



**UNIVERSIDADE DE PASSO FUNDO
FACULDADE DE ENGENHARIA E ARQUITETURA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
Área de Concentração: Infraestrutura e Meio Ambiente**

Daniela Bagnara

**Ferramentas de modelagem espacial aplicadas à avaliação da qualidade da água
subterrânea na área urbana do município de Passo Fundo - RS**

Orientador: Pedro Domingos Marques Prietto, Dr.

**Passo Fundo
2010**

Daniela Bagnara

**FERRAMENTAS DE MODELAGEM ESPACIAL APLICADAS À
AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA SUBTERRÂNEA NA ÁREA
URBANA DO MUNICÍPIO DE PASSO FUNDO – RS**

Orientador: Professor Pedro Domingos Marques Prietto, Dr.

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia para obtenção do grau de Mestre em Engenharia na Faculdade de Engenharia e Arquitetura da Universidade de Passo Fundo na Área de concentração Infraestrutura e Meio Ambiente.

Passo Fundo

2010

Daniela Bagnara

**FERRAMENTAS DE MODELAGEM ESPACIAL APLICADAS À
AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA SUBTERRÂNEA NA ÁREA
URBANA DO MUNICÍPIO DE PASSO FUNDO – RS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia para obtenção do grau de Mestre em Engenharia na Faculdade de Engenharia e Arquitetura da Universidade de Passo Fundo na Área de concentração Infraestrutura e Meio Ambiente.

Data de aprovação: Passo Fundo, 10 de dezembro de 2010.

Os membros componentes da Banca Examinadora abaixo aprovam a Dissertação.

Pedro Domingos Marques Prietto, Doutor
Orientador

Vera Maria Cartana Fernandes, Doutora
Universidade de Passo Fundo

Marcelo Hemkemeier, Doutor
Universidade de Passo Fundo

Cezar Augusto Burkert Bastos, Doutor
Fundação Universidade de Rio Grande

Passo Fundo
2010

Dedico esse meu trabalho aos meus pais Ademar e Nelite, ao meu irmão Anathan e ao meu namorado. Em nossos momentos difíceis, vocês foram a razão de continuar, sempre. Hoje tudo o que tenho a dizer é o quanto adoro vocês ao mesmo tempo em que peço desculpas pela minha ausência nesse período. Amo vocês.

AGRADECIMENTOS

Aos meus mestres e, em especial ao meu orientador, cada um deles, de sua maneira, uma fonte de inspiração, e aos autores de obras que me deixaram uma grande bagagem cultural, tesouro de valor inestimável.

Aos colegas e amigos, valeu!

Ao meu namorado, pelo apoio, carinho e compreensão pelas minhas ausências nos momentos que ele mais precisava e por estar sempre presente em minha vida.

A minha família, mas principalmente a meu pai e minha mãe, que, desde criança, acreditaram em mim, e graças a eles hoje estou aqui.

Ao meu irmão, que muitas vezes no desespero, ele sempre estava ao meu lado pra me apoiar e me ajudar a seguir em frente.

Aos demais familiares pelo apoio e por terem compreendido que as minhas ausências eram necessárias para que esta conquista fosse possível, e a muitos outros que eu gostaria de citar, sintam-se acariciados e agradecidos.

Agradeço a Deus, que me deu muita força e vida.

A todos, meu muito obrigado.

RESUMO

O estudo dos parâmetros de qualidade da água subterrânea através da modelagem espacial de poços subterrâneos é de notável importância para o gerenciamento de recursos hídricos. Neste contexto, o objetivo do presente trabalho foi avaliar o potencial da utilização de técnicas e ferramentas de modelagem geoestatística na caracterização da dispersão espacial dos principais parâmetros que definem a qualidade da água subterrânea, em termos da sua potabilidade, na área urbana do município de Passo Fundo/RS. Em geral, a geoestatística oferece um corpo metodológico de instrumentos estatísticos que quantificam a continuidade espacial de uma grandeza em estudo, a partir de modelos matemáticos de interpolação espacial, tendo por base a variabilidade estrutural de um fenômeno espacial, e de modelos de simulação estocástica, os quais permitem a quantificação da incerteza associada aos valores interpolados (estimativas). O fenômeno espacial estudado resumiu-se a um conjunto discreto e limitado de 127 poços profundos e seus respectivos dados referentes às análises físico-químicas e microbiológicas da água subterrânea. Estes dados foram obtidos junto à Secretaria Municipal da Saúde e a uma empresa construtora de poços artesianos com sede em Passo Fundo para um período de 5 anos. Através da aplicação e avaliação de métodos geoestatísticos, como a Krigagem Ordinária e a Krigagem Indicativa, foi possível a caracterização preliminar da distribuição e continuidade espacial da qualidade da água subterrânea na área de estudo. Os resultados obtidos possibilitaram avaliar e comparar os diferentes métodos geoestatísticos empregados e estabelecer diretrizes e critérios técnicos para a implementação de um programa de monitoramento da qualidade da água subterrânea no município de Passo Fundo/RS.

Palavras-chaves: modelagem geoestatística, krigagem ordinária, krigagem indicativa, água subterrânea.

ABSTRACT

The study of groundwater quality through spatial modeling is of considerable importance for the management of water resources. In this context, the objective of the present study was to evaluate the potential use of geostatistical modeling techniques and tools to characterize the spatial dispersion of the main parameters that define groundwater quality, in terms of its drinkability, in the urban area of Passo Fundo/RS. In general, the geostatistical methodology provides a body of statistical tools that quantify the spatial continuity of a variable in study, from the application of mathematical interpolation models, based on the structural variability of a spatial phenomenon, and stochastic simulation models, which allow the quantification of the uncertainty associated with the interpolated values (estimates). The spatial phenomenon studied in the present work was restricted to a discrete and limited set of 127 deep wells and the respective available data on physical-chemical and microbiological characteristics of groundwater. These dataset was obtained from the Municipal Health Department and a deep well construction company located in Passo Fundo/RS, for a period of 5 years. Through the implementation and evaluation of geostatistical predictive methods, such as ordinary kriging and indicator kriging, it was possible to preliminarily characterize the spatial distribution and continuity of the groundwater quality in the study area. The results enabled the evaluation and comparison of different geostatistical methods and also the establishment of technical criteria and guidelines for implementing a groundwater quality monitoring program in the city of Passo Fundo/RS.

Keywords: geostatistical modeling, ordinary kriging, indicator kriging, groundwater.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	10
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	10
1.2 PROBLEMA DA PESQUISA.....	11
1.3 JUSTIFICATIVA	11
1.4 OBJETIVOS	12
1.4.1 Objetivo Geral	12
1.4.2. Objetivos Específicos	12
1.5 DELIMITAÇÃO DO TRABALHO	12
1.6 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	13
2 REVISÃO DA LITERATURA	14
2.1 MODELAGEM GEOESTATÍSTICA.....	14
2.1.1 Considerações Iniciais e Breve Histórico	14
2.1.2 Etapas da Modelagem Geoestatística: Conceitos e Definições Preliminares	15
2.1.3 Descrição de Processos Espaciais.....	17
2.1.3.1 Aspectos Gerais	17
2.1.3.2 Funções de Dependência Espacial.....	22
2.1.3.3 Análise Variográfica	27
2.1.3.4 Anisotropia.....	35
2.1.4 Estimação Geoestatística	36
2.1.4.1 O Interpolador Geoestatístico: Fundamentação Teórica	36
2.1.4.2 Tipos de Estimação Geoestatística	40
2.1.4.3 Krigagem Ordinária (KO).....	40
2.1.4.4 Krigagem Indicativa (KI).....	42
2.1.4.5 Escolha da Tamanho da Vizinhança	43
2.1.4.6 Erro e Incerteza na Estimação Geoestatística	44
2.1.5 Estudos de Casos e Aplicações	45
2.2 QUALIDADE DAS ÁGUAS SUBTERRÂNEAS.....	48

3 MÉTODOS E MATERIAIS	52
3.1 O PROGRAMA DA PESQUISA	52
3.2 A ÁREA DE ESTUDO	53
3.3 COMPILAÇÃO E CONSOLIDAÇÃO DO BANCO DE DADOS	54
3.4 MODELAGEM GEOESTATÍSTICA	55
3.5 ELABORAÇÃO DE MAPAS E CARTAS TEMÁTICAS	56
3.6 O SOFTWARE ARCGIS® 9.3.1	56
4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	59
4.1 CONSOLIDAÇÃO DO BANCO DE DADOS	59
4.2 VARIÁVEIS ANALISADAS	68
4.3 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS	68
4.3.1 Descrição Univariada dos Dados	69
4.3.2 Descrição Bivariada dos Dados	75
4.4 ANÁLISE ESPACIAL	78
4.4.1 Descrição Espacial dos Dados	78
4.4.2 Análise da Continuidade Espacial	80
4.5 ESTIMAÇÃO ESPACIAL	81
4.5.1 Definição da Região de Busca	83
4.5.2 Mapeamento da Distribuição Espacial	83
4.5.3 Mapeamento de Probabilidades	94
4.5.3.1 Krigagem Indicativa	94
4.5.3.2 Definição dos Níveis de Corte	95
4.5.3.3 Mapas de Probabilidades	95
4.5.4 Efeito do Tamanho da Amostra e do Agrupamento dos Dados	100
4.5.5 Efeito da Modelagem do Variograma	101
4.6 AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA SUBTERRÂNEA	102
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	109
5.1 CONCLUSÕES	109
5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	111
REFERÊNCIAS	111

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A geoestatística pode ser definida com sendo uma família de técnicas de modelagem espacial, de abordagem probabilística, as quais permitem mapear superfícies e estimar dados em locais não amostrados levando em conta o comportamento espacial e/ou temporal de um fenômeno, minimizando o erro desta estimativa. Especificamente, a geoestatística oferece um corpo metodológico de ferramentas estatísticas capazes de quantificar a continuidade espacial de uma variável em estudo, a partir de modelos matemáticos de interpolação, tendo por base a variabilidade estrutural de um fenômeno espacial subjacente, e de modelos de simulação estocástica, os quais permitem a quantificação da incerteza associada aos valores interpolados.

Historicamente, a geoestatística nasceu da necessidade da modelagem espacial de recursos minerais e, atualmente, os métodos geoestatísticos são aplicados aos mais diversos domínios das ciências da terra e do ambiente, os quais são caracterizados por um acentuado grau de incerteza. A importância da geoestatística reside, portanto, no conjunto de modelos desenvolvidos para a solução de problemas concretos, relacionados com a caracterização de processos espaciais, tanto naturais como desencadeados pela ação do homem, e a sua aplicação tem tido grande êxito em razão da solução de diferentes problemas práticos, bem como da valorização e planejamento de recursos naturais, tais como florestas, recursos geológicos, minerais, hidrológicos, ecológicos, entre outros.

Dentre todas as aplicações da modelagem geoestatística, no entanto, deve-se destacar, pela importância e caráter estratégico, a modelagem dos recursos hídricos subterrâneos.

A crescente escassez da água foi definida pela Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura - UNESCO como o problema ambiental mais grave deste século, sendo que a utilização das águas subterrâneas emerge como uma forte alternativa estratégica para a sobrevivência do planeta. Tratando-se das águas subterrâneas, o Brasil é

detentor dos maiores reservatórios de águas subterrâneas do mundo, porém são escassos e insuficientes os dados relativos aos aquíferos brasileiros.

No município de Passo Fundo/RS, objeto de estudo do presente trabalho, embora a existência da rede pública de abastecimento de água gerenciada pela Companhia Estadual de Saneamento – CORSAN, um percentual não definido da água utilizada para consumo humano é oriundo da exploração de poços profundos. No entanto, a expansão das atividades econômicas de produção e consumo, em especial na área urbana, podem potencialmente estar comprometendo a quantidade e a qualidade dos mananciais subterrâneos, especialmente em termos da sua potabilidade.

É neste contexto, portanto, que o presente trabalho propõe o emprego de ferramentas de modelagem geoestatística na avaliação da qualidade da água subterrânea na área urbana do município de Passo Fundo/RS, com o intuito de contribuir com os processos de gestão ambiental pública e a sustentabilidade da utilização dos recursos naturais.

1.2 PROBLEMA DA PESQUISA

Pretende-se responder à seguinte questão fundamental, norteadora da pesquisa: qual a aplicabilidade e a precisão das ferramentas de modelagem geoestatística na avaliação da distribuição espacial das principais variáveis indicadoras da qualidade da água subterrânea, em termos da sua potabilidade, na área urbana do município de Passo Fundo/RS?

1.3 JUSTIFICATIVA

As atividades humanas e os elementos característicos do meio ambiente, especialmente o solo, fazem com que as águas subterrâneas sejam mais propensas à contaminação e poluição. Nesse sentido, o estudo proposto é relevante e oportuno, pois avalia a utilização de ferramentas de modelagem e mapeamento, através das quais é possível diagnosticar, com adequada confiabilidade, em caráter preliminar, a qualidade da água subterrânea na região de estudo e inferir sobre os fatores que comprometem à sua qualidade e os riscos de contaminação associados.

O mapeamento espacial da qualidade da água subterrânea e a identificação de áreas com alto potencial de contaminação serve ainda como parâmetro para ações gerenciais que visem à preservação dos mananciais subterrâneos, bem como para a gestão dos órgãos públicos com relação à implementação de políticas de controle e conservação.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo Geral

O presente trabalho tem como objetivo geral avaliar a utilização de técnicas e ferramentas de modelagem ambiental e geoestatística na caracterização da variabilidade espacial da qualidade da água subterrânea na área urbana do município de Passo Fundo/RS.

1.4.2 Objetivos Específicos

São objetivos específicos do presente trabalho:

- a) Compilar e sistematizar, a partir de dados de poços tubulares profundos para uso em abastecimento público, parâmetros físico-químicos e microbiológicos da qualidade da água subterrânea na área urbana do município de Passo Fundo/RS;
- b) Aplicar diferentes métodos de análise geoestatística, tais como a krigagem ordinária e a krigagem indicativa, a fim de caracterizar a distribuição espacial da qualidade da água subterrânea na área de estudo;
- c) Avaliar e comparar, quanto à precisão das estimativas, os diferentes modelos de continuidade espacial empregados;
- d) Elaborar mapas temáticos indicadores da qualidade das águas subterrâneas na área de estudo, a partir dos resultados da aplicação dos diferentes métodos geoestatísticos e modelos de continuidade espacial;
- e) Avaliar, a partir dos resultados obtidos, a qualidade da água subterrânea na área urbana do município de Passo Fundo/RS.

1.5 DELIMITAÇÃO DO TRABALHO

O presente trabalho se propôs a avaliar a qualidade da água subterrânea na região delimitada pela área urbana do município de Passo Fundo/RS, baseado apenas em dados de 127 poços tubulares profundos cadastrados na Prefeitura Municipal de Passo Fundo, no período dos últimos 5 anos. Os parâmetros de qualidade da água subterrânea incluídos no estudo foram somente aqueles referentes à potabilidade, disponíveis nas análises físico-químicas e microbiológicas dos poços profundos cadastrados.

1.6 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Além do presente capítulo, que apresenta as considerações iniciais, o problema da pesquisa, a justificativa e os objetivos, o presente trabalho é composto por mais 4 capítulos.

No capítulo 2, é apresentada a revisão da literatura sobre os temas pertinentes ao desenvolvimento da pesquisa, como a modelagem geoestatística e a qualidade das águas subterrâneas.

No capítulo 3, descrevem-se o planejamento da pesquisa, a área de estudo e os materiais e métodos utilizados.

No capítulo 4, são apresentados os resultados obtidos, bem como sua análise e discussão.

No capítulo 5 são apresentadas as conclusões da pesquisa e as sugestões para futuros trabalhos.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 MODELAGEM GEOESTATÍSTICA

2.1.1 Considerações Iniciais e Breve Histórico

Há muito o homem tenta caracterizar matematicamente os fenômenos naturais. A análise estatística clássica, no entanto, ignora a relação de dependência espacial dos dados disponíveis.

Dessa forma, surgiram os métodos de interpolação para estimar o valor de um atributo em lugares onde ele não é conhecido, a partir de dados amostrais de sua vizinhança. A literatura apresenta alguns procedimentos de análise espacial de dados, sendo que, nos últimos tempos, uma metodologia de análise denominada “geoestatística” ganhou ênfase neste tipo de estudo. Na análise geoestatística necessita-se que os dados observados estejam georeferenciados, ou seja, possuam coordenadas geográficas associadas, trabalhando com a análise bidimensional e, portanto, obtendo as coordenadas X e Y para cada observação (MATHERON 1963 apud ISAAKS; SRIVASTAVA 1989).

A metodologia geoestatística apresenta, no entanto, algumas dificuldades, pois a variabilidade entre as amostras deve ser reconhecida, mensurada e utilizada para posterior estimativa de porções não amostradas. Portanto, antes de introduzir a geoestatística é necessário passar pela fase de preparação e análise estatística exploratória dos dados.

A preocupação com a dependência espacial ou temporal de observações realizadas para um determinado atributo é bastante antiga, sendo comprovado este fato por trabalhos científicos datados do início do século XX, conforme mostra Vieira (2000).

Contudo, em algumas áreas da ciência, como a agricultura, durante a primeira metade do século XX, adotava-se a metodologia de análise de dados proposta por Fisher, a qual não considerava a dependência espacial da variável analisada. Esta metodologia considera, no seu desenvolvimento e aplicação, as seguintes suposições: normalidade da variável; independência de erros e homogeneidade da variância. A normalidade da variável e a homogeneidade de variâncias podem ser testadas facilmente por meio de testes específicos

como, por exemplo, o Teste Shapiro-Wilk (teste W) para normalidade e o teste de Hartley para homogeneidade de variâncias. Se for observada a não normalidade dos dados e/ou a não homogeneidade de variâncias, procedimentos como a transformação de dados podem ser adotados para que a variável atenda estas hipóteses básicas da metodologia de análise não espacial proposta por Fisher (MONTGOMERY 2004).

Os métodos geoestatísticos foram desenvolvidos graças aos estudos do engenheiro de minas Georges Matheron, na França, no final da década de 1950 e no início dos anos de 1960. Estes métodos estão fundamentados na Teoria das Variáveis Regionalizadas, formalizada por Matheron a partir de estudos desenvolvidos por Daniel G. Krige, concluindo que a variância dos dados possuía uma estruturação que dependia da distância de amostragem. A partir desta constatação surgiram os conceitos básicos de geoestatística, aplicados inicialmente ao cálculo de reservas de minas de ouro na África do Sul (LANDIM; STURARO 2002).

Os fundamentos teóricos da geoestatística podem ser encontrados nos trabalhos desenvolvidos por Matheron (1963, 1971 apud ISAACS; SRIVASTAVA 1989). A análise espacial de dados, utilizando a geoestatística, ganhou impulso em áreas distintas da mineração e da geologia a partir de 1980, com grande aplicabilidade nas ciências do solo e do ambiente. Atualmente a aplicabilidade e a utilização da geoestatística como metodologia de análise de dados no espaço ou no tempo esta difundida em vários ramos da ciência, envolvendo áreas de ciências humanas, biológicas e exatas. Uma justificativa para tal fato é a facilidade computacional que viabilizou alguns cálculos relativamente trabalhosos nesta metodologia (ISAACS; SRIVASTAVA 1989).

No Brasil destacam-se os trabalhos pioneiros nesta área desenvolvidos pelos pesquisadores Sidney Rosa Vieira, Paulo Libardi e Klaus Reichardt, ainda na década de 1980 (LANDIM 2003).

2.1.2 Etapas da Modelagem Geoestatística: Conceitos e Definições Preliminares

Em linhas gerais, pode-se dizer que a geoestatística está interessada em determinar a dependência espacial das observações de uma variável. Para tanto, é necessário utilizar ferramentas de estimativa e interpolação. A geoestatística é, portanto, uma família de técnicas de abordagem probabilística, que permite mapear superfícies e estimar dados em locais não amostrados levando em conta o comportamento espacial e ou temporal do fenômeno, minimizando o erro desta estimativa (ISAACS; SRIVASTAVA 1989).

As técnicas de estatística clássica assumem que todas as amostras são aleatórias e independentes extraídas de uma distribuição de probabilidade simples. Esta suposição não envolve qualquer conhecimento da posição real ou do relacionamento entre as amostras. A geoestatística assume que a distribuição das diferenças entre os valores de uma variável observados em dois pontos amostrados é a mesma para toda a área de estudo, e que isto depende somente da distância entre eles e da orientação dos pontos. Em outras palavras, as diferenças devem ser consistentes, não constantes, para a área de estudo. Esta premissa é denominada hipótese de estacionariedade (ISAACS; SRIVASTAVA 1989). A modelagem geoestatística envolve três etapas distintas:

- A análise estrutural, que tem como objetivo descrever a variabilidade espacial do fenômeno em estudo;
- A análise inferencial, que tem como objetivo estimar os valores de uma variável distribuída no espaço em locais não amostrados;
- A simulação estocástica, que tem como objetivo gerar um conjunto de imagens do fenômeno espacial (cenários) com as mesmas características de variabilidade espacial das amostras.

Na etapa de análise estrutural, os dados amostrados são estudados a fim de estabelecer a previsibilidade dos valores ponto a ponto na área de estudo. Este estudo resulta em um gráfico denominado semivariograma, o qual modela a diferença entre o valor da variável em um ponto e o valor em outro ponto, de acordo com a distância entre eles e a orientação dos pontos.

Na fase da inferência, a estimativa dos valores da variável em pontos não amostrados é feita por um processo de interpolação genericamente conhecido como krigagem, a qual utiliza uma média ponderada dos valores na vizinhança para estimar o valor “desconhecido” em uma dada posição. Os pesos são otimizados usando o semivariograma, considerando a localização dos pontos amostrais, bem como a inter-relação relevante entre os valores conhecidos e não conhecidos da variável. A técnica da krigagem também fornece um “erro padrão” da estimativa, o qual pode ser utilizado para construir intervalos de confiança. A Figura 1 apresenta um exemplo de aplicação da metodologia geoestatística na modelagem espacial da textura de solos superficiais. Na figura podem ser observados os pontos amostrados e as classes texturais obtidas pelo processo de interpolação.

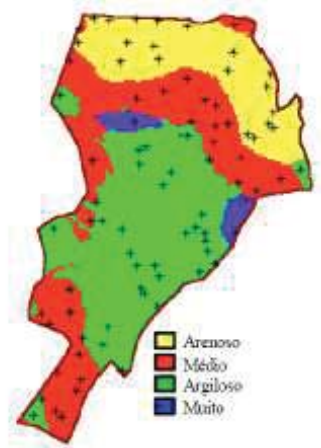


FIGURA 1: Modelagem espacial da textura de solos.

Fonte: Prietto (2010).

2.1.3 Descrição de Processos Espaciais

Nos itens subseqüentes é apresentada uma breve revisão conceitual a cerca dos métodos gráficos e analíticos utilizados na descrição de processos espaciais, baseada no livro clássico de Isaaks e Srivastava (1989) e, adicionalmente, em Prietto (2010).

2.1.3.1 Aspectos Gerais

Os principais aspectos de dados espaciais e/ou temporais a serem descritos em uma análise geostatística são:

- A localização de valores extremos;
- A existência de tendência global;
- O grau de continuidade.

As principais ferramentas de descrição espacial de dados são gráficas e a postagem dos dados, a mais simples de todas, constitui-se em um importante passo na análise inicial de um conjunto de dados espaciais, permitindo identificar, em uma primeira análise:

- A ocorrência de erros óbvios na localização dos dados;
- A ocorrência de erros potenciais nos valores dos dados;
- A estratégia de amostragem utilizada.

São exemplos de aspectos que podem ser identificados a partir da postagem dos dados: valores altos circundados por valores baixos; valores baixos circundados por valores altos; zonas sem amostragem ou zonas densamente amostradas; tendências globais; continuidade

dos dados; e a existência de *hot spots*¹ ou outras anomalias. Na postagem de dados usualmente são indicadas as posições das amostras, de acordo com suas coordenadas geográficas, e os valores observados para a variável em estudo. A Figura 2 ilustra um mapa de postagem de dados e a identificação de valores extremos para valores de uma variável ambiental genérica V , amostrados ao longo de uma malha regular.

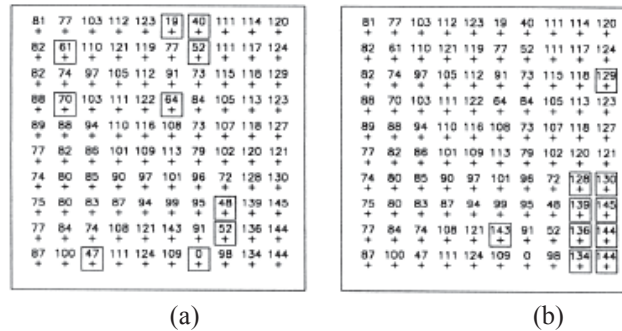


FIGURA 2: Postagem de dados e localização de valores extremos (valores em ppm):
(a) valores menores; (b) valores maiores.

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

Alternativamente, a construção de mapas de contorno permite uma melhor observação de tendências globais no conjunto de dados, requerendo apenas a utilização de um algoritmo de interpolação linear. Deve-se observar que alguns dos aspectos evidenciados na postagem dos dados tornam-se mais claros no mapa de contornos, enquanto outros aspectos não observados anteriormente tornam-se aparentes. A Figura 2 exemplifica um mapa de contornos obtido para a variável genérica V , com linhas de contorno variando de 0 a 140 ppm e espaçadas a cada 10 ppm.

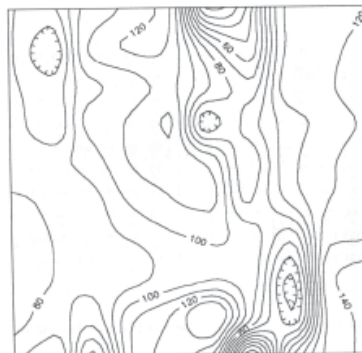


FIGURA 3: Mapa de contornos (valores em ppm).

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

¹ *Hot spots* são zonas com maior concentração de valores elevados da variável espacial.

Na construção de mapas de contorno, há a necessidade de interpolar os dados para uma malha regular com número grande de pontos, o que tende a suavizar o mapa de contorno, minimizando a variabilidade dos dados originais. Em razão ao disto, em malhas irregulares de dados, a utilização de mapas de contorno pode mascarar detalhes locais e ser enganosa do ponto de vista quantitativo. No entanto, do ponto de vista qualitativo, constituem ferramentas muito úteis na descrição de dados espaciais.

Além dos mapas de postagem dos dados e de contornos, podem-se utilizar outras formas gráficas de representação espacial dos dados como os mapas de símbolos ou os mapas de escala de cinza, nos quais os valores da variável são substituídos por símbolos ou tons de cinza, respectivamente, indicando intervalos de classe para a variável em estudo. Uma variante interessante do mapa de escala de cinza são os denominados mapas indicadores, nos quais os dados são agrupados em somente duas classes, identificadas por diferentes cores (usualmente preto e branco), definidas por um valor de corte. A análise de uma série de mapas indicadores construídos para diferentes valores de corte pode revelar, de forma mais clara, aspectos importantes do conjunto de dados. As Figuras 4, 5 e 6 ilustram estas formas alternativas de representação espacial de dados para a variável genérica V.

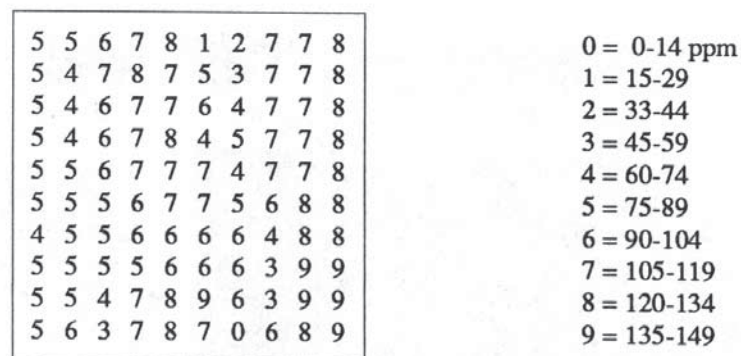


FIGURA 4: Mapa de símbolos.

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

Uma ferramenta importante no estudo da continuidade espacial e na identificação de anomalias compreende o cálculo de estatísticas básicas (média, desvio padrão, mediana, intervalo interquartil etc.) dentro de janelas móveis definidas a partir da discretização da área de estudo. A análise de estatísticas móveis é utilizada para investigar anomalias tanto nos valores médios como na sua variabilidade, as quais podem ter implicações práticas muito importantes. O procedimento é muito simples e consiste em dividir a área de estudo em

janelas retangulares de igual tamanho, dentro das quais as estatísticas são calculadas. A definição do tamanho das janelas e da necessidade ou não de sobreposição de dados é fundamental para garantir a representatividade das estatísticas calculadas e dependerá do tamanho da área total, da regularidade da malha amostral e do espaçamento entre os dados.

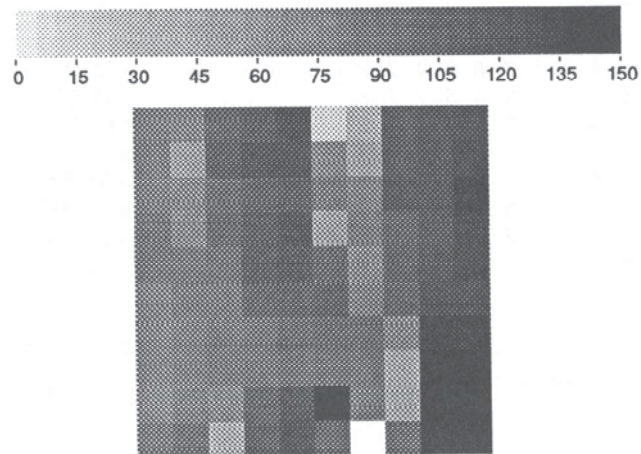


FIGURA 5: Mapa de escala de cinza (valores em ppm).

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

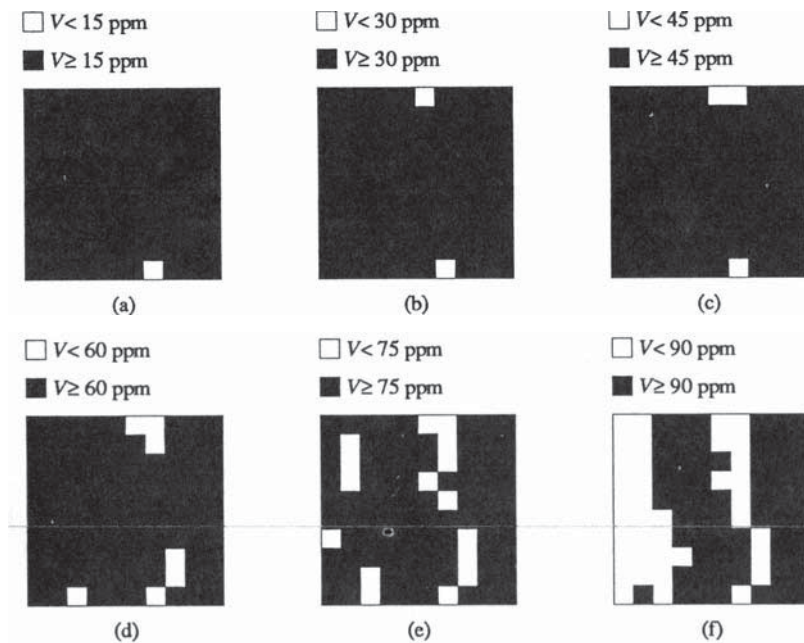


FIGURA 6: Mapas indicadores para diferentes valores de corte (valores em ppm).

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

A Figura 7 exemplifica o uso de janelas móveis para a variável genérica V e a Figura 8 apresenta a postagem das estatísticas móveis calculadas (média e desvio padrão), considerando-se como coordenadas geográficas o ponto central de cada janela.

81	77	103	112	123	19	40	111
+	+	+	+	+	+	+	+
82	61	110	121	119	77	52	111
+	+	+	+	+	+	+	+
82	74	97	105	112	91	73	115
+	+	+	+	+	+	+	+
88	70	103	111	122	64	84	105
+	+	+	+	+	+	+	+
89	88	94	110	116	108	73	107
+	+	+	+	+	+	+	+
77	82	86	101	109	113	79	102
+	+	+	+	+	+	+	+
74	80	85	90	97	101	96	72
+	+	+	+	+	+	+	+

FIGURA 7: Exemplo de janela móvel (valores em ppm).

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

92.3	99.3	88.6	103.1
+	+	+	+
17.1	26.0	30.9	25.7
+	+	+	+
91.1	102.6	98.3	106.7
+	+	+	+
12.2	13.6	17.7	18.5
+	+	+	+
86.3	98.3	94.3	106.3
+	+	+	+
9.1	10.3	17.4	26.5
+	+	+	+
83.9	98.3	90.0	103.3
+	+	+	+
14.5	21.5	32.9	41.3

FIGURA 8: Postagem de estatísticas móveis locais (valores em ppm).

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

Independente do método de estimação utilizado, anomalias na variabilidade local dos dados têm grande impacto sobre a precisão das estimativas feitas em pontos não amostrados. Em outras palavras, se os valores na área de estudo são mais uniformes as chances de se obter estimativas locais mais precisas são bastante boas. Se, por outro lado, os valores flutuam muito, as chances de uma boa estimativa diminuem enormemente.

Em sentido amplo, existem quatro tipos de relações entre médias locais e variabilidades locais que podem ser observados:

- A média e a variabilidade se apresentam constantes;
- A média apresenta uma tendência enquanto a variabilidade permanece constante;

- A média permanece constante enquanto a variabilidade apresenta uma tendência;
- A média e a variabilidade apresentam tendências.

Os dois primeiros casos são os mais favoráveis para fins de estimativas, pois a variabilidade é aproximadamente constante. É mais provável, no entanto, que a variabilidade não seja constante e, neste caso, é preferível que a variabilidade local esteja relacionada à média local, podendo ser, desta forma, prevista. Esta relação é usualmente denominada efeito proporcional e a forma mais simples de investigar a sua existência ou não é através de um gráfico de dispersão das médias e dos desvios padrão locais, conforme ilustra a Figura 9.

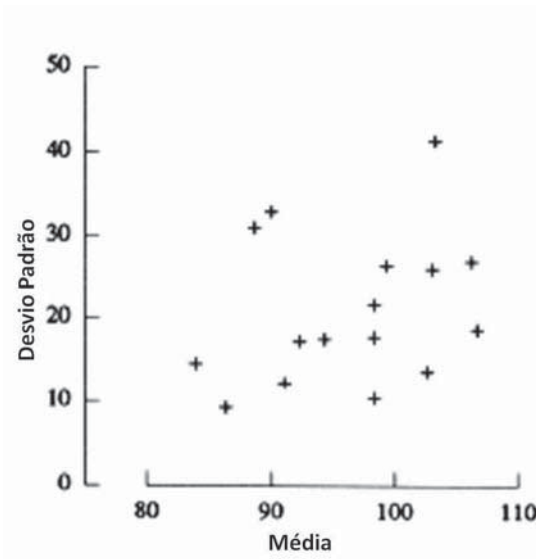


FIGURA 9: Análise de efeitos proporcionais (valores em ppm).

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

2.1.3.2 Funções de Dependência Espacial

A continuidade ou dependência espacial é uma característica comum a dados coletados no meio físico. A continuidade ou dependência espacial refere-se ao fato de dois dados próximos um do outro serem mais prováveis de apresentarem valores similares do que dois dados distantes entre si. Em outras palavras, os dados não se apresentam aleatoriamente distribuídos, sendo dependentes da sua posição geográfica.

Na postagem dos dados e nos mapas de contorno, descritos anteriormente, observa-se a tendência dos valores baixos serem circundados por outros valores baixos, assim como dos valores altos serem circundados por outros valores altos.

Uma ferramenta bastante utilizada para descrever a relação entre duas variáveis independentes, o gráfico de dispersão ou gráfico x-y, também pode ser utilizada para descrever a relação entre os valores de uma mesma variável separados por uma dada distância euclidiana. Neste caso, o gráfico é denominado gráfico de dispersão h e relaciona todos os pares possíveis de dados cujas localizações são separadas por uma dada distância h , em uma direção particular.

Em um gráfico de dispersão h , o eixo das abscissas representa o valor da variável em uma localização qualquer $[V(t)]$, enquanto que o eixo das ordenadas representa o valor da mesma variável observado a uma distância h da posição inicial, em uma direção especificada $[V(t+h)]$. A Figura 10 apresenta, para uma variável genérica V , gráficos de dispersão h construídos para quatro valores de h (1, 2, 3 e 4 m) e para uma dada direção.

