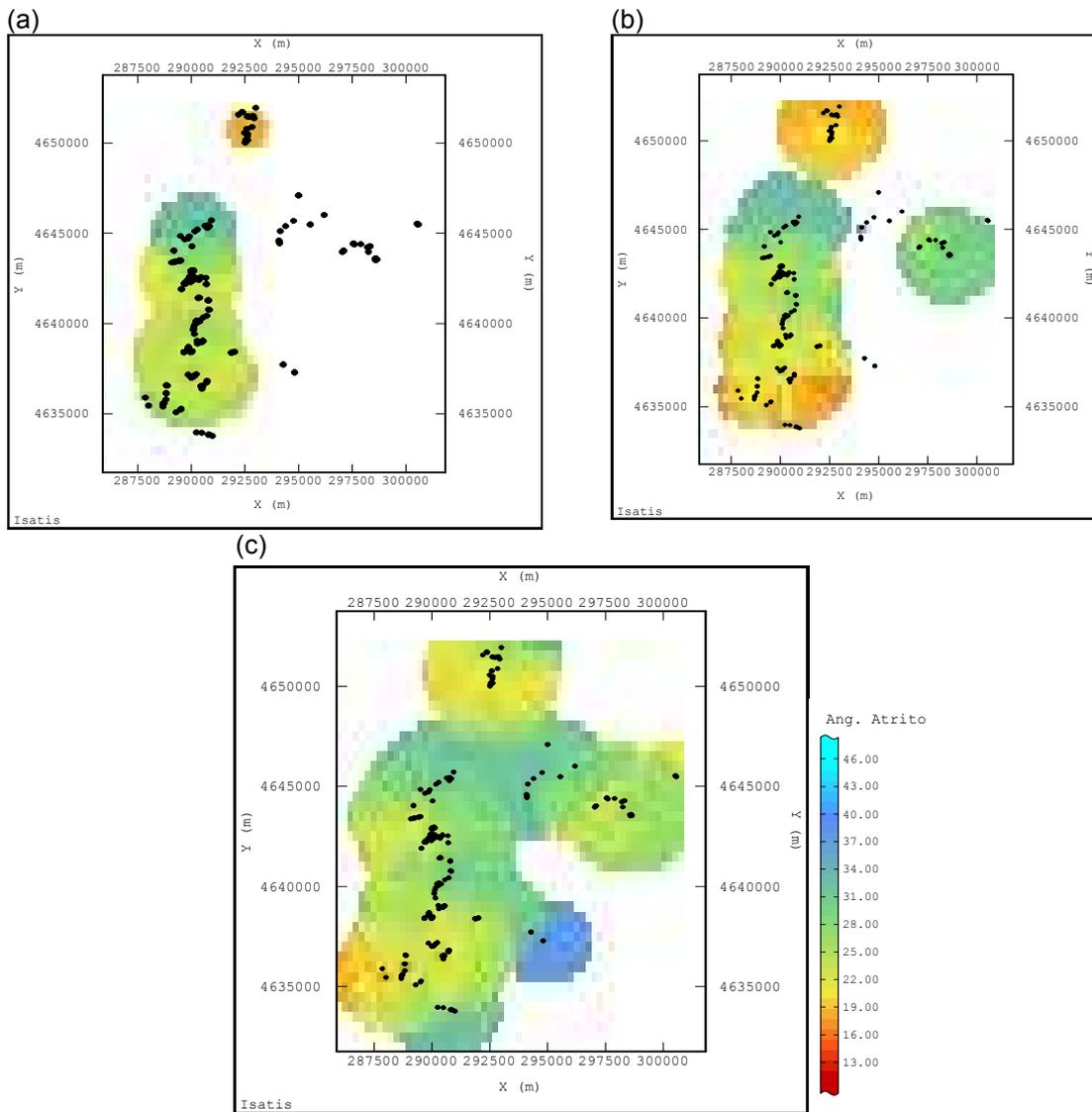


Figura 3.18 – Mapa do ângulo de atrito, na cota (a) +20,00m, (b) 0,00m e (c) -20,00m (respectivamente), estimado pela técnica de Krigagem Ordinária.

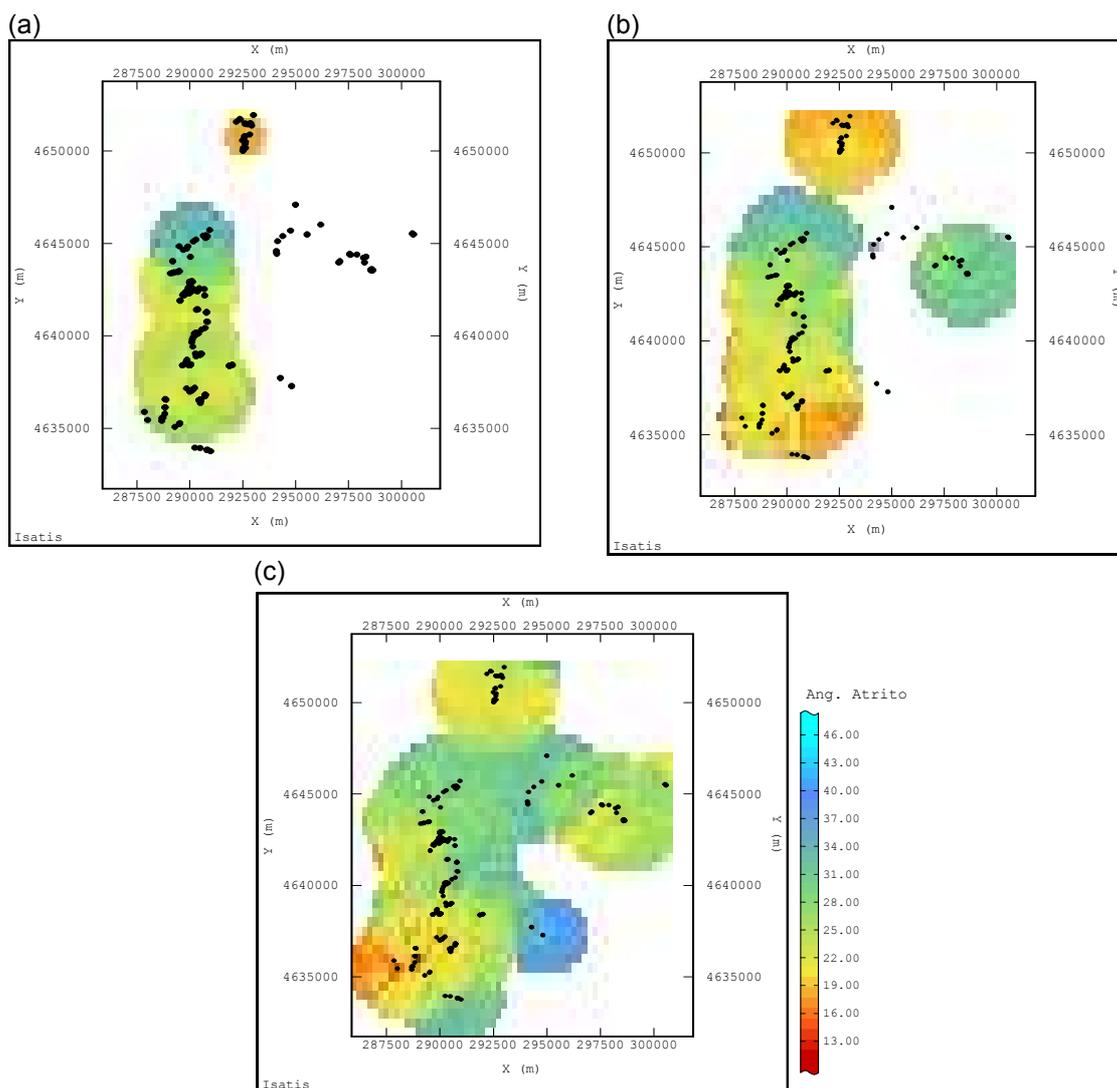


Figura 3.19 – Mapa do ângulo de atrito, na cota (a) +20,00m, (b) 0,00m e (c) -20,00m (respectivamente), estimado pela técnica de Cokrigagem Ordinária.

Pode-se observar por meio das Figuras 3.18, 3.19 (visualmente) e 3.20 (graficamente) que as duas técnicas que apresentaram maior similaridade nos resultados finais das estimativas, foram as técnicas geoestatísticas de krigagem ordinária e cokrigagem ordinária. Mesmo a RLM tendo apresentado resultados mais favoráveis na validação cruzada em relação à KO, ao final a KO apresentou resultados mais apurados do que a RLM. Dessa forma, evidencia-se a riqueza das técnicas geoestatísticas ao inserirem nas suas estimativas a continuidade espacial do fenômeno por meio do variograma.

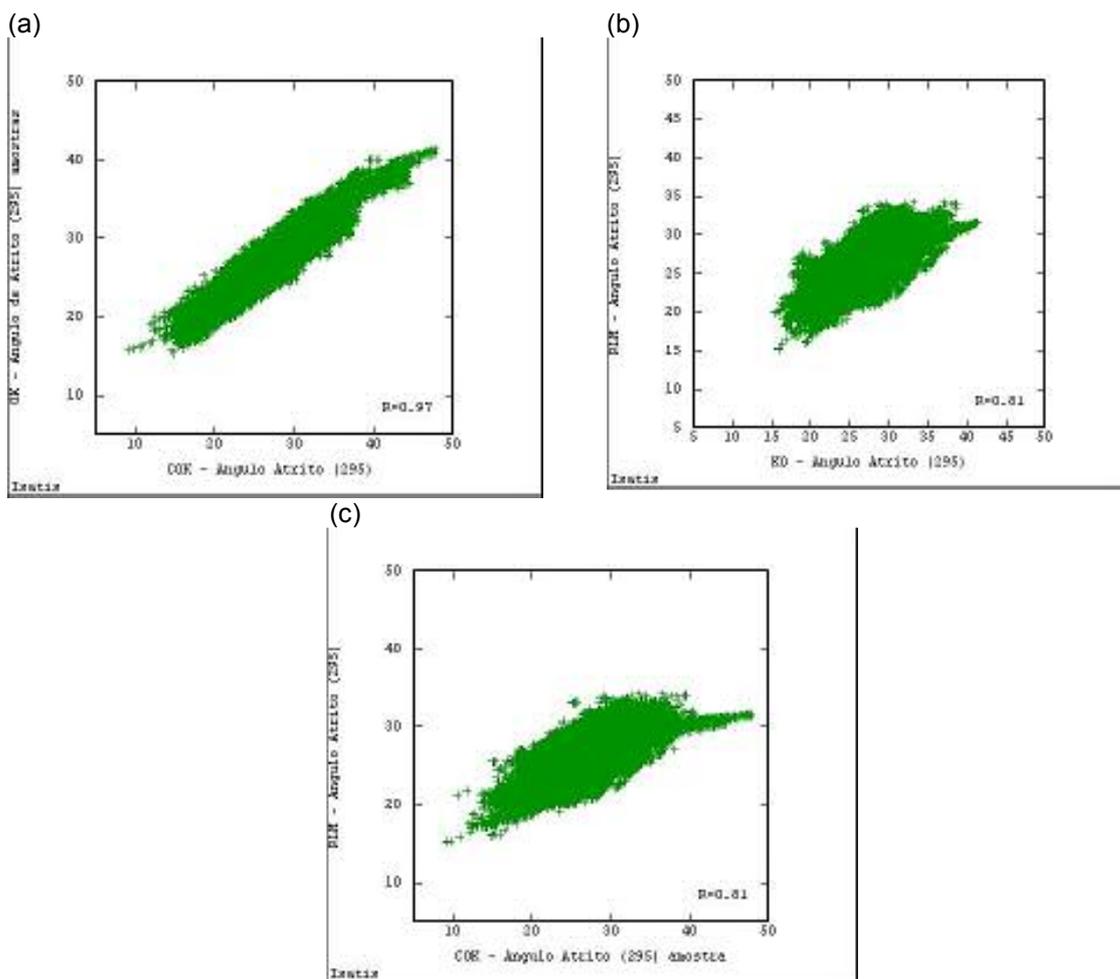


Figura 3.20 – Gráfico de correlação dos dados estimados pelas três técnicas em estudo, sendo: (a) KO x COK, (b) KO x RLM e (c) COK x RLM.

Diante dos resultados apresentados, verifica-se que para a obtenção de estimativas do ângulo de atrito com resultados tão satisfatórios quanto aos apresentados pela validação cruzada e fazendo uso da técnica de cokrigagem, que levará em conta as demais variáveis envolvidas no estudo, existe a necessidade de um adensamento amostral das variáveis auxiliares.

3.6.4 O papel do silte no condicionamento do ângulo de atrito interno

As informações sobre a textura do solo trazem melhorias para as estimativas dos parâmetros mecânicos, mas nem todas as porcentagens granulométricas parecem agregar positivamente da mesma forma. Como mencionado no decorrer deste capítulo, a cokrigagem foi desenvolvida usando-se argila% e areia%+cascalho% como variáveis auxiliares, e o uso do silte% resultou em uma perda na qualidade nas estimativas.

Esse comportamento ocorre, provavelmente, em razão das diferentes contribuições do silte no ensaio de cisalhamento direto, quando o silte está associado aos finos do solo ou às granulometrias mais grosseiras. No entanto, para os depósitos de aluviões recentes, em que a percentagem de finos prevalece, o comportamento mecânico das amostras depende, provavelmente, das diferentes contribuições da plasticidade e não-plasticidade dos finos na tensão de cisalhamento. Esse comportamento já foi observado em materiais mistos e solos naturais examinados por meio de ensaios triaxiais não drenados (Georgiannou et al., 1990; Pitman et al., 1994; Zlatović e Ishihara, 1995; Thevanayagam e Mohan, 2000; Ni et al., 2004, 2006), mesmo que os resultados desses ensaios não sejam diretamente comparados com os ensaios de cisalhamento.

As tentativas de integrar a percentagem de silte na estimativa do φ' será fruto de trabalhos futuros por meio da recuperação das distribuições granulométricas obtidas a partir das curvas de granulometria. A tentativa de integrar o silte será uma alternativa realizada por meio da geoestatística não-linear, para considerar o papel do silte no condicionamento do φ' como uma função dos valores obtidos por outras variáveis.

3.7 Conclusões preliminares

A análise geoestatística desenvolvida neste capítulo objetivou definir as melhores condições para estimativa de parâmetros mecânicos, levando em conta todas as variáveis e informações descritas ao longo deste capítulo. Três questões foram particularmente abordadas: (i) se e como as estimativas pontuais dos parâmetros mecânicos podem ser melhoradas utilizando-se as variáveis auxiliares, assim como as propriedades físicas; (ii) quais são as variáveis auxiliares mais indicadas para serem empregadas no momento das estimativas, considerando a existência de inúmeras variáveis e também a ausência de parâmetros analisados em todas as amostras; (iii) qual é o método de estimativa a ser empregado considerando sua eficiência e operacionalidade.

A primeira questão foi abordada com a realização da validação cruzada do φ' por ambos os métodos krigagem ordinária e cokrigagem, primeiramente,

utilizando os 13 parâmetros físicos como variáveis auxiliares da cokrigagem. Frequentemente, a validação cruzada é empregada na geoestatística para comparar diferentes condições de estimativas e de estimadores. Este método realiza uma estimativa dos pontos onde a variável já é conhecida e, ao final, os resultados dos valores estimados e os reais são comparados estatisticamente.

Considerando que a realização da cokrigagem com as 13 variáveis auxiliares disponíveis não era viável, os parâmetros físicos foram substituídos pelos fatores principais obtidos da Análise em Componentes Principais (Härdle e Simar, 2007). Apenas 15% da variabilidade total foi perdida como consequência desta substituição e graças à redundância das informações.

Com a possibilidade de realização da validação cruzada usando os parâmetros físicos sintetizados em fatores provenientes da ACP, uma nova validação cruzada foi desenvolvida, usando a variável física com maior abundância de informações, a granulometria, como variável auxiliar no processo de cokrigagem.

As informações sobre a textura do solo melhoraram a estimativa do ângulo de atrito φ' , mas nem todas as informações granulométricas trouxeram benefícios da mesma forma. De fato, o uso do silte (percentagem de silte) resultou em uma perda na qualidade da estimativa do φ' .

Quanto à terceira questão, a krigagem ordinária e a cokrigagem são métodos geoestatísticos que usam correlações espaciais para estimativa de uma variável num determinado ponto: a krigagem ordinária, usando medidas da própria variável em estudo vizinhas ao ponto a ser estimado e a cokrigagem, da mesma forma, mas fazendo uso de variáveis auxiliares (Goovaerts, 1997; Deutsch e Journel, 1998; Chilès e Delfiner, 1999 e Wackernagel, 2003). A regressão linear múltipla também foi testada como estimador por meio da validação cruzada (Saporta, 1990; Härdle e Simar, 2007). Este método utiliza apenas a informação auxiliar disponível para a estimativa pontual, usufruindo das correlações globais entre as variáveis.

Por fim, as informações obtidas neste capítulo serão utilizadas para a definição dos melhores métodos de estimativa, avaliação da variabilidade geotécnica, havendo a possibilidade de integração com todas as outras informações. Ao final, este estudo auxiliará na geração de mapas de grau de periculosidade da área em estudo, quando inseridos num ambiente GIS.

Capítulo 4: Simulação Plurigaussiana Aplicada à Modelagem de Litofácies dos Aluviões Recentes de Roma

A caracterização do subsolo corresponde à construção de um modelo geológico-geotécnico que descreva suas heterogeneidades por meio da integração das medidas efetuadas nas diversas escalas de observação, como perfis de sondagem, testemunhos, ensaios de campo e laboratório, interpretações geológicas de campo, afloramentos, ensaios de sísmica, entre outras.

Após décadas de trabalho com modelos simplificados em razão das limitações de origem computacional, vive-se nos últimos tempos uma tendência crescente de aprimoramento dos modelos, seja pelo surgimento de inúmeras técnicas, dentre as quais as geoestatísticas, seja pela potencialidade de integrar dados provenientes de fontes com diferentes suportes, seja pela possibilidade de se acessar o espaço das incertezas geológicas das previsões.

As técnicas mais usuais para simular variáveis categóricas são a simulação sequencial dos indicadores (Journel, 1982, 1983, 1984), a simulação gaussiana truncada (Journel e Isaaks, 1984) e a simulação booleana por objetos (Lantuéjoul, 2002). Contudo, estas se aplicam principalmente a casos nos quais a geometria do pacote geológico é simples ou quando as fácies têm um comportamento monótono. Nos casos mais complexos em que os fatores da gênese sedimentar condicionam a geometria e a posição relativa dos depósitos resultantes, por exemplo, a simulação das fácies com arranjos espaciais próprios e mais complexos, pode ser bem-sucedida por meio da técnica plurigaussiana, que foi

formalizada por Galli et al. (1994), Le Loc'h (1997), Armstrong et al. (1998) e Armstrong et al. (2003).

O objetivo deste capítulo é investigar a simulação plurigaussiana a fim de avaliar seu potencial na reprodução de um modelo geológico-geotécnico do subsolo de Roma. Para isso, se far-se-á o uso do banco de dados previamente apresentado no capítulo 3, dando ênfase para a modelagem dos litotipos. Dentro dos depósitos aluvionares foram identificadas 17 classes litológicas/texturais, as quais foram agrupadas em cinco grandes associações que serão aqui simuladas.

4.1 Introdução

A cartografia geológica/geotécnica propõe-se construir um mapa onde são encontradas informações geológicas e geotécnicas do subsolo terrestre. Pode ser representada por tipo, idade relativa, localização das diferentes formações geológicas, depósitos de superfície, direção e inclinação das rochas estratificadas, base topográfica, estratigrafia do subsolo, características físicas e mecânicas dos depósitos, etc. (Valente, 1999).

Dias (1995) define uma unidade geotécnica como uma região formada por perfis de solos cujo comportamento geotécnico em relação ao seu uso e ocupação é similar. Essas regiões homogêneas, que têm por finalidade o estabelecimento de diretrizes e orientações técnicas para o uso e ocupação racional do solo, são representadas graficamente por meio de mapas geotécnicos. Segundo a Unesco (1976), o mapa geotécnico é um tipo de mapa geológico que fornece uma representação geral de todos aqueles componentes de um ambiente geológico de significância para o planejamento do solo e para projetos, construções e manutenções, quando aplicados à engenharia civil e de minas.

Sanejouand (1972) propôs para a atividade de mapeamento geotécnico a elaboração de cartas de fatores e aptidão. As de fatores são relacionadas a hidrogeologia, substrato rochoso, materiais de cobertura e geomorfologia, ou seja, fatores relacionados ao meio físico. Por sua vez as cartas de aptidão são usadas na escolha das fundações, materiais de construção e a escavabilidade, integrando vários parâmetros do meio físico visando uma aplicação específica.

Acredita-se que a cartografia geológica/geotécnica, à medida que engloba cada vez mais aspectos multidisciplinares, pode ser entendida como o conjunto de procedimentos necessários à obtenção e à representação gráfica de aspectos do meio físico. É usada em estudos geológicos, pedológicos, geomorfológicos e geotécnicos, visando ao estabelecimento de diretrizes para o uso e ocupação do solo, prospecção e exploração de recursos energéticos, minerais, águas subterrâneas, seleção e caracterização de locais para a implantação de grandes obras de engenharia, estudos de caracterização e preservação ambiental, estudos de previsão e de prevenção de fenômenos naturais, como, por exemplo, atividade sísmica e vulcânica, entre outros estudos científicos.

No entanto, os processos tradicionalmente utilizados para a elaboração desses mapas são demorados e exaustivos, exigindo o cruzamento de diversas informações advindas de mapas diversos; muitas vezes, são realizados manualmente, exigindo intensa carga de trabalho. Valente (1999) propõe a geração de mapas de solo via técnicas de geoprocessamento, fazendo uso de imagens de satélite. Ressalta-se que, por meio dessas metodologias, informações digitais do terreno são obtidas, bem como mapas derivados de combinações com outras informações. A limitação desta metodologia deve-se ao fato de o produto gerado ser, em geral, representativo da superfície inicial do terreno (2D), porém não gerando informações geotécnicas ao longo de z.

Valente (1999) aponta o geoprocessamento com o auxílio do computador como uma tecnologia recente. No Brasil, ainda não existem muitos trabalhos que fazem uso desta tecnologia para a elaboração de modelos tridimensionais geológico/geotécnicos. No entanto, a facilidade de obtenção de *hardwares* em razão dos custos cada vez mais acessíveis e a proliferação de *softwares* destinados ao armazenamento e à manipulação de informações georreferenciadas abre um importante campo de pesquisas e de novas possibilidades para a geotecnia.

Com o objetivo de colaborar com esse avanço, mas fazendo uso de uma metodologia há pouco tempo difundida no meio geoestatístico, a Simulação Plurigaussiana Truncada será, daqui em diante, apresentada como uma solução variável para a geração de um modelo geológico/geotécnico tridimensional do subsolo.

4.2 A geoestatística na criação de um modelo do subsolo

A transformação de uma variável contínua em categorias (variável categórica) é muitas vezes uma decisão intuitiva. Por exemplo, na indústria mineira, pode-se tratar a variável teor de um minério (contínua) como teores ricos e teores pobres (categórica). No meio geotécnico, podem-se ter solos arenosos ou argilosos por exemplo (duas categorias). Cabe ao engenheiro, decidir qual a importância ou influência dessas informações no momento da categorização. A primeira tentativa de truncamento de uma variável gaussiana simulada condicionalmente apareceu em Journel e Isaaks (1984), na qual, numa etapa inicial, uma indicatriz para altos teores de uma variável U é simulada e, posteriormente, simulam-se os teores contínuos nessa região.

Matheron et al. (1987) introduziram o método gaussiano truncado ao propor múltiplos truncamentos de uma função aleatória gaussiana, técnica de poucos parâmetros, aplicável em 2D ou 3D e capaz de condicionar a simulação independentemente do número de fácies e de sua posição na área. Os autores enfatizam que, diferentemente das variáveis contínuas, nas quais a transformação de seus valores para a distribuição normal por uma anamorfose gaussiana e o posterior retorno de simulações condicionais para a escala real são uma função bijetiva, isso não acontece com as variáveis indicatrizes, que são conjuntos aleatórios.

Aplicações na simulação de fácies sedimentares considerando a forte anisotropia entre as direções vertical e horizontal introduzem a fatorização da covariância da gaussiana em dois conjuntos, uma horizontal e outra vertical, que será avaliada em cada nível estratigráfico preconizando o uso das curvas de proporção (Matheron et al., 1988; Fouquet et al., 1988; Ravenne et al., 2002). Esse procedimento foi incorporado ao software HERESIM[®] (Heterogenous Reservoir Simulation), desenvolvido e empregado conjuntamente pelo Centro de Geoestatística da ENSMP e pelo Instituto Francês do Petróleo (IFP).

Ferreira (1988) e Souza Jr. (1988) foram os pioneiros a utilizar o método gaussiano truncado no Brasil, ainda que de maneira estacionária. O primeiro propôs uma estimativa de reserva de um campo de petróleo por meio da simulação condicional do volume de argila e posterior truncamento para gerar os

tipos de reservatório; o segundo realizou simulação condicional para caracterizar as unidades de fluxo num campo de petróleo.

Visivelmente, as aplicações das técnicas de gaussiana truncada e plurigaussiana são amplamente difundidas na indústria do petróleo. Far-se-á uso dessas experiências recentes no meio petrolífero para estudos geológico-geotécnicos, conforme sugerido neste capítulo.

Dessa forma, a Simulação Plurigaussiana Truncada será investigada na forma de um estudo de caso, como mecanismo capaz de reproduzir num modelo em 3D as tipologias de solo. Como salientado anteriormente, o banco de dados será o mesmo utilizado no capítulo precedente, sendo que apenas algumas informações essenciais para o claro desenvolvimento deste capítulo serão apresentadas, de forma resumida.

4.2.1 Propriedades básicas das indicatrizes

As propriedades básicas das indicatrizes serão mostradas para facilitar o entendimento dos procedimentos adotados na metodologia de simulação gaussiana e plurigaussiana truncada que será introduzida nos itens a seguir.

Considerando-se x e $x+h$ dois pontos no espaço separados por h , e F , um conjunto aleatório, a indicatriz desse conjunto $I_F(x)$ é a função aleatória que assume o valor 1 se x está em F , ou zero em caso contrário, ou seja:

$$I_F(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \text{ pertence à categoria } F \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (4.1)$$

Resumidamente e tomando notações adequadas a esta metodologia, algumas propriedades da variável indicatriz $I_F(x)$ são apresentadas:

$I_F(x)$ = função aleatória indicatriz binária da categoria F no ponto x ;

Esperança:

$$E[I_F(x)] = \Pr(x \in F) = \Pr_F(x) \quad (4.2)$$

$$0 \leq E[I_F(x)] \leq 1$$

onde $E[I_F(x)]$ é a esperança da função aleatória indicatriz binária da categoria F no ponto x e $\Pr(x \in F)$ é a probabilidade do ponto x pertencer a categoria F .

Variância:

$$\text{Var}[I_F(x)] = E[I_F(x)] - \{E[I_F(x)]\}^2 = \text{Pr}_F(x)[1 - \text{Pr}_F(x)] \quad (4.3)$$

$$0 \leq \text{Var}[I_F(x)] < 0.25$$

onde $\text{Var}[I_F(x)]$ é a variância da função aleatória indicatriz binária da categoria F no ponto x .

Covariância não-centrada:

$$C_F(h) = E[I_F(x) \cdot I_F(x+h)] \quad (4.4)$$

$$C_F(h) = \text{Pr}(x \in F, x+h \in F) \quad (4.5)$$

onde $C_F(h)$ é a covariância não-centrada da variável indicatriz I_F para o vetor distância h .

Covariância centrada:

$$\sigma_F(h) = E\{[I_F(x) - \text{Pr}_F(x)] \cdot [I_F(x+h) - \text{Pr}_F(x+h)]\} \quad (4.6)$$

$$\sigma_F(h) = C_F(h) - \text{Pr}_F(x) \cdot \text{Pr}_F(x+h) \quad (4.7)$$

onde $\sigma_F(h)$ é a covariância centrada da variável indicatriz I_F para o vetor distância h .

Semivariograma:

$$\gamma_F(h) = 0.5E\{[I_F(x) - I_F(x+h)]^2\} \quad (4.8)$$

$$\gamma_F(h) = 0.5\{[\text{Pr}_F(x) + \text{Pr}_F(x+h)]^2\} \quad (4.9)$$

$$0 \leq \gamma_F(h) \leq 0.5$$

onde $\gamma_F(h)$ é o semivariograma da indicatriz I_F para o vetor distância h .

Da mesma forma, definem-se as funções cruzadas entre duas outras partições A e B:

Covariância cruzada não-centrada:

$$C_{AB}(h) = E[I_A(x) \cdot I_B(x+h)] \quad (4.10)$$

$$C_{AB}(h) = \text{Pr}(x \in A, x+h \in B) \quad (4.11)$$

onde $C_{AB}(h)$ é a covariância não-centrada cruzada entre duas variáveis indicatrizes I_A e I_B para o vetor distância h .

Covariância cruzada centrada:

$$\sigma_{AB}(h) = C_{AB}(h) - Pr_A(x) \cdot Pr_B(x+h) \quad (4.12)$$

onde $\sigma_{AB}(h)$ é a covariância cruzada entre duas variáveis indicatrizes I_A e I_B para o vetor distância h .

Semivariograma cruzado:

$$\gamma_{AB}(h) = 0.5E[C_{AB}(h) + C_{BA}(h)] \quad (4.13)$$

$$-Pr_A(x) \cdot Pr_B(x) \leq \gamma_{AB}(h) \leq Pr_A(x) \cdot Pr_B(x) \quad (4.14)$$

onde $\gamma_{AB}(h)$ é o semivariograma cruzado entre duas variáveis indicatrizes I_A e I_B para o vetor distância h ; $Pr_A(x)$ e $Pr_B(x)$ são as probabilidades de o ponto x pertencer à classe das variáveis A e B, respectivamente.

Seja o conjunto complementar de F , denominado \bar{F} , definido por:

$$I_{\bar{F}}(x) = 1 - I_F(x) \quad (4.15)$$

onde $I_{\bar{F}}(x)$ é a função aleatória indicatriz binária complementar da categoria \bar{F} no ponto x , cuja esperança é:

$$E[I_{\bar{F}}(x)] = 1 - E[I_F(x)]. \quad (4.16)$$

As variâncias dessas funções aleatórias, por sua vez, são idênticas:

$$Var[I_{\bar{F}}(x)] = Var[I_F(x)]. \quad (4.17)$$

onde $Var[I_{\bar{F}}(x)]$ é a variância da função aleatória indicatriz binária complementar da categoria \bar{F} no ponto x e $Var[I_F(x)]$ é a função aleatória indicatriz binária da categoria F no ponto x .

Existem três consequências práticas dos resultados apresentados acima: primeiramente, dois conjuntos aleatórios complementares são obrigatoriamente correlacionados, não podendo ser independentes um do outro; em segundo lugar, a covariância cruzada é a mesma da covariância direta até uma mudança de

sinal; o terceiro ponto é que a covariância dos indicadores não serve como um índice de conectividade, ou seja, informa apenas se dois pontos pertencem às fácies, mas não informa qual o comportamento espacial que os une.

Com base nessas propriedades, as metodologias de simulação gaussiana truncada (SGT) e plurigaussiana truncada (SPT) serão apresentadas. A SGT terá o objetivo de introduzir a SPT, sendo esta uma extensão natural da primeira.

4.2.2 Curvas de proporção vertical

Uma maneira de utilizar a informação geológica útil proveniente da estratigrafia de sequências é a confecção de curvas de proporção vertical, as quais permitem reconhecer os limites das unidades genéticas e as superfícies de correlação.

