UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS DE CO-ESTIMATIVAS: APLICAÇÕES AOS DADOS DO CAMPO ESCOLA DE NAMORADO

Priscilla Pinto da Fonseca

Orientador: Prof. Dr. Jorge Kazuo Yamamoto

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Programa de Pós-Graduação em Recursos Minerais e Hidrogeologia

São Paulo

2011

Ficha catalográfica preparada pelo Serviço de Biblioteca e Documentação do Instituto de Geociências da Universidade de São Paulo

Fonseca, Priscilla Pinto da
Métodos geoestatísticos de co-estimativas: aplicações aos dados do Campo Escola de Namorado / Priscilla Pinto da Fonseca – São Paulo, 2011.
128 p. : il.

Dissertação (Mestrado) : IGc/USP
Orient.: Yamamoto, Jorge Kazuo

1.Geoestatística 2.Petróleo I. Título

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Jorge Kazuo Yamamoto pela orientação, atenção e apoio dados durante o desenvolvimento deste mestrado.

À FAPESP, processo número 2008/55882-0, pelo auxílio financeiro concedido na forma de bolsa de estudos.

Ao Departamento de Geologia Sedimentar e Ambiental e ao Programa de Pós-Graduação em Recursos Minerais e Hidrogeologia pela acolhida e, em especial, ao Prof. Dr. Teodoro Isnard Ribeiro de Almeida pelo apoio.

Ao Instituto de Geociências da Universidade de São Paulo por fornecer toda infra-estrutura necessária ao desenvolvimento desta dissertação.

À Ana Paula Cabanal e à Magali Poli Fernandes Rizzo pela gentileza com que sempre me trataram e presteza em atender minhas solicitações.

Aos colegas do Laboratório de Informática Geológica e da Sala 105 pelos momentos compartilhados.

À toda minha família pelo apoio e compreensão dados ao longo de todo o mestrado.

RESUMO

FONSECA, P. P. da. *Métodos Geoestatísticos de Co-estimativas: aplicações aos dados do Campo Escola de Namorado.* 2011. 126 f. Dissertação (Mestrado) – Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo.

Os dados utilizados no estudo de reservatórios de petróleo são obtidos a partir de testemunhos de sonda, perfis de poços e registros sísmicos e como tais apresentam diferentes escalas de amostragem. A geoestatística multivariada proporciona uma maneira de integrar esses dados permitindo estimar uma variável escassamente amostrada com base nas suas próprias informações e naquelas de uma variável densamente amostrada. Nesse estudo, utilizou-se a cokrigagem ordinária, a cokrigagem colocalizada e a krigagem com deriva externa para co-estimar a porosidade no Campo de Namorado a partir da impedância acústica. As co-estimativas obtidas por cada método foram comparadas quanto à correlação com a porosidade amostral, à reprodução das estatísticas descritivas amostrais e à correlação com a impedância acústica.

A correlação entre os valores co-estimados e amostrais de porosidade é de aproximadamente 0.7, diminuindo apenas ao se utilizar a cokrigagem ordinária aplicada a dados heterotópicos. Quanto à reprodução das estatísticas amostrais, a média, mediana e o desvio padrão das co-estimativas são sempre menores que os respectivos amostrais. Os valores de máximo e mínimo das co-estimativas revelam ocorrência do efeito de suavização, exceto ao se utilizar cokrigagem colocalizada com Modelo de Markov. As co-estimativas obtidas por esse método correlacionaram-

se melhor com as medidas de impedância acústica, mas essa correlação é muito baixa e inferior à obtida a partir dos dados amostrais.

Adicionalmente, foi feita a caracterização petrofísica das fácies litológicas descritas para esse campo, elaborado o modelo tridimensional de fácies e calculado o volume poroso do reservatório. A fácies 1 constitui o reservatório de melhor qualidade, pois apresenta maiores valores de porosidade e permeabilidade. A fácies 2 representa um reservatório de qualidade inferior por ser porosa e menos permeável que a primeira. As fácies 3 e 4 são rochas capeadoras devido aos seus baixos valores de porosidade e permeabilidade. No modelo faciológico, as fácies 1, 2 e 4 ocorrem intercaladas, enquanto a fácies 3 apresenta distribuição mais ampla e contínua. Quanto aos volumes porosos, os maiores valores foram obtidos para os reservatórios definidos com base nos modelos de porosidade estimados pela cokrigagem colocalizada com utilização do Modelo de Markov e pela cokrigagem ordinária a partir dos dados heterotópicos.

Palavras-chave: Geoestatística, Cokrigagem, Campo de Namorado

ABSTRACT

FONSECA, P. P. da. *Métodos Geoestatísticos de Co-estimativas: aplicações aos dados do Campo Escola de Namorado.* 2011. 126 f. Dissertação (Mestrado) – Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo.

Data used for studying petroleum reservoirs are obtained through drill core, well logs, seismic records and, as a consequence, they present different sampling scales. Multivariate geostatistics is a manner of integrating these data in order to co-estimate a poorly sampled variable based not only on its own information but also on a densely sampled variable. In this study, ordinary cokriging, collocated cokriging and kriging with external drift were applied to co-estimate porosity in the Namorado Oil Field based on measures of acoustic impedance. Correlation coefficients between co-estimates and sample porosity values, sample statistics and correlation coefficients between co-estimates and acoustic impedance measures have been examined.

Correlation between co-estimated and sample values of porosity is about 0.7. Lower correlation was obtained by ordinary cokriging applied to heterotopic data. Co-estimates statistics such as mean, median and standard deviation are always lower than their equivalent sample statistics. Values of maximum and minimum indicate that co-estimates were smoothed except for collocated cokriging with Markov Chain results. Co-estimates obtained by this last method also presented the best correlation to acoustic impedance measures, though this correlation is very low and lower than that calculated through sample data.

In addition to that, it was done petrophysical characterization of lithologic facies described for this oil field, elaborated 3D facies model and calculated the porous volume of the reservoir. Facies 1 constitutes a high quality reservoir rock since it presents the highest values of porosity and permeability. Facies 2 represents a inferior quality reservoir rock because it is porous but less permeable than the first. Facies 3 and 4 are seal rock for their low porosity and permeability values. In 3D model, facies 1, 2 and 4 are intercalated to each other while facies 3 presents a wider and more continuous distribution. Finally, the porous volumes were higher for the reservoirs defined based on porosity models estimated by collocated cokriging with Markov Chain and ordinary cokriging applied to heterotopic data.

Keywords: Geostatistics, Cokriging, Namorado Oil Field

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Mapa de localização da Bacia de Campos, onde se encontra o Campo Escola de Namorado (alterado de Dias et al.,1990). 16

Figura 2. Carta estratigráfica da Bacia de Campos (modificado de Rangel et al. (1994). In: http://www.anp.gov.br). 18

Figura 3. Arranjos de dados multivariados: isotopia (esquerda), heterotopia parcial (centro) e heterotopia total (direita). Círculos azuis, vermelhos e asteriscos representam respectivamente pontos de amostragem da variável primária, da variável secundária e das duas variáveis. Extraída de Watanabe (2008). 42

Figura 4. Arranjo de dados multivariados. Os asteriscos representam os locais onde a variável primária será estimada e há apenas informação da variável secundária. Os círculos pretos representam os locais onde apenas a variável primária foi amostrada em arranjos colocalizados ou os locais onde as variáveis primária e secundária foram analisadas em arranjos multi-colocalizados. Extraído de Rocha et al. (2011). 44

Figura 5. Ilustração da operação de perfilagem a poço aberto. À esquerda encontra-se o perfil resultante da realização da perfilagem. 49

Figura 6. Bloco-diagrama mostrando a distribuição dos poços de petróleo disponíveis no Campo Escola de Namorado..... 50

Figura 7. Ilustração da aquisição sísmica em fundo oceânico. 51

Figura 8. Ilustração do cubo sísmico. 52

Figura 9. Histograma dos dados não regularizados (A, B, C), regularizados isotópicos (A', B', C') e regularizados heterotópicos (A'', B''). 62

Figura 10. Variogramas experimentais e modelos teóricos de ajuste: porosidade (A-A'-A''), cruzado / dados isotópicos (B-B'-B''), direto / porosidade / dados isotópicos (C-C'-C''), direto / impedância acústica / dados isotópicos (D-D'-D''), cruzado / dados heterotópicos (E-E'-E''), direto / porosidade / dados heterotópicos (F-F'-F''), direto / impedância acústica / dados heterotópicos (G-G'-G''), resíduos (H-H'-H'')..... 65

Figura 11. Diagrama de dispersão entre valores amostrais de porosidade e estimados por cko (A, B, C, D, E, F, G, H), ckohetero (I, J, K, L, M, N, O, P), coc (Q) e kde (R).....76

Figura 12. Diagrama Q-Q entre valores amostrais de porosidade e estimados por cko (A a H), ckohetero (I a P), coc (Q), cocmm1 (R) e por kde (S).....84

Figura 13. Estimativas de porosidade por cko, ckohetero, coc, cocmm1 e kde em todo o Campo de Namorado. 91

Figura 14. Variogramas experimentais calculados para as fácies 1 (A, A'), 2 (B, B'), 3 (C, C') e 4 (D, D'). À esquerda são apresentadas as duas direções de cálculo e à direita apenas a vertical para melhor visualização. 94

Figura 15. Variogramas experimentais calculados para os dados de porosidade separados conforme as fácies 1 (A-A'), 2 (B-B'), 3 (C-C') e 4 (D-D'). À esquerda são apresentadas as duas direções de cálculo e à direita apenas a vertical para melhor visualização.....98

Figura 16. Variogramas experimentais calculados para os dados de permeabilidade separados conforme as fácies 1 (A-A'), 2 (B-B'), 3 (C-C') e 4 (D-D'). À esquerda são apresentadas as duas direções de cálculo e à direita apenas a vertical para melhor visualização.....99

Figura 17. Distribuição espacial de cada fácies no Campo de Namorado. 106

Figura 18. Distribuição espacial conjunta das fácies no Campo de Namorado. Para melhor visualização, exibe-se, abaixo, o modelo de blocos com as estimativas das fácies 1, 2 e 4.....107

Figura 19. Proporção de ocorrência das fácies 1, 2, 3 e 4 no Campo de Namorado. 108

Figura 20. Histogramas das estimativas de porosidade (A, B, C, D) e de permeabilidade (A', B', C', D') associadas às fácies 1, 2, 3 e 4.....109

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1. Parâmetros para cálculo dos variogramas experimentais em 5 direções..56

Tabela 2. Parâmetros para cálculo dos variogramas experimentais em 3 direções..56

Tabela 3. Estatísticas descritivas das variáveis de interesse. 59

Tabela 4. Parâmetros dos modelos ajustados aos variogramas experimentais da Figura 10. 70

Tabela 5. Parâmetros de vizinhança. 73

Tabela 6. Estatísticas descritivas das estimativas feitas por cko, coc, cocmm1 e kde. 80

Tabela 7. Estatísticas descritivas das estimativas feitas por ckohetero. 82

Tabela 8. Coeficientes de correlação entre dados estimados de porosidade e impedância acústica amostral. 89

Tabela 9. Parâmetros utilizados para cálculo dos variogramas experimentais das fácies 1, 2, 3 e 4. 95

Tabela 10. Parâmetros dos modelos ajustados aos variogramas experimentais das fácies 1, 2, 3 e 4. 96

Tabela 11. Parâmetros para cálculo dos variogramas experimentais de porosidade e permeabilidade para as fácies 1, 2, 3 e 4. 100

Tabela 12. Parâmetros dos modelos ajustados aos variogramas experimentais de porosidade e permeabilidade para as fácies 1, 2, 3 e 4. 101

Tabela 13. Parâmetros de vizinhança para estimativa das fácies, porosidade e permeabilidade. 105

Tabela 14. Estatísticas descritivas da porosidade das fácies 1, 2, 3 e 4 medida nos poços. 111

Tabela 15. Estatísticas descritivas da permeabilidade das fácies 1, 2, 3 e 4 medida nos poços. 112

Tabela 16. Volume poroso do reservatório obtido a partir das estimativas feitas por cko, ckohetero, coc, cocmm1 e kde e com base em um dos três critérios de seleção de blocos reservatório. 113

SUMÁRIO

CAPÍTULO I 13
INTRODUÇÃO 13
1.1. OBJETIVOS 14
1.2. JUSTIFICATIVAS 15
CAPÍTULO II 16
ÁREA DE ESTUDO 16
2. 1. BACIA DE CAMPOS 16
2.1.1. SEQUÊNCIA CONTINENTAL 19
2.1.1.1. FORMAÇÃO CABIÚNAS 19
2.1.2. SEQUÊNCIA TRANSICIONAL 19
2.1.2.1. FORMAÇÃO LAGOA FEIA 20
2.1.3. MEGA-SEQUÊNCIA MARINHA 21
2.1.3.1. FORMAÇÃO MACAÉ 21
2.1.3.2. GRUPO CAMPOS 22
2.1.3.2.1. FORMAÇÃO UBATUBA 23
2.1.3.2.2. FORMAÇÃO CARAPEBUS 23
2.1.3.2.3. FORMAÇÃO EMBORÊ 24
2.2. CAMPO DE NAMORADO 24
CAPÍTULO III 26
MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS 26
3.1. VARIOGRAMA 26
3.2. VARIOGRAMA CRUZADO 27
3.3. VARIOGRAMA RESIDUAL 28
3.4. KRIGAGEM 29
3.5. COKRIGAGEM ORDINÁRIA 31
3.6. COKRIGAGEM COLOCALIZADA 36
3.7. KRIGAGEM COM DERIVA EXTERNA 39
3.8. ARRANJOS DE DADOS MULTIVARIADOS 42
3.9. KRIGAGEM DE INDICADORAS 44
CAPÍTULO IV 48
MATERIAIS E MÉTODOS 48
4.1. BASES DE DADOS 48

4.1.1. DADOS DE POÇOS 48
4.1.2. DADOS SÍSMICOS 50
4.2. ETAPAS 52
4.2.1. ADEQUAÇÃO DA BASE DE DADOS 52
4.2.2. REGULARIZAÇÃO DAS AMOSTRAS 54
4.2.3. ANÁLISES ESTATÍSTICA E GEOESTATÍSTICA 54
4.2.4. VALIDAÇÃO CRUZADA 57
4.2.5. CO-ESTIMATIVAS 57
CAPÍTULO V 58
RESULTADOS E DISCUSSÃO 58
5.1. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS 58
5.2. ANÁLISE GEOESTATÍSTICA DOS DADOS 64
5.3. VALIDAÇÃO CRUZADA 72
5.4. ANÁLISE DAS CO-ESTIMATIVAS 79
5.5. INTEGRAÇÃO ENTRE DADOS FACIOLÓGICOS E PETROFÍSICOS 93
5.6. VOLUME POROSO 110
CAPÍTULO VI 115
CONCLUSÕES 115
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 118
ANEXO 125

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

O estudo da porosidade tem grande importância no processo de caracterização de reservatórios de petróleo e comumente se baseia em medidas feitas em poucos testemunhos de sonda, haja vista os elevados custos envolvidos na perfuração dos poços de petróleo. Dessa maneira, o conjunto de medidas de porosidade não é suficiente para caracterizar todo o reservatório, sendo necessária uma avaliação adicional nos pontos não amostrados. Métodos de estimativa (i.e. inverso da distância, krigagem ordinária) poderiam ser utilizados para este fim, mas a escassez de informações de porosidade novamente constituiria um obstáculo.

Uma alternativa para lidar com esse inconveniente é a utilização de métodos geoestatísticos de co-estimativas tais como cokrigagem simples, cokrigagem ordinária (Wackernagel, 1998) e cokrigagem co-localizada (Xu et al., 1992), os quais estimam a variável de interesse ou primária com base nas informações não apenas dessa variável, mas também de variáveis correlacionadas e abundantes, denominadas secundárias. Outro método alternativo é a krigagem com deriva externa muito utilizada na indústria do petróleo (Wackernagel, 1998).

Dessa forma, cokrigagem ordinária, cokrigagem co-localizada e krigagem com deriva externa foram aplicadas a fim de estimar a porosidade (variável primária) no Campo Escola de Namorado, considerando as medidas de impedância acústica como informação auxiliar (variável secundária). A base de dados foi fornecida pela Agência Nacional de Petróleo (ANP) e é composta por informações obtidas em poços e por cubo sísmico.

A abordagem do tema proposto inicia-se no Capítulo II com a caracterização das seqüências deposicionais, da estratigrafia e da petrografia da área de estudo. No Capítulo III são descritas as bases matemáticas dos modelos de correlação espacial (variograma, variograma cruzado, variograma residual) e dos métodos de estimativa (krigagem) e de co-estimativa (cokrigagem ordinária, cokrigagem colocalizada e krigagem com deriva externa). As características dos dados e a seqüência dos procedimentos a serem executados são mostradas no Capítulo IV, seguindo-se a apresentação e discussão dos resultados no Capítulo V. Por fim, no Capítulo VI, faz-se as conclusões e recomendações.

1.1. OBJETIVOS

Esta dissertação teve por objetivo investigar a aplicação da cokrigagem ordinária, da cokrigagem colocalizada com e sem adoção do Modelo de Markov e da krigagem com deriva externa na estimativa da porosidade. Pretendeu-se comparar os resultados dos métodos quanto à precisão local e à reprodução das estatísticas descritivas dos dados amostrais, além de verificar a contribuição dos dados sísmicos na estimativa de porosidade.

Especificamente, com relação à cokrigagem ordinária, objetivou-se estudar arranjos de dados e parâmetros de pesquisa dos vizinhos próximos que diminuíssem a grande quantidade de pesos negativos usualmente resultantes da resolução de seu sistema já que os mesmos acabam por deteriorar as estimativas.

1.2. JUSTIFICATIVAS

A aplicação de métodos geoestatísticos de co-estimativas a dados de petróleo justifica-se primeiramente pelas características da amostragem da porosidade que, por ser medida em testemunhos de sonda, é escassamente amostrada dado o elevado custo envolvido na perfuração de poços de petróleo. Em contrapartida, os dados sísmicos obtidos durante a fase exploratória constituem informação correlacionada e abundante.

Embora a utilização dos métodos geoestatísticos de co-estimativas seja pouco difundida no estudo de reservatórios de petróleo, é importante conhecer as limitações intrínsecas a cada método de co-estimativa, tanto para melhor utilização dos dados disponíveis quanto para obtenção de resultados consistentes com a realidade.

CAPÍTULO II

ÁREA DE ESTUDO

2. 1. BACIA DE CAMPOS

A Bacia de Campos localiza-se na porção sudeste do Brasil, na costa norte do Estado do Rio de Janeiro e sul do Espírito Santo, com uma área de aproximadamente 100.000 km^2 (Figura 1).

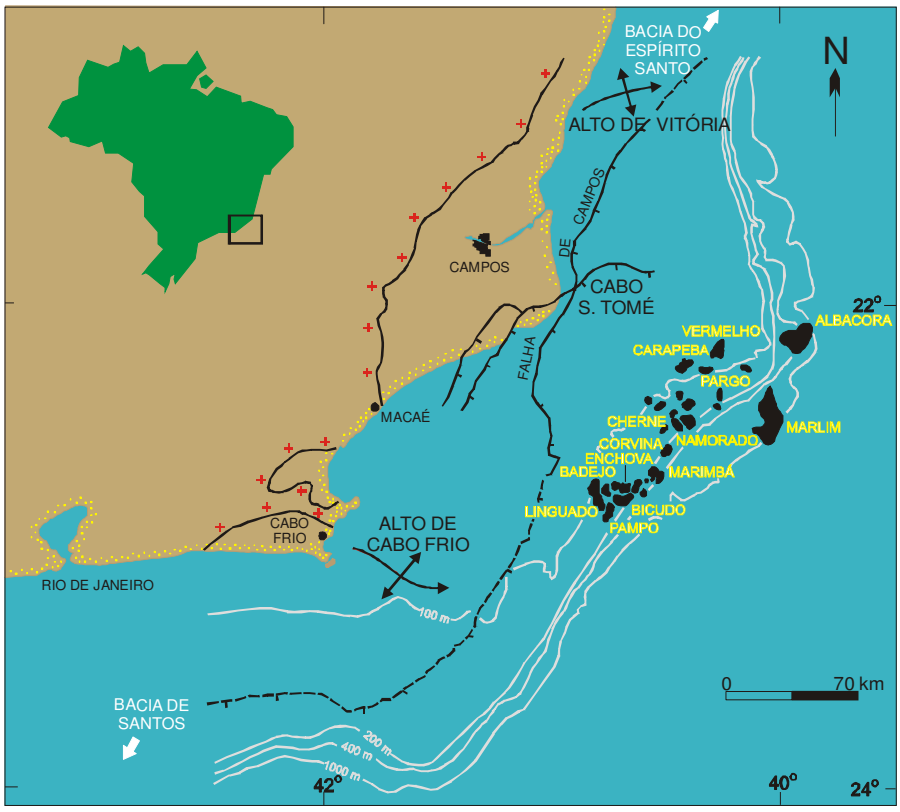


Figura 1. Mapa de localização da Bacia de Campos, onde se encontra o Campo Escola de Namorado (alterado de Dias et al.,1990).

Assim como as demais bacias marginais do Brasil, a Bacia de Campos possui sua gênese associada à quebra do supercontinente Gondwana (140 Ma) nas placas Africana e Sul Americana, dando origem ao Oceano Atlântico. A norte, a bacia é limitada pelo Alto de Vitória, um bloco elevado do embasamento pré-Cambriano (Milani &Thomaz Filho, 2000), separando-a da Bacia de Vitória. Ao sul, o limite com a Bacia de Santos se faz a partir do Arco de Cabo Frio (Gama Jr., 1977), uma área de magmatismo ativo no período de evolução pós-abertura da margem.

Apesar da grande semelhança com outras bacias marginais brasileiras, a Bacia de Campos possui características ímpares na sua evolução tectono-sedimentar, que proporcionaram grande potencialidade para a produção de petróleo tais como baixo grau de afinamento crustal, reativação das fontes de sedimentos, intensa tectônica adiastrófica e variações globais do nível oceânico no Neocretáceo e Terciário (Dias et al., 1990).

Dias et al. (1990) subdividem a Bacia de Campos em três grandes unidades com base nas características tectono-sedimentares: uma seqüência inferior, composta por derrames basálticos e sedimentos continentais, uma seqüência transicional formada por evaporitos e uma mega seqüência marinha, com sedimentos francamente marinhos. Na Figura 2, pode-se observar as relações estratigráficas entre as seqüências acima mencionadas.

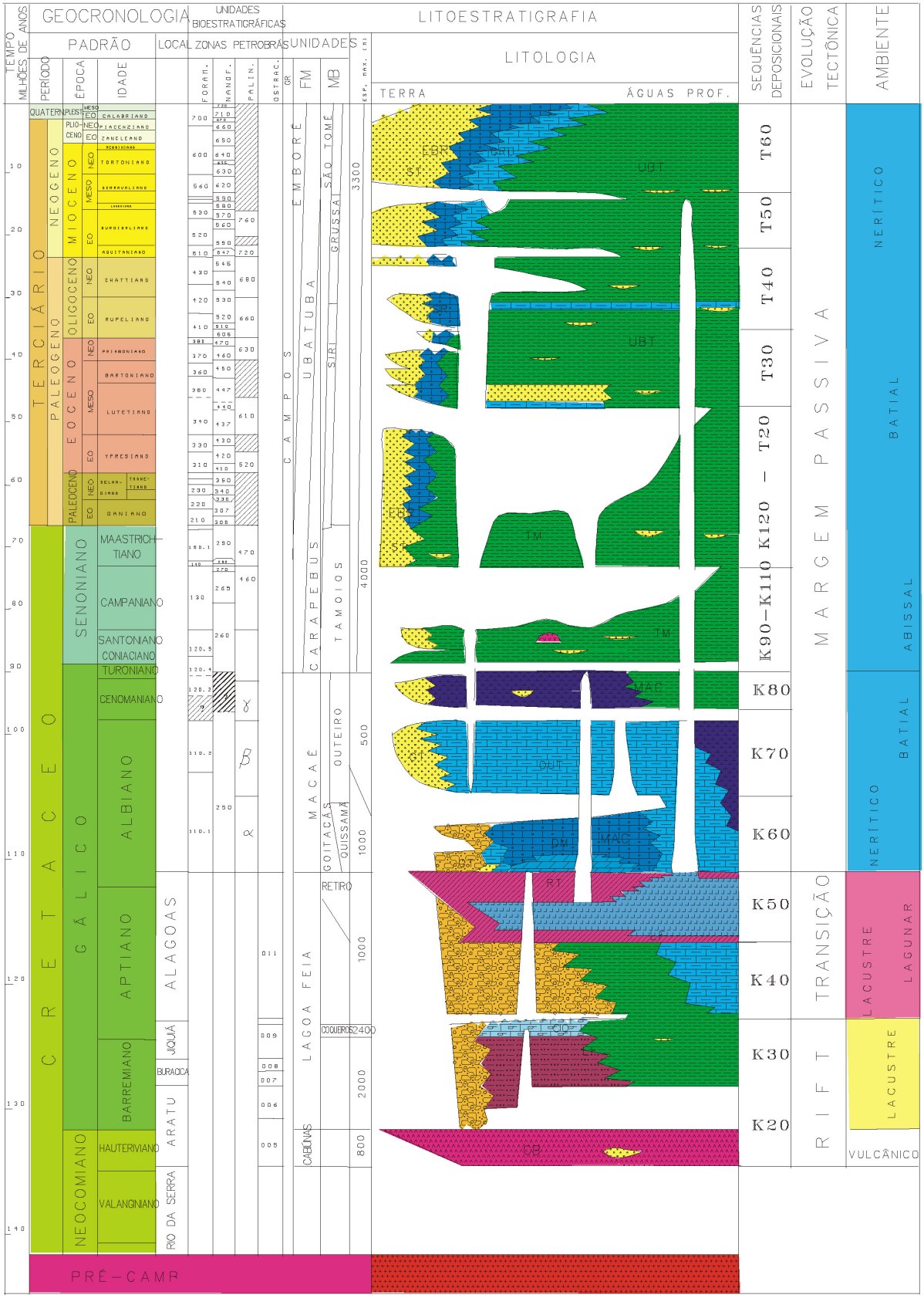


Figura 2. Carta estratigráfica da Bacia de Campos (modificado de Rangel et al. (1994). In: http://www.anp.gov.br).

2.1.1. SEQUÊNCIA CONTINENTAL

As rochas desta seqüência se relacionam com a abertura atlântica, no Eocretáceo, e se depositaram em um sistema de *Rift valleys*, com desenvolvimento de *horsts,* grábens e meio grábens com orientação preferencialmente SW-NE limitados por falhamentos sintéticos e antitéticos com mesma orientação e com orientações menos expressivas segundo NNW-SSE ou E-W (Dias et al., 1990).

2.1.1.1. FORMAÇÃO CABIÚNAS

É constituída por um grande volume de rochas basálticas extrudidas no Eocretáceo, constituindo toda a base das seqüências sedimentares da Bacia de Campos. Formada por basaltos amigdaloidais cinza e castanho intercalados a níveis piroclásticos e a conglomerados esverdeados (Rangel et al., 1994).

2.1.2. SEQUÊNCIA TRANSICIONAL

Segundo Dias et al. (1990), a deposição desta seqüência foi antecedida por um importante evento erosivo, que nivelou o relevo da seqüência *rift* e formou falhamentos por reativações locais. Segundo estes autores, as rochas depositadas nesta fase marcam a passagem da deposição de sedimentos de origem continental para os de origem marinha.

2.1.2.1. FORMAÇÃO LAGOA FEIA

A Formação Lagoa Feia é composta por conglomerados polimíticos, arenitos grossos conglomeráticos, arenitos finos, siltitos e folhelhos (Rangel et al., 1994). O contato com a Formação Cabiúnas é discordante. Segundo esses autores, dois membros podem ser individualizados: Membro Coqueiros e Membro Retiro.

O Membro Coqueiro constituído por coquinas de pelecípodes de coloração cinza a creme, distribui-se em camadas com espessuras variando de 15 a 50 metros (Rangel et al., 1994). Segundo Marroquim et al. (1984), as coquinas deste membro servem como reservatório nas acumulações de Badejo, Linguado, Pampo e 1-RSJ-236.

O Membro Retiro compreende uma suíte evaporítica em que halita e anidrita predominam. No topo da formação, este membro marca as primeiras incursões marinhas da bacia (Marroquim et al. 1984). Segundo Rangel et al. (1994), as camadas de halita podem estar remobilizadas em domos que freqüentemente perfuram as rochas adjacentes.

Segundo Dias et al. (1988), esta formação pode ser subdividida em quatro seqüências deposicionais: seqüência Clástica Basal; seqüência Stevensitica, seqüência Coquinas e finalmente uma seqüência Clástico-evaporítica superior. A primeira seqüência teria se depositado em ambiente de leque aluvial e fácies lacustrina distal e marginal; a segunda em ambiente lacustre marginal; a seqüência Coquinas apresenta várias fácies na seção carbonatos e a principal característica é a quantidade expressiva de calcário depositado na bacia; a última seqüência é marcada na sua parte inferior por intensa propagação de fácies de leque aluvial e na porção superior predominam rochas de origem química (fácies evaporito). Os folhelhos desta formação são considerados o principal formador de óleo da bacia.

2.1.3. MEGA-SEQUÊNCIA MARINHA

De acordo com Dias et al. (1990), esta mega-seqüência pode ser subdivida em três seqüências: Seqüência Carbonática Nerítica Rasa; Seqüência Oceânica Hemipelágica e Seqüência Oceânica Progradante. A primeira seqüência corresponde à base da Formação Macaé, cujo topo corresponde à base da Seqüência Oceânica Hemipelágica. Os sedimentos do Grupo Campos marcam a fase francamente oceânica da bacia.