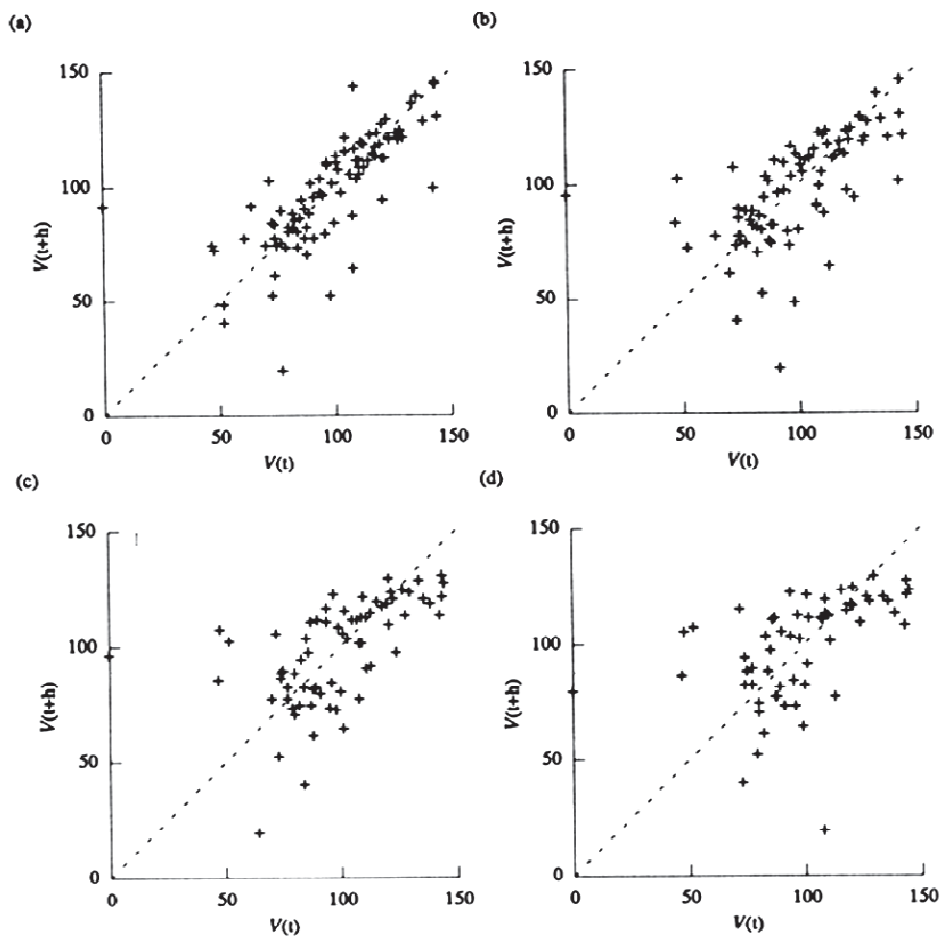


FIGURA 10: Gráficos de dispersão h : (a) $h = 1$ m; (b) $h = 2$ m; (c) $h = 3$ m; (d) $h = 4$ m.

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

A forma da nuvem de pontos no gráfico de dispersão em relação à linha de igualdade traz informações sobre a continuidade espacial dos dados para uma certa distância de separação entre pontos amostrais e para uma dada direção. À medida que a continuidade diminui a nuvem de pontos se torna maior e mais difusa.

As estatísticas convencionais que são obtidas a partir de um gráfico de dispersão (covariância e coeficiente de correlação, por exemplo) servem como medida da continuidade espacial e dão origem às denominadas funções de dependência ou continuidade espacial.

Se duas variáveis aleatórias são independentes entre si, então a covariância entre elas será igual a zero. Caso contrário, quanto maior o valor da covariância maior será a correlação entre elas. Para o caso dos diagramas de dispersão h apresentados como exemplo na Figura 10, pode-se calcular a covariância para cada valor de h , gerando uma função de covariância $C(h)$, a qual é apresentada na Figura 11. Observa-se que a medida que h aumenta, a covariância tende a zero, diminuindo a dependência espacial entre os dados amostrais.

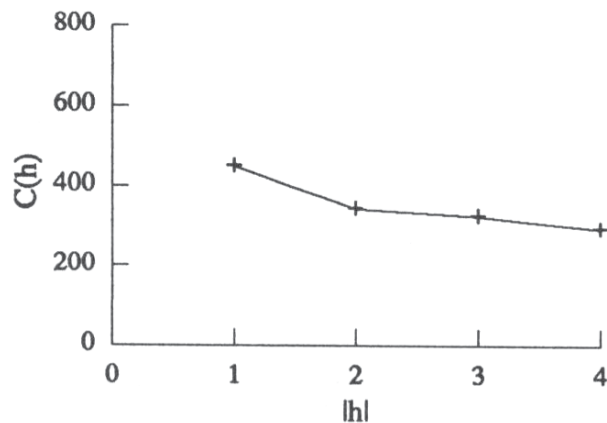


FIGURA 11: Função de covariância.

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

A covariância $C(h)$ para um diagrama de dispersão h pode ser calculada pela seguinte expressão (ISAAKS; SRIVASTAVA 1989):

$$C(h) = \left(\frac{1}{N(h)} \sum v_i \cdot v_j \right) - \bar{v}_i \cdot \bar{v}_j \quad (1)$$

onde $N(h)$ é o número de pares (v_i, v_j) de dados amostrais separados pela distância h e \bar{v}_i e \bar{v}_j são os valores médios de v_i e v_j .

A covariância, porém, é uma relação dimensional cujos valores dependem das unidades adotadas e, por isso, apresenta algumas dificuldades de interpretação. Uma alternativa é utilizar o coeficiente de correlação $\rho(h)$, calculado pela expressão:

$$\rho(h) = \frac{C(h)}{s_{v_i} \cdot s_{v_j}} \quad (2)$$

onde s_{v_i} e s_{v_j} são, respectivamente os desvios padrões de v_i e v_j .

Esta função tem a vantagem de ser adimensional e variar no intervalo $[-1;1]$, permitindo comparações entre variáveis e também inferências sobre o grau de dependência. Teoricamente, para $h = 0$ a correlação é a máxima, ou seja, $\rho(0) = 1$; este valor decresce até zero numa distância em que não exista mais relação de dependência espacial entre as observações. Esta distância define a amplitude da dependência espacial (a), acima da qual os dados são considerados independentes entre si. A Figura 12 mostra a função correlograma obtida para o exemplo apresentado na Figura 10.

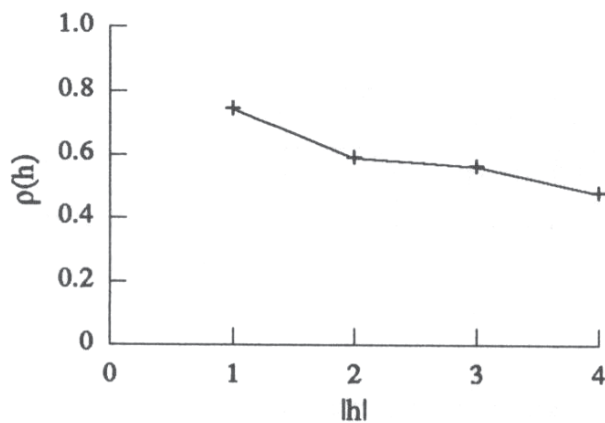


FIGURA 12: Função correlograma.

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

Uma estatística alternativa que pode ser calculada para descrever o grau de correlação entre duas variáveis plotadas em um gráfico de dispersão x-y é o momento de inércia, também denominado semivariância, calculado pela seguinte expressão:

$$\text{momento de inércia} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (3)$$

onde n é o número de pares (x_i, y_i) plotados no diagrama. Quando esta estatística é calculada para um conjunto de diagramas de dispersão h é possível obter uma nova função $\gamma(h)$ denominada semivariograma ou variograma, ilustrada na Figura 13. O variograma é a ferramenta mais utilizada no estudo da dependência espacial entre variáveis.

Os valores da semivariância podem ser calculados pela seguinte expressão (ISAAKS; SRIVASTAVA 1989):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum (v_i - v_j)^2 \quad (4)$$

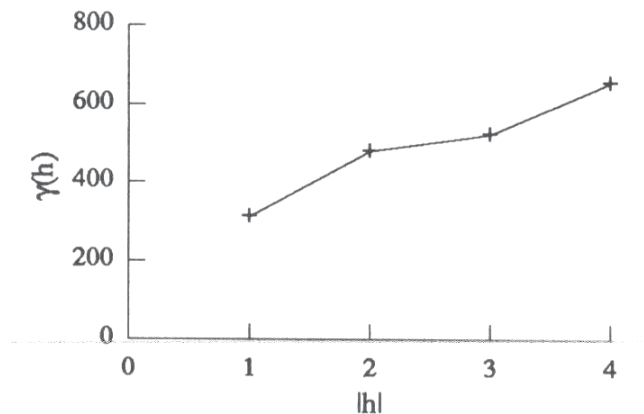


FIGURA 13: Função variograma.

Fonte: Adaptado de Isaaks e Srivastava (1989).

A princípio, quanto mais distante estiverem os pontos amostrados, isto é, quanto maior h , menor será a semelhança entre os dados e maior será a dispersão. Em teoria, quando $h = 0$, a dependência entre as variáveis é máxima e $\gamma(h) = 0$; à medida que h aumenta,

$\gamma(h)$ também aumenta até atingir um valor constante, o qual corresponde à variância do conjunto total de observações.

2.1.3.3 Análise Variográfica

A análise variográfica compreende duas etapas: (1) a determinação do variograma experimental, a partir dos dados amostrais, e (2) o ajuste a este de um modelo matemático apropriado, denominado variograma teórico. A Figura 14 apresenta um variograma experimental típico.

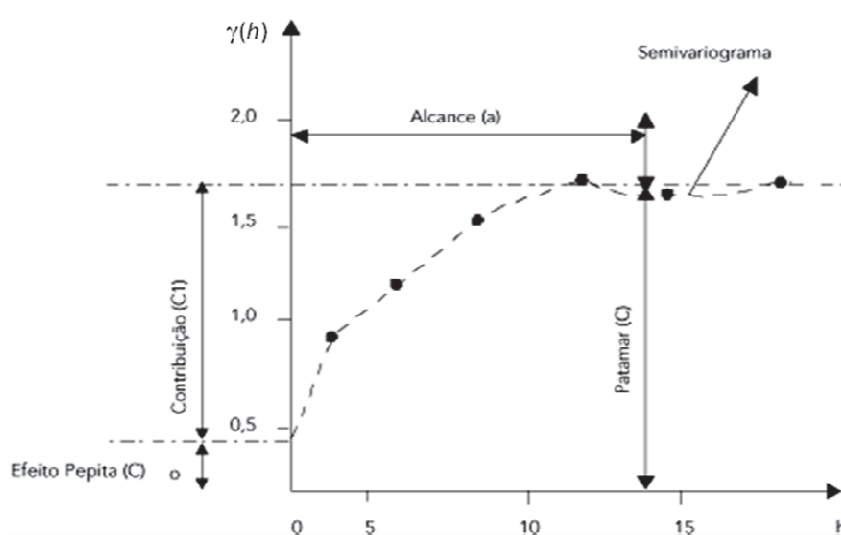


FIGURA 14: Variograma experimental típico.

Fonte: Adaptado de Lourenço e Landim (2005).

Na Figura 14 estão indicados os principais parâmetros do variograma experimental, os quais descrevem as suas principais características e estão relacionados com a continuidade ou dependência espacial da variável analisada. Estes parâmetros são definidos da seguinte forma (JAKOB; YOUNG 2006):

- Amplitude ou alcance (a) distância dentro da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente;
- Patamar ($C = C_0 + C_1$): valor da semivariância correspondente ao seu alcance (a); deste ponto em diante considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras.

- Efeito pepita (C_0): idealmente $\gamma(0) = 0$; na prática, porém, à medida que h tende a zero, $\gamma(h)$ se aproxima de um valor positivo que revela uma descontinuidade do variograma junto à origem; Contribuição (C_I): diferença entre o patamar e o efeito pepita.

O efeito pepita está associado à dependência espacial em pequena escala, isto é, para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras, e também a possíveis erros de medição.

Uma medida quantitativa do grau de dependência espacial é dada pela relação entre o efeito pepita e o patamar, conforme mostra a Quadro 1, a seguir:

QUADRO 1: Classificação do grau de dependência espacial.

Classificação	Valor de C_0/C
Forte	$C_0/C < 0,25$
Moderada	$0,25 \leq C_0/C < 0,75$
Fraca	$0,75 \leq C_0/C < 1,00$
Inexistente	$C_0/C = 1,00$

Para o caso em que $C_0/C = 1,00$ tem-se o chamado efeito pepita puro, o que significa a completa ausência de dependência espacial. A Figura 15 apresenta, para fins de exemplificação somente, um variograma com efeito pepita puro.

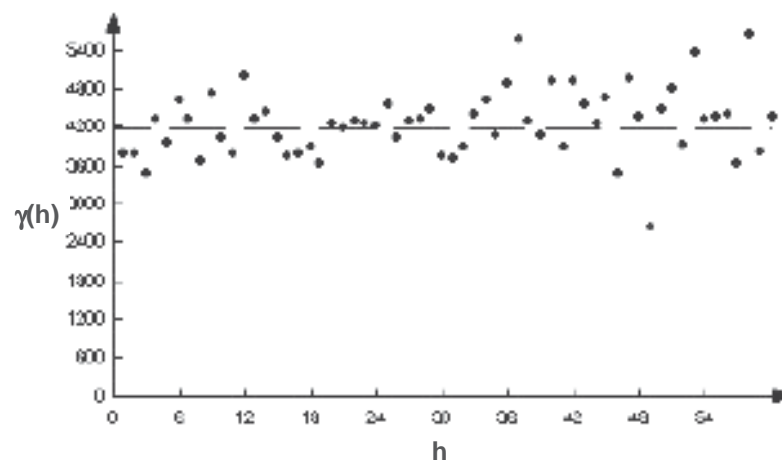


FIGURA 15: Efeito pepita puro.

A continuidade espacial pode ser mais bem avaliada a partir da análise do comportamento do variograma junto à origem, conforme ilustra a Figura 16 de maneira esquemática. Um comportamento parabólico junto à origem (Figura 16c) indica uma grande continuidade espacial, isto é, os dados variam suavemente com o aumento da distância; quanto maior o gradiente do trecho inicial do variograma (Figura 16a), isto é, quanto maior relação patamar/alcance, maior a variabilidade dos dados a pequenas distâncias (comportamento errático). A Figura 16b indica um comportamento intermediário.

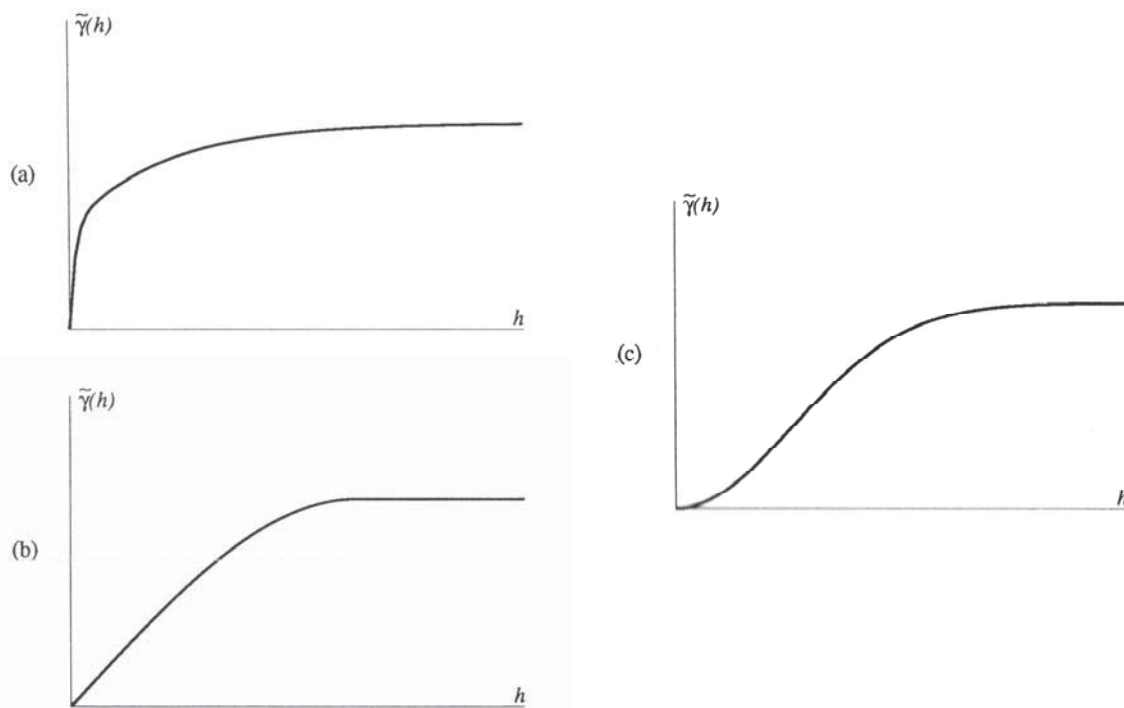


FIGURA 16: Relação entre a forma do variograma e a continuidade espacial.

O procedimento de construção do variograma experimental a partir de uma malha de amostragem está descrito em detalhes na literatura clássica sobre o assunto (e.g. ISAACS; SRIVASTAVA 1989; SOARES 2006) e compreende as seguintes etapas gerais:

- A partir da malha amostral, agrupam-se os pares de dados amostrais para diferentes valores de espaçamento h pré-definidos;
- Para cada valor de h , constrói-se um diagrama de dispersão h , conforme ilustra a Figura 10;
- Para cada diagrama de dispersão h , calcula-se a semivariância, conforme a equação 4;

- Os pares $[h; \gamma(h)]$ são, por fim utilizados para plotar o variograma experimental.

O agrupamento dos pares de dados pode ser feito considerando-se uma direção específica, e neste caso o variograma experimental é denominado direcional (unidirecional ou bidirecional), ou considerando-se todas as direções, situação em que o variograma é chamado omnidirecional. Deve-se salientar que a construção de um conjunto de variogramas direcionais, ao menos para quatro direções distintas, é uma técnica útil na identificação de feitos de anisotropia na estruturação espacial dos dados.

Quanto à malha amostral, o variograma experimental pode ser determinado tanto a partir de uma malha regular de pontos amostrais igualmente espaçados, como de uma malha irregular, sendo esta última a situação mais usual.

No caso de malhas regulares, conforme ilustra a Figura 17, a definição dos valores de h em qualquer direção é direta e o agrupamento dos dados é feito de forma bastante simples, dada a geometria bem definida da malha. Já para o caso de malhas irregulares, conforme ilustra a Figura 18, há a necessidade de se estabelecer um critério mais abrangente para o agrupamento dos pares, com a fixação de tolerâncias tanto para o espaçamento como para a direção.

Em qualquer caso, fica evidente ainda que à medida que h aumenta o número de pares correspondente diminui juntamente como a precisão do valor de semivariância calculado. Portanto, este é um aspecto que deve ser observado ainda na fase de planejamento amostral, isto é, da definição do número de pontos amostrais e do espaçamento entre eles. A recomendação encontrada na literatura sugere de 30 a 50 pares de valores para o cálculo do semivariograma e uma distância máxima entre amostras não superior a $\frac{1}{4}$ do campo total de amostragem (e.g. ISAACS; SRIVASTAVA 1989).

A segunda etapa da análise variográfica, que compreende o ajuste de um modelo matemático ao variograma experimental, é uma das etapas mais importantes da análise geoestatística. A escolha do modelo matemático exige a verificação da sua adequação aos dados experimentais, o que pode ser realizado a partir de técnicas de regressão ou ajuste de curvas, em conjunto com o uso de parâmetros para avaliação da adequação do ajuste como, por exemplo, o coeficiente de determinação e a soma dos quadrados dos resíduos, usualmente utilizados em análises de regressão. No entanto, os fatores que mais contribuem para uma modelagem bem sucedida são a sensibilidade e o conhecimento do analista sobre os dados em estudo.

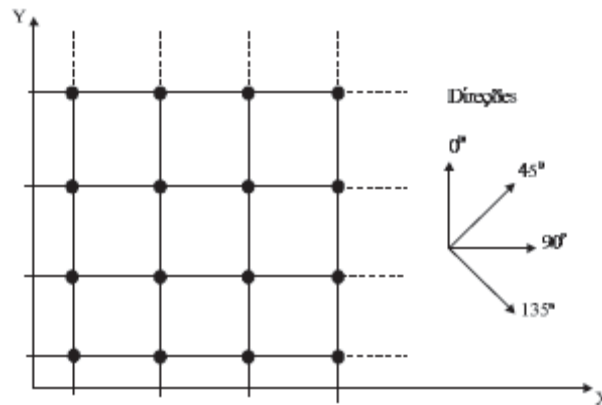


FIGURA 17: Malha de amostragem regular.

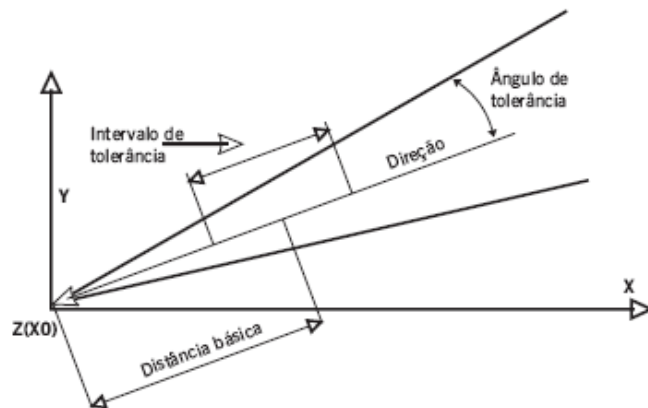


FIGURA 18: Malha de amostragem irregular.

De forma geral, a condição para a escolha do modelo é que ele represente a tendência de $\gamma(h)$ em relação à h e que apresente positividade definida condicional, isto é:

$$\gamma(h) \geq 0 \text{ e } \gamma(h) = \gamma(-h) \quad \forall h \quad (5)$$

Os modelos de variograma podem ser inicialmente divididos em:

- Modelos simples com patamar (transitivos);
- Modelos simples sem patamar (não transitivos);
- Modelos aninhados, ou seja, a combinação de modelos simples.

Os principais modelos transitivos são: o modelo esférico (Matheron); o modelo exponencial (Formery) e o modelo parabólico (Gauss), apresentados na Figura 19 de forma

ilustrativa considerando um patamar único e ausência de efeito pepita. Deve-se salientar que alguns dos modelos transitivos atingem o patamar assintoticamente. Para tais modelos, o alcance (a) é arbitrariamente definido como a distância correspondente a 95% do patamar.

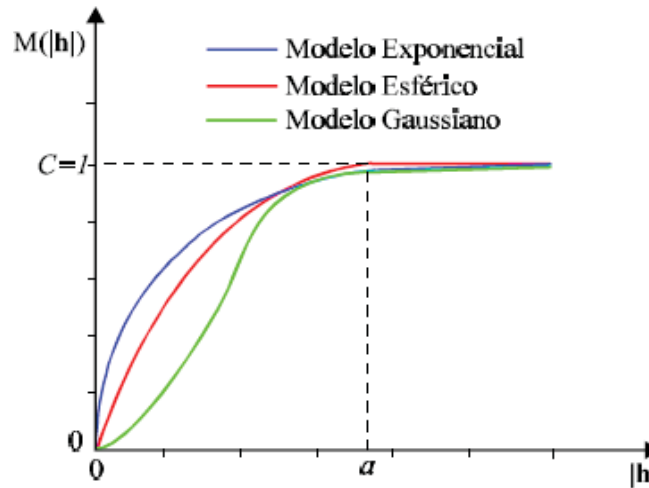


FIGURA 19: Modelos simples transitivos (sem efeito pepita).

As expressões apresentadas a seguir representam, respectivamente, os modelos esférico (Equação 6), exponencial (Equação 7) e parabólico (Equação 8):

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right)^3 \right] & , 0 < |\mathbf{h}| \leq a \\ C_0 + C_1 & , |\mathbf{h}| > a \end{cases} \quad (6)$$

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(- \frac{|\mathbf{h}|}{a} \right) \right] & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(- \frac{|\mathbf{h}|}{a} \right)^2 \right] & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (8)$$

Cabe ressaltar que os parâmetros C_0 , C_1 , a e \mathbf{h} (notação vetorial para o espaçamento h) seguem as definições já apresentadas anteriormente. As Figuras 20, 21 e 22 apresentam a representação gráfica e a indicação dos parâmetros para os modelos esférico, exponencial e parabólico, respectivamente.

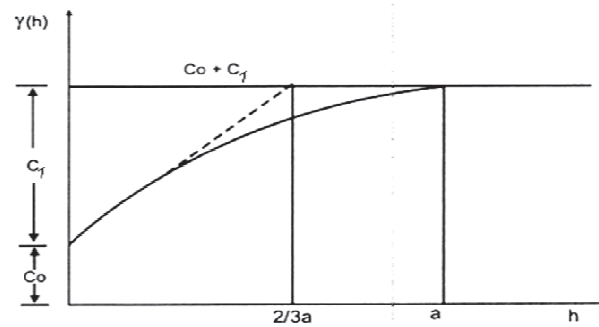


FIGURA 20: Modelo esférico.

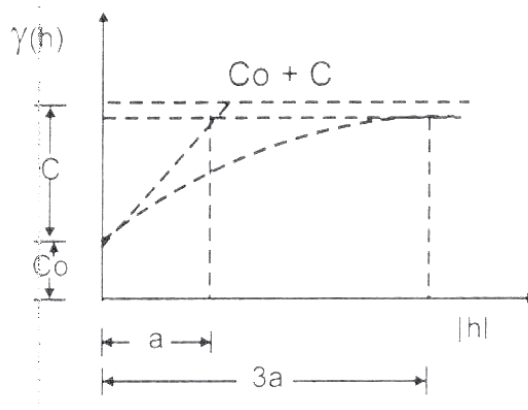


FIGURA 21: Modelo exponencial.

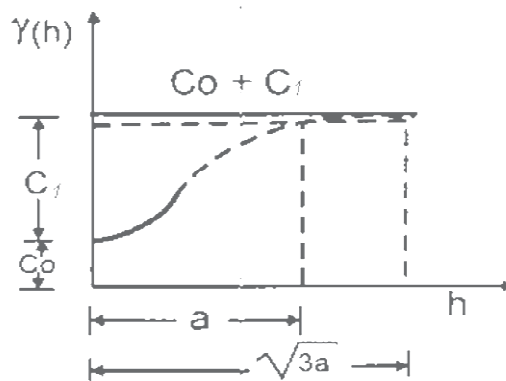


FIGURA 22: Modelo parabólico.

Os principais modelos não transitivos, isto é, sem patamar, são o modelo potência e o modelo logarítmico. O modelo potência é o mais empregado e pode expresso matematicamente da seguinte forma:

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_0 + c \cdot |\mathbf{h}|^e & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (9)$$

A Figura 23 apresenta a forma gráfica do modelo potência para diferentes valores do expoente e . Quando o expoente é igual a um o modelo potência simplifica para o modelo linear.

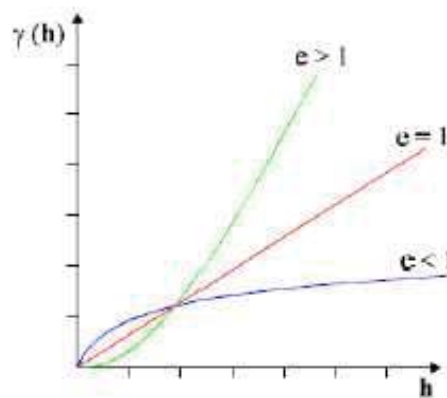


FIGURA 23: Modelo potência.

A combinação de dois ou mais modelos simples dá origem a modelos mais sofisticados e flexíveis denominados modelos aninhados ou combinados, dentre os quais podem ser citados: o modelo duplo esférico, ilustrado na Figura 24; o modelo duplo exponencial; o modelo exponencial com duplo esférico, e o modelo linear com duplo esférico.

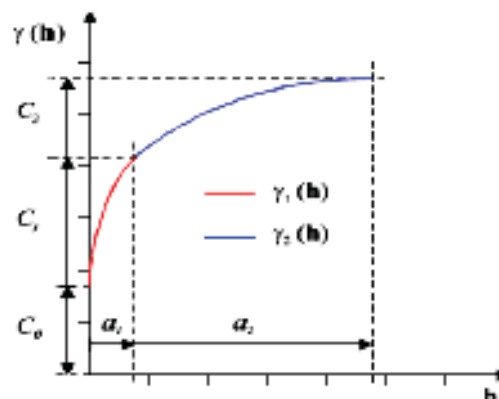


FIGURA 24: modelo duplo esférico.

2.1.3.4 Anisotropia

Um aspecto muito importante da descrição espacial de uma variável é a identificação de efeitos de anisotropia, isto é, um efeito da direção considerada sobre a continuidade espacial dos dados. Embora um mapa de contorno possa indicar a anisotropia, uma forma mais eficaz para detectar eixos de anisotropia é a construção de variogramas direcionais, isto é, variogramas obtidos em diferentes direções, usualmente aquelas indicadas na Figura 25. Quando os parâmetros do variograma (a , C_0 , C) são afetados pela direção então ele é dito anisotrópico. Caso contrário, ele é dito isotrópico. Se a anisotropia se reflete com o mesmo patamar, porém com diferentes alcances, ela é denominada anisotropia geométrica. Se a anisotropia se reflete com os mesmos alcances, porém com diferentes patamares, ela é denominada zonal. O mais comum é encontrar uma anisotropia combinada (zonal e geométrica). Se o variograma é anisotrópico ele deve sofrer transformações antes de ser utilizado na etapa de estimação geoestatística.

A Figura 26 ilustra o comportamento anisotrópico, por exemplo, do alcance de um variograma, e a indicação dos eixos de maior e menor continuidade.

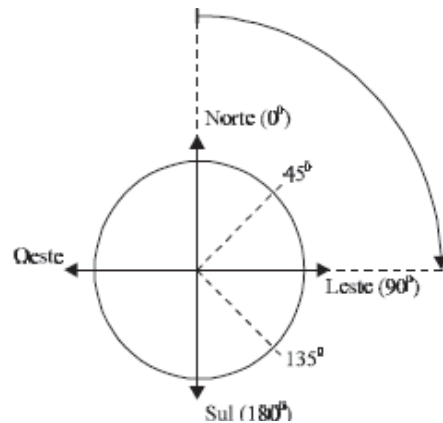


FIGURA 25: Convenção para construção de variogramas direcionais.

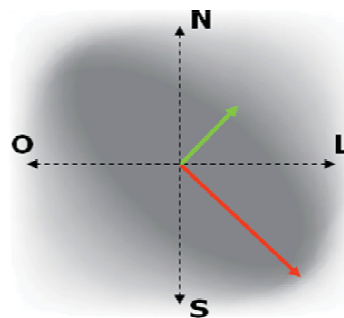


FIGURA 26: Eixos de maior e menor continuidade espacial.

2.1.4 Estimação Geoestatística

Genericamente, a estimação ou interpolação espacial é um procedimento matemático que tem como objetivo a determinação do valor de um atributo (variável) em locais não amostrados a partir de pontos amostrados na mesma área ou região. Em outras palavras, a estimação espacial resulta da conversão dos dados oriundos de observações discretas ou pontuais em campos contínuos, produzindo padrões espaciais que podem ser utilizados na predição de novos valores ou comparados com outras entidades espaciais contínuas.

Muitas das técnicas de estimação espacial utilizam combinações lineares ponderadas dos dados amostrados como forma de interpolação e foram desenvolvidos a partir da generalização a duas dimensões de métodos de análise de séries temporais unidimensionais. Porém, o raciocínio que está na base de todas estas técnicas é que os atributos tendem a ser mais similares em locais mais próximos entre si do que em locais mais afastados.

A princípio, os métodos de estimação espacial podem ser divididos em duas grandes categorias quanto a sua natureza: (1) métodos determinísticos; e (2) métodos probabilísticos.

Os métodos determinísticos, tais como o método dos polígonos de Thiessen, o método da triangulação e as funções inversas da distância, entre outros, não usam quaisquer elementos da teoria das probabilidades e, por esta razão, não permitem a avaliação das incertezas associadas às estimativas produzidas.

Já os métodos probabilísticos, como a modelagem geoestatística, permitem incorporar esta incerteza aos procedimentos de estimação, através da utilização de um modelo conceitual em que os dados são vistos como sendo o resultado de um processo aleatório. Este tipo de abordagem não só permite a estimativa de valores em pontos não amostrados como ainda permite a avaliação da precisão desta estimativa. É necessário ressaltar que, em realidade, processos espaciais como, por exemplo, a distribuição de contaminantes no solo ou na água subterrânea não são processos verdadeiramente aleatórios. O que ocorre é que devido à complexidade dos fenômenos, e em função da falta de uma compreensão mais completa dos processos envolvidos, o comportamento observado pode ser considerado, para fins práticos, como sendo aleatório.

2.1.4.1 O Interpolador Geoestatístico: Fundamentação Teórica

Na estimação geoestatística, o variograma teórico é a ferramenta que permite modelar a dependência espacial de uma variável. Uma aplicação imediata do variograma é a utilização das informações geradas por ele na interpolação, ou seja, na estimativa de dados e posterior

mapeamento da variável. As técnicas de interpolação que utilizam o variograma como base são genericamente denominadas krigagem. O nome krigagem é uma homenagem ao engenheiro sul-africano D. G. Krige, pioneiro na área da geoestatística.

Para a aplicação da krigagem, assumem-se as seguintes premissas:

- que sejam conhecidas as observações $z(t_1), z(t_2), \dots, z(t_n)$ da variável $Z(t)$ nos locais t_1, t_2, \dots, t_n ;
- que o variograma teórico da variável já tenha sido determinado; e
- que o interesse seja estimar um valor z^* na posição t_0 .

Desta forma, o valor estimado $z^*(t_0)$ é dado por:

$$z^*(t_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(t_i) \quad (10)$$

onde n é o número de observações amostrais de $Z(t)$ envolvidas na estimativa de $z^*(t_0)$, e λ_i são os pesos associados a cada valor medido $z(t_i)$. Se existir a dependência espacial, os pesos λ_i são variáveis de acordo com a distância entre o ponto a ser estimado t_0 e os pontos amostrais t_i envolvidos na estimativa. Se não existir dependência espacial, então $\lambda_i = 1/n$, ou seja, a estimativa é a média aritmética simples das observações.

Em teoria, a melhor estimativa do valor verdadeiro $z(t_0)$ é obtida quando as seguintes condições são satisfeitas:

- a) o estimador é não tendencioso, isto é:

$$E\{z^*(t_0) - z(t_0)\} = 0$$

- b) a variância da estimativa é mínima, isto é

$$Var[z^*(t_0) - z(t_0)] = \text{mínimo}$$

A diferença entre a estimativa z^* e o valor verdadeiro desconhecido da variável z na posição t_0 , isto é, $z^*(t_0) - z(t_0)$, é o resíduo ou erro da estimativa pontual (R_0).

É possível demonstrar que para que z^* seja uma estimativa não tendenciosa de z , a soma dos pesos aplicados na ponderação dos dados amostrais tem que se igualar a 1:

$$\sum \lambda_i = 1 \quad (11)$$

Para se obter a variância mínima sob a condição de que $\sum \lambda_i = 1$, deve-se minimizar a variância do resíduo $Var(R_0)$. É também possível demonstrar que:

$$Var[R_0] = \sigma_R^2 = \sigma^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j C_{ij} - 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i C_{i0} \quad (12)$$

Nesta expressão:

- σ^2 é a variância do conjunto total dos dados amostrais, a qual corresponde ao valor da semivariância no patamar do variograma;
- n é o número total de dados amostrais;
- i, j indicam os pontos amostrais, variando de 1 a n ;
- λ_i, λ_j são os pesos aplicados a cada um dos dados amostrais envolvidos na estimativa;
- C_{ij} são as covariâncias correspondentes às distâncias euclidianas medidas entre os pares de pontos amostrais;
- C_{i0} são as covariâncias correspondentes às distâncias euclidianas medidas entre os pares formados pelo ponto a ser estimado e os pontos amostrais.

As covariâncias C_{ij} e C_{i0} são obtidas diretamente da função covariância ou do variograma teórico, os quais estão relacionados através da expressão:

$$C_{ij} = \sigma^2 - \gamma_{ij} \quad (13)$$

Uma vez definidos os parâmetros do modelo, isto é, a variância σ^2 e todas as covariâncias C_{ij} e C_{i0} , ou as correspondentes semivariâncias, esta equação fornece a variância do erro da estimativa como uma função das n variáveis $\lambda_1, \dots, \lambda_n$.

A minimização desta função é obtida igualando-se à zero as n derivadas parciais de primeira ordem em relação às incógnitas $\lambda_1, \dots, \lambda_n$, resultando em um sistema de n equações mais a restrição representada pela Equação 11 (condição imposta de não tendenciosidade). Finalmente, o sistema indeterminado com $n + 1$ equações e somente n incógnitas pode ser

2.1.4.2 Tipos de Estimação Geoestatística

A krigagem reúne diversos tipos de métodos de estimação, como a krigagem simples, a krigagem ordinária, a cokrigagem ordinária, a krigagem universal, krigagem residual, a krigagem indicativa, a krigagem disjuntiva, entre outros. As principais diferenças entre estes diferentes métodos está no tipo de variável modelada e nas hipóteses subjacentes ao modelo conceitual.

Na krigagem simples e na krigagem ordinária há a interpolação de apenas uma variável sob a hipótese de constância da média na região de estudo; na cokrigagem ordinária usam-se os dados amostrados de uma segunda variável auxiliar para melhorar a estimativa da variável principal; na krigagem universal e na krigagem residual é considerada uma tendência de variação da média na região de estudo; na krigagem indicativa e na krigagem disjuntiva são modeladas as probabilidades da variável estar acima ou abaixo de um nível de corte especificado.

Maiores detalhes sobre todas as formas de krigagem podem ser encontradas, por exemplo, em Isaaks e Srivastava (1989), Soares (2006), Goovaerts (1997, 2006). No presente capítulo, no entanto, só são abordados de forma mais detalhada os dois tipos mais usualmente empregados: krigagem ordinária e krigagem indicativa.