A mais simples quantidade que pode ser medida numa imagem com diferentes fácies ou litotipos é a porcentagem de espaço ocupada pelas fácies. Entretanto, raramente as proporções são constantes em todo o domínio da imagem, sendo muito mais comum variarem de acordo com algum padrão geológico. Em virtude das mudanças no ambiente geológico ao longo do tempo, por exemplo, o controle exercido pela variação do nível de mar relativo que reflete os diversos ciclos sedimentares, as rochas sedimentares exibem uma forte anisotropia nas proporções das fácies, com menor continuidade na direção vertical. Também podem ocorrer variações das proporções nas direções horizontais, relacionadas à evolução de porções proximais para distais. Entretanto, dependendo da razão entre o tamanho do reservatório (caso de aplicações em geologia do petróleo) na área de estudo ou das dimensões características do sistema deposicional, as variações horizontais podem não ser detectadas, aparentando estacionaridade.

As curvas de proporção vertical de fácies são computadas ao longo de linhas paralelas a um determinado nível de referência, preferencialmente um marco cronoestratigráfico, não uma inconformidade ou discordância, fornecendo a proporção média de cada fácies naquele nível. O resultado é um gráfico mostrando a proporção de fácies em função da profundidade, que é muito sensível à escolha do nível de referência. No caso de os poços terem diferentes comprimentos, deve-se proceder a uma compensação da subsidência

diferenciada por meio da transformação das coordenadas para uma malha proporcional. As formas das curvas de proporções refletem a história da deposição sedimentar do reservatório.

A Figura 4.1 mostra um conjunto de cinco poços fictícios contendo seções testemunhadas de igual comprimento que contêm cinco fácies registradas (Souza Jr., 1997). Pela inspeção da figura, observa-se que na camada do topo há 60% de fácies 5, 20% de fácies 4 e 20% de fácies 3; na segunda camada, há 20% de fácies 5, 60% de fácies 4 e 20% de fácies 3. Segue-se sucessivamente até que na camada basal há 100% de fácies 1, denotando um nítido predomínio dessa fácies na porção basal. Na direção horizontal, não se observa nenhuma localização preferencial das fácies, o que permite que se considerem as proporções das fácies estacionárias nessa direção. Já outros modelos necessitam da incorporação de não-estacionaridade na direção horizontal, como, por exemplo, a seção exibida na Figura 4.2.

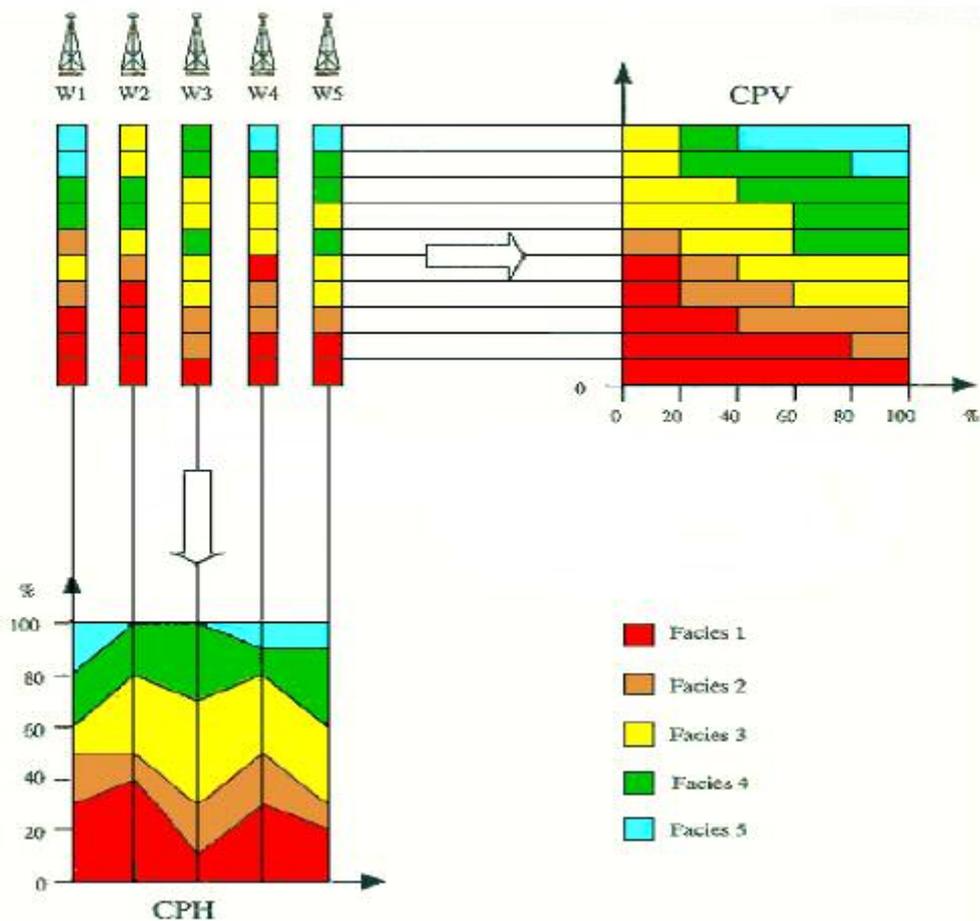


Figura 4.1 - Curva de proporção vertical (CPV) e curva de proporção horizontal (CPH) construídas a partir de cinco poços fictícios com cinco fácies (Souza Jr, 1997).

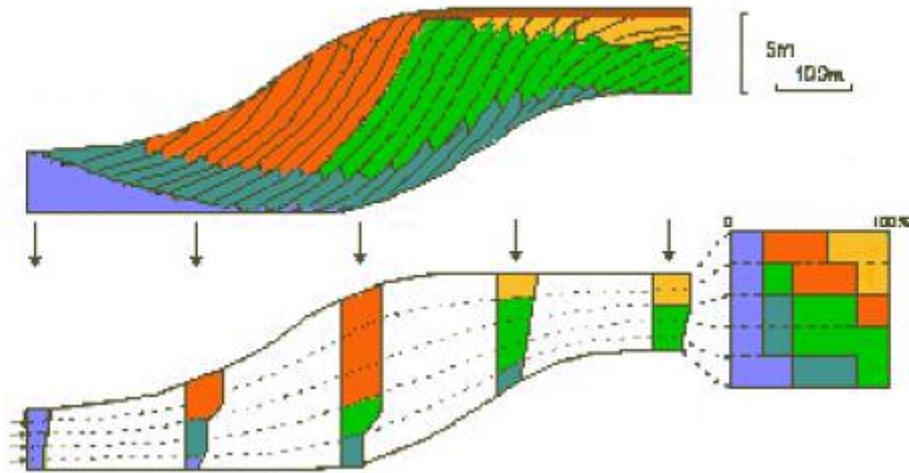


Figura 4.2 – Modelo deposicional com variação lateral e curva de proporção de fácies construída a partir de cinco poços (adaptada de Joseph et al., 1993).

Matheron et al. (1987, 1988) introduziram o uso das curvas de proporção verticais, posteriormente convertidas em curvas de valores de corte gaussianos e utilizadas para truncar uma função gaussiana simulada condicionalmente, com o objetivo de simular três fácies numa seção digitalizada a partir de um afloramento de reservatórios flúvio-deltáicos.

Assim como na distribuição das proporções, o cálculo dos variogramas requer a decisão prévia de se assumir ou não estacionaridade ao longo do campo da análise. Beucher et al. (1994) enfocaram a influência da não-estacionaridade na análise variográfica, analisando três situações: o caso estacionário, o caso onde as proporções variam na vertical e o caso geral não-estacionário. Concluíram que essa propriedade deve ser levada em conta, pois acarreta superestimativa dos alcances nos variogramas.

Galli et al. (1994) mostraram que, quando as proporções variam ao longo da vertical, seus variogramas também dependem explicitamente da profundidade, requerendo que seja tirada uma média para serem ajustados. O efeito das proporções horizontais não isotrópicas nos variogramas das indicatrizes também impactam os modelos variográficos resultantes.

MacDonald e Aasen (1994) apresentaram uma maneira especial de introduzir a não-estacionaridade ao modelo, mantendo os valores de corte constantes e adicionando uma deriva na função gaussiana contínua, modelando-a como uma função linear das coordenadas espaciais, como pode ser visualizado

na Figura 4.3, para se obter um predomínio da fácies vermelha no topo e da fácies azul na base.

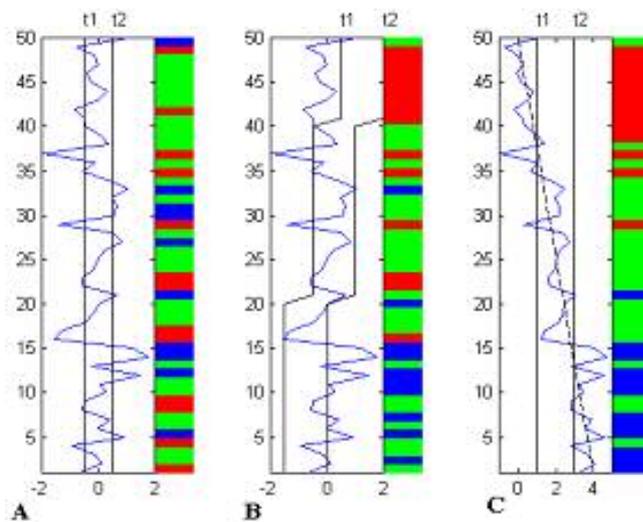


Figura 4.3 – Truncamento de uma função gaussiana contínua (linha azul) por dois valores de corte t_1 e t_2 (linha preta) para se simular três fácies (vermelho, verde e azul), sob três diferentes abordagens: (A) gaussiana estacionária e valores de corte estacionários; (B) gaussiana estacionária e valores de corte variáveis com a profundidade e (C) gaussiana variável segundo uma tendência (tracejada) e valores de corte estacionários (MacDonald e Aasen, 1994).

Mesmo com truncamentos variáveis, persistia o paradigma do sequenciamento de fácies, como observado na Figura 4.4. Esse foi parcialmente ignorado pela intuição de que a ausência de uma fácies em certa porção do domínio pode ser representada por truncamentos coincidentes, o que permite colocar em contato as fácies 1 e 3 na Figura 4.5, porém ainda se tem o ordenamento arbitrário inicial das fácies.

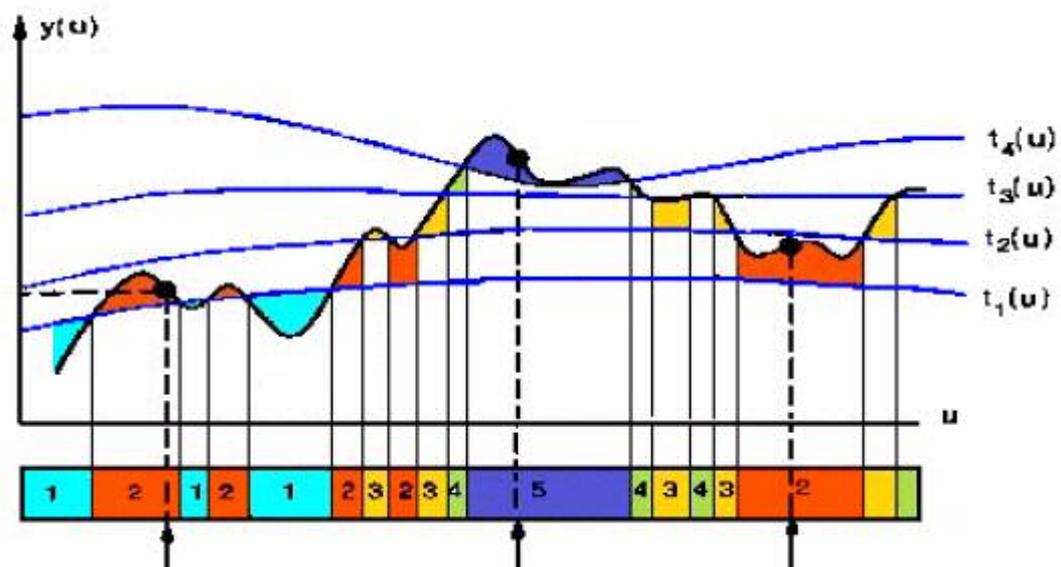


Figura 4.4 – Esquema de truncamento de função gaussiana por valores de corte não-estacionários (Xu e Journel, 1993).

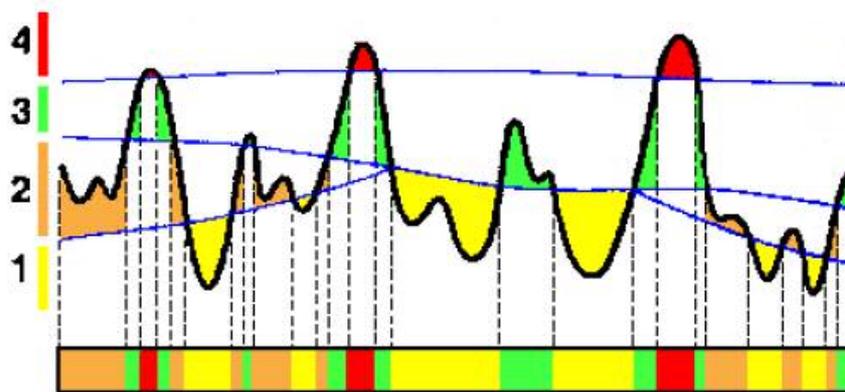


Figura 4.5 – Esquema de troncamento genérico de uma função gaussiana por valores de corte não-estacionários com ausência da fácies 2 num certo trecho (Souza Jr., 1997).

Uma maneira de considerar as proporções variantes no espaço é por meio das restrições adicionais no modelo final, não apenas para calibração do variograma condicional não-estacionário. Acredita-se que esse modo de expressar conhecimento adicional ou restrições pelas proporções é bem adequado ao estudo de reservatórios, pois alguns poucos poços e conhecimento geológico pertinente podem apontar a evolução vertical, ao passo que o uso de dados sísmicos e conhecimento conceitual do ambiente geológico podem revelar a evolução horizontal. Nota-se que o modo de construir um modelo complexo de proporções 3D pode variar consideravelmente, dependendo do caso, do conhecimento, da resolução sísmica, etc.

Souza Jr. (1997) representa a distribuição espacial das proporções dos litotipos por uma matriz 3D de proporções, definindo a não-estacionaridade horizontal das proporções num domínio discreto, mas variando continuamente na vertical. A extrapolação dos dados dos poços para a malha foi efetuada de maneira qualitativa e quantitativa, utilizando um sistema de krigagem. A representação dessa matriz requer o rebatimento das curvas de proporção verticais locais em cada célula para o plano horizontal, como se pode ver na Figura 4.6.

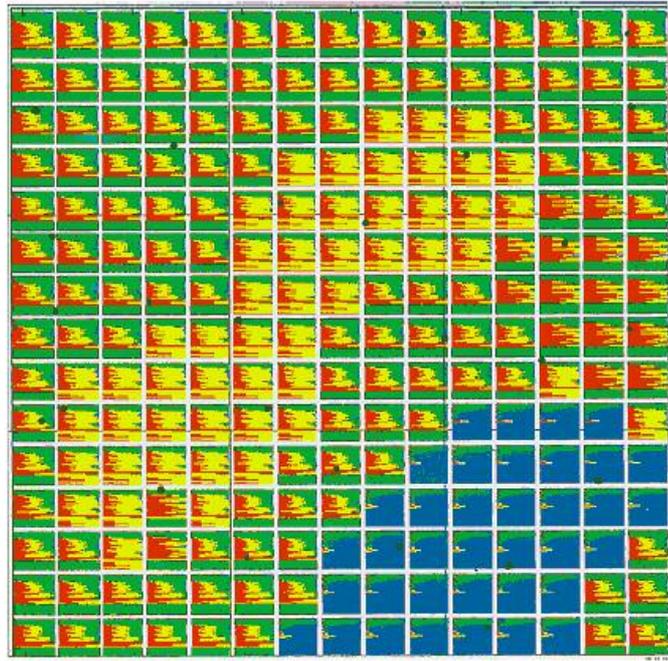


Figura 4.6 – Exemplo de matriz de proporções de fácies (Souza Jr., 1997).

Braga (1998) analisa a distribuição espacial de fácies de um reservatório deltáico por meio de mapas, seções, curvas de proporção vertical e horizontal, além de calcular os variogramas das curvas de proporção. Seu principal objetivo foi construir matrizes de proporção, cujos dados podem provir de uma atribuição subjetiva a regiões de domínio ou de uma krigagem dos indicadores das proporções das fácies amostradas nos poços, considerando-se ou não a informação externa advinda de um modelo conceitual ou da interpretação sísmica.

4.2.3 Simulação gaussiana truncada

O método gaussiano truncado consiste, basicamente, no truncamento de uma função aleatória gaussiana contínua por um determinado número de valores de corte inferior numa unidade ao número de fácies a ser modelado, de forma que uma variável discreta assume valor i quando a variável gaussiana está no intervalo $(t_{i-1}, t_i]$. A forma dos corpos gerados depende da continuidade espacial do campo gaussiano subjacente e os valores de corte são função das proporções de cada categoria, os quais podem ser constantes no espaço ou podem variar lateralmente e verticalmente ao longo da área em estudo. Suas principais vantagens são a consistência teórica, a rapidez e a flexibilidade em incorporar informações geológicas externas com as curvas de proporção. Em contrapartida,

seus pontos críticos são a necessidade de ordenamento das fácies, mesmo quando não desejado, e a atribuição de um único modelo de covariância a todas as fácies, isto é, todas apresentam as mesmas feições e direções de anisotropia (Galli et al., 1994). Esse ponto considerado negativo deverá ser levado em conta para o uso da técnica no banco de dados proposto para o estudo, pois as tipologias ou fácies não apresentam ordenamento perfeitamente sequencial. Por essa razão, outra metodologia será investigada.

No que segue, serão apresentados aspectos matemáticos do método, iniciando-se por algumas propriedades básicas sobre as indicatrizes, as propriedades básicas do método gaussiano truncado, as relações entre os valores de corte e as proporções das fácies, a obtenção do modelo de covariância da variável gaussiana a partir do modelo de covariância das variáveis indicatrizes experimentais das fácies. Tais informações servirão de base para o entendimento do método plurigaussiano truncado, por ser uma extensão do gaussiano truncado.

4.2.3.1 Propriedades do modelo gaussiano truncado

No método gaussiano truncado, as fácies, ou também chamadas de litofácies ou tipologias, não são simuladas diretamente, ou seja, uma função aleatória gaussiana estacionária é simulada inicialmente e, então, transformada em litofácies por um truncamento. Por exemplo, deseja-se simular duas fácies F_1 e F_2 . Uma maneira intuitiva de realizar isso é testar se uma variável gaussiana padrão simulada é inferior a um valor de corte t_1 , obtendo-se fácies F_1 ; se for maior, obtêm-se fácies F_2 . No caso de as proporções das fácies não serem estacionárias, o valor de corte t_1 também varia no espaço.

Seja $x \in \mathfrak{R}^3$ um ponto do domínio simulado; $I_1(x)$ e $I_2(x)$, as indicatrizes das fácies F_1 e F_2 e $Y(x)$, a função gaussiana simulada no ponto x . A transformação é descrita matematicamente por:

$$I_1(x) = 1 \Leftrightarrow -\infty \leq Y(x) < t_1 \quad (4.18)$$

$$I_2(x) = 1 \Leftrightarrow t_1 \leq Y(x) < +\infty \quad (4.19)$$

e compõe-se a variável categórica $F(x)$, que assume os valores 1 e 2, por meio de:

$$F(x) = 1 \cdot I_1(x) + 2 \cdot I_2(x). \quad (4.20)$$

Quando se deseja simular N fácies $F_1, F_2, F_3 \dots F_N$, necessita-se de $N-1$ valores de corte, definindo-se uma fácies genérica F_i como:

$$F_i(x) = \{x; t_{i-1} \leq Y(x) < t_i\} \quad (4.21)$$

onde $F_i(x)$ representa as fácies i , t_i e t_{i-1} são os valores de corte da função gaussiana $Y(x)$, o que é equivalente a:

$$I_i(x) = 1 \Leftrightarrow t_{i-1} \leq Y(x) < t_i. \quad (4.22)$$

Para que haja uma unicidade do valor de fácies em cada ponto do domínio simulado, necessita-se ter $t_1 \leq t_2 \leq \dots t_{i-1} \leq t_i \leq t_{i+1} \leq \dots t_{N-1}$. Se $t_{i-1} = t_i$, a fácies F_i não está presente no ponto x , sendo esta situação comum quando os valores de corte variam no espaço.

A proporção (p) da fácies F_i é a estimativa da probabilidade de se ter essa fácies F_i no ponto x , que é equivalente a:

$$p_{F_i}(x) = \Pr[t_{i-1} \leq Y(x) < t_i]. \quad (4.23)$$

Isso pode ser decomposto em:

$$p_{F_i}(x) = \Pr(-\infty \leq Y(x) < t_i) - \Pr(-\infty \leq Y(x) < t_{i-1}) \quad (4.24)$$

que resulta em:

$$p_{F_i}(x) = G(t_i) - G(t_{i-1}) \quad (4.25)$$

onde $G(.)$ é a função distribuição acumulada normal padrão:

$$G(t) = \int_{-\infty}^t g(v) dv \quad (4.26)$$

calculada sobre a função distribuição de densidade normal padrão $g(\cdot)$:

$$g(v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-0.5v^2}. \quad (4.27)$$

Como as proporções de cada fácies são conhecidas experimentalmente assume-se que os valores de corte extremos são $t_0=-\infty$, $t_N=+\infty$, deve-se inverter a Equação 4.25 para se deduzir os valores de corte.

$$t_1 = G^{-1}[p_{F_1}(x)] \quad (4.28)$$

$$t_2 = G^{-1}[p_{F_1}(x) + p_{F_2}(x)] \quad (4.29)$$

ou genericamente:

$$t_i = G^{-1}[p_{F_1}(x) + p_{F_2}(x) + \dots + p_{F_i}(x)] = G^{-1}\left(\sum_{j=1}^i p_{F_j}\right) \quad (4.30)$$

onde $G^{-1}(\cdot)$ é a inversa da função distribuição acumulada normal padrão.

Como a função gaussiana simulada é contínua, entre dois valores simulados sempre haverá, pelo menos, um valor intermediário. Se $z(x)$ corresponde à fácies F_i e $z(x+h)$ corresponde à fácies F_j , para valores de $i < j$, encontram-se todas as fácies intermediárias F_k , tais que $i < k < j$ em diversos caminhos unindo os pontos x e $x+h$. Graficamente, isso corresponde a um padrão característico de formas concêntricas, significando que os possíveis contatos são definidos pelo ordenamento dos valores de corte, isto é, pelo ordenamento das fácies.

Uma vez escolhida a ordem das fácies, tem-se uma relação única entre os valores de corte e as proporções, apontando para uma característica do método gaussiano truncado que é o ordenamento das fácies, o qual deve ser geologicamente realístico. A discretização do espaço pode atenuar esse efeito, especialmente quando as propriedades da gaussiana permitem variações bruscas, mas contínuas. A variação das fácies no espaço, ou seja a não-estacionaridade, também afeta a imagem, fazendo algumas fácies desaparecerem localmente.

4.2.3.2 Relações entre as covariâncias das variáveis indicatrizes e gaussianas

Como os códigos escolhidos para representar as fácies são puramente convencionais e não têm sentido físico, os únicos números representativos sobre os quais se podem computar variogramas experimentais são as indicatrizes das fácies. Como o truncamento sobre a gaussiana que fornece as fácies simuladas não é uma relação biunívoca, não se pode efetuar uma retro-transformação para obter uma gaussiana a partir da análise estrutural.

Consequentemente, tem-se de deduzir as propriedades do modelo gaussiano subjacente diretamente do variograma experimental das indicatrizes. Por definição, o variograma de uma variável $Z(x)$ é:

$$\gamma_A(h) = 0.5\text{Var}[Z(x) - Z(x+h)]. \quad (4.31)$$

Sob a hipótese de estacionaridade de segunda ordem, $E[Z(x)] = E[Z(x+h)] = \text{cte} \forall h$, então:

$$\gamma_A(h) = 0.5E\{[Z(x) - Z(x+h)]^2\}. \quad (4.32)$$

Essa esperança pode ser interpretada como a média de todos os valores possíveis tomados por $[Z(x) - Z(x+h)]^2$ quando se têm todas realizações possíveis da função aleatória. Como o domínio sob estudo corresponde a apenas uma realização, substitui-se a média de todas as realizações pela média de todos os pontos dados.

No caso estacionário, o variograma da indicatriz experimental da fácies F_i é dado por:

$$\gamma_{F_i}(h) = 0.5\text{Var}[I_{F_i}(x_\alpha) - I_{F_i}(x_\beta)] = \frac{1}{2N} \sum \{[I_{F_i}(x_\alpha) - I_{F_i}(x_\beta)]^2\} \quad (4.33)$$

onde os pontos de dados x_α e x_β são separados por um vetor h sob uma certa tolerância e o somatório inclui todos os N pares de pontos separados pela distância h . I_{F_i} é a função aleatória indicatriz binária da categoria F .

No caso estacionário, considera-se como sendo um estimador do variograma sem viés, ao passo que no caso não-estacionário essa média sobre todo o espaço não é uma esperança matemática real; portanto, não constitui um

variograma experimental, mas um variograma não-centrado. Se as proporções mostrarem uma constância no plano horizontal e variarem apenas na direção vertical, as esperanças serão constantes quando o ponto x se desloca horizontalmente, obtendo-se o chamado variograma de nível. Se as proporções não forem constantes em nenhuma direção, o que se faz é ajustar um modelo para a média dos variogramas.

O modelo de variograma onde a função aleatória é uma indicatriz I_i de uma fácies genérica F_i é:

$$\gamma_i(h) = 0.5E\{[I_{F_i}(x) - I_{F_i}(x+h)]^2\} \quad (4.34)$$

$$\gamma_i(h) = 0.5\{E\{[I_{F_i}(x)]^2\} + E\{[I_{F_i}(x+h)]^2\} - 2E\{I_{F_i}(x) \cdot I_{F_i}(x+h)\}\} \quad (4.35)$$

$$\gamma_i(h) = 0.5\{\Pr[I_{F_i}(x) = 1] + \Pr[I_{F_i}(x+h) = 1] - 2\Pr[I_{F_i}(x) = 1 \text{ e } I_{F_i}(x+h) = 1]\} \quad (4.36)$$

Como a função indicatriz é obtida pelo truncamento de uma função gaussiana, tem-se:

$$\Pr[I_{F_i}(x) = 1] = \Pr[t_{i-1}(x) \leq Y(x) < t_i(x)] = p_{F_i}(x) \quad (4.37)$$

$$\Pr[I_{F_i}(x+h) = 1] = \Pr[t_{i-1}(x+h) \leq Y(x+h) < t_i(x+h)] = p_{F_i}(x+h) \quad (4.38)$$

$$\Pr[I_{F_i}(x) = 1 \text{ e } I_{F_i}(x+h) = 1] = \Pr\left[\begin{array}{l} t_{i-1}(x) \leq Y(x) < t_i(x) \\ t_{i-1}(x+h) \leq Y(x+h) < t_i(x+h) \end{array}\right] \quad (4.39)$$

$$\Pr[I_{F_i}(x) = 1 \text{ e } I_{F_i}(x+h) = 1] = \int_{t_{i-1}(x)}^{t_i(x)} \int_{t_{i-1}(x+h)}^{t_i(x+h)} g_{\sigma(h)}(v, w) dv dw \quad (4.40)$$

sendo $v=Y(x)$ e $w=Y(x+h)$.

Substituindo as equações 4.37, 4.38 e 4.40 na Equação 4.36, obtém-se:

$$\gamma_i(h) = 0.5[p_{F_i}(x) + p_{F_i}(x+h)] - \int_{t_{i-1}(x)}^{t_i(x)} \int_{t_{i-1}(x+h)}^{t_i(x+h)} g_{\sigma(h)}(v, w) dv dw \quad (4.41)$$

onde t_{i-1} e t_i são os valores de corte da fácies i ; p_{F_i} é a proporção da fácies F_i ; $\sigma(h)$ é a função covariância da variável gaussiana Y ; g_{σ} é função densidade de probabilidade bigaussiana:

$$g_{\sigma(h)}(v, w) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1 - [\sigma(h)]^2}} \exp\left(-\frac{v^2 + w^2 - 2vw\sigma(h)}{2\{1 - [\sigma(h)]^2\}}\right) \quad (4.42)$$

No caso estacionário, a equação é simplificada para:

$$\gamma_{I_i}(h) = p_{F_i} - \int_{t_{i-1}}^{t_i} \int_{t_{i-1}}^{t_i} g_{\sigma(h)}(v, w) dv dw . \quad (4.43)$$

O procedimento padrão para o ajuste de um modelo de variograma é compará-lo com o variograma experimental e modificá-lo até que haja um bom ajuste. No modelo gaussiano truncado especificam-se os parâmetros de uma variável gaussiana; procede-se ao cálculo do variograma da indicatriz pela Equação 4.41 e, então, compara-se com o variograma experimental.

A fórmula básica para cálculo do variograma cruzado experimental é:

$$\gamma_{I_{ij}}(h) = \frac{1}{2N} \sum \left\{ [I_{F_i}(x_\alpha) - I_{F_i}(x_\beta)] \cdot [I_{F_j}(x_\alpha) - I_{F_j}(x_\beta)] \right\} \quad (4.44)$$

que é exata no caso estacionário e centrada para o caso não-estacionário. Dependendo do tipo de não-estacionaridade, as médias podem ser calculadas sobre o espaço total ou nível a nível.

O modelo de variograma cruzado entre as fácies F_i e F_j é dado por:

$$\gamma_{I_{ij}}(h) = 0.5E \left\{ [I_{F_i}(x) - I_{F_i}(x+h)] \cdot [I_{F_j}(x) - I_{F_j}(x+h)] \right\} \quad (4.45)$$

$$\gamma_{I_{ij}}(h) = 0.5E [I_{F_i}(x) \cdot I_{F_j}(x) + I_{F_i}(x+h) \cdot I_{F_j}(x+h) - I_{F_i}(x) \cdot I_{F_j}(x+h) - I_{F_i}(x+h) \cdot I_{F_j}(x)] . \quad (4.46)$$

Entretanto, I_{F_i} e I_{F_j} não podem ter ambas valor 1 num mesmo ponto; portanto, $I_{F_i}(x) \cdot I_{F_j}(x) = 0$ e $I_{F_i}(x+h) \cdot I_{F_j}(x+h) = 0$, simplificando a Equação 4.46 para:

$$\gamma_{I_{ij}}(h) = -0.5 \left\{ E [I_{F_i}(x) \cdot I_{F_j}(x+h)] + E [I_{F_j}(x+h) \cdot I_{F_i}(x)] \right\} . \quad (4.47)$$

Entretanto, $E[I_i(x) \cdot I_j(x+h)]$ é a expressão da covariância cruzada não-centrada, que é igual a:

$$C_{I_{ij}}(h) = \Pr(x \in F_i \text{ e } x+h \in F_j) \quad (4.48)$$

$$C_{I_{ij}}(h) = \Pr(t_{i-1} < Y(x) \leq t_i \text{ e } t_{j-1} < Y(x+h) \leq t_j) \quad (4.49)$$

$$C_{I_{ij}}(h) = \int_{t_{i-1}(x)}^{t_i(x)} \int_{t_{j-1}(x+h)}^{t_j(x+h)} g_{\sigma(h)}(v, w) dv dw . \quad (4.50)$$

A Equação 4.49 mostra que as covariâncias cruzadas da indicatriz são determinadas pela covariância $\sigma(h)$ e pelos valores de cortes t_{i-1} , t_i , t_{j-1} e t_j , mesmo que variem no espaço, o que automaticamente assegura a consistência para o conjunto total de covariâncias simples e cruzadas das indicatrizes. Se os valores de corte forem estacionários, a covariância cruzada entre as indicatrizes depende apenas de $\sigma(h)$.

Chega-se, então, à expressão do variograma indicatriz cruzado:

$$\gamma_{I_{ij}}(h) = -0.5[C_{I_{ij}}(h) + C_{I_{ji}}(h)]. \quad (4.51)$$

Galli et al. (1994) apresentam uma relação análoga à Equação 4.48 para ser utilizada em estudos analíticos e práticos, a qual permite inspecionar o comportamento do variograma da indicatriz.