2.1.3.1. FORMAÇÃO MACAÉ

Depositada no Albiano inferior e Santoniano, a base desta formação é composta por sedimentos clásticos, na porção proximal e carbonatos plataformais na porção distal. A porção superior desta formação é uma seqüência transgressiva composta por calcilutitos, margas, folhelhos e arenitos turbidíticos (Arenito Namorado), que são as rochas reservatório dos campos de Bagre, Cherne e Namorado e das acumulações 1-RSJ-46 e 1-RSJ-211 (Marroquim et al., 1984). Rangel et al. (1994) individualizaram três membros litologicamente distintos: o Membro Quissamã (informalmente conhecido como Macaé Inferior), composto por espessos leitos de calcarenito e calcirrudito oolítico e detrítico de cor creme claro. Segundo Spadini et al. (1988), a presença de carbonatos nestas rochas indica deposição em ambiente restrito. O Membro Outeiro (informalmente Macaé Superior) é composto por material pelítico, constituído de calcilutito creme, marga cinza clara e folhelhos cinza, com camadas isoladas de arenitos turbidíticos, informalmente

denominado Arenito Namorado. Finalmente, o Membro Goitacás (informalmente Macaé Proximal) é composto por conglomerado polimítico, arenito mal selecionado, com ocorrência subordinada de marga cinza e calcilutito branco.

Spadini et al. (1988) interpretam o Membro Quissamã como resultado de deposição em ambiente de mar epicontinental, semelhante ao atual Golfo Persa, porém em condições regionais mais restritas, ambiente supersalino em águas de alta temperatura. Conforme estes mesmos autores, o Membro Outeiro representa uma elevação progressiva do nível do mar, com redução da salinidade devido à mistura entre as águas dos Oceanos Atlântico Sul e Norte.

As rochas da Formação Macaé foram depositadas em leques aluviais, plataforma carbonática, talude e correntes de turbidez, sendo os primeiros registros sedimentares essencialmente oceânicos da Bacia de Campos (Rangel et al., 1994).

2.1.3.2. GRUPO CAMPOS

Schaller (1973) definiu a Formação Campos como sendo a seção sedimentar com maiores variações faciológicas da Bacia de Campos. Estas variações representam a influência de vários ambientes deposicionais, reconhecendo-se uma fácies deltáica, uma prodeltáica a marinha, uma parálica e um banco algáceo. Rangel et al. (1994) elevaram estas rochas à categoria de Grupo Campos, subdividido nas formações Ubatuba, Carapebus e Emborê.

2.1.3.2.1. FORMAÇÃO UBATUBA

Originalmente definida como Membro Ubatuba por Schaller (1973), esta formação é composta por sedimentos pelíticos sobrepostos em discordância aos carbonatos da Formação Macaé. Lateralmente, encontra-se interdigitada com psamitos e carbonatos da Formação Emborê (Rangel et al., 1994).

As rochas que compõem os milhares de metros desta formação são principalmente: folhelhos cinza escuro e esverdeado, argilas, margas acinzentadas, calcilutitos cinza e creme e diamictito acinzentado. A base desta formação, com maior litificação, foi individualizada como Membro Tamoios. As datações bioestratigráficas deste membro relacionam sua deposição a idades Turoniana e Maastrichtiana e o restante da formação sedimentou-se do Cenozóico ao Holoceno. A Formação Ubatuba depositou-se em ambiente francamente marinho, batial e abissal (Rangel et al., 1994).

2.1.3.2.2. FORMAÇÃO CARAPEBUS

Assim como a formação anterior, esta unidade foi inicialmente definida por Schaller (1973) como Membro Carapebus. Rangel et al. (1994) descrevem-na como Formação Carapebus, composta por arenito fino a conglomerático intercalado com pelitos da Formação Ubatuba. A origem destes arenitos está associada a correntes de turbidez em taludes da bacia, depositados do Turoniano ao Holoceno.

2.1.3.2.3. FORMAÇÃO EMBORÊ

Constituída basicamente por arenitos e carbonatos impuros (Schaller, 1973), os sedimentos desta formação estão sobrepostos e lateralmente interdigitados com os pelitos Ubatuba. Individualiza-se três membros nesta formação: o Membro São Tomé, que é composto por sedimentos clásticos grossos de cor vermelha que ocorrem ao longo da borda oeste da bacia; o Membro Siri, caracterizado por calcarenito bioclástico creme-claro; e o Membro Grussaí composto por calcarenito bioclástico e detrital com cor creme esbranquiçado (Rangel et al., 1994). Segundo estes autores, as rochas desta formação se depositaram em leques costeiros e plataforma carbonática do Maastrichtiano ao Holoceno.

2.2. CAMPO DE NAMORADO

O Campo de Namorado localiza-se na porção centro-oeste da Bacia de Campos a 80 km da costa, em cotas batimétricas que variam de 110 a 250 m (Rangel & Martins, 1998). O campo possui uma área de aproximadamente 200 km^2 (Lima, 2004) e, segundo Meneses & Adams (1990), está na porção centro-norte do trend de acumulações petrolíferas da Bacia de Campos.

O reservatório é constituído pelos arenitos turbidíticos Namorado e, segundo Meneses & Adams (1990), localiza-se na seção conhecida informalmente por Bota. Estes arenitos têm idade Albiana-Cenomaniana e estratigraficamente pertencem ao Membro Outeiro da Formação Macaé em profundidades variando entre 2900 e 3400 metros (Meneses & Adams, *op cit.*). O campo é dividido em quatro blocos

delimitados por falhas normais e o óleo provém da parte central do bloco principal (Guardado et al., 1990).

As acumulações de hidrocarbonetos ocorrem em armadilhas que podem ser estruturais ou estratigráficas e apresentam estrutura ao longo da direção NW-SE. Os hidrocarbonetos acumulam-se na direção NE-SW. A porosidade média destes arenitos oscila entre 20 e 30% e sua permeabilidade é alta, podendo ser maior do que 1 Darcy.

Segundo Meneses & Adams (1990), a geometria externa dos arenitos é lenticular/tabular. Esses arenitos são limitados por carbonatos na base, por folhelhos e margas no topo, a norte e a sul por *pinchouts* (acunhamento/adelgaçamento) e a sudeste, noroeste e sudoeste por falhas. Segundo Lima (2004), a migração e acumulação dos hidrocarbonetos foram fortemente influenciadas por tectônica halocinética.

Cruz (2003) caracterizou a faciologia do reservatório de Namorado com base nas eletrofácies identificadas em perfis elétricos e nos dados geológicos de testemunhos. Foram definidas seis eletrofácies, três correspondentes a rochas reservatório (arenitos médios arcoseanos finamente interestratificados, arenitos finos a médios cimentados e conglomerados matriz suportados) e três correspondentes a rochas não reservatório (folhelhos, siltitos e argilitos; margas; diamictitos).

Lima (2004) fez um estudo estratigráfico do Complexo Turbidítico do Campo de Namorado utilizando informações de perfis e de testemunhos, correlação de poços e seções estratigráficas. Esse autor reconheceu três grandes ciclos de deposição para o Arenito Namorado e definiu o eixo deposicional principal do complexo de lobos turbidíticos canalizados ao longo da direção NW-SE.

CAPÍTULO III

MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS

A geoestatística é uma área de interface entre a geologia e a estatística e se refere à análise estatística e interpretação de dados geológicos. A principal diferença entre a estatística e a geoestatística reside na definição inicial das variáveis, onde na estatística elas são chamadas de variáveis aleatórias, cujos valores dependem da realização de experimentos, enquanto que na geoestatística elas são chamadas de funções aleatórias (Journel & Huijbregts, 1978). Essas funções aleatórias apresentam características qualitativas únicas, tais como: localização, suporte, continuidade e anisotropias. Com base nessas características, a geoestatística tem como ponto de partida o cálculo e modelagem do variograma experimental, que descreve a correlação espacial dos dados. Com esse modelo de correlação espacial em mãos, é possível estimar, co-estimar, simular ou co-simular modelos de distribuição espacial das variáveis de interesse. Nesse capítulo, pretende-se fazer uma descrição sucinta dos conceitos matemáticos e estatísticos envolvidos na metodologia geoestatística.

3.1. VARIOGRAMA

O variograma experimental $\gamma(h)$ é dado por (Journel & Huijbregts, 1978):

$$\gamma(h)=\frac{1}{2}\mathrm{E}\left[(\mathrm{Z}(x+h)-\mathrm{Z}(x))^2\right]$$

sendo $Z(x)$ e $Z(x+h)$ o valor da variável de interesse nos pontos x e $x+h$ respectivamente. Essa definição baseia-se na hipótese intrínseca segundo a qual (Wackernagel, 1998):

1º. $E[(Z(x+h)-Z(x))]=m(h)=0$, ou seja, a média dos incrementos $Z(x+h)-Z(x)$ é invariante a qualquer translação de um dado vetor h dentro do domínio e igual a zero independentemente da posição de h;

2º. $\mathrm{var}[Z(x+h)-Z(x)]=2\gamma(h)$, isto é, a variância dos incrementos tem um valor finito $2\gamma(h)$ dependendo apenas do comprimento e da orientação do vetor h no domínio.

O variograma mostra como a dissimilaridade entre $Z(x)$ e $Z(x+h)$ se comporta relativamente à distância h. Trata-se de uma função par ($\gamma(-h)=\gamma(h)$), não negativa ($\gamma(h)\geq 0$) e que, por definição, assume o valor zero para $h=0$ (Wackernagel, 1998).

3.2. VARIOGRAMA CRUZADO

A definição dos variogramas direto e cruzado é feita com base em uma hipótese intrínseca conjunta para N funções aleatórias em que (Wackernagel, 1998)

$$\begin{cases} \mathrm{E}\left[\mathrm{Z}_i(x+h)-\mathrm{Z}_i(x)\right]=0 \ e \\ \mathrm{cov}\left[\left(\mathrm{Z}_i(x+h)-\mathrm{Z}_i(x)\right),\left(\mathrm{Z}_j(x+h)-\mathrm{Z}_j(x)\right)\right]=2\gamma_{ij}(h) \end{cases}$$

para qualquer $x,\ x+h \in D$ e todos os pares $i,\ j=1,...,\mathrm{N}$. O variograma cruzado é então definido como metade da esperança do produto dos incrementos das duas variáveis

$$\gamma_{ij}(h)=\frac{1}{2}\mathrm{E}\left[\left(\mathrm{Z}_i(x+h)-\mathrm{Z}_i(x)\right)\cdot\left(\mathrm{Z}_j(x+h)-\mathrm{Z}_j(x)\right)\right].$$

e satisfaz a seguinte inequação

$$\gamma_{ii}(h)\cdot\gamma_{jj}(h)\geq\left|\gamma_{ij}(h)\right|^2,$$

sendo, portanto, uma função par (Wackernagel, 1998).

3.3. VARIOGRAMA RESIDUAL

Algumas variáveis regionalizadas $\mathrm{Z}(x)$ são formadas por uma componente determinística $m(x)$, denominada deriva, além da componente estacionária $Y(x)$. O variograma dessas variáveis comumente exibe claro comportamento parabólico, até mesmo em distâncias maiores, decorrente da presença de deriva. Segundo Chilès & Delfiner (1999), a deriva mascara a estrutura do variograma de $\mathrm{Z}(x)$ impossibilitando a utilização do mesmo.

A solução para esse inconveniente é subtrair a deriva dos dados para que se possa trabalhar apenas com a componente estacionária. Como a verdadeira deriva $m(x)$ é desconhecida, então a mesma é previamente calculada mediante uma função polinomial. Finalmente, se obtém os resíduos $R(x_\alpha)$ para os N pontos amostrais, subtraindo de $\mathrm{Z}(x_\alpha)$ a deriva estimada $\hat{m}(x_\alpha)$. O variograma experimental destes resíduos é calculado como segue (Chilès & Delfiner,1999)

$$\hat{\Gamma}_{\mathrm{Re}s}(h)=\frac{1}{2N_h}\sum_{x_\beta - x_\alpha \approx h}\left[R(x_\beta)-R(x_\alpha)\right]^2$$

sendo o variograma de todos os resíduos dado por

$$\gamma_{\mathrm{Re}s}(h)=\mathrm{E}\left[\hat{\Gamma}_{\mathrm{Re}s}(h)\right].$$

3.4. KRIGAGEM

A krigagem compreende um conjunto de estimadores baseados em regressão linear pioneiramente estudados por Daniel Krige (Goovaerts, 1997). Na krigagem ordinária, considerada um melhor estimador linear não enviesado de uma variável regionalizada intrínseca (Huijbregts, 1975), o valor estimado $z^*(\mathrm{X}_0)$ provém da combinação linear de n dados da variável de interesse $z(\mathrm{X}_i)$ multiplicados pelo ponderador λ_i (Yamamoto, 2001)

$$z^*(\mathrm{X}_0)=\sum_{i=1}^{n}\lambda_i \cdot z(\mathrm{X}_i).$$

No caso da krigagem ordinária, a condição de restrição

$$\sum_{i=1}^{n} \lambda_i = 1$$

é estabelecida de modo a garantir que o erro de estimativa em cada ponto seja zero para que o estimador não seja enviesado. Essa condição é imposta para minimização da variância do erro da krigagem (Isaaks & Srivastava, 1989), por meio da técnica do multiplicador de Lagrange.

Os pesos atribuídos a cada amostra estão relacionados com a distância de cada uma em relação ao ponto estimado, bem como com a dependência espacial entre as amostras dada pelo variograma. Esses pesos provêm da resolução de um sistema linear de equações denominado sistema de equações de krigagem (Yamamoto, 2001)

$$\begin{cases} \sum_j \lambda_j C(x_i - x_j) - \mu = C(x_0 - x_i) \; para \; i = 1, n \\ \sum_j \lambda_j = 1 \end{cases}$$

que pode ser representado sob a forma matricial como (Yamamoto, 2001)

$$\begin{bmatrix} C(x_1 - x_1) & C(x_1 - x_2) & \cdots & C(x_1 - x_n) & 1 \\ C(x_2 - x_1) & C(x_2 - x_2) & \cdots & C(x_2 - x_n) & 1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \\ C(x_n - x_1) & C(x_n - x_2) & \cdots & C(x_n - x_n) & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ -\mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C(x_0 - x_1) \\ C(x_0 - x_2) \\ \vdots \\ C(x_0 - x_n) \\ 1 \end{bmatrix}.$$

Esse sistema de equações deve ser resolvido para cada ponto estimado a menos que o arranjo espacial das amostras seja regular e a distância entre os pontos permaneça a mesma (Davis, 1986).

3.5. COKRIGAGEM ORDINÁRIA

A cokrigagem é a extensão natural da krigagem quando há dados multivariados e variogramas multivariados ou modelos de covariância podem ser calculados (Wackernagel, 1995). Na cokrigagem, estima-se uma variável de interesse em um ponto específico a partir das informações vizinhas da própria variável e das variáveis auxiliares ou secundárias.

De acordo com Olea (1999), a cokrigagem pode ser descrita como um procedimento de estimativa verdadeiramente multivariado, já que trabalha com dois ou mais atributos (variáveis) em um mesmo domínio. O termo corregionalização é utilizado em geoestatística, quando duas ou mais variáveis regionalizadas são definidas em um campo aleatório. A ausência de análise de uma variável em um determinado ponto de amostragem não interfere ou enviesa os resultados obtidos por cokrigagem a qual, por sua vez, apresenta melhor performance nesta situação.

Na cokrigagem ordinária, a estimativa $Z^*_{p_0}$ resulta de uma combinação linear de pesos λ_i^p, a partir de dados de diferentes variáveis localizados em pontos de amostragem x_i na vizinhança do ponto x_0. O estimador é definido como:

$$Z^*_{p_0}(x_0) = \sum_{p=1}^{N} \sum_{i=1}^{n_p} \lambda_i^p Z_p(x_i),$$

em que os índices p_0 e p referem-se a variáveis específicas de um conjunto de *N* variáveis. O número de amostras n_p depende do índice *p* das variáveis (Wackernagel, 1995).

Doyen (1988) utilizou a cokrigagem e comparou seus resultados com os da krigagem simples por meio dos mínimos quadrados em um reservatório simulado. Este autor utilizou medidas de porosidade e sísmica para realizar a cokrigagem. Os resultados obtidos mostraram que a cokrigagem foi superior destacando-se a detecção de variações laterais sutis impossíveis de serem detectadas apenas a partir de dados esparsos. A cokrigagem forneceu não apenas estimativas de porosidades mais acuradas e consistentes com os dados de poços como também melhores margens de confidência.

Segundo Wackernagel (1995), de acordo com a hipótese intrínseca, uma variável específica em um conjunto de *N* variáveis deve ser estimada com base no erro de estimativa que, em média, deve ser nulo. Para tanto, determinam-se pesos cuja soma seja um para a variável de interesse (primária) e zero para a variável auxiliar (secundária), conforme:

$$\sum_{i=1}^{n_p} \lambda_i^{\,p} = \delta_{pp_0} = \begin{cases} 1 \; se \; p = p_0 \\ 0 \; se \; p \neq p_0 \end{cases}.$$

A expressão do erro médio de estimativa, desenvolvida conforme Wackernagel (1995), é:

$$E\left[Z^*_{p_0}(x_0) - Z_{p_0}(x_0)\right] = E\left[\sum_{p=1}^{N}\sum_{i=1}^{n_p}\lambda_i^{\,p} Z_p(x_i) - \underbrace{\sum_{i=1}^{n_p}\lambda_i^{\,p_0} Z_{p_0}(x_0)}_{1} - \underbrace{\sum_{\substack{p=0 \\ p\neq p_0}}^{N}\sum_{i=1}^{n_p}\lambda_i^{\,p} Z_p(x_0)}_{0}\right] =$$

$$= \sum_{p=1}^{N}\sum_{i=1}^{n_p}\lambda_i^{\,p}\underbrace{E\left[Z_p(x_i) - Z_p(x_0)\right]}_{0} = 0\,.$$

A variância do erro de estimativa σ_E^2 derivada desse desenvolvimento fica (Wackernagel, 1995):

$$\sigma_E^2 = E\left[\left(\sum_{p=1}^{N}\sum_{i=1}^{n_p}\lambda_i^{\,p} Z_p(x_i) - Z_{p_0}(x_0)\right)^2\right],$$

podendo ser reduzida para:

$$\sigma_E^2 = E\left[\left(\sum_{p=1}^{N}\sum_{i=0}^{n_p}\lambda_i^{\,p} Z_p(x_i)\right)^2\right]$$

a partir da introdução dos pesos $\lambda_0^{\,p} = -\delta_{pp_0} = \begin{cases} -1 \; se \; p = p_0 \\ 0 \; se \; p \neq p_0 \end{cases}$ que estão incluídos nos somatórios.

A inserção de variáveis aleatórias fictícias $Z_p(0)$ arbitrariamente posicionadas na origem permite formar incrementos conforme (Wackernagel, 1995):

$$\sigma_E^2 = E\left[\left(\sum_{p=1}^{N}\left(\sum_{i=0}^{n_p}\lambda_i^p Z_p(x_i) - Z_p(0)\underbrace{\sum_{i=1}^{n_p}\lambda_i^p}_{0}\right)\right)^2\right] = E\left[\left(\sum_{p=1}^{N}\sum_{i=0}^{n_p}\lambda_i^p \underbrace{\left(Z_p(x_i) - Z_p(0)\right)}_{incrementos}\right)^2\right]$$

Segundo Wackernagel (1995), pode-se definir a covariância cruzada dos incrementos $C_{pq}^{P}(x_i, x_j)$, a qual não é invariante à translação, tem-se:

$$\sigma_E^2 = \sum_{p=1}^{N}\sum_{q=1}^{N}\sum_{i=0}^{n_p}\sum_{j=0}^{n_q}\lambda_i^p \lambda_j^q C_{pq}^{P}(x_i, x_j).$$

Deve-se assumir que as covariâncias cruzadas dos incrementos são simétricas a fim de converter as covariâncias dos incrementos em variogramas obtendo-se o valor da translação invariante, como (Wackernagel, 1995):

$$\sigma_E^2 = 2\sum_{p=1}^{N}\sum_{i=1}^{n_p}\lambda_i^p \gamma_{pp_0}(x_i - x_0) - \gamma_{p_0p_0}(x_0 - x_0) - \sum_{p=1}^{N}\sum_{q=1}^{N}\sum_{i=1}^{n_p}\sum_{j=1}^{n_q}\lambda_i^p \lambda_j^q \gamma_{pq}(x_i - x_j).$$

Após a minimização da variância do erro, na qual as restrições dos pesos geraram *N* multiplicadores de Lagrange μ_p, tem-se o sistema de cokrigagem ordinária (Wackernagel, 1995):

$$\begin{cases} \sum_{q=1}^{N}\sum_{j=1}^{n_q}\lambda_j^q \gamma_{pq}(x_i - x_j) + \mu_p = \gamma_{pp_0}(x_i - x_0) & para\ p = 1, \cdots, N;\ i = 1, \cdots, n_p \\ \sum_{j=1}^{n_p}\lambda_j^p = \delta_{pp_0} & para\ p = 1, \cdots, N \end{cases}.$$

Observe-se que para escrever o sistema de equações de cokrigagem em termos de variogramas, deve-se apenas inverter o sinal dos multiplicadores de Lagrange.

Considerando-se uma variável primária e uma secundária, o sistema de cokrigagem ordinária também pode ser escrito em termos matriciais, na forma reduzida, como:

$$\begin{bmatrix} & & & & & & 1 & 0 \\ & C_{11} & & & C_{12} & & 1 & 0 \\ & & & & & & 1 & 0 \\ & & & & & & 0 & 1 \\ & C_{21} & & & C_{22} & & 0 & 1 \\ & & & & & & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1^1 \\ \lambda_2^1 \\ \lambda_3^1 \\ \lambda_1^2 \\ \lambda_2^2 \\ \lambda_3^2 \\ \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{01} \\ \\ \\ C_{02} \\ \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix},$$

sendo C_{pq} uma matriz covariância 3x3. A variância de cokrigagem será:

$$\sigma^2_{CKO} = \sum_{p=1}^{N} \sum_{i=1}^{n_p} \lambda_i^p \gamma_{pp_0}(x_i - x_0) + \mu_{p_0} - \gamma_{p_0p_0}(x_0 - x_0).$$

Para aplicação do procedimento de cokrigagem, é necessário calcular e modelar os variogramas diretos das variáveis primária e secundária e o variograma cruzado entre essas mesmas variáveis de modo a satisfazer o modelo linear de corregionalização.

Outros problemas associados à cokrigagem ordinária são o tamanho do sistema linear de equações e as condições que geram pesos negativos, os quais deterioram a estimativa. Na realidade, a instabilidade da matriz dos coeficientes é

conseqüência da grande proximidade da informação secundária em relação à informação primária esparsamente distribuída, e da pobre auto-correlação entre os dados primários (Xu et al. 1992).

Diante desses obstáculos, a co-localização da informação secundária em todos os nós da malha regular a ser estimada constitui uma alternativa à cokrigagem ordinária.

3.6. COKRIGAGEM COLOCALIZADA

De acordo com Xu et al. (1992), o problema de instabilidade, decorrente da grande quantidade de informação secundária, pode ser solucionado mediante a retenção para cada ponto a ser estimado do valor da variável secundária. Segundo estes autores, há uma tendência da informação secundária co-localizada com a informação primária filtrar a influência dos dados secundários mais distantes. A estimativa por cokrigagem co-localizada torna-se (Xu et al., 1992):

$$Z_1^*(x_o) - m_1 = \sum_{i=1}^{n_1} \lambda_i^{(1)}[z_1(x_i) - m_1] + \lambda^{(2)}[z_2(x_o) - m_2],$$

onde $m_1 = E[Z_1(x)]$ e $m_2 = E[Z_2(x)]$ são as médias das variáveis primária e secundária, respectivamente.

O sistema de equações de cokrigagem co-localizada fica bastante simplificado, como segue (Xu et al., 1992):

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{n_1} \lambda_j^{(1)} C_1(x_j - x_i) + \lambda^{(2)} C_{21}(x_o - x_i) = C_1(x_o - x_i) \quad para\ i = 1, n_1 \\ \sum_{j=1}^{n_1} \lambda_j^{(1)} C_{12}(x_j - x_o) + \lambda^{(2)} C_2(0) = C_{12}(0) \end{cases},$$

onde $C_1(h)$, $C_2(h)$ são as covariâncias diretas e $C_{12}(h) = C_{21}(h)$, a cruzada. A grande vantagem desse sistema é sua dimensão reduzida, embora ainda haja a necessidade de se modelar o variograma cruzado para cálculo da covariância cruzada $C_{12}(h)$. A proposta de Xu et al. (1992) é reter para $C_{12}(h)$ um modelo Markoviano, considerando-se a seguinte hipótese:

$$E\{Z_2(x) | z_1(x), z_1(x+h)\} = E\{Z_2(x) | z_1(x)\},\ \forall z_1(x+h),$$

ou seja, o valor da variável primária $z_1(x)$ filtra a influência de qualquer outro valor $z_1(x+h)$ sobre a variável secundária co-localizada $Z_2(x)$.

A covariância cruzada $C_{12}(h) = C_{21}(h)$ assume a forma apropriada (Xu et al., 1992):

$$C_{12}(h) = \frac{C_{12}(0)}{C_1(0)} C_1(h),\ \forall h$$

ou de forma equivalente:

$$\rho_{12}(h) = \rho_{12}(0)\rho_1(h),\ \forall h,$$

onde $\rho_1(h) = \frac{C_1(h)}{C_1(0)}$ é o correlograma da variável primária Z1; $\rho_{12}(h) = \frac{C_{12}(h)}{\sqrt{C_1(0)C_2(0)}}$ é o correlograma cruzado e $\rho_{12}(0)$, o coeficiente de correlação entre Z1 e Z2. Dessa maneira, o correlograma cruzado pode ser estimado diretamente a partir do correlograma da variável primária. Em termos de correlogramas, o estimador da cokrigagem co-localizada torna-se (Xu et al., 1992):

$$\frac{z_1^*(x_o) - m_1}{\sigma_1} = \sum_{i=1}^{n_1} \lambda_i^{(1)} \frac{z_1(x_i) - m_1}{\sigma_1} + \lambda^{(2)} \frac{z_2(x_o) - m_2}{\sigma_2}$$

e o sistema de equações de cokrigagem co-localizada (Xu et al., 1992):

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{n_1} \lambda_j^{(1)} \rho_1(x_j - x_i) + \lambda^{(2)} \rho_{12}(0) \rho_1(x_o - x_i) = \rho_1(x_o - x_i) \;\; para \; i = 1, n_1 \\ \sum_{j=1}^{n_1} \lambda_j^{(1)} \rho_{12}(0) \rho_1(x_j - x_o) + \lambda^{(2)} = \rho_{12}(0) \end{cases},$$

onde $\sigma_1^2 = Var[Z_1(x)]$ e $\sigma_2^2 = Var[Z_2(x)]$ são as variâncias das variáveis primária e secundária, respectivamente.

Além de solucionar o problema de instabilidade da matriz, o sistema da cokrigagem co-localizada dispensa o cálculo de variogramas cruzados, o que significa que não há necessidade de satisfazer o modelo linear de corregionalização.

Clawson & Meng (2000) utilizaram a técnica de cokrigagem colocalizada para estimar as estruturas profundas do carbonato Caddo (campo petrolífero de Boonsville, Texas) a partir do tempo de trânsito sísmico e dos marcadores de profundidade dos poços, obtendo um resultado preciso. É interessante notar que os

dados utilizados neste trabalho possuem coeficiente de correlação igual a 0,72 enquanto a correlação dos resultados para as mesmas variáveis ficou reduzida a 0,5, porém sem prejuízo na qualidade dos resultados finais do trabalho que apenas utilizou a co-estimativa como etapa intermediária na obtenção do modelo de porosidade.

3.7. KRIGAGEM COM DERIVA EXTERNA

A krigagem com deriva externa é outra técnica de co-estimativas que possibilita estimar uma variável aleatória com amostragem escassa a partir da informação de uma variável aleatória secundária ricamente amostrada no domínio de estudo.

Essa técnica foi desenvolvida para a indústria do petróleo, já que a informação primária, derivada de poços de petróleo, é geralmente escassa, havendo então a necessidade de se fazer a estimativa em pontos não amostrados com suporte em alguma outra informação. Essa outra informação, a impedância acústica, obtida mediante sísmica de reflexão, apresenta boa correlação com a porosidade obtida em poços de exploração. Assim, a estimativa de uma variável aleatória primária em um ponto não amostrado é feita considerando o padrão espacial descrito pela variável secundária.

Considerando Z(x) como variável primária e Y(x) como variável secundária, a relação linear existente entre Z(x) e Y(x) é (Wackernagel, 1995, p.190):

$$E[Z(x)] = a_o + b_1 y(x).$$

Segundo Wackernagel (1995, p. 191), o estimador da krigagem com deriva externa é:

$$z^*_{KDE}(x_o) = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i z(x_i).$$

O erro esperado deve ser igualado a zero:

$$E\left[Z(x_o) - Z^*_{KDE}(x_o)\right] = 0,$$

determinando a primeira condição de não enviesamento, segundo a qual os pesos devem somar um:

$$\sum_{i=1}^{n} \lambda_i = 1.$$

A segunda condição de não enviesamento restringe os pesos conforme:

$$y(x_o) = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i y(x_i)$$

e provém do desenvolvimento da esperança matemática do estimador (Wackernagel, 1995, p. 191):

$$E\left[Z^*_{KDE}(x_o)\right] = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i E[Z(x_i)]$$
$$= a_o + b_1 \sum_{i=1}^{n} \lambda_i y(x_i)$$
$$= a_o + b_1 y(x_o)$$

Essa última condição faz com que os pesos $\{\lambda_i, i = 1,n\}$ descrevam a forma média dada pela variável secundária. O sistema de equações de krigagem com deriva externa do qual resultam os pesos que minimizam a variância do erro sob as duas condições de restrição é (Wackernagel, 1995, p. 191):

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{n} \lambda_j C_r(x_i - x_j) - \mu_1 - \mu_2 s(x_i) = C_r(x_i - x_o) \;\; para \;\; i = 1,n \\ \sum_{j=1}^{n} \lambda_j = 1 \\ \sum_{j=1}^{n} \lambda_j y(x_j) = y(x_o) \end{cases},$$

sendo μ_1 e μ_2 os multiplicadores de Lagrange e $C_r(x_i - x_j)$, a covariância dos resíduos entre os pontos de dados x_i e x_j.