2.1.4.3 Krigagem Ordinária (KO)

O sistema de equações lineares deduzido no item 2.1.4.2 (Equação 14) pode ser de forma mais conveniente expresso em notação matricial:

$$\mathbf{C} \cdot \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{D} \Rightarrow \begin{bmatrix} C_{11} & \dots & C_{1n} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C_{n1} & \dots & C_{nn} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{10} \\ \vdots \\ C_{n0} \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{Equação (15)}$$

onde \mathbf{C} é matriz de covariâncias entre pares de pontos amostrados; $\boldsymbol{\lambda}$ é a matriz coluna que contém os pesos λ_i e o multiplicador de Lagrange μ ; e \mathbf{D} a matriz coluna das covariâncias entre pares formados pelos pontos amostrados e o ponto a ser estimado.

Finalmente, a equação matricial para a krigagem ordinária pode ser escrita da seguinte forma:

$$\boldsymbol{\lambda} = \mathbf{C}^{-1} \cdot \mathbf{D} \quad \text{Equação (16)}$$

Para que os pesos possam ser obtidos é necessário especificar $n(n + 1)$ valores de covariância, com os quais as matrizes **C** e **D** são construídas. Isto é possível a partir da escolha de uma função de covariância $C(h)$, ou de semivariância $\gamma(h)$, adequada, o que ressalta ainda mais a importância da análise variográfica descrita no item 2.1.3.3.

Com relação ao sistema da krigagem ordinária, devem-se feitas ainda as seguintes observações:

- A matriz **C** é simétrica e possui diagonal principal igual à variância σ^2 ;
- Os valores 1 que aparecem nas matrizes **C** e **D** são consequência do multiplicador de Lagrange;
- O sistema deve ser resolvido para cada estimativa realizada e para cada variação do número de amostras envolvidos na estimativa;
- A definição das matrizes **C** e **D**, a partir do variograma, permite modular a estimativa por krigagem ordinária e levar em conta informações qualitativas como, por exemplo efeitos de anisotropia no padrão de continuidade espacial;
- A krigagem ordinária leva em conta os dois principais aspectos da estimação: a distância entre pontos e o agrupamento dos dados (redundância);
- A matriz **D** fornece um esquema de ponderação em função da distância, isto é, quanto mais próximo do ponto a ser estimado, maior é o peso atribuído ao valor amostrado;
- A matriz **C** registra uma informação estatística a cerca da distância entre cada um dos pontos amostrados e todos os demais pontos amostrados, fornecendo uma informação sobre o agrupamento dos dados, reduzindo os efeitos de redundância de dados; quanto mais próximos os pontos estiverem entre si (maior aglomeração), maior será a covariância entre dois pontos na matriz **C**; contrariamente quanto mais distantes, menor será a covariância entre dois pontos na matriz **C**;
- A redundância entre um par de dados amostrais não depende somente da distância entre eles, mas principalmente do modelo de continuidade espacial adotado através do variograma teórico ajustado ao variograma experimental.

A variância do erro de estimação, conhecida como variância da krigagem, também pode ser determinada para informar sobre a confiança dos valores interpolados na região de interesse (BURROUGH; MCDONNEL 1998). A variância do erro pode ser calculada pelas expressões seguintes:

$$\sigma_R^2 = \sigma^2 - \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i C_{i0} + \mu \right) \quad \text{Equação (17a)}$$

$$\sigma_R^2 = \sigma^2 - \lambda^T \cdot \mathbf{D} \quad \text{Equação (17b)}$$

A título de ilustração, a Figura 27 apresenta um mapa de distribuição da variável sólidos totais dissolvidos nas águas subterrâneas do município de Campo Maior/PI (VERÍSSIMO et al., 2004).

2.1.4.4 Krigagem Indicativa (KI)

Na krigagem ordinária estima-se o valor de uma variável em um local não amostrado. Pode-se, porém, também fazer estimativas das probabilidades de que os valores das variáveis se situem abaixo ou acima de um determinado nível de corte (*cut-off*). Este procedimento é denominado krigagem indicativa e quando é feito para vários níveis de corte conduzirá à estimativa de uma função de distribuição cumulativa de probabilidades da variável em estudo.

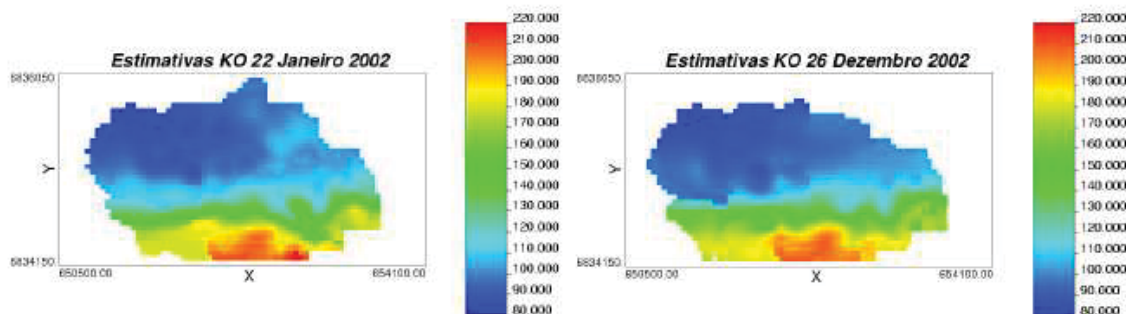


FIGURA 27: Exemplo de mapas de distribuição obtidos por krigagem ordinária.

Fonte: Adaptado de Boezio et al. (2008).

O primeiro passo na krigagem indicativa é transformar os dados amostrais originais em variáveis indicadoras, isto é, transformar os valores que estão acima de um determinado nível de corte em zero e os que estão abaixo em um (ou vice-versa):

$$i_j(v_c) = \begin{cases} 1 & \text{se } v_j \leq v_c \\ 0 & \text{se } v_j > v_c \end{cases} \quad \text{Equação (18)}$$

O variograma experimental indicativo para um determinado nível de corte pode ser estimado pela seguinte expressão:

$$\gamma_i(h, v_c) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N [i(x+h, v_c) - i(x, v_c)]^2 \quad \text{Equação (19)}$$

onde N é o número de pares, h é a distância entre os pares e v_c é o nível de corte.

Efetuada-se a krigagem ordinária pontual nos valores transformados, obtêm-se a probabilidade de que $v_j \leq v_c$. Desta forma, a medida que se incrementa v_c , obtêm-se valores estimados de uma função de distribuição de probabilidades acumulada $F(v)$.

A principal aplicação da krigagem indicativa é na elaboração de mapas de probabilidades, os quais são de grande aplicação na gestão ambiental. A Figura 28 mostra, a título de exemplo, um mapa indicativo da probabilidade da ocorrência de solos com mais de 18 metros de espessura no município de Bauru/SP (STURARO et al. 2000). A Figura 29 apresenta mapas de probabilidades para o teor de matéria orgânica e de mercúrio no lago Puruzinho, no estado do Amazonas (ALMEIDA et al, 2007).

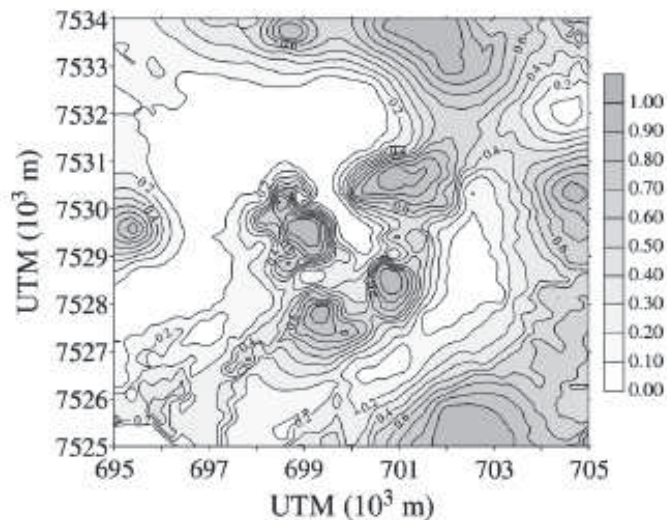


FIGURA 28: Exemplo de Mapa de Probabilidade.

Fonte: Adaptado de Sturaro et al. (2000).

2.1.4.5 Escolha do Tamanho da Vizinhança

Todos os cálculos em geoestatística utilizam variogramas e são função de distâncias especificadas. Desta forma, a escolha da vizinhança usada na estimativa torna-se um ponto de extrema importância. Vários são os métodos que podem ser utilizados, cada um com vantagens e desvantagens, porém, qualquer que seja o método escolhido, deve-se levar em conta o ganho de precisão em relação ao aumento de tempo de computação. Os principais métodos e suas características são descritos no Quadro 2, apresentado a seguir.

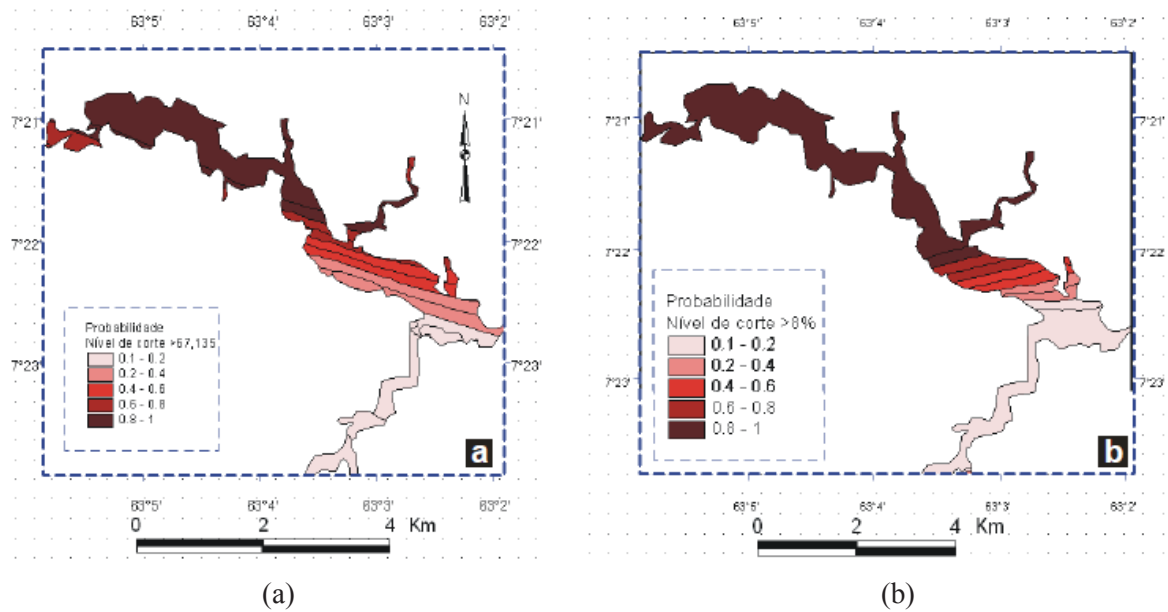


FIGURA 29: Exemplo de Mapa de Probabilidade: (a) teor de mercúrio; (b) matéria orgânica

Fonte: Adaptado de Almeida et al. (2007).

2.1.4.6 Erro e Incerteza na Estimação Geoestatística

O que diferencia o método geoestatístico dos demais métodos de interpolação espacial é a sua capacidade intrínseca de estimar a margem de erro associada às estimativas dos atributos em locais não amostrados dentro de uma região de interesse (vide Equações 17a ou 17b), inclusive com a possibilidade de mapeamento do desvio-padrão da estimativa.

Por outro lado, a estimação geoestatística implica na formulação de hipóteses de estacionariedade, seguida do cálculo de semivariogramas experimentais, aos quais deve-se ajustar um modelo teórico. Em toda esta seqüência existe sempre certo grau de incerteza sobre as hipóteses assumidas ou os parâmetros ajustados aos modelos.

Esta incerteza pode ser convenientemente avaliada através de um procedimento chamado de validação cruzada. Resumidamente, este procedimento envolve a estimativa de cada ponto medido "fazendo de conta" que ele não existe e utilizando todos os demais dados disponíveis. Se a krigagem for mesmo representativa do processo espacial real, e se as hipóteses assumidas forem verdadeiras, então um valor estimado utilizando a validação cruzada dever ser razoavelmente próximo do valor amostrado em uma mesma localização.

Os procedimentos de validação cruzada são basicamente a plotagem de valores medidos versus valores estimados, e o cálculo do erro absoluto e do erro padronizado, procedimentos usuais dentro da estatística convencional.

2.1.5 Estudos de Casos e Aplicações

Nos últimos anos têm crescido significativamente o número de trabalhos científicos publicados sobre modelagem espacial e geoestatística, nas mais diversas aplicações. O Quadro 3 apresenta uma breve descrição de algumas destas aplicações juntamente com a respectiva referência. São especialmente importantes no contexto do presente trabalho, as aplicações de metodologias de análise espacial na avaliação da qualidade da água subterrânea, cuja descrição é apresentada de forma mais detalhada nos parágrafos subseqüentes.

QUADRO 2: Métodos de Escolha da Vizinhança (ISAAKS; SRIVASTAVA 1989)

Método	Descrição e Características
Método da Vizinhança Única	<ul style="list-style-type: none"> • Todos os valores medidos são considerados vizinhos e são utilizados na estimativa, porém os pesos associados a vizinhos separados por distâncias maiores do que o alcance não tem contribuição significativa no valor estimado; • A grande vantagem é computacional, já que uma vez invertida a matriz de coeficientes, as estimativas podem ser feitas com pequeno consumo de tempo de processamento; • Para se usar vizinhança única, é necessário que o variograma seja definido até a maior distância existente no campo.
Método da Distância Constante	<ul style="list-style-type: none"> • Para cada ponto estimado é selecionada uma vizinhança compreendendo todos os pontos localizados dentro de um círculo ou elipse de raio especificado; • A grande vantagem deste método está no fato que se conhece exatamente a distância na qual os vizinhos para estimativa são procurados; • Por outro lado, o número de vizinhos pode mudar bastante ao longo do campo, fazendo com que o tamanho do sistema matricial seja variável.
Método do Número de Vizinhos Constantes	<ul style="list-style-type: none"> • Mantém-se constante o número de vizinhos em qualquer posição no campo; • A distância de busca de vizinhos varia sobre o campo; • É o método mais usado para amostragens regulares.
Método dos Quadrantes	<ul style="list-style-type: none"> • Uma alternativa é usar um número especificado de vizinhos em cada quadrante ao redor do valor a ser estimado; • A vantagem é que a estimativa recebe contribuição semelhante em número, de todas as direções; • Problemas nos cantos e extremidades do campo.

QUADRO 3: Exemplos de Aplicações da Estimação Espacial

Descrição	Referência
Estudo da variabilidade dos parâmetros do Índice de Qualidade da Água (IQA) na Sub-bacia Hidrográfica do Rio Castelo (ES)	Castro Jr. et al. (2007)
Diagnóstico da qualidade da água subterrânea em poços tubulares no município de Campo Maior (PI)	Veríssimo et al. (2004)
Mapeamento da favorabilidade para a exploração da água subterrânea na região do Médio Tietê (SP)	Vidal et al. (2005)
Estimativa do uso da água de poços tubulares profundos na área urbana de Passo Fundo (RS)	Fragomeni (2005)
Planejamento de amostragens de solo em planície de inundação (MT)	Nogueira et al. (2000)
Modelagem ambiental de poluentes em sistemas lacustres (AM)	Almeida et al. (2007)
Caracterização do reservatório petrolífero do Campo de Namorado na Bacia de Campos (RJ)	Santos et al. (2003)
Aplicações em Geotecnia Ambiental no município de Bauru (SP)	Sturaro et al. (2000)
Análise temporal da precipitação mensal e anual na estação climatológica de Uberaba (MG)	Silva et al. (2003)
Caracterização dos recursos hídricos subterrâneos na região de Algarve (Portugal)	Martins et al. (2006)
Avaliação espaço-temporal da armazenagem de água em latossolo	Moreti et al. (2007)
Caracterização espaço-temporal do regime pluviométrico na parte paulista da bacia hidrográfica do rio Paraíba do Sul (SP)	Folhes et al. (2007)
Análise de dados de poços tubulares profundos em Curitiba (PR)	Chavez-Kus (2003)
Análise espaço-temporal do teor de potássio em área de agricultura de precisão	Johann et al. (2002)
Variabilidade espacial e temporal da produtividade de culturas	Amado et al. (2007)
Análise de experimentos	Pontes e Oliveira (2004)
Controle Estatísticos de Processos	Mingoti e Fidelis (2001)
Modelagem da água subterrânea no Kansas (EUA)	Ma et al. (1999)
Análise de níveis d'água no subsolo	Boezio et al. (2008)
Análises sócio-demográficas	Jakob e Young (2006)

Veríssimo et al. (2004) realizaram um diagnóstico dos poços tubulares e da qualidade das águas subterrâneas no município de Campo Maior, localizado na porção central do estado do Piauí, a partir de um cadastro com 1.081 poços e 971 medidas de sólidos totais dissolvidos (STD). As análises incluíram ainda as características hidrodinâmicas, qualidade da água, aspectos construtivos dos poços, uso e consumo. Este tipo de trabalho constitui-se em grande subsídio aos órgãos municipais e estaduais na tomada de decisões para o planejamento, execução e gestão dos programas que utilizam os recursos hídricos subterrânea. Os autores concluíram que as águas subterrâneas na região estudada são de boa qualidade para consumo humano em 98,6% dos poços. Neste trabalho, no entanto, não foram utilizados métodos geoestatísticos na modelagem da distribuição espacial dos parâmetros de qualidade da água, embora os autores apresentem um mapa de isovalores para o STD. Possivelmente, foi utilizado algum método determinístico de interpolação, embora não explicitado no trabalho.

Vidal et al. (2005) apresentam uma análise de favorabilidade para a exploração de água subterrânea, visando a diminuição do risco exploratório. A análise foi realizada na área de afloramento do Grupo Tubarão, entre os municípios de Campinas e Sorocaba. As variáveis utilizadas foram porcentagem de arenitos, distribuição dos lineamentos, altitude do terreno e condutividade elétrica da água subterrânea. Os resultados obtidos destacaram uma grande área entre os municípios de Tietê e Mombuca e as regiões de Elias Fausto e Monte Mor, como de melhor potencial para exploração de água subterrânea. Ao invés de analisar isoladamente cada variável amostrada, os atributos georeferenciados foram discretizados em células e correlacionados espacialmente, resultando nos mapas de favorabilidade. A combinação das informações foi utilizada para gerar uma saída de dados que permitisse calcular a probabilidade de ocorrer um depósito. Neste artigo não foi empregada a metodologia geoestatística, porém foi utilizada uma técnica de análise espacial de caráter probabilístico baseada na estatística bayesiana.

Outro trabalho importante foi o realizado por Fragomeni (2005) que apresentou uma estimativa do uso da água de poços tubulares profundos na área urbana de Passo Fundo/RS. Neste trabalho, Fragomeni busca estimar o volume de água extraído em 237 poços cadastrados, georreferenciados, e classificados em quatro usos da água: comercial, industrial, residencial e serviços. A partir de técnicas básicas de interpolação espacial determinísticas o autor apresenta os resultados na forma de mapas temáticos. O volume de água extraído pelos poços tubulares profundos cadastrados foi estimado em 3.548 m³/dia, sendo que o uso em serviços responde por 49,35 % deste montante, o uso residencial conta 41,52 %, o uso

industrial 5,7 % e o uso comercial 3,43 %. Os resultados obtidos por Fragomeni (2005), além de possibilitarem a espacialização dos resultados em mapas temáticos de uso da água subterrânea, permitem concluir que o volume de água extraído desses poços representa uma contribuição importante ao abastecimento de água para os usos serviços e residencial.

Chavez-Kus (2003) realizou um trabalho cujo objetivo foi o de reconhecer e comparar dados hidrogeológicos relativos às águas subterrâneas em Curitiba/PR, visando identificar a distribuição geográfica e as características dos poços tubulares profundos. Foram utilizadas informações de um bancos de dados hidrogeológicos com 1.297 poços perfurados entre os anos de 1950 a 2001. Nenhum método de análise espacial de dados foi utilizado e o trabalho fundamentou-se inteiramente em técnicas de estatística convencional.

Ma et al. (1999) apresentam um artigo no qual enfatizam o papel dos métodos geoestatísticos (krigagem ordinária e cokrigagem) na aplicação de modelos hidrogeológicos na região central do estado americano do Kansas. As variáveis analisadas foram os níveis freáticos, a profundidade da rocha e a posição da interface água doce-água salgada.

Boezio et al. (2008) empregaram a krigagem ordinária e a cokrigagem, utilizando nesta última dados da topografia como variável secundária, para modelar os níveis freáticos na região de Siderópolis/SC. Já Gundogdu e Guney (2007) utilizaram a krigagem universal na avaliação dos níveis da água subterrânea em uma área de irrigação na Turquia. A utilização da krigagem universal ao invés da krigagem ordinária foi justificada pelos autores em razão da característica não estacionária da variável estudada.

Em síntese, embora o número de trabalhos revisados enfocando análise da água subterrânea tenha sido relativamente pequeno, foi possível constatar que a utilização da abordagem geoestatística ainda é restrita, em comparação com outros métodos de análise espacial ou mesmo métodos estatísticos convencionais (não espaciais), o que revela a importância do tema objeto do presente trabalho.

2.2 QUALIDADE DA ÁGUA SUBTERRÂNEA

Os oceanos acumulam 97,2% do total das águas do planeta e as terras emersas somente 2,8%. Dessa fração, a cobertura glacial retém 2,17%, as águas subterrâneas contribuem com 0,61%, os solos com 0,005%, os lagos de água doce com 0,009%, os rios com 0,0001% e os lagos salinos com 0,008%. Considerando que mais do que 75% das águas nas áreas emersas estão retidas nos glaciais ou em ambientes salinos, resta somente uma pequena porcentagem deste suprimento total que pode ser disponibilizado como água

adequada às necessidades humanas. Destas, mais de 98% encontram-se na forma de reservatórios subterrâneos, excedendo em muito o volume das águas armazenadas na superfície (FETTER, 1994 apud ARENZON, 2004).

Em contraste com estas informações, em função do comprometimento dos mananciais superficiais por contaminação intensa, existe atualmente uma demanda crescente de água subterrânea de boa qualidade visando o atendimento das necessidades de abastecimento do meio industrial, rural, e, principalmente, dos grandes centros urbanos (MARQUEZAN, 2000 apud ARENZON, 2004). Assim como para as águas superficiais, o aumento da produção e da dispersão de poluentes aumenta também o risco de contaminação dos sistemas hídricos subterrâneos. Conforme CETESB (2001a apud ARENZON, 2004), como o solo e a água subterrânea fazem parte de um mesmo contexto, o que ocorre com o solo repercutirá nas águas subterrâneas, podendo resultar em alterações de sua qualidade. As características químicas das águas subterrâneas dependem, inicialmente, da composição das águas de recarga e, em seguida, de sua evolução química, influenciada diretamente pela tipologia a qual atravessa (CETESB, 2001b apud ARENZON, 2004). Desta forma, a migração dos poluentes através do solo para as águas superficiais e subterrâneas constitui uma mudança para a qualidade dos recursos hídricos. Segundo Finotti et. al. (2001 apud ARENZON, 2004), as reservas de águas subterrâneas brasileiras já se encontram seriamente comprometidas e esta contaminação subsuperficial é difícil de ser detectada. Bruner et. al. (1998 apud ARENZON, 2004) acrescentam que um dos maiores problemas envolvendo a contaminação das águas subterrâneas é que estas são naturalmente mais difíceis de monitorar e remediar do que as águas superficiais. De acordo com Marquezan (2000 apud ARENZON, 2004), quando identificada a degradação dos mananciais subterrâneos ou de parte deles, estes já se encontram em tal estado de impactação que medidas reparadoras são ineficientes para depurá-los. No caso de contaminações, os principais objetivos das investigações hidro-químicas em águas subterrâneas são de avaliar o nível de contaminantes potenciais neste ambientes, avaliar a gravidade da contaminação e de identificar as opções de medidas reparadoras, se necessário, para assegurar que não haja perigo para a saúde humana e para o ambiente (MARQUEZAN, 2000, apud ARENZON, 2004, p. 46).

Os esforços científicos e regulatórios na avaliação de águas subterrâneas têm-se focado na identificação e quantificação das substâncias químicas isoladas e em um rol de parâmetros que são considerados prejudiciais para o homem e o ambiente (CETESB, 2001a apud ARENZON, 2004). Este enfoque é baseado na suposição de que a maioria dos

componentes prejudiciais são conhecidos e detectáveis pelas análises químicas e que as substâncias presentes no ambiente interagem de acordo com um modelo pré-estabelecido. Desta maneira, os efeitos antagônicos e sinérgicos dos contaminantes não são diagnosticados. Além disso, as propriedades toxicológicas de muitos contaminantes são desconhecidas (ARENZON, 2004).

Para CETESB (2001b apud ARENZON, 2004), A avaliação do potencial de risco ambiental de águas subterrâneas contaminadas não pode ser realizado através de métodos químicos isolados. Uma avaliação da qualidade do solo e das águas subterrâneas dependentes de valores orientadores estabelecidos com base somente na questão da saúde humana, em detrimento de outros importantes aspectos ambientais, pode desconsiderar efeitos sobre os processos biológicos e outras funções do solo.

Os efeitos biológicos causados por diversos compostos químicos têm sido avaliados através de estudos de toxicidade, amplamente utilizados e documentados para a avaliação de águas superficiais e para avaliar o potencial tóxico de lançamentos de lixos industriais. Estes estudos são planejados para proteger a integridade biológica dos ecossistemas aquáticos, no entanto, esta proteção não tem sido estendida às águas subterrâneas.

Apesar dos testes não serem quase aplicados às águas subterrâneas, o acompanhamento da não contaminação desses ambientes é primordial, devido a sua importância como fonte de irrigação, abastecimento público e provável lançamento para as águas superficiais.

A qualidade da água em geral está entre os mais relevantes e emblemáticos problemas do país. A informação esparsa ou inexistente em várias bacias, sem redes de monitoramento adequadas em termos de frequência, parâmetros e número de pontos de amostragem para o território que cobre a área dos reservatórios, dificulta uma visão totalmente fidedigna da condição dos corpos d'água destes reservatórios.

A importância da qualidade da água está bem conceituada na Política Nacional de Recursos Hídricos (ANA, 2005) que define, dentre seus objetivos, “assegurar à atual e às futuras gerações a necessária disponibilidade de água, em padrões de qualidade adequados aos respectivos usos”.

A Política Nacional de Recursos Hídricos também determina, como uma das diretrizes de ação do Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos, “a gestão sistemática dos recursos hídricos, sem dissociação dos aspectos de quantidade e qualidade e a integração da gestão dos recursos hídricos com a gestão ambiental”.

Na medida em que se torna mais intenso e diversificado o uso dos mananciais e de suas bacias hidrográficas, maior é a necessidade de se definir formas de manejo sustentado e de gestão ambiental desses ecossistemas. Para isso torna-se necessário um monitoramento sistemático, o qual resulta em séries temporais de dados que permitam avaliar a evolução da qualidade do corpo aquático e conhecer tendências de sua evolução.

Toledo e Nicollela (2002) comentam que o monitoramento da qualidade da água é necessário a partir de informações objetivas e interpretáveis, partindo de critérios que consideram as características dos recursos hídricos. Sob este ponto de vista os índices de qualidade podem facilitar o monitoramento, fornecendo informações resumidas dos dados de qualidade de água de uma forma geral.

A avaliação da qualidade da água subterrânea depende do seu uso previsto e deve estar apoiada na análise espacial e temporal de parâmetros físico-químicos e microbiológicos, ou através do cálculo de indicadores de qualidade específicos.

O padrão de potabilidade das águas subterrâneas deve ser avaliado e classificado a partir da comparação de dados disponíveis de análises físico-químicas e microbiológicas dos poços tubulares com valores de referência recomendados pela legislação vigente (Portaria 518/2004, do Ministério da Saúde), os quais estão resumidos no Quadro 4.

QUADRO 4: Parâmetros de Potabilidade da Água

Parâmetro de qualidade	Limite máximo ou faixa recomendável
Cor	5 Pt/L
Turbidez	5 UTN
pH	6,0 a 9,5
Fluoretos	1,5 mg/l
Nitratos (NO ₃ /N)	10,0 mg/l
Cloretos	250,0 mg/l
Dureza	500,0 mg/l
Ferro Total	0,3 mg/l
Manganês	0,1 mg/l
Sulfatos	250,0 mg/l
Sólidos Totais Dissolvidos	1000,0 mg/l
Coliformes Fecais	0/100 ml
Coliformes Totais	0/100 ml

3. METODOS E MATERIAIS

3.1 PROGRAMA DA PESQUISA

A presente pesquisa seguiu o fluxograma geral de atividades mostrado na Figura 2, a partir da obtenção de dados secundários de poços artesanais referentes aos diversos parâmetros físico-químicos e microbiológicos referentes à potabilidade da água subterrânea na área urbana do município de Passo Fundo/RS. As principais etapas do trabalho estão descritas nos itens subseqüentes.

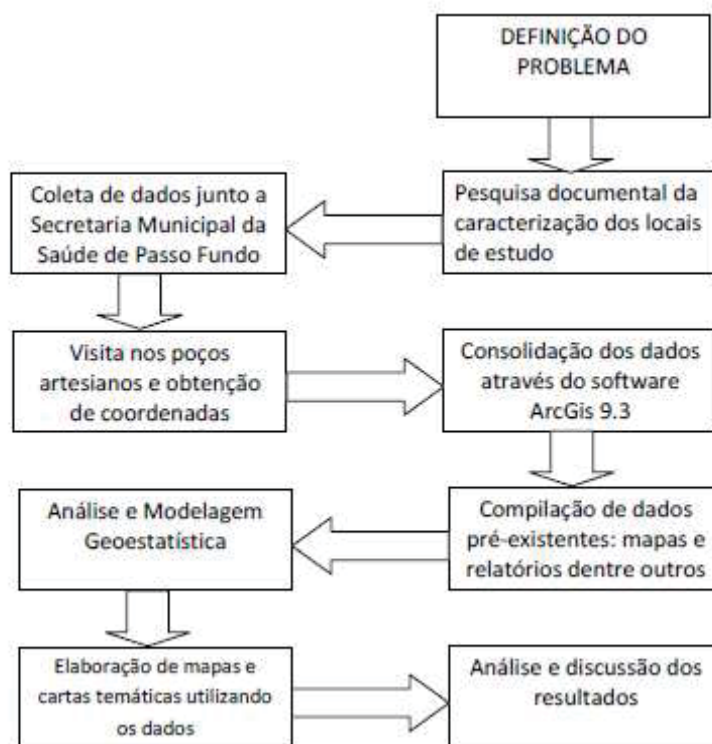


FIGURA 2: Fluxograma da pesquisa.

3.2 ÁREA DE ESTUDO

Este trabalho foi desenvolvido em Passo Fundo, município brasileiro situado na região norte do Estado do Rio Grande do Sul, com aproximadamente 760 km² e cerca de 200 mil habitantes, conforme ilustra a Figura 3. No município de Passo Fundo as atividades econômicas de produção e consumo têm gerado externalidades negativas que comprometem a qualidade de sua água superficial e subterrânea e seu potencial hidrológico. Diversas ações têm contribuído para a degradação dos mananciais hídricos, desde atividades rurais, como drenagem das suas várzeas para uso agrícola, implantação de lavouras em áreas próximas ao seu leito, contaminação por agrotóxicos, desmatamento de suas matas ciliares e degradação de suas cabeceiras, até atividades urbanas, como esgotos clandestinos, eliminação de efluentes industriais e depósito inadequado de lixo urbano, entre outros.

A hidrogeologia do município de Passo Fundo (MACHADO; FREITAS, 2005) está baseada nos sistemas aquíferos Guarani, Serra Geral I e Serra Geral II. O Sistema Aquífero Guarani ocupa cerca de 55% da área do Rio Grande do Sul, apresentando grande diversidade de potencialidade e qualidade. É limitado na base pelos sistemas aquíferos Sanga do Cabral, Pirambóia e Botucatu. No topo é limitado pelas bases dos sistemas aquíferos Serra Geral I, II e III.

O sistema aquífero Serra Geral I ocupa a parte centro-oeste da região dominada pelos derrames da unidade hidroestratigráfica Serra Geral no planalto rio-grandense. Abrange os municípios de Soledade, Tupanciretã, Santo Antônio das Missões, Santa Rosa, Tenente Portela, Nonoai, Erechim e Passo Fundo. Constitui-se principalmente de litologias basálticas, amigdalóides e fraturadas, capeadas por espesso solo avermelhado. As capacidades específicas são muito variáveis, existindo poços não produtivos próximos de outros com excelentes vazões. Poços que captam águas mais salinas, sódicas e de elevado pH (entre 9 e 10) provavelmente correspondem a porções do aquífero influenciadas por águas ascendentes do Sistema Aquífero Guarani. O Sistema Aquífero Serra Geral II ocupa a parte oeste do estado, os limites das rochas vulcânicas com o rio Uruguai e as litologias gonduânicas, além da extensa área nordeste do planalto associada com os derrames da unidade hidroestratigráfica Serra Geral. Suas litologias são predominantemente riolitos, riocitos e, em menor proporção, basaltos fraturados. Valores maiores de pH, salinidade e teores de sódio podem ser encontrados nas áreas influenciadas por descargas ascendentes do Sistema Aquífero Guarani.

Análises de amostras das águas dos Sistemas Aquíferos Serra Geral I e II têm mostrado uma predominância quase absoluta de águas doces potáveis. Os valores de pH mais alcalinos, e os teores de ferro e manganês podem em algumas amostras ultrapassar os limites de potabilidade.



FIGURA 3: Localização de Passo Fundo

Fonte: Meneguetti (2007)

3.3 COMPILAÇÃO E CONSOLIDAÇÃO DO BANCO DE DADOS

Os dados de 127 poços tubulares, referentes a um período de cinco anos, foram coletados junto a Secretaria Municipal da Saúde de Passo Fundo e a uma empresa construtora de poços artesianos localizada no município.

Foram coletados e analisados dados referentes à qualidade da água subterrânea, incluindo os seguintes parâmetros físico-químicos e microbiológicos: pH, turbidez, dureza

total, ferro total, nitrato, cloro livre, coliformes fecais, coliformes totais, contagem de bactérias heterotróficas.

A partir da compilação dos dados obtidos, foi construído um banco de dados georeferenciado contendo todas as informações necessárias às análises propostas com o auxílio o software de manipulação de informações geográficas ARCGIS[®], versão 9.3.1, disponível na Universidade de Passo Fundo.

3.4 MODELAGEM GEOESTATÍSTICA

Considerando individualmente as variáveis que representam a qualidade da água subterrânea, pode-se, segundo e Harmancioglu et al. (1998), assumir que tais variáveis são obtidas a partir de uma distribuição amostral no espaço e no tempo. Sendo assim e levando-se em conta que os modelos de avaliação de qualidade da água descritos por Gastaldini et al. (2002), em sua maioria, consideram distância e tempo como variáveis básicas, e considerando ainda que os parâmetros de avaliação possam ser inferidos por aplicações de estatísticas convencionais, pode-se propor a utilização de métodos de modelagem que agreguem a estatística clássica aos elementos geográficos espaço-temporais.

No presente estudo foram aplicadas ferramentas de análise geoestatística, com o auxílio da extensão *Geostatistical Analyst* do software ArcGIS, versão 9.3.1, disponível na Universidade de Passo Fundo.

De forma genérica, pode-se enumerar as etapas para aplicação das técnicas geoestatísticas a um determinado conjunto de dados, como a seguinte seqüência de procedimentos: análise exploratória, obtenção do semivariograma experimental, interpolação por krigagem e validação cruzada.

Na etapa chamada de análise exploratória, foram determinados os parâmetros estatísticos que descrevem a tendência ou posição central, a dispersão e a forma da distribuição dos dados amostrais. Nesta etapa, foram calculados os parâmetros clássicos da estatística descritiva, tais como: média aritmética, mediana, moda, variância, desvio-padrão, quartis (inferior e superior), coeficiente de variação, coeficiente de assimetria, coeficiente de curtose.

Na obtenção do chamado semivariograma experimental, segundo Salviano (1996), busca-se a avaliação do grau de dependência e continuidade espacial entre amostras experimentais e a definição dos parâmetros necessários para a estimativa de valores para

locais não amostrados. O semivariograma pode ser definido pelas semivariâncias de um conjunto de medidas (amostras) realizadas em campo e que possuem uma determinada distância (h) entre si.

Para o presente estudo foram avaliados diferentes modelos matemáticos de semivariogramas para cada um dos parâmetros de qualidade da água subterrânea. Para cada parâmetro buscou-se o modelo mais apropriado.

A etapa chamada de Krigagem forneceu as estimativas, não tendenciosas e com variâncias mínimas, para os pontos não amostrados. Nesta etapa, o procedimento é semelhante ao de interpolação por média móvel ponderada, porém com pesos determinados a partir de uma análise espacial (ou temporal) baseada no modelo de semivariograma adotado. Os ponderadores de dados na etapa de Krigagem levam em conta além da distância euclidiana entre as amostras também a variabilidade estatística dos dados (semivariância ou covariância) na região de estimação. Foram empregadas, no presente estudo, as seguintes formas de krigagem, já descritas anteriormente no capítulo 2: krigagem ordinária e krigagem indicativa.

Na etapa de validação cruzada, foram realizados os testes para avaliar o grau de incerteza sobre as hipóteses assumidas, os modelos selecionados, os valores dos parâmetros ajustados e a qualidade da interpolação por krigagem. Segundo Isaaks e Srivastava (1989), nesta etapa, cada ponto medido é excluído e seu valor é estimado levando-se em conta os dados restantes. Desta forma, os valores medidos dos parâmetros individualizados de qualidade da água dos pontos amostrados são comparados aos novos valores estimados.