Seja $F=\{x; Y(x) \leq t\}$, onde Y é multigaussiana com média zero, variância unitária e covariância ρ_Y :

$$\sigma_F = \frac{1}{2\pi} \int_0^{\rho_Y} e^{\frac{t^2}{1+x}} \frac{dx}{\sqrt{1-x^2}}. \quad (4.52)$$

Assumindo limiares constantes, com o menor igual a $-\infty$ (primeira fácies na ordem), a Equação 4.52 permite perceber que σ_F é simétrico em t . Isso significa que a covariância indicatriz é a mesma para a proporção $p \leq 50\%$ e para a proporção $1-p$.

Diferenciando a Equação 4.52 em relação a t , permite-se a observação de que próximo da origem o comportamento do variograma das fácies, γ_F , é em $\sqrt{1-\rho^2}$ e, também, que o alcance do variograma da indicatriz é uma função crescente, atingindo o máximo na proporção de 50%. Esta evolução é acentuada quando uma fácies ocorre logo após outra, pois envolve uma mudança nos limites de integração.

O comportamento do variograma da indicatriz perto da origem é fixado por ρ , suas formas dependem das proporções e há ordenamento. Seus alcances são menores que o alcance de ρ , entretanto são funções monotônicas de $\rho(h)$, isto é, têm o mesmo aspecto geral e anisotropia das variáveis gaussianas subjacentes.

Kyriakidis et al. (1997) reportam uma maneira alternativa de proceder ao cálculo dos variogramas transformados para a simulação gaussiana, envolvendo a inversão analítica da relação entre as covariâncias. Contudo, apresenta o inconveniente de resolver apenas o caso em que as proporções são estacionárias.

4.2.4 Simulação plurigaussiana truncada

O método plurigaussiano truncado, como já referido, é uma extensão natural do método gaussiano truncado, consistindo em truncar, simultaneamente, duas ou mais variáveis gaussianas, que podem ser correlacionadas ou não, permitindo a obtenção de igual número de modelos de covariância para descrever os diferentes comportamentos espaciais das fácies ou grupo de fácies (tipologias de solo). A construção do modelo de simulação plurigaussiana está baseada na própria gênese do subsolo, razão pela qual necessita incorporar o máximo de conhecimento geológico e distribuição das tipologias possíveis. Essas informações serão obtidas dos perfis descritivos da tipologia de solo em cada furo de sondagem, aliado também a trabalhos de descrição geológica da região em estudo. O objetivo é que o modelo de covariância cruzada entre as fácies seja consistente, a estratégia de truncamento seja ótima e a geração de valores condicionantes para a simulação contenha máxima relevância geológica.

A técnica plurigaussiana foi introduzida por Galli et al. (1994) e Le Loc'h et al. (1994), sob a denominação de método gaussiano truncado multivariado; posteriormente, foi formalizada por Le Loc'h e Galli (1997) e descrita em detalhes por Armstrong et al. (1998) e Armstrong et al. (2003). Algumas aplicações desta metodologia foram apresentadas em mineração de depósitos auríferos (Roth et al., 1998), na caracterização geológica de depósitos costeiros (Simon, 1997 e Remacre e Simon, 1998) e na reprodução de litofácies com dupla anisotropia de um reservatório petrolífero (Zapparoli, 2000).

4.2.4.1 Características básicas

O modelo de função aleatória plurigaussiano truncado é definido pelo número de funções gaussianas com média zero e desvio-padrão unitário, pelas matrizes de covariâncias diretas e cruzadas, que definem integralmente o modelo das funções gaussianas, e pela forma de se transformar o conjunto de funções

gaussianas numa única função discreta de tipologias, que é caracterizado pela partição do plano definido pelas funções aleatórias gaussianas em diversas regiões, cuja forma pode ser tão complexa quanto se queira, mas associada a apenas uma litofácies.

A informação geológica é traduzida pelo número de funções gaussianas, pelo coeficiente de correlação entre elas, pelas proporções das fácies que permitirão o cálculo dos valores de corte, pelas matrizes de covariâncias diretas e cruzadas das indicatrizes das fácies, pelos dados das fácies nos pontos condicionantes que serão transformados em valores gaussianos e pela estratégia de composição das funções gaussianas truncadas pelos respectivos valores de corte. As fácies podem apresentar um comportamento de distribuição espacial não-estacionário, oferecendo a possibilidade de se definirem curvas ou uma matriz de proporção de fácies, obtidas pela da integração de informações externas, como a estratigrafia de sequências, por exemplo.

Algumas premissas matemáticas são necessárias para a definição do modelo de simulação plurigaussiana:

- (i) as partições do plano constituído pelas duas funções gaussianas independentes serem retangulares e permitirem o cálculo dos valores de corte a partir das proporções sem indeterminação;
- (ii) o conhecimento da relação matemática entre os modelos de covariância das variáveis gaussianas e os das variáveis indicatrizes das fácies;
- (iii) a necessidade de se utilizar um algoritmo de geração de valores gaussianos nos pontos condicionantes que respeitem a variação espacial das fácies – o amostrador de Gibbs (*Gibbs Sampler*).

Dois parâmetros são essenciais no controle das simulações plurigaussianas: os valores de corte, nos quais as diferentes gaussianas são truncadas, e o modelo de variograma de cada variável gaussiana utilizada no modelo. Os valores de corte (*thresholds*) são determinados pela proporção de cada fácies (tipologia de solo), pela correlação entre as funções aleatórias gaussianas subjacentes e pela regra de truncamento. Obtidos os valores de corte, os variogramas diretos e cruzados das indicatrizes são calculados experimentalmente. Sabendo-se a relação matemática entre os variogramas das

indicatrizes e os variogramas das variáveis gaussianas, pode-se achar um modelo adequado para o variograma da variável gaussiana e estimar os valores dos seus parâmetros.

As amostras disponíveis nos perfis de sondagens revelam a fácies ou a tipologia nos pontos amostrais, mas não mostram os valores gaussianos correspondentes, exceto que devem se situar em certos intervalos. Um importante passo consiste em gerar valores gaussianos nos intervalos apropriados e com as propriedades, por exemplo o modelo variográfico, corretas. Isso significa transformar os dados categóricos (fácies) em dados contínuos gaussianos com intervalo de variação controlado pelo *threshold* da classe.

Como esses valores não são únicos, costuma-se recorrer a um método estatístico chamado amostrador de Gibbs (Armstrong et al., 2003, cap.6). Finalmente, procede-se à simulação de valores gaussianos nos nós da malha condicionados pelos valores gaussianos nos pontos amostrais anteriormente gerados, podendo-se utilizar os métodos das bandas rotativas ou sequencial gaussiano.

No método plurigaussiano simulam-se, inicialmente, diversas funções gaussianas; após, processa-se uma transformação de todas as funções gaussianas para gerar valores de fácies. Armstrong et al. (2003) exemplificam essa transformação por meio de um exemplo com duas funções gaussianas Y_1 e Y_2 e o espaço gaussiano 2D dividido em dois subdomínios F_A e F_B (Figura 4.7).

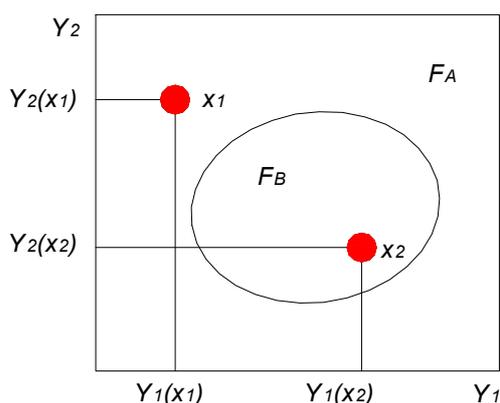


Figura 4.7 – Representação esquemática do espaço gaussiano definido pelas funções Y_1 e Y_2 com dois pares de valores simulados nos pontos x_1 e x_2 .

No ponto x_1 , o par de valores simulados é $Y_1(x_1)$ e $Y_2(x_1)$, que pertence ao subdomínio chamado F_A ; portanto, o valor da fácies atribuída a x_1 será F_A . No ponto x_2 , o par de valores simulados é $Y_1(x_2)$ e $Y_2(x_2)$, que pertence ao

subdomínio chamado F_B ; portanto, o valor da fácies atribuída a x_2 será F_B . Embora as funções gaussianas tomem todos os valores entre $-\infty$ e $+\infty$, são representadas por um retângulo finito por simplificação.

A partição do espaço gaussiano 2D pode se efetuar em inúmeros subdomínios e com contatos complicados, de forma a não se falar mais em valores de corte. Ao simular N funções gaussianas, define-se um espaço teórico de dimensão N , no qual os valores das funções gaussianas simuladas são z_1, z_2, \dots, z_N , que definem as coordenadas do valor simulado nesse novo espaço. Os valores de fácies são rótulos ligados a partes desse espaço, que definem uma partição do espaço gaussiano atribuindo um valor de fácies ao ponto simulado. Supondo que se tenham N funções gaussianas Z_j (correlacionadas ou não) e seja D_i o subdomínio do espaço gaussiano chamado de fácies F_i , assim:

$$I_{F_i}(x) = 1 \Leftrightarrow [Z_1(x), Z_2(x), \dots, Z_N(x)] \in D_i. \quad (4.53)$$

Assim como para a gaussiana truncada, a proporção da fácies F_i no ponto x é a probabilidade de se ter essa fácies F_i no ponto x , expressa por:

$$p_{F_i}(x) = \Pr\{[Z_1(x), Z_2(x), \dots, Z_N(x)] \in D_i\} \quad (4.54)$$

que é equivalente a:

$$p_{F_i}(x) = \int_{D_i} g_{\Sigma}(z_1, z_2, \dots, z_N) dz_1 dz_2 \dots dz_N \quad (4.55)$$

onde $g_{\Sigma}(z_1, z_2, \dots, z_N)$ é a função densidade gaussiana N -variada com média 0 e variância 1 e Σ é a matriz de correlação entre as variáveis z_i . O cálculo de p_{F_i} é fácil quando se conhece Σ e D_i , mas determinar Σ e D_i , mesmo que se conheçam todas as p_{F_i} , é impossível no caso geral, porque há infinitas soluções, o que se obriga a imporem algumas restrições aos parâmetros.

Uma escolha que acarreta simplicidade ao sistema é dividir o espaço gaussiano em retângulos (no caso de duas funções gaussianas) ou em paralelepípedos retangulares (no caso de mais de duas funções gaussianas).

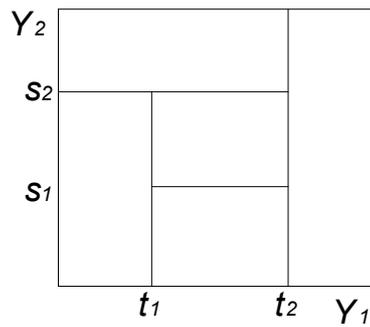


Figura 4.8 – Representação esquemática de uma partição retangular do plano Y_1 - Y_2 envolvendo quatro valores de corte s_1 , s_2 , t_1 e t_2 .

Na Figura 4.8 o domínio espaço gaussiano 2D foi particionado em cinco subdomínios retangulares pelos valores de corte, que são as projeções nos eixos das coordenadas gaussianas das arestas limites do retângulo destacado.

Sendo N o número de funções gaussianas, o número de valores de corte para cada subdomínio é 2^N , dos quais, conhecendo $2^N - 1$, é possível inverter a Equação 4.35 numericamente e descobrir o último valor de corte desconhecido. Para M subdomínios, o número de valores de corte totaliza $M \cdot 2^N$, mas considerando que subdomínios contíguos compartilham um mesmo valor de corte, o número de valores de corte independentes reduz-se para $M + 2N - 1$, incluindo os quatro valores de corte infinitos.

Mesmo após a decisão de se usar uma partição retangular, há muitas configurações possíveis. Por exemplo, com duas funções gaussianas e quatro litofácies, têm-se dez possibilidades além daquela equivalente ao caso de apenas uma função gaussiana. Fácies que se tocam no diagrama de partição também estão em contato nas simulações, mas esta regra funciona no caso de as proporções serem constantes e de o domínio simulado ser estatisticamente representativo.

Quando o número de fácies é grande, o número de possibilidades de partição torna-se muito grande, requerendo um critério para se escolher a partição. Neste caso, diversas partições podem gerar as mesmas configurações de contatos nas imagens simuladas, só sendo separadas pelas suas formas. No caso de proporções variáveis, algumas fácies podem desaparecer localmente no campo simulado, variando também o diagrama de partição de forma a impedir contatos proibidos.

Com duas funções gaussianas, a matriz de correlação $\Sigma = \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix}$ é consistente, pois $-1 < \rho < +1$. Os valores de $\rho = +1$ e -1 também são autorizados, mas levam a que se recaia no método gaussiano truncado. A matriz de covariância necessita ser definida positivamente, o que é difícil de obter arbitrando valores iniciais para mais de duas gaussianas. Portanto, recorre-se à atribuição de um modelo consistente para a relação entre as gaussianas e deduz-se uma matriz de covariância aceitável.

4.2.4.2 Determinação dos valores de corte

Escolhida a forma de partição, quer se saber os $m-1$ valores de corte e o coeficiente de correlação ρ totalizando M incógnitas. Existem M equações ligando as incógnitas aos valores de corte, mas nem todas são independentes, pelo fato de a soma das proporções ser igual a 1. Como consequência, tem-se mais variáveis do que equações independentes e o sistema possui infinitas soluções. Essas soluções não são equivalentes e podem fornecer simulações diferentes. Um aumento no coeficiente de correlação introduz um efeito de borda semelhante ao efeito de ordenamento obtido com apenas uma gaussiana; portanto, a intensidade do efeito de borda que se deseja condiciona a escolha arbitrária do coeficiente de correlação.

Não é possível resolver o sistema de $M-1$ equações independentes do tipo da Equação 4.55 analiticamente, mas sim, por meio de métodos numéricos iterativos. O teste sucessivo dos valores de corte (tentativa e erro) seria muito demorado e não asseguraria automaticamente a consistência das partições em retângulos. No caso geral, é mais indicado efetuar uma otimização global, minimizando o erro quadrático global das proporções. Entretanto, na maioria dos casos é possível agrupar as fácies trabalhando, sucessivamente, numa função gaussiana e depois na outra, o que resulta em tentativas mais rápidas e automaticamente consistentes (Figura 4.9). A partição que se pretende obter é apresentada na linha do topo da figura. A segunda linha apresenta a ordem em que os limites são avaliados, iniciando com o bloco superior único.

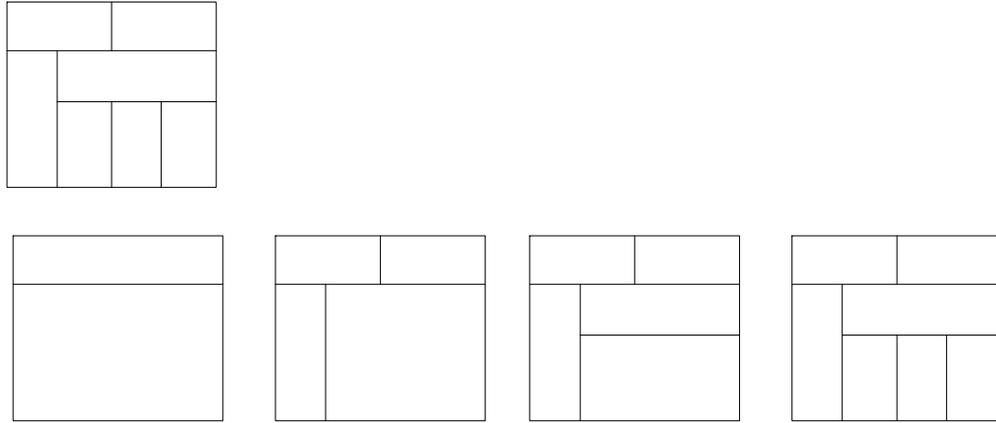


Figura 4.9 – Exemplo de abordagem sequencial para o cálculo dos valores de corte.

Quando as partições variam no espaço, tem-se de computar os valores de corte a cada nível de não-estacionaridade vertical ou a cada ponto na não-estacionaridade 3D.

Sejam duas variáveis Z_1 e Z_2 com coeficiente de correlação ρ entre si e um modelo de correionalização. Este pode ser uma derivada, onde $Z_2(x) = Z_1'(x)$; um incremento $Z_2(x) = Z_1(x+a)$, onde se desloca a segunda gaussiana de um vetor a ; e, o mais comum, o linear, onde Z_1 e Z_2 são combinações lineares das variáveis independentes normais padrão Y_1 e Y_2 (Le Loc'h et al., 1994):

$$Z_1(x) = Y_1(x) \quad \text{e} \quad Z_2(x) = \lambda_1 Y_1(x + a) + \lambda_2 Y_2(x). \quad (4.56)$$

Se $\sigma_1(h)$ é função covariância de Y_1 , deve-se ter:

$$\lambda_1 = \frac{\rho}{\sigma_1(a)} \quad \text{e} \quad \lambda_2 = \pm \sqrt{1 - \frac{\rho^2}{\sigma_1^2(a)}}. \quad (4.57)$$

No caso geral, $a = 0$ e $\sigma_1(0) = 1$ (variância de Y_1), portanto:

$$\lambda_1 = \rho \quad \text{e} \quad \lambda_2 = \sqrt{1 - \rho^2}. \quad (4.58)$$

Optou-se por utilizar apenas duas funções gaussianas, Z_1 e Z_2 , com média zero e variância unitária, obtidas por meio de duas funções gaussianas independentes Y_1 e Y_2 da seguinte maneira:

$$Z_1(x) = Y_1(x) \quad \text{e} \quad Z_2(x) = \rho Y_1(x) + \sqrt{1 - \rho^2} Y_2(x) \quad (4.59)$$

onde ρ é o coeficiente de correlação desejado. As funções gaussianas Y_1 e Y_2 podem ter qualquer covariância como estruturas imbricadas de anisotropia complexa. As realizações das duas funções gaussianas são transformadas numa função discreta de tipologia de solo pela partição de um plano definido por Z_1 e Z_2 . Em teoria, cada subconjunto do plano criado por esta partição pode ser tão complexo quanto se queira, mas é óbvio que, no caso geral, uma computação efetiva das proporções e covariâncias é quase impossível.

As partições serão definidas por retângulos paralelos aos eixos (Figura 4.8), mas que pode ser estendido, sem dificuldade, para qualquer subconjunto que agrupe diversos retângulos. Nesse modelo, cada retângulo é definido por quatro valores de corte, dois para cada função aleatória Z_1 e Z_2 . Como há uma combinação linear entre (Z_1, Z_2) e (Y_1, Y_2) , os retângulos no plano (Z_1, Z_2) tornam-se paralelogramos no plano (Y_1, Y_2) . As linhas paralelas a Z_2 ($Z_1 = t = cte$) permanecem paralelas a Y_2 ($Y_1 = t = cte$) e as linhas paralelas a Z_1 ($Z_2 = s = cte$) tornam-se oblíquas ($\rho Y_1 + \sqrt{1 - \rho^2} Y_2 = s = cte$). Para a análise estrutural geoestatística, os parâmetros são dados no sistema de coordenadas (Z_1, Z_2) mas as computações são feitas no sistema de coordenadas (Y_1, Y_2) .

Antes de determinar os valores de corte, deve-se escolher o arranjo dos retângulos no plano (Z_1, Z_2) . No caso de se limitar a retângulos para todas as tipologias, há poucas possibilidades de distribuições quando o número de tipologias é pequeno (quatro ou menos). Entretanto, uma boa cooperação entre o geólogo e o geoestatístico permite sistematizar as relações espaciais entre as tipologias, como as possibilidades de contato direto ou ordenação, assegurando o uso de uma partição aceitável e que reflita as informações geológicas sobre as transições.

Também se deve escolher um coeficiente de correlação entre as duas funções gaussianas. Le Loc'h et al. (1994) mostram que um alto coeficiente de correlação introduzirá uma ordem entre as tipologias, ao passo que os contatos serão mais nítidos e mais desordenados quando o coeficiente de correlação é pequeno. Contudo, essa descrição não é precisa o suficiente para se escolher o coeficiente de correlação, auxiliando apenas na escolha de um valor inicial. Deve-se modificar esse valor de coeficiente de correlação em qualquer estágio, sempre

que houver inconsistências ou impossibilidade de ajuste dos valores de corte e dos variogramas.

Os dados experimentais fornecem as proporções de cada tipologia, que são as probabilidades de que ocorram. Escolhem-se a forma geral da partição do plano e o valor do coeficiente de correlação. Quando a partição é retangular (Figura 4.8), as relações entre a proporção p_{F_i} , o coeficiente de correlação ρ e os valores de corte (t_1 e t_2 para a função gaussiana Z_1 e s_1 e s_2 para a função gaussiana Z_2) são dadas (no ponto x para as fácies F_i) por:

$$p_{F_i}(x) = \Pr(t_1 \leq Z_1(x) < t_2 \quad \text{e} \quad s_1 \leq Z_2(x) < s_2). \quad (4.60)$$

Substituindo a Equação 4.59 na 4.60, obtém-se:

$$p_{F_i}(x) = \Pr(t_1 \leq Y_1(x) < t_2 \quad \text{e} \quad s_1 \leq \rho Y_1(x) + \sqrt{1-\rho^2} Y_2(x) < s_2). \quad (4.61)$$

Arranjando os termos do lado direito da equação, chega-se a:

$$p_{F_i}(x) = \Pr\left(t_1 \leq Y_1(x) < t_2 \quad \text{e} \quad \frac{s_1 - \rho Y_1(x)}{\sqrt{1-\rho^2}} \leq Y_2(x) < \frac{s_2 - \rho Y_1(x)}{\sqrt{1-\rho^2}}\right). \quad (4.62)$$

Sendo Y_1 e Y_2 independentes, essa expressão pode ser escrita usando-se a densidade de probabilidade da gaussiana monovariada $g(\cdot)$:

$$p_{F_i}(x) = \int_{t_2}^{t_1} \int_{\frac{s_1 - \rho w}{\sqrt{1-\rho^2}}}^{\frac{s_2 - \rho w}{\sqrt{1-\rho^2}}} g(v)g(w)dvdw. \quad (4.63)$$

Ou usando a função de distribuição gaussiana acumulada $G(\cdot)$:

$$p_{F_i}(x) = \int_{t_2}^{t_1} \left[G\left(\frac{s_2 - \rho w}{\sqrt{1-\rho^2}}\right) - G\left(\frac{s_1 - \rho w}{\sqrt{1-\rho^2}}\right) \right] g(w)dw. \quad (4.64)$$

Desse modo, pode-se computar, a proporção de cada tipologia definida por um domínio retangular no plano (Z_1, Z_2) ou para uma reunião de retângulos, caso se estenda para infinitos valores de corte. O problema da análise estrutural não é computar a proporção sabendo os valores de corte, mas, sim, calcular os valores de corte - quatro valores diferentes por tipologia - sabendo-se as proporções. Considerando separadamente a tipologia, o problema leva a uma indeterminação,

que desaparece se três dos valores de corte já são conhecidos, fato este ultrapassado parcialmente se forem consideradas conjuntamente as tipologias como uma partição do plano (Z_1, Z_2).

Na prática, procede-se da seguinte maneira: primeiro, descrevem-se as relações de adjacência e orientação entre os retângulos e calculam-se os valores de corte simultaneamente por otimização global. Exemplifica-se por meio de um caso no qual o espaço de duas gaussianas independentes Y_1-Y_2 está particionado em quatro fácies, como representado graficamente na Figura 4.10. Apesar da simplificação gráfica, pois os limites externos do gráfico correspondem a valores de corte infinitos, observa-se que as fácies F_1 e F_4 não estão em contato.

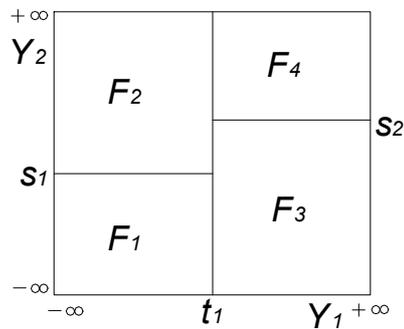


Figura 4.10 – Representação do espaço Y_1-Y_2 particionado em quatro fácies.

O cálculo dos valores de corte inicia-se pelo menor dos dois grupos de fácies definidos pelo valor de corte t_1 , que não apresenta indeterminação.

Sejam σ_1 e σ_2 as covariâncias das variáveis gaussianas Y_1 e Y_2 , respectivamente:

$$p_{F_1} + p_{F_2} = \int_{t_2}^{t_1} g_{\sigma_1}(v)dv \int_{-\infty}^{\infty} g_{\sigma_2}(w)dw \quad (4.65)$$

$$\text{mas: } \int_{-\infty}^{\infty} g_{\sigma_2}(w)dw = 1 \quad (4.66)$$

$$\text{portanto: } p_{F_1} + p_{F_2} = \int_{-\infty}^{t_1} g_{\sigma_1}(v)dv \quad (4.67)$$

$$p_{F_1} + p_{F_2} = G(t_1) \quad (4.68)$$

$$t_1 = G^{-1}(p_{F_1} + p_{F_2}). \quad (4.69)$$

Posteriormente, calculam-se os valores de corte para as tipologias individuais, começando pelo canto inferior esquerdo do plano, que já tem dois valores de corte infinitos e outro valor de corte já calculado após o agrupamento.

$$p_{F_1} = \int_{-\infty}^{t_1} g_{\sigma_1}(v)dv \int_{-\infty}^{s_1} g_{\sigma_2}(w)dw . \quad (4.70)$$

Dividindo a Equação 4.70 pela Equação 4.67, obtém-se:

$$\frac{p_{F_1}}{p_{F_1} + p_{F_2}} = \int_{-\infty}^{s_1} g_{\sigma_2}(w)dw \quad (4.71)$$

$$\frac{p_{F_1}}{p_{F_1} + p_{F_2}} = G(s_1) \quad (4.72)$$

$$s_1 = G^{-1}\left(\frac{p_{F_1}}{p_{F_1} + p_{F_2}}\right). \quad (4.73)$$

Finalmente, completa-se o cálculo pela fâcies F_3 :

$$p_{F_3} = \int_{t_1}^{\infty} g_{\sigma_1}(v)dv \int_{-\infty}^{s_2} g_{\sigma_2}(w)dw \quad (4.74)$$

$$p_{F_3} = \left[1 - \int_{-\infty}^{t_1} g_{\sigma_1}(v)dv\right] \int_{-\infty}^{s_2} g_{\sigma_2}(w)dw . \quad (4.75)$$

Substituindo a Equação 4.67 na 4.75, tem-se:

$$p_{F_3} = \left[1 - p_{F_1} - p_{F_2}\right] \int_{-\infty}^{s_2} g_{\sigma_2}(w)dw \quad (4.76)$$

$$\frac{p_{F_3}}{1 - p_{F_1} - p_{F_2}} = \int_{-\infty}^{s_2} g_{\sigma_2}(w)dw \quad (4.77)$$

$$\frac{p_{F_3}}{1 - p_{F_1} - p_{F_2}} = G(s_2) \quad (4.78)$$

$$s_2 = G^{-1}\left(\frac{p_{F_3}}{1 - p_{F_1} - p_{F_2}}\right). \quad (4.79)$$

Como a escolha da forma da partição é determinante para o aspecto final da simulação, o estágio de determinação do valor de corte é uma operação essencial, na qual a experiência do geólogo e do geoestatístico será de grande importância.

4.2.4.3 Relações entre as covariâncias das variáveis indicatrizes e gaussianas

Para serem calculados os variogramas diretos e cruzados das indicatrizes das tipologias, necessita-se, primeiro, calcular as covariâncias das indicatrizes não-centradas diretas e cruzadas. O modelo de variograma explicitado aqui só contempla duas funções gaussianas, mas pode ser facilmente extensível para N funções gaussianas, aumentando o grau de dificuldade.

Seja F_k uma fácies genérica, representada no diagrama Y_1 - Y_2 da Figura 4.11.

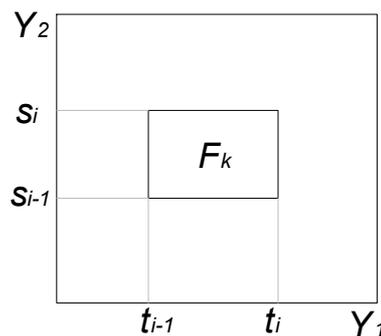


Figura 4.11 – Representação esquemática de uma fácies genérica F_k e seus valores de corte.

A covariância da indicatriz não-centrada direta da fácies F_k é:

$$C_{I_k}(h) = E[I_k(x)I_k(x+h)] = \Pr(x \in F_k \text{ e } x+h \in F_k) \quad (4.80)$$

que, em termos das variáveis Y_1 e Y_2 , torna-se:

$$C_{I_k}(h) = \Pr \left(\begin{array}{l} t_{i-1}(x) \leq Y_1(x) < t_i(x) \\ s_{i-1}(x) \leq Y_2(x) < s_i(x) \\ t_{i-1}(x+h) \leq Y_1(x+h) < t_i(x+h) \\ s_{i-1}(x+h) \leq Y_2(x+h) < s_i(x+h) \end{array} \right) \quad (4.81)$$

$$C_{I_k}(h) = \int_{t_{i-1}(x)}^{t_i(x)} \int_{t_{i-1}(x+h)}^{t_i(x+h)} \int_{s_{i-1}(x)}^{s_i(x)} \int_{s_{i-1}(x+h)}^{s_i(x+h)} g_{\sigma_1(h)}(q,r) g_{\sigma_2(h)}(v,w) dq dr dv dw . \quad (4.82)$$

O valor do variograma é derivado da covariância não-centrada por:

$$\gamma_{F_k}(h) = 0.5[p_{F_k}(x) + p_{F_k}(x+h)] - C_{I_k}(h) \quad (4.83)$$

o que, no caso de proporções constantes, recai em:

$$\gamma_{F_k}(h) = p_{F_k} - C_{I_k}(h). \quad (4.84)$$

Considerando o diagrama da Figura 4.12, com duas fácies genéricas F_k e F_n e seus respectivos valores de corte:

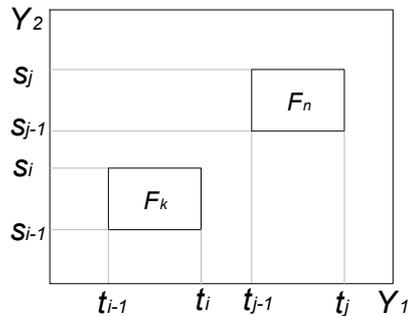


Figura 4.12 – Representação esquemática das fácies genéricas F_k e F_n e seus valores de corte.

Define-se a covariância cruzada não-centrada como:

$$C_{I_{kn}}(h) = E[I_k(x)I_n(x+h)] = \Pr(x \in F_k \text{ e } x+h \in F_n) \quad (4.85)$$

$$C_{I_{kn}}(h) = \Pr \left(\begin{array}{l} t_{i-1}(x) \leq Y_1(x) < t_i(x) \\ s_{i-1}(x) \leq Y_2(x) < s_i(x) \\ t_{j-1}(x+h) \leq Y_1(x+h) < t_j(x+h) \\ s_{j-1}(x+h) \leq Y_2(x+h) < s_j(x+h) \end{array} \right) \quad (4.86)$$

$$C_{I_{kn}}(h) = \int_{t_{i-1}(x)}^{t_i(x)} \int_{t_{j-1}(x+h)}^{t_j(x+h)} \int_{s_{i-1}(x)}^{s_i(x)} \int_{s_{j-1}(x+h)}^{s_j(x+h)} g_{\sigma_1(h)}(q,r) g_{\sigma_2(h)}(v,w) dq dr dv dw . \quad (4.87)$$

Para o variograma cruzado a relação é:

$$\gamma_{I_{kn}}(h) = -0.5[C_{I_{kn}}(h) + C_{I_{kn}}(h)] - 0.5[p_{F_k}(x) - p_{F_k}(x+h)][p_{F_k}(x) - p_{F_k}(x+h)] \quad (4.88)$$

que, no caso de proporções constantes, recai em:

$$\gamma_{F_{kn}}(h) = -0.5[C_{I_{kn}}(h) + C_{I_{kn}}(h)]. \quad (4.89)$$

O ajuste do variograma consiste em comparar o variograma experimental com os modelos escolhidos e, mudando os parâmetros interativamente, encontrar o modelo que melhor se ajuste aos dados experimentais. O ajuste é conduzido de maneira similar no método gaussiano truncado, mas tem-se mais liberdade, pois são muitos parâmetros, como a anisotropia e o coeficiente de correlação entre as duas funções gaussianas. Uma análise expedita aponta que o ajuste é mais sensível à escolha da função do modelo de variograma e seus alcances do que a do coeficiente de correlação.