Watanabe et al. (2009) analisaram o desempenho da cokrigagem ordinária, da cokrigagem colocalizada e da krigagem com deriva externa aplicadas a cinco conjuntos de dados apresentando diferentes correlações entre a variável primária e a secundária. Todos os métodos tornaram-se menos eficientes à medida que o coeficiente de correlação entre as variáveis diminuiu. Em todos os casos, a cokrigagem colocalizada apresentou resultados com melhor precisão local e preservação da correlação inicial entre as variáveis. A utilização da cokrigagem

ordinária e da krigagem com deriva externa, por sua vez, deve se restringir aos casos em que as variáveis são altamente correlacionadas.

3.8. ARRANJOS DE DADOS MULTIVARIADOS

Quando se trabalha com dados multivariados, a localização relativa das amostras da variável primária e da secundária pode resultar em diferentes arranjos de dados, quais sejam: isotopia, heterotopia parcial, heterotopia total, colocalização e multicolocalização (Figura 3 e 4).

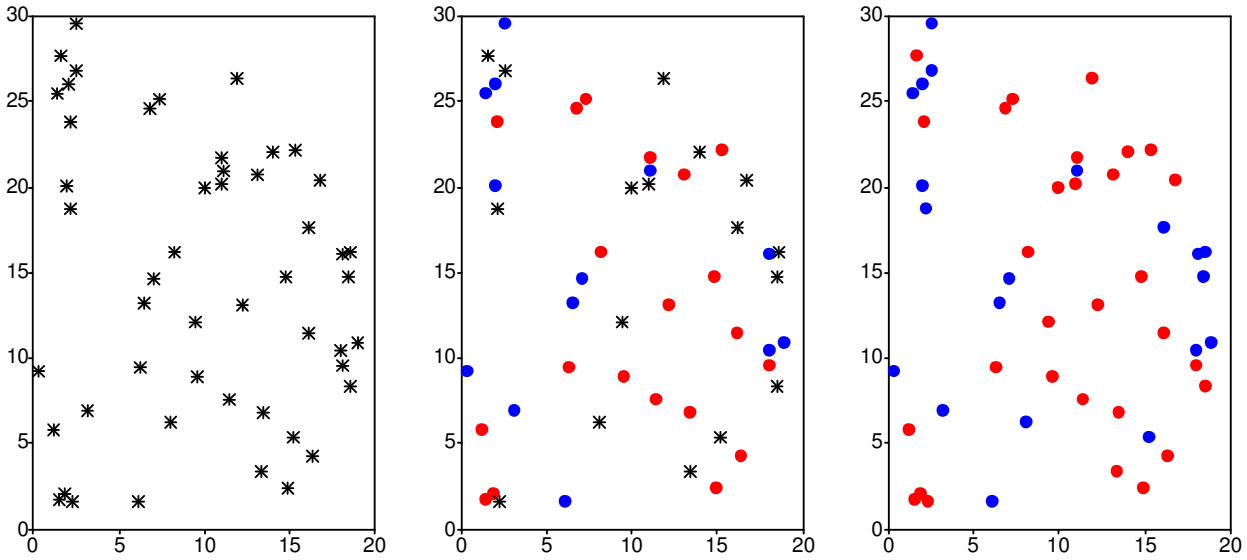


Figura 3. Arranjos de dados multivariados: isotopia (esquerda), heterotopia parcial (centro) e heterotopia total (direita). Círculos azuis, vermelhos e asteriscos representam respectivamente pontos de amostragem da variável primária, da variável secundária e das duas variáveis. Extraída de Watanabe (2008).

A isotopia ocorre quando os dados das variáveis primária e secundária estão disponíveis em todos os pontos amostrais. Este tipo de arranjo de dados não favorece a aplicação da cokrigagem quando as variáveis forem intrinsecamente

correlacionadas já que nesse caso seus resultados são equivalentes àqueles obtidos pela krigagem (Wackernagel, 1998).

A heterotopia parcial ocorre nos casos em que as variáveis primária e secundária apresentam amostras localizadas em pontos diferentes e em pontos iguais. Em relação ao arranjo de dados anterior, a heterotopia parcial pode ser mais vantajosa para a aplicação da cokrigagem dado que a informação primária não sobrepõe completamente a informação da variável secundária, cuja contribuição, portanto, passa a ser maior (Olea, 1999).

A heterotopia total constitui uma situação extrema em que as variáveis não apresentam ponto amostral em comum sendo seus dados provenientes de amostragens completamente distintas. Esse arranjo de dados impossibilita o cálculo do variograma cruzado e, conseqüentemente, a estimativa por cokrigagem. Ainda assim, esse método pode ser aplicado utilizando-se pseudo variogramas cruzados conforme sugere Myers (1991). Entretanto, deve-se estar ciente dos inconvenientes e limitações associados ao pseudo variograma cruzado.

A colocalização corresponde ao arranjo de dados em que a variável primária possui pontos amostrais esparsos e restritos enquanto a variável secundária apresenta, pelo menos, uma amostra em cada ponto a ser estimado (dados quasi-exaustivos). Embora esse arranjo possibilite a aplicação da cokrigagem, o excesso de informação secundária pode ocasionar instabilidades em seu sistema de equações lineares (Goovaerts, 1997).

Por fim, a multicolocalização é um tipo de colocalização em que a variável secundária também está presente nos pontos amostrais da variável primária. Esse arranjo de dados é indispensável para a aplicação dos métodos de cokrigagem colocalizada e krigagem com deriva externa.

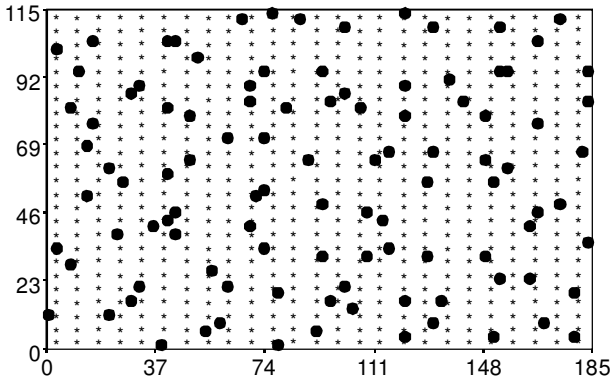


Figura 4. Arranjo de dados multivariados. Os asteriscos representam os locais onde a variável primária será estimada e há apenas informação da variável secundária. Os círculos pretos representam os locais onde apenas a variável primária foi amostrada em arranjos colocalizados ou os locais onde as variáveis primária e secundária foram analisadas em arranjos multi-colocalizados. Extraído de Rocha et al. (2011).

3.9. KRIGAGEM DE INDICADORAS

A krigagem de indicadoras (KI) é um método que estima variáveis obtidas a partir da transformação binária dos dados de $Z(x)$. No caso de variáveis contínuas, determinam-se K valores limiares z_k e, em cada ponto x_α, definem-se os dados indicadores $i(x_\alpha; z_k)$, de acordo com Goovaerts (1997), da seguinte forma

$$i(x_\alpha; z_k) = \begin{cases} 1 \ \ se \ \ z(x_\alpha) \leq z_k \\ 0 \ \ se \ \ z(x_\alpha) > z_k \end{cases}$$

Os variogramas experimentais são calculados a partir dos dados transformados como (Goovaerts, 1997)

$$\gamma_I(h;z_k)=\frac{1}{2N(h)}\sum_{\alpha=1}^{N(h)}[i(x_\alpha;z_k)-i(x_\alpha+h;\,z_k)]^2$$

A krigagem simples adicionada de um termo para a média pode ser utilizada para se estimar a indicadora $I^*(z)$ se $Z(x)$ for uma função aleatória estacionária com função marginal conhecida $F(dz)$ e se $F(z)$ for a média da função aleatória $I_{Z(x)<z}$ (Chilès & Delfiner, 1999)

$$I^*(z)=\left(1-\sum_{i=1}^{N}\lambda_i\right)F(z)+\sum\lambda_i \mathrm{I}_{Z(x_i)<z}$$

A krigagem ordinária pode ser utilizada quando não se conhece a função marginal $F(dz)$ conforme (Chilès & Delfiner, 1999)

$$I^*(z)=\sum_{i=1}^{N}\lambda_i I_{Z(x_i)<z}$$

sob a condição

$$\sum_{i=1}^{n}\lambda_i=1$$

De acordo com Chilès & Delfiner (1999), um problema clássico da krigagem simples ressurge na KI levando a duas simplificações sucessivas. A primeira consiste na troca do valor do dado original $Z(x_i)$ por um dado transformado em indicadora $\mathrm{I}_{Z(x_\alpha)<z}$ resultando em perda de informação quando se trabalha com

variáveis contínuas. A segunda é a substituição da esperança condicional pela krigagem o que pode ser considerado como uma aproximação inevitável na resolução do problema utilizando o enfoque da estatística de dois pontos.

Na KI, os K valores de limiar z_k usualmente são escolhidos de modo a diferenciar as covariâncias indicadoras correspondentes $C_I(h;z_k)$. No entanto, há casos em que as covariâncias são proporcionais umas às outras, isto é, apresentam formas muito similares. O modelo correspondente da função aleatória $Z(x)$, denominado modelo mosaico, é

$$\rho_Z(h)=\rho_I(h;z_k)=\rho_I(h;z_k,z_{k'}),\forall\, z_k,\, z_{k'}$$

sendo $\rho_Z(h)$ e $\rho_I(h;z_k,z_{k'})$ os correlogramas e correlogramas cruzados de $Z(x)$ e de seus dados transformados. A KI sob o modelo acima, denominada krigagem de indicadora da mediana constitui um procedimento simples e rápido, pois requer apenas o variograma da indicadora da mediana o qual é utilizado para todos os K limiares. Além disso, se a configuração dos dados for a mesma para todos os limiares, apenas um único sistema de krigagem de indicadoras deve ser resolvido (Deutsch & Journel,1992).

Um inconveniente que surge da utilização da KI refere-se a problemas de relação de ordem já que as probabilidades condicionais derivadas desse método podem não respeitar as relações de ordem para probabilidades legítimas. Para a função de distribuição acumulada condicional (ccdf) de variáveis contínuas $z(x)$ (Deutsch & Journel,1992)

$$\Pr ob\{Z(x) \le z|(n)\} = F(x;z|(n)) \in [0,1] \text{ e } F(x;z_{k'}|(n)) \ge F(x;z_k|(n)), \forall\, z_{k'} > z_k$$

Para probabilidades condicionais de um conjunto completo de variáveis categóricas mutuamente exclusivas $I_k(x), k = 1,...,K$

$$\Pr ob\{I_k(x) = 1|(n)\} = F(x;k|(n)) \in [0,1] \text{ e } \sum F(x;k|(n)) = 1$$

Segundo esses mesmos autores, os problemas de relações de ordem podem ser causados pelos pesos negativos resultantes do sistema de equações da KI e, na maioria dos casos, pela falta de dados em algumas classes, sobretudo quando a KI é feita para um valor limiar correspondente ao limite superior de uma classe. Deutsch & Journel (1992) fornecem ainda uma série de implementações que podem ser feitas visando corrigir problemas de relação de ordem.

De acordo com Chilès & Delfiner (1999), a KI apresenta uma série de vantagens, pois considera a estrutura de cada indicadora, produz uma variância de estimativa, requer apenas estacionariedade local e não exige modelagem prévia da distribuição teórica F. Por outro lado, alguns inconvenientes surgem da necessidade de se modelar tantos variogramas quantos forem os limiares definidos, o que por extensão aumenta o número de sistemas de krigagem a ser resolvidos. Outra desvantagem associada à KI é a possibilidade de se obter estimativas $I^*(z)$ negativas ou maiores do que 1 uma vez que a krigagem não garante que os pesos não sejam negativos.

CAPÍTULO IV

MATERIAIS E MÉTODOS

Nesse capítulo, inicialmente são descritas resumidamente as características das bases de dados e, posteriormente, a sequência de etapas: adequação dos dados, regularização das amostras, análises estatística e geoestatística, validação cruzada e co-estimativas.

4.1. BASES DE DADOS

A base de dados utilizada foi fornecida pela ANP e é composta por dois conjuntos de dados diferenciados pelas variáveis amostradas e pelo tipo de amostragem.

4.1.1. DADOS DE POÇOS

Os dados de poços utilizados nessa dissertação resultaram da interpretação dos dados de perfilagem pelo corpo técnico da Petrobrás. A perfilagem é uma operação realizada logo após a perfuração do poço e se caracteriza pelo deslocamento de um sensor de perfilagem (sonda) no interior do mesmo (Figura 5), resultando no registro contínuo de diversas propriedades das rochas perfuradas a depender do processo físico (elétrico, acústico, radioativo) de medição utilizado (Thomas, 2001).

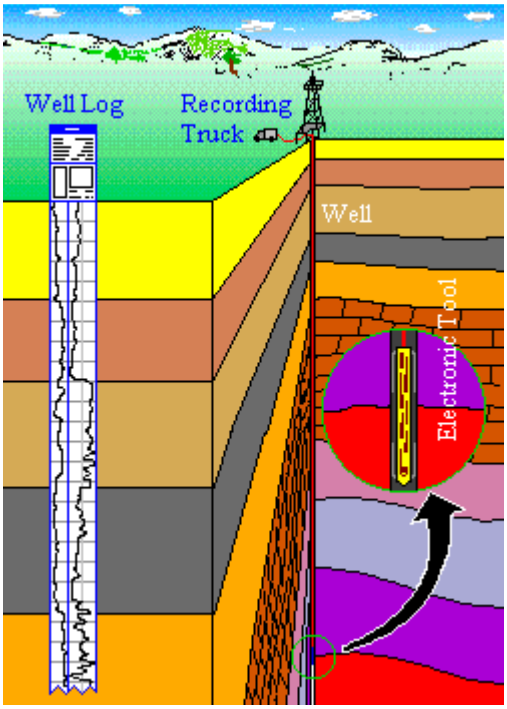


Figura 5. Ilustração da operação de perfilagem a poço aberto. À esquerda encontra-se o perfil resultante da realização da perfilagem. In: http://fisicainserida.blogspot.com/ (consultado em 05/04/2011).

Os dados utilizados nessa dissertação são medidas de porosidade (em porcentagem), de permeabilidade (em miliDarcy) e informações de fácies (designadas por 1, 2, 3 e 4) de 51 poços de petróleo. Em cada furo, o intervalo de amostragem é constante, sendo de 20 cm ao longo dos furos verticais e em torno desse valor ao longo dos inclinados. Os poços distribuem-se irregularmente por uma área aproximada de 16 km^2 e apresentam comprimento máximo analisado de 196,13 m (Figura 6).

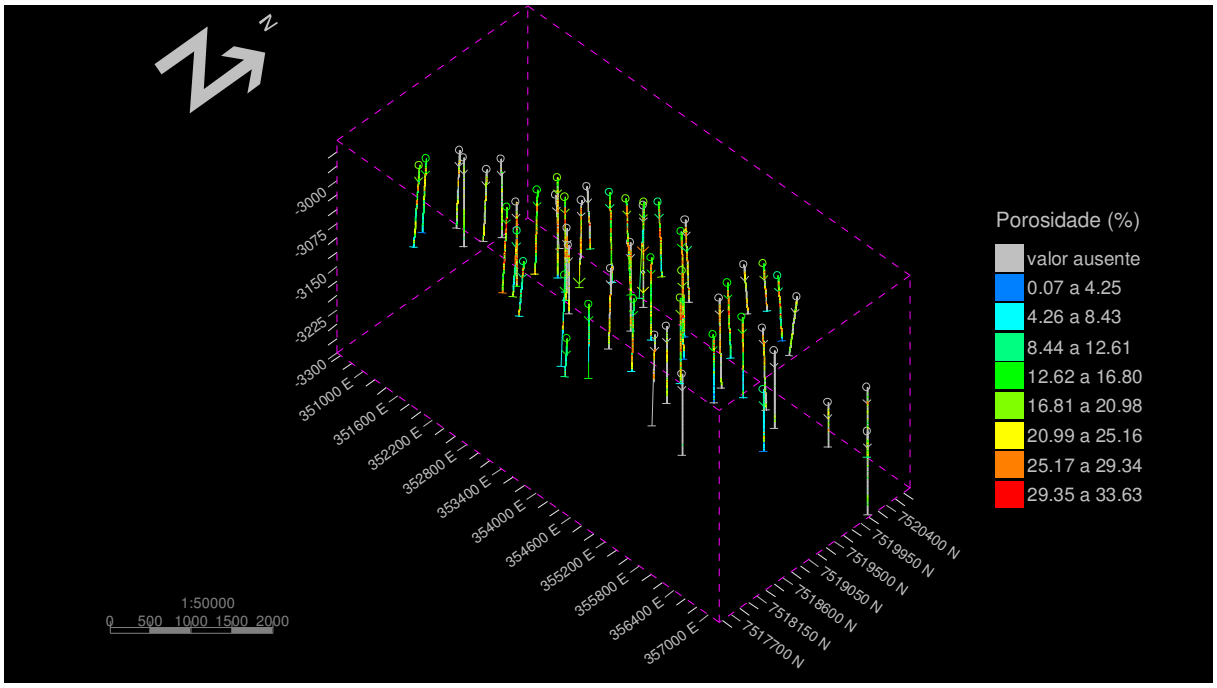


Figura 6. Bloco-diagrama mostrando a distribuição dos poços de petróleo disponíveis no Campo Escola de Namorado.

4.1.2. DADOS SÍSMICOS

Esse conjunto de dados contém medidas padronizadas de impedância acústica obtidas por sísmica de reflexão, que é um método de prospecção baseado nas reflexões das ondas sísmicas geradas artificialmente na superfície do terreno que está sendo estudado (Duarte, 2003). No caso de sísmica em fundo oceânico as ondas de choque são criadas a partir de disparos de *air-guns* instalados em navios. Estas ondas são então captadas em hidrofones acoplados ao navio. A Figura 7 ilustra este procedimento. Ainda segundo Duarte (2003), a impedância acústica é o produto da velocidade de propagação da onda P pela densidade do material onde a onda propaga. Com base nessa definição, nas densidades da água, óleo e gás e nas velocidades de propagação do som nesses meios, conclui-se que a impedância

acústica será maior se a rocha estiver saturada em água, intermediária se estiver saturada em óleo e menor caso a saturação seja em gás.

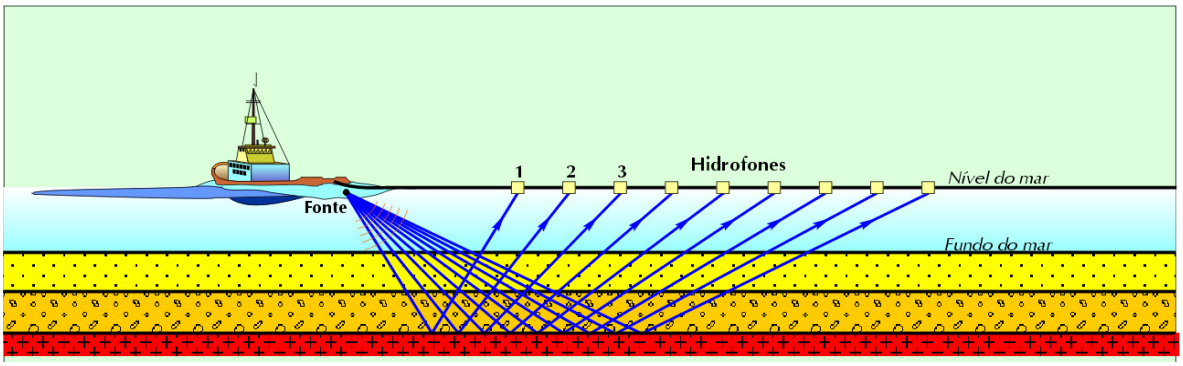


Figura 7. Ilustração da aquisição sísmica em fundo oceânico (Extraído de Feijó, 2004).

A impedância acústica relaciona-se inversamente à porosidade (Vaughan et al., 2003; Huuse & Feary, 2005; Avadhani et al., 2006). Segundo Doyen (1988), a impedância acústica relaciona-se apenas indiretamente à porosidade das rochas porque as variações nas propriedades acústicas ao longo de um intervalo reservatório resultam do efeito conjunto de diversas variáveis geológicas tais como litologia, saturação em determinado fluido, pressão medida nos poros e temperatura e, por isso, a contribuição da porosidade à resposta acústica deve ser separada dos efeitos das demais variáveis.

A amostragem da impedância acústica no Campo de Namorado foi feita a cada 25 m, 33,43 m e 3 m ao longo dos eixos x, y e z, tendo sido obtidas 319, 136 e 135 medidas, respectivamente (Figura 8).

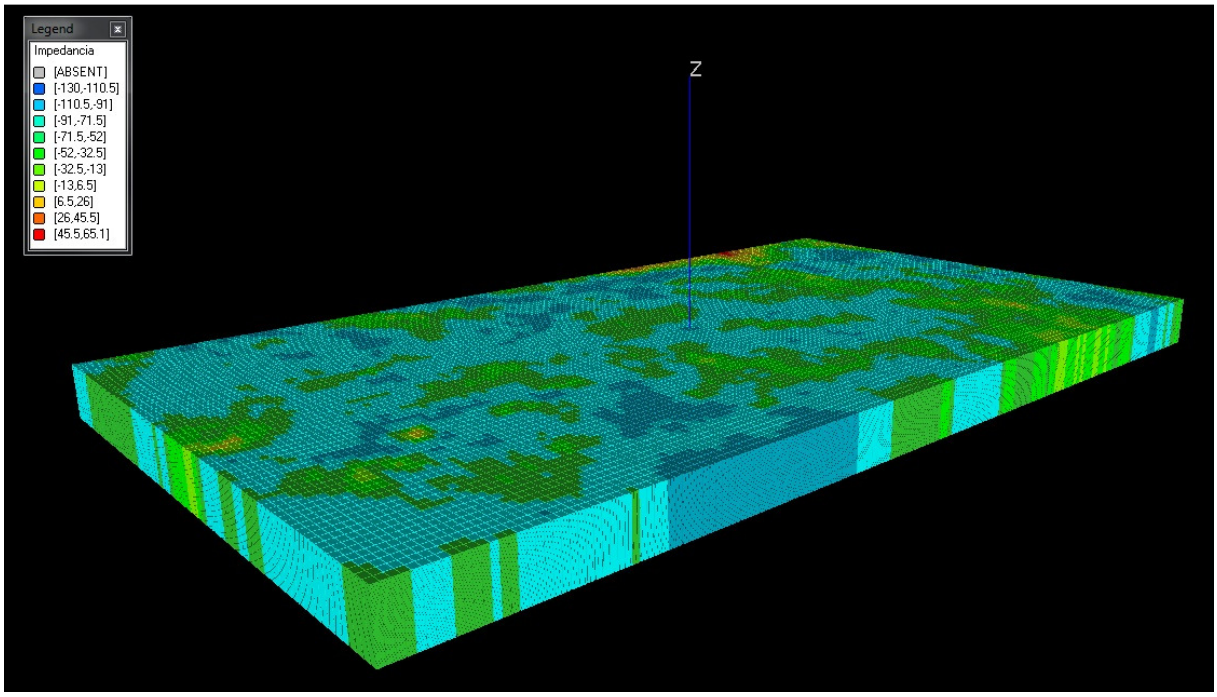


Figura 8. Ilustração do cubo sísmico.

4.2. ETAPAS

4.2.1. ADEQUAÇÃO DA BASE DE DADOS

Após análise dos dois conjuntos de dados, verificou-se que ambos apresentam praticamente mesmo domínio, mas não possuem pontos amostrais em comum, inviabilizando a aplicação dos métodos propostos. Por isso, foi elaborado algoritmo em Delphi (em anexo) a partir do qual foi feita interpolação tri-linear dos dados de impedância acústica nos locais onde a variável porosidade foi amostrada. Dessa maneira, criou-se arranjo isotópico de dados, com medidas de porosidade e de impedância acústica em todos os pontos amostrais ao longo dos furos, permitindo o cálculo do variograma cruzado e, por extensão, a aplicação da cokrigagem ordinária. O arranjo obtido também possibilitou aplicar a cokrigagem colocalizada e a krigagem

com deriva externa, nesses casos considerando a impedância acústica obtida por sísmica de reflexão como variável quasi-exaustiva.

A opção pela interpolação tri-linear foi feita supondo-se variação gradual e linear nos dados de impedância acústica do segundo conjunto. A interpolação tri-linear é uma técnica que considera os valores de uma determinada variável, distribuídos nos vértices de um cubo ou paralelepípedo, para interpolar linearmente um ponto contido no interior desse cubo ou paralelepípedo. Segundo Bourke (1997), a aplicação mais comum desta técnica está na interpolação do interior de células de uma base de dados volumétrica. Mais informações podem ser obtidas em http://www.grc.nasa.gov/WWW/winddocs/utilities/b4wind_guide/trilinear.html (consultado em 1/11/2009).

Tendo em vista o objetivo de estudar os resultados da cokrigagem ordinária aplicada a diferentes arranjos de dados, também foi obtido arranjo com heterotopia parcial mediante exclusão aleatória de informação primária ou secundária de algumas das amostras do arranjo isotópico. Todos os procedimentos descritos a seguir foram realizados para os dados de porosidade e de impedância acústica dos dois arranjos criados e para os resíduos calculados a partir dos dados de impedância acústica do arranjo isotópico, considerando função polinomial de primeiro grau. As medidas de impedância acústica, pertencentes ao segundo conjunto, não foram utilizadas nas etapas seguintes, constituindo apenas a informação colocalizada necessária à aplicação da cokrigagem colocalizada e da krigagem com deriva externa. O programa utilizado nas próximas etapas foi ISATIS 6.0 ® (Bleinès et al., 2006).

4.2.2. REGULARIZAÇÃO DAS AMOSTRAS

O primeiro procedimento consistiu em regularizar as amostras dos furos de sonda já que a escala de amostragem ao longo dos mesmos (centimétrica) é muito maior que a escala de trabalho (métrica) na área em estudo. Os parâmetros utilizados foram iguais para todos os furos. Assim, considerou-se intervalo de regularização de 15 m e 25 intervalos, resultando em comprimento máximo regularizado de 370 m. Os dados regularizados foram obtidos a partir da média ponderada:

$$t_c = \frac{\sum_{i=1}^{n} t_i e_i}{\sum_{i=1}^{n} e_i}$$

em que t_i é o valor da variável de interesse em uma determinada amostra, e_i é a espessura dessa mesma amostra e n é o número de amostras consideradas na ponderação, o qual depende do tamanho do intervalo de regularização escolhido (Yamamoto & Rocha, 2001).

4.2.3. ANÁLISES ESTATÍSTICA E GEOESTATÍSTICA

Após esse procedimento, foi realizada a análise estatística que consistiu em obter o histograma e as estatísticas descritivas para os dados regularizados e não regularizados de porosidade, impedância acústica e dos resíduos a fim de averiguar

o comportamento da distribuição de freqüências dessas variáveis antes e após regularização das amostras.

A análise geoestatística subseqüente foi realizada conforme proposto por Yamamoto (2001) e somente para os dados regularizados. Assim, inicialmente os variogramas foram calculados para cinco direções, quatro horizontais (0º, 45º, 90º e 135º) e uma vertical, conforme os parâmetros da Tabela 1. A partir desses variogramas, foi feita análise do comportamento da variância espacial mediante comparação entre pares de direções ortogonais (0º/90º e 45º/135º) quanto à estruturação do variograma e aos valores de amplitude, patamar e efeito pepita. Os variogramas experimentais foram então recalculados considerando os pares de direções escolhidos, além da direção vertical, de acordo com os parâmetros da Tabela 2. Finalmente, foi feito o ajuste do modelo teórico aos mesmos.

Tabela 1. Parâmetros para cálculo dos variogramas experimentais em 5 direções.

	Porosidade					Cruzado / Dados Isotópicos					Cruzado / Dados Heterotópicos					Resíduos				
Direção	0º/0º	45º/0º	90º/0º	135º/0º	0º/90º	0º/0º	45º/0º	90º/0º	135º/0º	0º/90º	0º/0º	45º/0º	90º/0º	135º/0º	0º/90º	0º/0º	45º/0º	90º/0º	135º/0º	0º/90º
Tol. Ang.	22,5º	22,5º	22,5º	22,5º	30º	22,5º	22,5º	22,5º	22,5º	30º	22,5º	22,5º	22,5º	22,5º	30º	22,5º	22,5º	22,5º	22,5º	30º
Nºpassos	6	6	6	6	7	6	6	6	6	7	6	6	6	6	7	6	6	6	6	7
Passo(m)	700	700	700	700	15	700	700	700	700	15	700	700	700	700	15	700	700	700	700	15

Tabela 2. Parâmetros para cálculo dos variogramas experimentais em 3 direções.

	Porosidade			Cruzado / Dados Isotópicos			Cruzado/Dados Heterotópicos			Resíduos		
Direção	45º/0º	135º/0º	0º/90º	45º/0º	135º/0º	0º/90º	45º/0º	135º/0º	0º/90º	0º/0º	90º/0º	0º/90º
Tolerância angular	45º	45º	30º	45º	45º	30º	45º	45º	30º	45º	45º	30º
Nº de passos	8	8	7	8	8	7	8	8	7	6	6	7
Passo (m)	500 m	500 m	15 m	500 m	500 m	15 m	500 m	500 m	15 m	700 m	700 m	15 m

4.2.4. VALIDAÇÃO CRUZADA

Em seguida, foram determinados alguns parâmetros de busca por amostras vizinhas (raio de busca, número de setores e de amostras por setor) e feita a validação cruzada com base nos mesmos e nos modelos teóricos ajustados aos variogramas experimentais.