3.5 ELABORAÇÃO DE MAPAS E CARTAS TEMÁTICAS

A partir dos resultados da análise geoestatística, isto é, do estudo da variação espacial da qualidade das águas subterrâneas na área urbana do município de Passo Fundo, foram elaborados mapas temáticos e de probabilidades relacionados aos parâmetros de qualidade da água. Os mapas foram elaborados com o auxílio da ferramenta ARCMAP do software ArcGIS Desktop[®], versão 9.3.1, disponível na Universidade de Passo Fundo.

3.6 O SOFTWARE ARCGIS DESKTOP[®] 9.3.1

As informações que subsidiarão as aplicações dos métodos geoestatísticos foram extraídas do banco de dados e processadas através do software ArcGIS Desktop[®] 9.3.1,

disponível na Universidade de Passo Fundo, o qual possibilita a criação de mapas sob a técnica de interpolação, utilizando métodos determinísticos ou probabilísticos.

Resumidamente, o ArcGIS Desktop[®] é um sistema comercial de informações geográficas (SIG) criado pela ESRI (*Environmental Systems Research Institute*) para apoio a tomada de decisões, o qual permite a análise de dados geográficos e a geração de conhecimento a partir do estabelecimento de relações e construção de modelos preditivos.

O ArcGIS Desktop[®] 9.3.1 é uma família de produtos disponíveis em três diferentes versões — ArcInfo[®], ArcEditor[®] e ArcView[®] — que compartilham o mesmo núcleo de aplicações, interface do usuário e ambiente de desenvolvimento. A diferença é que cada produto oferece funcionalidades adicionais, em especial no que diz respeito à edição e construção de bancos de dados, à medida que é feito o *upgrade* do ArcView[®] para o ArcEditor[®] e deste para o ArcInfo[®], conforme ilustra a Figura 4. A versão do programa ArcGIS Desktop[®] disponível na Universidade de Passo Fundo corresponde à versão ArcView[®].



FIGURA 4: Estrutura do ArcGIS Desktop[®].

O ArcView[®] permite está organizado de forma extremamente compreensível e intuitiva, em três módulos de aplicações funcionais: ArcMap[®], ArcCatalog[®] e ArcToolbox[®]. A utilização destas três aplicações permite realizar qualquer tarefa simples ou complexa, incluindo a gestão de dados geográficos, construção de mapas, análise espacial, edição avançada de dados e ligações à bases de dados externas.

No ArcMap[®], o utilizador trabalha com informações geográficas através de mapas interativos, o que permite visualizar, explorar, questionar e analisar todas as informações geográficas disponíveis. Já o ArcCatalog[®] permite a gestão genérica do banco de dados de informações geográficas: edição, exploração, busca, pesquisa e visualização de dados e

mapas. O módulo funcional ArcToolbox[®] compreende um conjunto de ferramentas, as quais permitem ao usuário realizar operações de geoprocessamento tais como conversão de dados, análises de proximidade, transformações de mapas, entre outras.

A versão utilizada possui ainda a extensão opcional denominada ArcGIS *Geostatistical Analyst*[®], a qual foi adquirida pela Universidade de Passo Fundo exclusivamente para o desenvolvimento do presente trabalho. Esta extensão contém um poderoso conjunto de ferramentas para exploração e análise de dados espacialmente estruturados e geração de superfícies. Esta extensão efetivamente preenche o vácuo entre a análise geoestatística e o Sistema de Informações Geográficas, permitindo a modelagem espacial de fenômenos, a avaliação de riscos, e a previsão acurada de variáveis espacialmente distribuídas dentro da área de estudo. Com o ArcGIS *Geostatistical Analyst*[®], é possível criar superfícies a partir de dados amostrais discretos obtidos em áreas onde a coleta de informações em todas as posições seria impraticável ou mesmo impossível. Em resumo, com o ArcGIS *Geostatistical Analyst*[®], pode-se:

- Visualizar, modelar e prever relações espaciais;
- Relacionar dados, gráficos e mapas, de forma dinâmica;
- Realizar interpolações determinísticas o probabilísticas;
- Avaliar modelos e previsões probabilisticamente e quantificar riscos.

A Figura 5 apresenta, a título de ilustração, um exemplo de resultado obtido a partir da utilização da extensão ArcGIS *Geostatistical Analyst*[®].

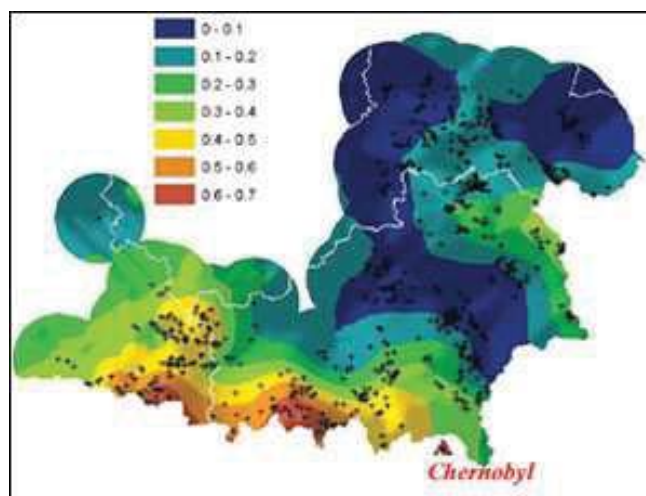


FIGURA 5: Mapa de probabilidades para a contaminação do leite por rádio-césio na região do acidente nuclear de Chernobyl (krigagem disjuntiva com nível de corte de 75% do valor máximo permissível).

4. APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados e discutidos os principais resultados obtidos no trabalho, com ênfase na avaliação e comparação das ferramentas de modelagem geoestatística utilizadas na avaliação de parâmetros da qualidade da água subterrânea na área urbana de Passo Fundo/RS.

4.1 CONSOLIDAÇÃO DO BANCO DE DADOS

Este trabalho foi desenvolvido a partir do cadastramento de 127 poços tubulares profundos localizados na área urbana do município de Passo Fundo/RS. Os dados referentes a estes poços, bem como os resultados das análises físico-químicas e microbiológicas foram compilados a partir de consulta a fichas e relatórios individuais obtidos junto à Secretaria Municipal da Saúde e à Construtora de Poços Artesianos Fhiben, empresa com sede no município. As coordenadas geográficas dos poços foram determinadas no curso do presente trabalho a partir da utilização de GPS de navegação.

A Figura 30 apresenta um mapa da localização dos 127 poços na área urbana do município de Passo Fundo e a Tabela 1 apresenta os dados e variáveis inicialmente compilados referentes a cada poço cadastrado. A identificação dos poços no mapa da Figura 30 é feita pelo número ID que consta na Tabela 1, o qual aparece junto a cada ponto representado no mapa. A relação dos dados e variáveis compilados, juntamente com as respectivas unidades de medição, é a seguinte:

- Número de identificação (adimensional);
- Coordenadas geográficas (graus);
- Vazão (m^3/dia);
- Profundidade (metros);

- Elevação (metros);
- pH (adimensional);
- Turbidez (NTU);
- Dureza (mg/l CaCO₃);
- Ferro total (mg/l);
- Nitratos (mg/l NO₃⁻N);
- Coliformes fecais (NMP);
- Coliformes totais (NMP);
- Contagem de bactérias heterotróficas (UFC/ml).

O primeiro aspecto a observar na Figura 30 diz respeito à distribuição irregular e heterogênea dos pontos amostrais (poços) na região de estudo. Há uma concentração clara dos dados disponíveis na área central, com grandes espaços sem qualquer amostragem, quando a situação mais desejável é aquela em que os dados se distribuem mais homogênea e com maior regularidade na área. O agrupamento dos dados, se não for considerado adequadamente, pode distorcer drasticamente as estimativas feitas em razão do efeito de redundância, isto é, pontos muito próximos entre assumem um peso excessivo na ponderação da estimativa, quase como se um determinado dado tivesse sido incluído duas ou mais vezes no cálculo da estimativa. Porém, conforme abordado no capítulo 2, o método de interpolação geoestatística (krigagem), minimiza este efeito a partir da definição da matriz de covariâncias **C**, de forma que pontos amostrais dentro de agrupamentos recebem um peso menor. Contudo, a proporção de pontos agrupados em relação ao número total de pontos não deveria ser grande como no presente estudo, sob pena que comprometer a precisão e representatividade das estimativas.

Um segundo aspecto a analisar diz respeito ao número total de pontos amostrais, que no presente estudo é de 127. As recomendações da literatura específica (e.g. ISAACS; SRIVASTAVA 1989, WEBSTER; OLIVER 2001, ANDRIOTTI 2003, LANDIM 2003) sugerem um número de 50 a 80 pares de pontos para cada distância *h* utilizada na construção do variograma experimental. No presente caso, o número relativamente baixo de dados amostrais, mas especialmente a distribuição heterogênea dos pontos, pode comprometer a representatividade dos pontos do variograma, em particular daqueles que correspondem aos maiores valores de *h*, e por consequência, a precisão das estimativas. Contudo, esta deficiência não impede a análise dos dados, em caráter preliminar, a qual pode servir inclusive de base ao planejamento de uma etapa subsequente de amostragem.

Um terceiro aspecto a ressaltar diz respeito ao período de tempo abrangido pelas análises físico-químicas e microbiológica da água dos poços, de aproximadamente 5 anos (2005-2009). Desta forma, os dados apresentados na Tabela 1 podem ser considerados, para fins de simplificação, como sendo os valores médios para cada poço no período de coleta dos dados. Esta simplificação contribui para a incerteza das estimativas obtidas, porém, em razão da insuficiência de dados, não foi possível proceder de outra forma nem considerar na análise a variação temporal dos dados.

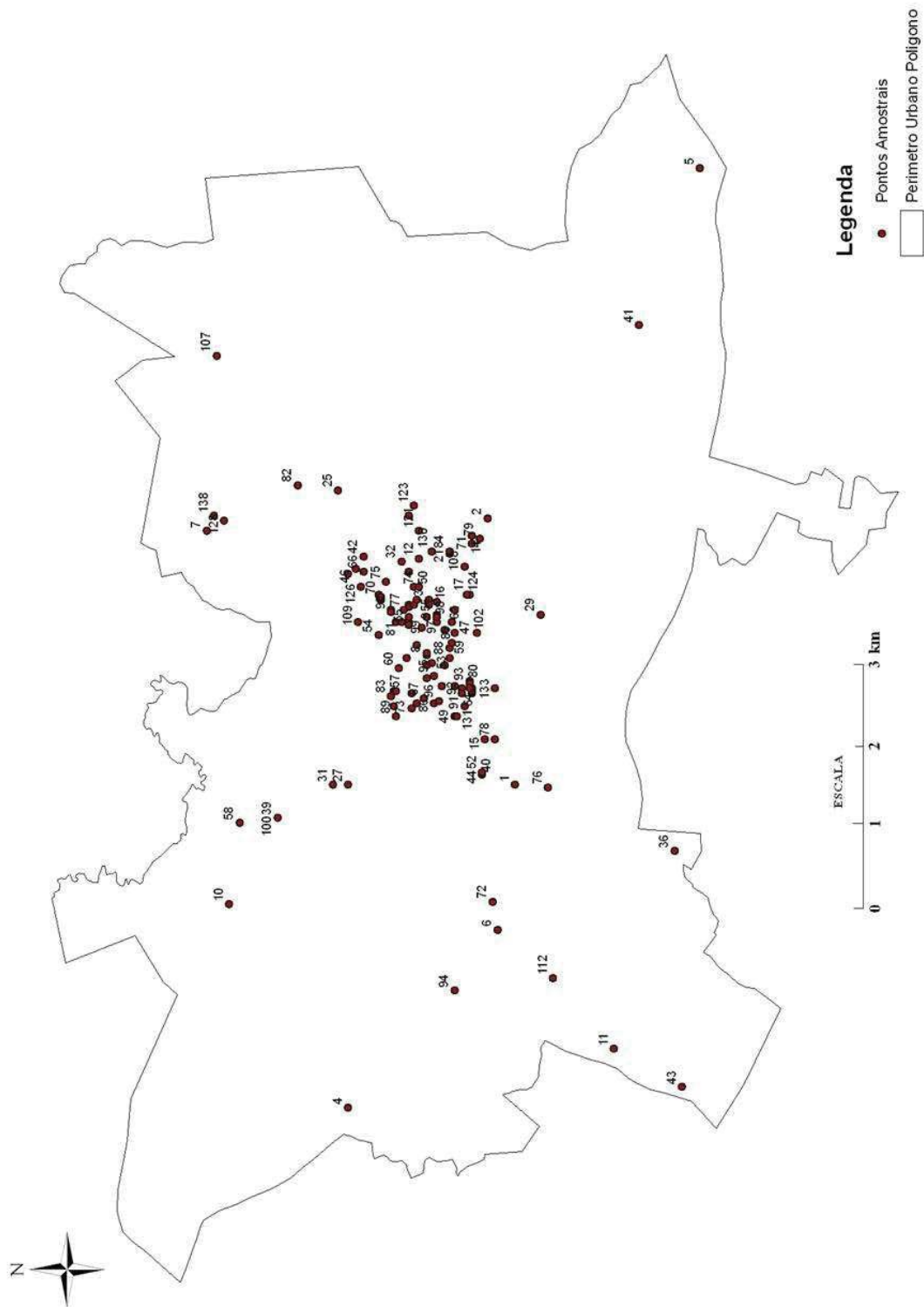


FIGURA 30: Mapa com as localizações dos poços na área urbana de Passo Fundo.

TABELA 1: Dados sobre os poços tubulares na área urbana do município de Passo Fundo/RS.

ID	Graus L-O	Graus N-S	pH	Turbidez	Dureza	Ferro Total	Nitratos	Coliformes Fecais	Coliformes Totais	Bactérias Heterotróficas	Elevação	Vazão	Profundidade
1	-52,42333333	-28,26972222	7,62	0,04	24,6	0	1,15	0	0	1	671	4,718	90
2	-52,39416667	-28,26666667	7,77	0,03	75,7	0	2,45	0	0	1	686	8,088	78
3	-52,40305556	-28,26027778	7,05	0,02	88,7	0	4,1	0	0	450	685	24,264	92
4	-52,45861111	-28,25138889	7,07	1,14	32	0,03	0,78	0	0	1	613	12,6	89
5	-52,35583333	-28,29000000	6,05	8,06	20,9	0,58	1,89	2	0	15.000	712	19,8	84
6	-52,43916667	-28,26777778	8,08	0,45	31,5	0,01	0,94	2	0	1	669	14,5	76
7	-52,39555556	-28,23583333	--	0,02	0	0	0	0	0	50	680	80	140
8	-52,40916667	-28,26000000	6,87	4,99	20,8	0	0	1	0	0	664	22,242	93
9	-52,40555556	-28,26111111	6,04	0,35	16	0,16	0,2	0	0	0	690	20	121
10	-52,43638889	-28,23833333	7,46	0,02	83,7	0	3,1	1	0	450	649	20	85
11	-52,45222222	-28,28055556	6,74	0,16	35,3	0	2,11	1	0	1	651	30	145
12	-52,39861111	-28,25916667	7,05	0,02	88,7	0	4,1	1	0	450	666	10,11	93
13	-52,41250000	-28,26166667	6,98	1,94	22	0,1	1,9	1	0	1	689	18,872	97
14	-52,39611111	-28,26500000	8,02	0,02	20,4	0	0,63	1	0	1	694	4,718	89
15	-52,41833333	-28,26638889	6,1	0	80,8	0,22	0	0	0	0	679	8,088	89
16	-52,40333333	-28,26111111	6,88	0,02	32,5	0	0,987	1	0	1	684	17,524	99
17	-52,40250000	-28,26472222	7,29	0,05	90,1	0,05	2,99	1	0	1	675	16,176	73
18	-52,41277778	-28,26388889	6,78	0,02	82,3	0	8,91	1	0	1	680	55	100
19	-52,41472222	-28,25638889	6,9	0,02	47,7	0	5	0	0	2	686	16,176	79
21	-52,39805556	-28,26250000	6,6	0,54	26	0,07	0,58	1	0	1	686	--	--
24	-52,41333333	-28,26500000	6,74	0,06	48,4	0	14,64	1	1	380	674	6	102
25	-52,39111111	-28,25027778	7,36	0,29	38	0	5,67	1	1	1	661	40	128
26	-52,40888889	-28,26000000	6,64	0,15	32,6	0	11,25	1	1	1	665	16,85	93
27	-52,42333333	-28,25138889	7,22	0,02	32	0	1,5	1	1	1	669	15	87
28	-52,41444444	-28,25888889	7,23	0,02	56,4	0	6,27	1	1	170	690	20	139
29	-52,40472222	-28,27250000	7,04	0,29	73,5	0	2,92	1	1	1	669	5	100
30	-52,40250000	-28,25472222	7	0	49,8	0	0,17	0	0	0	669	9,436	107
31	-52,42333333	-28,24972222	7,56	0,49	63,6	0,02	0,16	1	1	140	664	100	120
32	-52,39888889	-28,25722222	6,44	0,02	45,7	0	18,34	1	1	98	639	16,176	86
33	-52,40555556	-28,25805556	5,79	0,02	42,6	0,08	8,45	0	1	79	645	41,788	96

TABELA 1: Continuação

ID	Graus L-O	Graus N-S	pH	Turbidez	Dureza	Ferro Total	Nitratos	Coliformes Fecais	Coliformes Totais	Bactérias Heterotróficas	Elevação	Vazão	Profundidade
34	-52,41305556	-28,26500000	6,45	0,46	52,8	0	9,7	1	1	1	673	9,436	93
35	-52,40361111	-28,25805556	6,82	0,81	21,3	0	1,92	1	1	6	691	24,264	90
36	-52,43055556	-28,28722222	6,79	6,36	24,1	0,29	0,37	1	1	1	634	144	70
37	-52,41027778	-28,26194444	6,38	0,27	68,3	0	4,54	0	0	8	680	3	75
38	-52,40416667	-28,26305556	5,89	0,41	44	0,02	5,2	0	0	0	679	0,24	104
39	-52,42694444	-28,24361111	6,1	0	31,8	0	0,07	0	0	0	660	27	
40	-52,42222222	-28,26611111	6,7	0	37,7	0,16	0	0	0	0	668	4,718	100
41	-52,37305556	-28,28333333	6,35	0,02	43,6	0,03	3,74	1	1	67	707	20	140
42	-52,39833333	-28,25305556	6,7	0	37,7	0,33	0	0	0	0	648	25,71	97
43	-52,45638889	-28,28805556	6,3	0	58,2	0	0	0	0	0	630	20	110
44	-52,42222222	-28,26611111	7,3	0	65	0	0	0	1	120	667	18,872	76,5
45	-52,41250000	-28,26305556	7,4	0	81,4	0	0	0	0	0	684	16,85	71,5
46	-52,39972222	-28,25222222	6,97	0,13	53,3	0	0,18	0	0	1	642	32,352	189
47	-52,40666667	-28,26305556	6,4	0	79,5	0	0,02	0	0	0	689	45,832	87
49	-52,41583333	-28,26305556	6,1	0	45,5	0	0	0	0	0	669	20,22	95
50	-52,40166667	-28,25861111	8,2	0	54,5	0	1,79	0	0	8	682	--	--
52	-52,42194444	-28,26611111	6,2	0	68,2	0	3,1	0	0	0	669	10,11	91
53	-52,41000000	-28,26055556	6,8	0	63,6	0	1,54	0	0	0	668	6,066	100
54	-52,40694444	-28,25472222	5,85	0,33	50,9	0,04	7,15	0	0	0	647	9,436	115
55	-52,40472222	-28,26111111	6,7	0	40,9	0	0,13	0	0	0	691	15,502	121
56	-52,40555556	-28,25666667	6,3	0	22	0	1,7	0	0	0	673	10,111	106
57	-52,41305556	-28,25638889	6,7	0	35,2	0,33	0,25	0	0	0	681	4,718	84
58	-52,42750000	-28,23944444	6,5	0	35,2	0	0,17	0	0	0	646	30	120
59	-52,40833333	-28,26250000	6,61	0,13	52,2	0	3,56	1	1	10	671	41,114	110
60	-52,41055556	-28,25694444	6,35	0,02	28,7	0	5,73	1	8	57	674	9,436	89,9
62	-52,40555556	-28,26277778	6,1	0	30,2	0	0	0	0	0	687	10,784	96
63	-52,41277778	-28,26472222	7,1	0	28,3	0,08	0	0	0	0	674	14,828	130
64	-52,41277778	-28,26500000	6,7	0	43,1	0	0	0	0	21	674	25,000	121
65	-52,40638889	-28,26194444	6,9	0	60,3	0	0	0	0	0	689	21,568	117
66	-52,40000000	-28,25305556	6,9	0	55,9	0	0	0	0	7	645	20,000	150

TABELA 1: Continuação

ID	Graus L-O	Graus N-S	pH	Turbidez	Dureza	Ferro Total	Nitratos	Coliformes Fecais	Coliformes Totais	Bactérias Heterotróficas	Elevação	Vazão	Profundidade
67	-52,41388889	-28,25972222	7,5	0	94,6	0	0	0	0	0	690	36,396	120
68	-52,41166667	-28,26000000	7	0	64,5	0	0	0	0	53	679	18,198	116
69	-52,40305556	-28,25500000	7,4	0	90,3	0	0	0	0	1	669	16,176	120
70	-52,40277778	-28,25500000	7,1	0	90,3	0	0	0	0	0	669	10,784	87,4
71	-52,39694444	-28,26500000	6,9	0	30,2	0	0,1	0	0	0	694	8	85
72	-52,43611111	-28,26722222	6,4	0	34,5	0	0,07	0	0	0	667	20,000	130
73	-52,41583333	-28,25666667	--	0,16	0	0	8,2	1	1	1	681	20	96
74	-52,40166667	-28,25916667	7,2	0	72,3	0,3	0	0	10	0	682	27,634	92
75	-52,40111111	-28,25555556	7	0	38,3	0,24	0	0	0	0	649	19,546	95
76	-52,42361111	-28,27333333	6,18	0,19	15,1	0,03	0	0	0	1	682	9,64	74
77	-52,40416667	-28,25611111	6	0	55,3	0	0,07	0	0	0	671	35,048	135
78	-52,41833333	-28,26750000	6,4	0	46,8	0	3,4	0	0	0	669	10,11	94
79	-52,39638889	-28,26583333	8,24	0,32	8,2	0	0,55	0	0	10	690	26,96	93
80	-52,41194444	-28,26472222	7,5	0,32	64	0	10,66	0	0	1	672	14,154	107
81	-52,40555556	-28,25722222	7,43	0,66	36,1	0,01	3,17	0	0	19	676	8,762	86
82	-52,39055556	-28,24583333	6,47	0,01	13,6	0	1,8	0	0	1	673	11,6	140
83	-52,41361111	-28,25611111	6,51	0,77	71,1	0,02	1,29	0	0	1	682	12,806	100
84	-52,39777778	-28,26250000	7,83	0,02	19,6	0	0	0	0	1	687	8,762	99
85	-52,40777778	-28,26277778	6,84	0,68	24,4	0,13	0	0	0	1	689	7,414	123
86	-52,41444444	-28,26083333	6,02	0,06	43,7	0,01	4,46	0	0	1	686	15,502	102
87	-52,40500000	-28,25805556	6,58	0,02	47,1	0,01	2,88	0	0	1	644	24,938	112
88	-52,40944444	-28,26250000	6,87	0,02	61	0	2,07	0	0	1	681	20	78
89	-52,41583333	-28,25666667	7,01	0,02	31,8	0	0	0	0	200	681	8,088	141
90	-52,40444444	-28,25611111	6,9	0,05	76,8	0,01	0,89	0	1	890	672	11,52	104
91	-52,41472222	-28,26416667	7,03	0,02	57,1	0,01	3,17	1	1	26	679	10,784	95
92	-52,41333333	-28,26388889	6,96	0,02	47	0	1,9	1	1	73	681	17,5	107
93	-52,41222222	-28,26472222	6,87	2,07	85,5	0,04	5,38	0	0	47	673	21,568	67,2
94	-52,44583333	-28,26305556	6,39	0,02	41,4	0	4,74	0	0	1	644	18,872	102
95	-52,41138889	-28,26083333	6,51	0,13	51	0	9,54	0	0	4	681	39,09	105
96	-52,41416667	-28,26138889	6,18	0,02	62	0	4,55	0	0	1	686	22,916	106

TABELA 1: Continuação

ID	Graus L-O	Graus N-S	pH	Turbidez	Dureza	Ferro Total	Nitratos	Coliformes Fecais	Coliformes Totais	Bactérias Heterotróficas	Elevação	Vazão	Profundidade
97	-52,40611111	-28,25944444	6,43	0,07	25,9	0,01	2,9	0	0	1	685	31,004	100
98	-52,40500000	-28,26111111	6,47	0,15	24	0,02	0,45	0	0	1	691	40,44	87
99	-52,40500000	-28,26000000	6,77	0,02	50,4	0	2,15	0	0	4	689	26,285	96
100	-52,42694444	-28,24361111	5,82	0,12	12,9	0,02	0,53	0	0	1	660	27	80
101	-52,41305556	-28,25666667	6,46	0,02	29,5	0,03	1,77	0	0	59	683	8,762	102
102	-52,40666667	-28,26555556	6,89	0,02	32,4	0	0	0	0	1	678	25,612	88,5
104	-52,40388889	-28,25805556	6,98	0,02	25,9	0	0,57	0	1	5500	692	28,308	93
105	-52,41500000	-28,25833333	6,96	0,11	58,1	0,02	1,56	0	0	18	688	20	139
106	-52,41277778	-28,26472222	7,04	0,01	59,9	0	1,42	0	0	1	674	15,502	67
107	-52,37638889	-28,23694444	6,06	0,02	17,1	0,03	2,98	0	0	1	704	15	120
108	-52,39944444	-28,26416667	7,31	0,11	36,5	0,02	0,72	0	0	35	687	19	106
109	-52,40555556	-28,25250000	6,74	0,4	53,2	0,02	3,92	0	0	4	643	16,85	102
110	-52,41027778	-28,26194444	6,6	0,41	65,1	0,02	8,64	0	0	1	679	13,48	105
111	-52,40027778	-28,25138889	6	0,01	21,5	0,02	14,1	0	0	20	641	20	219
112	-52,44444444	-28,27388889	6,91	0,5	38	0,01	2,25	0	0	1	665	5,76	142
113	-52,40583333	-28,25805556	6,83	0,11	32,5	0,01	2,38	0	0	3	681	21,568	--
114	-52,39388889	-28,25805556	7,01	0,02	43,7	0,01	4,16	0	0	1	650	10	91
115	-52,41333333	-28,25833333	6,44	0,02	12,8	0,01	1,38	0	0	1	689	22,22	106
117	-52,41388889	-28,25972222	6,94	0,02	21,1	0	0,18	0	0	1	690	--	--
118	-52,41027778	-28,26000000	6,79	0,02	57,7	0	0	0	0	26	667	19	107
119	-52,40361111	-28,25861111	7,7	0	49,3	0	0	0	20	0	690	8,088	117
120	-52,40305556	-28,25888889	7,16	0,02	48,2	0,05	15,4	0	0	4	688	26,96	102
121	-52,39555556	-28,25916667	6,49	0,02	60,1	0,01	4,43	0	1	20	653	18	104
122	-52,40944444	-28,25777778	5,61	0,02	36,4	0,02	4,29	0	0	5	--	14,154	80
123	-52,39277778	-28,25861111	6,59	1,35	21,2	0,14	0,61	0	0	5	648	24,68	58,5
124	-52,40250000	-28,26444444	6,77	3,64	15,9	0,27	0,16	0	0	2	674	13,6	121
125	-52,40805556	-28,25888889	5,95	0,33	45,8	0	7,5	0	0	1	667	10,784	109
126	-52,40361111	-28,26027778	6,2	0	59,1	0,11	1,93	0	0	0	668	28,308	106,5
127	-52,40166667	-28,25277778	5,86	0,02	42,8	0,01	3,77	0	0	1	650	13,29	70
128	-52,39444444	-28,23777778	6,61	2,26	25,9	0,15	0	0	0	20	679	40	87,5

TABELA 1: Continuação

ID	Graus L-O	Graus N-S	pH	Turbidez	Dureza	Ferro Total	Nitratos	Coliformes Fecais	Coliformes Totais	Bactérias Heterotróficas	Elevação	Vazão	Profundidade
129	-52,40416667	-28,25750000	6,95	0,35	28,9	0,03	1,84	0	0	1	652	19	90
130	-52,39777778	-28,26055556	--	0,39	--	0,02	0,22	0	0	1	679	10	105
131	-52,41583333	-28,26333333	6,6	0,02	60,4	0,02	1,86	0	0	1	669	9,436	100
132	-52,40000000	-28,25805556	--	0,02	--	0,02	0	0	0	1	669	35,048	106
133	-52,41277778	-28,26750000	7,13	0,09	73,2	0	1,13	0	0	3	637	2	80
134	-52,40500000	-28,25805556	5,43	0,23	47,4	0	16,83	1	1	2	687	2	83
138	-52,39388889	-28,23666667	6,25	0,02	27,3	0	0	0	0	50	613	10	140

Ainda com relação aos dados apresentados na Tabela 1, cabe esclarecer que os valores nulos, em geral, indicam um valor medido abaixo do limite de detecção.

4.2 VARIÁVEIS ANALISADAS

Tendo em vista que nem todas as variáveis listadas na Tabela 1 apresentam dados suficientes para que se possa analisar a sua distribuição espacial, como Coliformes Totais, Coliformes Fecais e Contagem de Bactérias Heterotróficas, que outras não possuem relação direta com a qualidade da água subterrânea, como Elevação, Profundidade e Vazão, e para delimitar o escopo do trabalho, optou-se por incluir nas análises e discussões subseqüentes somente os parâmetros pH, Turbidez, Dureza, Ferro Total, Nitratos e, a partir dos quais é viável avaliar preliminarmente a qualidade da água subterrânea na região de estudo quanto a sua potabilidade e demonstrar o potencial da modelagem geoestatística para este fim.

4.3 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS

Na análise exploratória de dados emprega-se uma grande variedade de técnicas gráficas e quantitativas, visando maximizar a obtenção de informações a cerca das variáveis analisadas, de forma univariada inicialmente, isto é, explorando a estrutura individual de cada variável, e de forma bivariada em um segundo momento, isto é, explorando eventuais correlações entre pares de variáveis. Os objetivos principais da análise exploratória são:

- Caracterizar a forma da distribuição univariada de cada variável e verificar se esta distribuição se aproxima ou se afasta da hipótese de normalidade;
- Identificar a existência de correlação entre pares de variáveis;
- Identificar a presença de valores aberrantes.

A análise da normalidade torna-se importante, pois o método de interpolação por krigagem ordinária funciona melhor, isto é, produz estimativas mais precisas quando a variável em estudo possui distribuição próxima da distribuição normal. O afastamento da distribuição normal pode requerer a transformação de dados, como a transformação logarítmica, por exemplo. Esta análise foi realizada, no presente trabalho, a partir da avaliação das estatísticas descritivas calculadas para cada variável bem como da utilização de ferramentas gráficas da estatística convencional como histogramas e gráficos de probabilidade normal e log-normal.

A análise de correlação é igualmente importante, pois é um indicativo da possibilidade de utilização de outras formas de interpolação espacial como a cokrigagem ordinária, a qual utiliza uma variável secundária para fortalecer a estimativa de uma variável primária, porém desde que exista uma forte correlação entre as variáveis. Esta análise foi realizada a partir da construção de diagramas de dispersão para todos os pares formados pelas variáveis analisadas e através do cálculo do coeficiente de correlação linear.

A identificação de valores aberrantes no conjunto de dados é extremamente importante, pois alguns procedimentos como a construção do variograma experimental, etapa crucial da modelagem geoestatística, são bastante sensíveis à presença destes valores. A identificação de valores aberrantes pode ser feita através do exame dos diagramas de dispersão e dos gráficos de probabilidade.

4.3.1 Descrição Univariada dos Dados

A etapa inicial em qualquer análise univariada de dados é o cálculo de suas estatísticas descritivas. A Tabela 2 apresenta, para cada variável analisada no presente trabalho, as seguintes estatísticas: média, mediana, primeiro quartil, terceiro quartil, mínimo, máximo, desvio padrão, coeficiente de assimetria e coeficiente de curtose. As definições e formas de cálculo das grandezas apresentadas na Tabela 2 podem ser encontradas em textos básicos de estatística (eg. MONTGOMERYI et al. 2003, TRIOLA; FARIAS 2005).

TABELA 2: Sumário estatístico das variáveis analisadas.

Variável	Num. de Dados	Média	Desv. Padrão	Assimetria	Curtose	Mínimo	1º Quartil	Mediana	3º Quartil	Máximo
Ph	123	6,755	0,5403	0,27	0,27	5,43	6,4	6,78	7,04	8,24
Turbidez	127	0,3524	1,0885	5,15	29,19	0,00	0,00	0,02	0,23	8,06
Dureza	125	45,2	21,47	0,34	-0,49	0,00	28,8	43,70	60,00	94,6
Ferro Total	127	0,03551	0,08534	3,63	15,6	0,0	0,00	0,00	0,02	0,58
Nitratos	127	2,701	3,744	2,13	4,78	0,0	0,07	1,5	3,77	18,34

As Figuras 31 a 35 apresentam os histogramas para as cinco variáveis analisadas. O histograma é um diagrama de barras de uma distribuição de frequência. Nele, as fronteiras ou os pontos médios são colocados ao longo do eixo horizontal do diagrama, enquanto que os números de observações ou as frequências são colocados ao longo do eixo vertical. Os

histogramas são efetivos para conjuntos de dados com 75 a 100 observações, quando são indicadores confiáveis da forma geral da distribuição.

As Figuras 36 a 40 apresentam os gráficos de probabilidade normal para as variáveis analisadas no presente trabalho. Neste tipo de gráfico, as frequências cumulativas são geralmente plotadas em escala de probabilidade aritmética, com a finalidade de identificar graficamente se a distribuição em estudo segue uma distribuição normal, ou seja, se os pontos estão alinhados sobre uma reta.

Na análise da normalidade das distribuições univariadas devem-se observar simultaneamente os aspectos relacionados à simetria e à forma da distribuição. Valores similares de média e mediana e coeficientes de assimetria próximos a zero são indicadores de distribuições simétricas; coeficientes de curtose próximos a zero são evidência de que a distribuição possui forma semelhante a da distribuição normal. Histogramas aproximadamente simétricos com maior concentração de valores na sua porção central (forma de sino) e gráficos de probabilidade normal aproximadamente lineares corroboram a hipótese de normalidade. Analisando as estatísticas apresentadas na Tabela 2 e os gráficos nas Figuras 31 a 40, constata-se que somente as distribuições das variáveis pH e Dureza se aproximam da normalidade. As demais distribuições se apresentam com forte assimetria à esquerda, em razão do expressivo número de valores nulos. Uma alternativa seria aplicar uma transformação nos dados para aproximar a distribuição normal.