Numa outra notação tem-se:

$$\gamma_{F_k}(h) = 0.5 \left\{ \Pr\{[Z_1(x), Z_2(x)] \in D_k(x)\} + \Pr\{[Z_1(x+h), Z_2(x+h)] \in D_k(x+h)\} \right. \\ \left. - 2\Pr\{[Z_1(x), Z_2(x)] \in D_k(x) \text{ e } [Z_1(x+h), Z_2(x+h)] \in D_k(x+h)\} \right\} \quad (4.90)$$

$$\gamma_{I_k}(h) = 0.5[p_i(x) + p_i(x+h)] - \iint_{D_k(x)} \iint_{D_k(x+h)} g_{\Sigma}(q, r, v, w) dq dr dv dw \quad (4.91)$$

onde g_{Σ} é função densidade de probabilidade gaussiana quadrivariada para as variáveis $Z_1(x)$, $Z_2(x)$, $Z_1(x+h)$ e $Z_2(x+h)$ e Σ é a matriz 4x4 de suas covariâncias.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & \rho & \sigma_1(h) & \sigma_{12}(h) \\ \rho & 1 & \sigma_{12}(h) & \sigma_2(h) \\ \sigma_1(h) & \sigma_{12}(h) & 1 & \rho \\ \sigma_{12}(h) & \sigma_2(h) & \rho & 1 \end{bmatrix} \quad (4.92)$$

onde $\sigma_{12} = 0$ se as variáveis Y_1 e Y_2 forem independentes.

Quando o domínio $D_k(u)$ é um retângulo definido pelos valores de corte t_{i-1} e t_i para a função gaussiana Z_1 e s_{i-1} e s_i para a função gaussiana Z_2 , o variograma fica assim:

$$\gamma_{I_k}(h) = 0.5[p_i(x) + p_i(x+h)] - \int_{t_{i-1}(x)}^{t_i(x)} \int_{t_{i-1}(x+h)}^{t_i(x+h)} \int_{s_{i-1}(x)}^{s_i(x)} \int_{s_{i-1}(x+h)}^{s_i(x+h)} g_{\Sigma}(t,u,v,w) dt du dv dw \quad (4.93)$$

o variograma cruzado é expresso por:

$$\gamma_{I_{kn}}(h) = -0.5 \left\{ \iint_{D_k(x)} \iint_{D_n(x+h)} g_{\Sigma}(t,u,v,w) dt du dv dw + \iint_{D_k(x+h)} \iint_{D_n(x)} g_{\Sigma}(t,u,v,w) dt du dv dw \right\} \quad (4.94)$$

4.2.4.4 Simulação condicional

A probabilidade condicional de um evento A ocorrer dado que um outro evento B ocorreu, denotada por $\Pr(A|B)$, é fornecida pelo teorema de Bayes (Bayes, 1763):

$$\Pr(A|B) = \frac{\Pr(A,B)}{\Pr(B)} \quad (4.95)$$

onde $\Pr(A,B)$ é a probabilidade conjunta de A e B ocorrerem.

Sendo X e Y dois vetores de variáveis aleatórias cuja densidade conjunta é $f(x,y)$, densidade marginal de Y igual a $f(y)$ e distribuição condicional de X dado Y escrita $f_y(x)$, pode-se enunciar a seguinte relação:

$$f(x,y) = f_y(x) \cdot f(y). \quad (4.96)$$

Como a densidade marginal de Y não depende de X , o vetor (X,Y) pode ser simulado num procedimento de duas etapas: primeiro, simula-se um valor y para Y e, então, um para X condicionado à realização obtida de y . Em geral, é extremamente difícil calcular essa densidade condicional, mas a distribuição gaussiana multivariada tem a interessante propriedade de que, se X e Y forem variáveis gaussianas, a variável condicional $X|Y$ também é gaussiana, devendo-se apenas especificar a matriz de covariância da variável condicional.

Sendo $X=(X_1,X_2,\dots,X_n)$ um vetor gaussiano arbitrário de tamanho n , cuja matriz de covariância $C_{ij}=\text{Cov}(X_i,X_j)$ admita inversa C^{-1} , sua densidade é dada por:

$$g(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |C|} e^{-0.5(x-m)^t C^{-1}(x-m)} \quad (4.97)$$

onde $|C|$ é o determinante de C ; m é a esperança de X e $(x-m)^t$ é a transposta do resíduo.

Suponha-se que se tenha informação sobre os últimos $n-p$ componentes e que se esteja interessado na distribuição condicional dos primeiros p componentes dados os restantes $n-p$ componentes. Sabe-se que $(X_1, \dots, X_p | X_{p+1}=x_{p+1}, \dots, X_n=x_n)$, isto é, o vetor (X_1, X_2, \dots, X_p) condicionado pela informação dos últimos $n-p$ componentes é um vetor gaussiano com média $m-x^*$ e matriz de covariância \bar{C} , onde $\bar{C}_{ij} = Cov(X_i - X_i^*, X_j - X_j^*)$, com i e j variando de 1 até p . O termo X_i^* é a melhor estimativa linear de X_i usando X_{p+1}, \dots, X_n e X^* é o vetor que contém os componentes X_i^* . A distribuição multivariada pode ser dividida em dois termos:

$$g(x_1, x_2, \dots, x_n) = g_{\bar{C}}(x_1, x_2, \dots, x_p) \cdot g(x_{p+1}, x_{p+2}, \dots, x_n) \quad (4.98)$$

onde \bar{C} é a matriz de covariância da distribuição dos últimos $n-p$ componentes (X_{p+1}, \dots, X_n) . Como se está trabalhando com componentes regionalizadas, o modo de obter a melhor estimativa da média é por cokrigagem.

Considerando o caso em que se quer simular duas variáveis gaussianas num conjunto G de N pontos de uma malha, conhecendo um conjunto D com M pontos de dados, denota-se o vetor a ser simulado X em dois blocos: $X=(X_G, X_D)$ onde: $X_G=[Z_1(y_1), Z_2(y_1), Z_1(y_2), Z_2(y_2), \dots, Z_1(y_N), Z_2(y_N)]$ e $X_D=[Z_1(x_1), Z_2(x_1), Z_1(x_2), Z_2(x_2), \dots, Z_1(x_M), Z_2(x_M)]$.

Sendo x_G e x_D as componentes gaussianas correspondentes aos pontos da malha a ser simulado e aos pontos de dados, sua distribuição conjunta pode ser escrita como:

$$g(x_G | I_D(x_D)) = k \cdot g(x_G, x_D) \cdot I_D(x_D) \quad (4.99)$$

onde k é uma constante para assegurar que a probabilidade total some 1. A indicatriz $I_D(x_D)$ restringe os valores dos dados aos intervalos apropriados.

A distribuição gaussiana multivariada pode ser dividida na distribuição dos componentes em D e na distribuição condicional dos componentes da malha condicionados àqueles em D . Portanto:

$$g(x_G | I_D(x_D)) = k \cdot g_{\bar{c}}(x_G) \cdot g(x_D) \cdot I_D(x_D). \quad (4.100)$$

Essa distribuição pode ser simulada sequencialmente: o segundo e terceiro termos correspondem aos pontos de dados constituindo uma densidade plurigaussiana truncada, a ser efetuada pelo amostrador de Gibbs.

A primeira distribuição $g_{\bar{c}}(x_c)$ corresponde ao resíduo dos pares (Z_1, Z_2) nos pontos da malha após terem sido estimados por cokrigagem, dados os valores de Z_1 e Z_2 . Isso é absolutamente equivalente a simular dois resíduos de Y_1 e Y_2 nos pontos da malha após cokrigar Y_1 e Y_2 nos pontos de dados. Neste caso, a cokrigagem de Y_1 e Y_2 simplifica-se em duas krigagens: primeiro, de Y_1 em G dado Y_1 em D e, então, Y_2 em G dado Y_2 em D . Os resíduos de Y_1 são independentes daqueles de Y_2 , o que reduz a duas simulações gaussianas condicionais clássicas independentes, que podem ser efetuadas utilizando-se o algoritmo de bandas rotativas e condicionadas por krigagem.

4.2.4.5 Fatores que afetam o modelo

Le Loc'h et al. (1994) comentam sobre a atuação de alguns fatores impactantes nas imagens resultantes do método plurigaussiano, dentre os quais: o número de gaussianas a simular, o coeficiente de correlação entre elas, a transferência da anisotropia das variáveis gaussianas para as indicatrizes das fácies, a função do modelo variográfico das gaussianas subjacentes e a geometria dos truncamentos.

No que diz respeito às imagens obtidas com o truncamento de três ou mais funções gaussianas, a única afirmação possível é que permite a obtenção de inúmeras variedades de formas, mas são tantas as possibilidades de variação dos outros fatores, além da dificuldade de serem visualizadas, que se perde o controle do processo.

Simon (1997) discute a simulação plurigaussiana efetuada a partir de duas variáveis gaussianas correlacionadas por um modelo linear, mostrando o efeito do coeficiente de correlação por meio de um exemplo. Um aspecto causado pelo incremento do coeficiente de correlação é a diminuição da proporção de uma das fácies, modificando sua estrutura variográfica, com a consequente ocorrência de um nítido efeito de borda, ou seja, uma fácies é totalmente envolvida por outra.

Para ilustrar o efeito introduzido pela correlação apresenta-se uma configuração na qual duas funções gaussianas Y_1 e Y_2 foram geradas segundo um modelo linear de correionalização a partir de outras duas gaussianas independentes: a primeira, com variograma gaussiano, razão de anisotropia de 0.2 e alcance de 50 unidades de comprimento na direção mais contínua E-W; a segunda também com variograma gaussiano, razão de anisotropia de 0.5 e alcance de 30 unidades de comprimento na direção mais contínua N45E. Após um truncamento pela estratégia mais simples (Figura 4.13), deseja-se obter três fácies com proporções de 50%, 40% e 10% para as fácies A, B e C, respectivamente. Foram utilizados três diferentes coeficientes de correlação entre as gaussianas Y_1 e Y_2 , resultando nas imagens expostas na Figura 4.14.

Nota-se que, à medida que se aumenta o coeficiente de correlação, a fácies F_A (verde) permanece constante, há uma progressiva mobilização da fácies F_B (vermelho) para fácies F_C (amarelo) e uma consequente mudança na estrutura espacial dessas fácies, finalizando com a perda total de sua estrutura própria. A imagem da direita na Figura 4.14 exibe um efeito de borda, com a fácies F_B (vermelha) se interpondo entre as outras duas (Zapparolli, 2000).

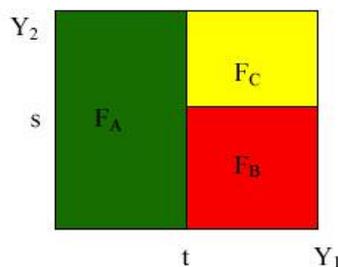


Figura 4.13 – Esquema de truncamento e valores de corte para se obter as fácies A, B e C.

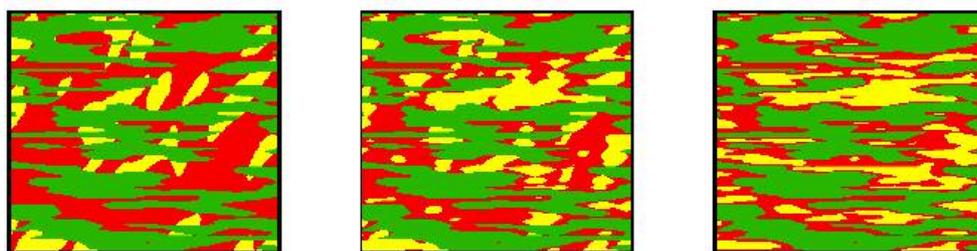


Figura 4.14 – Imagens simuladas com ρ igual a zero (esquerda), 0.7 (centro) e 0.97 (direita).

Esse fenômeno também pode ser visualizado na Figura 4.15 por meio do gráfico de correlação entre os valores de Y_1 e Y_2 simulados, sobreposto pelos limites do diagrama de partição, podendo-se notar que com o aumento do coeficiente de correlação não ocorrem valores próximo ao contato das regiões das fácies F_A e F_C .

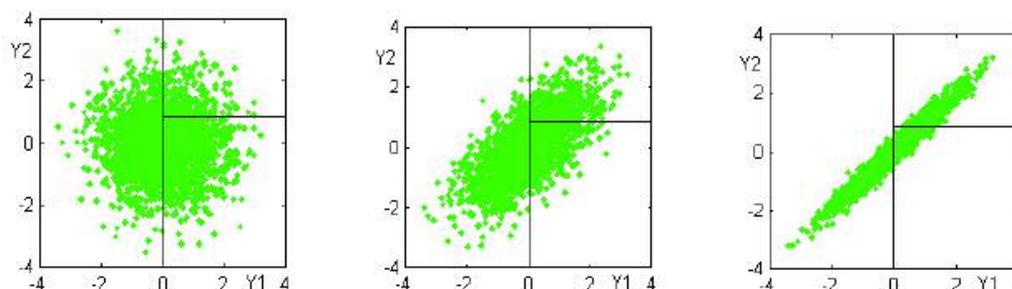


Figura 4.15 – Gráfico de correlação entre valores de Y_1 e Y_2 simulados sobrepostos pelo diagrama de partição para simulações com ρ igual a zero (esquerda), 0.7 (centro) e 0.97 (direita).

Quando ocorrem mais de duas litofácies, existem fortes relações entre os variogramas das indicatrizes, dificultando o ajuste da anisotropia nesses variogramas. Entretanto, no modelo plurigaussiano com duas variáveis, as anisotropias atribuídas às funções gaussianas são facilmente reproduzidas pelas indicatrizes, sobretudo aquelas que forem independentes.

A influência das diversas funções dos modelos de variogramas é traduzida, sobretudo, pelas formas das litofácies, exibindo contornos nítidos ou difusos e ocorrendo de maneira concentrada ou espalhada. As feições gráficas das funções mais comumente utilizadas para modelar os variogramas podem ser vistas na Figura 4.16.

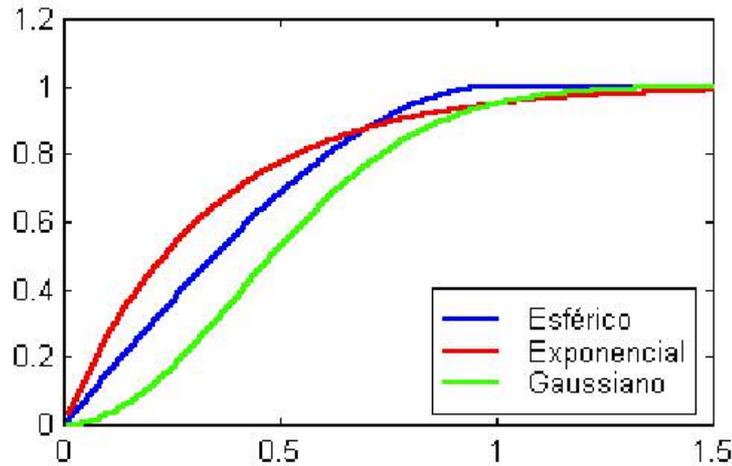
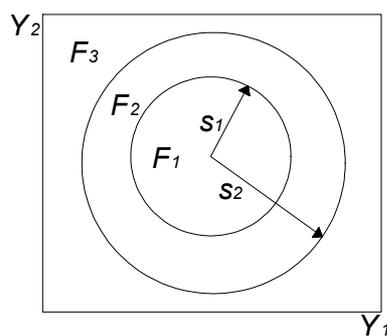


Figura 4.16 – Funções matemáticas mais comuns para modelar os variogramas.

Simon (1997) sugere algumas possibilidades de associação entre imagens geradas por meio do método plurigaussiano com possíveis situações geológicas encontradas na natureza. Quanto à geometria dos truncamentos, Le Loc'h et al. (1994) comentam sobre a possibilidade de usar uma geometria diferente dos retângulos padrões, possibilitando se obterem relações de vizinhança mais complexas. Exemplificam com uma geometria circular obtida pela comparação da soma dos quadrados das duas variáveis gaussianas com valores de corte que definem os raios de dois círculos concêntricos (Figura 4.17). O resultado são litofácies com anisotropias complexas e formas mais irregulares do que campos gerados com truncamentos lineares.



$$F_1 = \{u, Y_1(u)^2 + Y_2(u)^2 < s_1\}$$

$$F_2 = \{u, s_1 \leq Y_1(u)^2 + Y_2(u)^2 < s_2\}$$

$$F_3 = \{u, Y_1(u)^2 + Y_2(u)^2 \geq s_2\}$$

Figura 4.17 – Representação gráfica e analítica do truncamento circular (Le Loc'h et al., 1994).

Armstrong e Galli (1999), para simular um sistema de canais meandantes, apresentaram uma inovação tanto pela introdução de um tipo de simulação plurigaussiana baseada em derivadas quanto na geometria das partições, usando o deslocamento de uma partição situada numa posição marginal para uma posição central de uma variável gaussiana. Isso equivale à diferença entre dois truncamentos sucessivos (Figura 4.18).

A Figura 4.19 compara imagens obtidas por truncamento marginal e por truncamento central de um mesmo campo gaussiano, permitindo que se obtenham formas mais alongadas, curvilineares e contínuas.

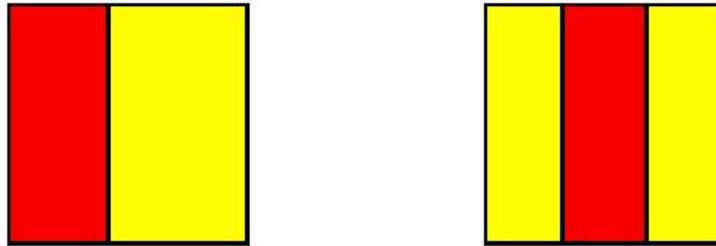


Figura 4.18 – Partição com truncamento marginal (esquerda) e truncamento central (direita).



Figura 4.19 – Imagens geradas por truncamento marginal (esquerda) e truncamento central (direita) de uma mesma variável gaussiana.

O uso de duas ou mais funções aleatórias gaussianas introduz uma grande flexibilidade na geração de imagens simuladas, as quais podem evocar diversos ambientes geológicos. Por envolver uma infinita quantidade de combinações possíveis de parâmetros, é fundamental o envolvimento do geólogo na etapa de elaboração do modelo, pois dele podem surgir importantes informações correspondentes às transições das fácies, às direções de anisotropia de cada fácies e outras feições que auxiliarão na escolha adequada do modelo de variograma e da estratégia de truncamento.

4.3 Estudo de caso

Diversas empresas privadas e instituições públicas de Roma vêm demonstrando grande interesse em avaliações de riscos geológico-geotécnicos dentro da área urbana da cidade, pois, frequentemente, são encontradas dificuldades na aquisição e interpretação de dados geológico-geotécnicos. Tal dificuldade se deve à variabilidade litológica, estratigráfica e geotécnica das

formações sedimentares e vulcânicas presentes no subsolo. Uma dificuldade adicional deve-se à presença de terrenos com aterros em cerca de três mil anos de atividades antrópicas, que recobriram com diversas espessuras os depósitos pré-existentis.

A simulação plurigaussiana truncada foi criada para permitir a simulação de complexas distribuições e contatos geológicos. A interpretação geológica do ambiente em estudo é parte fundamental para o sucesso nos resultados da simulação das fácies. Dessa forma, a equipe de geólogos do CNR/Itália (*Consiglio Nazionale delle Ricerche*) atuou, conjuntamente, no auxílio das definições das fácies a serem simuladas, bem como na fundamental interpretação e homogeneização dos dados obtidos das sondagens.

O objeto de estudo é a área central urbana da cidade de Roma, mais especificamente, a região composta pelos depósitos dos aluviões recentes que cercam o rio Tevere (Figura 4.20). O banco de dados, composto por mais de seis mil sondagens geotécnicas, foi homogeneizado e armazenado na base de dados do ArcGis® (Figura 4.21). Informações mais detalhadas do banco de dados podem ser obtidas no capítulo 3 desta tese ou nos artigos publicados anexos.



Figura 4.20 – Região central de Roma, objeto desse estudo.

Mais de três mil furos de sondagem foram selecionados do banco de dados, interpretados e correlacionados para fins de criação de um modelo geológico de referência, a fim de servir como ferramenta comparativa dos resultados obtidos ao final do processo de simulação.

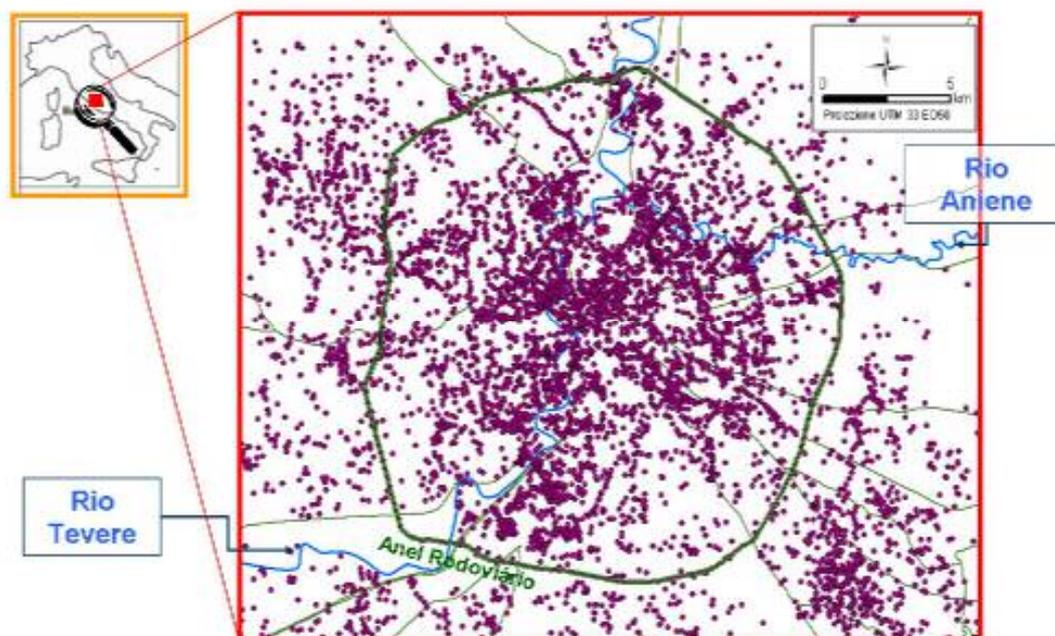


Figura 4.21 – Banco de dados com mais de 6000 sondagens.

4.3.1 Resultados e discussões

A geologia da área em estudo está simplificada pelo mapa da Figura 4.22, onde se apresentam de forma generalizada os depósitos dos aluviões recentes de Roma, os depósitos de rochas vulcânicas e, por fim, as formações sedimentares. São apresentados todos os furos de sondagem cadastrados no banco de dados, sendo mais de seis mil pontos, e identificaram-se também as sondagens que apresentam informações geotécnicas analisadas em laboratório, preferencialmente localizadas na região dos aluviões recentes. As sondagens que aparecem dentro dos domínios dos aluviões recentes são num total de, aproximadamente, dois mil pontos.

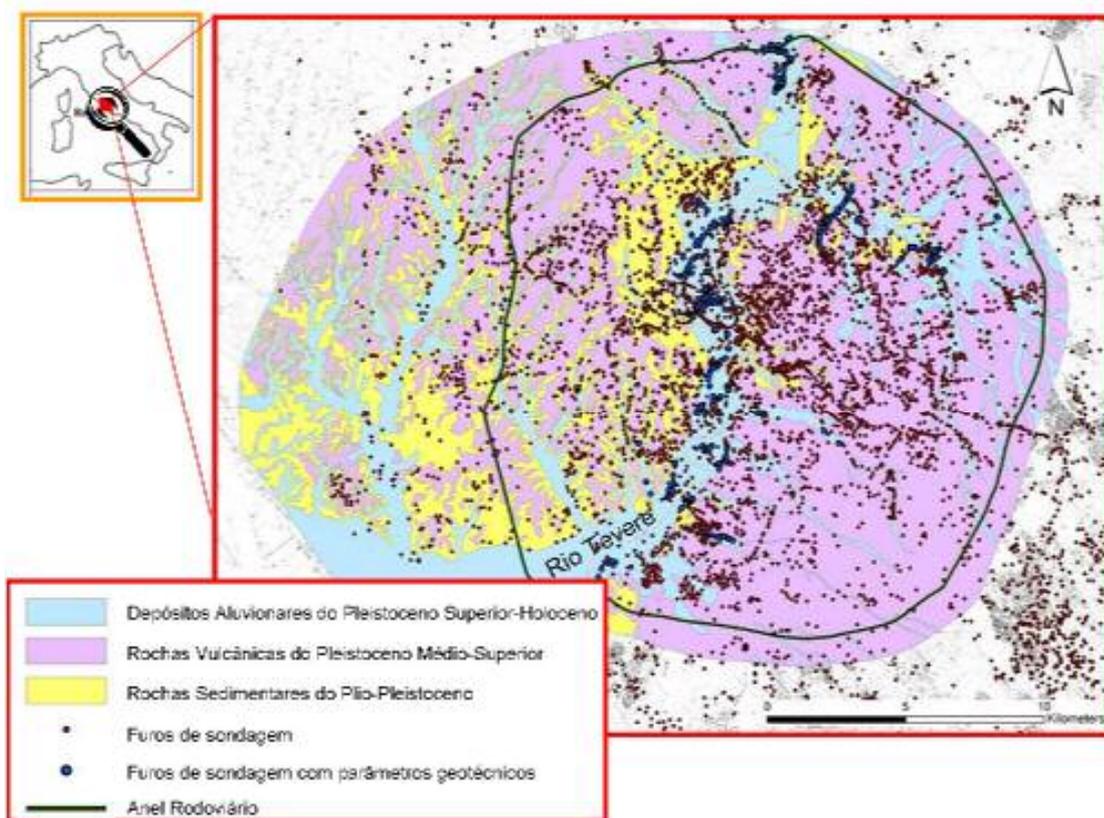


Figura 4.22 – Representação esquemática resumida da geologia de Roma e a localização dos furos de sondagem que compõe o banco de dados completo.

A área especificamente selecionada para a implementação da simulação plurigaussiana conta com cerca de setecentas sondagens, que estão dentro do domínio dos aluviões recentes, e, basicamente, está representada pelo quadro vermelho na Figura 4.23, a qual apresenta uma visualização simplificada em 3D da geologia local. Esse domínio mais restrito de análise deve-se à grande importância local dessa área, a qual apresenta os maiores problemas geotécnicos identificados na região, justamente por localizar-se sobre os depósitos recentes e ainda não totalmente consolidados e por ocupar grande parte do centro histórico e cultural da cidade de Roma, onde existem as principais obras de infra-estrutura (metrô) e os monumentos históricos, assim como o Coliseu, o Fórum Imperial, a Fontana di Trevi, a Basílica de São Pedro, o Pantheon, entre outros.

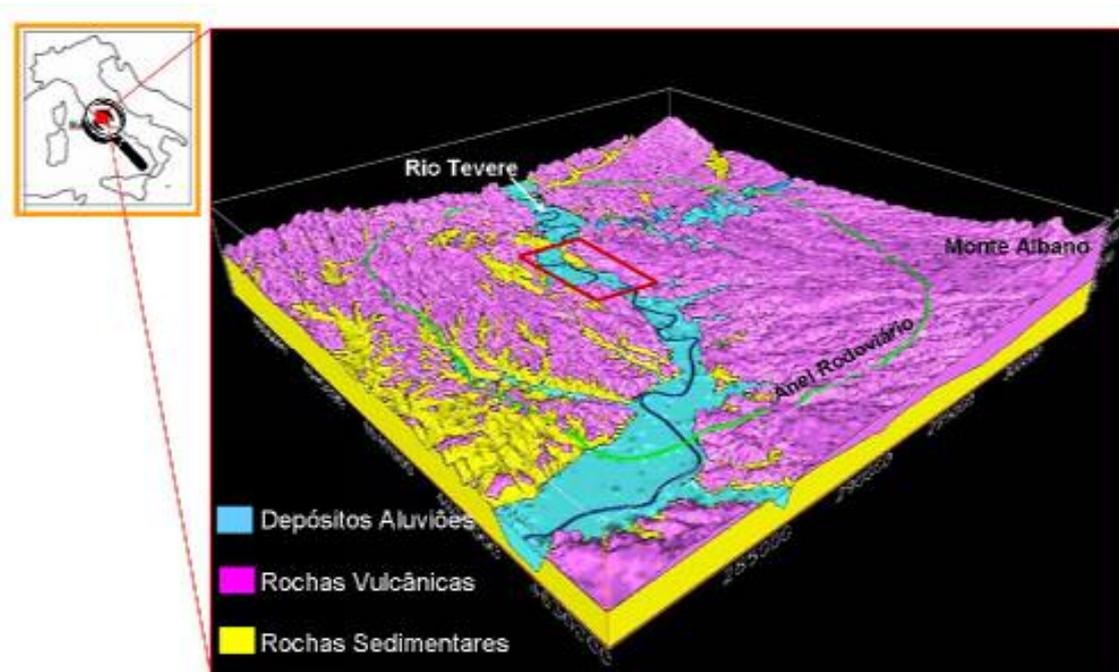


Figura 4.23 – Visualização simplificada 3D da geologia local de Roma. Quadro vermelho indica a área simulada por geoestatística.

Partindo das definições litológicas/texturais dos dados, todas as sondagens que compõem o banco de dados foram codificadas de tal forma a definir classes e associações representativas. Dentro dos depósitos aluvionares, dezessete classes litológicas/texturais foram identificadas e então agrupadas em cinco principais associações (Tabela 4.1).

A Tabela 4.1 tem associação com as Figuras 4.24 e 4.27. A origem da interpretação geológica da Figura 4.24 antecedeu o uso da técnica de simulação e, foi gerado por processo manual e por meio da análise de sondagens que cruzam o perfil geológico ou mesmo se encontram em sua proximidade. Essa figura foi utilizada como imagem de referência para a análise final dos resultados de simulação, correspondendo ao plano vertical (xz) com os seguintes vértices: $x_1=289447.22$, $y_1=4637679.17$; $x_2=291158.65$, $y_2=4639650.73$.