4.2.5. CO-ESTIMATIVAS

Na última etapa foram realizadas as estimativas por cokrigagem ordinária a partir do arranjo isotópico (cko) e heterotópico (ckohetero), cokrigagem ordinária colocalizada (coc), cokrigagem colocalizada com modelo de Markov 1 (cocmm1) e krigagem com deriva externa (kde). Os blocos onde se estimaram os valores de porosidade foram definidos com base na malha de amostragem das medidas de impedância acústica obtidas por sísmica de reflexão. Foram estabelecidas dimensões duas vezes maiores que as células daquela malha da seguinte forma: 50 m em x, 66,86 m em y e 6 m em z, totalizando 159, 68 e 67 blocos respectivamente ao longo desses eixos. Com isso, o valor máximo de blocos estimados foi 724404 blocos nos casos de vizinhanças favoráveis, 12,36% do total de células da referida malha de amostragem (5856840 células).

Destaca-se que, doravante, as abreviações definidas no parágrafo anterior serão utilizadas para se referir aos métodos utilizados nessa dissertação.

CAPÍTULO V

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesse capítulo, inicialmente são analisados estatística e geoestatisticamente os dados disponíveis e, posteriormente, as estimativas feitas por cko, ckohetero, coc, cocmm1 e kde.

5.1. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS

A análise estatística das variáveis porosidade e impedância acústica foi realizada visando estudar a distribuição de freqüências das mesmas. A análise foi feita mediante comparação entre as estatísticas descritivas (Tabela 3) obtidas para os dados não regularizados e regularizados a fim de averiguar principalmente o comportamento da média e do desvio padrão.

Espera-se que a média se mantenha constante após regularização dos dados, pois se considera a amostra representativa da população. No entanto, para os dados isotópicos regularizados a média diminuiu tanto para porosidade quanto para impedância acústica, sendo essa diminuição maior para a última. No caso dos dados heterotópicos regularizados, a média se manteve para porosidade e diminuiu para impedância acústica. A redução do valor médio de impedância acústica para ambos os dados muito provavelmente está relacionada ao fato dos mesmos não serem medidos nos poços, tendo sido integrados por interpolação tri-linear.

Tabela 3. Estatísticas descritivas das variáveis de interesse.

	Dados não regularizados			Dados regularizados				
				Amostra isotópica			Amostra heterotópica	
	Porosidade (%)	Impedância	Resíduos	Porosidade (%)	Impedância	Resíduos	Porosidade (%)	Impedância
Nº de dados	28923	28923	28923	482	482	482	348	401
Média	18.95	-59.13	0.00	18.83	-54.77	0.00	18.95	-54.72
Desv. Padrão	7.06	35.46	6.95	5.26	38.03	4.75	5.10	37.21
Coef. Var.	0.37	-0.60	-	0.28	-0.69	-	0.269	-0.680
Mediana	19.82	-62.88	0.54	19.82	-58.43	0.83	19.89	-59.62
Mínimo	0.07	-128	-20.59	3.35	-127	-18.20	3.35	-127
Máximo	33.53	104.73	14.50	28.15	97.15	9.07	27.87	65.55

O desvio padrão dos dados regularizados deve ser menor que aquele dos dados não regularizados para que se mantenha constante a relação volume X variância, já que o volume das amostras aumenta com a regularização. O resultado foi compatível com o esperado apenas para a variável porosidade de ambos os dados, isotópico e heterotópico. No caso da impedância acústica, atribui-se o aumento dessa estatística aos erros oriundos da interpolação tri-linear.

Embora as estatísticas descritivas dos dados regularizados de impedância acústica não sejam condizentes com o esperado, optou-se por mantê-los como dados dessa dissertação, principalmente porque seus variogramas mostraram-se estruturados conforme pode ser observado na seção 5.2.

Os histogramas obtidos para porosidade a partir dos dados isotópicos (Figura 9 A') e heterotópicos (Figura 9 A'') são muito semelhantes entre si e exibem assimetria negativa mais pronunciada em relação ao histograma dos dados não regularizados (Figura 9 A). No caso da impedância acústica praticamente não houve alteração em seu histograma após regularização das amostras (Figura 9 B, B', B''). Destaca-se, entretanto, que o histograma obtido a partir dos dados regularizados isotópicos (Figura 9 B') aproximou-se mais do original, enquanto o obtido a partir dos dados heterotópicos (Figura 9 B'') ressaltou a presença de diferentes populações indicando certa heterogeneidade no reservatório. Apesar da mistura de populações, optou-se por analisá-las conjuntamente.

Além da porosidade e da impedância acústica, também foram analisados os resíduos necessários a aplicação da kde. Nesse caso, apenas o desvio padrão foi analisado, visto que a média é igual a zero. Dessa maneira, observa-se redução do desvio padrão com a regularização das amostras (Tabela 3), o que está de acordo com o aumento do volume das mesmas. O histograma após regularização das

amostras (Figura 9 C') adquiriu assimetria negativa mais marcante do que aquela exibida pelo histograma dos dados não regularizados (Figura 9 C). Por fim, observa-se mistura de populações em ambos os histogramas.

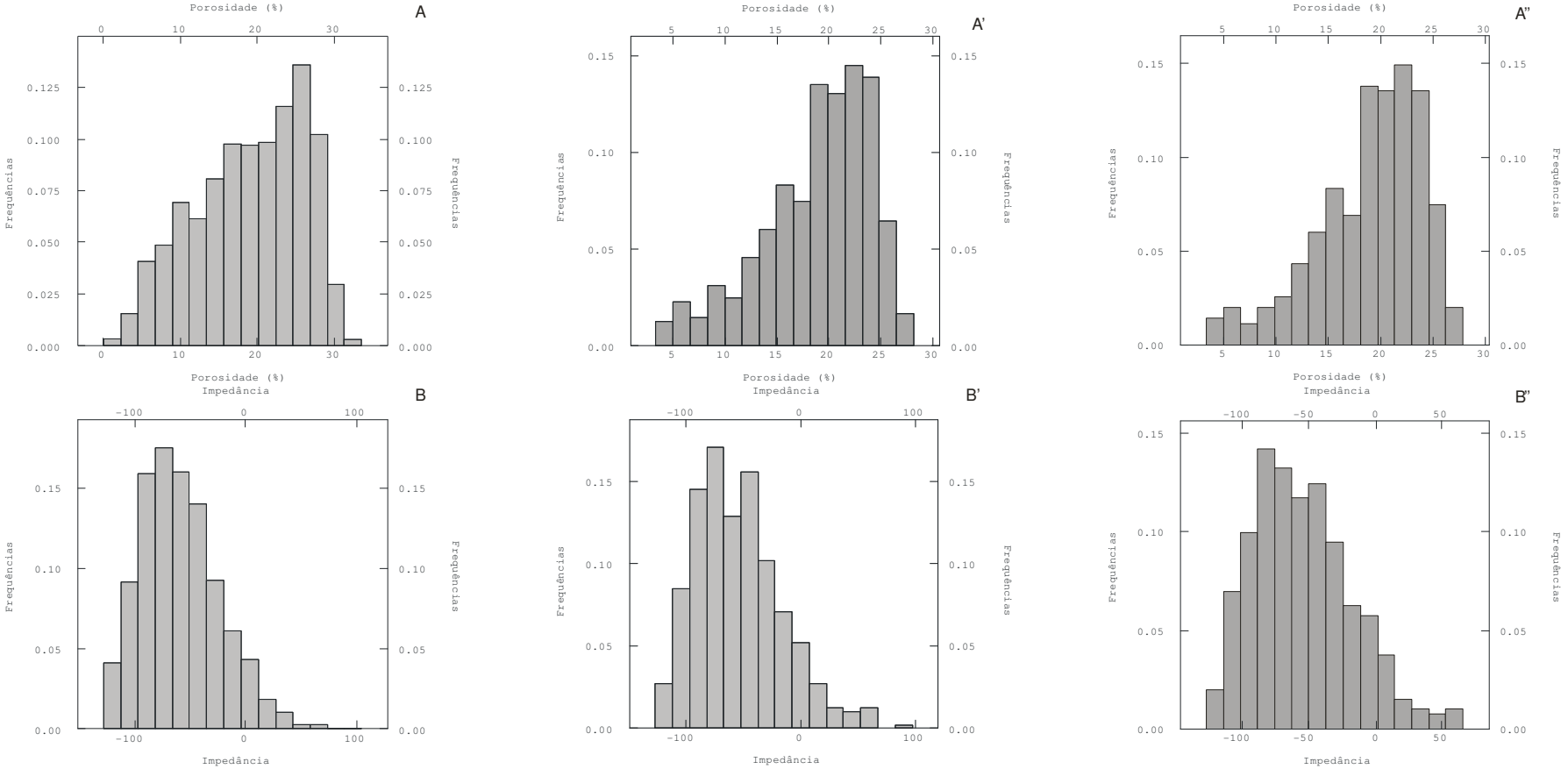
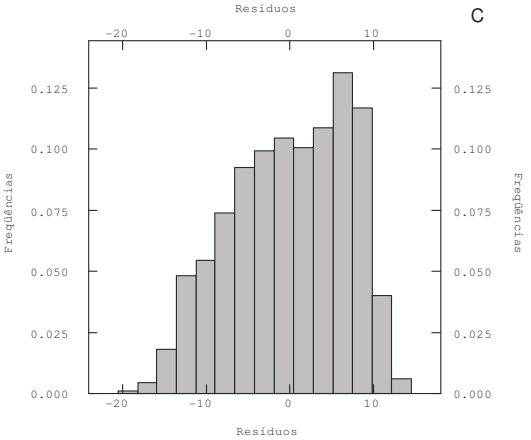


Figura 9. Histograma dos dados não regularizados (A, B, C), regularizados isotópicos (A', B', C') e regularizados heterotópicos (A'', B'').



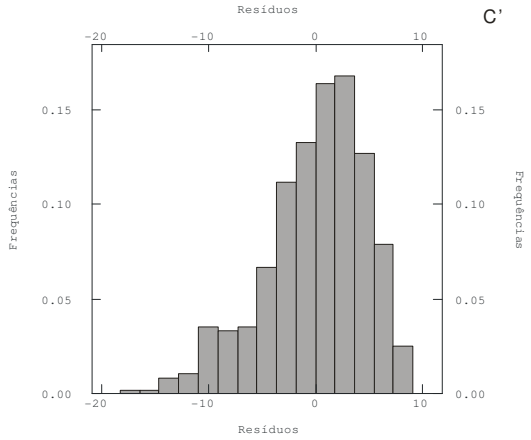


Figura 9 (continuação). Histograma dos dados não regularizados (A, B, C), regularizados isotópicos (A', B', C') e regularizados heterotópicos (A'', B'').

5.2. ANÁLISE GEOESTATÍSTICA DOS DADOS

Nesta seção, discute-se inicialmente a estruturação apresentada pelos variogramas experimentais nas quatro direções horizontais (Figura 10 esquerda) e na direção vertical (Figura 10 direita). Posteriormente, discorre-se sobre os modelos teóricos ajustados (Figura 10 centro) procurando-se sempre que possível relacionar os resultados obtidos às características do modelo deposicional definido para o Campo de Namorado.

No variograma experimental calculado para porosidade (Figura 10 A), os pares de direções 0º / 90º e 45º / 135º apresentam amplitudes e patamares muito semelhantes. Como as direções do último par são mais estruturadas, o mesmo foi escolhido para ajuste do modelo teórico (Figura 10 A') juntamente com a direção vertical que também se mostrou bem estruturada (Figura 10 A'').

No variograma experimental cruzado calculado a partir dos dados isotópicos (Figura 10 B) e nos variogramas diretos calculados para porosidade (Figura 10 C) e para impedância acústica (Figura 10 D), a estruturação pouco se diferencia nas direções de 0º e 135º, o mesmo ocorrendo quando são comparadas as direções de 45º e 90º. A escolha do par de direções 45º / 135º para ajuste do modelo teórico (Figura 10 B', C' e D') foi devida ao comportamento não estacionário sugerido pela direção de 0º no variograma cruzado. A direção vertical é estruturada no variograma cruzado (Figura 10 B'') e no direto de porosidade (Figura 10 C''), mas não se estabiliza em um patamar no variograma da impedância acústica (Figura 10 D'').

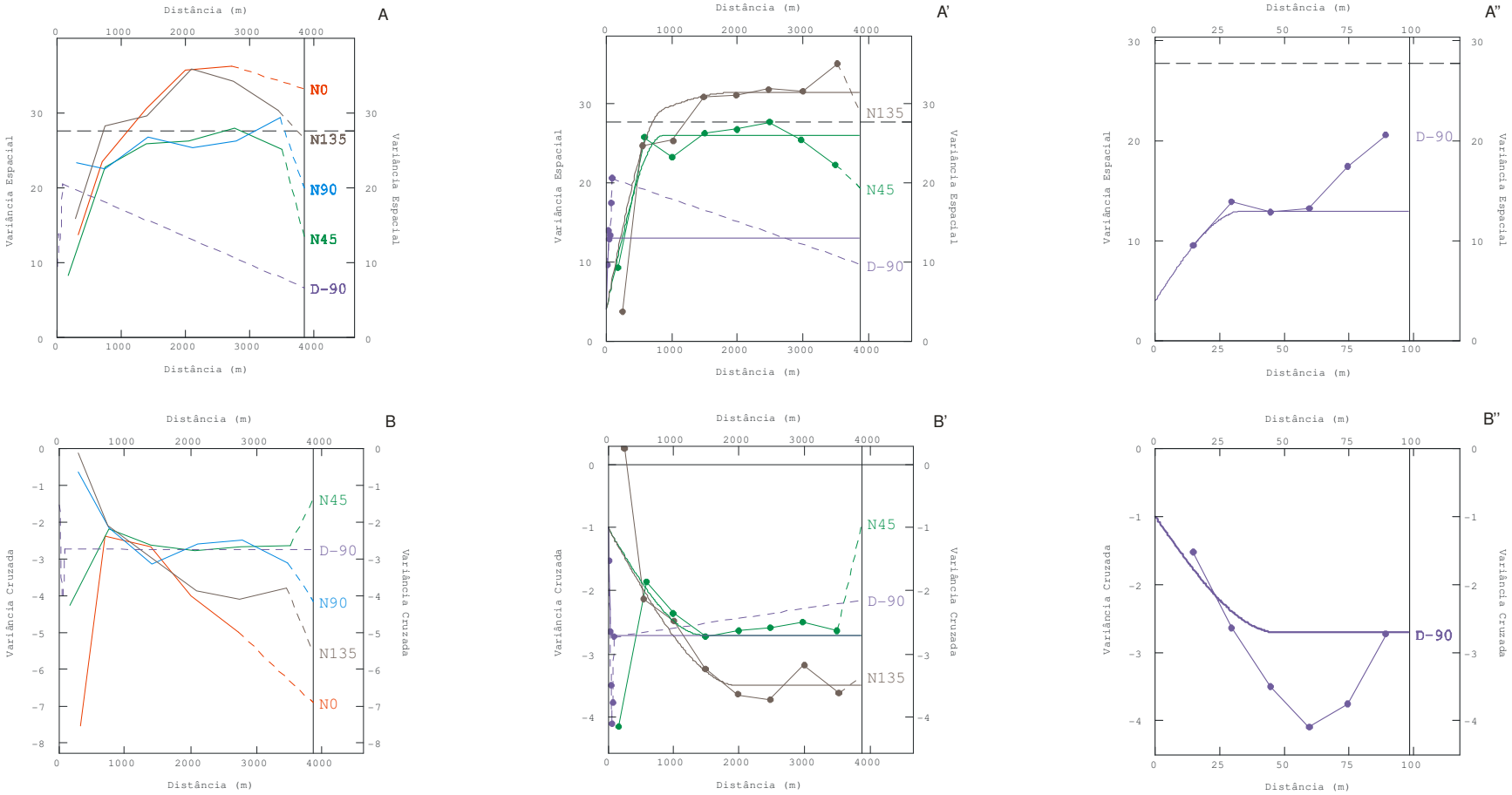


Figura 10. Variogramas experimentais e modelos teóricos de ajuste: porosidade (A-A'-A''), cruzado / dados isotópicos (B-B'-B''), direto / porosidade / dados isotópicos (C-C'-C''), direto / impedância acústica / dados isotópicos (D-D'-D''), cruzado / dados heterotópicos (E-E'-E''), direto / porosidade / dados heterotópicos (F-F'-F''), direto / impedância acústica / dados heterotópicos (G-G'-G''), resíduos (H-H'-H'').

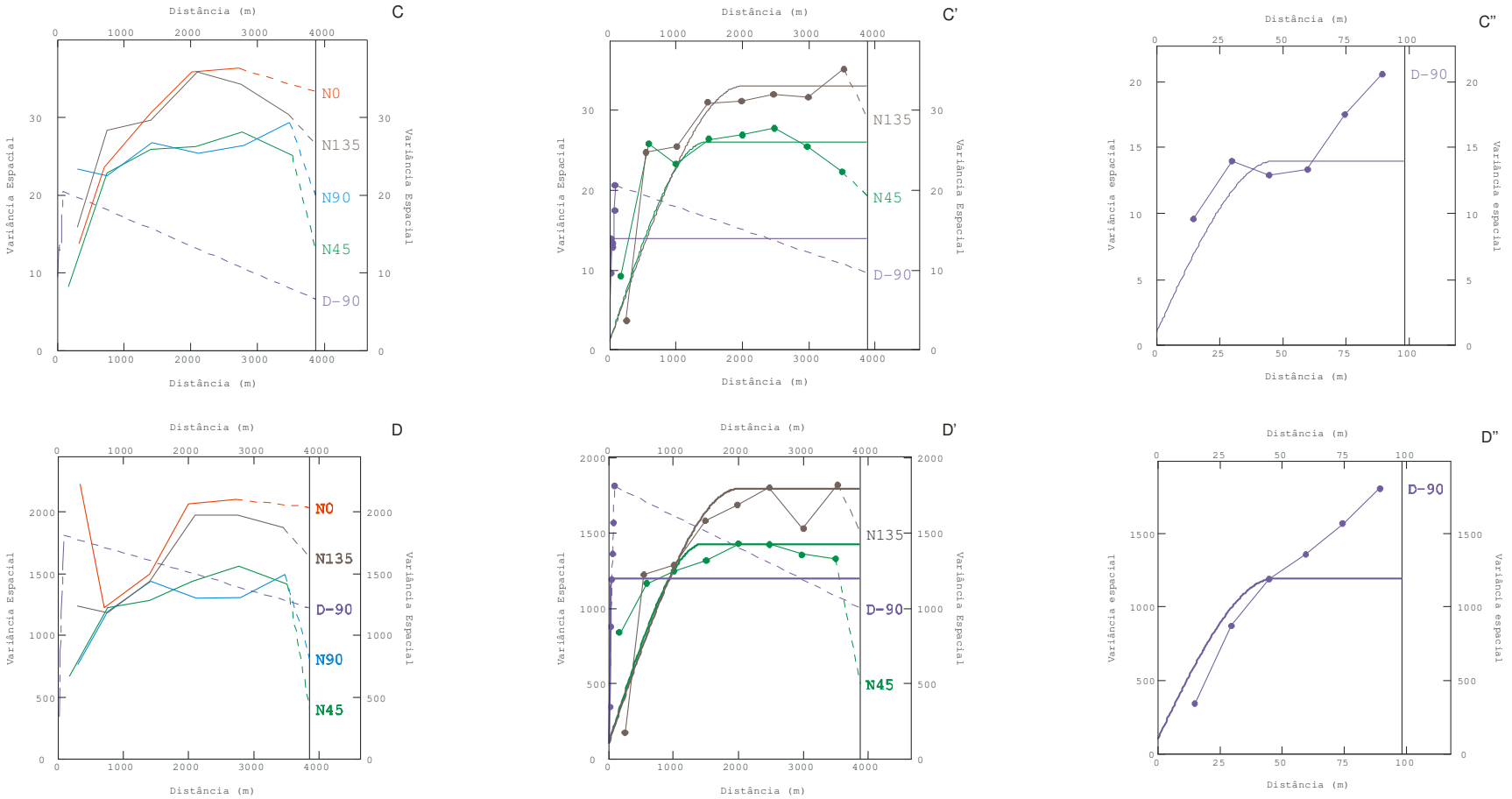


Figura 10 (continuação). Variogramas experimentais e modelos teóricos de ajuste: porosidade (A-A'-A''), cruzado / dados isotópicos (B-B'-B''), direto / porosidade / dados isotópicos (C-C'-C''), direto / impedância acústica / dados isotópicos (D-D'-D''), cruzado / dados heterotópicos (E-E'-E''), direto / porosidade / dados heterotópicos (F-F'-F''), direto / impedância acústica / dados heterotópicos (G-G'-G''), resíduos (H-H'-H'').

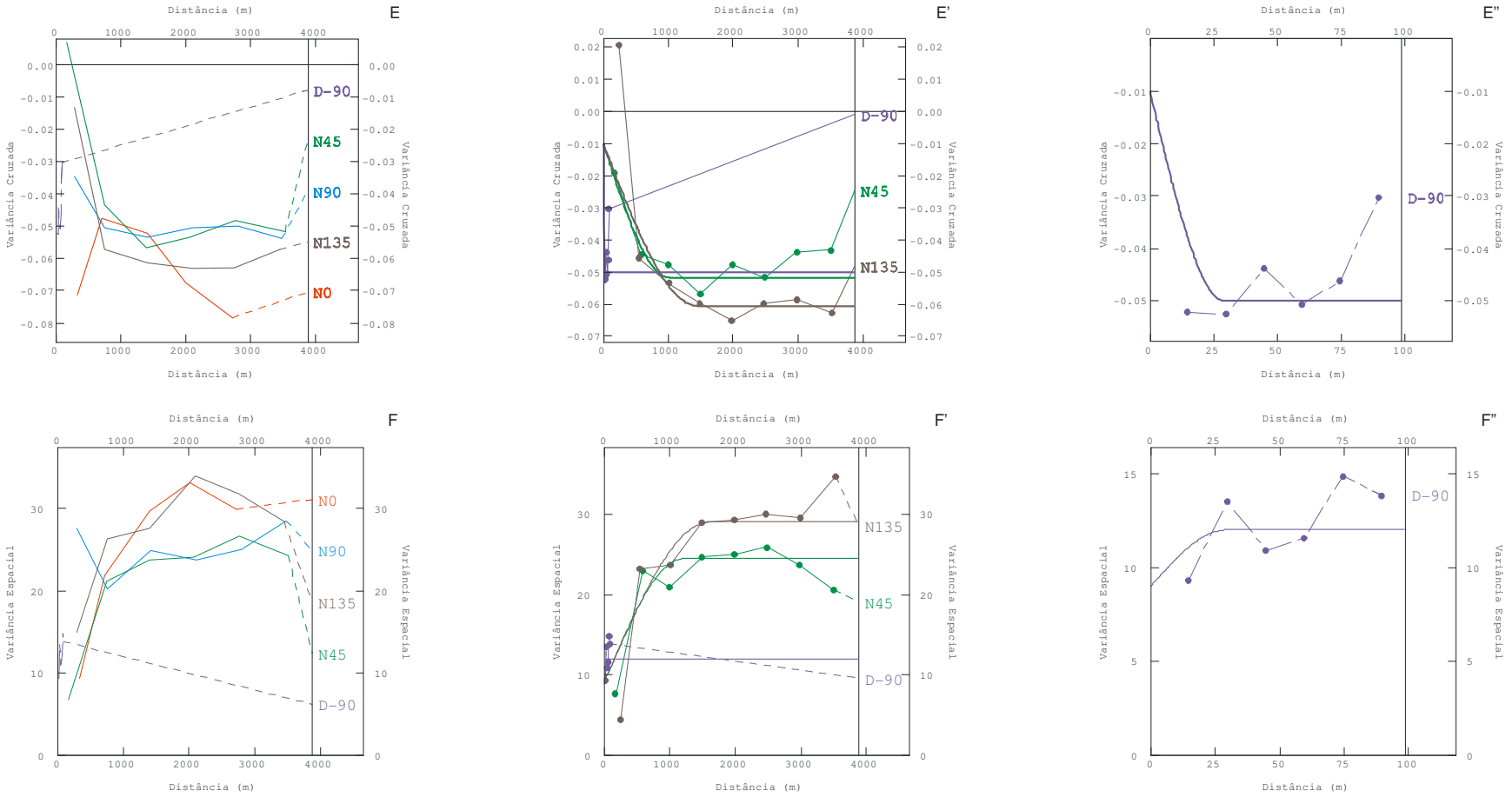


Figura 10 (continuação). Variogramas experimentais e modelos teóricos de ajuste: porosidade (A-A'-A''), cruzado / dados isotópicos (B-B'-B''), direto / porosidade / dados isotópicos (C-C'-C''), direto / impedância acústica / dados isotópicos (D-D'-D''), cruzado / dados heterotópicos (E-E'-E''), direto / porosidade / dados heterotópicos (F-F'-F''), direto / impedância acústica / dados heterotópicos (G-G'-G''), resíduos (H-H'-H'').

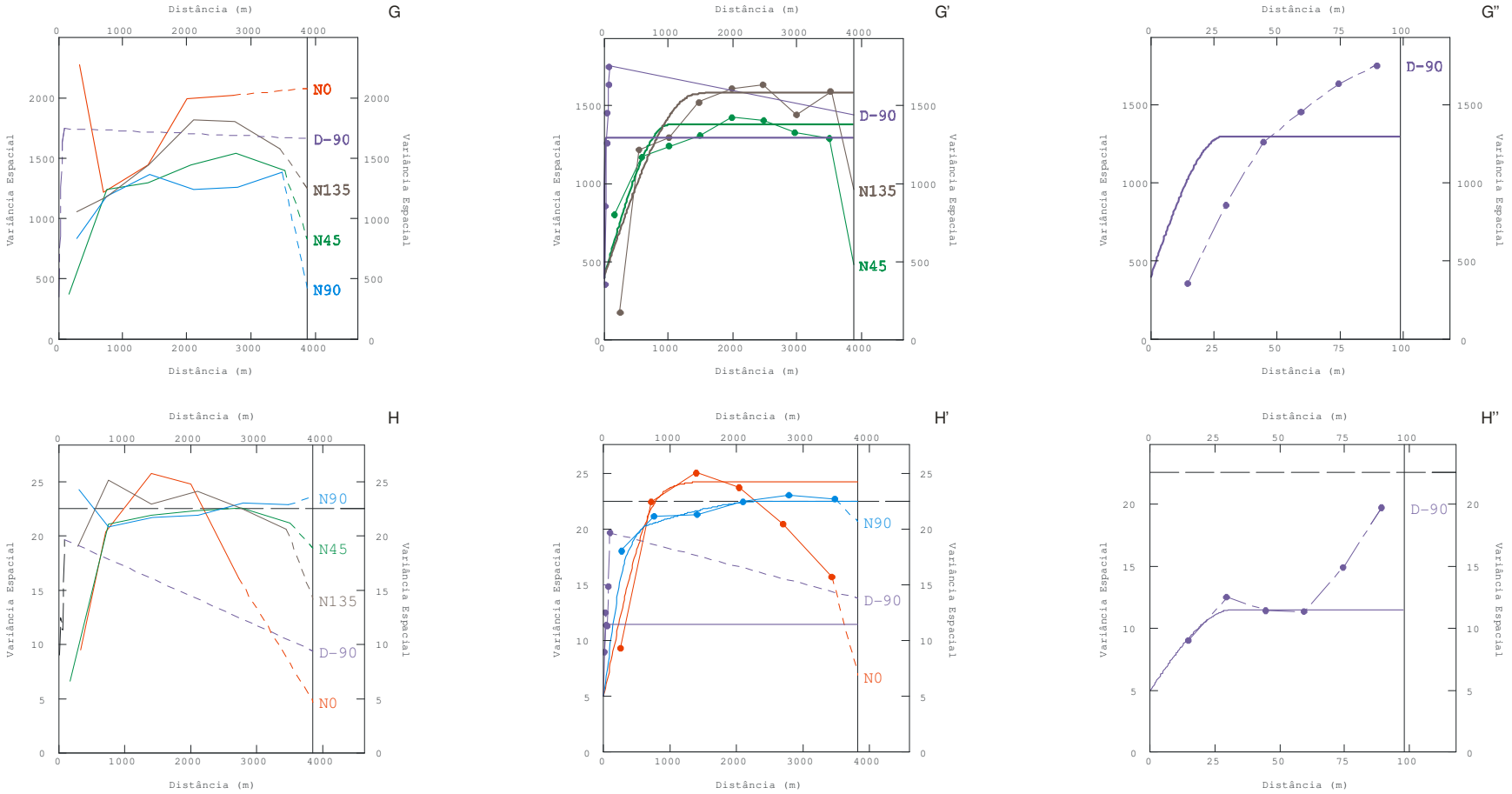


Figura 10 (continuação). Variogramas experimentais e modelos teóricos de ajuste: porosidade (A-A'-A''), cruzado / dados isotópicos (B-B'-B''), direto / porosidade / dados isotópicos (C-C'-C''), direto / impedância acústica / dados isotópicos (D-D'-D''), cruzado / dados heterotópicos (E-E'-E''), direto / porosidade / dados heterotópicos (F-F'-F''), direto / impedância acústica / dados heterotópicos (G-G'-G''), resíduos (H-H'-H'').

No variograma experimental cruzado obtido a partir dos dados heterotópicos (Figura 10 E), verifica-se que as diferenças de valores de amplitude e de patamar são maiores entre as direções de 0º e 90º do que entre as de 45º e 135º. Contudo, essas últimas foram escolhidas como as principais direções de anisotropia devido a pouca estruturação exibida pela direção de 0º. Nos variogramas diretos obtidos a partir desses mesmos dados (Figura 10 F, G), os pares de direções apresentam comportamento muito semelhante e, por isso, o par 45º / 135º foi mantido para ajuste do modelo teórico (Figura 10 E', F' e G'). Verifica-se que a direção vertical é pouco estruturada no variograma cruzado (Figura 10 E'') e no direto de porosidade (Figura 10 F'') e sugere comportamento não estacionário no variograma da impedância acústica (Figura 10 G'').