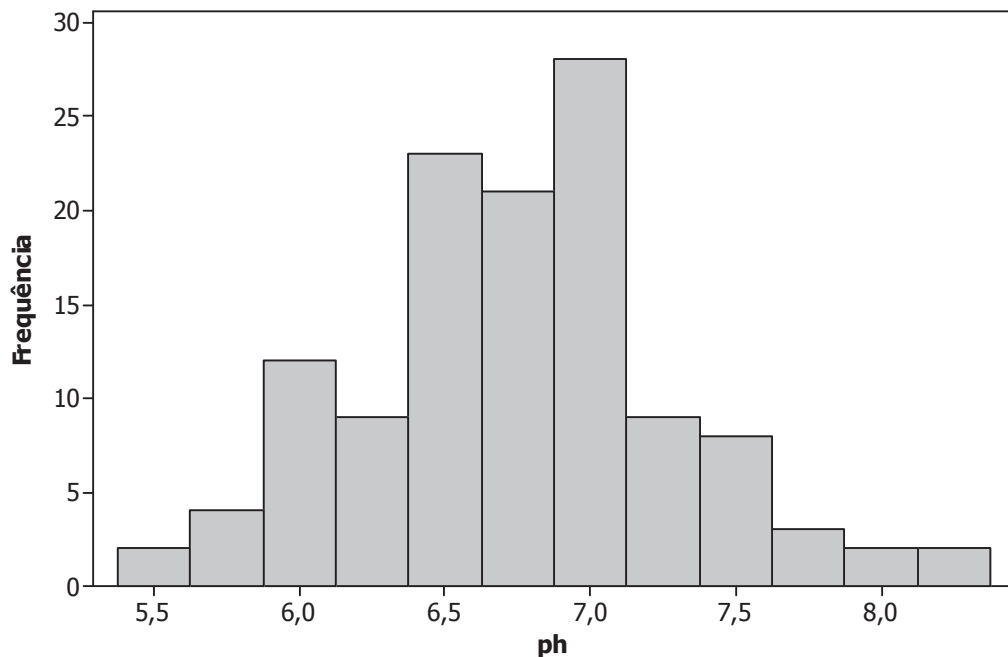


FIGURA 31: Histograma para a variável pH

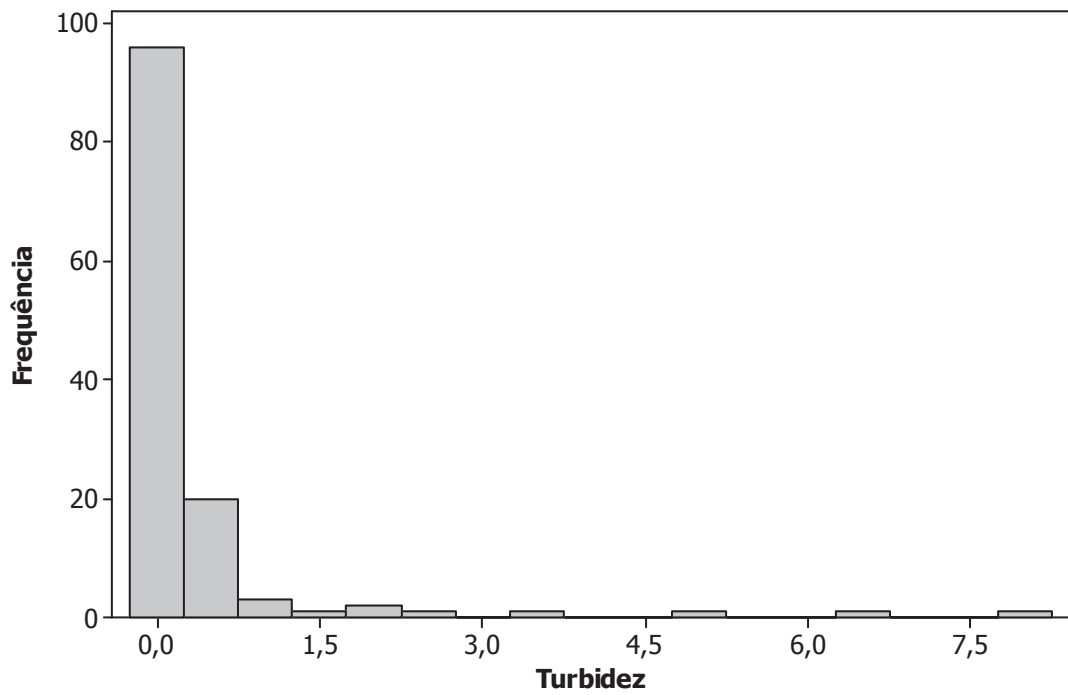


FIGURA 32: Histograma para a variável Turbidez (NTU)

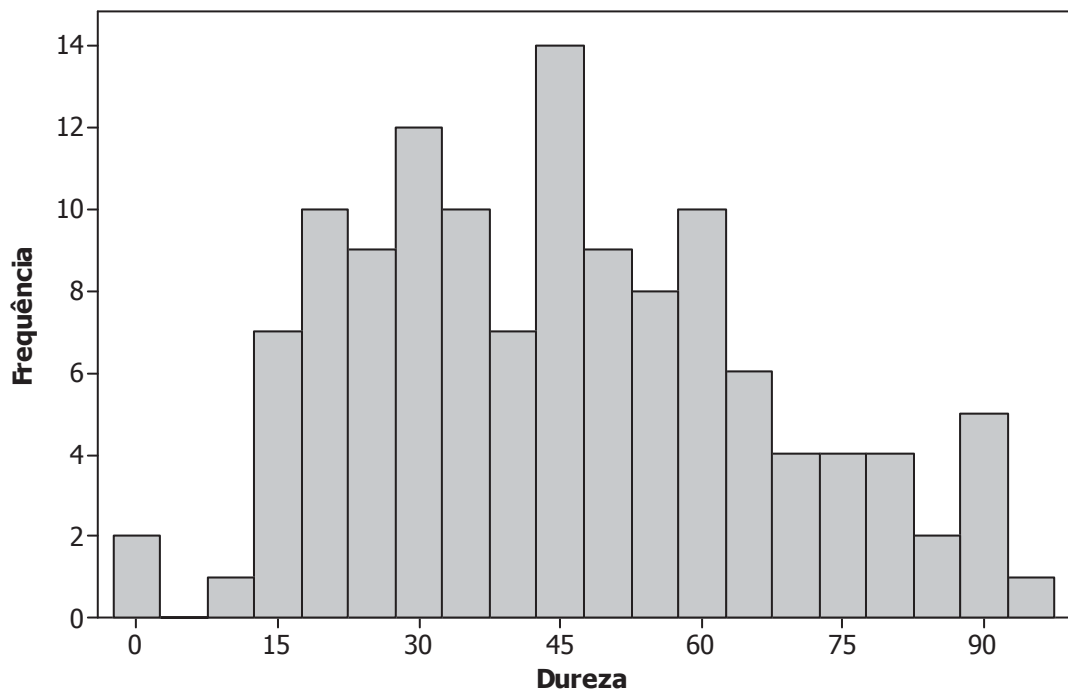


FIGURA 33: Histograma para a variável Dureza (mg/l CaCO₃)

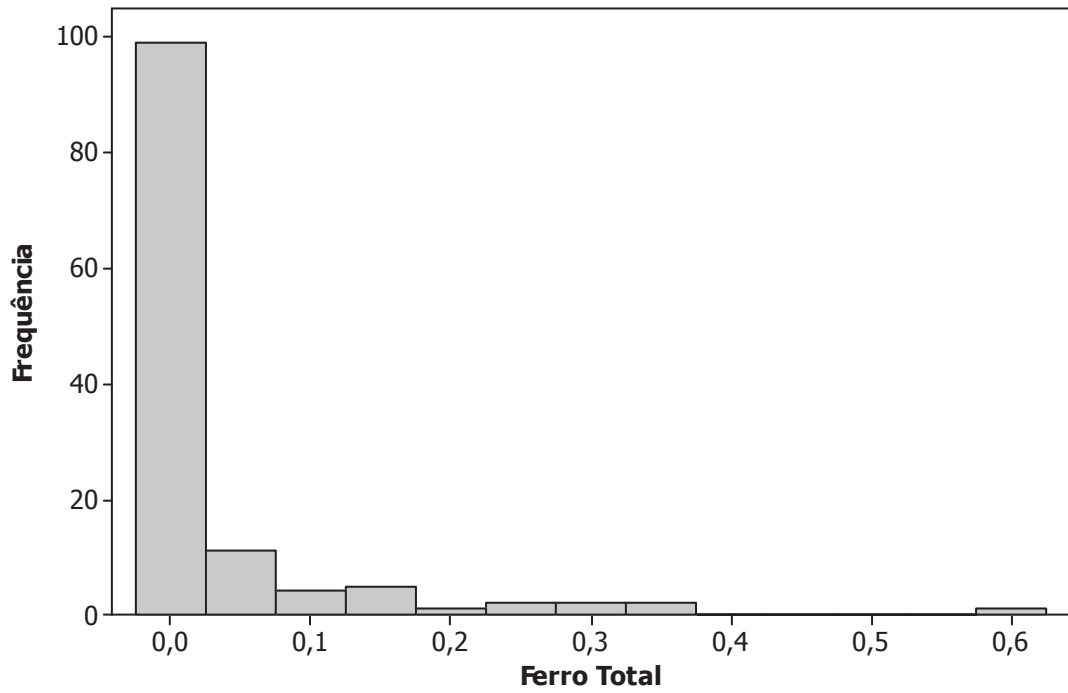


FIGURA 34: Histograma para a variável Ferro Total (mg/l)

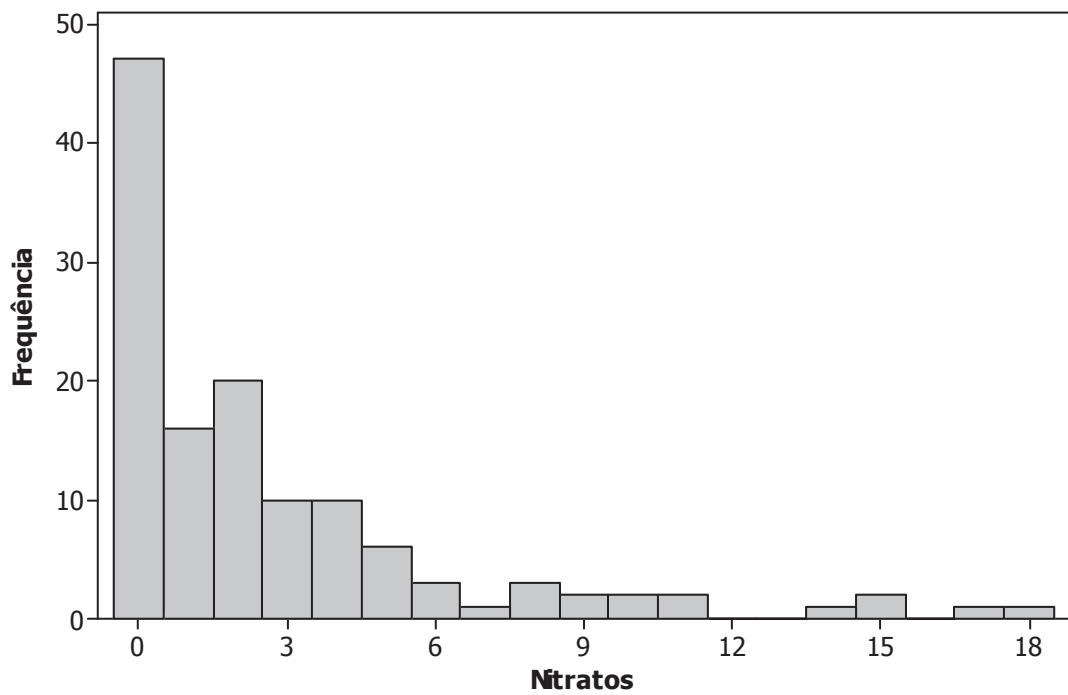


FIGURA 35: Gráfico de Probabilidade Normal para a variável Nitratos (mg/l NO₃-N)

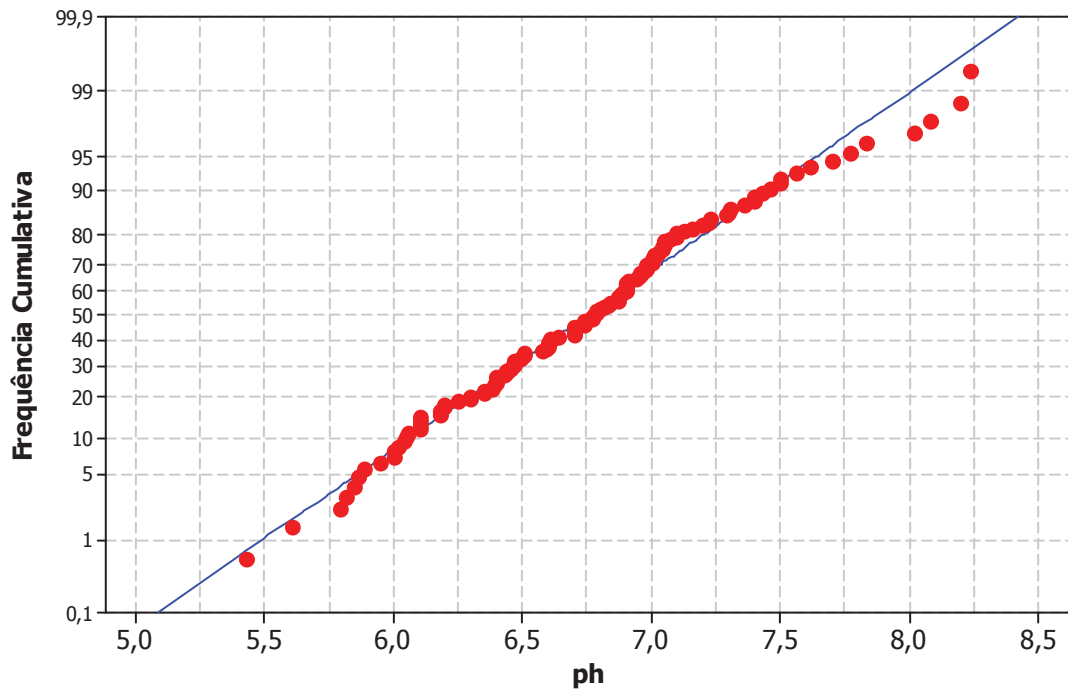


FIGURA 36: Gráfico de Probabilidade Normal para a variável pH

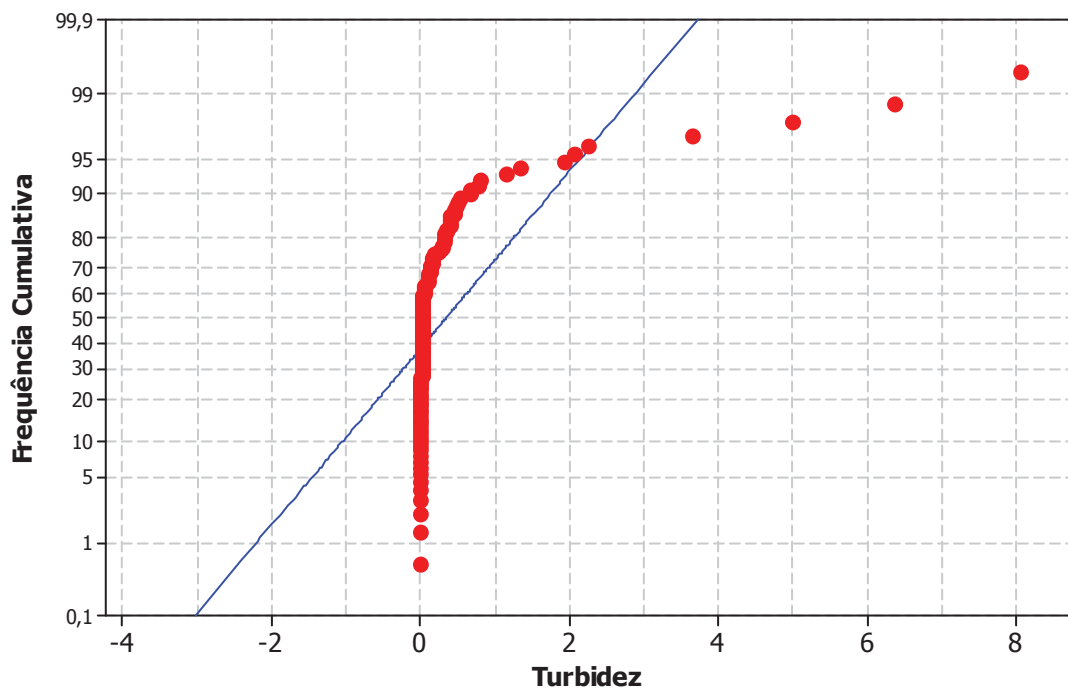


FIGURA 37: Gráfico de Probabilidade Normal para a variável Turbidez (NTU)

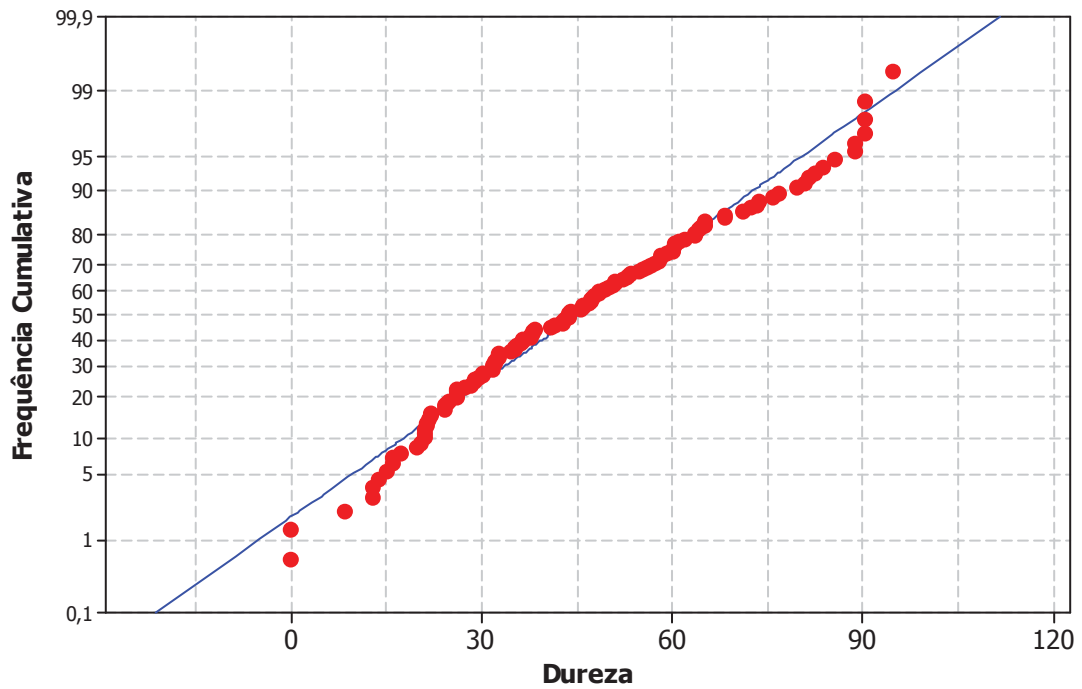


FIGURA 38: Gráfico de Probabilidade Normal para a variável Dureza (mg/l CaCO₃)

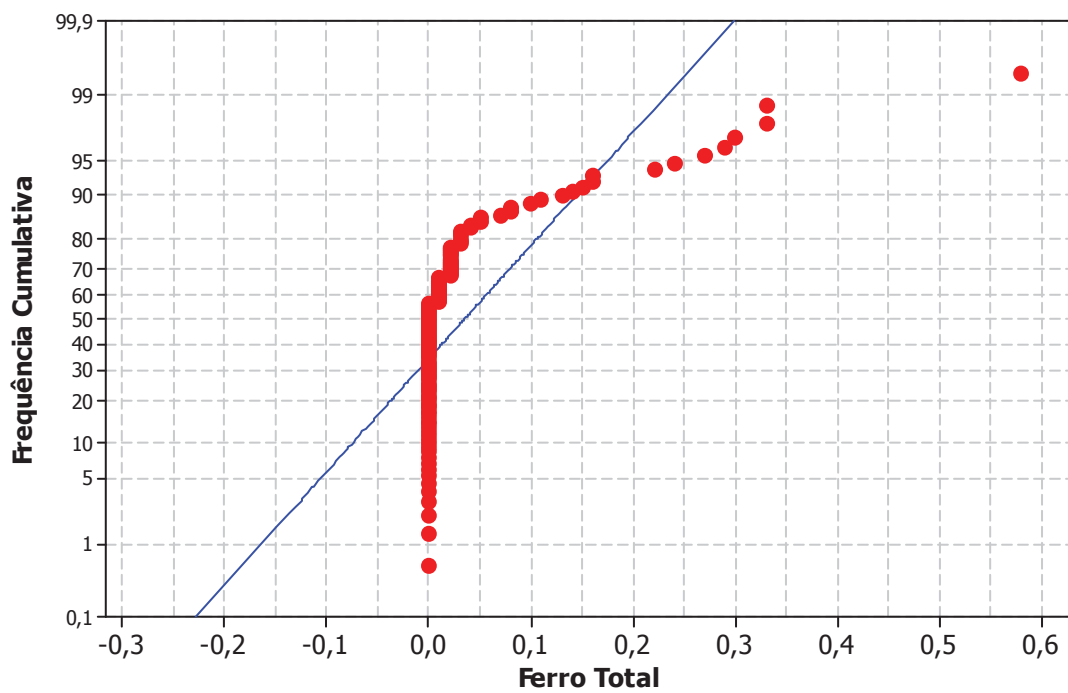


FIGURA 39: Gráfico de Probabilidade Normal para a variável Ferro Total (mg/l)

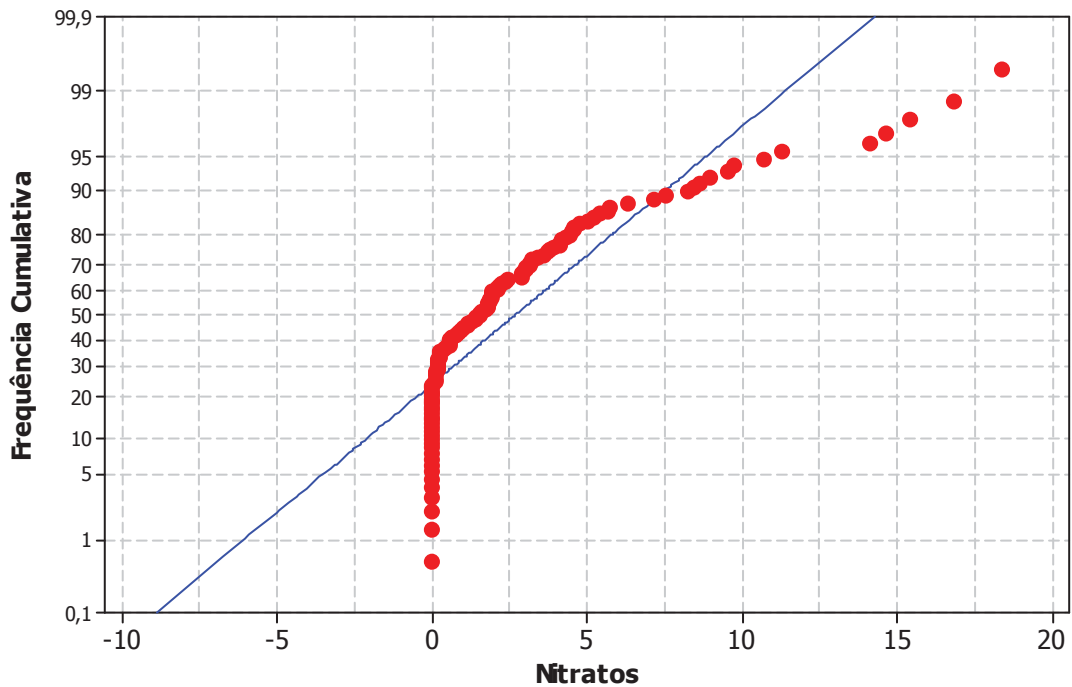


FIGURA 40: Gráfico de Probabilidade Normal para a variável Nitratos (mg/l $\text{NO}_3\text{-N}$)

Quanto à identificação de valores aberrantes, estes não foram claramente observados nos gráficos apresentados. Portanto, todos os dados disponíveis foram utilizados na modelagem do comportamento espacial apresentada nos itens subsequentes.

4.3.2 Descrição Bivariada dos Dados

A Figura 41 apresenta o diagrama de dispersão pH versus Dureza. Analisando este gráfico, não é possível observar uma relação de dependência entre as duas variáveis, sendo o coeficiente de correlação de Pearson, o qual mede o grau de correlação linear, igual a 0,18. Vale lembrar que o coeficiente de correlação varia entre -1 e 1 e que valores próximos a zero indicam ausência de correlação enquanto que valores próximos a -1 e 1 indicam fortes correlações lineares.

No Quadro 4 são apresentados os coeficientes de correlação linear de Pearson calculados para todos os pares formados pelas cinco variáveis analisadas no presente estudo.

A Figura 42 apresenta o digrama de dispersão para Turbidez versus Ferro Total, cujo coeficiente de correlação linear foi o maior (0,58) obtido, indicando um moderado grau de dependência entre as variáveis.

Todos os demais pares de variáveis analisados apresentaram ausência de correlação, conforme pode ser constatado no Quadro 4 e na Figura 43, na qual é apresentada a matriz completa dos diagramas de dispersão obtidos para as variáveis analisadas.

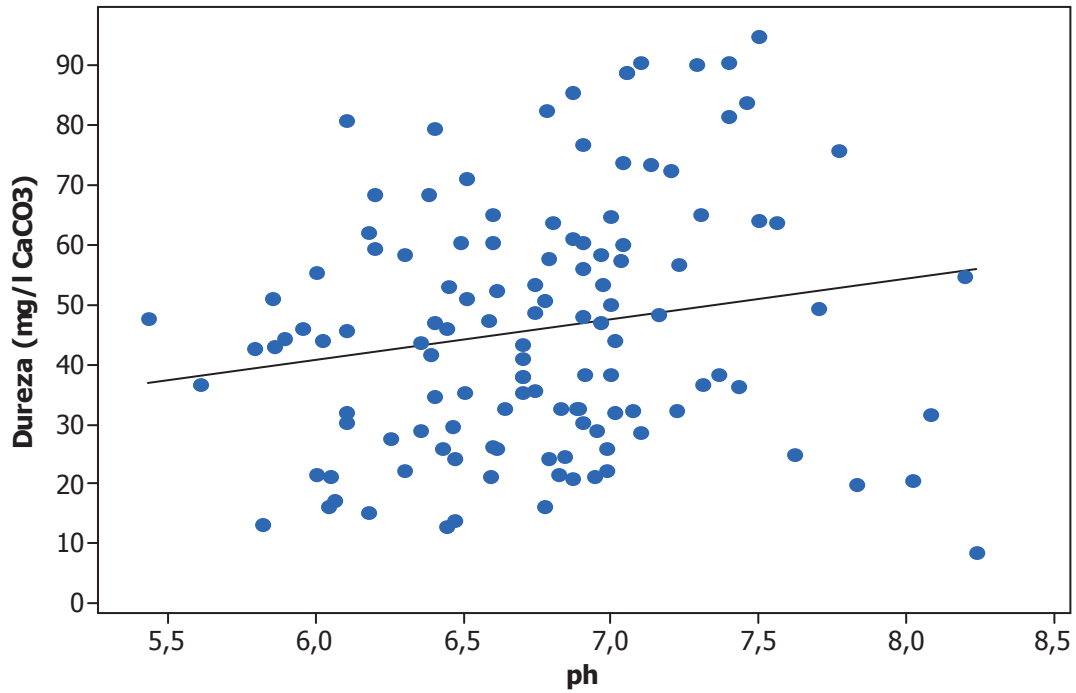


FIGURA 41: Diagrama de Dispersão pH versus Dureza.

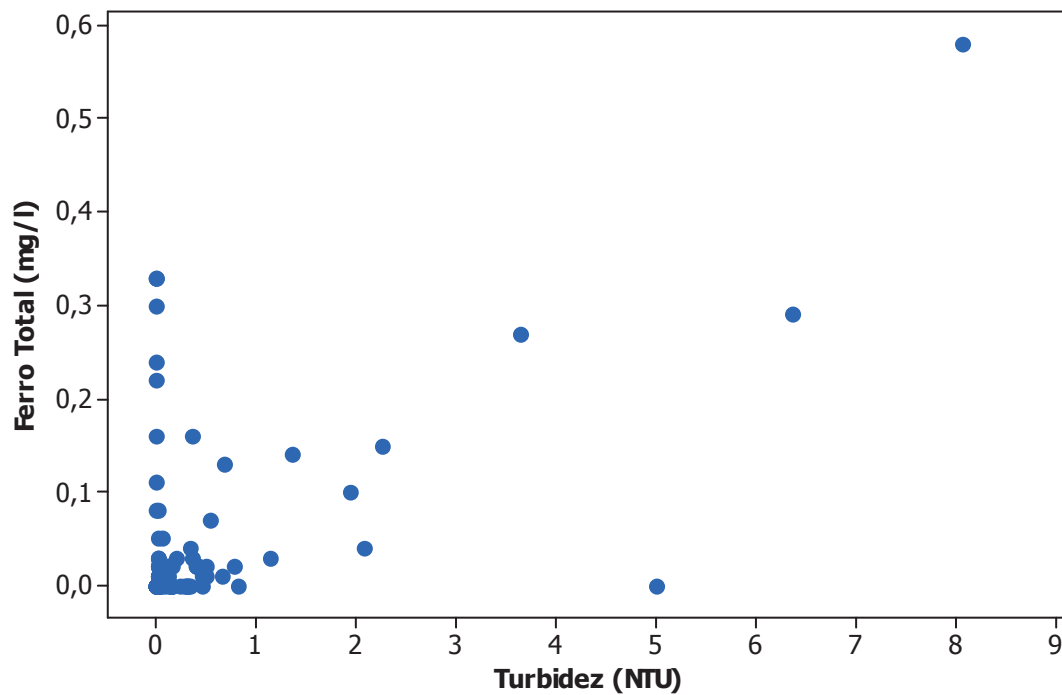


FIGURA 42: Diagrama de Dispersão Turbidez versus Ferro Total.

QUADRO 4: Matriz de coeficientes de correlação linear de Pearson.

Variáveis	pH	Turbidez	Dureza	Ferro Total	Nitrato
pH	1,00				
Turbidez	0,009	1,00			
Dureza	0,18	-0,14	1,00		
Ferro Total	0,11	0,58	-0,13	1,00	
Nitratos	-0,25	-0,09	0,12	-0,16	1,00

Em síntese, a análise de correlação indica que o uso de variáveis secundárias na estimação de variáveis primárias (cokrigagem ordinária) não apresenta viabilidade para o conjunto de variáveis analisadas, mesmo para o par que apresentou o maior coeficiente de correlação (Turbidez versus Ferro Total).

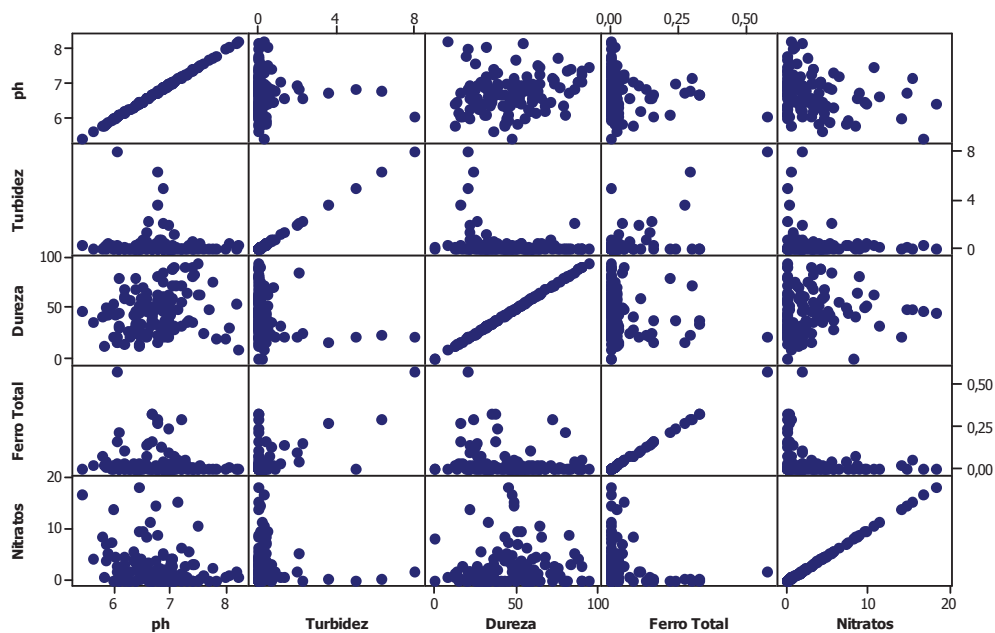


FIGURA 43: Matriz de diagramas de dispersão para as variáveis analisadas.

A cokrigagem ordinária é uma técnica útil quando há correlação forte entre duas variáveis, pois permite a utilização de dados obtidos para uma segunda variável, denominada variável secundária, na estimativa de uma variável principal, normalmente com ganho de precisão em relação à krigagem ordinária. A grande vantagem deste tipo de interpolação é que a variável principal pode ser subamostrada em relação à variável secundária, resultando na otimização dos recursos aplicados na campanha de amostragem, no caso em que a variável secundária é de determinação mais simples, rápida ou barata.

4.4 ANÁLISE ESPACIAL

4.4.1 Descrição Espacial dos Dados

Uma abordagem inicial na análise espacial de dados poderia compreender as seguintes ferramentas, conforme descrição detalhada apresentada no item 2.1.3 do capítulo de revisão bibliográfica:

- Postagem dos dados;
- Cálculo de estatísticas móveis e identificação de efeitos proporcionais;
- Confirmação de valores aberrantes.

Estes procedimentos têm como objetivo identificar preliminarmente algumas características mais evidentes da estrutura espacial subjacente aos dados.

A postagem dos dados, na sua forma mais simples, implicaria na construção de um mapa de pontos amostrais, semelhante ao da Figura 30, para cada variável analisada, com o valor da observação correspondente apresentado junto ao ponto (ver Figura 2) ao invés do número de identificação apresentado na Figura 30. Uma forma alternativa seria utilizar diferentes símbolos para representar os pontos amostrais, os quais pudessem ser relacionados à classes do valor da variável (ver Figuras 4 e 5). No presente estudo, no entanto, estas representações não seriam muito efetivas em razão da distribuição muito heterogênea dos pontos amostrais, com grande agrupamento de dados, na região de estudo. Por esta razão, não são apresentadas.

Da mesma forma, o cálculo de estatísticas móveis e a investigação de efeitos proporcionais também ficaram prejudicados, em razão da distribuição heterogênea dos dados amostrais, com grandes espaços vazios, sem qualquer amostragem.

A identificação de valores aberrantes, já abordada em itens anteriores pode ser confirmada através da construção de gráficos denominados variogramas de nuvem. Neste tipo de gráfico, o valor da semivariância é plotado para cada par de dados separados por uma distância h , de acordo com a expressão:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} (v_i - v_j)^2 \quad (20)$$

onde v_i e v_j compõem um par de dados amostrais separados por uma distância h .

As Figuras 44 e 45 apresentam os variogramas de nuvem obtidos para as variáveis pH e Dureza.

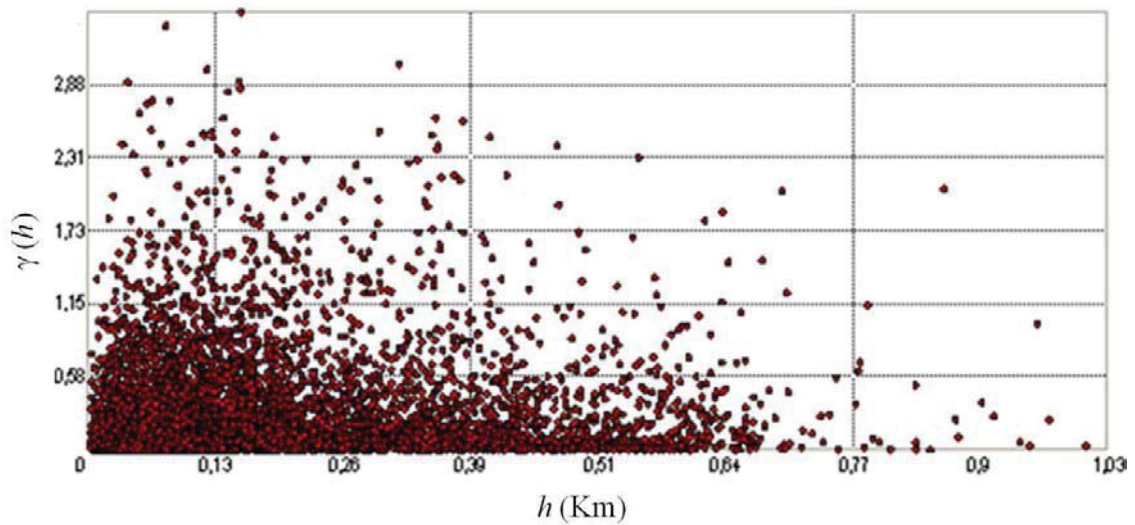


FIGURA 44: Variograma de nuvem para a variável pH.

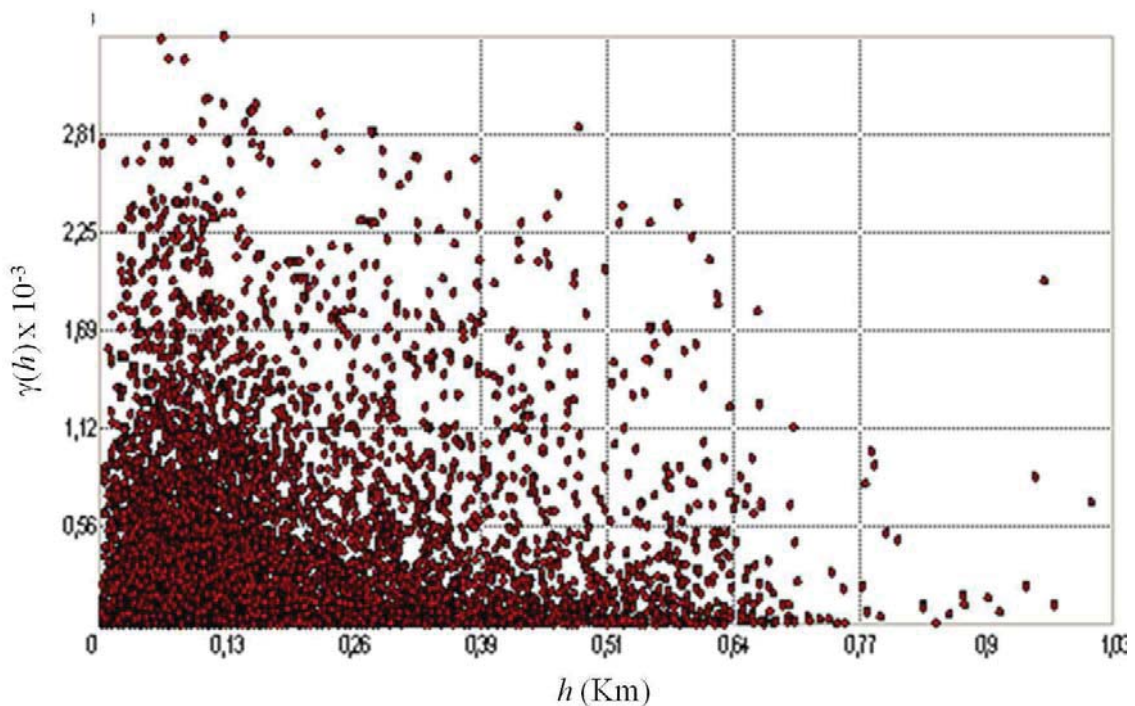


FIGURA 45: Variograma de nuvem para a variável Durezza.