Tabela 4.1 – Esquema das 17 classes litológicas/texturais identificadas nos depósitos de aluviões recentes. As classes foram agrupadas em cinco principais associações litológicas/texturais e definidas as fácies do depósito

Classes Litológicas/texturais	Códigos	Associação litológica/textural	Fácies (simulação)
Cascalho	AR1	Cascalho e cascalho arenoso	F1
Cascalho arenoso	AR1s		
Areia	AR2	Areia e areia siltosa	F2
Areia média	AR2g		
Areia siltosa	AR2l		
Areia vulcânica	AR2v		
Areia com matéria orgânica	AR2t		
Areia com cascalho	AR13		
Silte	AR3	Silte e silte arenoso	F3
Silte vulcânico	AR3v		
Silte com areia	AR14		
Silte com matéria orgânica	AR3t		
Argila silte argilosa	AR4	Argila e argila arenosa	F4
Argila siltosa	AR4s		
Argila com areia	AR24		
Argila com matéria orgânica	AR4t	Argila orgânica e turfa	F5
Turfa	AR6		

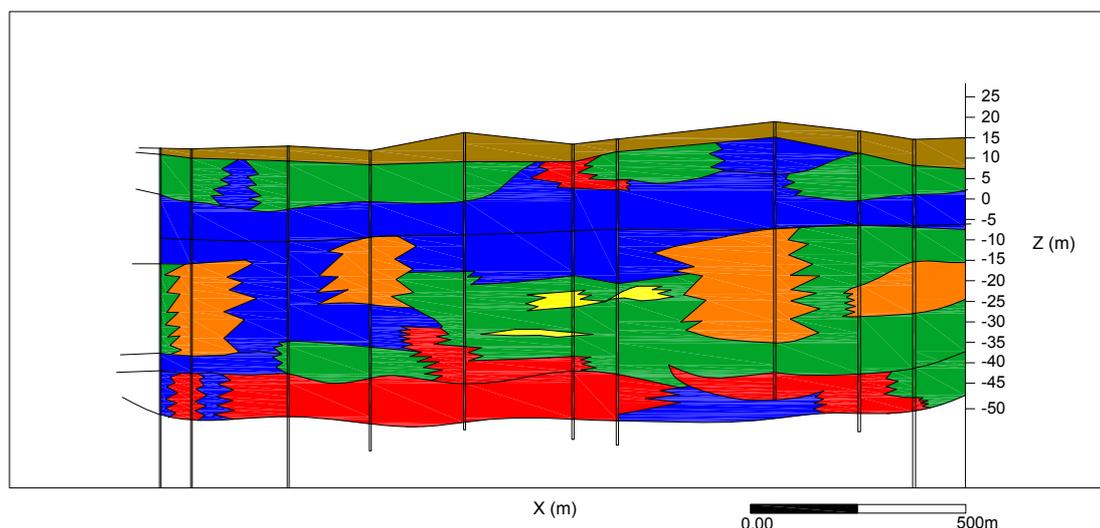


Figura 4.24 – Seção geológica gerada manualmente com interpretações de alguns furos de sondagem, tendo como coordenadas do plano: $x_1=289447.22$, $y_1=4637679.17$; $x_2=291158.65$, $y_2=4639650.73$. A cor marrom do topo corresponde à camada de aterro antrópico, não utilizada na simulação. As linhas verticais pretas representam a posição dos furos de sondagem.

A primeira etapa no estudo plurigaussiano é o cálculo das proporções dos dados experimentais, ou seja, simplesmente a quantidade em percentual de cada

fácies dentro do domínio em estudo baseado nas informações iniciais das sondagens. As curvas de proporção verticais geradas mostram a variabilidade vertical das proporções e quantificam a evolução de cada fácies ou litotipo quantitativamente ao longo de linhas paralelas ao nível de referência escolhido (geralmente uma feição crono-estratigráfica).

Neste estudo, o nível de referência escolhido é a cota de -5.00 m (Figura 4.24), a qual apresenta um plano estratigráfico bem definido, referente à superfície máxima de inundação (SMI), que pode igualmente ser visualizada na Figura 3.5 do capítulo precedente. A camada que define essa superfície é composta de argilas siltosas com lentes de areia, com uma espessura praticamente constante de 20-25m ao longo dos planos aluvionares em estudo.

A Figura 4.25 ilustra a curva de proporção vertical global do banco de dados. A partir dessa distribuição vertical, observa-se a complexidade do comportamento das fácies ao longo da profundidade, visto que em quase toda sua extensão vertical há presença das cinco fácies, variando apenas a proporção de cada uma.

A malha de simulação 3D conta com 153 células em x, 400 em y e 226 em z, sendo os blocos de 50x50x0.5 metros. Os dados originais estão globalmente distribuídos dentro da seguinte proporção: 16.31% de fácies 1, 30.31% de fácies 2, 1.25% de fácies 3, 37.58% de fácies 4 e 14.55% de fácies 5, segundo o histograma da Figura 4.26.

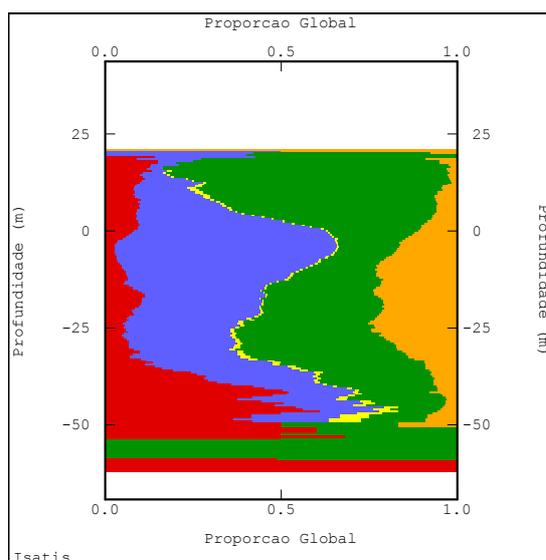


Figura 4.25 – Curva de proporção vertical global do banco de dados.

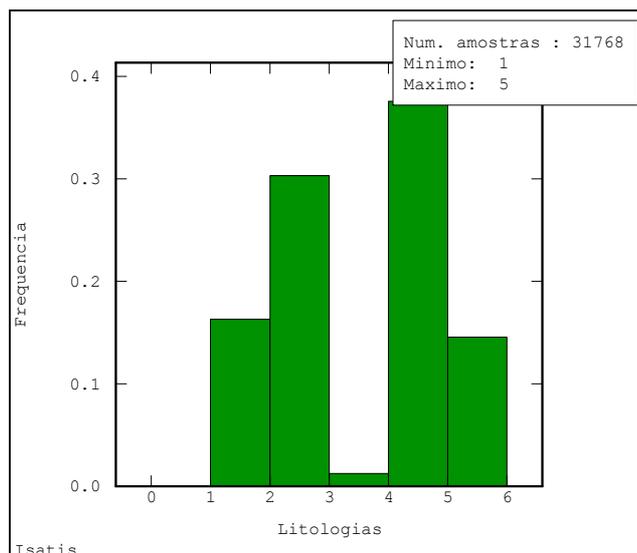


Figura 4.26 - Histograma dos dados originais.

A etapa seguinte do processo de simulação está baseada na definição de uma imagem representativa do comportamento global das litologias do banco de dados, ou seja, a escolha de um arranjo dos retângulos no plano Y1, Y2 (Figura 4.27). A construção dessa imagem depende, fundamentalmente, da colaboração entre o geólogo e o geoestatístico, permitindo sistematizar as relações espaciais entre as fácies e garantindo a definição de uma partição aceitável e que reflita as informações geológicas sobre as transições. Conforme a ordenação definida neste estudo, a fácies 1 (cascalho, cascalho arenoso) está em contato com as fácies 2, 3 e 4 (areia e areia siltosa; silte e silte arenoso; argila e argila arenosa, respectivamente). A fácies 2 (areia e areia siltosa) aparece em contato com as fácies 1, 4 e 5 (cascalho e cascalho arenoso; argila e argila arenosa; argila orgânica e turfa, respectivamente).

As litofácies não são simuladas diretamente: primeiro uma função aleatória gaussiana estacionária é simulada; após, é transformada nas variáveis de litofácies por truncamento. Um simples exemplo pode ser ilustrado, no caso em que se deseja simular duas fácies, F1 e F2. Uma forma intuitiva de transformar a variável gaussiana simulada em valores de fácies é estabelecer a hipótese de que, se o valor numérico da gaussiana simulada for menor do que o valor de corte t_1 , obtém-se a primeira fácies F1; em caso contrário, tem-se a fácies F2.

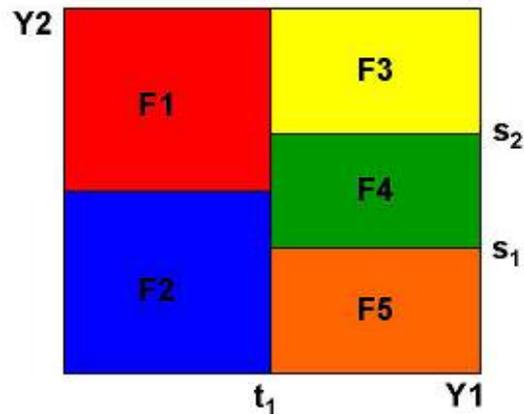


Figura 4.27 - Truncamento das fácies correlacionado com a geologia do banco de dados.

O modelo plurigaussiano é baseado no arranjo dos retângulos das litologias. Contudo, esse arranjo, graficamente representado pelo retângulo de cores, é modificado localmente pela matriz de proporção. Isso significa que para cada nó o algoritmo pode calcular um novo arranjo das litologias condicionado pelos valores locais das proporções, definindo, assim, os valores de corte.

O estudo em questão também prevê a escolha do coeficiente de correlação entre as duas funções gaussianas. Como já apresentado na teoria, esse coeficiente pode variar de -1 a 1, dependendo a sua escolha diretamente do impacto que esse valor possa causar no resultado das simulações, ou seja, criando ou não um maior desordenamento entre os contatos. Para ilustrar esse efeito em relação à escolha do coeficiente de correlação, foram selecionadas duas funções gaussianas Y_1 e Y_2 , com variograma esférico, alcance de 2000 metros na direção N-S e 11.00 m na direção vertical z. Foram utilizados três diferentes coeficientes de correlação entre as gaussianas Y_1 e Y_2 , resultando nas imagens expostas na Figura 4.28, referente ao plano horizontal correspondente à profundidade de, aproximadamente, -5.00 m. Neste caso, a escolha foi de um coeficiente de correlação de 0.5, o qual se apresentou muito similar ao resultado do coeficiente de correlação 0. A correlação de 100% acabou refletindo em algumas descontinuidades das fácies, fato incompatível com o comportamento apresentado pelos dados originais.

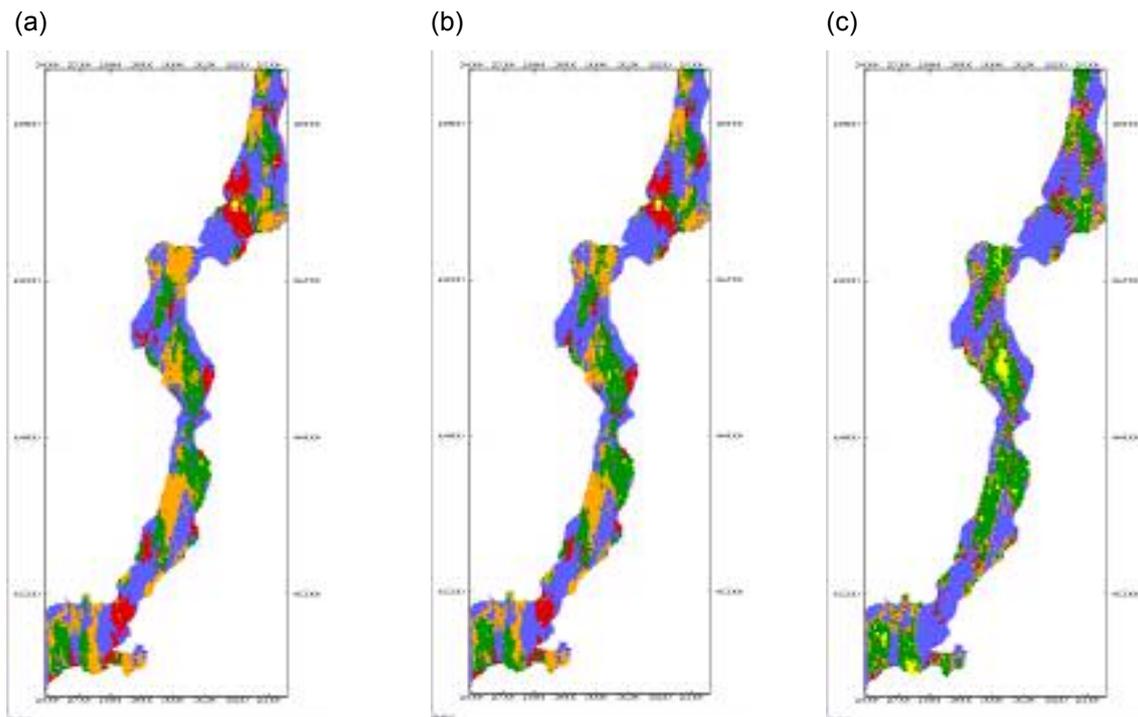


Figura 4.28 – Imagens simuladas com ρ igual a: (a) zero, (b) 0.5 e (c) 1.0.

Esse processo de simulação utiliza duas variáveis gaussianas para modelar os variogramas dos indicadores das litologias, significando que os variogramas das variáveis gaussianas são transformados em variogramas dos indicadores por meio de complexas transformações de anamorfose. No entanto, o processo de ajuste do modelo não é simples e direto como o ajuste de um variograma experimental qualquer, mas um processo indireto, o qual é definido automaticamente.

Dessa forma, as Figuras 4.29 e 4.30 apresentam os variogramas verticais e horizontais, respectivamente, dos indicadores das fácies simuladas. Considera-se que os modelos de ajuste dos dados apresentam-se coerentes com os dados experimentais, refletindo, certamente, na qualidade dos resultados finais das simulações.

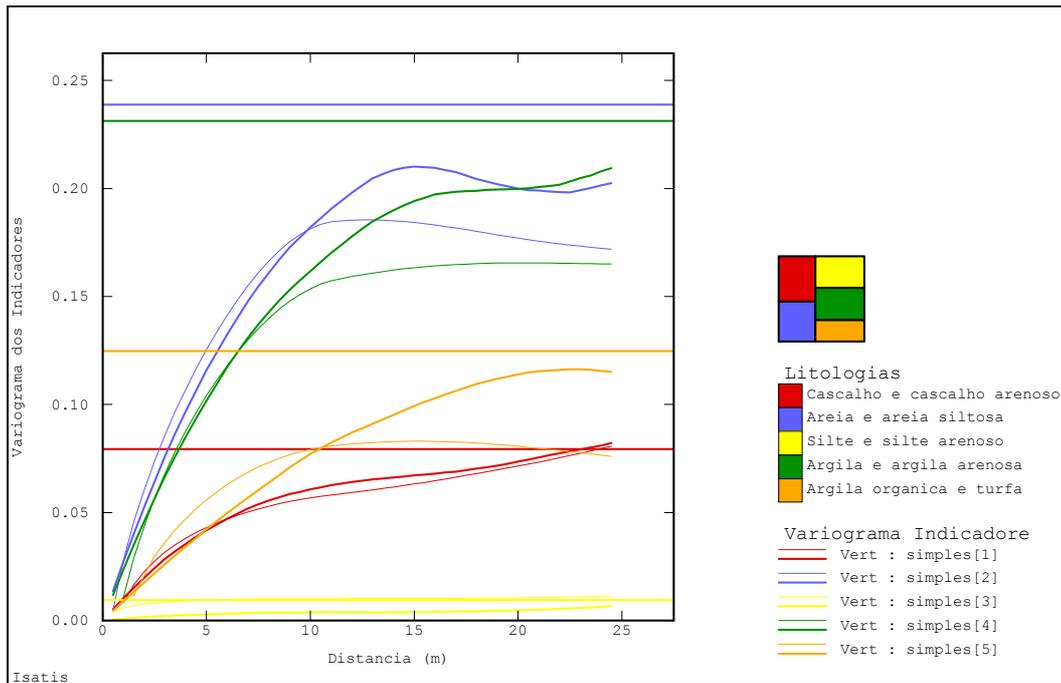


Figura 4.29 – Variograma vertical dos indicadores das fácies, correspondendo às linhas tracejadas aos variogramas experimentais e às contínuas aos modelos ajustados.

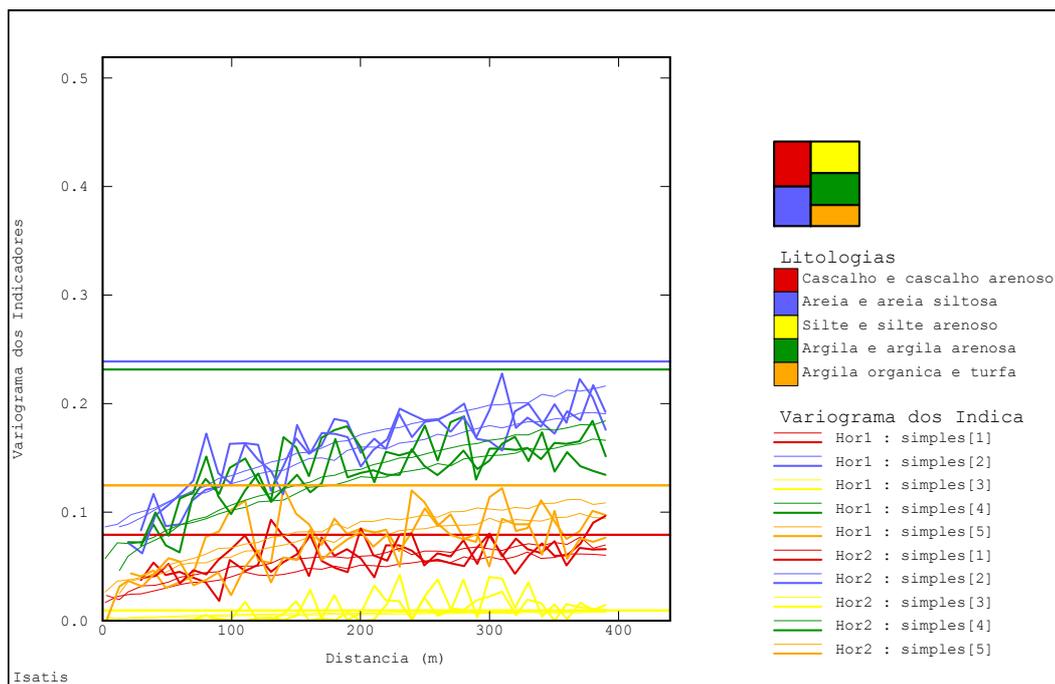


Figura 4.30 – Variograma horizontal dos indicadores das fácies, correspondendo às linhas tracejadas aos variogramas experimentais e às contínuas aos modelos ajustados.

Com base nas informações apresentadas, o processo de simulação plurigaussiana contemplou cem realizações. Dessas, apenas quatro foram selecionados para serem apresentados, sendo as realizações 30, 50, 60 e 100.

Verificou-se ao final do processo de simulação o comportamento global das proporções das fácies simuladas para analisar sua convergência com os dados originais de entrada. Com base nesses resultados, comprova-se a coerência dos modelos de ajustes dos dados (gaussianas), os quais produziram resultados quantitativamente coerentes com a realidade dos dados de entrada, isto é, as proporções das fácies (Figura 4.31 e Tabela 4.2).

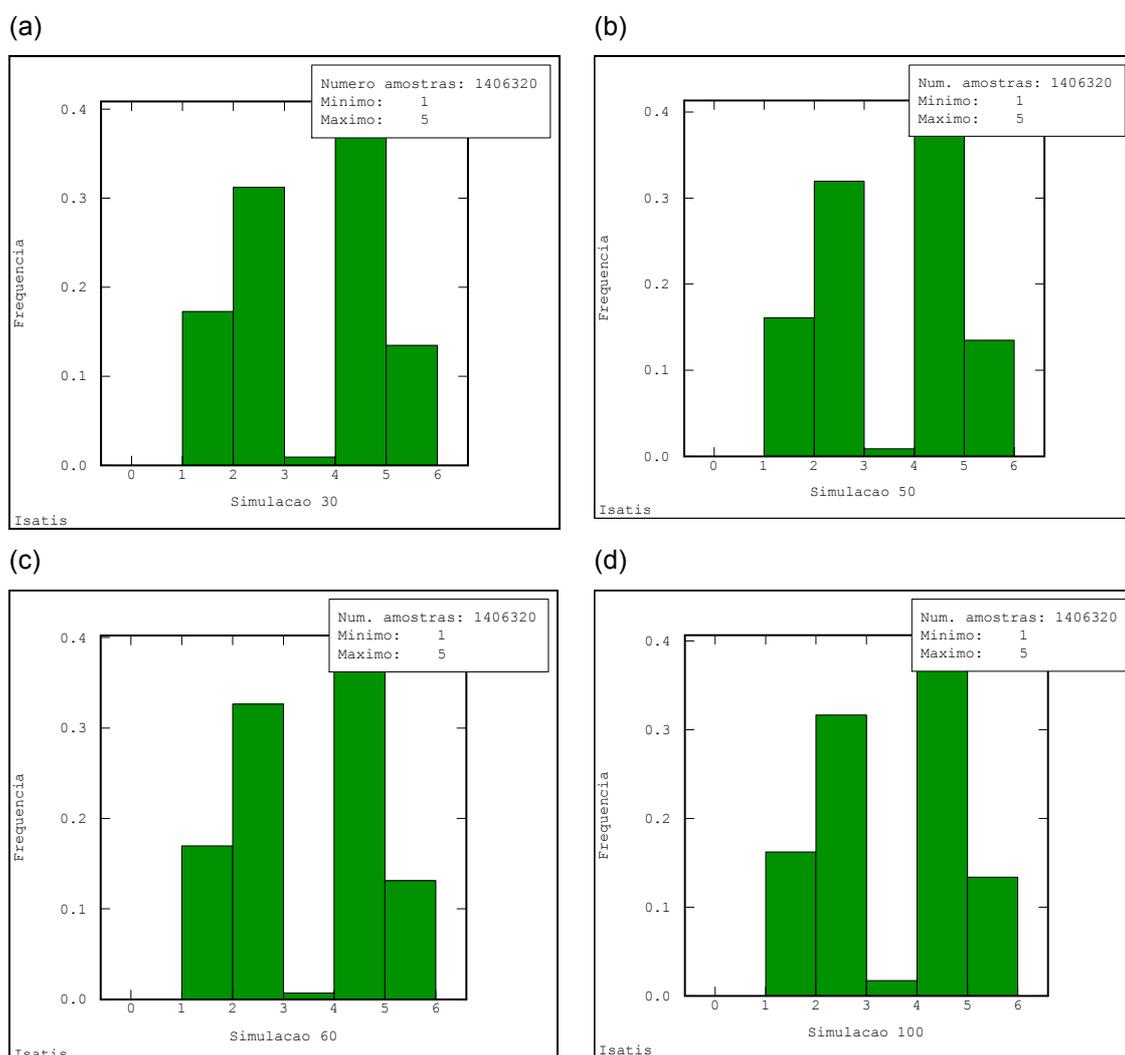


Figura 4.31 – Histograma das quatro realizações analisadas, (a) 30, (b) 50, (c) 60 e (d) 100.

Tabela 4.2 – Proporções das fácies simuladas, considerando realização 30, 50, 60 e 100.

Realização Fácies	30	50	60	100
F1	17.25%	16.10%	16.95%	16.24%
F2	31.21%	31.95%	32.64%	31.66%
F3	0.91%	0.89%	0.70%	1.74%
F4	37.14%	37.57%	36.57%	36.96%
F5	13.48%	13.49%	13.14%	13.39%

Da mesma forma que as proporções foram apresentadas para os quatro cenários selecionados, os resultados da simulação em forma de mapa geológico podem ser vistos nas Figuras 4.32 a 4.35 para as mesmas realizações. Estas figuras ilustram quatro possíveis cenários simulados dentre os cem iniciais.

Uma consideração importante a ser feita é que se possui uma imagem de referência produzida por geólogos levando em conta alguns furos de sondagem da área em estudo, tendo sido apresentada pela Figura 4.24 e rerepresentada logo abaixo, juntamente com os cenários do processo de simulação (em lâmina transparente, sobreposta às demais imagens, para facilitar a visualização). Existe, assim, a possibilidade de confronto entre uma imagem única gerada manualmente (interpretação geológica) e diversas outras imagens geradas por simulação.

Verificou-se, com base nesse comparativo entre as imagens, que as simulações apresentaram coerência de comportamento das fácies, tanto lateralmente quanto verticalmente, com o apresentado na imagem de referência. Neste caso, o resultado básico da simulação é também um modelo geológico, sendo muito mais variável do que qualquer outro mapa obtido com outras técnicas tradicionais. A razão para isso é que as simulações objetivam reproduzir a variabilidade espacial dos dados e, neste caso, as características de conectividade das tipologias de solo de uma camada. O que se soma nas imagens obtidas por simulação é a possibilidade de se obterem inúmeros cenários equiprováveis e que trazem, dessa forma, uma flexibilidade na análise das extensões dos domínios de cada fácies dentro da área de estudo, ao invés da obtenção de uma única imagem estanque.

Outro ganho que se deve considerar de grande impacto é o tempo computacional, visto que, manualmente, são necessários diversos meses de

trabalho para a geração de inúmeros perfis verticais ou horizontais em duas dimensões. Ao contrário, o processo computacional permite a obtenção em poucas semanas de trabalho, entre tratamento dos dados e processamento, de inúmeras imagens, com a possibilidade de avaliação da probabilidade de ocorrência de cada fácies e, igualmente, a geração de um produto tridimensional final, que pode sofrer ajustes e melhores definições dos domínios geológicos, conforme o grau de conhecimento da área pela equipe que trabalha no projeto.

Considerando as imagens simuladas representativas da realidade geológica local, sugere-se, igualmente, a visualização da Figura 4.36, a qual se refere a uma imagem média de todas as realizações obtidas (E-Type). A estatística básica dos dados mostrou que esta imagem apresenta 16,15% da F1, 31,60% da F2, 1,15% da F3, 37,38% da F4 e 13,72% da F5. Assim, é possível, por meio da análise visual e quantitativa dos dados, verificar a mesma reprodutibilidade dos dados originais.

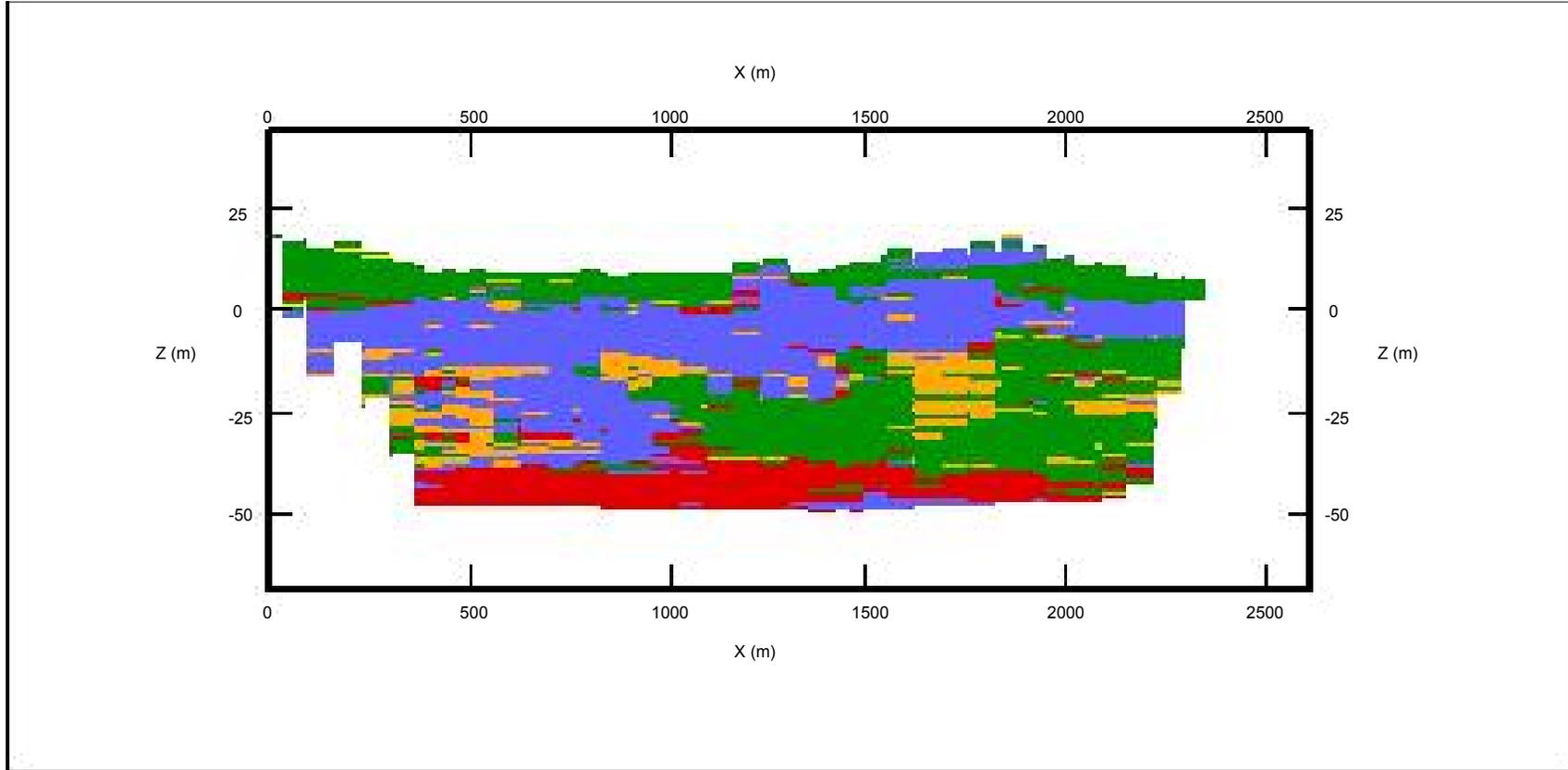


Figura 4.32 – Realização 30.

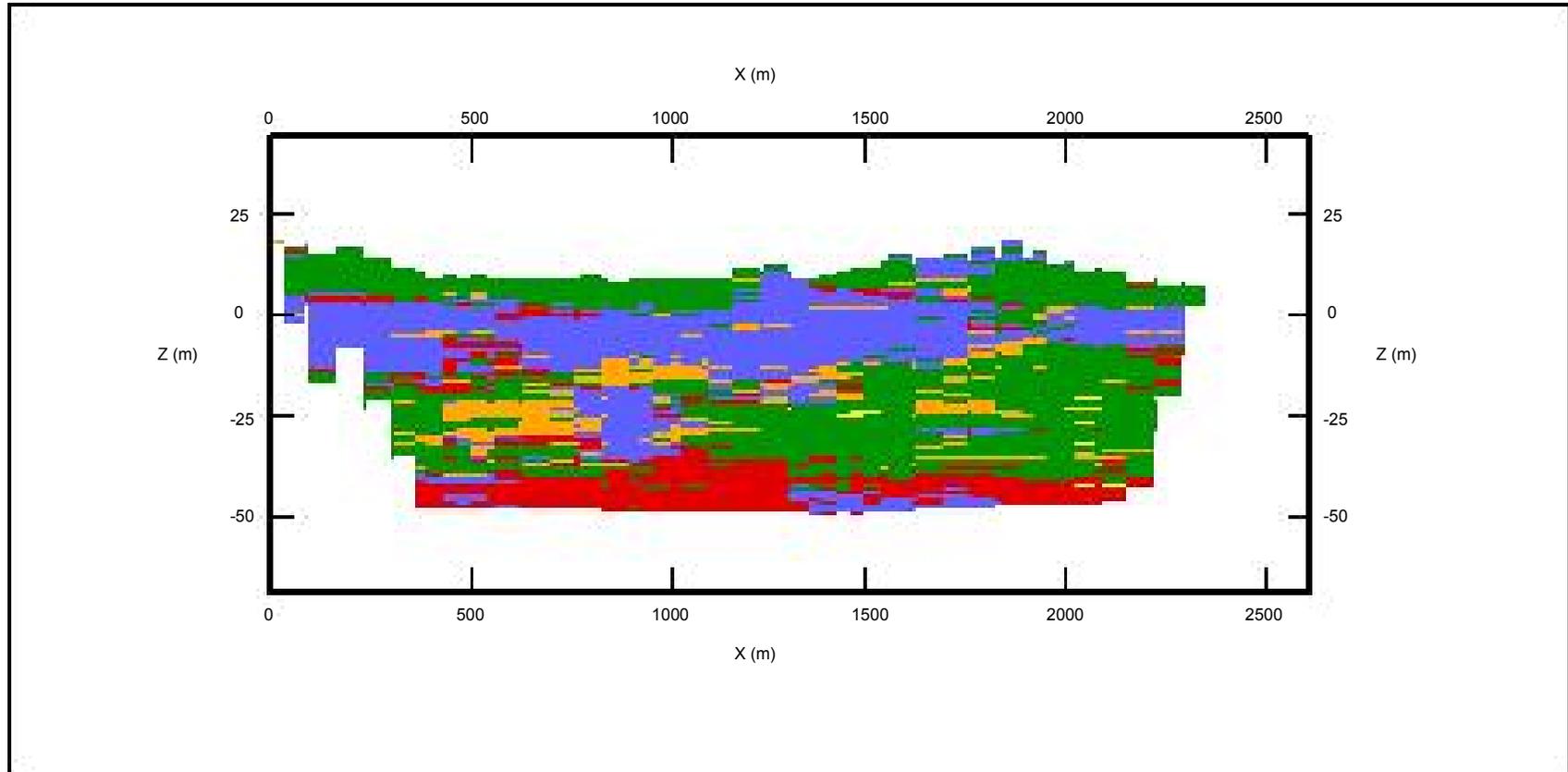


Figura 4.33 – Realização 50.