No variograma dos resíduos (Figura 10 H), as direções de 0º e 135º exibem pouca estruturação e as de 45º e 90º apresentam comportamento muito similar. Comparando-se os pares 0º / 90º e 45º / 135º, verifica-se que a discrepância na anisotropia é maior no primeiro que, por isso, foi escolhido para ajuste do modelo teórico (Figura 10 H'). Na direção vertical (Figura 10 H''), o variograma mostra-se estruturado.

Os parâmetros dos modelos ajustados aos variogramas experimentais calculados em três direções estão na Tabela 4. Uma característica comum a todos os modelos é a presença de efeito pepita, indicando a existência de mudanças abruptas na variância espacial entre pontos muito próximos. O principal motivo de se ter considerado efeito pepita nos modelos é o fato das medidas de porosidade e impedância acústica serem frequentemente obtidas por métodos geofísicos, o que se reflete na precisão dos resultados. Além disso, a ocorrência de microvariabilidades foi considerada para cada variável.

Tabela 4. Parâmetros dos modelos ajustados aos variogramas experimentais da Figura 10.

	Direção/Mergulho	Estrutura	Modelo	Amplitude u (m)	Amplitude v (m)	Amplitude w (m)	Patamar
Porosidade	135º/0º	1	Efeito Pepita	-	-	-	4
		2	Esférico	800	860	34	13
		3	Esférico	900	860	-	26
		4	Esférico	2000	-	-	31.5
Cruzado / Dados Isotópicos	135º/0º	1	Efeito Pepita	-	-	-	-1
		2	Esférico	2011	1459	47	-2.7
		3	Esférico	2011	1459	-	-2.701
		4	Esférico	2011	-	-	-3.501
Direto / Porosidade / Dados Isotópicos	135º/0º	1	Efeito Pepita	-	-	-	1
		2	Esférico	2011	1459	47	14
		3	Esférico	2011	1459	-	26
		4	Esférico	2011	-	-	33
Direto / Impedância Acústica / Dados Isotópicos	135º/0º	1	Efeito Pepita	-	-	-	106
		2	Esférico	2011	1459	47	1195
		3	Esférico	2011	1459	-	1425
		4	Esférico	2011	-	-	1791
Cruzado / Dados Heterotópicos	45º/0º	1	Efeito Pepita	-	-	-	-0.01
		2	Esférico	1000	1400	29	-0.05
		3	Esférico	1250	1600	-	-0.0518
		4	Esférico	-	1700	-	-0.0609
Direto / Porosidade / Dados Heterotópicos	45º/0º	1	Efeito Pepita	-	-	-	9
		2	Esférico	1000	1400	29	12
		3	Esférico	1250	1600	-	24.5
		4	Esférico	-	1700	-	29
Direto / Impedância Acústica / Dados Heterotópicos	45º/0º	1	Efeito Pepita	-	-	-	400
		2	Esférico	1000	1400	29	1294
		3	Esférico	1250	1600	-	1379
		4	Esférico	-	1700	-	1579
Resíduos	0°/0°	1	Efeito Pepita	-	-	-	5
		2	Esférico	350	800	32	11.5
		3	Esférico	650	1000	-	19
		4	Esférico	2500	1300	-	22.52
		5	Esférico	-	1500	-	24.22

No caso da porosidade, microvariabilidades são passíveis de existir em virtude da maior ou menor presença de argilominerais, de variações granulométricas e de diferenças na cimentação ou dissolução de minerais em pontos suficientemente próximos. Já a impedância acústica reflete o empilhamento das camadas que, por sua vez, resultou da rápida deposição do material suspenso nas correntes turbidíticas. Ainda nesse caso, os erros de estimativa oriundos da interpolação tri-linear devem ser considerados. Os resíduos, por fim, são influenciados por todos esses fatores já que o cálculo dos mesmos foi feito com base nas medidas de ambas as variáveis.

Quanto às variâncias espaciais, os maiores valores estão freqüentemente associados à direção de 135º, indicando maior heterogeneidade das propriedades analisadas ao longo da mesma, o que muito provavelmente indica preenchimento de uma calha com direção NW-SE por depósitos turbidíticos (Menezes, 1986). Por outro lado, os patamares mais baixos são apresentados pela direção vertical. Esse resultado mostra que as heterogeneidades devem-se mais a variações faciológicas do que àquelas provenientes do empilhamento vertical. A descrição de 23 fácies litológicas para o Campo de Namorado (Vidal et al., 2007) corrobora o resultado obtido.

Com relação às amplitudes, aquelas exibidas pelas direções horizontais são próximas entre si e sempre maiores do que a apresentada pela direção vertical. Os valores de amplitude relacionados a essa última direção podem ser melhor observados nos variogramas da Figura 10 A'', B'', C'', D'', E'', F'', G'' e H''. Dessa maneira, os dados das variáveis de interesse apresentam maior continuidade espacial, podendo ser correlacionados a maiores distâncias, no plano horizontal. Diversas hipóteses podem ser aventadas para explicar a menor dependência

espacial apresentada pelos dados na direção vertical. Em primeiro lugar, deve-se considerar que a deposição do material sedimentar presente nas correntes turbidíticas ocorre em níveis que constituem a seqüência de Bouma. Em segundo lugar, a presença desses níveis é condicionada à zona de deposição (proximal ou distal) e, finalmente, em terceiro lugar, é comum ocorrer sobreposição de várias seqüências de Bouma cada qual relacionada a um episódio turbidítico diferente.

Finalmente, convém destacar que o ajuste simultâneo de modelos teóricos aos variogramas calculados a partir dos dados isotópicos (Figura 10 B', C' e D') foi feito em detrimento dos variogramas diretos de modo a honrar o ajuste do modelo ao variograma cruzado. Situação análoga ocorreu com os modelos ajustados aos variogramas obtidos a partir dos dados heterotópicos (Figura 10 E', F' e G'). A principal limitação associada ao ajuste feito segundo o Modelo Linear de Corregionalização (MLC) está justamente no fato dos modelos não poderem ser construídos independentemente um do outro (Goovaerts, 1997; Journel, 1999), tornando menos fidedigno o ajuste de modelos teóricos, tal como ocorre, por exemplo, com o ajuste feito ao variograma da porosidade da Figura 10 C' relativamente ao da Figura 10 A'.

5.3. VALIDAÇÃO CRUZADA

Nessa etapa, a correlação entre os valores reais e estimados de porosidade foi analisada conforme modificações feitas nos seguintes parâmetros de busca por amostras: raio de busca, número de setores e de amostras por setor. Estabeleceu-se ainda o número mínimo de duas amostras vizinhas para que uma estimativa fosse realizada (Tabela 5).

Tabela 5. Parâmetros de vizinhança.

		Raio em u (m)	Raio em v (m)	Raio em w (m)	Nº de setores	Nº ótimo amostras / setor	Correlação	Nº estimativas
Estimativa por cko Variograma Cruzado obtido a partir da amostra isotópica	1	2011	1459	47	4	1	0.682	482
	2	1340	972	30	4	1	0.686	478
	3	2011	1459	47	4	2	0.694	482
	4	1340	972	30	4	2	0.700	478
	5	2011	1459	47	8	1	0.686	482
	6	1340	972	30	8	1	0.690	478
	7	2011	1459	47	8	2	0.699	482
	8	1340	972	30	8	2	0.709	478
Estimativa por coc Variograma Cruzado obtido a partir da amostra isotópica	1	2011	1459	47	4	1	0.685	482
	2	1340	972	30	4	1	0.687	481
	3	2011	1459	47	4	2	0.697	482
	4	1340	972	30	4	2	0.701	481
	5	2011	1459	47	8	1	0.689	482
	6	1340	972	30	8	1	0.691	481
	7	2011	1459	47	8	2	0.702	482
	8	1340	972	30	8	2	0.709	481
Estimativa por cko Variograma Cruzado obtido a partir da amostra heterotópica	1	1250	1700	29	4	1	0.546	340
	2	830	1130	19	4	1	0.575	335
	3	1250	1700	29	4	2	0.614	346
	4	830	1130	19	4	2	0.575	340
	5	1250	1700	29	8	1	0.542	344
	6	830	1130	19	8	1	0.579	337
	7	1250	1700	29	8	2	0.614	346
	8	830	1130	19	8	2	0.579	340
Estimativa por kde Variograma dos Resíduos	1	2500	1300	32	4	1	0.677	481
	2	1700	870	21	4	1	0.692	473
	3	2500	1300	32	4	2	0.681	481
	4	1700	870	21	4	2	0.701	473
	5	2500	1300	32	8	1	0.684	481
	6	1700	870	21	8	1	0.699	473
	7	2500	1300	32	8	2	0.684	481
	8	1700	870	21	8	2	0.702	473

Legenda: cokrigagem ordinária (cko), cokrigagem colocalizada (coc), krigagem com deriva externa (kde)

Com relação aos raios de busca, foi averiguado o efeito de dois tipos de vizinhança, uma mais ampla, com raios iguais às amplitudes dos variogramas, e outra mais restrita, com raios iguais a dois terços daquelas amplitudes.

As buscas foram realizadas por quadrante ou por octante e considerando uma ou duas amostras por setor de modo a evitar agrupamento de pontos decorrente da super amostragem de determinado poço em relação aos demais. Esses parâmetros também foram definidos visando determinar subconjuntos com diferentes distribuições espaciais de amostras em torno do ponto a ser interpolado para assim verificar seus efeitos sobre as correlações finais.

As estimativas foram feitas mediante cko, ckohetero, coc e kde. Não foi possível proceder a validação mediante cocmm1 devido a limitações impostas pelo programa utilizado.

Verifica-se pequenas diferenças entre as correlações obtidas pela cko, coc e kde (Tabela 5). Nesses casos, variando-se apenas um dos parâmetros de busca por amostras, observa-se que a redução do raio de busca ou o aumento do número de setores ou do número de amostras por setor ocasionaram aumento dos coeficientes de correlação. Assim, os maiores valores resultaram da utilização de vizinhanças com menores raios de busca e maior número de setores e de amostras por setor. Esperava-se obter menores coeficientes de correlação a partir dessas vizinhanças já que as estimativas obtidas com base em maior número de amostras vizinhas tendem a ser mais suavizadas. Nesses casos, no entanto, os maiores valores obtidos podem ser decorrentes da maior influência dos raios de busca relativamente àquela exercida pela quantidade de setores e de amostras por setor.

As correlações apresentadas pelas estimativas obtidas pela ckohetero são menores que aquelas obtidas pelos demais métodos (Tabela 5). O maior valor foi

obtido ao se utilizar as vizinhanças 3 ou 7 diferenciadas apenas pelo número de setores de busca, o que mostra que o aumento do número de setores de quatro para oito não influenciou os resultados nesse caso. As menores correlações, por sua vez, resultaram da utilização das vizinhanças 5 e 1 que se diferenciam pelo número de setores de busca. Essas vizinhanças diferenciam-se daquelas que obtiveram as maiores correlações (3 e 7) pelo menor número de amostras por setor. Assim, em primeiro lugar, a opção por maiores raios de busca deve ser feita com cautela, pois tanto os melhores quanto os piores resultados decorreram da adoção de vizinhanças caracterizadas por maiores raios de busca. Em segundo lugar, o número de setores de busca influencia negativamente os resultados somente quando o número de amostras por setor e, portanto, o número de amostras vizinhas, é menor, refletindo de algum modo uma pior distribuição das amostras em torno do ponto a ser estimado.

O número de estimativas (Tabela 5) também variou pouco com a aplicação da cko, coc e kde e com a utilização das diferentes vizinhanças. Entretanto, relativamente a esses métodos, número muito menor de estimativas foi obtido pela ckohetero.

Na Figura 11, são apresentados os resultados obtidos pela cko e ckohetero a partir de cada vizinhança enquanto para os demais métodos apenas o resultado que exibe melhor relação entre correlação e número de pontos estimados. Nesses casos, a vizinhança utilizada encontra-se em destaque na Tabela 5. Observa-se que as diferenças na dispersão dos pontos são mínimas quando se compara os diagramas obtidos pela cokrigagem ordinária a partir das diferentes vizinhanças tanto no caso de isotopia (Figura 11 A a H) quanto de heterotopia (Figura 11 I a P).

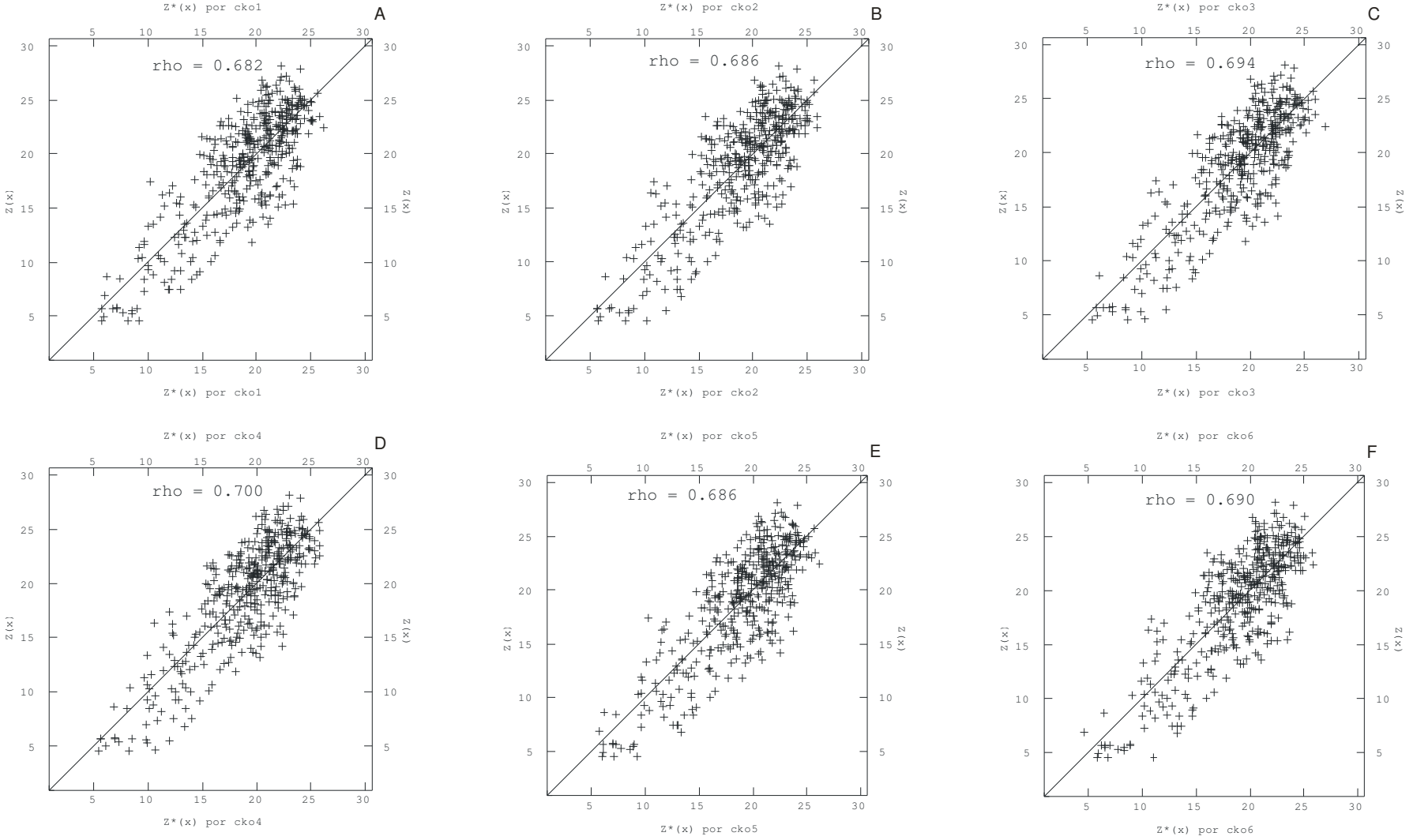


Figura 11. Diagrama de dispersão entre valores amostrais de porosidade e estimados por cko (A, B, C, D, E, F, G, H), ckohetero (I, J, K, L, M, N, O, P), coc (Q) e kde (R).

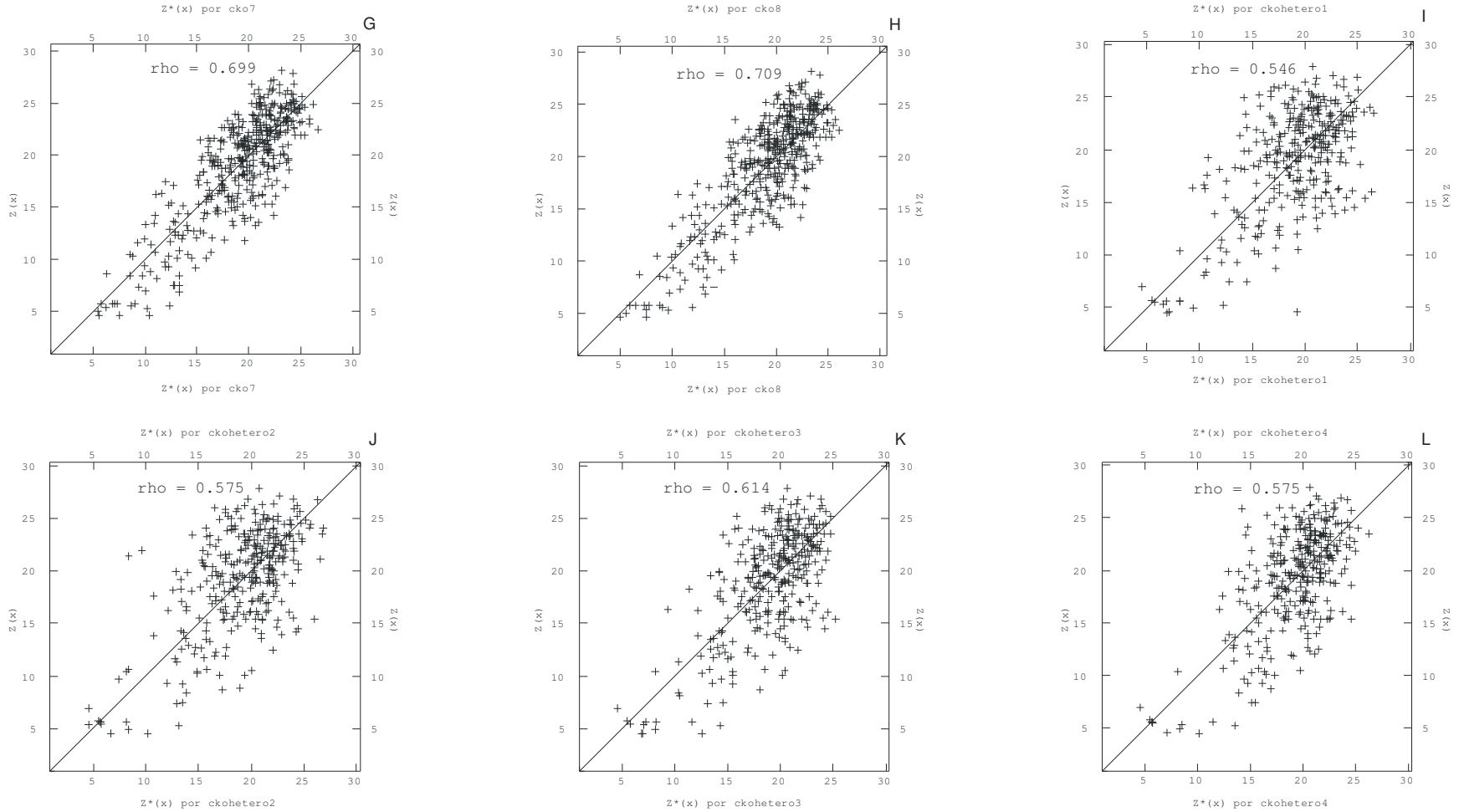


Figura 11 (continuação). Diagrama de dispersão entre valores amostrais de porosidade e estimados por cko (A, B, C, D, E, F, G, H), ckohetero (I, J, K, L, M, N, O, P), coc (Q) e kde (R).

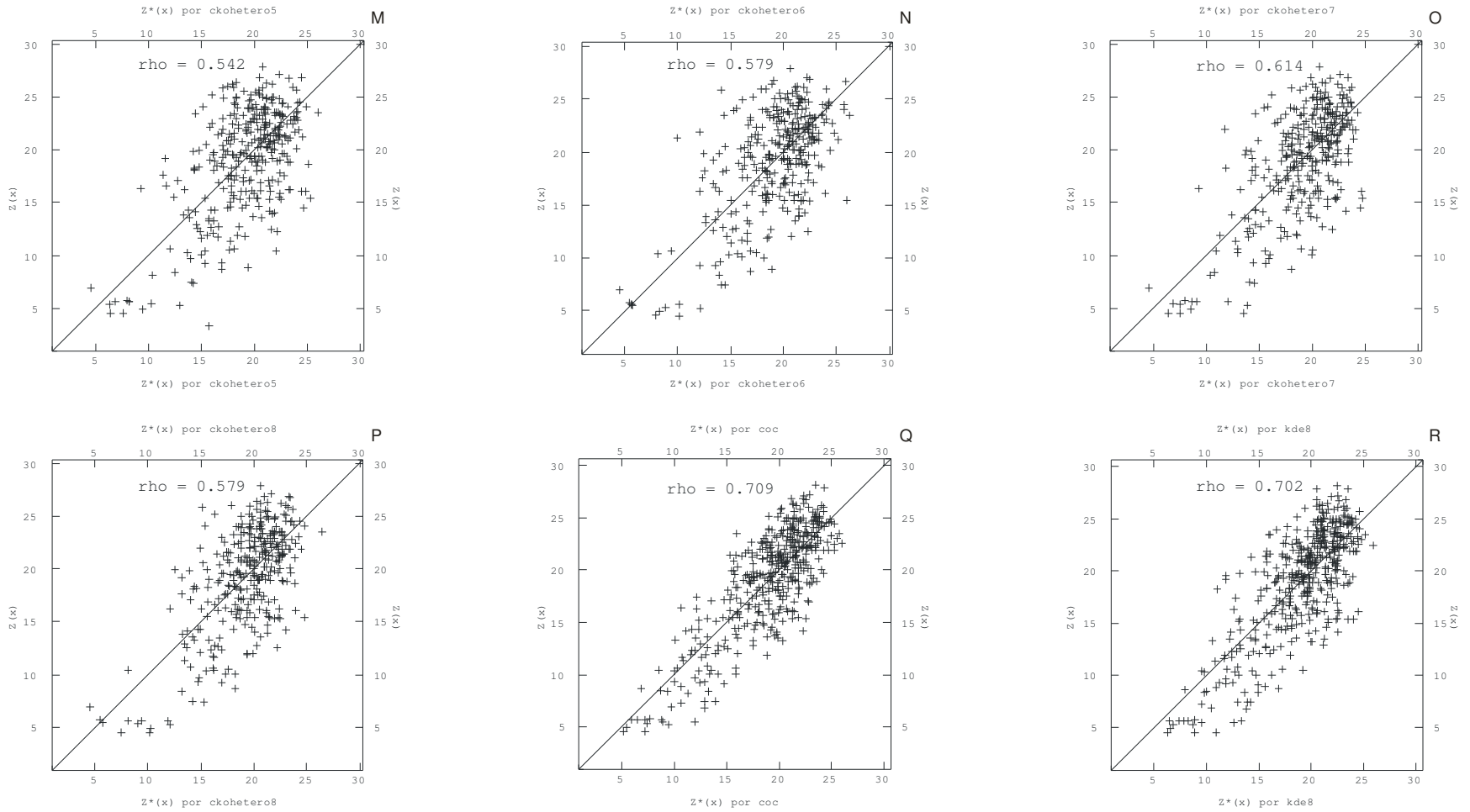


Figura 11 (continuação). Diagrama de dispersão entre valores amostrais de porosidade e estimados por cko (A, B, C, D, E, F, G, H), ckohetero (I, J, K, L, M, N, O, P), coc (Q) e kde (R).

Em todos os diagramas, a maior densidade de pontos na porção superior direita indica que a assimetria negativa da distribuição de freqüências da porosidade foi mantida. A dispersão dos pontos mostra que valores foram subestimados ou superestimados pela cko (Figura 11 A a H), coc (Figura 11 Q) e kde (Figura 11 R). Por outro lado, os pontos estão mais dispersos nos diagramas referentes às estimativas obtidas por ckohetero (Figura 11 I a P).

Convém mencionar que os resultados da validação cruzada foram utilizados para avaliar a precisão local das estimativas, porque a avaliação desta característica por meio de diagramas de dispersão entre todos os valores reais e estimados de porosidade não pôde ser realizada, uma vez que não se dispõe das medidas daqueles nos pontos da malha estimada. Os resultados obtidos podem ser considerados satisfatórios, sobretudo para a amostragem isotópica, uma vez que os poços são escassos em ambas amostragens e têm distribuição espacial esparsa.

5.4. ANÁLISE DAS CO-ESTIMATIVAS

Em relação às estatísticas dos dados isotópicos regularizados de porosidade (Tabela 3), os valores de média, desvio padrão e mediana, obtidos pela cko, coc, cocmm1 e pela kde (Tabela 6), são sempre menores. Os valores de média e de mediana que mais se aproximam dos respectivos valores amostrais foram obtidos pela kde, enquanto que o desvio padrão mais próximo foi obtido pela cocmm1.

Tabela 6. Estatísticas descritivas das estimativas feitas por cko, coc, cocmm1 e kde.

	cko1	cko2	cko3	cko4	cko5	cko6	cko7	cko8	coc	cocmm1	kde
Nº de dados	107665	56048	107665	56048	107665	56048	107665	56048	56048	73494	52608
Média (%)	15.49	16.20	15.60	16.20	15.48	16.24	15.59	16.21	16.25	15.81	16.60
Desvio Padrão (%)	4.37	4.61	4.24	4.53	4.14	4.42	4.01	4.40	4.37	4.94	4.21
Coeficiente de Variação	0.282	0.284	0.272	0.280	0.267	0.272	0.257	0.271	0.269	0.312	0.253
Mediana (%)	15.63	16.62	15.84	16.81	15.54	16.58	15.78	16.77	16.80	16.24	17.70
Mínimo (%)	4.85	5.09	4.85	5.09	4.85	5.10	4.85	5.10	5.09	1.25	5.64
Máximo (%)	25.18	25.18	25.59	25.70	25.14	25.14	25.68	25.76	25.76	29.79	24.31

Ainda com relação à média, desvio padrão e mediana, observa-se que os resultados obtidos pelos quatro métodos não apresentam discrepâncias entre si, sendo pequenas as variações entre os mesmos. Algumas tendências, entretanto, podem ser observadas para os resultados da cko. O exemplo mais notável é a influência dos raios de busca sobre os resultados já que os maiores valores das estatísticas em questão estão sempre associados às vizinhanças com menores raios de busca. A diminuição do desvio padrão e o aumento da mediana ao se utilizar vizinhanças com duas amostras por setor e a redução dessas mesmas estatísticas ao aumentar o número de setores de busca constituem outras tendências observadas nos resultados.

À exceção dos resultados obtidos pela cocmm1, os valores de mínimo e máximo obtidos pelos demais métodos são respectivamente maiores e menores que os apresentados pelos dados isotópicos. Esse resultado reflete o problema da suavização das estimativas comum aos métodos baseados na fórmula da média ponderada. No caso da cocmm1, os valores de mínimo e máximo dos dados amostrais foram extrapolados devido à influência da impedância acústica cuja variância estatística é maior do que a da porosidade.

Comparando-se os resultados obtidos pela ckohetero (Tabela 7) com as estatísticas descritivas dos dados heterotópicos regularizados (Tabela 3), verifica-se novamente que os valores de média, desvio padrão e mediana são sempre menores. Contudo, no caso da média e da mediana, esses valores são mais próximos dos respectivos valores amostrais quando comparados com os resultados obtidos pela cko.

Tabela 7. Estatísticas descritivas das estimativas feitas por ckohetero.

	ckohetero1	ckohetero2	ckohetero3	ckohetero4	ckohetero5	ckohetero6	ckohetero7	ckohetero8
Nº de dados	72017	38707	75086	39834	73604	39204	75146	39848
Média (%)	17.56	17.89	17.60	17.87	17.74	17.98	17.72	17.91
Desvio Padrão (%)	4.22	4.65	4.00	4.37	3.87	4.43	3.69	4.22
Coeficiente de Variação	0.241	0.260	0.227	0.245	0.218	0.246	0.208	0.236
Mediana (%)	18.35	19.37	18.42	19.02	18.26	19.18	18.33	18.99
Mínimo (%)	4.54	5.64	4.94	5.64	5.00	5.64	5.25	5.64
Máximo (%)	24.88	24.89	24.76	24.76	24.76	24.76	24.76	24.76

Os valores de média, desvio padrão e mediana também variam pouco com a utilização das diferentes vizinhanças. No entanto, observando-se o efeito isolado de cada parâmetro de busca por amostras, algumas tendências podem ser descritas. Dessa maneira, nota-se primeiramente que os maiores valores de média, mediana e desvio padrão resultaram da utilização de vizinhanças caracterizadas por menores raios de busca. Verifica-se também que os valores de desvio padrão são maiores quando se considera uma amostra por setor e que o efeito do número de amostras por setor sobre os valores de mediana depende do raio de busca utilizado. Assim, comparando-se vizinhanças com mesmo raio de busca e número de setores, ocorre aumento ou diminuição da mediana se os raios de busca forem maiores ou menores, respectivamente.

Os valores de máximo e mínimo (Tabela 7) são respectivamente menores e maiores que aqueles apresentados pelos dados heterotópicos regularizados, novamente indicando subestimativa dos valores mais altos e superestimativa dos valores mais baixos.

A ausência de estimativas negativas na cokrigagem ordinária (Tabelas 6 e 7) deve-se aos parâmetros de vizinhança utilizados cuja definição foi feita de modo a restringir o número de amostras secundárias. Dessa forma, conseguiu-se reduzir a grande quantidade de pesos negativos que usualmente resultam da resolução do sistema de cokrigagem ordinária.