O variograma de nuvem também permite uma avaliação do grau de dependência espacial, uma vez que os valores da semivariância devem ser baixos para valores de h próximos a zero (junto à origem do gráfico), e crescentes com o aumento de h até que um valor aproximadamente constante seja atingido (patamar) para uma distância h que corresponderá ao alcance. Valores de semivariância muito altos junto à origem do gráfico podem significar a presença de valores aberrantes, os quais devem ser avaliados.

Nas Figuras 44 e 45, a despeito da dispersão dos pontos, pode-se observar o crescimento da semivariância a partir da origem, porém o patamar final não é bem definido, muito possivelmente devido ao baixo número de pares nesta região do variograma, mais uma vez em decorrência da distribuição fortemente heterogênea na região de estudo.

4.4.2 Análise da Continuidade Espacial

Nesta etapa foram definidos os modelos de continuidade ou dependência espacial para as variáveis analisadas, a partir dos procedimentos já descritos em detalhes no capítulo 2:

- Determinação dos variogramas experimentais;
- Identificação de efeitos de anisotropia;
- Modelagem teórica dos variogramas.

Nos parágrafos subseqüentes os passos seguidos no software ArcGis 9.3.1 para a realização desta etapa são descritos somente para a variável pH.

Nas Figuras 46 e 47 são apresentadas as principais telas do software correspondentes a modelagem do variograma. Cabe ressaltar novamente que esta é a etapa crucial da modelagem geoestatística, uma vez que dela depende a precisão das estimativas realizadas e a representatividade dos mapas gerados.

Na Figura 46 pode-se observar o variograma experimental representado pelos pontos plotados no gráfico, o qual é construído de forma dinâmica na medida em que é possível informar ao programa o número de intervalos de classe (*lags*) e a largura dos intervalos, nos quais os pares de dados serão agrupados em função da distância de separação *h*. Pode-se construir um variograma omnidirecional, isto é, os dados são emparelhados sem considerar uma direção específica (direção de busca de 360°), mas também é possível definir uma direção de busca e as respectivas tolerâncias para a construção de variogramas direcionais (ver Figura 18, capítulo 2), os quais são utilizados na investigação de efeitos de anisotropia (opção *show search direction* na Figura 46).

O programa calcula ainda o denominado variograma de superfície, apresentado na porção inferior esquerda da Figura 46. No variograma de superfície, cada elemento (pequenos quadrados) representa um intervalo de classe para a distância de separação (*lags*) a partir do centro da figura e numa dada direção. As cores representam o valor médio da semivariância para cada intervalo de classe e a ligação com o variograma experimental é dada pela escala de cores apresentada junto a este último. Quanto mais quente a cor, maior a

semivariância no variograma experimental. Da mesma forma, quanto mais distante do centro do variograma de superfície, mais quente a cor e menor a dependência espacial. A grande vantagem do variograma de superfície é que ele propicia simultaneamente a avaliação da variação da semivariância em relação à distância de separação e à direção de busca. Também é possível determinar, a partir do variograma de superfície, os eixos de anisotropia, isto é, as direções de maior e menor continuidade espacial. Na Figura 46, um destes eixos, o de maior continuidade espacial, é indicado pela elipse desenhada sobre o variograma de superfície, a qual corresponde ao ângulo de 45°.

No que diz respeito ao ajuste de uma curva teórica ao variograma experimental, o programa oferece diversos modelos para seleção do usuário, dentre os quais os mais comuns são o circular (*default* do programa), o esférico, o exponencial e o parabólico (gaussiano). Uma vez selecionado o modelo, o programa automaticamente realiza o ajuste e calcula os seus parâmetros: efeito pepita, alcance e patamar (*nugget*, *range* e *partial sill* na Figura 46). Caso o usuário marque a opção anisotropia (*anisotropy* na Figura 46), o programa automaticamente ajustará o modelo selecionado em diferentes direções (curvas em azul na Figura 46), calculará a faixa de variação do alcance, e ajustará os parâmetros do modelo a fim de considerar os efeitos de anisotropia.

A escolha do melhor modelo é feita pelo usuário de forma iterativa, até que se obtenha o melhor ajuste. A qualidade do ajuste, por sua vez, pode ser avaliada através das ferramentas fornecidas pelo programa, ilustradas na Figura 47. Estas ferramentas compõem o módulo denominado validação cruzada (ver item 2.1.4), o qual inclui gráficos de valores observados versus valores calculados e análise estatística de resíduos (diferença entre valores observados e valores calculados).

Um sumário dos resultados obtidos na modelagem dos variogramas (melhores ajustes) para as variáveis analisadas é apresentado no Quadro 5.

4.5 ESTIMAÇÃO ESPACIAL

Neste item são apresentados e discutidos os mapas de distribuição espacial das variáveis obtidos pela aplicação da krigagem ordinária e os mapas de probabilidades obtidos por krigagem indicativa na região de interesse.

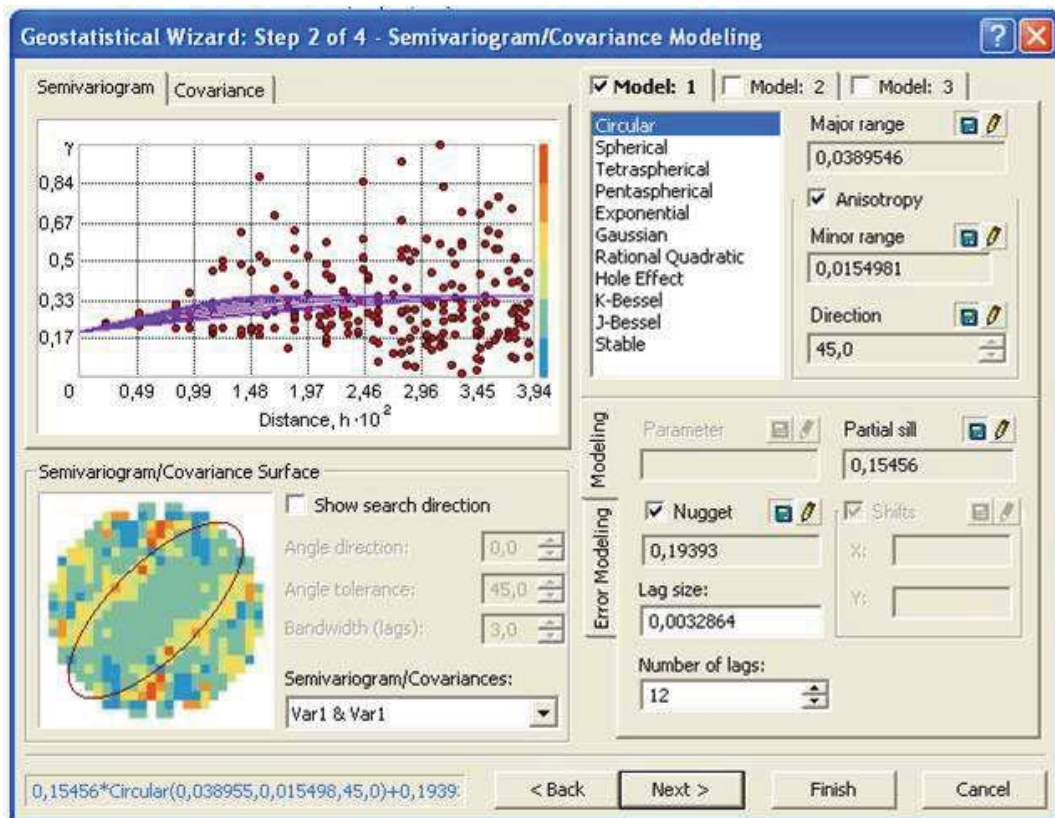


FIGURA 46: Modelagem do variograma no ArcGIS 9.3.1

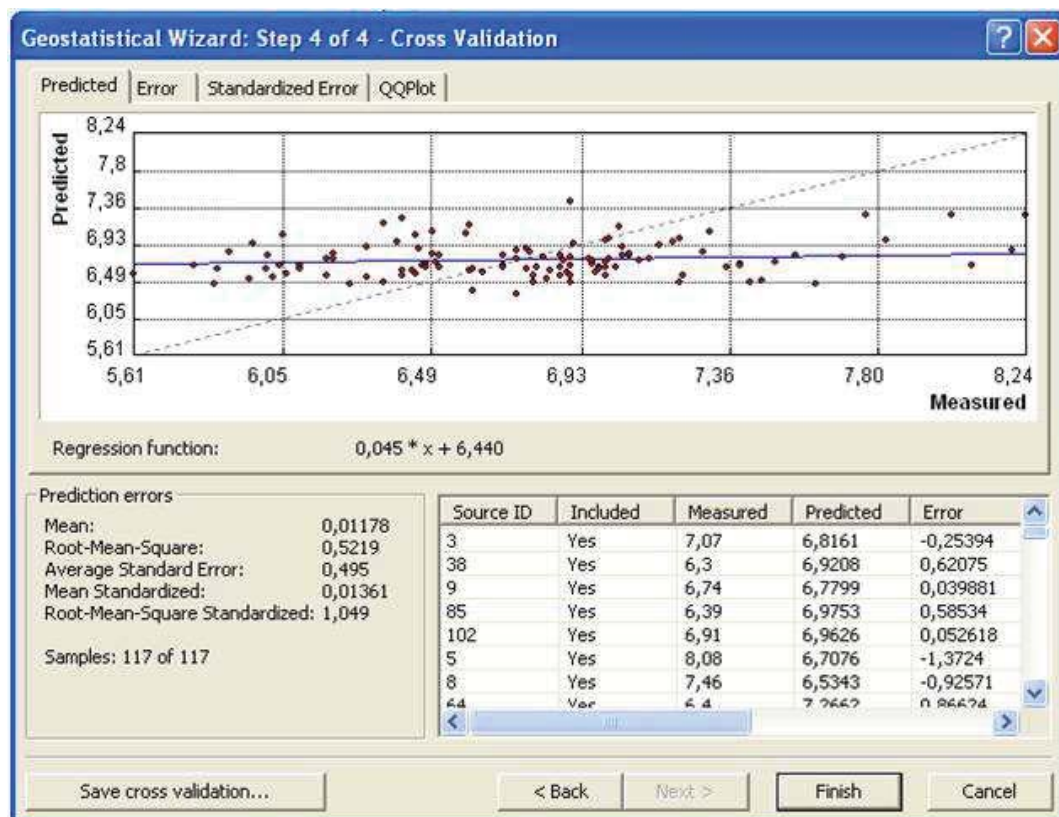


FIGURA 47: Modelagem do variograma no ArcGIS 9.3.1 – validação cruzada.

QUADRO 5: Sumário da modelagem variográfica.

Variável	pH	Turbidez	Dureza	Ferro Total	Nitratos
Modelo	Exponencial	Esférico	Esférico	Esférico	Esférico
Anisotropia?	Não	Não	Não	Não	Não
Efeito Pepita	0,2003	0,3739	317,1210	0,003687	12,8916
Patamar	0,3493	3,6248	436,0690	0,01453	12,8916
Alcance	0,0389	0,1007	0,008588	0,1007	0,09653
Erro Médio Padronizado	0,006871	0,0000	-0,02715	-0,007008	-0,01121
Erro Quadrático Médio Padronizado	1,0	1,501	0,9998	1,228	0,9657

4.5.1 Definição da Região de Busca

No presente trabalho foi adotado o método da distância constante (ver item 2.1.4.5) e com uma região de busca circular de raio correspondente ao alcance determinado na análise variográfica apresentada no item anterior. Os valores de alcance obtidos para cada variável analisada estão apresentados no Quadro 5.

4.5.2 Mapeamento da Distribuição Espacial

Nas Figuras 48 a 52 são apresentados os mapas de distribuição espacial obtidos por krigagem ordinária para as variáveis pH, turbidez, dureza, ferro total e nitratos, respectivamente. As cores utilizadas na elaboração dos mapas indicam menores concentrações ou valores da variável quando são claras, e o oposto quando são escuras. Foi utilizada a malha de interpolação sugerida como *default* pelo ArcGIS 9.3.1.

Estes mapas são construídos a partir de um número muito grande de estimativas pontuais feitas em locais não amostrados situados sobre os nós de uma malha de interpolação. Para cada ponto estimado, a partir da definição de uma região de busca dos dados amostrais a serem utilizados na estimativa (ver item 4.5.1), é montado e resolvido o sistema da krigagem ordinária (Equação 15) para determinação dos pesos (Equação 16) necessários ao cálculo da estimativa (Equação 10) e, finalmente, é calculado o desvio-padrão da estimativa (Equação 17a ou 17b).

Os desvios-padrões são então utilizados para mapear o erro das estimativas, conforme mostram as Figuras 53 a 57.

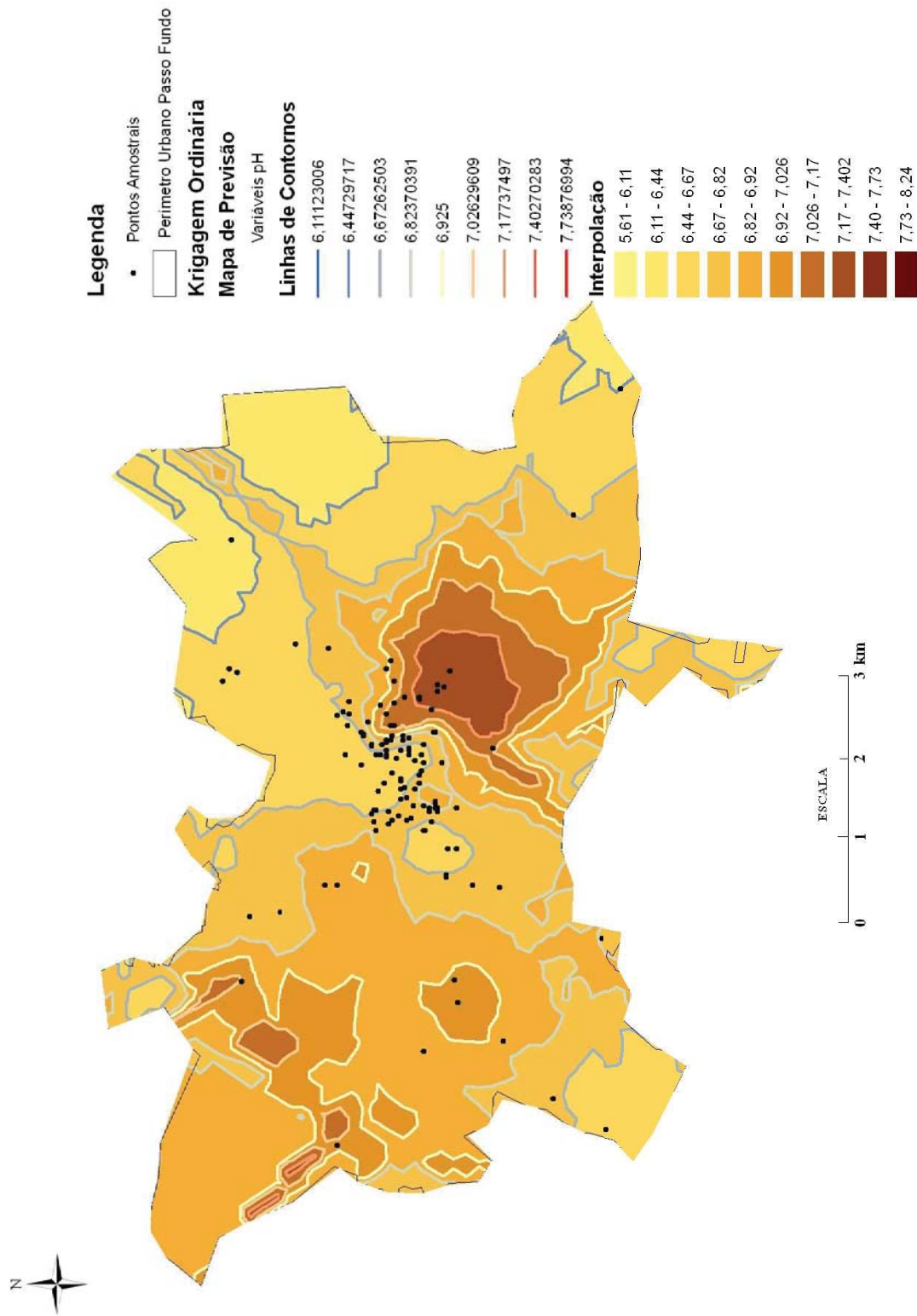


FIGURA 48: Mapa de distribuição do pH na área urbana de Passo Fundo.

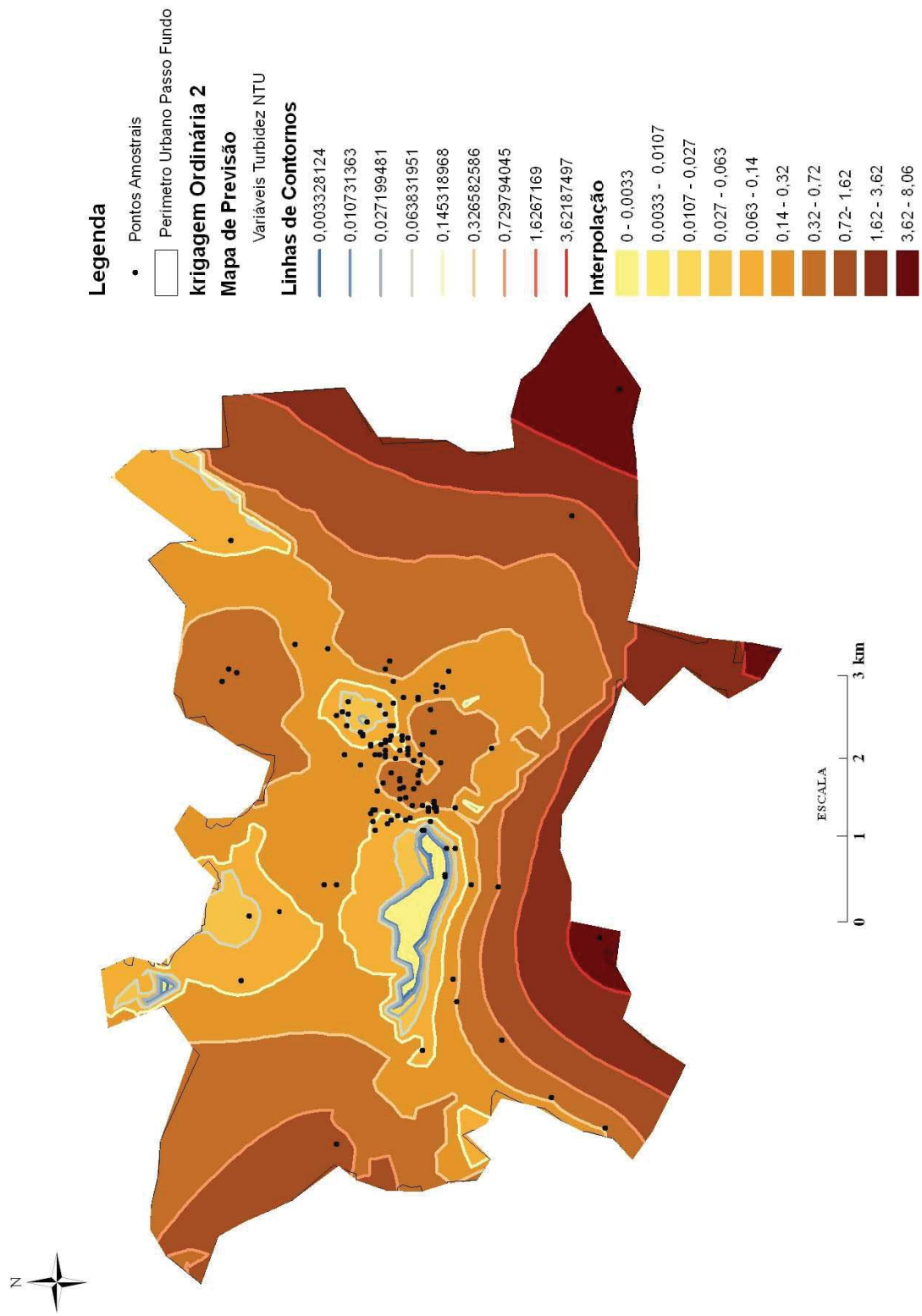


FIGURA 49: Mapa de distribuição da Turbidez na área urbana de Passo Fundo.

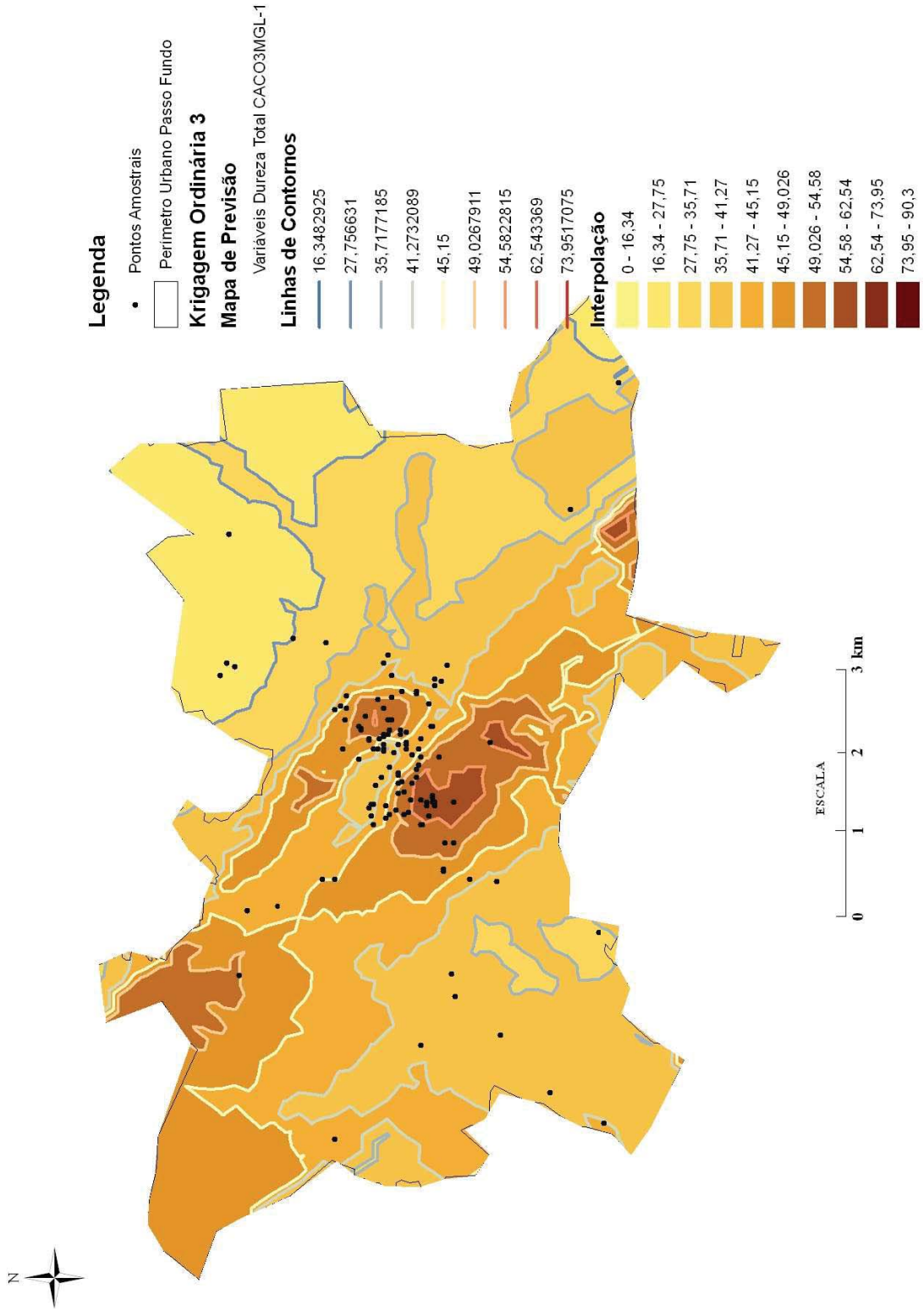


FIGURA 50: Mapa de distribuição da Dureza na área urbana de Passo Fundo.

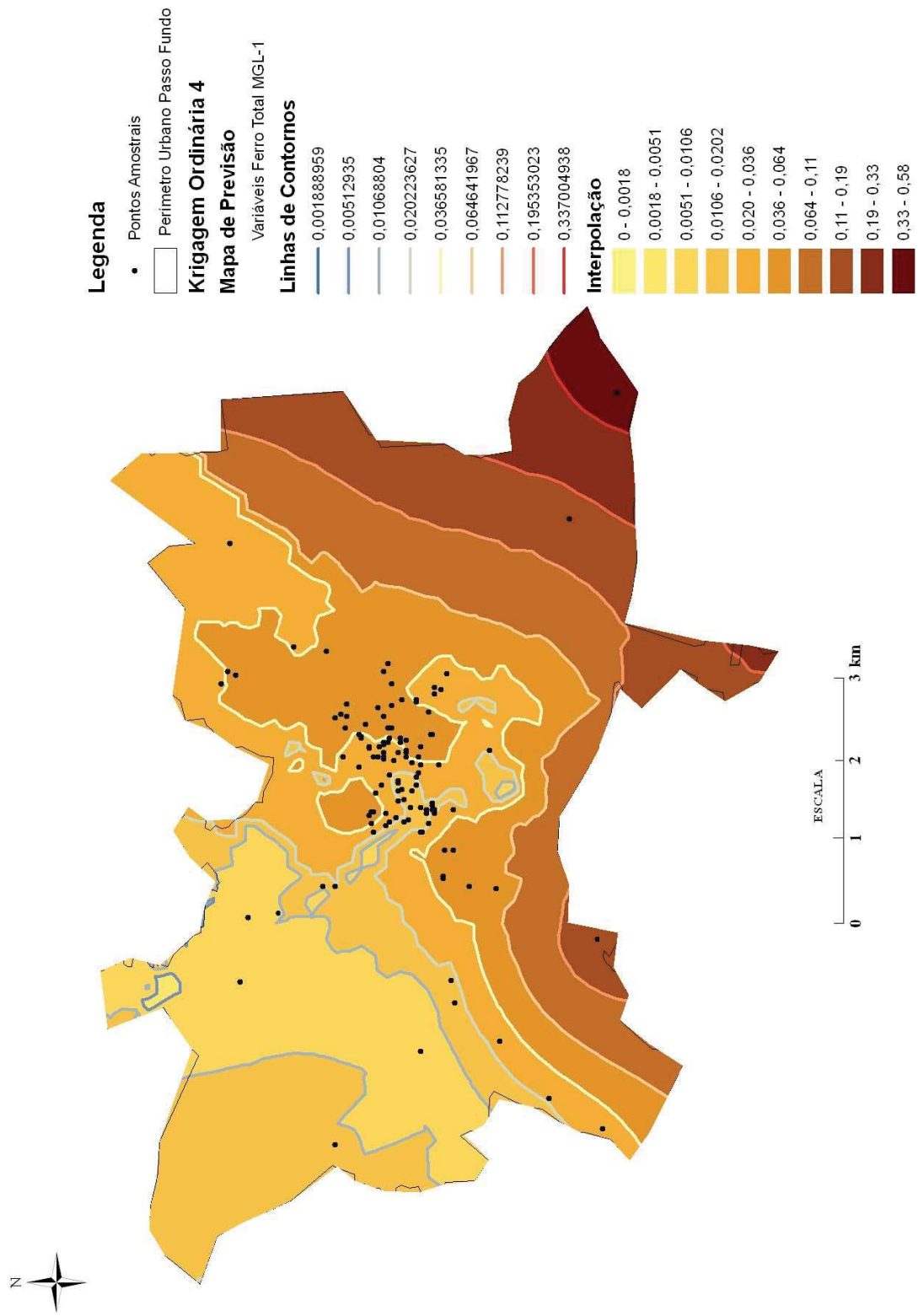


FIGURA 51: Mapa de distribuição do Ferro Total na área urbana de Passo Fundo.

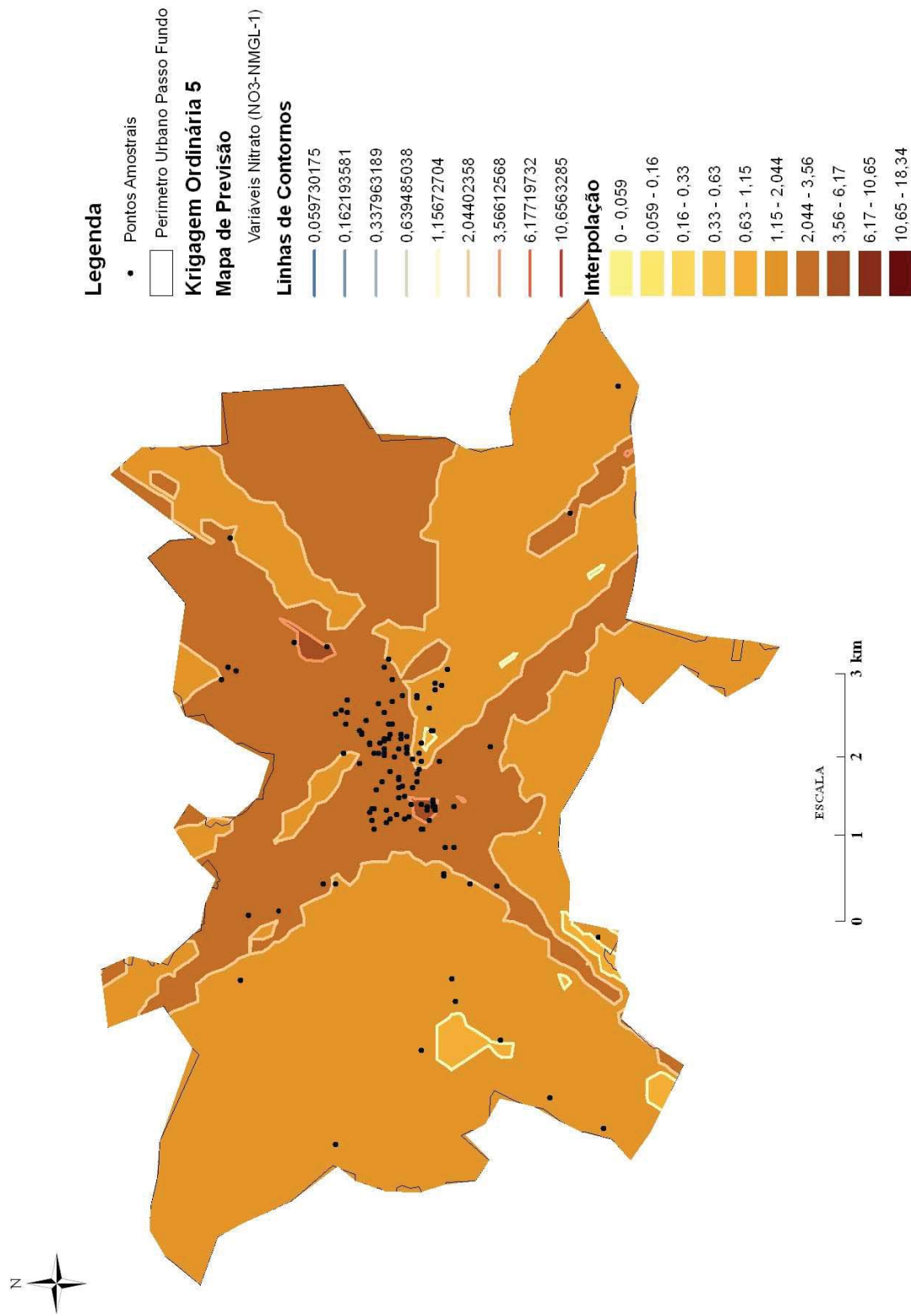


FIGURA 52: Mapa de distribuição de Nitratos na área urbana de Passo Fundo.

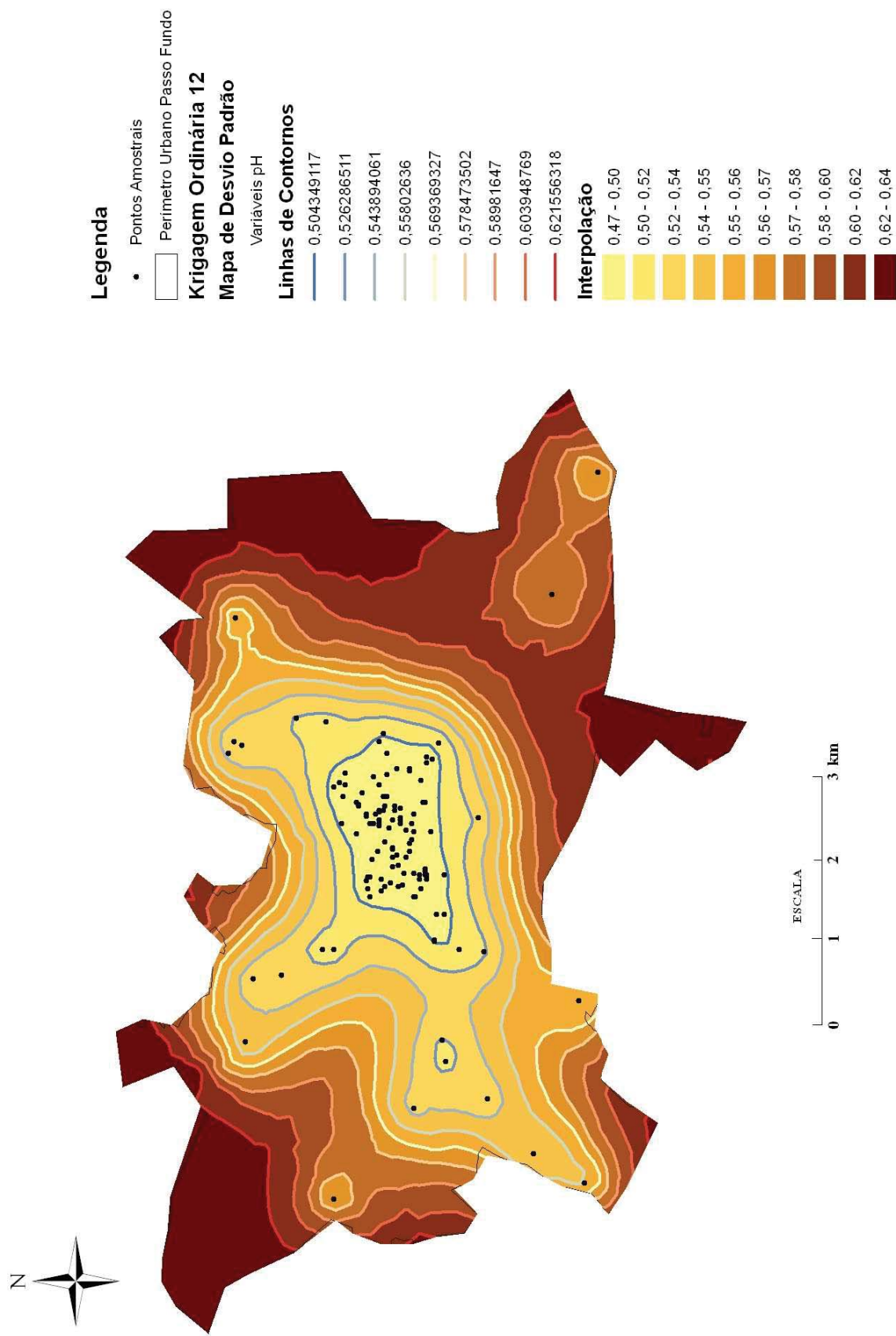


FIGURA 53: Mapa de desvios-padrões do pH na área urbana de Passo Fundo.

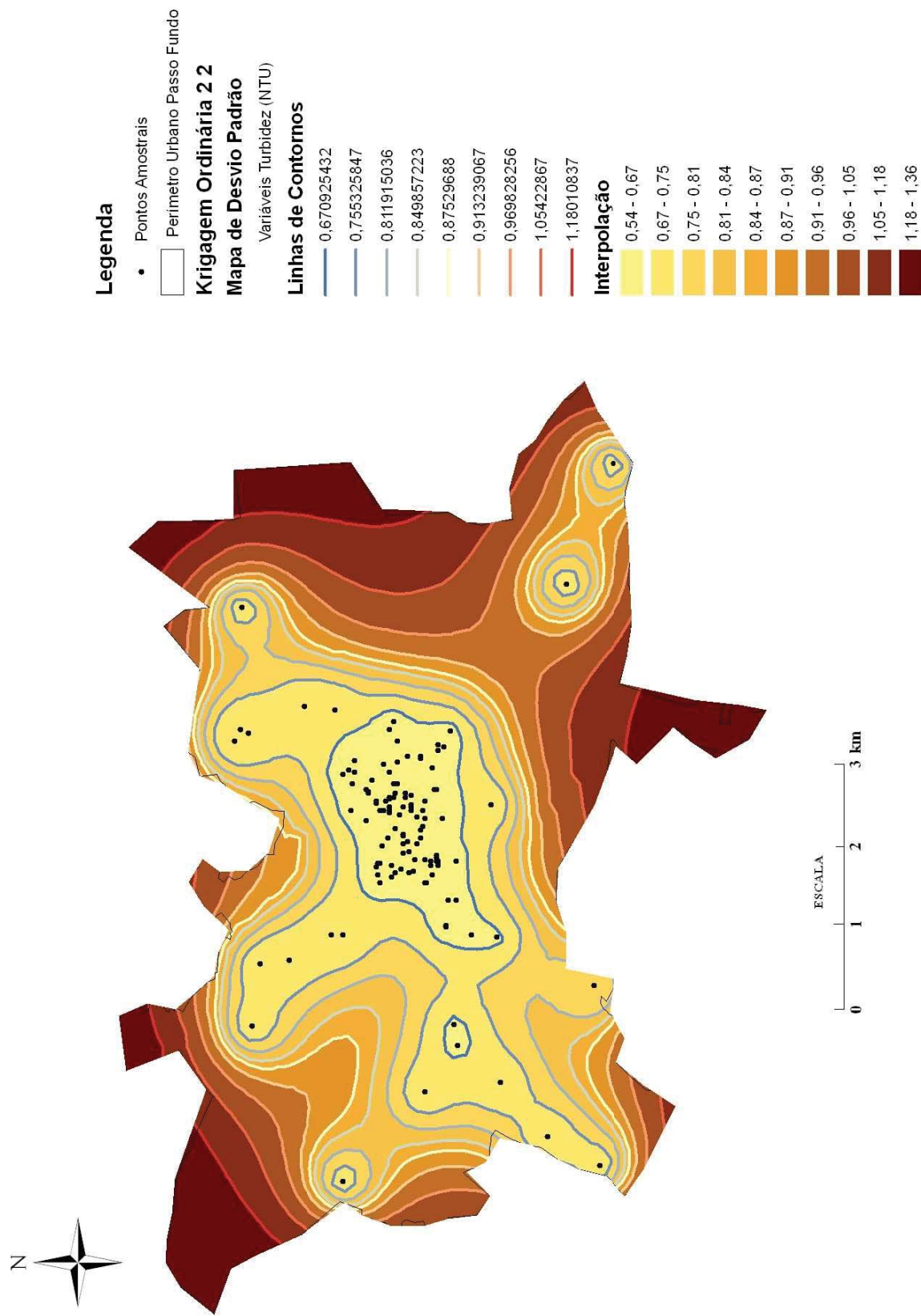


FIGURA 54: Mapa de desvios-padrões da Turbidez na área urbana de Passo Fundo.