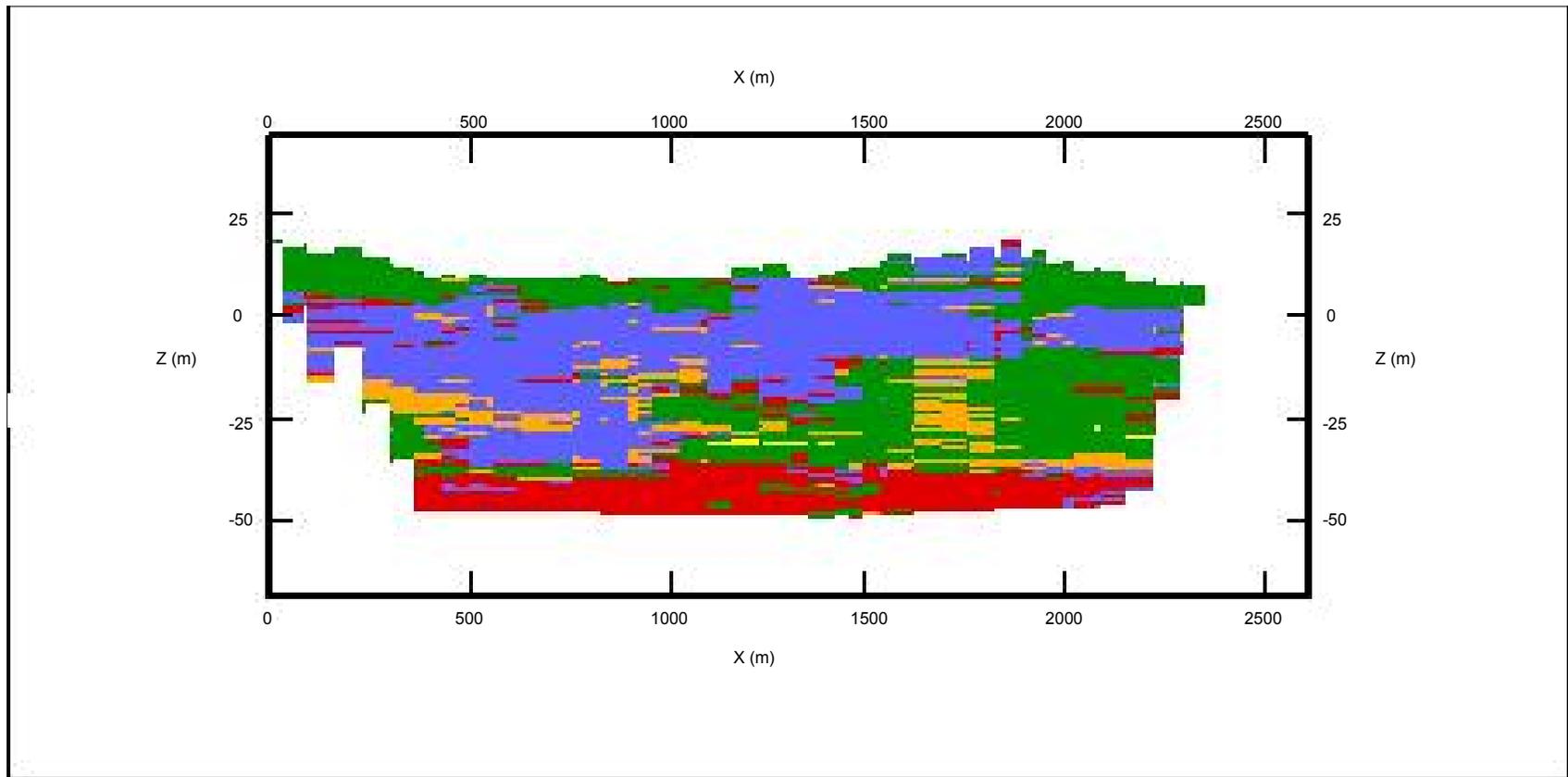


Figura 4.34 – Realização 60.

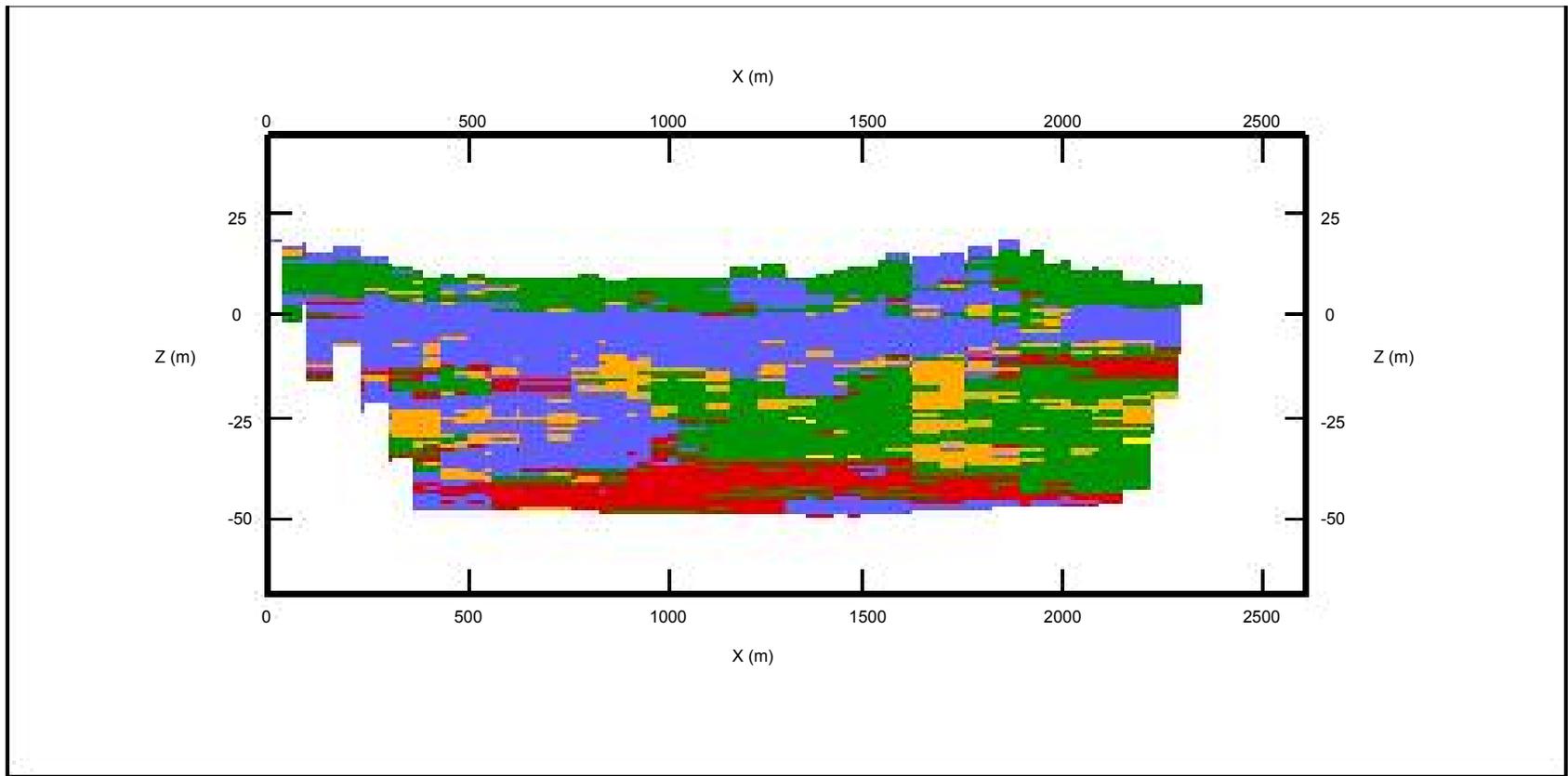


Figura 4.35 – Realização 100.

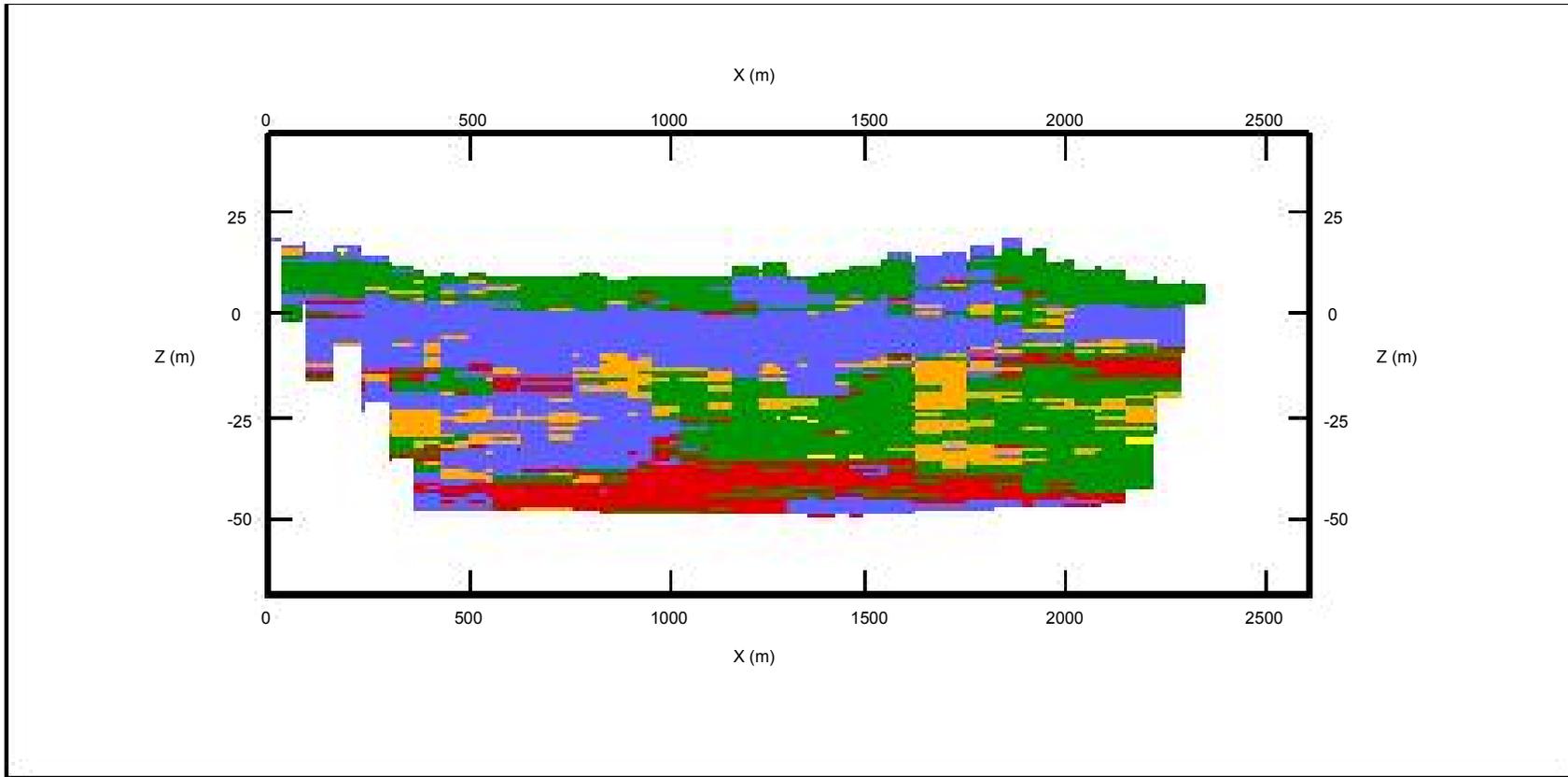
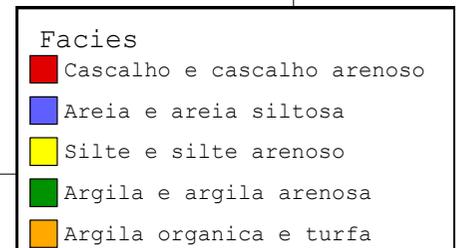
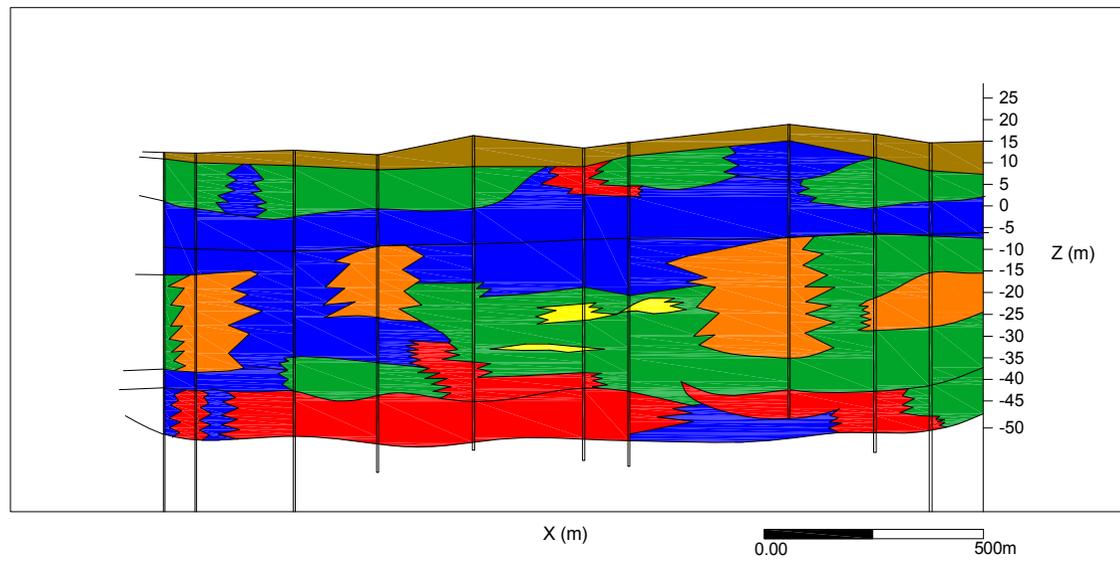


Figura 4.36 – Realização média (E-Type).



Transparência sobreposta as Figuras 4.32 à 4.36.

As imagens representadas pelas Figuras 4.32 a 4.36 são representações da realidade do modelo geológico, mas todas têm igual probabilidade de representarem a realidade geológica local. Dessa forma, priorizou-se a geração de um modelo geológico tridimensional do subsolo fruto dos resultados até então apresentados, verificando a probabilidade relativa de ocorrência das diversas associações litológico-texturais simuladas, tendo sido escolhida para cada bloco a associação que apresentou maior probabilidade de ocorrência. Este modelo pode ser visualizado na Figura 4.37.

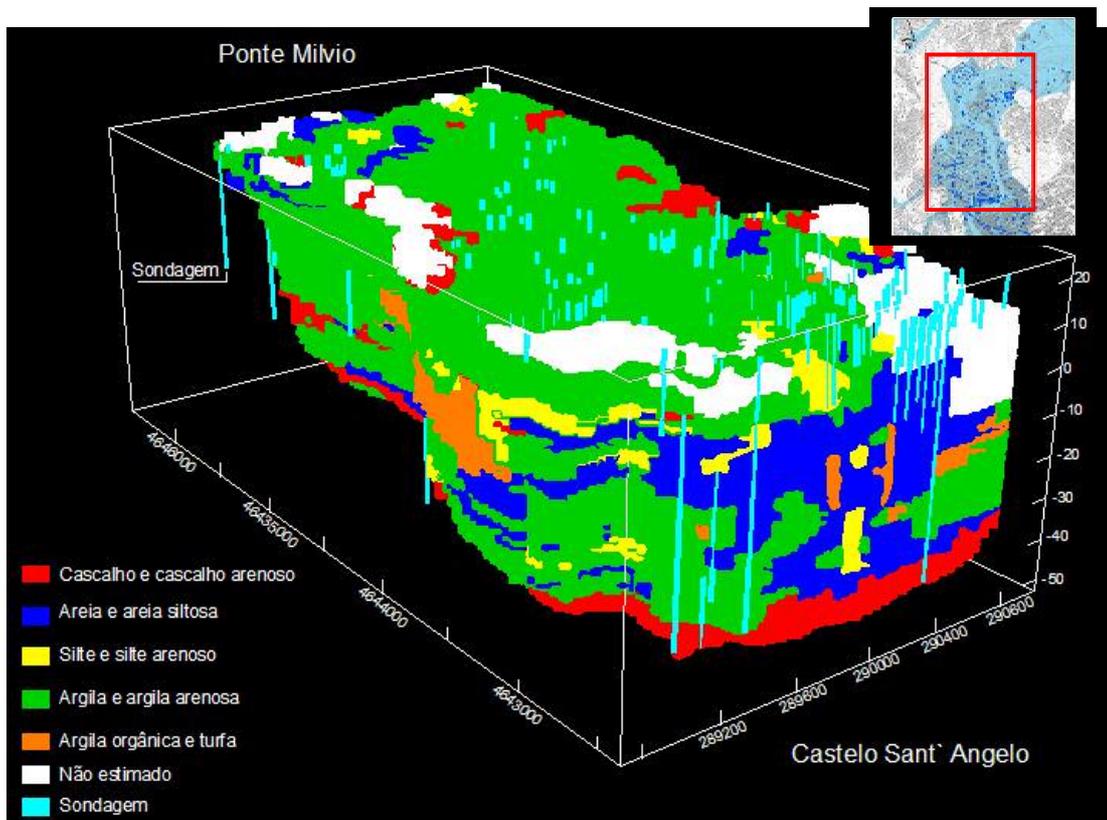


Figura 4.37 – Modelo geológico 3D das principais associações litológico-texturais.

A simulação geoestatística permite ao usuário, ao final do processo, a obtenção da mais variada gama de resultados, dependendo do interesse ao qual se destina o estudo. Assim, a geração de um modelo geológico 3D, que consiga refletir a realidade do subsolo de um local, pode somar muito aos tantos outros mapas que podem nascer de suas interações com outras tantas variáveis do meio ambiente que apresentem associações com a geologia e a textura do solo. Para exemplificar essa aplicação apresenta-se a possibilidade de gerar um mapa que reflita a suscetibilidade dos aluviões recentes de Roma ao recalque nas fundações, sendo necessário, para isso, apresentar alguns conceitos.

A suscetibilidade é a intensidade ou escala de um determinado ambiente sofrer impacto frente a um perigo natural, dada pelas suas condições físicas (UNDP, 2004). Os mapeamentos de suscetibilidade, apesar de não envolverem nenhuma probabilidade, indicam as áreas propensas à ocorrência de eventos naturais danosos ao homem, além de serem parte fundamental do processo de análise de risco (Fell e Hartford, 1997).

Ladeira e Gomes (1994) apontam que os fatores mais relevantes para o estabelecimento de zonas geotécnicas são a suscetibilidade aos recalques, capacidade de carga e os aspectos geomorfológicos (considerando geralmente a declividade).

A definição de um índice areal de suscetibilidade ao recalque requer a disponibilidade de um modelo tridimensional do subsolo, já obtido ao longo deste estudo. Para a definição de um índice de suscetibilidade do solo ao recalque, assumiu-se como hipótese para o cálculo que os recalques estivessem exclusivamente associados à presença de argilas e argilas orgânicas normalmente adensadas (Moscatelli, et al. 2009).

O índice de suscetibilidade ao recalque foi então definido de acordo com o método unidimensional (oedométrico) para o cálculo dos recalques de fundações superficiais sobre terrenos coesivos. O índice proposto (I_δ) é caracterizado pela seguinte expressão:

$$I_\delta = \frac{\delta}{q} = \sum_{i=1}^{n_A} \frac{\Delta z_{A,i} I(z)}{E_{A,i}} + \sum_{j=1}^{n_{AO}} \frac{\Delta z_{AO,j} I(z)}{E_{AO,j}} \quad (4.101)$$

onde δ é o recalque; q é a carga aplicada à superfície do terreno; $\Delta z_{A,i}$ é a espessura do estrato i -ésimo da argila; $E_{A,i}$ é o módulo de rigidez da argila que constitui o estrato i -ésimo; $\Delta z_{AO,j}$ é a espessura do estrato j -ésimo da argila orgânica; $E_{AO,j}$ é o módulo de rigidez da argila orgânica que constitui o estrato j -ésimo; n_A é o número de estratos de argila; n_{AO} é o número de estratos de argila orgânica; I é um coeficiente menor do que 1 (um) que leva em conta a redução de um incremento de tensão com a profundidade z , validado com base da teoria na elasticidade.

O somatório foi calculado para todas as verticais que passam pelos blocos do modelo geológico tridimensional. Os módulos de rigidez foram validados de acordo com a seguinte relação, válida para o módulo oedométrico:

$$E_{ed} = 2.3 \frac{1 - e_0}{c_c} \sigma'_v = k \sigma'_v \quad (4.102)$$

onde e_0 é o índice de vazios inicial; c_c é o índice de compressibilidade e σ'_v é a tensão vertical efetiva à profundidade de interesse. O valor do índice de proporcionalidade k foi validado com base nos valores médios de e_0 e c_c calculados para os dois litotipos em estudo, utilizando o banco de dados de Roma apresentado em Raspa et al. (2008). O estado de tensões verticais efetivas foi calculado considerando-se a profundidade média da camada superficial da área em estudo e dos valores médios dos pesos específicos.

Observa-se que, apresentando o módulo de rigidez em MPa, o índice restitui um recalque em metros correspondente a uma carga aplicada em superfície de $q = 1$ MPa. Analogamente, o índice I_δ multiplicado por um fator 10 (dez) apresenta o recalque em centímetros associado a um carregamento de $q = 100$ kPa.

O comportamento do índice de suscetibilidade (I_δ) dentro da área em estudo é apresentado na Figura 4.38. A Tabela 4.3 apresenta intervalos de valores para a classificação do índice de suscetibilidade ao recalque, apresentado em Ladeira e Gomes (1994). Na mesma figura foram reportados os valores de I_δ calculados para as sondagens. O confronto entre os resultados mostra uma boa coerência entre o mapa do I_δ e o índice calculado para as sondagens, confirmando a coerência do modelo geológico com a realidade do subsolo local.

Tabela 4.3 - Classificação da suscetibilidade ao recalque.

Classificação	Recalque (cm)
Baixa	0 – 4
Média	4 – 6,5
Alta	6,5 – 20

Fonte: Ladeira e Gomes (1994) - Utilizou-se a fundação considerada “unidade padrão” na avaliação dos recalques em cartografia geotécnica (sapata retangular de largura B (B=2m) e comprimento 5B, flexível, à profundidade de 1.5 metros e sujeita a uma tensão de 100 KN/m²).

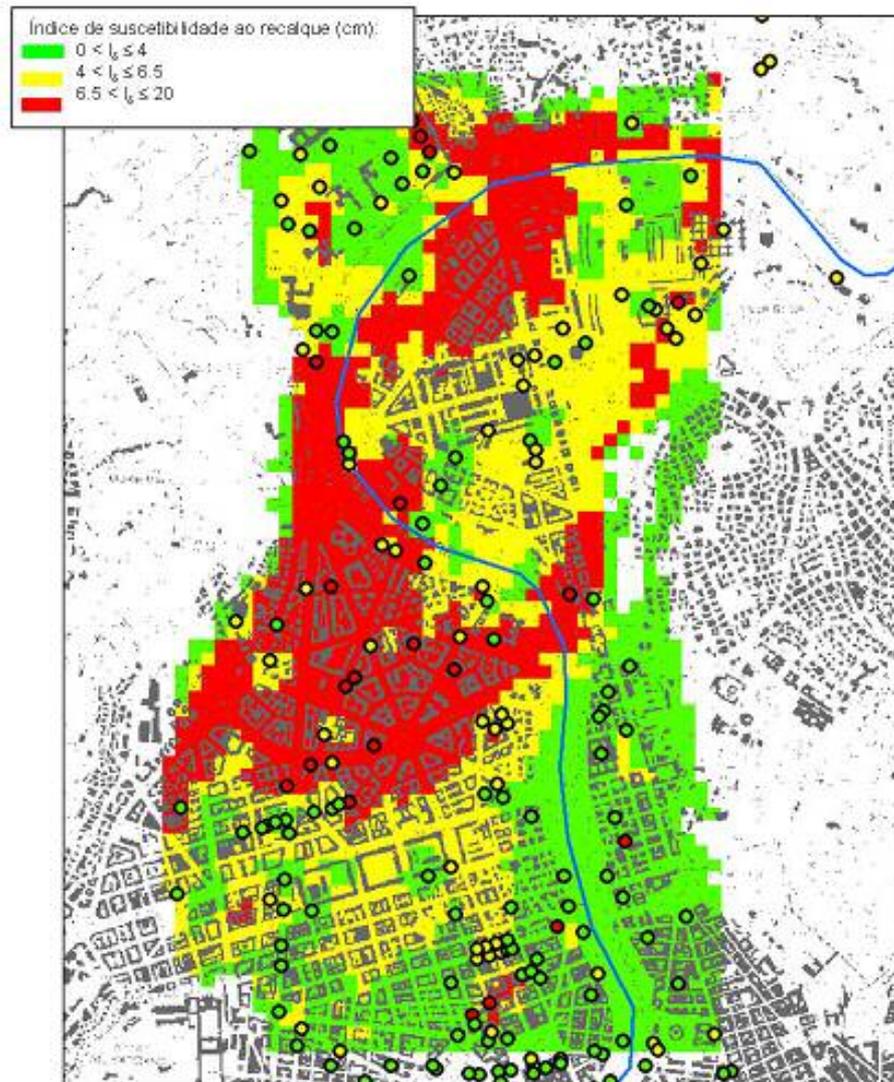


Figura 4.38 – Carta da suscetibilidade do recalque. Confronto entre os resultados obtidos pela geologia simulada em toda a área e as sondagens existentes na área.

A definição do índice de suscetibilidade I_{δ} , levando em conta os aspectos fundamentais, como a variação da rigidez com o nível de tensões e a redução dos incrementos de tensão com a profundidade, é uma decisão preliminar. Cabe ressaltar, no entanto, que os dados geotécnicos foram considerados de forma média, sem a devida reconstrução da sua variabilidade espacial dentro dos domínios de interesse. Essa reconstrução se trata da próxima etapa que será desenvolvida em continuidade ao projeto de Roma.

O resultado da Figura 4.38 pode ser considerado como uma preliminar de boa qualidade dentro das condições apresentadas. As cores no mapa representam uma medida de aptidão dos solos, do ponto de vista geotécnico, auxiliando na implantação de novas obras e na mitigação das já existentes. Esse trabalho de mitigação das obras e infraestruturas já existentes, que é o objetivo

final do projeto de Roma, poderá ser conduzido fazendo uso dos resultados aqui obtidos. Propõe-se a geração de cartas adicionais, da capacidade de carga e aspectos geomorfológicos da área, entre outros fatores que se utilizam de dados geológicos e parâmetros geotécnicos físicos e mecânicos para serem obtidos.

Dentro das estratégias de mitigação do risco na área urbana de Roma, pode-se apontar que a possibilidade de ocorrência de catástrofes urbanas pode ser atenuada se houver uma redução de vulnerabilidade das estruturas, incluindo edificações e infraestruturas e um melhoramento do planejamento urbano. Cabe lembrar que se o material considerado no estudo for pré-adensado e não normalmente adensado conforme mencionado primeiramente, os resultados apresentados acima estão super-estimados.

A redução da vulnerabilidade das estruturas pode trazer um melhoramento estrutural nos edifícios históricos existentes e nas infraestruturas para apurar o seu comportamento em face do risco. A vulnerabilidade é reduzida se os projetos e os métodos construtivos forem aprimorados e se efetuados reforços nas obras mais fragilizadas.

Como os sistemas de infraestruturas e edifícios históricos requerem um elevado investimento público para sua melhoria, é importante que a vulnerabilidade destes elementos seja a mais reduzida possível.

O planejamento dos usos do solo é um instrumento muito importante na mitigação dos danos. Neste campo, o risco é reduzido não apenas por se diminuir a tendência de determinado local para o risco, mas por se alterarem as características funcionais dessa área. Assim, deve existir uma multidisciplinaridade da equipe responsável pelos planos de zoneamento e avaliação, permitindo identificar e estabelecer os limites do desenvolvimento urbano, podendo utilizar as cartas de risco para formular um plano para as zonas propensas a desastres naturais.

Entretanto, é importante afirmar que o planejamento urbano das cidades é que está guiando e impulsionando este tipo de pesquisa, desenvolvendo e aprimorando o uso de diversas técnicas com o objetivo de gerar mapas que possam auxiliar na gestão adequada das cidades.

4.4 Conclusões preliminares

Uma estimativa confiável de uma reserva ou de um depósito geológico exige uma avaliação de riscos. Para avaliar esses riscos de modo preciso e acurado exige-se uma análise de probabilidade de riscos. Utilizar uma abordagem geoestatística para modelagem de reservatório e depósitos geológicos, como realizado neste capítulo, faz parte desta análise de risco, pois a geoestatística oferece muitos cenários que podem ser classificados nos termos em que se deseja.

A classificação geológica de uma área está sujeita aos vários tipos de incertezas, seja a distribuição irregular de dados, seja a possível existência de dados incorretos, ou diversas fontes de dados, incertezas quanto à interpretação das informações, entre outras. Por essa razão, profissionais da área vêm-se fortemente motivados a utilizar a geoestatística para realizar as análises de seus dados e assegurar a melhor quantificação de incertezas e, assim, evitar quaisquer consequências indesejáveis ao avaliar seus depósitos geológicos.

As Simulações Plurigaussianas foram desenhadas, especificamente, para modelar reservatórios complexos com diferentes orientações estruturais e depósitos heterogêneos, desde que ofereçam imagens realistas e detalhadas da geologia do reservatório e da estrutura interna, o que se acredita ter alcançado neste estudo.

Neste capítulo, apresentou-se a importância do emprego da técnica de simulação geoestatística plurigaussiana para auxiliar na definição de domínios complexos, como a geologia sedimentar dos depósitos aluvionares recentes do subsolo de Roma.

Para tanto, alguns questionamentos foram abordados ao longo deste capítulo: (i) qual a principal vantagem na escolha da metodologia de simulação plurigaussiana para a definição dos domínios geológicos do banco de dados? (ii) qual a importância do emprego de modelos probabilísticos para o estudo em questão? (iii) quais as principais vantagens do emprego da metodologia de simulação em relação aos métodos tradicionalmente utilizados para a geração de modelos geológicos? (iv) quando obtido um modelo geológico da área em estudo e que seja representativo da realidade local, quais serão seus empregos?

A primeira questão foi abordada apresentando a vantagem da metodologia de simulação plurigaussiana truncada utilizada nesta tese, com a possibilidade de criar um modelo representativo da arquitetura interna do subsolo de Roma (litofácies), com vistas à futura inserção de parâmetros geotécnicos físicos e mecânicos. Entre as técnicas geoestatísticas, as simulações produzem inúmeros cenários da geometria dos reservatórios e também da geologia e das demais propriedades de interesse. Ao fazer a combinação dos diferentes cenários de diferentes maneiras, cria-se a possibilidade de obtenção de uma série de volumes plausíveis quanto ao seu comportamento.