As estimativas obtidas pela cko e ckohetero a partir das diferentes vizinhanças apresentam comportamento geral muito semelhante que se traduz por estimativas mais exatas da cauda inferior das distribuições amostrais e pela predominância de subestimativas (Figura 12 A – P).

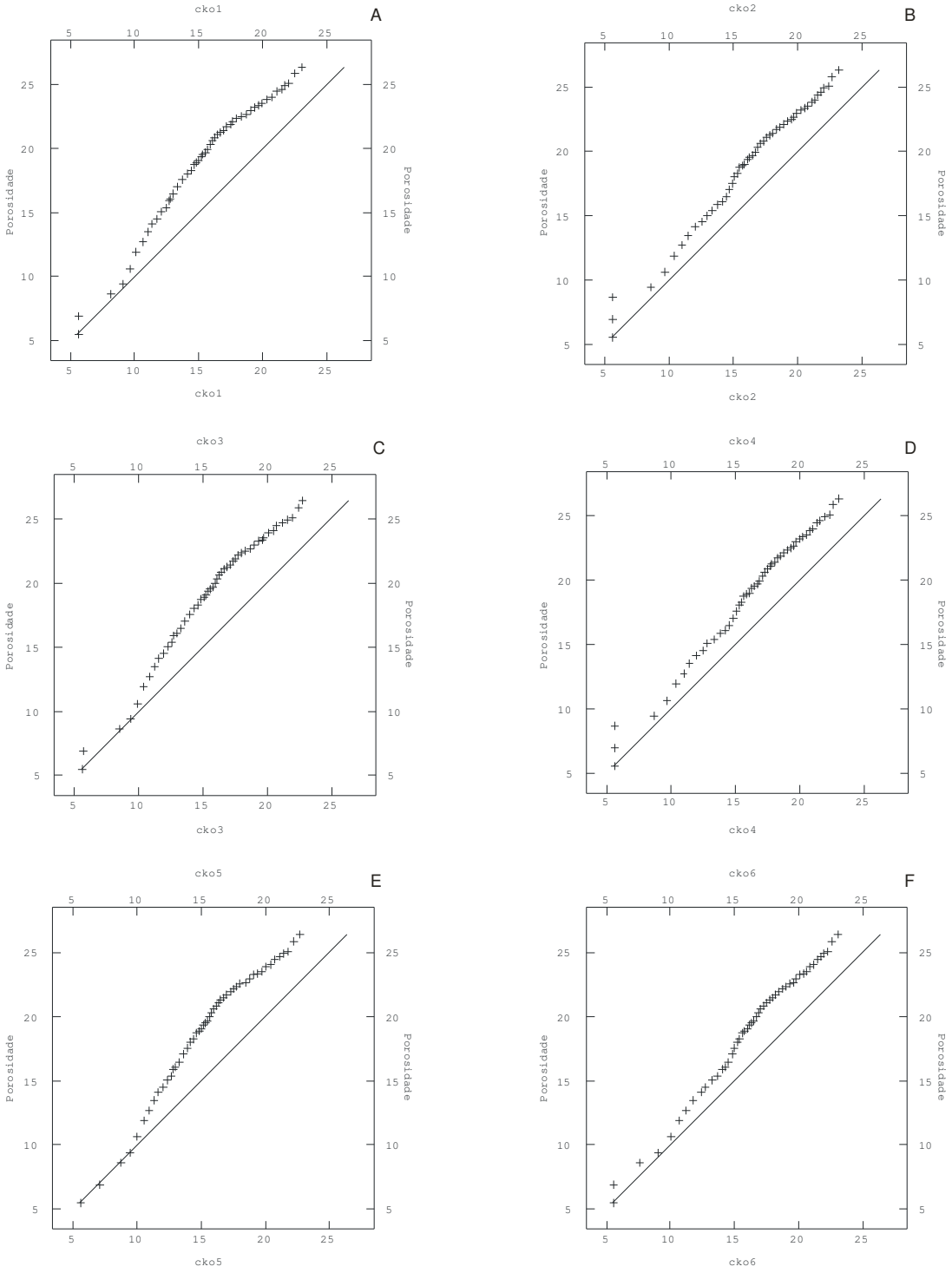


Figura 12. Diagrama Q-Q entre valores amostrais de porosidade e estimados por cko (A a H), ckohetero (I a P), coc (Q), cocmm1 (R) e por kde (S).

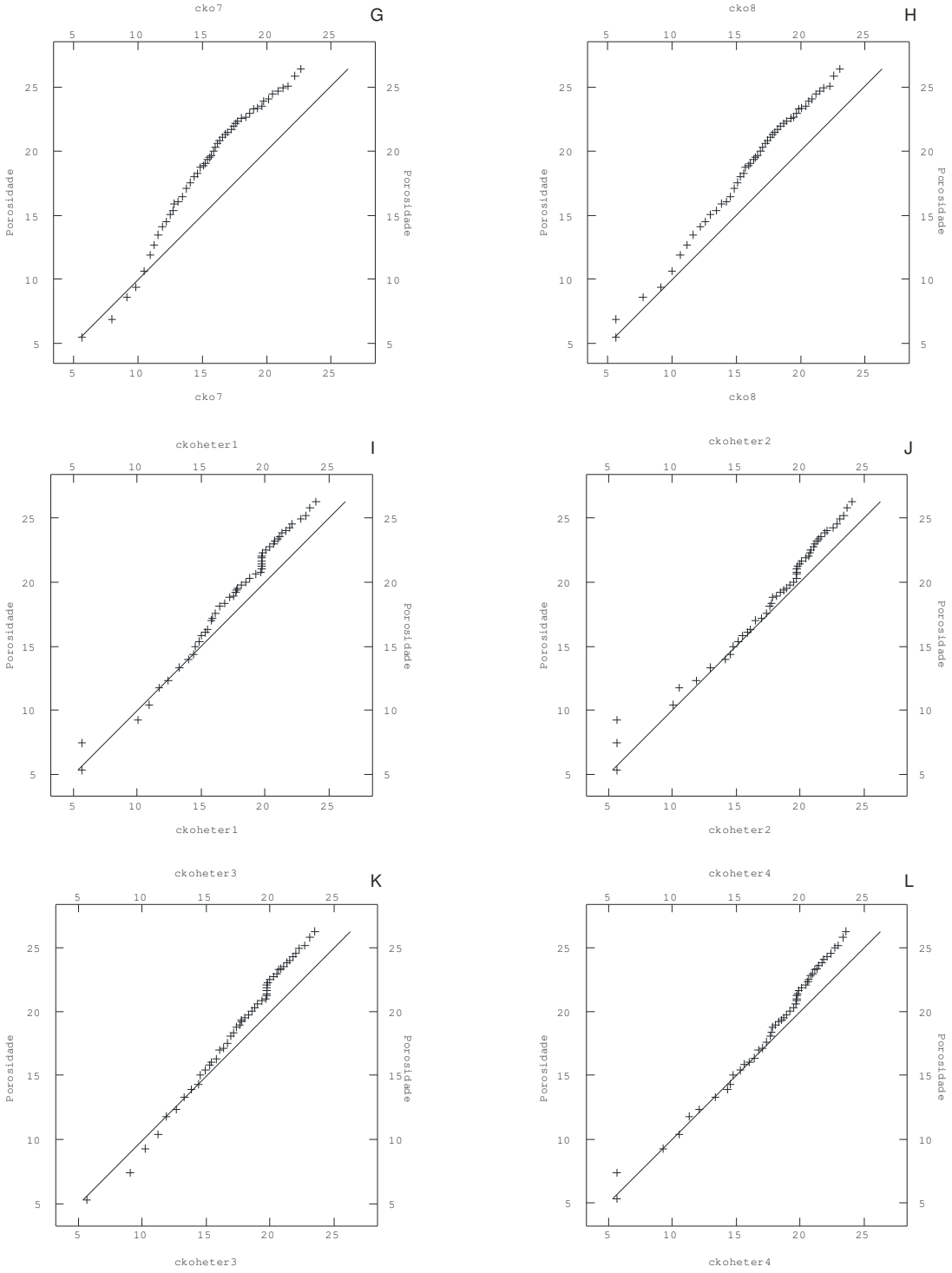


Figura 12 (continuação). Diagrama Q-Q entre valores amostrais de porosidade e estimados por cko (A a H), ckohetero (I a P), coc (Q), cocmm1 (R) e por kde (S).

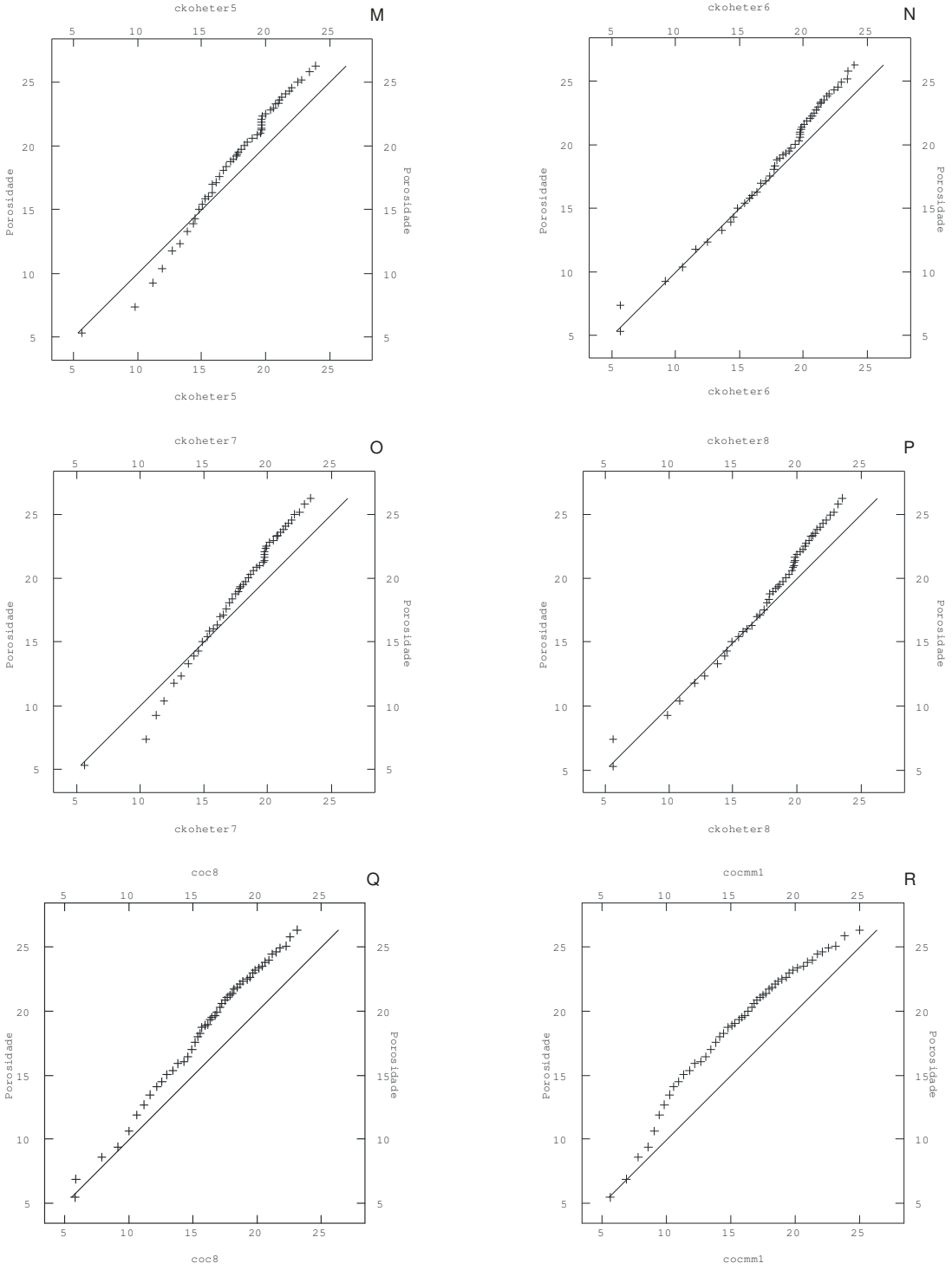


Figura 12 (continuação). Diagrama Q-Q entre valores amostrais de porosidade e estimados por cko (A a H), ckohetero (I a P), coc (Q), cocmm1 (R) e por kde (S).

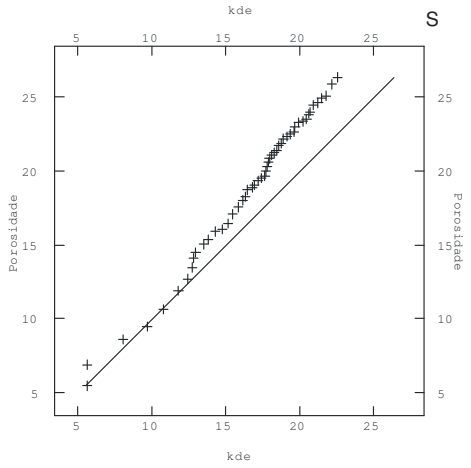


Figura 12 (continuação). Diagrama Q-Q entre valores amostrais de porosidade e estimados por cko (A a H), ckohetero (I a P), coc (Q), cocmm1 (R) e por kde (S).

No caso da cko, os resultados podem ser divididos em dois grupos. O primeiro é constituído pelas estimativas obtidas considerando vizinhanças com maiores raios de busca (Figura 12 A, C, E, G), as quais se encontram mais distantes dos valores amostrais relativamente às estimativas que foram obtidas mediante utilização de vizinhanças com menores raios de busca e que constituem o segundo grupo (Figura 12 B, D, F, H). Comparando-se os resultados em cada grupo, verifica-se ainda que a principal diferença ocorre quando se estima valores mais baixos. No primeiro grupo, essa diferença é mais perceptível já que valores baixos são subestimados em alguns casos (Figura 12 A, C) e superestimados em outros (Figura 12 E, G).

Os resultados obtidos pela ckohetero (Figura 12 I – P) encontram-se mais próximos dos amostrais do que os anteriores (Figura 12 A – H). Observa-se que ocorre melhor ajuste das estimativas à reta quando as mesmas são obtidas a partir da utilização de vizinhanças com menores raios de busca (Figura 12 J, L, N, P), pois nesses casos apenas a porção superior dos valores estimados encontra-se distante da reta de referência. No caso das estimativas obtidas considerando vizinhanças mais abrangentes (Figura 12 I, K, M, O), a porção inferior e a intermediária não se ajustam à reta, havendo inclusive superestimativa de valores amostrais mais baixos.

As estimativas da coc e cocmm1 (Figura 12 Q e R respectivamente) e da kde (Figura 12 S) apresentam comportamento semelhante àqueles exibidos pelas estimativas da cko. Um maior número de estimativas da cauda inferior da distribuição amostral aproximou-se da reta de referência com a aplicação da kde, mas esse resultado é praticamente inexpressivo quando se analisa todas as estimativas. A cocmm1 obteve, por sua vez, melhor aderência das estimativas da cauda superior da distribuição à reta de referência comparativamente aos outros métodos citados nesse parágrafo.

Os coeficientes de correlação entre as estimativas de porosidade e as medidas de impedância acústica do cubo sísmico são muito baixos (Tabela 8) e inferiores àquele calculado a partir dos dados não regularizados dos poços. Esse último, no entanto, foi obtido considerando os dados de impedância acústica resultantes da interpolação tri-linear e, portanto, não reflete uma situação real.

Dentre todos os métodos, a cocmm1 apresentou coeficiente de correlação mais elevado e próximo ao amostral conforme se esperava, pois esse método não considerou os dados interpolados de impedância. O coeficiente obtido pela coc, por sua vez, é muito próximo daqueles obtidos pela cko e ckohetero certamente em decorrência da utilização dos dados interpolados de impedância no cálculo dos variogramas cruzados. Esperava-se obter melhor resultado com a aplicação da coc, pois segundo Watanabe et al. (2009) esse método preserva a correlação inicial entre as variáveis primária e secundária até mesmo quando essa correlação é baixa.

As correlações obtidas pela cko e ckohetero variam pouco com a utilização das diferentes vizinhanças, mas pode-se observar tendência quase geral de aumento das correlações quando se utiliza vizinhanças com maiores raios de busca, número de setores ou de amostras por setor. Além disso, ao se comparar os resultados para

uma mesma vizinhança, o coeficiente tende a ser maior quando se aplica a ckohetero.

Tabela 8. Coeficientes de correlação entre dados estimados de porosidade e impedância acústica amostral.

Método	Vizinhança	Coeficiente de Correlação
cko	1	-0.129
	2	-0.112
	3	-0.139
	4	-0.125
	5	-0.143
	6	-0.113
	7	-0.141
	8	-0.125
ckohetero	1	-0.135
	2	-0.144
	3	-0.181
	4	-0.163
	5	-0.140
	6	-0.136
	7	-0.193
	8	-0.165
coc	8	-0.130
cocmm1	-[1]	-0.374
kde	8	-0.049

Finalmente, o menor valor de correlação foi obtido pela kde, pois nesse caso as estimativas são calculadas apenas a partir das medidas da variável primária, enquanto as da secundária apenas influenciam os pesos provenientes da resolução de seu sistema de equações. O desempenho da kde está de acordo com o resultado obtido por Watanabe et al. (2009).

[1] Co-estimativas realizadas utilizando raios de busca iguais a 2000 m (em u), 860 m (em v) e 34 m (em w), 4 setores de busca e 1 amostra por setor.

Os modelos de blocos das co-estimativas de porosidade por cko, ckohetero, coc, cocmm1 e kde encontram-se na Figura 13. No caso da cko e ckohetero são apresentados apenas os modelos gerados com base, respectivamente, nas vizinhanças 8 e 7 visto que as maiores correlações entre co-estimativas e porosidade amostral resultaram da utilização das mesmas.

Observa-se, em todos os casos, que há predominância de valores de porosidade baixos a intermediários e que as porosidades mais elevadas não afloram, exceto nos métodos da ckohetero e cocmm1 onde porosidades elevadas podem ser observadas a norte no primeiro caso e a sul e a oeste no segundo. Destaca-se também que as porosidades estimadas por cocmm1 são aquelas que apresentam maior heterogeneidade espacial, caracterizada pela mistura de valores de porosidades a pequenas distâncias. As formas ovaladas das distribuições espaciais de valores semelhantes de porosidade podem ser explicadas pela escassez de informações que acaba por gerar efeito de propagação de valores nas estimativas, independentemente do método utilizado.

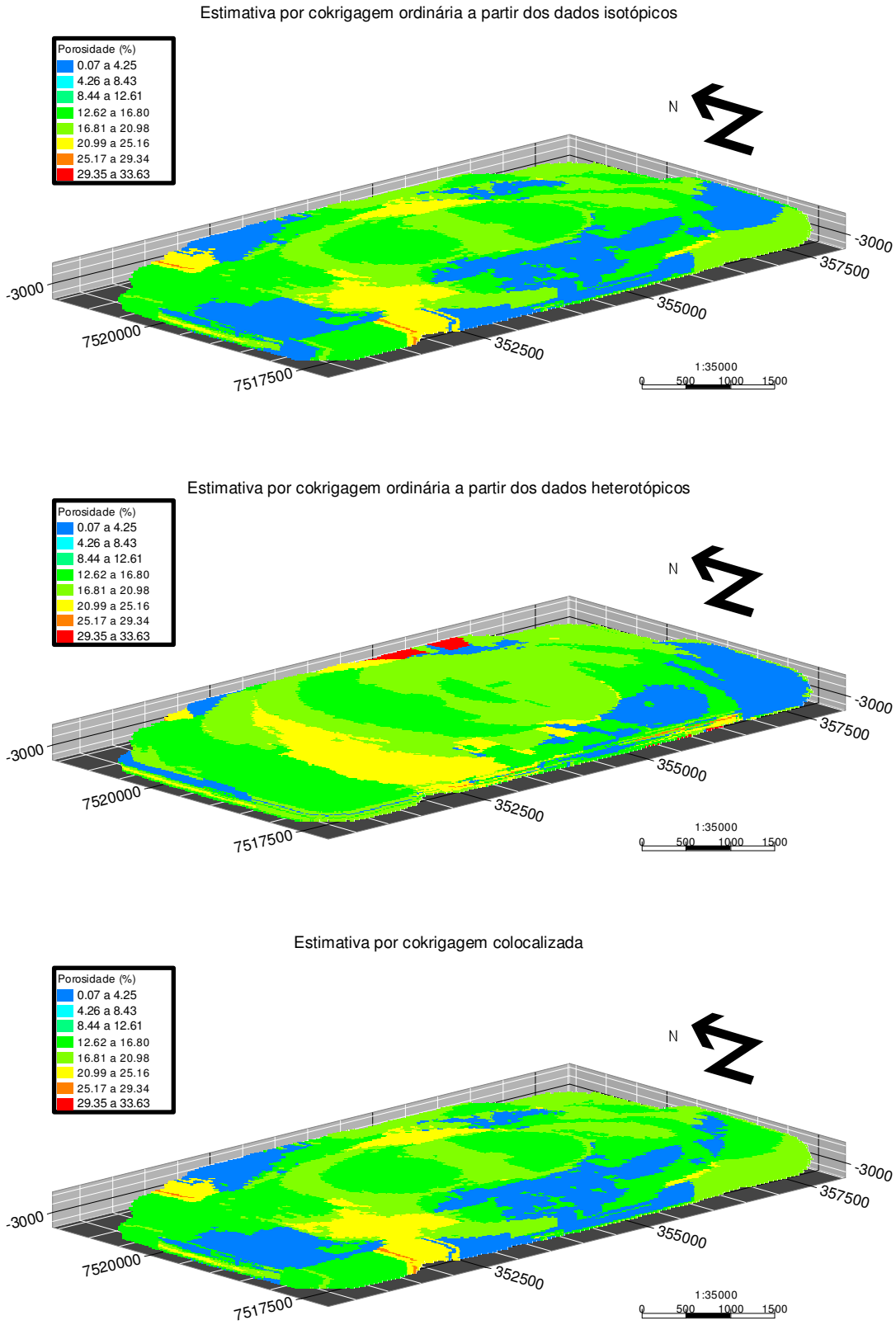


Figura 13. Estimativas de porosidade por cko, ckohetero, coc, cocmm1 e kde em todo o Campo de Namorado.

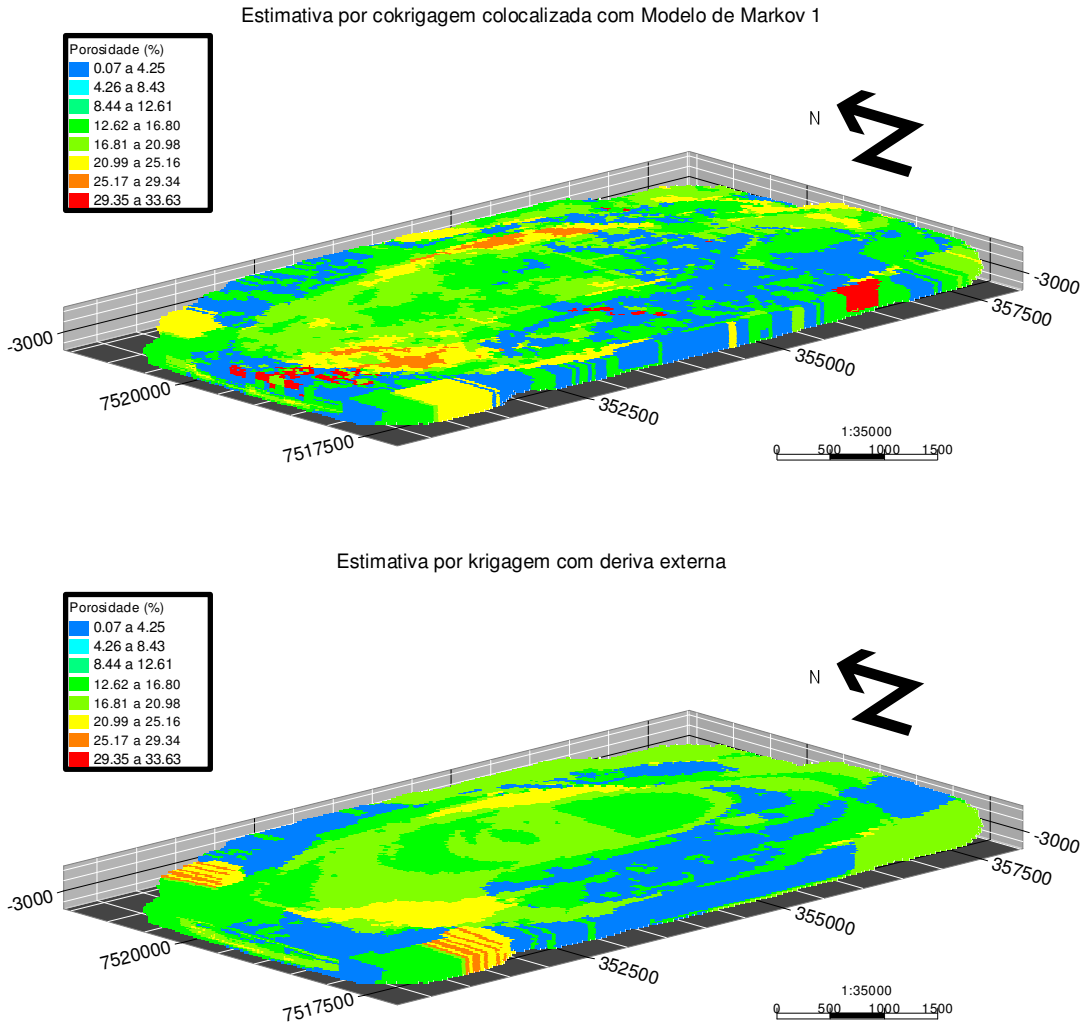


Figura 13 (continuação). Estimativas de porosidade por cko, ckohetero, coc, cocmm1 e kde em todo o Campo de Namorado.

O conteúdo apresentado na próxima seção corresponde a um estudo adicional proposto para os dados do Campo de Namorado tendo em vista as limitações encontradas na base de dados que restringiram bastante a análise dos resultados.

5.5. INTEGRAÇÃO ENTRE DADOS FACIOLÓGICOS E PETROFÍSICOS

Ao longo dos poços estão presentes quatro fácies designadas por 1, 2, 3 e 4. Monteiro (2005) descreve as fácies 1 e 2 como rochas reservatório, a primeira sendo caracterizada por rochas porosas e permeáveis e a segunda, por rochas menos porosas e permeáveis. Ainda segundo este autor, as fácies 3 e 4 constituem rochas selantes, diferenciadas pela continuidade, menor na segunda.

Como os dados de fácies são discretos, os mesmos não foram regularizados, pois valores não inteiros também resultariam da regularização, o que não condiz com a realidade já que não é possível uma amostra apresentar fácies intermediária às mencionadas. A transformação binária dos dados das fácies consistiu em atribuir valor 1 para ocorrência e 0 para ausência de determinada fácies. Dessa transformação resultaram quatro variáveis indicadoras cujos variogramas experimentais (Figura 14) foram calculados segundo os parâmetros especificados na Tabela 9. Aos variogramas obtidos foram ajustados os modelos teóricos da Tabela 10.

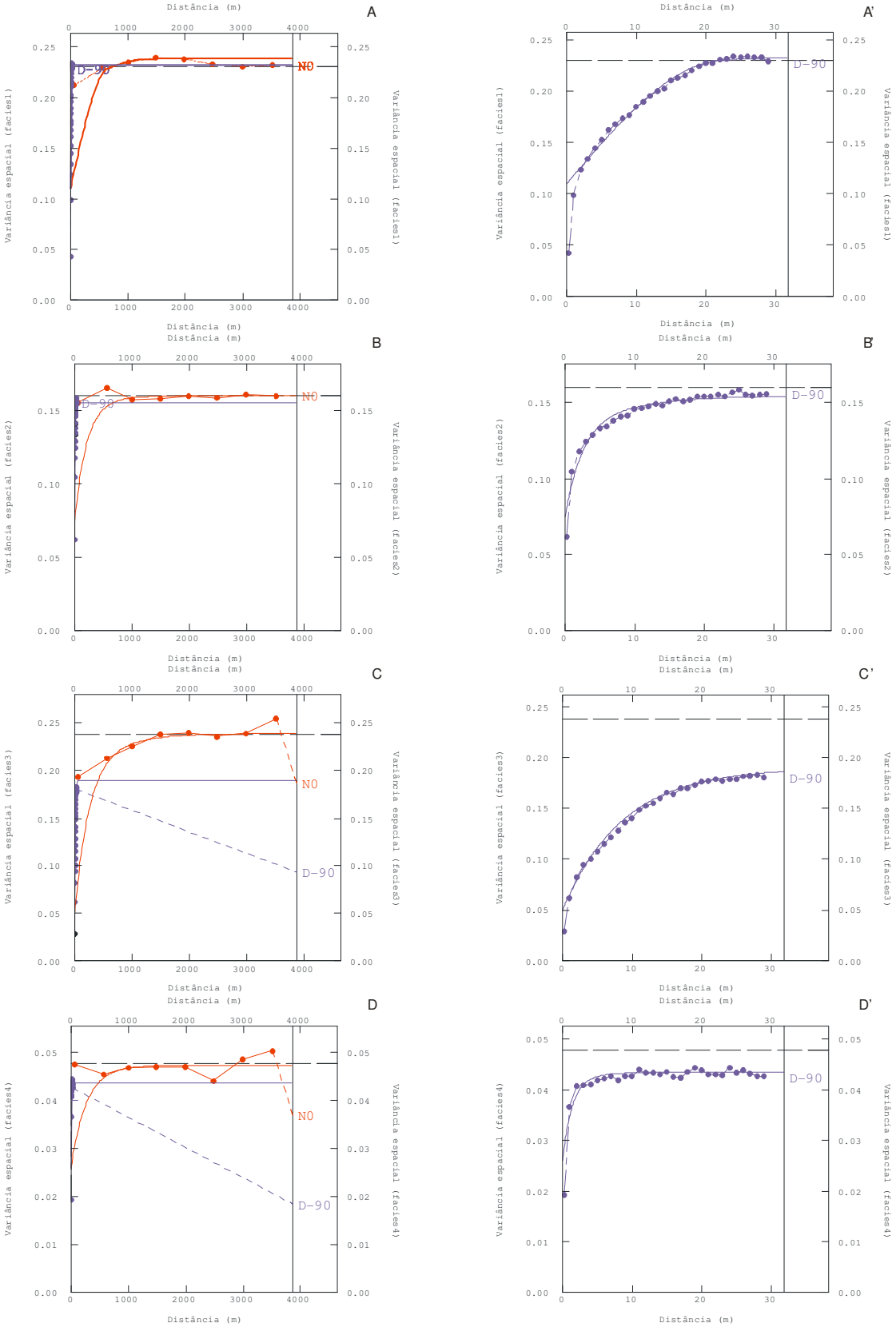


Figura 14. Variogramas experimentais calculados para as fácies 1 (A, A'), 2 (B, B'), 3 (C, C') e 4 (D, D'). À esquerda são apresentadas as duas direções de cálculo e à direita apenas a vertical para melhor visualização.