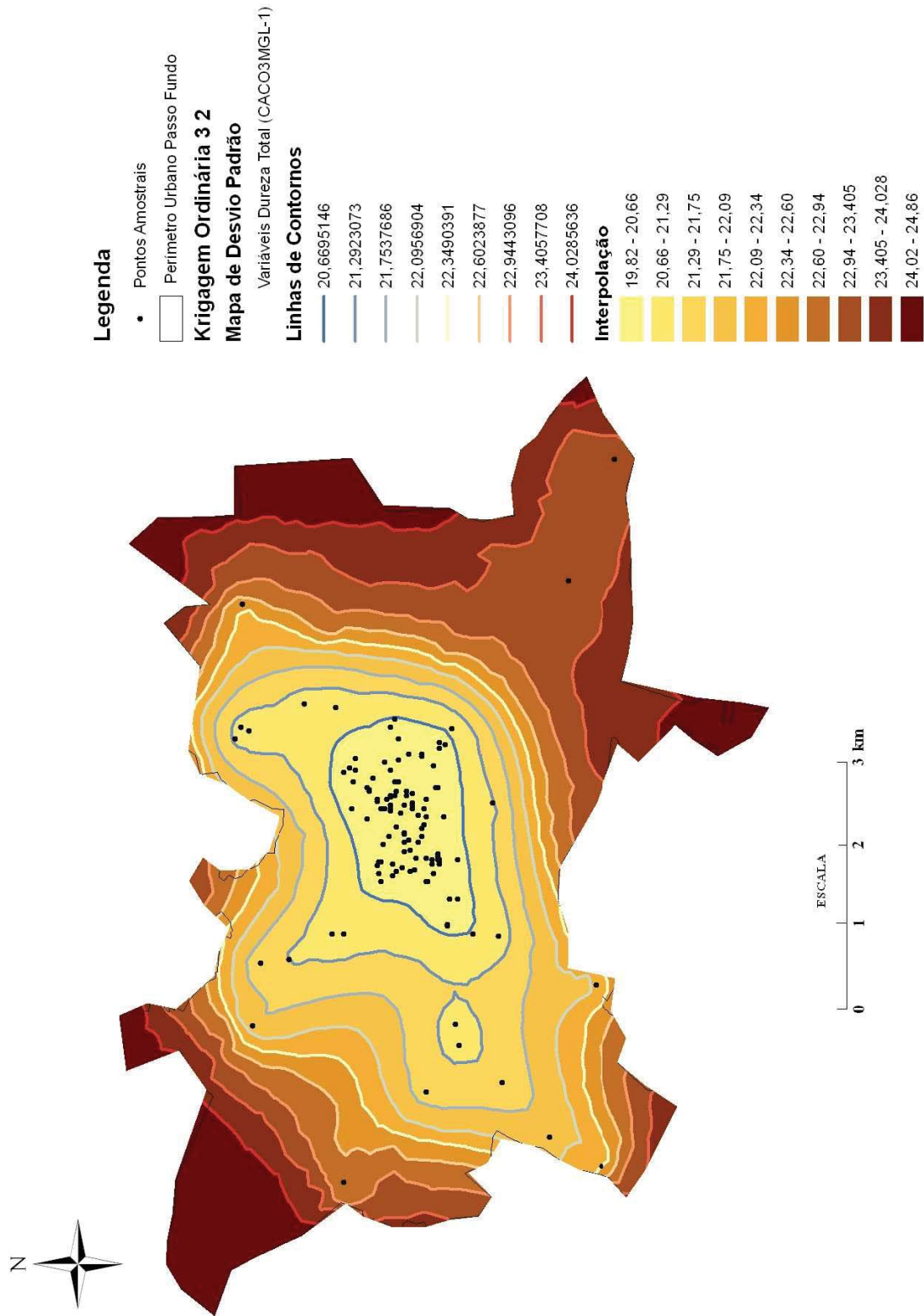


FIGURA 55: Mapa de desvios-padrões da Dureza na área urbana de Passo Fundo.

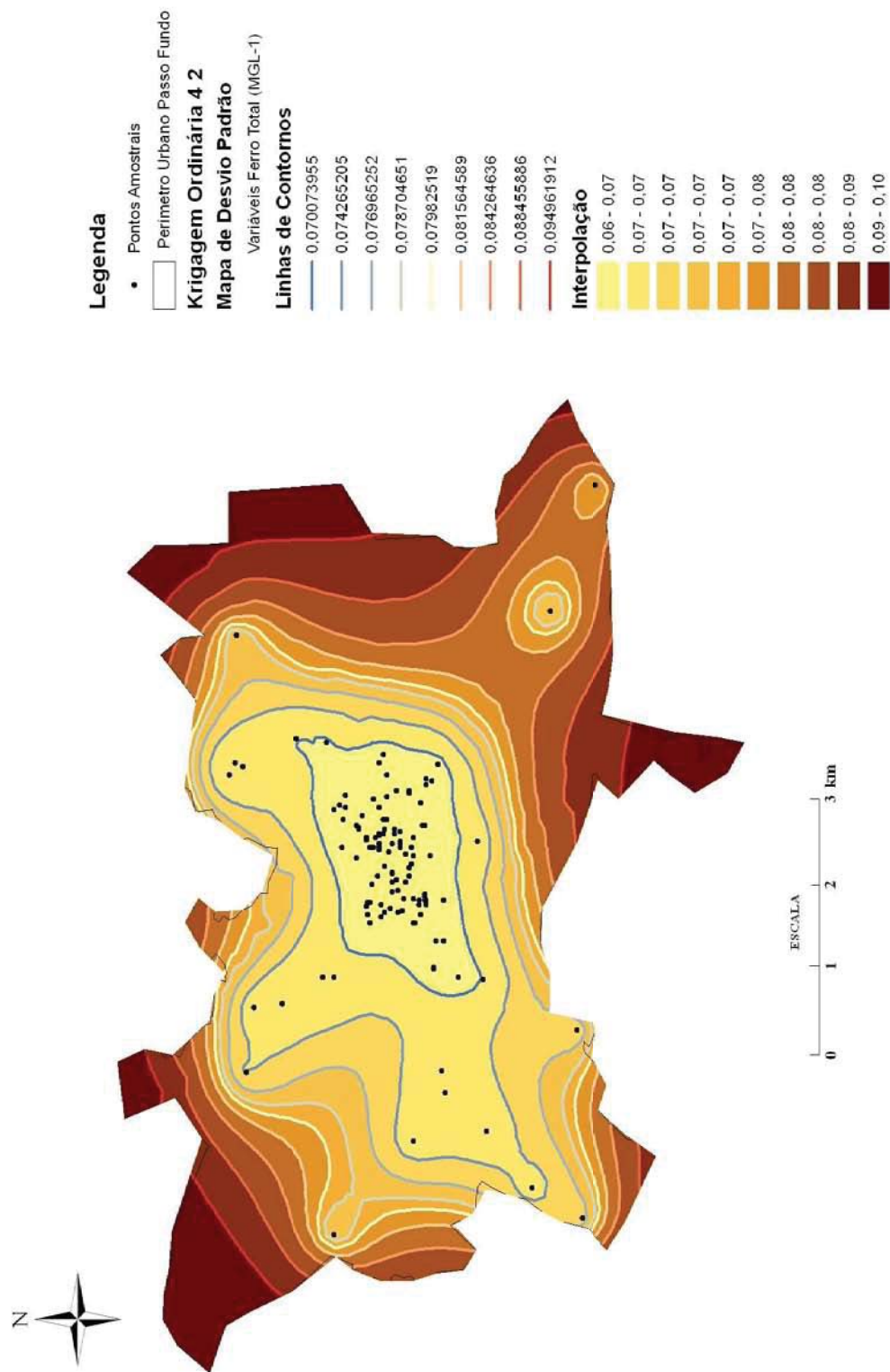


FIGURA 56: Mapa de desvios-padrões do Ferro Total na área urbana de Passo Fundo.

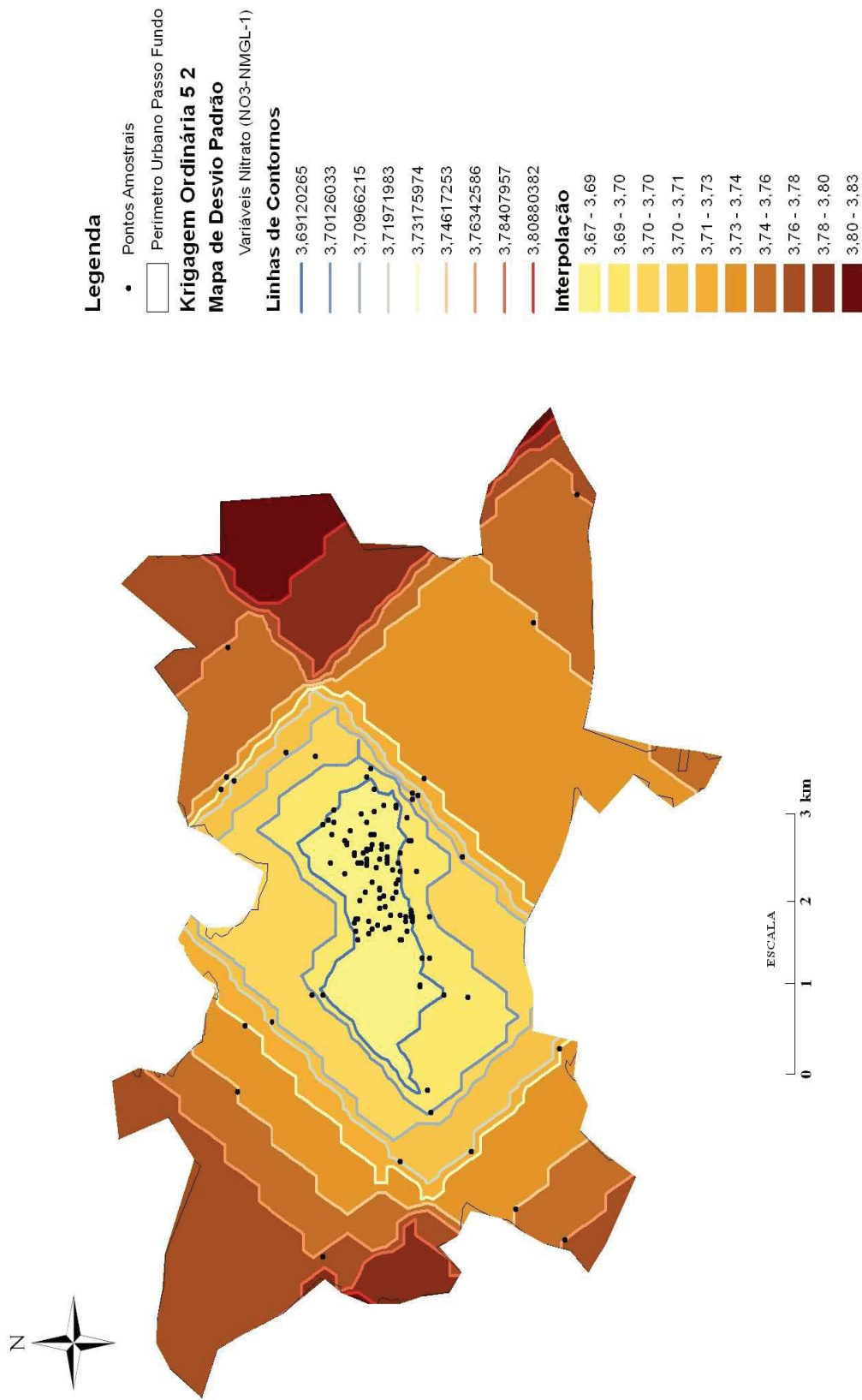


FIGURA 57: Mapa de desvios-padrões de Nitratos na área urbana de Passo Fundo.

O Quadro 6 apresenta um resumo elaborado a partir dos mapas de distribuição espacial e de desvios-padrões das variáveis analisadas.

QUADRO 6: Resumo dos mapas de distribuição espacial.

Variável	Faixa de Variação da Variável	Faixa de Variação do Desvio-Padrão
pH	5,61 – 8,24	0,47 – 0,64
Turbidez (NTU)	0,00 – 8,06	0,54 – 1,36
Dureza (mg/l CaCO ₃)	0,00 – 90,3	19,82 – 24,86
Ferro Total (mg/l)	0,00 – 0,58	0,06 – 0,10
Nitratos (mg/l NO ₃ ⁻ N)	0,00 – 18,34	3,67 – 3,83

Adicionalmente, as seguintes observações podem ser feitas a partir da avaliação dos mapas apresentados nas Figuras 48 a 57 e dos dados do Quadro 6:

- Os mapas de distribuição, especialmente para as variáveis Turbidez e Ferro Total, parecem refletir o baixo nível de informações disponíveis fora da região central; esta influência, associada ao número relativamente baixo de pontos amostrais, pode dificultar a obtenção de variogramas representativos da verdadeira estrutura espacial subjacente da variável analisada;
- O afastamento da hipótese de normalidade verificado para as variáveis Turbidez, Ferro Total e Nitratos, deve ser levado em conta aos interpretar-se os mapas de distribuição correspondentes;
- O erro associado às estimativas, embora de magnitude aceitável para a maioria das variáveis analisadas, é menor na região onde se verifica o agrupamento dos dados, na parte central da região de interesse, e cresce em direção às bordas da área, quando o desejável é que a distribuição do erro fosse mais uniforme.

4.5.3 Mapeamento de Probabilidades

4.5.3.1 Krigagem Indicativa

A krigagem indicativa modela as probabilidades de uma variável em relação a um nível de corte pré-estabelecido, isto é, as probabilidades de que os valores da variável se situem abaixo ou acima do nível de corte. O primeiro passo na krigagem indicativa foi definir

os níveis de corte para cada variável analisada. Na seqüência, as variáveis contínuas originais são transformadas em variáveis binárias indicadoras, as quais assumem os valores 0 ou 1, dependendo se o valor da variável original se encontra acima ou abaixo do valor de corte. Cumprida esta etapa, os procedimentos de interpolação e elaboração de mapas são idênticos aos da krigagem ordinária.

4.5.3.2 Definição dos Níveis de Corte

Os valores utilizados como níveis de corte tiveram como referência os limites ou faixas fixados pela legislação vigente que estabelece os padrões de potabilidade da água para consumo humano (Portaria do Ministério da Saúde n. 518/2004). Os valores adotados estão apresentados no Quadro 7.

QUADRO 7: Níveis de corte utilizados na krigagemm indicativa.

Variável	Nível de Corte
pH	6
Turbidez (NTU)	5
Dureza (mg/l CaCO ₃)	500
Ferro Total (mg/l)	0,3
Nitratos (mg/l NO ₃ -N)	10

4.5.3.3 Mapas de Probabilidades

Nas Figuras 58 a 61 são apresentados os mapas de probabilidades obtidos por krigagem indicativa para as variáveis pH, Turbidez, Ferro Total e Nitratos, respectivamente. Foram obtidos mapas somente para aquelas variáveis que apresentaram valores acima e abaixo do nível de corte estabelecido e, por este motivo, não foi elaborado mapa para a variável Dureza. Cabe ressaltar que os mapas elaborados indicam a probabilidade de a variável analisada estar acima do nível de corte.

As cores utilizadas na elaboração dos mapas indicam menores probabilidades quando são claras, e o oposto quando são escuras. Foi utilizada a malha de interpolação sugerida como *default* pelo ArcGIS 9.3.1.

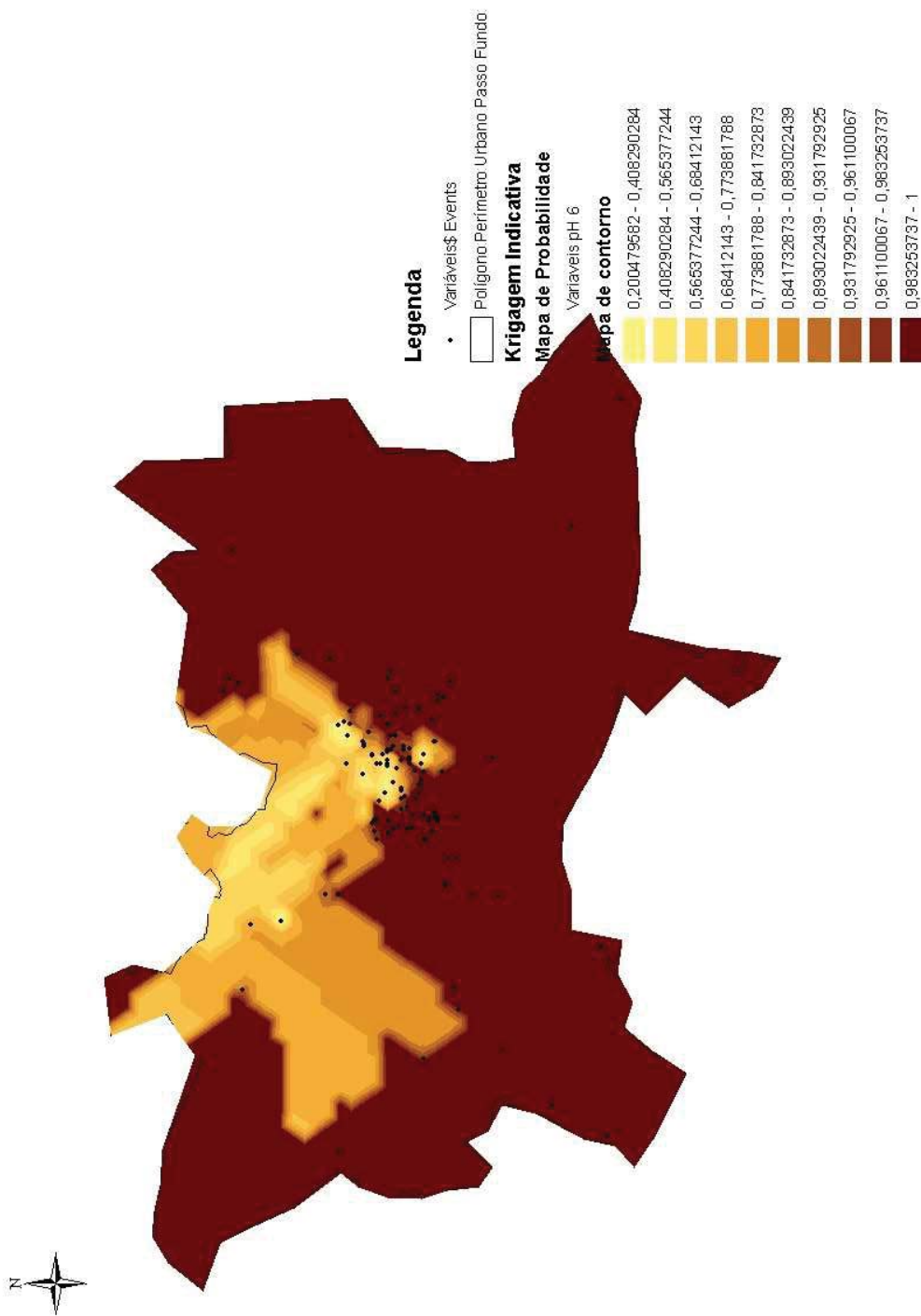


FIGURA 58: Mapa de probabilidades para a variável pH na área urbana de Passo Fundo (valor de corte: 6).

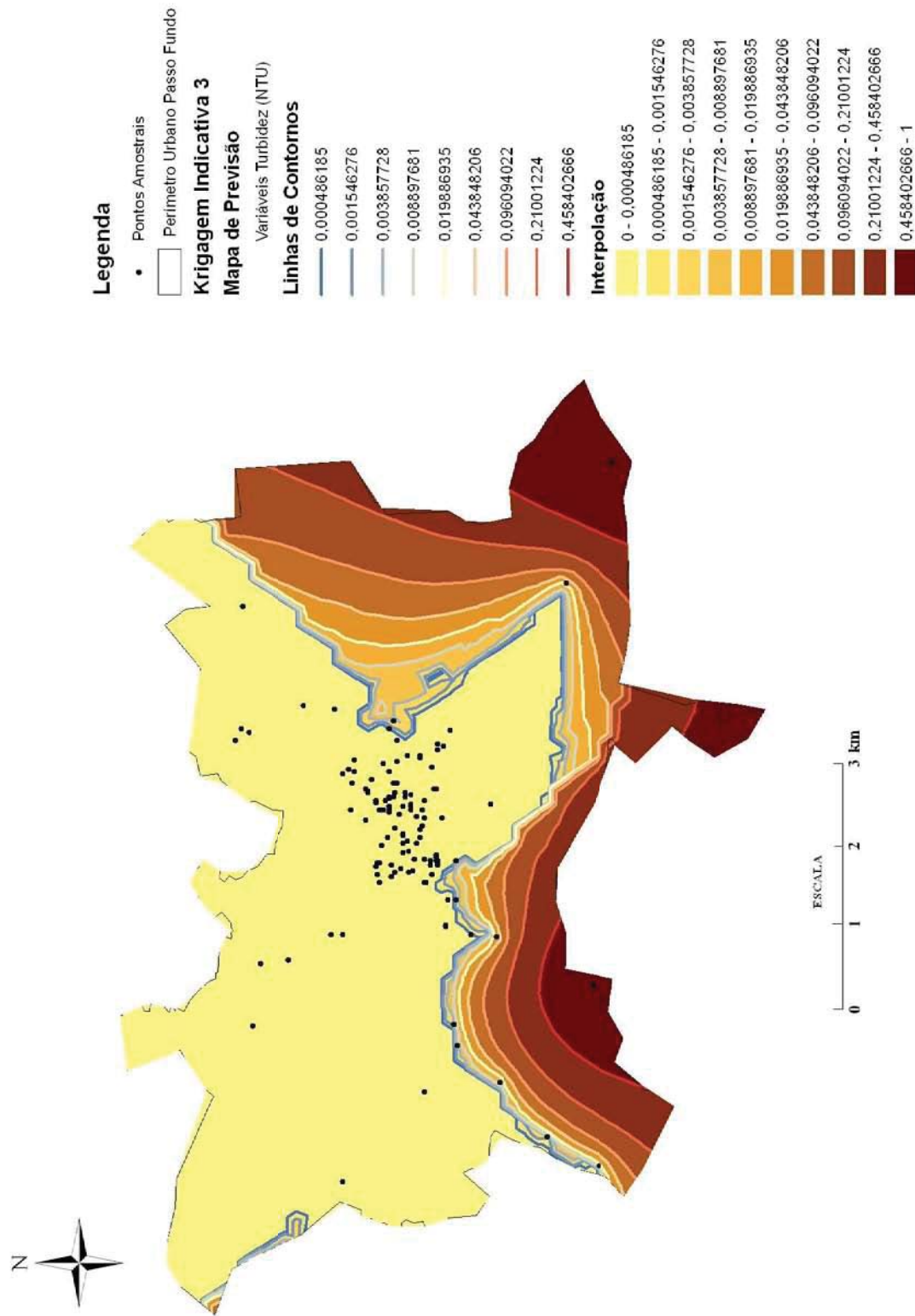


FIGURA 59: Mapa de probabilidades para a variável Turbidez na área urbana de Passo Fundo (valor de corte: 5 NTU).

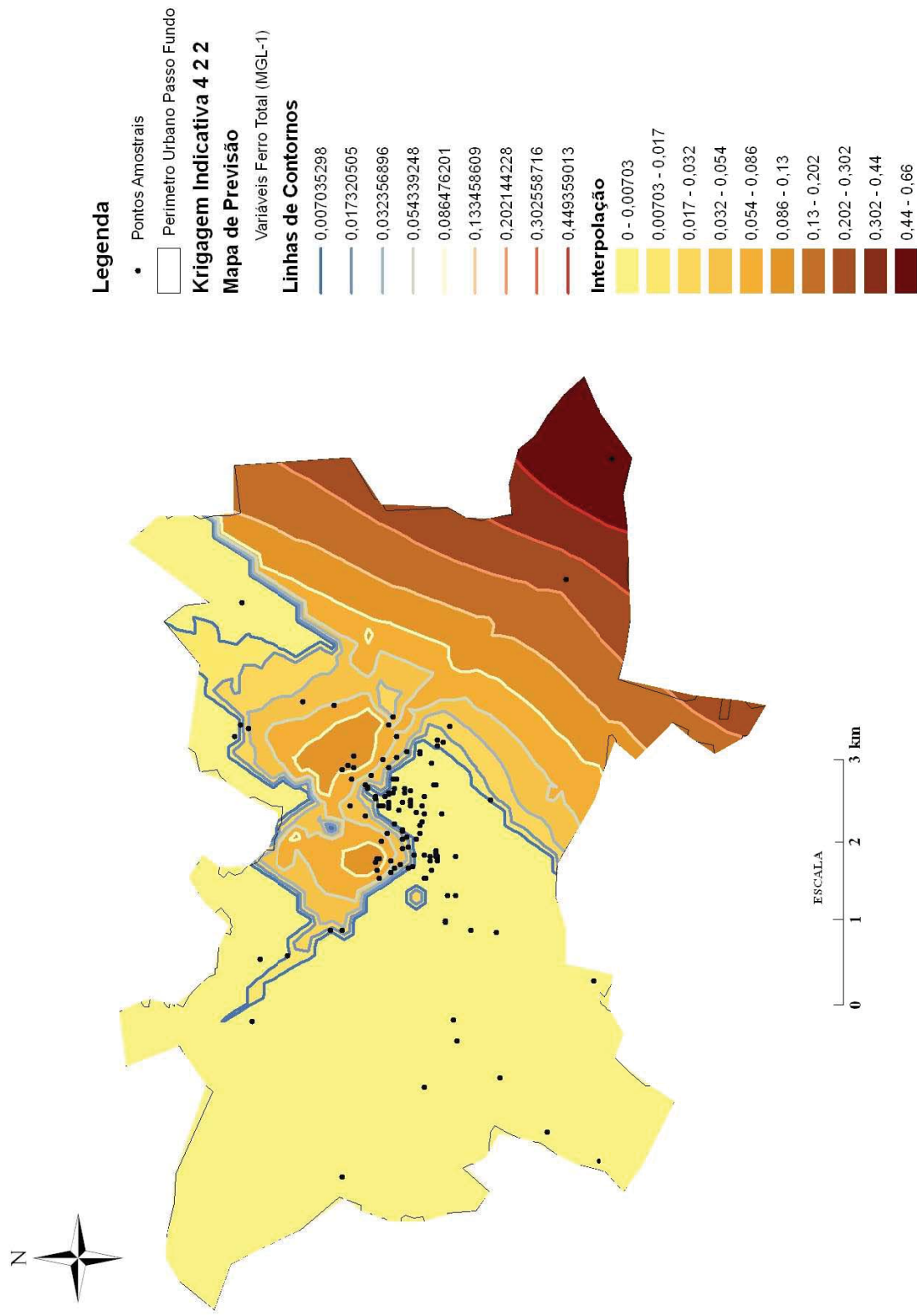


FIGURA 60: Mapa de probabilidades para a variável Ferro Total na área urbana de Passo Fundo (valor de corte: 0,3 mg/l).

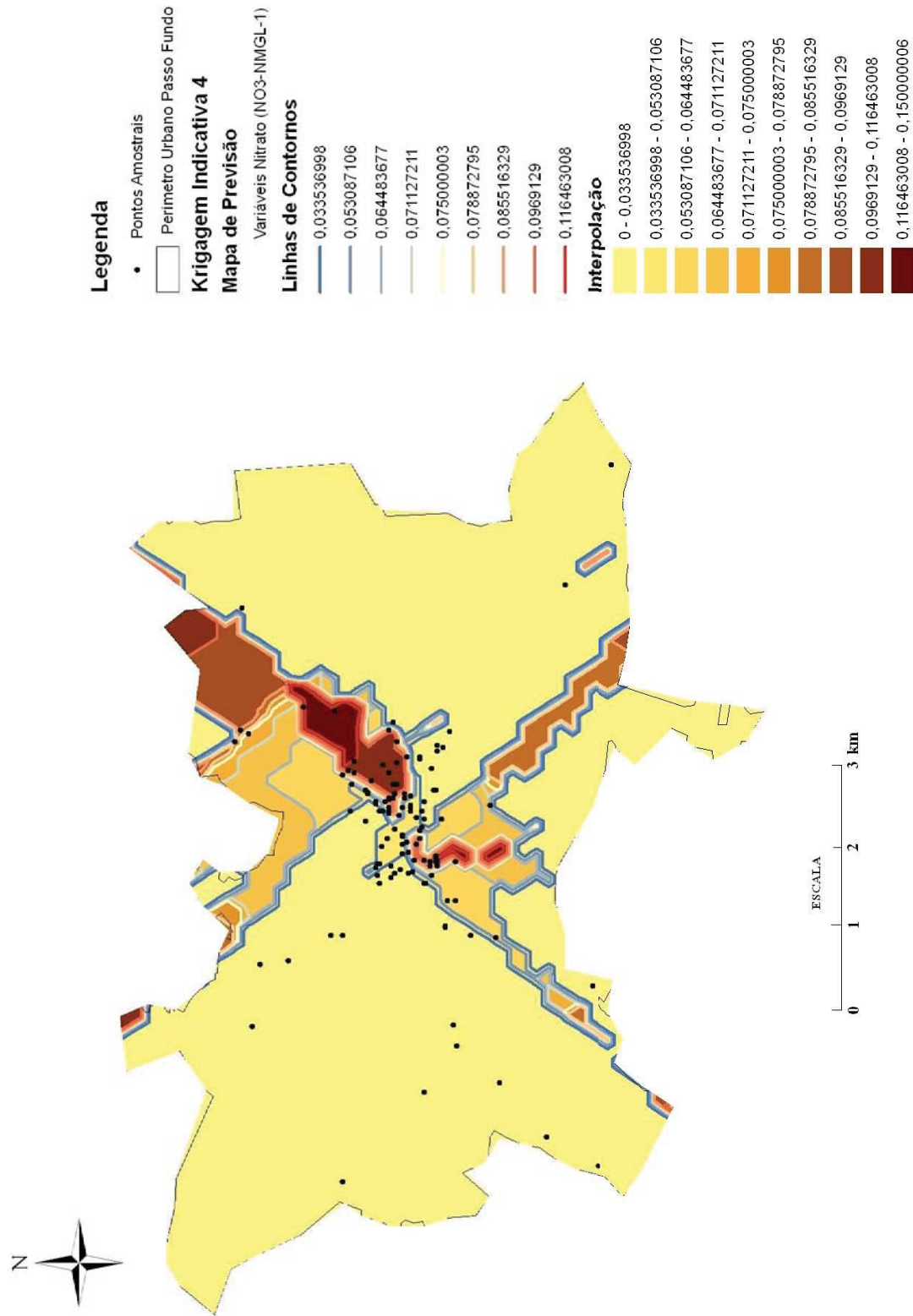


FIGURA 61: Mapa de probabilidades para a variável Nitratos na área urbana de Passo Fundo (valor de corte: 10 mg/l).

O Quadro 8 apresenta um resumo elaborado a partir dos mapas de probabilidades, incluindo os desvios-padrões correspondentes. Por questões de economia de espaço, não são apresentados os mapas de desvios-padrões para a krigagem indicativa.

QUADRO 8: Resumo dos mapas de probabilidades.

Variável	Nível de Corte	Faixa de Probabilidade	Faixa de Variação do Desvio-Padrão
pH	6	0,20 – 1,00	0,17 – 0,33
Turbidez (NTU)	5	0,00 – 1,00	0,00 – 0,12
Ferro Total (mg/l)	0,3	0,00 – 0,66	0,11 – 0,19
Nitratos (mg/l NO ₃ -N)	10	0,00 – 0,15	0,22 – 0,23

Com relação aos mapas de probabilidades, valem as mesmas observações feitas anteriormente para os mapas de distribuição obtidos por krigagem ordinária.

Com relação ao mapa de probabilidades para a variável pH, cabe observar que, de forma diferente das demais variáveis, o valor de corte adotado corresponde ao limite inferior da legislação (o limite superior é 9,5) e o mapa indica a probabilidade de que esta variável assumira valores superiores a este limite. Portanto, a probabilidade de que a água subterrânea apresente pH fora do limite da legislação, isto é, seja inferior a 6, é o complemento da probabilidade indicada no mapa apresentado. Cabe ressaltar que não foi construído mapa de probabilidades para o pH igual a nove em razão de que todas as observações amostrais foram inferiores a este valor limite.

Por fim, deve-se acrescentar que os mapas de probabilidades são ferramentas muito úteis na avaliação da qualidade da água subterrânea, pois quantificam o risco, o qual pode ser avaliado pelo gestor público e utilizado como apoio à tomada de decisão.

4.5.4 Efeito do Tamanho da Amostra e do Agrupamento dos Dados

Com o objetivo de avaliar o efeito do agrupamento dos dados referido em itens anteriores, a modelagem geoestatística foi repetida para a variável pH somente para a região central da área urbana de Passo Fundo, considerando os pontos localizados no interior desta área e alguns mais próximos no seu entorno, desprezando-se os demais. A Figura 62 mostra este novo cenário da modelagem.

As Figuras 63 e 64 apresentam, respectivamente, o mapa de probabilidades e o mapa de desvios-padrões correspondente, para a variável pH, obtidos por krigagem indicativa com valor de corte igual a 6. O mapa da Figura 65 é diretamente comparável àquele apresentado na Figura 58.

As Figuras 65 e 66 apresentam, respectivamente, os mapas de distribuição espacial e de desvios-padrões para a variável pH, obtidos por krigagem ordinária com modelo circular de variograma. Estes mapas são diretamente comparáveis aos apresentados nas Figs. 48 e 53.

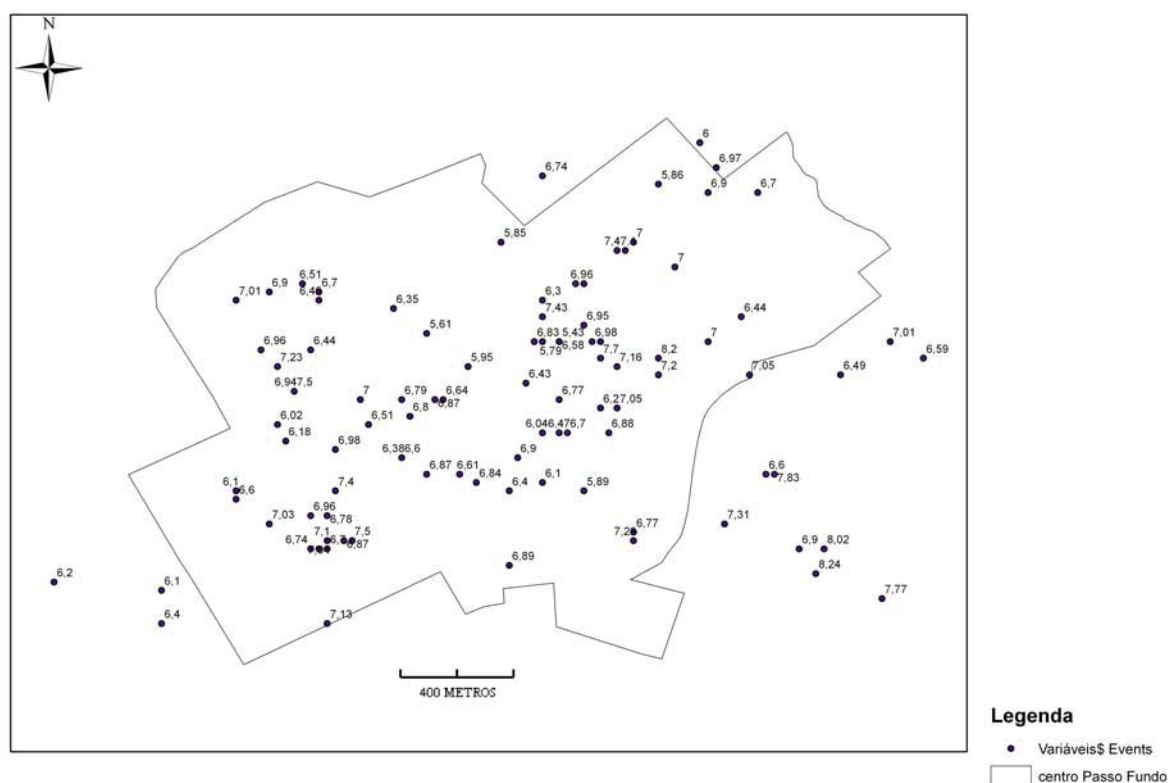


FIGURA 62: Localização dos poços e postagem dos valores de pH na área central de Passo Fundo.