A segunda questão aponta que a informação geológica quantitativa proveniente dos dados de poços e testemunhos não é suficiente para prever com exatidão a arquitetura do domínio sendo estimado. A utilização de técnicas determinísticas pode ter grande influência nas decisões em todas as etapas do projeto. Por outro lado, o uso de técnicas geoestatísticas que se baseiam em metodologias mais sofisticadas e com embasamento teórico prático seguro permite que os profissionais utilizem ao máximo os dados disponíveis, justificando a escolha dos modelos probabilísticos nesta tese.

O terceiro ponto apresentado nesta tese trata das principais vantagens do emprego das técnicas de simulação em relação aos procedimentos tradicionalmente utilizados para geração de um modelo representativo da geologia de uma área. Cabe ressaltar, primeiramente, o ganho em tempo, visto que os métodos manuais demandam uma carga horária de trabalho intensiva para produzir apenas uma imagem de referência; ao contrário, com a simulação centenas de imagens são geradas em apenas algumas horas de processamento.

Além disso, a simulação permite a obtenção de modelos tridimensionais, ao passo que os processos tradicionais reportam apenas a perfis bidimensionais. A simulação enriquece o processo de análise justamente por disponibilizar centenas de imagens equiprováveis, permitindo facilmente uma análise e redefinição dos domínios estabelecidos manualmente, por exemplo, tendo a possibilidade de avaliar a extensão e as probabilidades de ocorrência de cada fácies dentro do domínio em estudo.

A quarta questão aponta que os modelos geológicos, em resumo, fornecem uma representação geral dos componentes de um ambiente geológico, dependendo das variáveis estudadas, bem como são relevantes para qualquer

tipo de planejamento urbano do solo, seja para projetos, seja para construções e previsões de determinados comportamentos.

Além disso, o mapeamento geológico-geotécnico pode ser entendido como um procedimento fundamental à obtenção e à representação gráfica de aspectos do meio físico baseados em estudos geológicos, pedológicos, geomorfológicos e geotécnicos. Objetiva-se estabelecer diretrizes para o uso e ocupação do solo, prospecção e exploração de recursos energéticos, minerais, águas subterrâneas, seleção e caracterização de locais para a implantação de grandes obras de engenharia, estudos de caracterização e preservação ambiental, estudos de previsão e de prevenção de fenômenos naturais, como, por exemplo, atividade sísmica e vulcânica, entre outros.

Apresentou-se o protótipo de um modelo relativo à definição de um índice areal de suscetibilidade ao recalque dos aluviões, realizado integrando a metodologia geoestatística com métodos clássicos de elaboração de parâmetros geológicos e geotécnicos do terreno.

O geólogo ou geotécnico, ao utilizar o banco de dados construído neste projeto, bem como seus resultados, será capaz de planejar de forma mais sensata cada nova campanha de investigação do subsolo que venha a ocorrer, otimizando tempo e recursos econômicos. Além disso, é possível produzir uma cartografia temática final, seja para um correto planejamento urbano, seja para uma avaliação de riscos locais.

Capítulo 5: Conclusões e Recomendações

Nesta tese, foram implementadas três diferentes aplicações de técnicas estatísticas e geoestatísticas abrangendo dois banco de dados com características geológico-geotécnicas distintas. Os objetivos expostos no primeiro capítulo serão reapresentados e a seguir discutidos individualmente. São eles:

- (i) Avaliar a influência da escolha dos métodos de krigagem ordinária, krigagem universal e funções aleatórias intrínsecas de ordem k nos resultados finais de estimativas dos valores de resistência de solo (NSPT), considerando a existência de uma tendência vertical.

O primeiro objetivo desta tese foi abordado por meio de uma avaliação tridimensional da variável de resistência do solo (NSPT), não ignorando a tendência vertical presente nos dados ao longo da profundidade.

Dentro da importância tradicional e econômica do ensaio SPT para as investigações das características do subsolo, esse ensaio permite a identificação de diversos outros parâmetros, como a densidade do solo granular e a identificação da consistência dos solos coesivos e rochas brandas. Muitos métodos tradicionais para projetos de fundações diretas ou profundas, sistematicamente, utilizam resultados do SPT na sua concepção. A busca pelo uso de técnicas geoestatísticas neste caso devem-se à possibilidade de obtenção de resultados relevantes para aplicações diretas em projetos geotécnicos de qualquer natureza que necessitem de informações provenientes da resistência do solo.

O desafio do segundo capítulo foi abordado ao aplicar metodologias que incorporassem a tendência vertical e ilustrassem, ao final, sua eficiência no tratamento desta tipologia de dados. Definindo uma equação de ajuste da tendência dos dados ou mesmo indicando o grau do polinômio de ajuste, foi possível filtrar a deriva de forma eficiente e obter, ao final, resíduos estacionários. No caso da krigagem universal, uma deriva linear simples mostrou ser uma solução adequada. Os resíduos foram verificados quanto a sua estacionariedade; então, o variograma e a covariância generalizada foram ajustados. Para a avaliação dos resultados dos métodos de KU e FAI-k, os quais incorporam naturalmente derivas em seus processos, a KO também foi implementada, na tentativa de apresentar o ganho nos resultados finais quando aplicadas técnicas adequadas ao tipo de comportamento apresentado pelos dados. Por fim, foram gerados mapas de estimativa do NSPT para as três metodologias mencionadas e, ao final, confrontados.

Os resultados obtidos com a estimativa da resistência do solo (NSPT) mostraram eficiência no uso das metodologias geoestatísticas para mapeamento deste atributo geotécnico e, conseqüentemente, uma importante melhoria na qualidade dos projetos de engenharia geotécnica podem ser vislumbrados.

Como recomendações ao avanço dos trabalhos desenvolvidos no capítulo 2, sugere-se o desenvolvimento da metodologia Fai-k num ambiente de *software* livre. É relevante a criação de mapas de parâmetros geotécnicos que cotidianamente são extraídos de sondagens à percussão SPT para a aplicabilidade ou avaliação do seu comportamento para o uso em projetos preliminares de fundações ou obras geotécnicas em geral.

(ii) Combinar o uso de análises em componentes principais com técnicas de krigagem, cokrigagem e regressões múltiplas para a estimativa do ângulo de atrito interno do solo, confrontando as metodologias e os resultados finais.

O terceiro capítulo desta tese foi direcionado ao uso combinado da técnica estatística de análise em componentes principais com metodologias como a krigagem, cokrigagem e regressão linear múltipla. Estas foram usadas na avaliação das estimativas do ângulo de atrito interno do solo com base em

diversos parâmetros geotécnicos físicos e mecânicas, buscando extrair a influência de cada um destes à variável principal de interesse, melhorando a qualidade da estimativa.

Para tanto, a análise das inter-relações existentes entre as propriedades geotécnicas envolvidas no estudo foi derivada da análise em componentes principais. Esse processo deu origem aos fatores que foram empregados de diversas formas para a implementação das estimativas. Da validação cruzada, os processos foram migrados para a krigagem ordinária, cokrigagem e regressão linear múltipla; ao final os métodos geoestatísticos conduziram as estimativas a melhores resultados em relação ao método estatístico.

A aplicação da geoestatística multivariada utilizando parâmetros físicos e mecânicos obtidos de testes de laboratório demonstra sua viabilidade para caracterização geotécnica preliminar de depósitos aluvionares. Os resultados desta tese serão úteis para o desenvolvimento final do projeto Roma, no qual esta tese está inserida e têm-se como um dos objetivos a modelagem geológico-geotécnica das propriedades do subsolo de Roma-Itália. Dessa forma, os resultados do capítulo 3 serão empregados na definição de áreas de risco na zona urbana da cidade e ajudarão na prevenção desses riscos, por meio dos mapas obtidos com geoestatística e de sistemas de informações geográficas (SIG).

Diante dos resultados apresentados, verificou-se que para a obtenção de estimativas do ângulo de atrito com resultados tão satisfatórios quanto aos apresentados pela validação cruzada existe a necessidade de um adensamento amostral das variáveis auxiliares. Para isso, propõe-se para estudos subsequentes a derivação de informações granulométricas de uma forma indireta, ou seja, partindo de uma reconstrução espacial das litologias e informações texturais do banco de dados.

(iii) Modelagem da geometria das camadas que formam o subsolo, baseando-se em informações geológicas e sondagens, por meio da técnica de simulação plurigaussiana truncada, avaliando os resultados finais após validação dos modelos.

Em relação ao último capítulo da tese, a técnica de simulação plurigaussiana truncada foi avaliada para a modelagem de tipologias do solo, com o objetivo de gerar um modelo geológico simplificado do subsolo em estudo, levando em consideração informações detalhadas da formação geológica local.

Dentro do projeto de Roma, apresenta-se a reconstrução da geologia por meio da geoestatística para futura obtenção de melhorias nas previsões das características geotécnicas do subsolo, permitindo a integração de todas as informações disponíveis para a geração de mapas de risco. Esses mapas auxiliarão no gerenciamento das condições estruturais dos prédios históricos já existentes na região dos aluviões recentes e das obras que surgirão pelo crescimento natural da cidade.

As simulações estocásticas constituem uma ferramenta poderosa ao produzir uma série de realizações equiprováveis, permitindo computar probabilidades de ocorrência e quantificar as incertezas dos domínios geológicos definidos. Assim, a grande vantagem obtida pela implementação da metodologia de simulação plurigaussiana truncada aos dados foi a possibilidade de ter gerado um modelo representativo da arquitetura interna do subsolo de Roma (litofácies), com vistas à futura inserção de parâmetros geotécnicos físicos e mecânicos dentro dos domínios claramente definidos.

Dentro do contexto do quarto capítulo, criou-se o protótipo de um modelo do índice de suscetibilidade ao recalque dos aluviões, o qual apresentou a integração da geoestatística com métodos clássicos de elaboração de parâmetros geológicos e geotécnicos. Este foi apenas um exemplo preliminar dos tantos outros mapeamentos que poderão ser originados partindo do modelo geológico obtido nesta tese. A produção de uma cartografia temática final para um correto planejamento urbano e para uma avaliação de riscos locais é uma projeção futura que ocorrerá naturalmente, dentro das necessidades do projeto de Roma.

É proposto como trabalho futuro o uso da reconstrução geológica (tipologias de solo) para dedução em todos os pontos das informações de granulometria. Este procedimento possibilitará uma melhoria na acurácia da estimativa do ângulo de atrito interno do solo e, assim, dos demais parâmetros físicos e mecânicos para a obtenção de mapas de periculosidade da área urbana de Roma.

(iv) Confrontar os produtos gerados em (i), (ii) e (iii) com as práticas usuais da engenharia geotécnica, avaliando os benefícios e potencialidades destas técnicas.

Na prática, em média, o custo de investimento em uma obra destinado aos ensaios geotécnicos dificilmente passa de 1% do valor total. Um engenheiro projetista, quando se confronta com dados insuficientes ou inadequados para concepção de um projeto, acaba por superestimá-los. Esse fato ocorre com frequência para os projetos de fundações. Por isso salienta-se a necessidade de uma investigação adequada do subsolo, iniciando com informações de sondagem, passando por ensaios de laboratório, progredindo para o uso de modelos do subsolo que descrevam tais propriedades. Esses modelos produzem valores estimados para cada ponto não amostrado e sua respectiva medida de incerteza, podendo agregar autenticidade e realidade às informações derivadas dos testes de campo e laboratório.

Quando se trata do uso da geoestatística para estimativa de dados geotécnicos, em particular em informações provenientes do ensaio de campo SPT, encontram-se dezenas de trabalhos que utilizam a técnica de krigagem ordinária. Esta tese trouxe uma implementação às estimativas, apresentando duas técnicas distintas à primeira citada, a krigagem universal e as funções aleatórias intrínsecas de ordem k , as quais consideram no seu processo de estimativa a presença de uma deriva nos dados, fator este desconsiderado até o momento com a técnica usualmente empregada. O ganho nos resultados finais das estimativas foi ilustrado, confrontando os das técnicas de krigagem universal e funções aleatórias intrínsecas de ordem k com os de krigagem ordinária, mostrando que a deriva existente nos dados não deve ser desprezada, bem como a escolha da técnica mais adequada para as estimativas é um processo igualmente relevante.

O segundo exemplo utilizado na tese demonstrou um minucioso estudo que envolveu treze parâmetros físicos e dois mecânicos do subsolo de Roma/IT. Na prática, a estimativa de um destes parâmetros, geralmente, é feita com métodos diretos, utilizando apenas a variável de interesse ou ainda, frequentemente, utiliza-se o resultado dos ensaios de laboratório diretamente como sendo o valor de referência para toda a área amostrada. Demonstrou-se as

potencialidades das combinações das técnicas de análise em componentes principais e da cokrigagem, krigagem ordinária e regressão linear múltipla, no auxílio às estimativas do ângulo de atrito interno do solo.

Os mapas geológicos de áreas urbanas por sua vez, são confeccionados pelo cruzamento de diversas informações. Mesmo que sejam apresentados computacionalmente, são derivados de tarefas árduas realizadas manualmente. A proposta desta tese foi a de apresentar uma metodologia capaz de se sobressair às técnicas normalmente utilizadas para a geração de um modelo do subsolo.

Foi introduzida a metodologia de simulação plurigaussiana truncada a qual apresentou vantagens significativas num confronto com as técnicas tradicionais. Há claramente um ganho no tempo para geração de um modelo geológico, havendo a possibilidade de obter um número representativo de imagens tridimensionais da área simulada. Ainda, existe a possibilidade de uma análise probabilística quanto à extensão dos domínios geológicos, sendo viável a manipulação e ajuste do modelo final de acordo com o conhecimento geológico local da área de estudo.

Os resultados finais das técnicas aplicadas nesta tese são, em geral, imagens representativas da distribuição no espaço das variáveis analisadas. A qualidade desses resultados é diretamente proporcional à qualidade do modelo da variabilidade espacial dos dados e à quantidade de informações disponíveis. Daí a necessidade de um adensamento amostral sempre que possível, guiando as novas campanhas de sondagem por meio dos mapas de incertezas da área em estudo.

Assim, conclui-se que estas técnicas são fortemente indicadas para aplicações em geotecnia e que o uso das ferramentas geoestatísticas deve se tornar rotineiro para a solução de problemas de engenharia geotécnica e planejamento urbano, por fornecerem um número considerável de informações geométricas, físicas e mecânicas dos solos e rochas. Percebe-se que a tendência mundial da aplicabilidade da geoestatística a esses dados apresenta um crescimento promissor, considerando que as universidades estão a passos lentos na inclusão em seus grupos de pesquisa dessas técnicas e no currículo das faculdades de engenharia civil e ambiental.

Referências Bibliográficas

Amanti, M.; Gisotti, G. e Pecci, M. 1995. I dissesti a Roma. In: Funicello, R. (Ed.), La geologia di Roma; il centro storico. Memorie Descrittive della Carta Geologica d'Italia 50, p.219–248.

Ambrosetti, P. e Bonadonna, F. P. 1967. Revisione dei dati sul Plio-Pleistocene di Roma. Atti Accademia Gioenia di Scienze Naturali 18, p.33–72.

Ambrosini, S.; Castenetto, S.; Cevolani, F.; Di Loreto, E.; Funicello, R.; Liperi, L. e Molin, D., 1986. Risposta sismica dell'area urbana di Roma in occasione del terremoto del Fucino del 13 gennaio 1915. Memorie della Società Geologica Italiana 35, p.445–452.

Amorosi, A. e Milli, S. 2001. Late Quaternary depositional architecture of Po and Tevere River deltas (Italy) and worldwide comparison with coeval deltaic successions. *Sedimentary Geology*, 144 (3-4), p.357–375.

Antonio-Carpio, R.G.; Perez-Flores, M.A.; Camargo-Guzman, D. e Alanis-Alcantar, A., 2004. Use of resistivity measurements to detect urban caves in Mexico City and to assess the related hazard. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 4, p.541-547.

Armstrong, M. 1984. Problems with Universal Kriging. *Mathematical Geology*, 16, p.101-108.

Armstrong, M. e Galli, A. 1999. Derivative based plurigaussian simulations. In: S.J. Lippard, A. Naess & R. Sinding-Larsen (eds), Trondheim-Norway, *Proceedings of IAMG '99*, p.591-596.

Armstrong, M.; Eschard, R.; Galli, A.; Le Loc'h, G. e Roth, C. 1998. Short course of plurigaussian simulations in mining and petroleum. Centre de Geostatistique, Fontainebleau-France, Sep. 21-23, 45p.

Armstrong, M.; Galli, A.; Le Loc'h, G.; Geffroy, F. e Eschard, R. 2003. Plurigaussian simulations in geosciences. Springer, 144p.

Au, S.W.C. 1998. Rain-induced slope instability in Hong Kong. *Engineering Geology* 51, p.1–36.

Augusto Filho, O.; Ridente Junior, J.L. e Alves, C.F.C. 1999. Compartimentação geotécnica da área urbana do Município de São José do Rio Preto (SP) com base na generalização espacial de dados de sondagens a percussão. Congresso Brasileiro de Geologia de Engenharia, 9, São Pedro. CD-ROOM... São Pedro: ABGE. Trab. 53; 14p.

Baise, L.G. e Higgins, R.B. 2003. Geostatistical methods in site characterization. In: Der Kiureghian, A., Madanat, S., Pestana, J.M. (Eds.), *Applications of Statistics and Probability in Civil Engineering*. Millpress, Rotterdam, p.1195–1202.

Baldassarre, G. e Palumbo, R. 2006. L'utilizzo di sistemi informatici per la gestione di dati geologici in aree urbane. Esempio di applicazione: Campus Universitario di Bari. *Giornale di Geologia Applicata*, 4, p.213-220.

Bayes, T. 1763. An essay towards solving in the doctrine of chances. *Philosophical Transactions of the Royal Society London*, vol.53, p.370-418.

Belincanta, A. e Cintra, J.C.A. 1998. Fatores intervenientes em variantes do método ABNT para a execução do SPT. *Solos e Rochas*, São Paulo, ABMS, Agosto, vol.21, n.3, p.119-133.

Bellotti, P.; Chiocchini, U.; Castorina, F. e Tolomeo, L. 1994. Le unità clastiche plio-pleistoceniche tra Monte Mario (città d Roma) e la costa tirrenica presso

Focene: alcune osservazioni sulla stratigrafia sequenziale. Bollettino del Servizio Geologico Italiano, 113, p.3–24.

Bellotti, P.; Milli, S.; Tortora, P. e Valeri, P. 1995. Physical stratigraphy and sedimentology of the late Pleistocene-Holocene Tiber Delta depositional sequence. *Sedimentology*, 42 (4), p.617–634.

Berberian, D. 1993. Correlações para projeto de fundações. Tomo II Advanced – Material de aula do mestrado em geotecnia, UnB, Universidade de Brasília, 170p.

Beucher, H.; Galli, A.; Le Loc'h, G.; Doligez, B. e Ravenne, C. 1994. Including a regional trend in reservoir modelling using the truncated gaussian method. In: SOARES A (ed) *Geostatistics Troia '92*, Dordrecht: Kluwer Academic Press, 1:555-566. [International Geostatistics Congress, 4, Troia-Portugal, Proceedings]

Boezio, M.N.M. 2004. Métodos geoestatísticos para a incorporação da topografia como informação secundária no mapeamento do nível de água subterrânea. Dissertação de mestrado, PPGEM – UFRGS, Porto Alegre-RS-Brasil, 292p.

Bonadonna, F. 1968. Studi sul Pleistocene del Lazio V. La biostratigrafia di Monte Mario e la “fauna malacologica mariana” di Cerulli-Irelli. *Memorie della Società Geologica Italiana*, 7, p.261–321.

Boschi, E.; Caserta, A.; Conti, C.; Di Bona, M.; Funicello, R.; Malagnini, L.; Marra, F.; Martines, G.; Rovelli, A. e Salvi, S. 1995. Resonance of subsurface sediments: an unforeseen complication for designers of roman columns. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 85 (1), p.320–324.

Boucher, A. 2003. Conditional joint simulation of random fields on block support. Dissertação de mestrado, Universidade de Queensland, Brisbane, 161p.

Bourdeau, P.L. e Amundaray, J.I. 2005. Non-parametric simulation of geotechnical variability. *Géotechnique*, 55, p.95-108.

Bourgine, B.; Dominique, S.; Marache, A. e Thierry, P. 2006. Tools and methods for constructing 3D geological models in the urban environment: the case of

Bordeaux. Proceedings of the 10th IAEG Congress, International Association for Engineering Geology, 6-10 September 2006, Nottingham, Paper n° 72.

Bozzano, F.; Andreucci, A.; Gaeta, M. e Salucci, R. 2000. A geological model of the buried Tiber River valley beneath the historical centre of Rome. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 59 (1), p.1–21.

Bozzano, F.; Caserta, A.; Govoni, A.; Marra, F. e Martino S. 2008. Static and dynamic characterization of alluvial deposits in the Tiber River Valley: New data for assessing potential ground motion in the City of Rome. *J. Geophys. Res.* 113, B01303, doi:10.1029/2006JB004873.

Braga, M.S.S. 1998. Construção de matrizes de proporção de fácies para a modelagem geológica 3D de reservatórios deltáicos da Bacia do Recôncavo (BA). Campinas: Instituto de Geociências/UNICAMP, Dissertação de mestrado, 100p.

Bruno, R. e Raspa, G. 1994. La pratica della geostatistica lineare. Il trattamento dei dati spaziali. Guerini Studio, 170 p.

Bueno, B.S. e Villar, O.M. 1984. Mecânica dos Solos. São Carlos, Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 131p.

Burkett, Virginia, R.; Zikoski, D.B. e Hart, D.A., 2003. Sea-level rise and subsidence: implications for flooding in New Orleans, Louisiana. In: U.S. Geological Survey Subsidence Interest Group Conference, Proceedings for the Technical Meeting, USGS Water Resources Division, Open File Report Series 03-308, p.63-70.

Campolunghi, M. P.; Capelli, G.; Funicello, R. e Lanzini, M. 2007. Geotechnical studies for foundation settlement in Holocenic alluvial deposits in the City of Rome (Italy). *Engineering Geology*, 89 (1-2), p.9–35.

Canil, K.; Macedo, E.S.; Gramani, M.F.; Almeida Filho, G.S.; Yoshikawa, N.K.; Mirandola, F.A.; Viera, B.C.; Baida, L.M.A.; Augusto Filho, O. e Shinohara, E.J. 2004. Mapeamento de risco em assentamentos precarios nas zonas sul e parte da oeste no municipio de Sao Paulo (SP). Hazard mapping in the western and southern urban areas of Sao Paulo City, Sao Paulo. Proceedings of the “Simpósio

brasileiro de cartografia geotécnica e geoambiental”, 16-18 of November 2004, São Carlos, Brazil.

Carbognin, L.; Teatini, P. e Tosi, L. 2004. Eustacy and land subsidence in the Venice lagoon at the beginning of the new millennium. *Journal of the Marine System*, 51, p.345-353.

Carboni, M. G. e Iorio, D. 1997. Nuovi dati sul Plio-Pleistocene marino del sottosuolo di Roma. *Bollettino della Società Geologica Italiana*, 116, p.435–451.

Carraro, C.C.; Gamermann, N.; Eick, N.C.; Bortoluzzi, C.A.; Jost, H. e Pinto, J.F. 1974. Mapa geológico do Estado do Rio Grande do Sul. Escala 1:1.000.000. Instituto de geociências da UFRGS. Porto Alegre, RS.

Carvalho, J.M.C.M e Cavalheiro, A.A.T. 2000. Geostatistics applied to SPT data – A case study. *Geostats 2000*, Cape Town, South Arábia, 10p.

Casagrande, A. 1932. Research on the atterberg limits of Soils. *Public Roads*, 13 (1932), p.121-30.

Cavarretta G.; Cavinato G.P.; Mancini M.; Moscatelli M.; Patera A.; Stigliano F.; Vallone R.; Milli S.; Garbin F. e Storoni S. 2005a. Geological and geotechnical modelling of the City of Rome. *Proceedings of GEOITALIA 2005 – V Forum Italiano di Scienze della Terra*, 23-24 of September 2005, Spoleto.

Cavarretta, G.; Cavinato, G.P.; Mancini, M.; Moscatelli, M.; Patera, A.; Raspa, G.; Stigliano, F.; Vallone, R.; Folle, D.; Garbin, F.; Milli, S. e Storoni Ridolfi, S. 2005b. I terreni di Roma sotto l’aspetto della geologia tecnica. In: Gisotti, G., Pazzagli, G., Garbin, F. (Eds.), *La IV dimensione - Lo spazio sotterraneo di Roma. Geologia dell’Ambiente*, Supplemento 4/2005, p.33–46.

Chang, M.; Chiu, Y.; Lin, S. e Ke T. 2005. Preliminary study on the 2003 slope failure in Woo-wan-chai Area, Mt. Ali Road, Taiwan. *Engineering Geology*, 80, p.93–114.

Chauvet, P. 1993. Processing data with a spatial support: geostatistics and its methods. *Cahiers de géostatistique*, fascicule 4, Paris, ESNMP, Centre de géostatistique, 57p.

Chilès, J.P. e Delfiner, P., 1999. Geostatistics: modelling spatial uncertainty. Wiley, New York, 695 pp.

Chiocci, F.L. e Milli, S. 1995. Construction of a chronostratigraphic diagram for a high-frequency sequence: the 20 ky B.P. to Present Tiber depositional sequence. *Il Quaternario*, 8, p.339-348.

Cifelli, F.; Donati, S. e Funiciello, F. 1999. Distribution of effects in the urban area of Rome during the October 14, 1997 Umbria Marche earthquake. *Physics and Chemistry of the Earth*, 24 (6), p.483–487.

Cifelli, F.; Donati, S.; Funiciello, F. e Tertulliani, A. 2000. High-density macroseismic survey in urban areas; Part 2, Results for the City of Rome, Italy. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 90 (2), p.298–311.

Cintra, J.C.A.; Aoki, N. e Albiero, J.H. 2003. Tensão admissível em fundações diretas. São Carlos: RiMa, 142p.

Clark, I. 1979. Practical geostatistics: London. Applied Science Publishers, 129p.

CNR (Ed.). 1997. Geologia delle grandi aree urbane. Progetto Strategico CNR. Consiglio Nazionale delle Ricerche, Bologna, Italy.

COM(2004)200. 2004. Reinforcing the civil protection capacity of the European Union. European Commission communication to European Council and Parliament.

COM(2005)137. 2005. Improving the community civil protection mechanism. European Commission communication to European Council and Parliament.

Conato, V.; Esu, D.; Malatesta, A. e Zarlenga, F. 1980. New data on the Pleistocene of Rome. *Quaternaria*, 22, p.131–176.

Corazza, A.; Lanzini, M.; Rosa, C. e Salucci, R. 1999. Caratteri stratigrafici, idrogeologici e geotecnici delle alluvioni tiberine nel settore del centro storico di Roma. *Il Quaternario*, 12, p.215–235.

Costa, J.F.C.L. 1997. Developments in recoverable reserves and ore body modeling. Austrália: WH Bryan Mining Geology Research Centre, The University of Queensland, PhD Thesis, 333p.

Cressie, N. 1984. Towards Resistant Geostatistic. In: Proceedings of Geostatistics for Natural Resources Characterization, (Verly, G.; David, M.; Journel, A.G.; and Marechal, A., eds.), NATO Advanced Study Institute, South Lake Tahoe, California, September 6-17, 1983, D. Reidel, Dordrecht, Holland, p.21-44.

Cressie, N. 1985. Fitting Variogram Models by Weighted Least Squares. Journal of the International Association for Mathematical Geology, vol. 17, n°5, p.563-586.

Cressie, N. 1986. Kriging Non Stationary Data, Journal of the American Statistical Association, vol. 81, n°395, p.625-634.

Cressie, N. 1989. Geostatistics. The American Statistician, vol.43, n°4, p.197-202.

Cressie, N. 1991. Statistics for spatial data. New York: John Wiley, 900p.

Danziger, F.A.B.; Politano, C.F. e Danziger, B.R. 1998. CPT-SPT correlations for some Brazilian residual soils. Geotechnical Site Characterization, Balkema, Rotterdam, p.907-912.

David, M. 1977. Geostatistical ore reserve estimation. Elsevier Scientific Publishing Company, 364p.

Davis, J.C. 1986. Statistics and data analysis in geology. USA, John Wiley & Sons Inc., 646p.

Davis, M.W.D e David, M. 1978. Automatic Kriging and counteracting in the presence of trends (universal kriging made simple). The journal of Canadian Petroleum, Technology, January-March, Montreal, p.90-99.

Dawson, K.M. e Baise, L.G. 2005. Three-dimensional liquefaction potential analysis using geostatistical interpolation. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 25, p.369–381.

DeGroot, D.J. 1996. Analyzing spatial variability of in situ soil properties. In: Shackleford, C.D., Nelson, P.P., Roth, M.J.S. (Eds.), Uncertainty in the Geologic

Environment: From Theory to Practice. ASCE Geotechnical Special Publication No. 58, Madison, WI, p.210–238.

Delfiner, P. 1982. The intrinsic model of order k. C-97 - Material didático interno, Centre de Geoestatistique, Fontainebleau.

Denis, A.; Breysse, D. e Cremoux, F. 2000. Traitements et analyse des mesures de diagraphies différées pour la reconnaissance géotechnique. Bulletin of engineering geology and the environmental, 58, p.309–319.

Desbarats, A. J. e Dimitrakopoulos, R. 2000. Geostatistical simulation of regionalized pore-size distributions using Min/Max autocorrelation factors, Mathematical Geology, 32(8), p.919-942.

Deutsch, C.V. e Journel, A.G., 1998. Geostatistical Software Library and User's Guide. Oxford University Press, 369 p.

Dias, R.D. 1995. Proposta metodológica de definição de carta geotécnica básica em regiões tropicais e subtropicais. Revista do Instituto Geológico, São Paulo, v. especial, p.51-55.

Duman, T. Y.; Can, T.; Ulusay, R.; Kecer, M.; Emre, O.; Ates, S. e Gedik, I. 2005. A geohazard reconnaissance study based on geoscientific information for development needs of the western region of Istanbul (Turkey). Environmental Geology, 48 (7), p.871–888.

Dyminski, A.S. 2000. Análise de Problemas Geotécnicos Através de Redes Neurais. Tese de doutorado, Puc-Rio, 202p.

Dyminski, A.S.; Romanel, C.; Veiga, J. e Inoue, N. 2002. Distribuição espacial dos valores de NSPT por métodos geoestatísticos e redes neurais. In: XII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica, 2002, São Paulo. Anais do XII COBRAMSEG, v. 1. p. 40-47.

El Gonnouni, M.; Riou, Y. e Hicher, P.Y. 2005. Geostatistical method for analysing soil displacement from underground urban construction. Géotechnique, 55, p.171–182.

El Gonnouni, M.; Riou, Y. e Hicher, P. Y. 2005. Geostatistical method for analysing soil displacement from underground urban construction. *Géotechnique*, 55, p.171–182.

Elkateb, T.; Chalaturnyk, R. e Robertson, P.K. 2003. An overview of soil heterogeneity: quantification and implications of geotechnical field problems. *Canadian Geotechnical Journal*. Canada, vol. 40, p.1-15.

Evangelista, A. 1991. Cavità e dissesti nel sottosuolo dell'area napoletana. Proceedings of the congress "Rischi naturali e impatto antropico nell'area metropolitana napoletana", Napoli.

Faccenna, C.; Funiciello, R. e Marra, F. 1995. Inquadramento geologico e strutturale dell'area romana. In: Funiciello, R. (Ed.), *La geologia di Roma; il centro storico*. Memorie Descrittive della Carta Geologica d'Italia, 50, p.31–47.

Fäh, D.; Iodice, C.; Suhadolc, P. e Panza, G. 1995. Application of numerical simulations for a tentative seismic microzonation of the city of Rome. *Annali di Geofisica*, 38, p.607-616.