Tabela 9. Parâmetros utilizados para cálculo dos variogramas experimentais das fácies 1, 2, 3 e 4.

	Fácies 1		Fácies 2		Fácies 3		Fácies 4	
Direção	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º
Tolerância angular	90º	30º	90º	30º	90º	30º	90º	30º
Nº de passos	8	30	8	30	8	30	8	30
Passo (m)	500	1	500	1	500	1	500	1

Tabela 10. Parâmetros dos modelos ajustados aos variogramas experimentais das fácies 1, 2, 3 e 4.

	Estrutura	Modelo	Amplitude u (m)	Amplitude v (m)	Amplitude w (m)	Patamar
Fácies 1	1	Efeito Pepita	-	-	-	0.11
	2	Esférico	650	650	22	0.21
	3	Esférico	1300	1300	30	0.232
	4	Esférico	1700	1700	-	0.2385
Fácies 2	1	Efeito Pepita	-	-	-	0.075
	2	Exponencial	600	600	7.5	0.135
	3	Exponencial	700	700	29	0.155
	4	Exponencial	1700	1700	-	0.16
Fácies 3	1	Efeito Pepita	-	-	-	0.05
	2	Exponencial	700	700	26	0.19
	3	Exponencial	1750	1750	-	0.239
Fácies 4	1	Efeito Pepita	-	-	-	0.026
	2	Exponencial	750	750	4	0.042
	3	Exponencial	800	800	16	0.0436
	4	Exponencial	1100	1100	-	0.0473

Em todos os variogramas, não foi observada anisotropia no plano horizontal, tendo sido calculado variograma omnidirecional. Porém, o domínio apresenta anisotropia quando se compara o variograma horizontal com o vertical conforme pode ser observado na Figura 14 A, B, C e D. Os valores de amplitude e patamar são sempre menores para a direção vertical (Figura 14 A', B', C', D'), o que indica dependência espacial a menores distâncias e maior homogeneidade dos dados nessa direção.

As medidas de porosidade e permeabilidade foram agrupadas de acordo com as informações de fácies. O agrupamento consistiu em selecionar as medidas de porosidade e permeabilidade pertencentes às amostras em que determinada fácies ocorre. Apenas para exemplificar, se a fácies 1 ocorre na primeira, vigésima e centésima amostras, então as medidas de porosidade e permeabilidade dessas mesmas amostras são selecionadas, pois são consideradas como pertencentes à fácies 1. Esse procedimento foi realizado para as quatro fácies, resultando em oito variáveis, quatro com seleção dos dados de porosidade e quatro com os de permeabilidade.

Em seguida, foram calculados os variogramas experimentais para as oito variáveis (Figuras 15 e 16) de acordo com os parâmetros da Tabela 11. As características dos modelos teóricos ajustados a esses variogramas experimentais encontram-se na Tabela 12. Novamente, os variogramas experimentais são omnidirecionais no plano horizontal, mas exibem anisotropia considerando-se a direção vertical. Essa apresenta menores amplitudes em todos os variogramas, indicando que, independente da fácies, tanto as medidas de porosidade quanto as de permeabilidade são correlacionáveis a menores distâncias nessa direção.

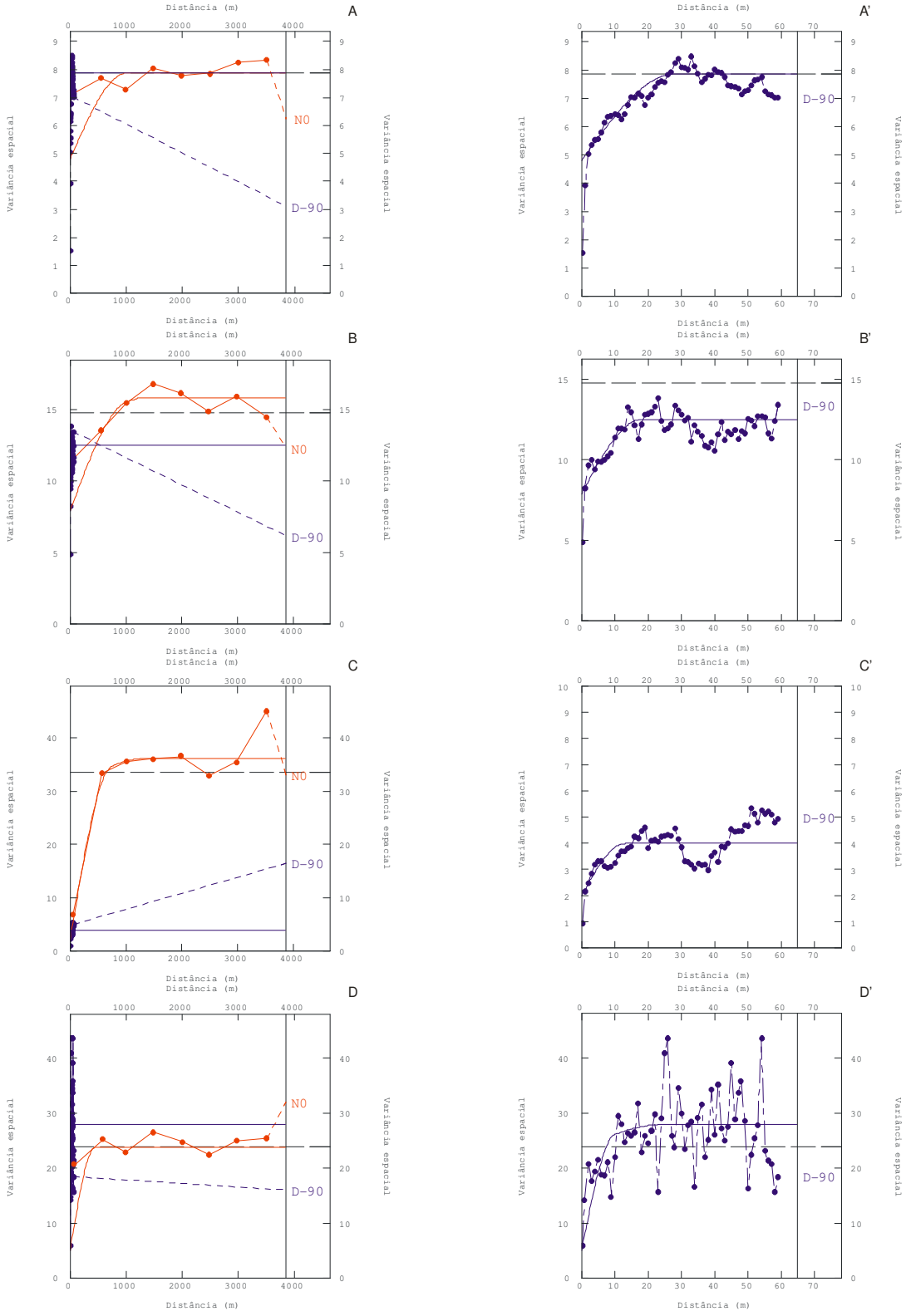


Figura 15. Variogramas experimentais calculados para os dados de porosidade separados conforme as fácies 1 (A-A'), 2 (B-B'), 3 (C-C') e 4 (D-D'). À esquerda são apresentadas as duas direções de cálculo e à direita apenas a vertical para melhor visualização.

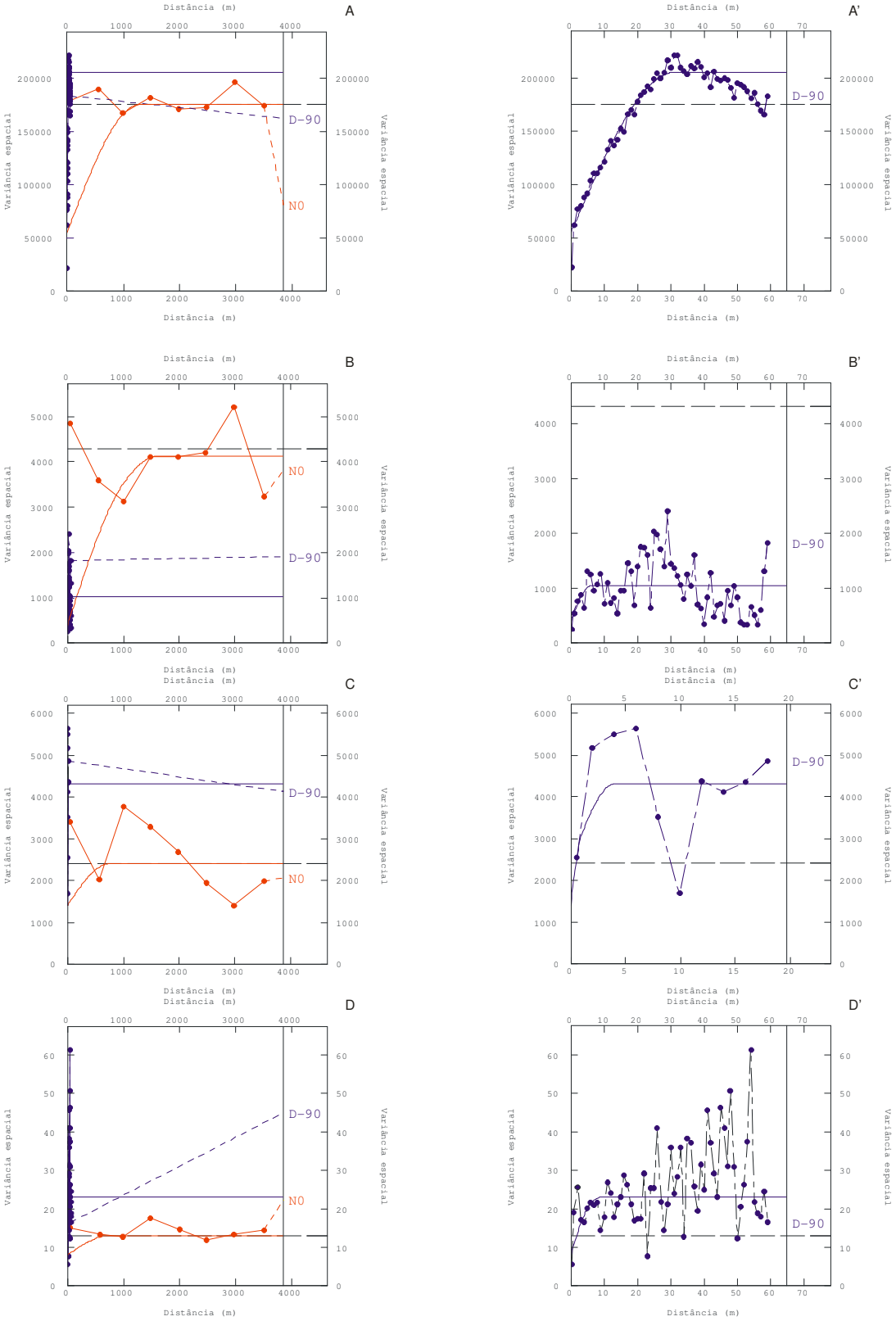


Figura 16. Variogramas experimentais calculados para os dados de permeabilidade separados conforme as fácies 1 (A-A'), 2 (B-B'), 3 (C-C') e 4 (D-D'). À esquerda são apresentadas as duas direções de cálculo e à direita apenas a vertical para melhor visualização.

Tabela 11. Parâmetros para cálculo dos variogramas experimentais de porosidade e permeabilidade para as fácies 1, 2, 3 e 4.

	Porosidade								Permeabilidade							
	Fácies 1		Fácies 2		Fácies 3		Fácies 4		Fácies 1		Fácies 2		Fácies 3		Fácies 4	
Direção	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º	0º/0º	0º/90º
Tol. Ang.	90º	30º	90º	30º	90º	30º	90º	30º	90º	30º	90º	30º	90º	30º	90º	30º
Nº passos	8	60	8	60	8	60	8	60	8	60	8	60	8	10	8	60
Passo (m)	500	1	500	1	500	1	500	1	500	1	500	1	500	2	500	1

Tabela 12. Parâmetros dos modelos ajustados aos variogramas experimentais de porosidade e permeabilidade para as fácies 1, 2, 3 e 4.

		Estrutura	Modelo	Amplitude u (m)	Amplitude v (m)	Amplitude w (m)	Patamar
Porosidade	Fácies 1	1	Efeito Pepita	-	-	-	4.8
		2	Esférico	1000	1000	28	7.86
	Fácies 2	1	Efeito Pepita	-	-	-	7.9
		2	Esférico	1000	1000	18	12.5
		3	Esférico	1350	1350	-	15.8
	Fácies 3	1	Efeito Pepita	-	-	-	2
		2	Esférico	600	600	13	4
		3	Esférico	750	750	-	30
		4	Esférico	1300	1300	-	36.1
	Fácies 4	1	Efeito Pepita	-	-	-	5
		2	Esférico	450	450	10	23.8
		3	Esférico	-	-	25	28
Permeabilidade	Fácies 1	1	Efeito Pepita	-	-	-	55000
		2	Esférico	1300	1300	31	175600
		3	Esférico	-	-	33	205600
	Fácies 2	1	Efeito Pepita	-	-	-	390
		2	Esférico	1000	1000	6	1040
		3	Esférico	1640	1640	-	4140
	Fácies 3	1	Efeito Pepita	-	-	-	1407
		2	Esférico	750	750	1	2407
		3	Esférico	-	-	4	4307
	Fácies 4	1	Efeito Pepita	-	-	-	8
		2	Esférico	744.21	744.21	6	13
		3	Esférico	-	-	9	23

Com relação aos valores de patamar, observa-se que não há comportamento único tal como ocorre com os valores de amplitude. No caso da porosidade, as diferenças entre os patamares das direções horizontal e vertical são pequenas, exceto para a porosidade da fácies 3. O patamar da direção vertical coincide com o da horizontal no variograma da porosidade da fácies 1 (Figura 15 A), mostrando que a homogeneidade dessa variável nessa fácies independe da direção. Por outro lado, a porosidade da fácies 2 (Figura 15 B) e a da fácies 3 (Figura 15 C) mostram-se mais homogêneas na direção vertical (menor patamar), enquanto a da fácies 4 (Figura 15 D) apresenta-se mais heterogênea nessa mesma direção (maior patamar).

No caso da permeabilidade, os patamares das direções horizontal e vertical são bastante discrepantes apenas para as fácies 2 (Figura 16 B) e 3 (Figura 16 C). À exceção do variograma da permeabilidade da fácies 2, o patamar da direção vertical é superior ao da horizontal nos variogramas das permeabilidades das demais fácies (Figura 16 A, C e D), mostrando que para essas fácies a variável em questão é mais heterogênea naquela direção.

Após análise geoestatística dos dados, as estimativas das fácies foram obtidas por krigagem de indicadoras e as de porosidade e permeabilidade por krigagem ordinária. As vizinhanças utilizadas em cada caso encontram-se especificadas na Tabela 13. Observa-se que uma mesma vizinhança foi utilizada para todas as fácies e que a mesma se caracteriza por raios de busca muito maiores do que as amplitudes dos variogramas, pois o objetivo foi estimar o maior número possível de blocos. Já para porosidade e permeabilidade foram utilizadas vizinhanças baseadas em raios de busca iguais às amplitudes dos variogramas de modo a garantir correlação espacial entre as amostras selecionadas e o ponto estimado e para obter

um número maior de estimativas. O modelo de blocos estimado foi determinado a partir das características do cubo sísmico e é igual ao descrito no capítulo IV.

A distribuição espacial das fácies no Campo de Namorado (Figuras 17 e 18) foi finalmente obtida após atribuir o valor da fácies com maior probabilidade de ocorrência a cada bloco estimado. No programa utilizado esse procedimento foi realizado por meio da seguinte função interna

v5 = if else (v1 > v2 & v1 > v3 & v1 > v4, 1, if else (v2 > v1 & v2 > v3 & v2 > v4, 2, if else (v3 > v1 & v3 > v2 & v3 > v4, 3, if else (v4 > v1 & v4 > v2 & v4 > v3, 4, ffff)))).

em que v1, v2, v3, v4 correspondem às probabilidades de ocorrência das fácies 1, 2, 3, 4 e v5 é a fácies atribuída a cada bloco.

Verifica-se que as fácies 1 e 2 (Figura 17) distribuem-se preferencialmente na direção NE-SW, o que está de acordo com Souza Jr. (1997[2] *apud* Cruz, 2003) segundo o qual as trapas de óleo no Campo de Namorado apresentam estrutura ao longo da direção NW-SE e os hidrocarbonetos acumulam-se na direção NE-SW. Outra característica observada na distribuição dessas duas fácies, sobretudo da fácies 1, é o aspecto bastante fragmentado configurando diversos níveis de ocorrência que se intercalam entre si e com níveis, também descontínuos, da fácies 4 (Figura 18). A intercalação entre fácies reservatório e fácies selante está de acordo com o padrão descrito por alguns autores (Meneses & Adams, 1990; Lima, 2004) para o Campo de Namorado, caracterizado por intercalação do arenito reservatório com margas e folhelhos. A fácies 3 foi suprimida da Figura 18 já que sua distribuição

[2] SOUZA JR O. G. 1997. Stratigraphie Séquentielle et Modélisation Probabiliste des Réservoirs d'un Cône Sous-marin Profond (Champ de Namorado, Brésil). Intégration dês Données Géologiques. Thése de Doctorat. Université Paris. 128 pp.

ampla e contínua em todo o campo (Figura 17) dificultaria a visualização das relações entre as demais fácies.

Tabela 13. Parâmetros de vizinhança para estimativa das fácies, porosidade e permeabilidade.

	Raio em u	Raio em v	Raio em w	Setores	Amostras / setor	Mínimo de amostras
Fácies	5000 m	5000 m	500 m	-	4	1
Porosidade	iguais às amplitudes dos variogramas			4	1	2
Permeabilidade	iguais às amplitudes dos variogramas			4	1	2

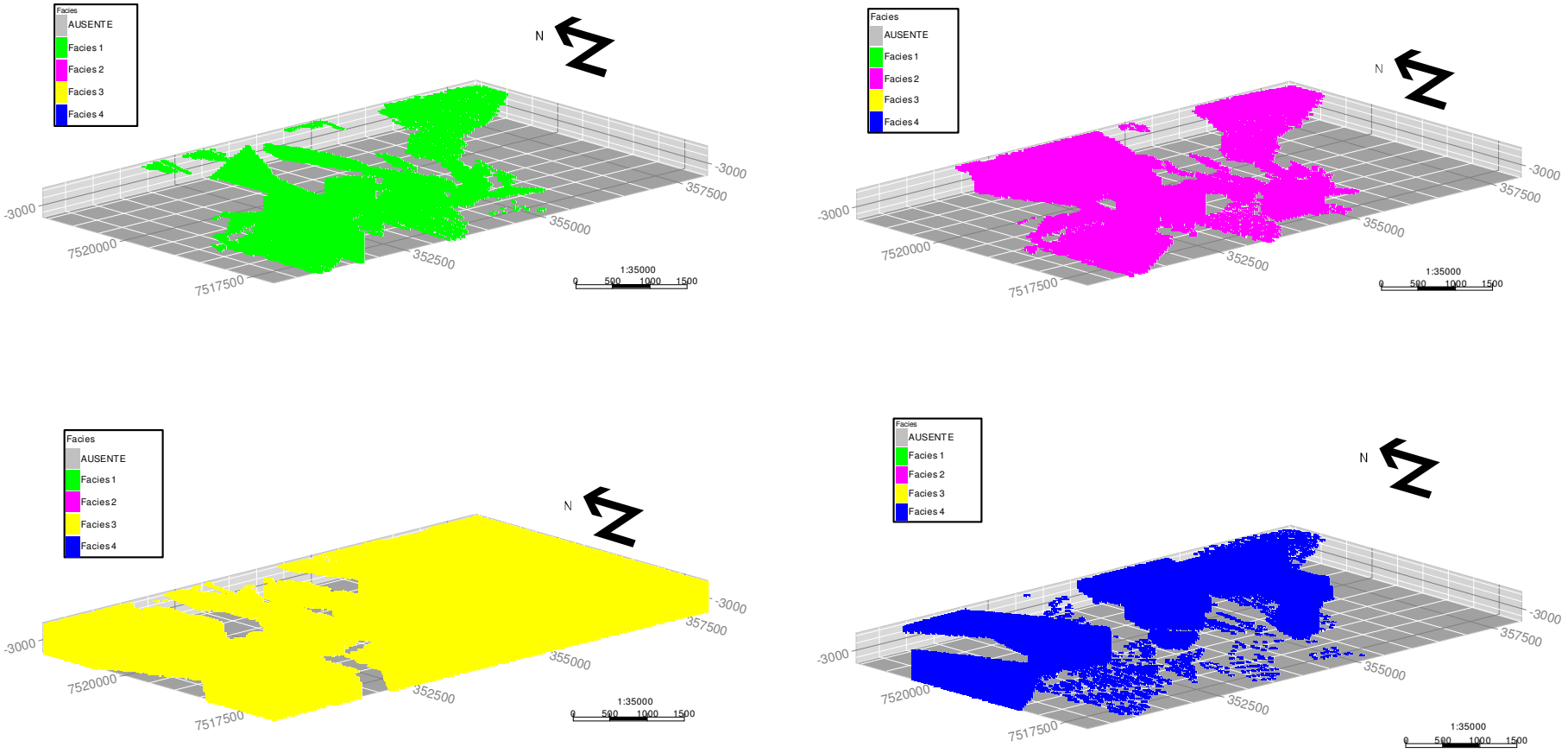


Figura 17. Distribuição espacial de cada fácies no Campo de Namorado.

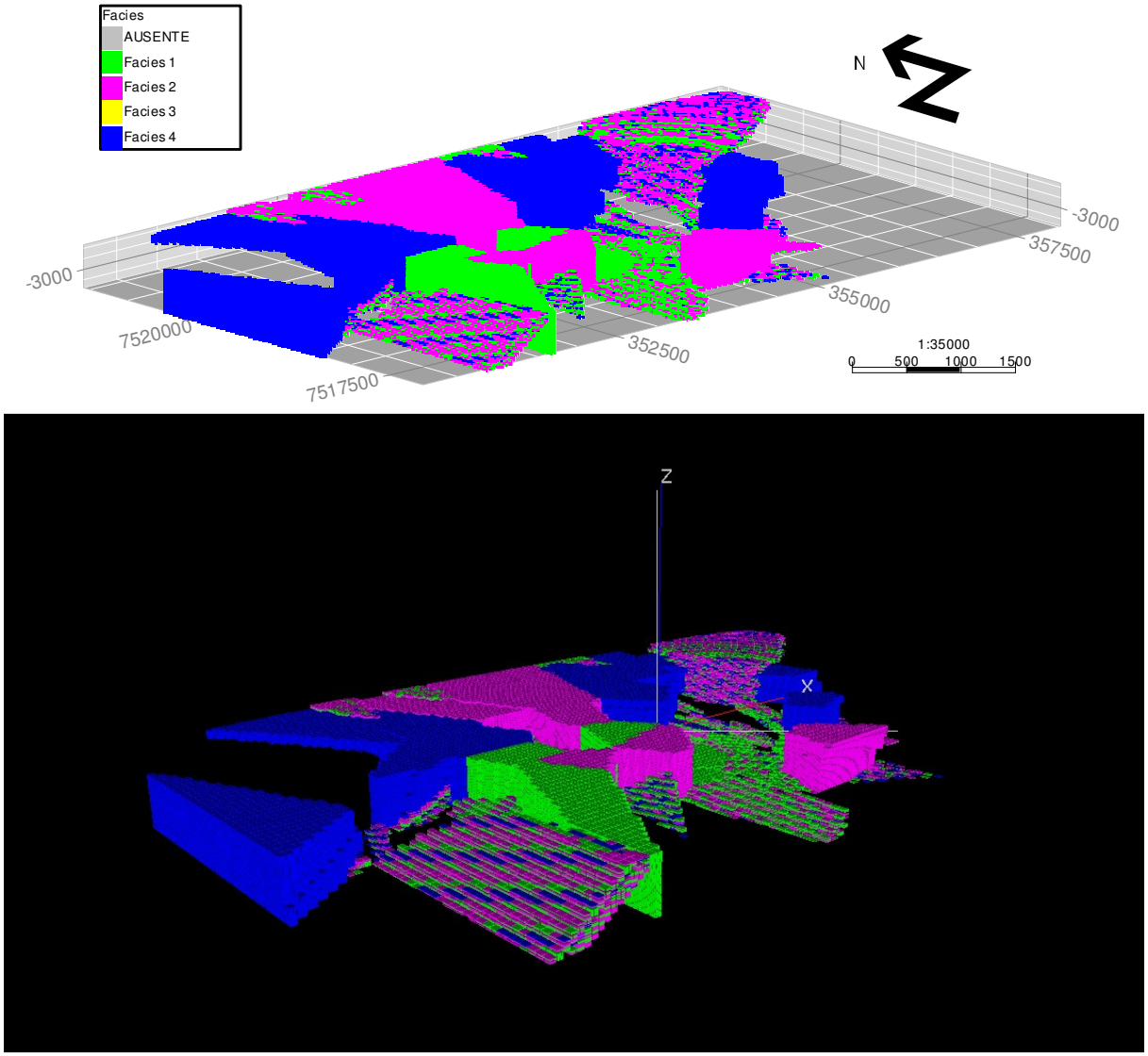


Figura 18. Distribuição espacial conjunta das fácies no Campo de Namorado. Para melhor visualização, exibe-se, abaixo, o modelo de blocos em 3D com as estimativas das fácies 1, 2 e 4.

A proporção de ocorrência de cada fácies pode ser obtida no histograma da Figura 19, segundo o qual mais da metade dos blocos estimados corresponde apenas à fácies 3. Os blocos estimados como fácies 1, 2 e 4 representam em torno de 6%, 13% e 17% de todo o modelo respectivamente.

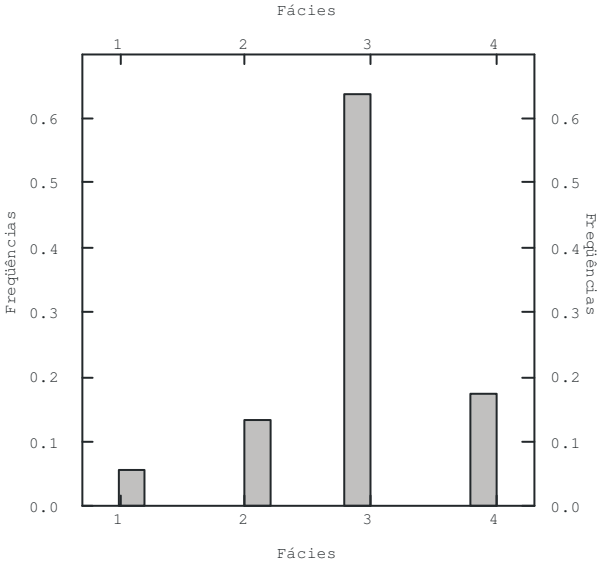


Figura 19. Proporção de ocorrência das fácies 1, 2, 3 e 4 no Campo de Namorado.

Com relação às características petrofísicas das fácies, observa-se que os maiores valores de porosidade (17,5% a 28%) e permeabilidade (0 a 2300 mD) são apresentados pela fácies 1 (Figura 20 A e A' respectivamente). A fácies 2 (Figura 20 B, B') apresenta valores de porosidade um pouco mais baixos (8% a 21%) que os da fácies 1, mas seus valores de permeabilidade são bastante inferiores (0 a 90 mD). As fácies 3 (Figura 20 C, C') e 4 (Figura 20 D, D'), por sua vez, apresentam os menores valores de porosidade e permeabilidade.

Dessa maneira, no campo de Namorado, predominam as fácies com os piores valores de porosidade e permeabilidade. A fácies 1 apresenta as melhores características petrofísicas e constitui a rocha reservatório. Por outro lado, as fácies 3 e 4, diferenciadas fundamentalmente pela maior distribuição espacial da primeira, possuem as piores características petrofísicas, sendo consideradas rochas capeadoras com maior e menor continuidade respectivamente. Por fim, a fácies 2 não apresenta todas as características de rochas reservatório, pois apesar de ser relativamente porosa, é muito pouco permeável. Os resultados obtidos estão de acordo com as informações descritas em Monteiro (2005).

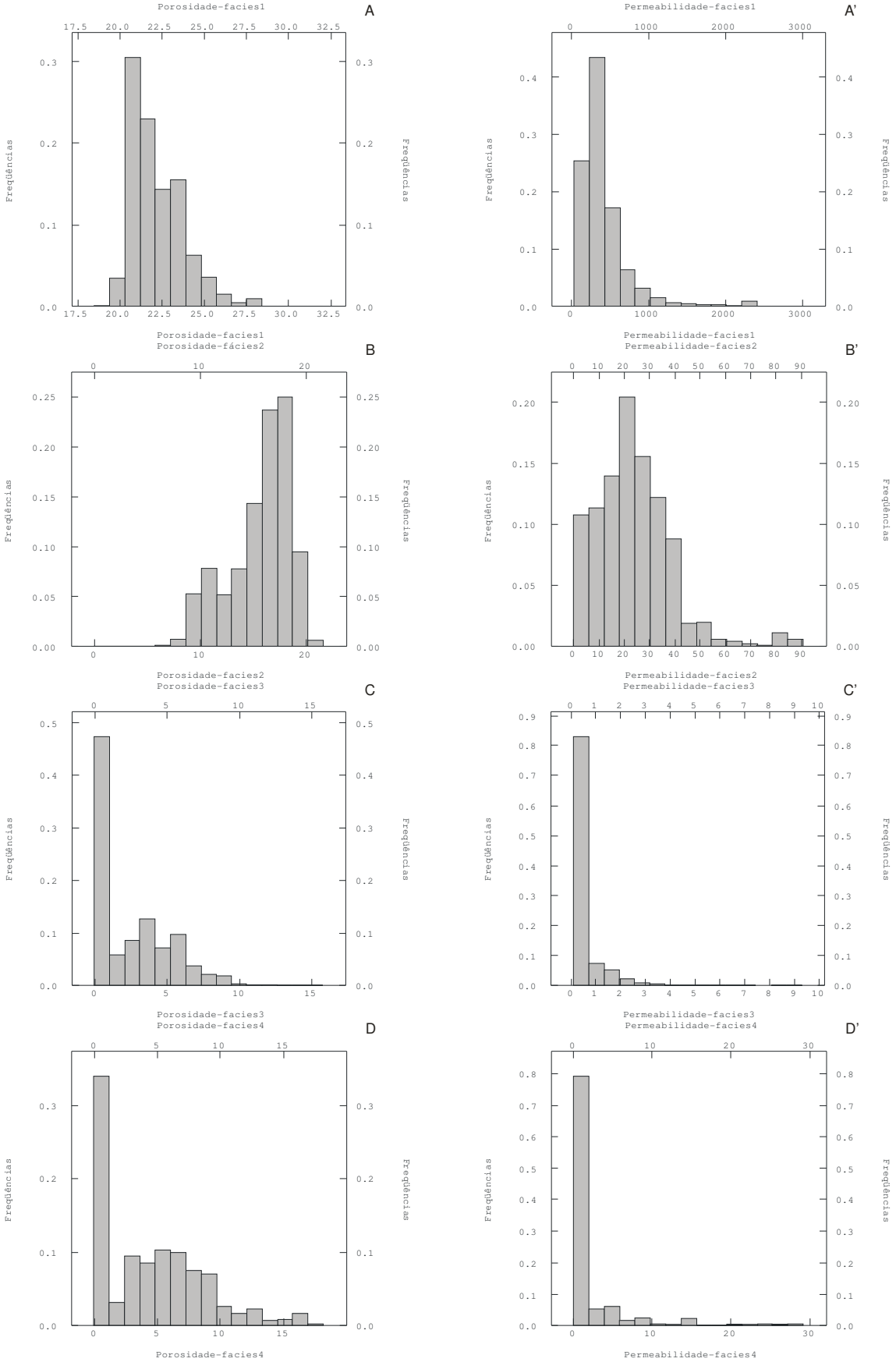


Figura 20. Histogramas das estimativas de porosidade (A, B, C, D) e de permeabilidade (A', B', C', D') associadas às fácies 1, 2, 3 e 4.

5.6. VOLUME POROSO

O cálculo do volume poroso do reservatório foi realizado em três etapas. Na primeira, definiu-se o reservatório e na segunda e terceira etapas procedeu-se o cálculo do volume do reservatório e do volume poroso respectivamente.

A definição da rocha reservatório foi feita segundo dois critérios distintos. O primeiro critério consistiu em utilizar os blocos do modelo de fácies (Figura 18) correspondentes à fácies 1 justamente por esta constituir o reservatório no campo estudado. O segundo critério correspondeu à seleção de blocos dos modelos da Figura 13 com base nas estatísticas descritivas das medidas de porosidade e permeabilidade dos poços.

De acordo com essas estatísticas descritivas (Tabela 14), observa-se que o quartil inferior apresentado pela porosidade da fácies 1 é maior que o máximo da distribuição da porosidade da fácies 4 e pouco inferior ao da distribuição da fácies 3. Por outro lado, observa-se que esse mesmo quartil situa-se entre o quartil superior e o valor máximo da distribuição da porosidade da fácies 2, estando mais próximo daquele. Dessa forma, a utilização do quartil inferior da porosidade da fácies 1 como critério para selecionar blocos reservatório nos modelos da Figura 13 assegura que a maioria dos blocos pertence a essa fácies.

Tabela 14. Estatísticas descritivas da porosidade das fácies 1, 2, 3 e 4 medida nos poços.

	Fácies 1	Fácies 2	Fácies 3	Fácies 4
Nº dados	14190	7892	15391	1984
Média (%)	24.96	15.53	4.15	3.81
Desv. Pad. (%)	2.80	3.84	5.79	4.88
Mínimo (%)	0	0	0	0
Máximo (%)	33.53	29.71	23.58	20.42
Q25 (%)	22.76	13.61	0	0
Q50 (%)	25.06	16.34	0	0
Q75 (%)	27.07	18.30	8.63	7.71

No caso da permeabilidade (Tabela 15), o quartil inferior da fácies 1 é superior apenas ao valor de máximo da fácies 4. Contudo, observa-se pelas baixas permeabilidades médias das fácies 2 e 3, que poucos blocos das mesmas são selecionados com a adoção do quartil inferior da permeabilidade da fácies 1 como critério para seleção de blocos reservatório. Nesse caso, convém destacar, foram selecionados blocos com as permeabilidades estimadas no item 5.5.

Assim, o volume do reservatório segundo o critério 2 foi definido como sendo o volume dos blocos estimados com valores de porosidade e de permeabilidade maiores que o quartil inferior da porosidade e da permeabilidade da fácies 1.

O cálculo do volume dos reservatórios assim obtidos consistiu na soma do volume de cada bloco selecionado. O volume poroso foi calculado mediante multiplicação da dimensão de cada bloco (50m por 66,86m por 6m) pelo valor de porosidade associado ao mesmo.

Tabela 15. Estatísticas descritivas da permeabilidade das fácies 1, 2, 3 e 4 medida nos poços.

	Fácies 1	Fácies 2	Fácies 3	Fácies 4
Nº dados	14190	7892	15391	1984
Média (mD)	562.40	22.74	3.58	1.39
Desv. Pad. (mD)	418.98	65.60	49.05	3.61
Mínimo (mD)	0.10	0.10	0.10	0.10
Máximo (mD)	3000	2673.12	3000	58.98
Q25 (mD)	320.88	7.05	0.10	0.10
Q50 (mD)	450.31	16.54	0.10	0.10
Q75 (mD)	638.58	30.28	1.52	1.13

Verifica-se, ao se utilizar um mesmo critério, que os volumes porosos obtidos com base nos modelos de porosidade estimados pelos cinco métodos apresentam diferenças significativas de valor (Tabela 16). No caso da utilização do critério 1, o volume poroso dos reservatórios decresce conforme os mesmos resultem da seleção de blocos dos modelos de porosidade estimados pela ckohetero, cocmm1, coc, cko e kde. Os valores de porosidade associados a cada bloco e o número de blocos que satisfazem o critério 1 são os dois fatores que podem influenciar o valor final dos volumes porosos. O primeiro fator foi descartado, pois as distribuições de freqüências das co-estimativas dos blocos selecionados em cada modelo de porosidade apresentaram poucas diferenças entre si. Considera-se que a maior influência tenha ocorrido devido ao segundo fator, pois o número de blocos que satisfez o critério 1 selecionados nos modelos estimados pela ckohetero (54472), pela cocmm1 (53500), pela coc e cko (50402) e pela kde (49041) decresceu exatamente na mesma ordem em que diminuiu o volume poroso.

No caso da adoção do critério 2, as variações nos volumes porosos também resultaram da quantidade de blocos selecionados nos modelos de porosidade. O maior volume poroso resultou da seleção de blocos do modelo estimado pela cocmm1 (41935), seguido pela ckohetero (32880), coc (27417), cko (27357) e kde (20352). Como há apenas um modelo de permeabilidade, estimado por krigagem ordinária na seção 5.5, o número de blocos selecionados nesse modelo não serve para diferenciar os volumes porosos obtidos.

Tabela 16. Volume poroso do reservatório obtido a partir das estimativas feitas por cko, ckohetero, coc, cocmm1 e kde e com base em um dos dois critérios de seleção de blocos reservatório.

Método	Volume (m^3)	
	Critério 1	Critério 2
cko	54.824.432,38	29.211.030,35
ckohetero	72.325.861,91	40.497.490,43
coc	54.928.044,38	29.575.522,36
cocmm1	64.836.415,72	49.426.542,84
kde	33.152.629,63	22.755.423,34

Comparando os volumes porosos obtidos mediante adoção dos diferentes critérios de seleção de blocos, verifica-se que os maiores valores foram obtidos ao se utilizar o critério 1. Esse resultado era esperado, pois esse critério, por ser menos rigoroso, resulta em um maior número de blocos selecionados. Entretanto, convém mencionar que, apesar do menor rigor desse critério, os volumes porosos obtidos

não são incorretos porque a fácies 1 é composta pelas rochas reservatório segundo Monteiro (2005).

No caso dos volumes porosos obtidos a partir da seleção dos blocos pelo critério 2, além de blocos correspondentes à fácies 1, também foram selecionados blocos representativos das fácies 2 e 3. A seleção de blocos da fácies 2 não é problemática para o cálculo do volume poroso visto que a mesma também constitui reservatório no Campo de Namorado, embora de qualidade inferior (Monteiro, 2005). Por outro lado, a seleção de blocos da fácies 3, mesmo que em número reduzido (o valor máximo da distribuição da fácies 3 é pouco maior que o quartil inferior da fácies 1), é indesejável justamente por constituir rocha selante (Monteiro, 2005). Por esse motivo, os volumes porosos obtidos com base nesse critério são menos confiáveis que os volumes calculados a partir dos blocos selecionados pelo critério 1.

Guimarães (2002) calculou o volume de hidrocarboneto *in place* para cada uma das 100 imagens equiprováveis resultantes da simulação da porosidade preenchida por hidrocarboneto em uma porção do reservatório do Campo de Namorado. A distribuição de freqüências dos volumes obtidos apresentou valor médio igual a 26,98 milhões de m^3 com baixa dispersão dos valores (desvio padrão igual a 0,93 milhão de m^3).

A maioria dos volumes porosos da Tabela 16 é maior do que o valor médio obtido por Guimarães (2002), pois ao contrário desse autor, nesse estudo foi considerada a porosidade saturada tanto por hidrocarbonetos quanto por água.

CAPÍTULO VI

CONCLUSÕES

Os resultados obtidos nessa dissertação refletem sobremaneira a baixa correlação entre a porosidade amostral e os valores de impedância acústica obtidos por interpolação tri-linear. Como alternativa à interpolação, recomenda-se que em estudos futuros sejam utilizados dados de perfis sônicos e de densidade para cálculo da impedância acústica visando, assim, integrar os dados sísmicos aos de poços.

Com relação à precisão local, cokrigagem ordinária aplicada aos dados isotópicos, cokrigagem colocalizada e krigagem com deriva externa resultaram nas melhores correlações entre valores reais e co-estimados de porosidade, mas praticamente não houve diferenças de desempenho entre esses métodos. Em contrapartida, a cokrigagem ordinária apresentou resultados inferiores quando foram utilizados os dados heterotópicos.

Quanto à reprodução das estatísticas amostrais, os métodos também apresentaram desempenho muito similar caracterizado pela obtenção de estatísticas menores que as amostrais, por melhor aderência das co-estimativas à cauda inferior da distribuição amostral e por suavização das co-estimativas. A cokrigagem ordinária aplicada aos dados heterotópicos apresentou pequeno ganho ao ajustar-se ligeiramente melhor à reta de referência nos diagramas Q-Q.

No que tange à preservação da correlação amostral entre porosidade e impedância acústica, a cokrigagem colocalizada com utilização do modelo markoviano mostrou-se mais eficiente ao obter correlação mais próxima da amostral

relativamente aos outros métodos. As correlações obtidas pela cokrigagem colocalizada e pela cokrigagem ordinária a partir dos dados isotópicos e heterotópicos praticamente não se diferenciam. O pior desempenho foi obtido pela krigagem com deriva externa que obteve a correlação mais baixa.

O efeito da utilização das diferentes vizinhanças nos resultados da cokrigagem ordinária foi mínimo, tanto ao se utilizar os dados isotópicos quanto heterotópicos, porque a seleção de amostras vizinhas em um mesmo nível ficou mais restrita à distância entre os poços e à quantidade dos mesmos, a despeito das modificações promovidas nos três parâmetros de busca. As vizinhanças definidas nesse estudo foram suficientes para restringir o número de amostras secundárias selecionadas, o que se refletiu na ausência de co-estimativas negativas.

Todos os parâmetros de busca por amostras tiveram influência sobre a precisão local quando a cokrigagem foi aplicada a partir dos dados isotópicos visto que foram obtidas maiores correlações entre porosidade amostral e co-estimada ao serem utilizadas vizinhanças com maiores raios de busca, número de setores ou de amostras por setor. Por outro lado, o efeito desses mesmos parâmetros na precisão local obtida mediante aplicação da cokrigagem ordinária aos dados heterotópicos permanece indefinido, pois as variações foram pontuais.

O raio de busca foi o parâmetro que mais influenciou na reprodução das estatísticas amostrais, enquanto o número de setores e o número de amostras por setor foram responsáveis apenas por variações mais isoladas independente da base de dados utilizada (isotópica ou heterotópica). Nesse caso, as co-estimativas realizadas com base nas vizinhanças com menores raios de busca apresentaram estatísticas descritivas mais próximas das amostrais e se ajustaram melhor à reta de referência.

Os três parâmetros influenciaram na preservação da correlação inicial entre porosidade e impedância acústica já que a correlação das co-estimativas com a impedância acústica foi maior ao utilizar as vizinhanças com maior raio de busca, número de amostras ou número de setores.

Pelos resultados obtidos, conclui-se que não houve vantagem na utilização de um método em relação aos demais e tampouco das diferentes vizinhanças. Uma alternativa para aumentar a aplicabilidade dos métodos aos dados desse estudo talvez fosse realizar co-estimativas para cada fácies separadamente, muito embora haja o risco de se ter número de dados muito reduzido para realizar as co-estimativas. Paralelamente, sugere-se também que os dados de impedância acústica do cubo sísmico sejam previamente classificados, ao invés de serem utilizados como um único conjunto de dados porque dessa forma pode-se conseguir melhor correlação entre porosidade e impedância acústica.

Por fim, a krigagem da indicadora mostrou-se com grande potencial para o mapeamento faciológico do reservatório, bem como para sua caracterização petrofísica.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Avadhani V. L. N., Anandan M., Thattacherry B. J., Murthy K. S., Gariya B. C. & Dwivedi A. K. 2006. Acoustic impedance as a lithological and hydrocarbon indicator – a case study from Cauvery Basin. *The Leading Edge*: 854 – 858.

Bleinès C., Deraisme J., Geffroy F., Jeannée N., Perseval S., Rambert F., Renard D., Torres O., Touffait Y. 2006. ISATIS 6.0. Beginner's Guide. França, GEOVARIANCES.

Bourke P. 1997. Interpolação Trilinear. *In*: http://local.wasp.uwa.edu.au/ ~pbourke/miscellaneous/interpolation/ (consultado em 1/11/2009).

Chilès J-P. & Delfiner P. 1999. Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty: John Wiley & Sons, Inc. New York, 1st. Ed., 695p.

Clawson S. & Meng H. 2000. Seismic Acoustic Impedance Inversion in Reservoir Characterization Utilizing gOcad. *In*: gOcad Users Meeting.

Cruz M. M. 2003. *Aplicação de perfilagem geofísica e sísmica na caracterização da faciologia do reservatório de Namorado.* Dissertação de Mestrado, Universidade Federal Fluminense, 121p.

Davis J. C. 1986. *Statistics and data analysis in geology.* John Wiley & Sons. 646 p.

Deutsch C. V. & Journel A. G.1992. GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide. Oxford University Press, New York, 340p.

Dias J. L., Oliveira J. Q., Viveira J. C. 1988. Sedimentological and Stratigraphic Analysis of the Lagoa Feia Formation, Rift Phase of Campos Basin, Offshore Brazil. *Revista Brasileira de Geociências,* **18** (3): 252-260.

Dias J. L., Scarton J. C., Esteves F. R., Carnimatti M., Guardado L. R. 1990. Aspectos da Evolução Tectono-sedimentar e a Ocorrência de Hidrocarbonetos na Bacia de Campos. *In*: De Raja Gabaglia G. P. & Milani E. J. (coords.) 1991. *Origem e Evolução de Bacias Sedimentares*. PETROBRAS. Rio de Janeiro, Brasil. p. 333-360.

Doyen P. M. 1988. Porosity from seismic data: A geostatistical approach. *Geophisics,* **53** (10): 1263 – 1275.

Duarte O. O. 2003. Dicionário enciclopédico inglês-português de geofísica e geologia. Rio de Janeiro, Sociedade Brasileira de Geofísica, 379 p.

Feijó F. J. 2004. Geologia do Petróleo. Rio de Janeiro, PETROBRÁS. Apostila de curso, 180 p.

Gama Jr. E. G. 1977. *Sistemas Deposicionais e Modelo de Sedimentação das Formações Campos e Emborê, Bacia de Campos, Rio de Janeiro, Brasil*. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo, v. 1, 104 p.

Goovaerts, P. 1997. Geostatistics for natural resources evaluation: Oxford University Press, New York, 483p.

Guardado L. R., Gamboa L. A. P., Lucchesi C. F. 1990. Petroleum geology of the Campos Basin, Brazil: a model for a producing Atlantic-type basin. *In*: Edwards J. D. & Santogrossi P. A. eds. *Divergent passive margin basins. The American Association of Petroleum Geologists Memoir*, **48**: 3 – 79.

Guimarães A. O. 2002. *Modelagem geológica e geoestatística de reservatório da Bacia de Campos, RJ.* Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Huijbregts C. J. 1975. Regionalized Variables and Quantitative Analysis of Spacial Data. *In:* Davis J. C. & McCullagh M. J. orgs. *Display and Analysis of Spatial Data.* New York: John Wiley. p. 38 - 53.

Huuse M. & Feary D. A. 2005. Seismic inversion for acoustic impedance and porosity of Cenozoic cool-water carbonates on the upper continental slope of the Great Australian Bight. *Marine Geology*, **215**: 123 - 134.

Isaacs E. H. & Srivastava R. M. 1989. Applied Geostatistics. New York: Oxford University Press. 561 p.

Journel A. G. 1999. Markov Models for Cross-Covariances. *Mathematical Geology*, **31** (8): 955 - 964.

Journel, A.G. & Huijbregts, C.J, 1978. Mining geostatistics: Academic Press. 600p.

Lima F. M. 2004. *Análise estratigráfica dos reservatórios turbidíticos do Campo de Namorado*. Dissertação de Mestrado, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, UNESP, Rio Claro, 64 p.

Marroquim M., Tigre C. A., Lucchesi C. F. 1984. Bacia de Campos: Resultados e Perspectivas. *In*: Congresso Brasileiro de Geologia, 32. Rio de Janeiro, Sociedade Brasileira de Geologia. Anais, v. 3, p 1366-1379.

Menezes S. X. 1986. Geometria de reservatório do Campo de Namorado, Bacia de Campos. *In*: 2º Seminário de Geologia de Desenvolvimento e Reservatório. PETROBRÁS, Rio de Janeiro.

Menezes S. X. & Adams T. 1990. Ocorrência de resistividades anômalas no Campo de Namorado, Bacia de Campos. *Boletim de Geociências da Petrobrás*, **4**: 183 – 188.

Milani E. J. & Thomaz Filho A. 2000. Sedimentary Basins of South America. *In*: Cordani U. G., Milani E. J., Thomaz Filho A., Campos D. A. 2000. *Tectonic Evolution of South America.* Rio de Janeiro: 31st. International Geological Congress. Rio de Janeiro, Brasil. p. 389-449.

Monteiro M. C. 2005. *Procedimentos geoestatísticos para quantificar a incerteza em modelos estáticos numéricos de reservatórios petrolíferos.* Tese de Doutorado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ.

Myers, D. E. 1991. Pseudo Cross-Variograms, Positive Definiteness and Cokriging, *Mathemathical Geology*, **23**: 805 - 816.

Olea R. 1999. Geostatistics for engineers and earth scientists. Boston, Kluwer Academic. 303p.

Rangel H. D., Martins F. A. L., Esteves F. R., Feijó F. J. 1994. Bacia de Campos. *Boletim de Geociências da Petrobrás*, **8**: 203 - 217.

Rangel H. D. & Martins C. C. 1998. Principais compartimentos exploratórios, Bacia de Campos. *In*: (ed.) Searching for oil and gas in the Land of Giants. Rio de Janeiro, Schlumberger, p. 32-40.

Rocha M. M., Yamamoto J. K., Watanabe J., Fonseca P. P. 2011. Collocated Cokriging: studying the influence of secondary variable in the estimates. *Anais da Academia Brasileira de Ciências* (no prelo).

Schaller H. 1973. Estratigrafia da Bacia de Campos. *In*: Congresso Brasileiro de Geologia, 27. Aracaju, v. 3, p. 247-258.

Spadini A. R., Esteves F. R., Dias-Brito D., Azevedo R. L. M., Rodrigues R. 1988. The Macaé Formation, Campos Basin, Brazil: Its Evolution in the Context of the Initial History of the South Atlantic*. Revista Brasileira de Geociências,* **18** (3): 261-272.

Thomas J. E. org. 2001. Fundamentos de Engenharia do Petróleo. Rio de Janeiro, Editora Interciência Ltda, PETROBRAS, 272 p.

Vaughan R. D., Atef A. & El-Outefi N. 2003. Use of seismic attributes and acoustic impedance in 3D reservoir modeling: an example from a mature Gulf of Suez Carbonate Field (Ras Fanar, Egypt). *In*: AAPG International Conference. Barcelona, p. 1 – 5.

Vidal A. C., Sancevero S. S., Remacre A. Z., Costanzo C. P. 2007. Modelagem Geoestatística 3D da Impedância Acústica para a Caracterização do Campo de Namorado. *Revista Brasileira de Geofísica,* **25** (3): 295-305.

Wackernagel H. 1995. Multivariate geostatistics: an introduction with applications. Berlin, Springer-Verlag. 256 p.

Wackernagel, H. 1998. Multivariate Geostatistics: Springer-Verlag, Berlin, 2nd. Ed. 291p.

Watanabe J. 2008. Métodos geoestatísticos de co-estimativas: estudo do efeito da correlação entre variáveis na precisão dos resultados. Dissertação de Mestrado, Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo.

Watanabe J., Yamamoto J. K., Rocha M. M., Fonseca P. P. 2009. Estudo da influência da correlação inicial entre variáveis nos resultados de co-estimativas. *Geociências*, **28** (4): 467 – 484.

Xu W., Tran T. T., Srivastava R. M. & Journel A. G. 1992. Integrating Seismic Data in Reservoir Modelling: The Collocated Cokriging alternative. In: Proceedings Annual Technical Conference of the Society of Petroleum Engineers, 67. Washington, paper SPE 24741, p. 833 – 842.

Yamamoto J. K. 2001. Análise Geoestatística. *In*: Yamamoto J. K. ed. *Avaliação e classificação de reservas minerais*. São Paulo, Editora da Universidade de São Paulo. p. 69-91.

Yamamoto J. K. & Rocha M. M. 2001. Inventário e Avaliação dos Parâmetros Geológicos e Geométricos para o Cálculo de Reservas. *In*: Yamamoto J. K. ed. *Avaliação e Classificação de Reservas Minerais*. São Paulo, Editora da Universidade de São Paulo, p. 41 – 42.

ANEXO

```
unit Unit1;

interface

uses
  Windows, Messages, SysUtils, Classes, Graphics, Controls, Forms, Dialogs,
  StdCtrls;

type
  TForm1 = class(TForm)
    Button1: TButton;
    Button2: TButton;
    Button3: TButton;
    OpenDialog1: TOpenDialog;
    SaveDialog1: TSaveDialog;
    OpenDialog2: TOpenDialog;
    OpenDialog3: TOpenDialog;
    OpenDialog4: TOpenDialog;
    SaveDialog2: TSaveDialog;
    procedure Button1Click(Sender: TObject);
    procedure Button2Click(Sender: TObject);
    procedure Button3Click(Sender: TObject);
  private
    { Private declarations }
  public
    { Public declarations }
  end;

var
  Form1: TForm1;

implementation

{$R *.DFM}

procedure TForm1.Button1Click(Sender: TObject);
var
  entrada,saida,batch:textFile;
  nomeArquivo,arquivosaida:string;
  i,j,k,kz1,kz2,ix1,ix2,iy1,iy2:integer;
  cota,cotaMin,x,y,z,m,impedancia,xp,yp:real;
begin
  if savedialog1.Execute then
  assignfile(saida,SaveDialog1.FileName);
  rewrite(saida);
  cotaMin:=-2850;
  if opendialog1.Execute then
```

```
  assignFile(batch,OpenDialog1.FileName);
  reset(batch);
      if opendialog2.Execute then
          assignFile(entrada,OpenDialog2.FileName);

  while not(eof(batch)) do
   begin
     readln(batch,xp,yp,cota);
     kz1:=trunc(abs(cota-cotaMin)/3.0);
     m:=(abs(cota-cotaMin)/3)-kz1;
     if (m>0)then
     kz2:=kz1+1 else
     kz2:=kz1;
     reset(entrada);
     readln(entrada);
     readln(entrada);
     readln(entrada);
     for i:=1 to (kz1-1)*319*136 do readln(entrada);
     ix1:=trunc((xp-350079.00)/25.00);
     ix2:=ix1+1;
     iy1:=trunc((yp-7517054.00)/33.43);
     iy2:=iy1+1;
     for k:=1 to 2 do
       for i:=1 to 136 do
         begin
           y:=7517054.00+(i)*33.43;
           for j:=1 to 319 do
             begin
               case k of
               1:z:=-kz1*3-2850.00;
               2:z:=-kz2*3-2850.00;
               end;
               x:=350079.00+(j)*25.00;
               readln(entrada,impedancia);
               if ((ix1=j) and (iy1=i)) then writeln(saida,x,'  ',y,'  ',z,'  ',impedancia);
               if ((ix2=j) and (iy1=i)) then writeln(saida,x,'  ',y,'  ',z,'  ',impedancia);
               if ((ix2=j) and (iy2=i)) then writeln(saida,x,'  ',y,'  ',z,'  ',impedancia);
               if ((ix1=j) and (iy2=i)) then writeln(saida,x,'  ',y,'  ',z,'  ',impedancia);
             end;
         end;
     closeFile(entrada);


   end;
  closeFile(saida);
  closeFile(batch);
  showmessage(' fim');


end;
```

```
procedure TForm1.Button2Click(Sender: TObject);
var
  saida,batch,final:textFile;
  nomearquivo,nomearquivo1:string;
  i:integer;

xp,yp,zp,cota,x,y,z,impedancia,xi,xf,yi,yf,zi,zf,imp111,imp211,imp221,imp121,imp112,imp2
12,imp222,imp122,r1,r2,r3,r4,s1,s2,p:real;
begin
  assignfile(batch,OpenDialog1.FileName);
  reset(batch);
  if savedialog2.execute then
   assignfile(final,SaveDialog2.FileName);
  rewrite(final);
      if OpenDialog4.execute then
        assignfile(saida,OpenDialog4.FileName);
  reset(saida);
  while not(eof(batch)) do
    begin
      readln(batch,xp,yp,zp);
      while not (eof(saida)) do
      begin
      readln(saida,x,y,z, impedancia);
        showmessage(floattostr(x)+' '+floattostr(y)+' '+floattostr(z)+' '+floattostr(impedancia));
        xi:=x;
        yi:=y;
        zi:=z;
        imp111:=impedancia;

      readln(saida,x,y,z, impedancia);
        xf:=x;
        imp211:=impedancia;
        r1:=((xf-xp)/(xf-xi)*imp111)+((xp-xi)/(xf-xi)*imp211);
      readln(saida,x,y,z, impedancia);
        yf:=y;
        imp121:=impedancia;
      readln(saida,x,y,z, impedancia);
        imp221:=impedancia;
        r3:=((xf-xp)/(xf-xi)*imp121)+((xp-xi)/(xf-xi)*imp221);
        s1:=((yf-yp)/(yf-yi)*r1)+((yp-yi)/(yf-yi)*r3);
      readln(saida,x,y,z, impedancia);
        zf:=z;
        imp112:=impedancia;
      readln(saida,x,y,z, impedancia);
        imp212:=impedancia;
        r2:=((xf-xp)/(xf-xi)*imp112)+((xp-xi)/(xf-xi)*imp212);
      readln(saida,x,y,z, impedancia);
        imp122:=impedancia;
      readln(saida,x,y,z, impedancia);
```

```
        imp222:=impedancia;
        r4:=((xf-xp)/(xf-xi)*imp122)+((xp-xi)/(xf-xi)*imp222);
        s2:=((yf-yp)/(yf-yi)*r2)+((yp-yi)/(yf-yi)*r4);
        if (zf=zp) or (zi=zp) then
        p:=s1 else
        p:=((zf-zp)/(zf-zi)*s1)+((zp-zi)/(zf-zi)*s2);
        writeln(final,r1,' ',r2,' ',r3,' ',r4,' ',s1,' ',s2,' ',p);
end;
 end;
 closefile(saida);
 closefile(batch);
 closefile(final);
 showmessage(' fim');
end;


procedure TForm1.Button3Click(Sender: TObject);
begin
close;
end;

end.
```