Fell, R. e Hartford, D. 1997. Landslide Risk Management. In: Cruden, D.M.; Fell, R., eds., *Landslide Risk Assessment*: Rotterdam, A.A. Balkema, p.51-109.

Fenton, G.A. e Griffiths, D.V. 2002. Probabilistic foundation settlement on spatially random soil. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 128, p.381–390.

Ferreira, A.A. 1988. Caracterização de reservatório de petróleo através de análise geoestatística. Ouro Preto: UFOP, Dissertação de mestrado, 152p.

Ferreira, C.V. 1991. Caracterização geotectônica do solo de uma área da cidade de Bauru (SP). Dissertação de Mestrado – Geotecnia. Escola de Engenharia, Universidade de São Paulo, São Carlos, 141p.

Folle, D. 2002. O estudo geoestatístico de sondagens SPT para geração de mapas auxiliares em obras de engenharia. Dissertação de mestrado - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Engenharia, Programa de

Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Porto Alegre, RS-BR, 219p.

Folle, D. 2003. Study of the soil resistance using the Standard penetration test in Passo Fundo city, south of Brazil. Report, CFSG – Centre de Géostatistique de Fontainebleau - France, June, 80p.

Folle, D. ; Costa, J.F.C.L. e Koppe, J.C. 2001. Geração de mapas de SPT: uma abordagem geoestatística. INFOGEO – Simpósio Brasileiro de Aplicações de Informática em Geotecnia – CD-Rom, Curitiba-PR, setembro.

Folle, D.; Raspa, G.; Mancini, M.; Moscatelli, M.; Patera, A.; Stigliano, F. P.; Vallone, R.; Cavinato, G. P.; Cavarretta, G.; Milli, S.; Garbin, F. e Storoni Ridolfi, S. 2006. Geotechnical modeling of the subsoil of Rome (Italy) by means of multivariate geostatistics. Proceedings of the XI International Congress. International Association for Mathematical Geology, Liège, Belgium, 3-8 September 2006.

Folle, D.; Costa, J.F.C.L. e Koppe, J.C. 2002. Variabilidade de propriedades geotécnicas: um procedimento para sua quantificação. In: XII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica, São Paulo. Anais do XII COBRAMSEG.

Folle, D.; Costa, J.F.C.L.; Koppe, J.C. e Raspa, G. 2006a. Metodologias de quantificação de heterogeneidades do solo para uso na engenharia geotécnica. Revista Solos e Rochas, São Paulo, Setembro-Dezembro, 29(3), p.297-310.

Folle, D.; Costa, J.F.C.L.; Koppe, J.C.; Zingano, A.C. e Renard, D. 2004. 3-D soil resistance (NSPT) maps in the presence of strong vertical trend. Seventh International Geostatistics Congress, Banff, Alberta, Canada, september.

Folle, D.; Costa, J.F.C.L.; Raspa, G.; Koppe, J.C. e Goulart, M. 2006b. Krigagem universal e funções aleatórias de ordem k na geração de mapas de resistência de solo, ângulo de atrito e tensão admissível. In: XIII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica, 2006, Curitiba. Anais do XIII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica. Curitiba : Centro Universitário Positivo, p. 1-6.

- Fouquet, C.; Beucher, H.; Galli, A. e Ravenne, C. 1989. Conditional Simulations of random sets - application to an argillaceous sandstone reservoir. in: ARMSTRONG M (ed) Geostatistics, Dordrecht: Kluwer Academic Press, 2:517-530 [International Geostatistics Congress, 3, Avignon-France, Sep 5-9, 1988, Proceedings].
- Funiciello, R. 1995. La geologia di Roma. Il centro storico. Memorie descrittive della Carta geologica d'Italia. Servizio Geologico d'Italia 50, 550 pp.
- Funiciello, R. e Giordano, G. (Eds.). 2005. Carta Geologica del Comune di Roma.
- Galli, A.; Beucher, H.; Le Loc'h, G.; Doligez, B. e Heresim Group. 1994. The pros and cons of the simulation gaussian method. In:Armstrong, M. & Dowd, P.A. (eds), Geostatistical Simulation, Dordrecht: Kluwer Academic Press, 217-233. [Geostatistical Simulation Workshop, Fontainebleau-France, May 27-28, 1993, Proceedings...].
- Georgiannou, V. N.; Burland, J. B. e Hight, D. W. 1990. The ungrained behaviour of clayey sands in triaxial compression and extension. Géotechnique 40 (3), 431–449.
- Glasse, P. e Morrison, B., 1998. Dunedean Urban Pilot Study – A Hazard Information System. Proceedings the 10th Colloquium of the Spatial Information Research Centre, University of Otago, New Zealand, 16-19 November 1998, p.89-96.
- Goovaerts, P. 1998. Ordinary cokriging revisited. Mathematical Geology, 30(1), p.21-42.
- Goovaerts, P. 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation. Oxford University Press, 483 pp.
- Hachich, W.; Falconi, F.F.; Saes, J.L.; Frota, R.G.Q.; Carvalho, C.S. e Niyama, S. 1998. Fundações: teoria e prática. Ed. Pini, 2. ed., São Paulo.
- Haldar, A. e Miller, F.J. 1984a. Statistical estimation of cyclic strength of sand. Journal of Geotechnical Engineering, 110, p.1785–1802.

Haldar, A. e Miller, F.J. 1984b. Statistical estimation of relative density. *Journal of Geotechnical Engineering*, 110, p.525–530.

Haldar, A. e Tang, W.H. 1979. Probabilistic evaluation of liquefaction potential. *Journal of Geotechnical Engineering*, 105, p.145–163.

Härdle, W. e Simar, L. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Second edition. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 458p.

Hotelling, H. 1933. Analysis of a Complex of Statistical Variables with Principal Components. *Journal of Educational Psychology*.

Isaaks, E.H. 1990. The application of Monte Carlo Methods to the Analysis of Spatially Correlated Data. PhD Thesis, Stanford University, USA, 213p.

Isaaks, E.H. e Srivastava, R.M., 1989. An introduction to applied geostatistics. New York, Oxford University Press, 561p.

Jaksa, M.B. 1995. The influence of spatial variability on the geotechnical design properties of a stiff, overconsolidated clay. Ph.D thesis, University of Adelaide, Australia.

Jaksa, M.B.; Brooker, P.I. e Kaggwa, W.S. 1997. Modeling the spatial variability of the undrained shear strength of clay soil using geostatistics. In: Baafi, E.Y., Schofield, N.A. (Eds.), *Geostatistics Wollongong '96*, vol. 2, p.1284–1295.

Jaksa, M.B.; Kaggwa, W.S. e Brooker, P.I. 1993. Geostatistical modelling of the spatial variation of the shear strength a stiff, overconsolidated clay. *Proceedings of the conference on probabilistic methods in geotechnical engineering*, Canberra, p.185–194.

Jesus, A.C.; Miranda, S.B.; Dias, L.S.O.; Brito Júnior, J.A. e Burgos, P.C. 2005. Contribuição para o zoneamento das áreas com características geotécnicas semelhantes da Cidade de Salvador visando aplicação em mapeamento de risco. IV COBRAE - Conferência Brasileira sobre Estabilidade de Encostas - Salvador-BA, 10p.

Johnson, R.A. e Wichern, D. W. 1998. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Prentice Hall, New Jersey, 816p.

Jones A.L.; Kramer S.L. e Arduino, P. 2002. Estimation of Uncertainty in Geotechnical Properties for Performance-Based Earthquake Engineering. PEER 2002/16, Pacific Earthquake Engineering Research Center, College of Engineering, University of California, Berkeley.

Jones, T.; Middelmann, M. e Corby, N. (Eds.). 2005. Natural hazard risk in Perth, Western Australia. Cities Project Perth - Main report. Australian Government, Geoscience Australia, 352 p.

Joseph, P.; Hu, L.Y.; Dubrule, O.; Claude, D.; Crumeyrolle, P.; Lesueur, J.L. e Soudet, H.J. 1993. The Roda deltaic complex (Spain): from sedimentology to reservoir stochastic modelling. In: ESCHRAD R & DOLIGEZ B (eds) Subsurface reservoir characterization from outcrop observations. Paris: Editions Technip, p.97-109.

Journel, A. e Ch. Huijbregts. 1978. Mining Geostatistics. Academic Press: 1978, 600 p.

Journel, A.G. 1969. Étude sur l'Estimation d'une Variable Regionalisée – Application à la Cartographie Sous-Marine: Service Central Hydrographique de la Marine, Paris, 86p.

Journel, A.G. 1974. Geostatistical for Conditional Simulation of Ore Bodies. Economic Geology, vol.69, n.5, p.673-687.

Journel, A.G. 1977. Kriging in terms of projections. Journal of the International Association for Mathematical Geology, 9 (6), p.563–586.

Journel, A.G. 1982. The indicator approach to estimation of spatial distributions. In: Proceedings of the 17th APCOM, SME-AIME, Golden, Colorado, USA, p.793-806.

Journel, A.G. 1983. Non parametric estimation of spatial distributions. Journal of international association for mathematical geology, vol.15, n°3, p.445-468.

Journel, A.G. 1984. The place of non parametric geostatistics. In: Proceedings of geostatistics for natural resources characterization, (Verly, G.; David, M.; Journel,

A.G.; e Marechal, A., eds.), NATO advanced study institute, South Lake Tahoe, California, September 6-17, 1983, D. Reidel, Dordrecht, Holland, p.307-335.

Journel, A.G. e Isaaks, R.M. 1984. Conditional indicator simulations: application to a Saskatchewan uranium deposit. *Journal of International Association for Matheatical Geology*, 16(7), p.685-718.

Kulkarni, R.B. 1983. Bayesian kriging in geotechnical problems. In *Geostatistics for natural resources characterization. Part 2. NATO ASI Series*. Reidel Publishing Company, Dordrecht, Holland, p.775-786.

Kyriakidis, P.; Deutsch, C.V. e Grant, M.L. 1997. Calculation of the correct normal scores variogram for truncated gaussian lithofacies simulation: theory and Fortran code. In: *SCRF Annual Meeting, Stanford-CA, Report*, 10, 14p.

Ladeira, F.L. e Gomes, L.M. 1994. Susceptibility for settelment in engineering geological mapping. In *Proc. VII International Congress IAEG, Lisboa*, p.1251-1253.

Lantuéjoul, C. 2002. *Geostatistical Simulation: Models and Algorithms*. Berlin: Springer, 256p.

Le Loc'h, G. e Galli, A.1997. Truncated Plurigaussian Method: theoretical and practical points of view. In: Baafi, E.Y. & Schofield, N.A. (eds), *Geostatistics Wollongong'96*, Dordrecht: Kluwer Academic Press, 1:211-222. [International Geostatistics Congress, 5, Wollongong-Australia, September 22-26, 1996, Proceedings...].

Le Loc'h, G.; Beucher, H.; Galli, A.; Doligez, B. e Heresim Group. 1994. Improvement in the truncated gaussian method: combining several gaussian functions. In: *European Conference on the Mathematics of Oil Recovery*, 4, Roros-Norway, Jun 7-10, 1994, 1-13, Proceedings.

Lenz, J.A. e Baise, L.G. 2007. Spatial variability of liquefaction potential in regional mapping using CPT and SPT data. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 27, p.690–702.

Liu, B.L.; Li, K.S. e Lo, S.C.R. 1993. Effect of variability on soil behaviour: a particulate approach. Proceedings of the conference on probabilistic methods in geotechnical engineering, Canberra, p.201–205.

Liu, C.N. e Chen, C. H., 2006. Mapping liquefaction potential considering spatial correlations of CPT measurements. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 132, p.1178–1187.

Liu, C.N. e Chen, C.H. 2006. Mapping liquefaction potential considering spatial correlations of CPT measurements. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 132, p.1178–1187.

MacDonald, A.C. e Aasen, J.O. 1994. A prototype procedure for stochastic modeling of facies tract distribution in shoreface reservoirs. in: YARUS J M & CHAMBERS R L (eds) Stochastic modeling and Geostatistics: principles, methods and case studies. Tulsa-OK: AAPG Computer Applications in Geology, n° 3, p.91-108.

Mackean, R.A.N. e Rosenbaum, M.S. 1990. Geostatistical Characterisation of the SPT. 6th International Congress, International Association of Engineering Geology (IAEG), Balkema, Rotterdam, p.317-322.

Marechal, A. 1970. Cokrigage et regression en correlation intrinsique. Centre de Geostatistique de Fontainebleau, Fontainebleau, 40p.

Marinoni, O. 2003. Improving geological models using a combined ordinary–indicator kriging approach. Engineering Geology, Vol. 69, p.37–45.

Marra, F. e Rosa, C. 1995. Stratigrafia e assetto geologico dell'area romana. In: Funicello, R. (Ed.), La geologia di Roma; il centro storico. Vol. 50 of Memorie Descrittive della Carta Geologica d'Italia. Servizio Geologico d'Italia, p.49–118.

Marra, F.; Rosa, C.; De Rita, D. e Funicello, R. 1998. Stratigraphic and tectonic features of the middle pleistocene sedimentary and volcanic deposits in the area of Rome (Italy). Quaternary International, 47-48, p.51–63.

Matheron, G. 1963. Principles of geostatistics. Economic Geology, No.58, p.1246-1266.

Matheron, G. 1969. Le krigeage universel. Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique, École des Mines de Paris, Fontainebleau, France.

Matheron, G. 1971. La Théorie des Fonctions Aléatoires Intrinsèques Généralisées. Publication N-252, Centre de Géostatistique, Ecole des Mines de Paris, Fontainebleau, 64 p.

Matheron, G.; Beucher, H.; Fouquet, C.; Galli, A.; Guerillot, D. e Ravenne, C. 1987. Conditional Simulation of the Geometry of Fluvio-deltaic Reservoir. In: SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 62, Dallas-TX, Sep 27-30, 1987, Proceedings...SPE#16753, p.123-130.

Matheron, G; Beucher, H; Fouquet, C; Galli, A.; Guerillot, D. e Ravenne, C. 1988. Simulation conditionelle a trois facies d'une falaise de la formation du Brent. Centre de Géostatistique, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, Fontainebleau, 37p.

Mello, V.F.B. 1971. The standard penetration test – state of the art. In: Panamerican Conference on soil mechanics and foundation engineering, 4, San Juan, Puerto Rico, Proceedings, New York, ASCE, Vol. 1, p.1-86.

Meshalkina, J.L., Stein, A., Dmitriev, Y.A., 1995. Spatial variability of penetration data on Russian plots in different land use. Journal of Soil Technology, 8, p. 43–59.

Meyerhof, G.G. 1956. Penetration tests on bearing capacity of cohesionless soils. Journal of Mechanics and Foundation Divisions, ASCE, v.82(sm-1), 866p.

Meyerhof, G.G. 1957. Discussion on Research on Determining the Density of Sands by Spoon Penetration. In: Proc. 4th Int. Conf. Soil Mech. Found. Eng., 3, 110. Londres.

Milli, S. 1992. Analisi di Facies e Ciclostratigrafia in Depositi di Piana Costiera e Marino Marginali. Un esempio nel Pleistocene del Bacino Romano. Ph.D. Thesis, Università degli Studi di Roma "La Sapienza".

Milli, S. 1994. High-frequency sequence stratigraphy of the Middle-Late Pleistocene Holocene deposits of the Roman Basin (Rome, Italy): relationships

between high-frequency eustatic cycles, tectonic and volcanism. Proceedings of the High Resolution Sequence Stratigraphy Conference: two perspectives of regional physical stratigraphy, outcrop and high-resolution seismic, Tresp, Spain, p.20-27.

Milli, S. 1997. Depositional settings and high-frequency sequence stratigraphy of the middle-upper pleistocene to Holocene deposits of the Roman basin. *Geologica Romana*, 33, p.99–136.

Milli, S., 2006. The sequence stratigraphy of the Quaternary successions: implications about the origin and filling of incised valleys and the mammal fossil record. Workshop “Thirty years of Sequence Stratigraphy: Applications, Limits and Prospects, Bari, Italy, 2 October 2006.

Miqueletto, M. e Dyminski, A.S. 2004. Mapeamento do NSPT do subsolo da região central de Curitiba usando modelo neural de dois estágios, IV Simpósio de Prática de Engenharia Geotécnica da Região Sul – Geosul 2004, ABMS-NRPR/SC, Curitiba/PR.

Morgenstern, N.R. 2000. Performance in geotechnical practice. The inaugural Lumb lecture, Hong Kong Institution of Engineers, 59p.

Moscatelli, M.; Pagliaroli, A.; Marconi, F.; Raspa, G.; Folle, D.; Stigliano, F.; Di Salvo, C.; Cavinato, G.P.; Cavarra, L. e Leone, F. 2009. Atti del 3° Congresso Nazionale AIGA - Centro di GeoTecnologie, Università degli Studi di Siena, San Giovanni Valdarno (AR).

Myers, D.E. 1989. To be or not to be...stationary? That is the question. *Mathematical Geology*, v.21, n.3, p.347-362.

Naime, R.H. 2001. Influência de algumas variáveis geológico-ambientais na estimativa da capacidade de carga de solos de Porto Alegre e Passo Fundo por SPT e CPT. Tese de doutorado, UFPR, 322p.

Nathanail, C.P. e Rosenbaum, M.S. 1998. Spatial management of geotechnical data for site selection. *Engineering Geology*, 50, p.347–356.

NBR 6.484. 2002. Execução de sondagens de simples reconhecimento dos solos (SPT). Associação Brasileira de Normas Técnicas.

NBR 8.036. 1983. Programação de sondagens de simples reconhecimento dos solos para fundações de edifícios. Associação Brasileira de Normas Técnicas, 4p.

Ni, Q.; Dasari, G. R. e Tan, T. S. 2006. Equivalent granular void ratio for characterization of Singapore's Old Alluvium. *Canadian Geotechnical Journal* 43 (6), p.563–573.

Ni, Q.; Tan, T. S.; Dasari, G. R. e Hight, D. W. 2004. Contribution of fines to the compressive strength of mixed soils. *Géotechnique*, 54 (9), p.561–569.

Nobre, M.M. e Sykes, J.F. 1992. Application of Bayesian kriging to subsurface conditions. *Canadian Geotechnical Journal*, 29, p.589–598.

Olea, R.A. 1974. Optimal contour mapping using universal kriging. *Journal of Geophysical Research, USA*, v. 79, n. 5, p.695-702.

Olea, R.A. 1999. *Geostatistics for Engineers and Earth Scientists*. Boston: Kluwer Academic, 303p.

Olea, R.A. 1991. *Geostatistical Glossary and Multilingual Dictionary*. Oxford University Press, New York, 177p.

Olsen, K.B.; Akinci, A.; Rovelli, A.; Marra, F. e Malagnini, L. 2006. 3D ground-motion estimation in Rome, Italy. *Bulletin of the Seismological Society of America* 96, p.133–146.

Ovando-Shelley, E.; Romo, M.P.; Contreras, N. e Giralt, A. 2003. Effects on soil properties of future settlements in downtown Mexico City due to ground water extraction. *Geofísica Internacional*, 42, p.185-204.

Paice, G.M.; Griffiths, D.V. e Fenton, G.A. 1994. Influence of spatial random soil stiffness on foundation settlement. *Proc. Conference on Vertical and Horizontal Deformation of Foundations and Embankments, Part 1 (of 2)*, College Station, Tex., p. 628-639.

Panza, G.F.; Vaccari, F. e Romanelli, F. 2000. Realistic modelling of waveforms in laterally heterogeneous anelastic media by modal summation. *Geophysical Journal International*, 143, p.340–352.

Panza, G.F.; Vaccari, F. e Romanelli, F. 2001. Realistic modeling of seismic input in urban areas: a UNESCO-IUGS-IGCP Project. *Pure and Applied Geophysics*, 158, p.2389–2406.

Parsons, R.L. e Frost J.D. 2002. Evaluating Site Investigation Quality using GIS and Geostatistics. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*. Vol. 128, p.451-461.

Pearson, K. 1901. *National life from the stand-point of science*. A&C Black, London.

Peck, R.B.; Hanson, W.E. e Thornburn, T.H. 1974 *Foundation Engineering*. New York: John Willey, 511p.

Peres, J.P. e Sturaro, J.R. 1998. Tratamento geoestatístico do índice de resistência do solo (SPT) com base no software ISATIS e modelamento 3D no software DATAMINE – um ensaio preliminar. *Anais do VI Workshop DATAMINE*.

Phien-wej, N.; Giao, P.H. e Nutalaya, P. 2006. Land subsidence in Bangkok, Thailand. *Engineering Geology*, 82, p.187–201.

Phoon, K.K. e Kulhawy, F.H. 1996. On quantifying inherent soil variability. In: Shackleford, C.D., Nelson, P.P., Roth, M.J.S. (Eds.), *Uncertainty in the Geologic Environment: From Theory to Practice*. ASCE Geotechnical Special Publication No. 58, Madison, WI, p.326–340.

Phoon, K.K. e Kulhawy, F.H. 1999b. Evaluation of geotechnical property variability. *Canadian Geotechnical Journal*, 27, p.617–630.

Phoon, K.K. e Kulhawy, F.H. 1999a. Characterization of geotechnical variability. *Canadian Geotechnical Journal*, 36, p.612–624.

Phoon, K.K.; Quek, S.T. e An, P. 2004. Geostatistical analysis of cone penetration test(CPT) sounding using the modified Bartlett test. *Canadian Geotechnical Journal*, 41, p.356–365.

Pitman, T. D.; Robertson, P. K. e Segó, D. C. 1994. Influence of fines on the collapse of loose sands. *Canadian Geotechnical Journal*, 31 (5), p.728–739.

Popescu, R.; Prevost, J.H. e Deodatis, G. 1997. Effects of spatial variability on soil liquefaction: Some design recommendations. *Géotechnique*, 47, p.1019–1036.

Popescu, R.; Prevost, J.H. e Deodatis, G. 1998. Characteristic percentile of soil strength for dynamic analysis. Proc. 1998 Conference on Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics III, Part 2 (of 2), Seattle, Wash., p. 1461-1471.

Posamentier, H.W. e Allen, G.P. 1999. Siliciclastic sequence stratigraphy - concepts and applications. *SEPM Concepts in sedimentology and paleontology # 7*.

RADAMBRASIL. Mapa Geológico. Folhas SH/SI.22/21*. Esc: 1.100.000. vol. 33, 1986.

Raspa, G.; Moscatelli, M.; Stigliano, F.; Patera, A.; Marconi, F.; Folle, D.; Vallone, R.; Mancini, M.; Cavinato, G.P.; Milli, S. e Costa, J.F.C.L. 2008. Geotechnical characterization of the upper Pleistocene–Holocene alluvial deposits of Roma (Italy) by means of multivariate geostatistics: Cross-validation results. *Engineering Geology*, 101, p.251–268.

Ravene, C.; Galli, A.; Doligez, B.; Beucher, H. e Eschard, R. 2002. Quantification of facies relationships via proportion curves. In: Armstrong, M., Bettini, C., Champigny, N., Galli, A., Remacre, A. (Eds.), *Geostatistics Rio 2000*, Kluwer Academic, Dordrecht, p.19-40.

Remacre, A.Z. e Simon, V.H. 1998. Conditional Plurigaussian Simulation: a case study. *Cahiers de Géostatistique*, 6, p.17-28.

Renard, D. 1989. Automatic structure recognition, In: *Geostatistics*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Vol II, p.579-590.

Ribeiro Jr., P.J. 1995. Métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de propriedades físicas do solo. Dissertação de mestrado, Agronomia, Universidade de São Paulo, USP, Brasil, 99p.

- Rienzo, F. 2003. Modelo geológico e geotécnico 3D del sottosuolo della città di Torino gestito mediante GIS. PhD Thesis, Politecnico di Torino, Facoltà di Ingegneria, 154p.
- Rienzo, F. e Nardi, G. 2004. New geological data on the subsurface of Turin city centre derived by high-resolution stratigraphic analysis. *GeoActa* 3, p.149–157.
- Rivoirard, J. 1987. Two key parameters when choosing the kriging neighborhood. *Mathematical Geology*, 19:8, p.851-856.
- Rose, A. C. 1924. Practical field tests for subgrade soils. *Public Roads* 5 , p.10–15.
- Rosenbaum, M.S.; Rosén, L. e Gustafson, G. 1997. Probabilistic models for estimating lithologies. *Engineering Geology*, 47, p.43-55.
- Roth, C.; Armstrong, M.; Galli, A. e Le Loc'h, G. 1998. Using plurigaussian simulations to reproduce lithofacies with contrasting anisotropies. In: *APCOM Symposium*, 27, London, Apr. 18-23, 1998, Littleton-CO:SMME.
- Rovelli, A.; Caserta, A.; Malagnini, L. e Marra, F. 1994. Assessment of potential ground motion in the city of Rome. *Annali di Geofisica*, 37, p.1745–1769.
- Sanejouand, R. 1972. *La cartographie géotechnique em France*. Paris: Ministère de l'Équipement et du Logement.
- Saporta, G. 1990. *Probabilités Analyse des données et Statistique*. Editions Technip, Paris, 493p.
- Schuler, A.R.; Bastos, C.A.B.; Folle, D. e Dias, C.R.R. 2008. Análise da Variabilidade Espacial do Subsolo de Rio Grande/RS a partir de um SIG de Sondagens DPL e SPT. XIV Cobramseg, Búzios, RJ, Agosto 2008, p.1256-1263.
- Schuster, A.R.; Bastos, C.A.B.; Folle, D. e Ribeiro, K. 2007. Abordagens estatísticas do subsolo de Rio Grande/RS a partir de um sistema de informações geográficas de sondagens do SPT e CPT dinâmico. GEO-RS, Congresso Regional de Geotecnia, Ijuí/RS.

SEC(2000)136, 2000. Council Resolutions in the field of Civil Protection - Developments since their adoption. Commission staff working document.

Simon, V.H. 1997. Simulação Plurigaussiana Truncada Condicional. Campinas: Instituto de Geociências/UNICAMP, Dissertação de mestrado, 85p.

Sitharam, T.G. e Samui, P. 2007. Geostatistical modelling of spatial and depth variability of SPT data for Bangalore. *Geomechanics and Geoengineering* 2, p.307–316.

Soulié, M. 1983. Geostatistical applications in geotechnics. In *Geostatistics for natural resources characterization. Part 2. NATO ASI Series*. Reidel Publishing Company, Dordrecht, Holland, p.703-730.

Soulié, M.; Montes, P. e Silvestri, V. 1990. Modelling Spatial Variability of Soil Parameters. *Canadian Geotechnical Journal*, Montreal, Que, Can, vol. 27, n.5, p.617-630.

Souza Jr., O.G. 1988. Simulação condicional de unidades de fluxo na área II do projeto piloto de injeção de vapor na Formação Açú (Ksup), campo de Estreito, Bacia Potiguar, Brasil. Ouro Preto: UFOP, Dissertação de mestrado, 168p.

Souza Jr., O.G. 1997. Stratigraphie séquentielle et modélisation probabiliste des réservoirs d'un cone sous-marin profond (Champ de Namorado, Brésil). Paris: Université Paris 6, Tese de doutorado, 215p.

Sowers, G.F. 1962. Shallow foundations. In: Leonards, G.A. (ed.). *Foundation engineering*. New York: McGraw-Hill Book Co. Cap.6, p.525-632.

Sturaro, J.R. 1994. Mapeamento geoestatístico de propriedades geológico-geotécnicas obtidas de sondagens de simples reconhecimento. Tese (Doutorado em Geotecnia), Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de Sao Carlos, Sao Carlos-SP, 180p.

Sturaro, J.R. e Landim, P.M.B. 1996. Mapeamento Geoestatístico de Ensaios de Penetração Padronizada (SPT). *Solos e Rochas*, São Paulo, ABMS, Abril, vol.19, n.1, p.3-14.

Teixeira, A. H. 1947a. A padronização da sondagem de simples reconhecimento. In: Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos, 5, São Paulo, Anais, ABMS, vol.3, p. 1-22.

Teixeira, A. H. 1947b. Sondagens - Relato. *Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos*, 5, São Paulo, Anais, ABMS, vol.4, p.32-42.

Terzaghi, K. 1955. Influence of geologic factors on the engineering properties of sediments. *Economic Geology*, 50, p.557–618.

Thevanayagam, S. e Mohan, S. 2000. Intergranular state variables and stress-strain behaviour of silty sands. *Géotechnique*, 50 (1), p.1–23.

UNDP – United Nations Development Programme. 2009. Reducing Disaster Risk: A challenge for development. <http://www.undp.org/bcpr>

Unesco – IAEG. 1976. Engineering geological maps. A guide to their preparation. Paris: The Unesco press, 79p.

UNHabitat, 2003. The challenge of slums : global report on human settlements, 2003 /United Nations Human Settlements Programme. Earthscan Publications Ltd, London and Sterling, VA, 310p.

Valente, A.L.S. 1999. Integração de Dados por Meio de Geoprocessamento, para a Elaboração de Mapas Geotécnicos, Análise do Meio Físico e suas Interações com a Mancha Urbana: O Caso de Porto Alegre (RS). Tese de Doutorado, PPGEM, UFRGS, 391p.

Van der Merwe, J. H. 1997. GIS-aided land evaluation and decision-making for regulating urban expansion: A South African case study. *GeoJournal* 43, p.135–151.

Velloso, D.A. e Lopes, F.R. 1997. Fundações. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, 2º ed., vol. 1, 290p.

Velloso, D.A. e Lopes, F.R. 2002. Fundações – Fundações Profundas. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, vol. 2, 290p.

Ventriglia, U. (Ed.). 1971. Geologia della Città di Roma. Amministrazione Provinciale di di Roma, Roma, Italy.

Ventriglia, U. (Ed.). 2002. Geologia del territorio del Comune di Roma. Provincia di Roma, Roma, Italy.

Vieira, S.R.; Hatfield, J.L.; Nielsen, D.R. e Biggar, J.M. 1983. Geostatistical theory and application to variability of some agronomical properties. *Hilgardia*, Berkeley, v.51, n.3, p.1-75.

Vieira, S.R.; Nielsen, D.R. e Biggar, J.W. 1981. Spatial variability of field-measured infiltration rate. *Soil Science Society of America Journal*, v.45, n.6, p.1040-1048.

Voltz, M.; Lagacherie, P. e Louchart, X. 1997. Predicting soil properties over a region using sample information from a mapped reference area. *European Journal of Soil Science*, Oxford, v. 48, p.19-30.

Wackernagel, H. 1993. *Cours de geostatistique multivariable*. Centre de Geostatistique, Ecole des Mines de Paris, Fontainebleau, France, 80p.

Wackernagel, H. 1994. *Multivariate Geostatistics: an introduction with applications*. Springer-Verlag, Berlim, 275p.

Webster, R. 1985. Quantitative spatial analysis of soil in the field. In: Stewart, B.A. (ed). *Advance in Soil Science*, 3, p.1-70.

Webster, R. e Burgess, T.M. 1983. Spatial variation in soil and the role of kriging. *Agricultural Water Management Journal*, Elsevier Science Publishers, Amsterdam-Netherlands, Vol.6, p.111-122.

Xavier, S.R. 1999. *Estudo Geoestatístico do Subsolo da Usina Nuclear de Angra 2*, RJ. Dissertação de mestrado , PUC-RJ, 204p.

Xavier, S.R. e Romanel, C. 2000. Análise da distribuição espacial dos valores do ensaio SPT através de método geoestatístico. *SEFE IV – Seminário de Engenharia de Fundações Especiais e Geotecnia*. São Paulo, vol 3, p.138-147.

Zapparolli, L.H. 2000. Aplicação da técnica de simulação plurigaussiana na reprodução de litofácies com dupla anisotropia. Dissertação de mestrado, Universidade Estadual de Campinas, Unicamp, Dep. de Eng. de Petróleo.

Zlatović, S. e Ishihara, K. 1995. On the influence of non-plastic fines on residual strength. Proceedings of IS-Tokio 1995, 1st International Conference on Earthquake Geotechnical Engineering, Tokio, Japan, p.239–244.

Zuquette, L.V. e Gandolfi, N. 2004. Cartografia Geotécnica. São Paulo: Oficina de Textos, 190p.

ANEXOS