Comparando os mapas da área urbana com os da área central somente, constata-se uma pequena redução dos desvios-padrões para estes últimos, o que se traduz em aumento de precisão das estimativas.

4.5.5 Efeito da Modelagem do Variograma

Com o objetivo de avaliar o efeito do modelo teórico adotado para o variograma, a modelagem geoestatística por krigagem ordinária foi repetida para a variável pH e para a

região central da área urbana de Passo Fundo, utilizando o melhor ajuste para os quatro modelos matemáticos mais usuais: circular, esférico, exponencial e parabólico (gaussiano).

Os mapas de distribuição espacial e de desvios-padrões correspondentes ao modelo circular já foram apresentados nas Figuras 65 e 66. As Figuras 67 a 72 apresentam os mesmos mapas para os demais modelos (esférico, exponencial e parabólico).

O Quadro 9 apresenta um resumo elaborado a partir dos mapas de distribuição espacial e de desvios-padrões do pH, considerando os quatro modelos comparados.

QUADRO 9: Comparação entre modelos de variograma (krigagem ordinária – pH).

Modelo	Faixa de Variação da Variável (pH)	Faixa de Variação do Desvio-Padrão
Circular	5,61 – 8,24	0,47 – 0,60
Esférico	5,61 – 8,24	0,46 – 0,61
Exponencial	5,61 – 8,24	0,45 – 0,61
Parabólico	5,61 – 8,24	0,48 – 0,59

Comparando os mapas das Figuras 65 a 72, pode-se observar visualmente que modelos distintos produzem mapas diferentes. Embora os dados apresentados no Quadro 9 não indiquem ter havido uma diferença significativa entre eles, há diferenças entre as estimativas pontuais em uma mesma localização, bem como na continuidade espacial da variável analisada. A escolha do modelo mais adequado é fundamental para a qualidade das estimativas e mapas produzidos e, neste sentido, juntamente com a utilização correta das ferramentas estatísticas de avaliação da adequação dos modelos, é extremamente importante o conhecimento do analista a cerca do fenômeno físico ou químico subjacente ao processo em estudo.

4.6 AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA SUBTERRÂNEA

A partir dos mapas de probabilidades produzidos no presente trabalho, baseados em valores de corte definidos na Portaria do Ministério da Saúde n. 518/2004 (ver Quadro 8), foi possível concluir preliminarmente que a qualidade da água subterrânea na área urbana de Passo Fundo pode estar comprometida em alguns locais, em particular em relação a alguns parâmetros físico-químicos de qualidade, como pH, Turbidez e Ferro Total, os quais apresentaram probabilidades relativamente elevadas de estarem fora das faixas ou acima dos

limites definidos em legislação. Contudo, não foi possível realizar uma avaliação mais completa em razão no número restrito de parâmetros analisados.

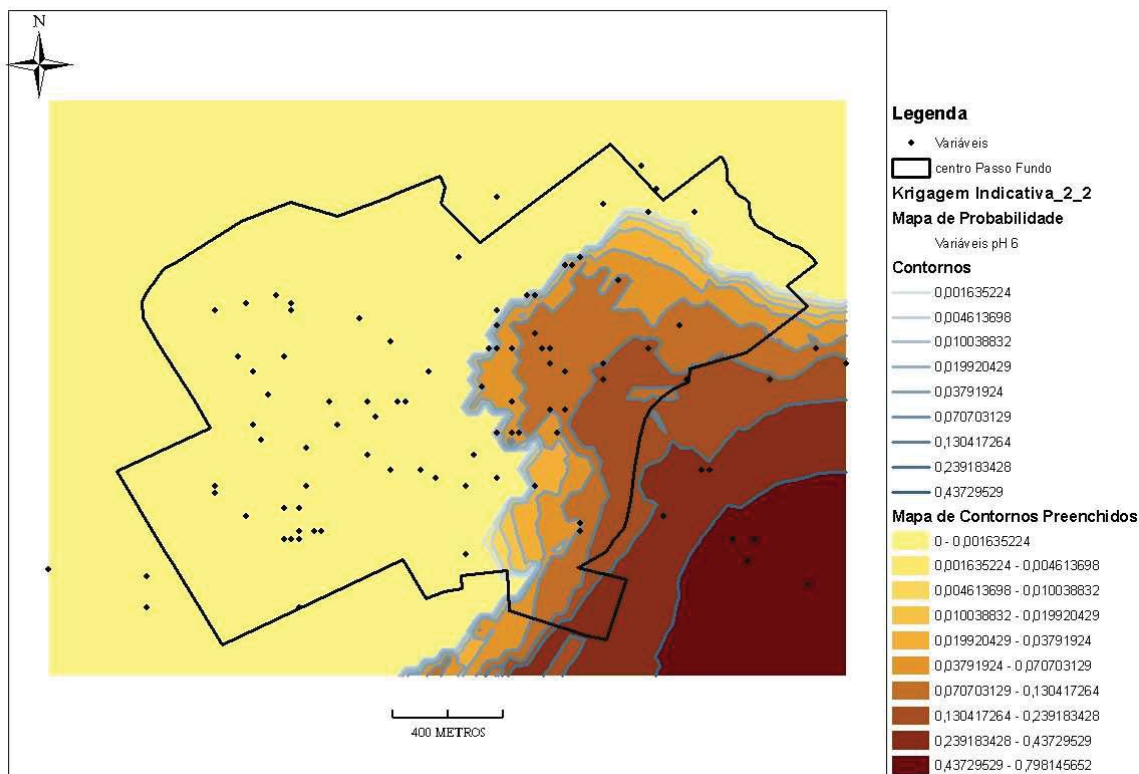


FIGURA 63: Mapa de probabilidades para o pH na área central de Passo Fundo (valor de corte: 6).

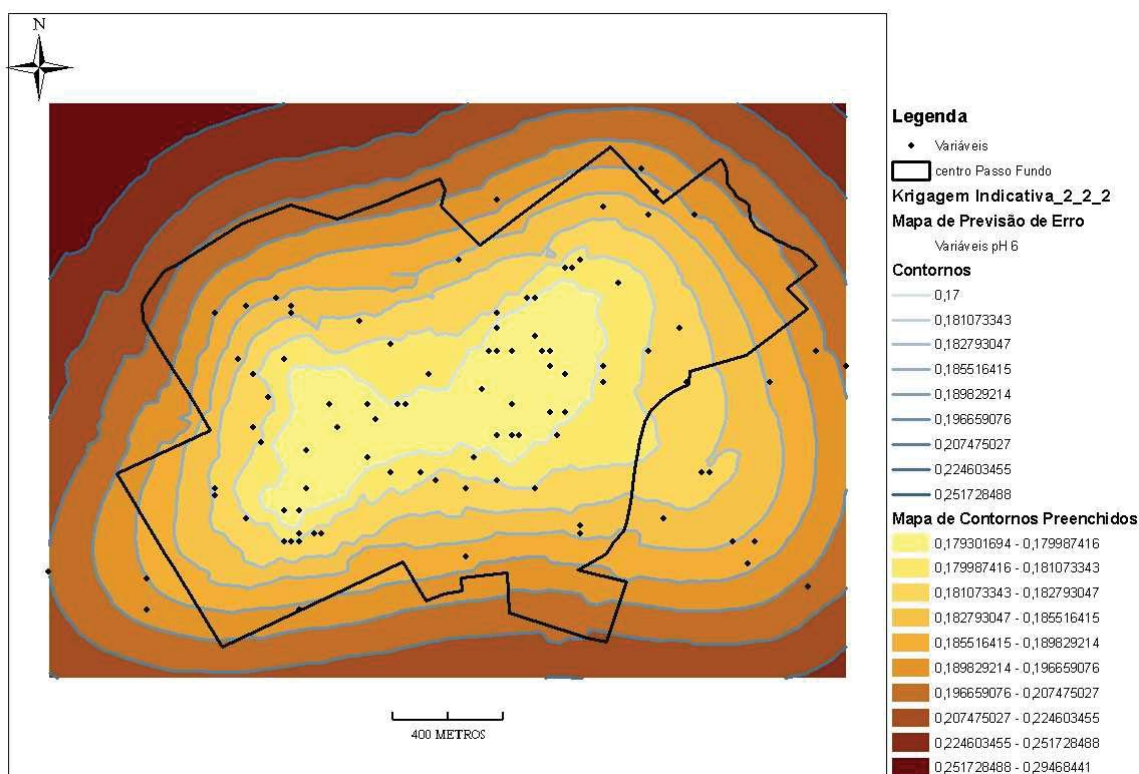


FIGURA 64: Desvios-padrões para o mapa de probabilidades do pH na área central de Passo Fundo (valor de corte: 6).

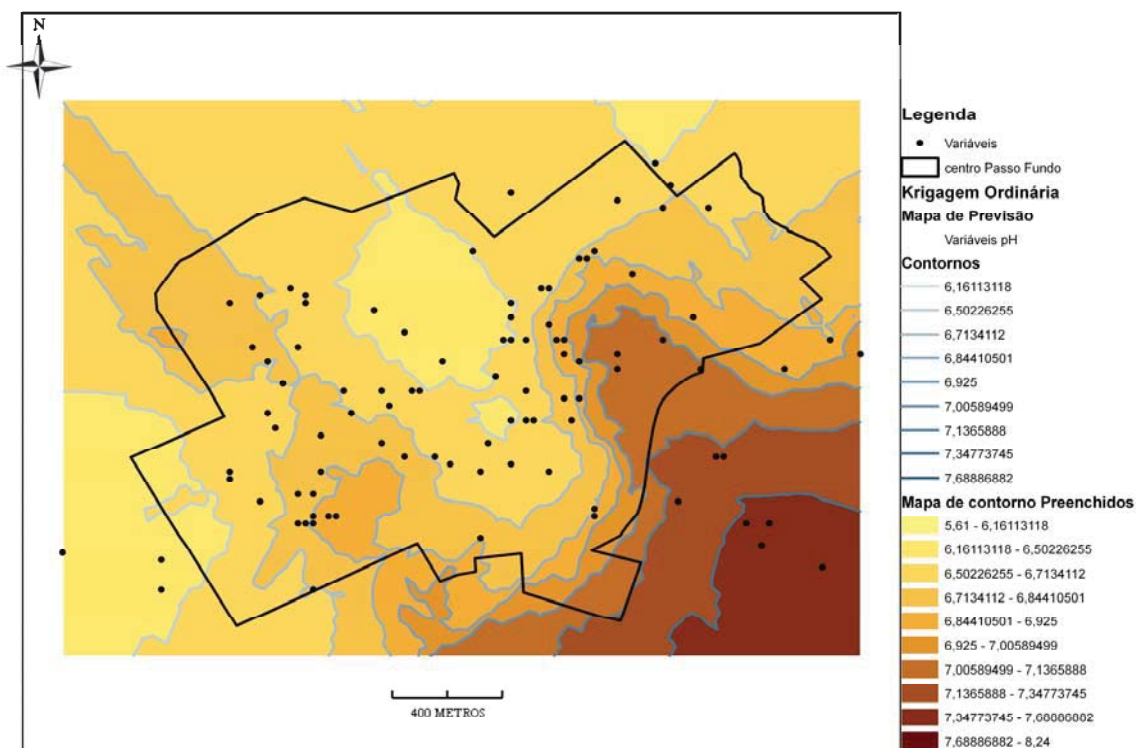


FIGURA 65: Mapa de distribuição do pH na área central de Passo Fundo (modelo circular).

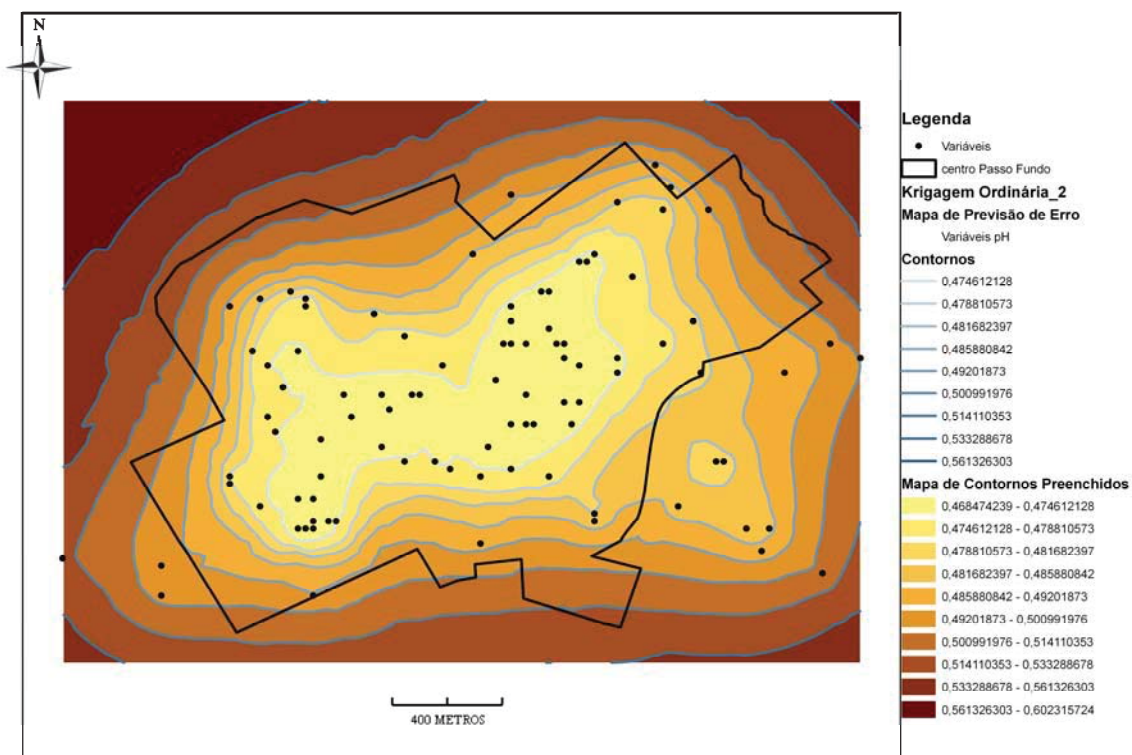


FIGURA 66: Mapa de desvios-padrões do pH na área central de Passo Fundo (modelo circular).

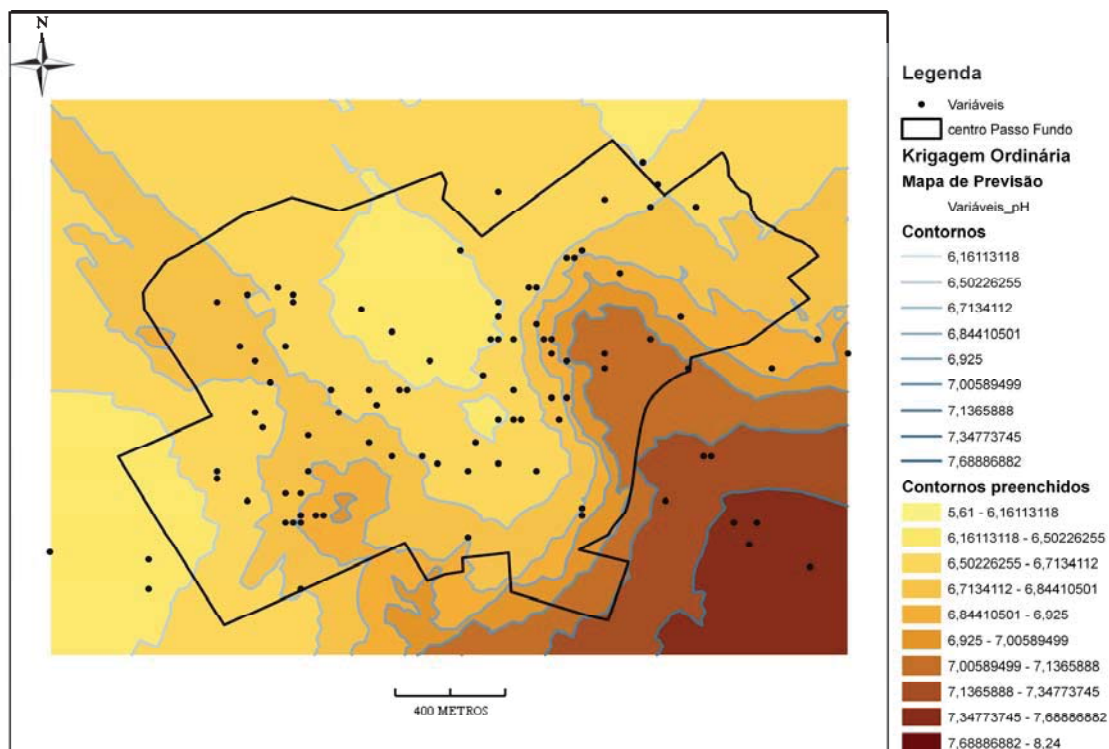


FIGURA 67: Mapa de distribuição do pH na área central de Passo Fundo (modelo esférico).

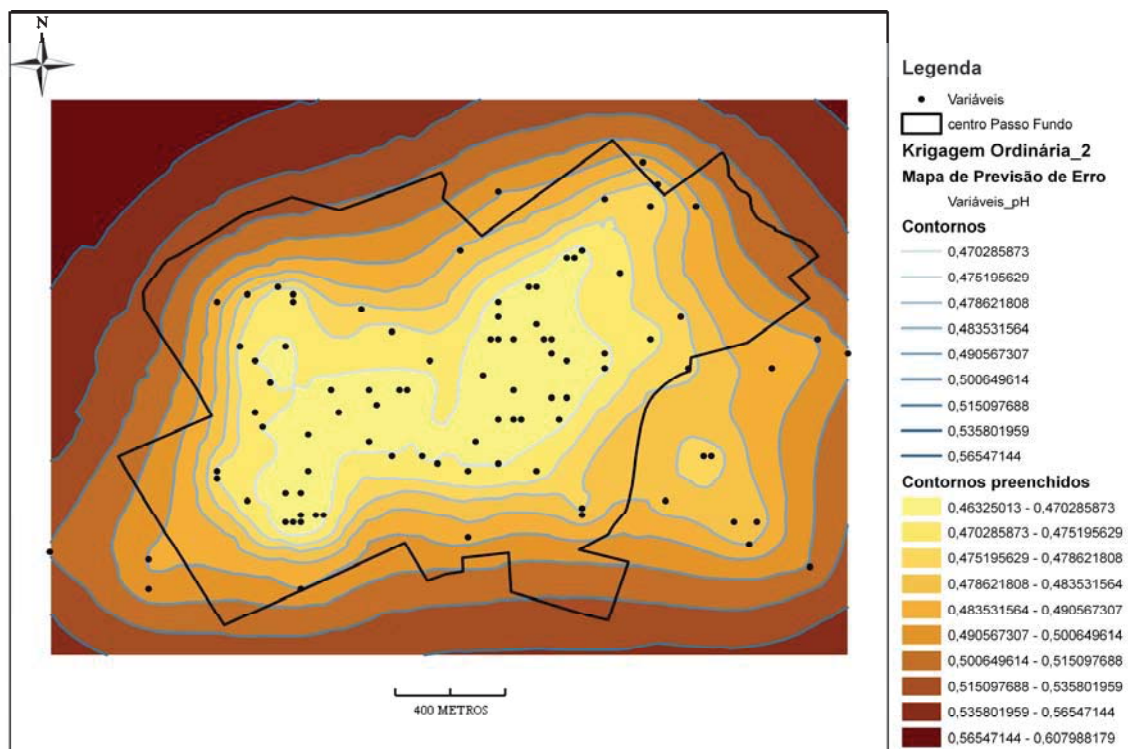


FIGURA 68: Mapa de desvios-padrões do pH na área central de Passo Fundo (modelo esférico).

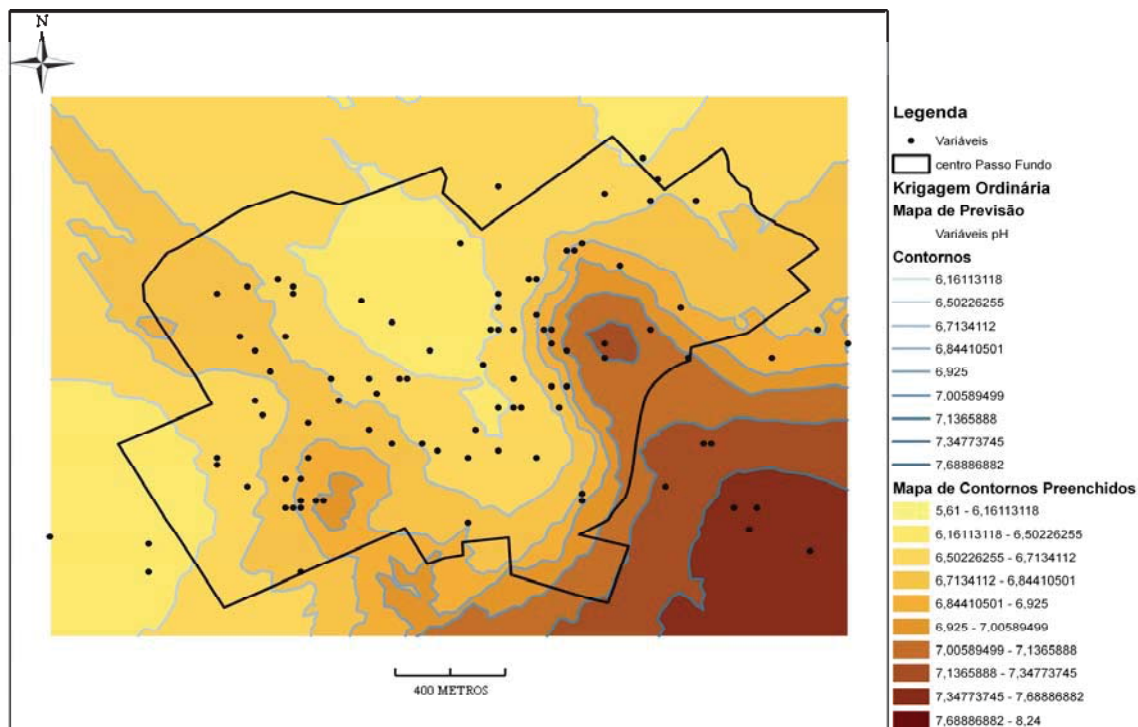


FIGURA 69: Mapa de distribuição do pH na área central de Passo Fundo (modelo exponencial).

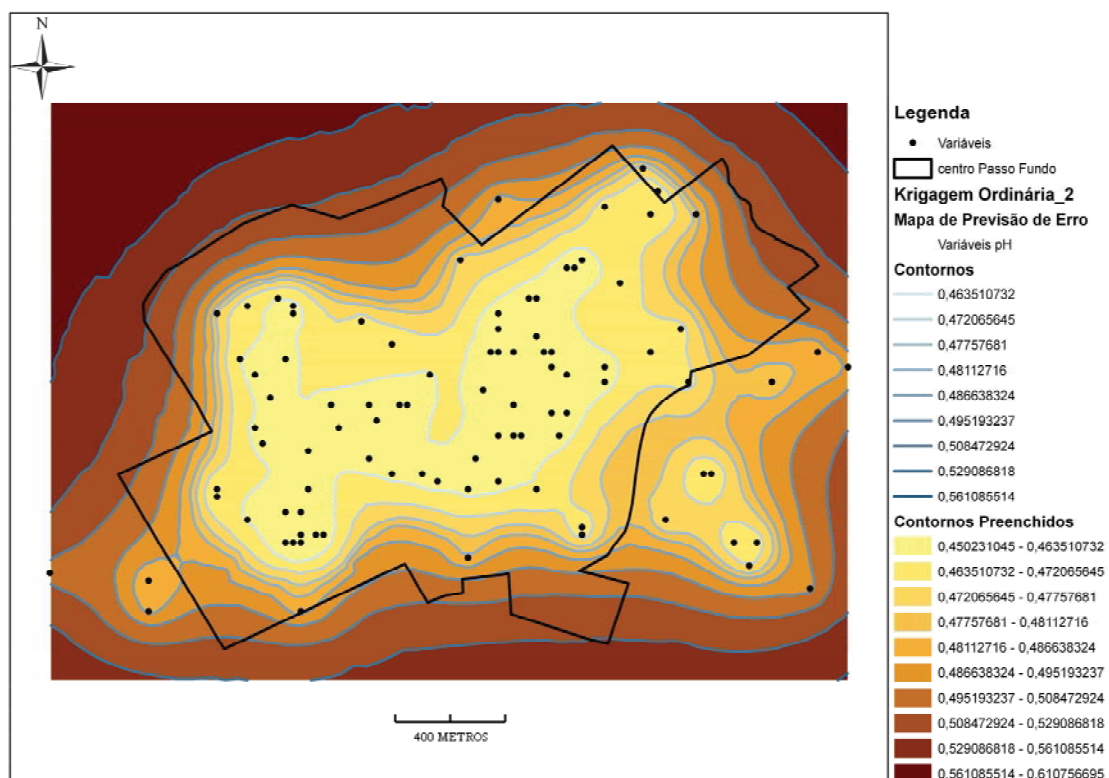


FIGURA 70: Mapa de desvios-padrões do pH na área central de Passo Fundo (modelo exponencial).

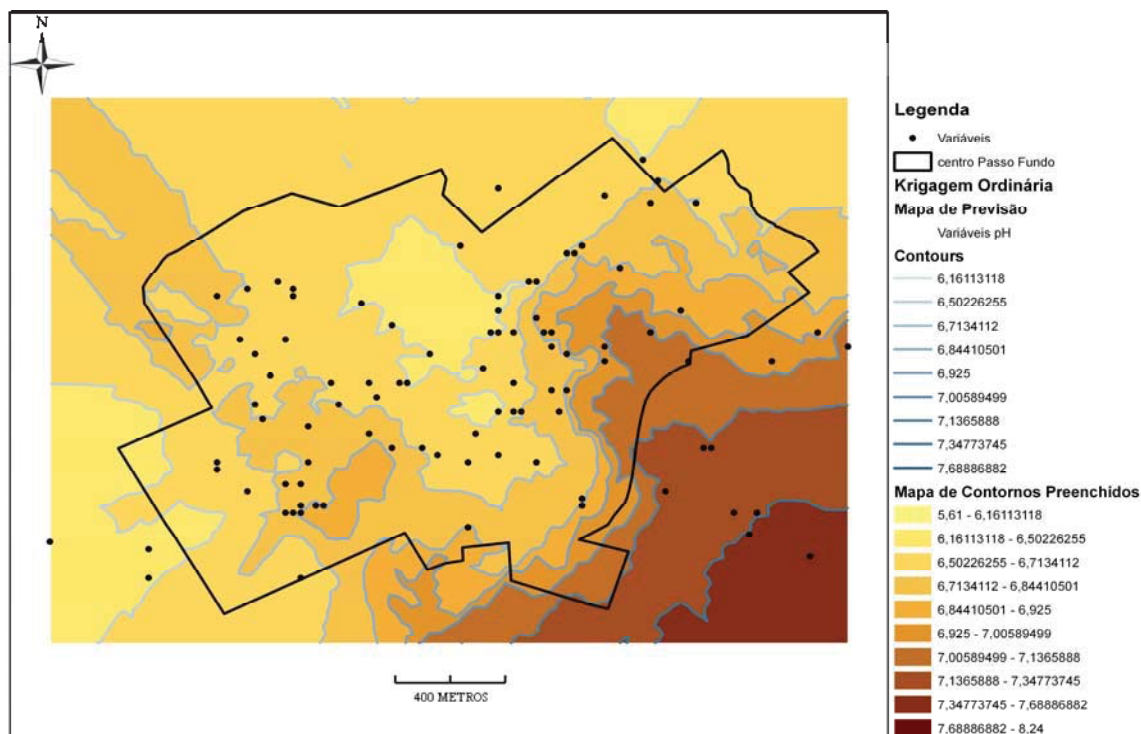


FIGURA 71: Mapa de distribuição do pH na área central de Passo Fundo (modelo parabólico).

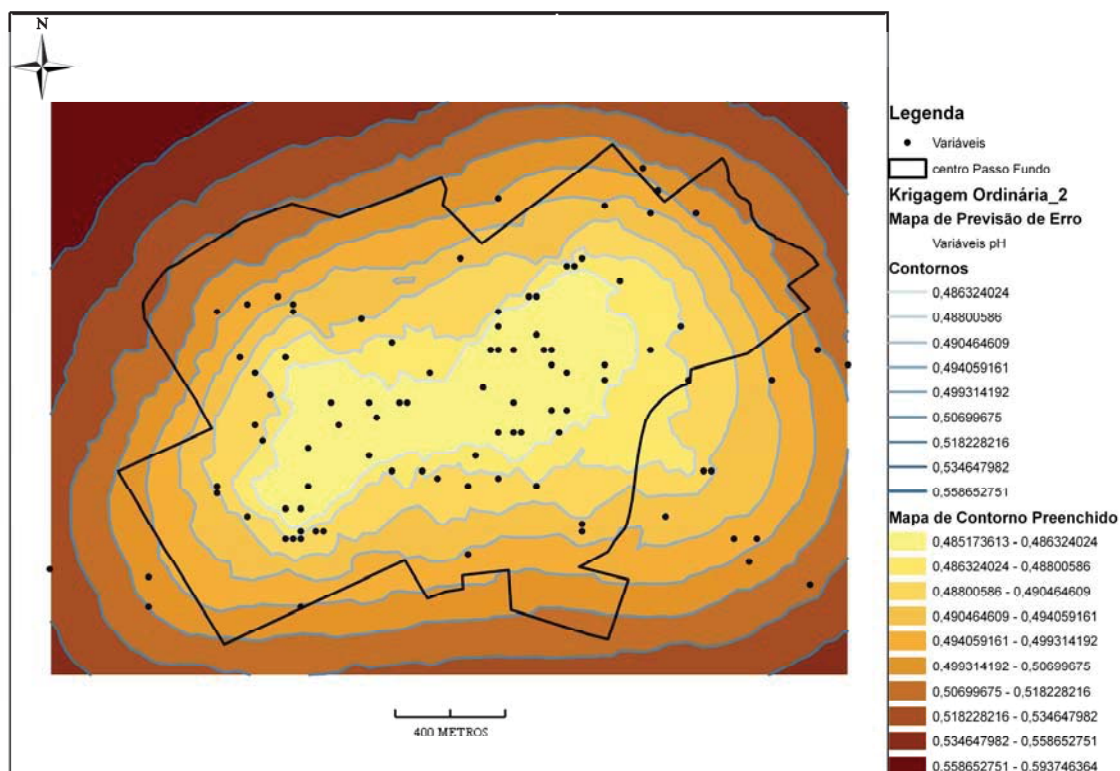


FIGURA 72: Mapa de desvios-padrões do pH na área central de Passo Fundo (modelo parabólico).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 CONCLUSÕES

O presente trabalho demonstrou e avaliou a utilização de técnicas e ferramentas de modelagem ambiental e geoestatística na caracterização da variabilidade espacial da qualidade da água subterrânea na área urbana do município de Passo Fundo/RS. Os resultados obtidos permitiram que as seguintes conclusões:

Assim, as principais conclusões deste trabalho, com base nos objetivos propostos, são as seguintes:

- a) Um banco de dados de poços tubulares profundos com profundidades variando de 58,5 a 219 metros (média de 102,8 metros), compreendendo dados de análises físico-químicas e microbiológicas foi compilado e consolidado ao longo do presente trabalho; contudo, conclui-se que as informações consolidadas até o presente momento são ainda insuficientes para a implementação efetiva de uma metodologia de análise geoestatística; há necessidade de incluir novos poços, a partir da consulta a outras fontes de informação, a fim de se obter uma malha amostral mais homoganeamente distribuída na região de interesse, e acrescentar resultados de análises físico-químicas e microbiológicas para que se possam realizar previsões mais consistentes, inclusive modelar a qualidade da água ao longo do tempo (análise temporal);
- b) Os métodos geoestatísticos mais comumente utilizados na caracterização de processos naturais e ambientais, isto é a krigagem ordinária e a krigagem indicativa, foram aplicados no presente trabalho e permitiram uma adequada caracterização, qualitativa e quantitativa, de caráter preliminar, da distribuição espacial da qualidade da água subterrânea na região de interesse, com ênfase na potabilidade;

- c) Os métodos de estimação por krigagem ordinária e krigagem indicativa produziram estimativas com precisões de magnitudes aceitáveis, avaliadas através do mapeamento dos desvios-padrões destas estimativas; tendo em vista que as variáveis analisadas não apresentaram forte correlação entre si, não foi possível a utilização da técnica da cokrigagem ordinária;
- d) No entanto, alguns fatores negativos como o grande agrupamento dos dados; o reduzido número de pontos amostrais; o intervalo de tempo (5 anos) muito abrangente para coleta dos dados de análises da qualidade da água; e o afastamento da normalidade de algumas das variáveis analisadas, podem ter comprometido a representatividade das estimativas realizadas e dos mapas elaborados no presente trabalho;
- e) Foram construídos mapas de distribuição espacial e de probabilidades para as variáveis pH, Turbidez, Dureza, Ferro Total e Nitratos na região de interesse, a partir da aplicação dos diferentes métodos geoestatísticos (krigagem ordinária e krigagem indicativa); estes mapas constituem ferramentas muito valiosas de apoio a tomada de decisão para o gestor de recursos hídricos, porém a sua representatividade é extremamente dependente da malha amostral e da qualidade e quantidade das análises físico-químicas e microbiológicas disponíveis, bem como dos modelos de dependência espacial adotados e seus parâmetros (análise variográfica); é também muito importante, em especial na escolha do modelo variográfico mais adequado, a experiência e o conhecimento do analista em relação aos processos físicos e químicos subjacentes ao fenômeno em estudo;
- f) A partir dos mapas de probabilidades produzidos no presente trabalho, foi possível concluir preliminarmente que a qualidade da água subterrânea na área urbana de Passo Fundo pode estar comprometida em alguns locais, em particular em relação a alguns parâmetros físico-químicos de qualidade, como pH, Turbidez e Ferro Total, os quais apresentaram probabilidades relativamente elevadas de estarem fora das faixas ou acima dos limites definidos em legislação. Contudo, não foi possível realizar uma avaliação mais completa em razão do número restrito de parâmetros analisados;
- g) A realização do presente estudo permitiu verificar a necessidade do estabelecimento de critérios técnicos, baseados em conceitos de análise espacial, para a elaboração de um programa permanente de monitoramento da qualidade da água subterrânea para o município de Passo Fundo/RS.

5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Recomenda-se, como sugestão para trabalhos futuros:

- a) O desenvolvimento de estudos de modelagem geoestatística que contemplem a análise temporal da qualidade da água subterrânea em pontos ou sub-regiões identificados no presente estudo como apresentando maior risco potencial;
- b) Estudos que tenham como objetivo o refinamento da análise variográfica, com análise de outros modelos matemáticos e a proposição de critérios para escolha do modelo mais adequado. e um estudo mais detalhado da krigagem ordinária, da cokrigagem e da krigagem indicativa.;

Estudos que produzam dados de análises físico-químicas e microbiológicas da água subterrânea, a partir de um programa de monitoramento periódico e permanente dos poços profundos cadastrados na área urbana do município de Passo Fundo/RS.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, R.; BERNARDI, J. V. E.; BASTOS, W. R.; NASCIMENTO, E. L.; OLIVEIRA, R. C.; CARVALHO, D. P. Método geoestatístico para modelagem ambiental de poluentes em sistemas lacustres – Amazônia Ocidental. **Anais... XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. Florianópolis, 21-26 abril de 2007, p. 2247-2253.
- AMADO, T. J. C.; PONTELLI, C. B.; SANTI, A. L.; VIANA, J. H. M.; SULZBACH, L. A. S. Variabilidade espacial e temporal da produtividade de culturas sob sistema plantio direto. **Pesq. Agropec. Bras.**, Brasília, v.42, n.8, p. 1101-1110, 2007.
- ANA – Agência Nacional de Águas. **Panorama da qualidade das águas superficiais no Brasil**. Brasília: ANA, 2005.
- ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de estatística e geoestatística**. São Leopoldo: Ed. Universidade do Vale do Rio dos Sinos, 2003. 165 p.
- ARENZON, A. **Ensaio ecotoxicológico no monitoramento da qualidade de águas subterrâneas potencialmente impactadas**. Tese (Doutorado), UFRGS, Porto Alegre, 2004.
- BOEZIO, M. N. M.; COSTA, J. F. C. L.; KOPPE, J. C. **Mapeamento de nível freático utilizando leituras piezométricas e da topografia como informação secundária**. 2008. Disponível em: http://www.brasilminingsite.com.br/anexos/artigos/21_0.pdf. Acesso em: 20/08/2010.
- BURROUGH, P. A.; McDONNELL, R. A. **Principles of geographical information systems**. New York: Oxford University Press, 1998. 333 p.
- CASTRO JUNIOR, R. M.; SOBREIRA, F. G.; BORTOLOTTI, F. D. Modelagem geoestatística a partir de parâmetros de qualidade da água (IQA-NSF) para a sub-bacia hidrográfica do Rio Castelo (ES) usando sistema de informações geográficas. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 59, n. 3, p. 241-253, 2007.
- CHAVEZ-KUS, L. **Análise da tectônica rúptil em rochas do embasamento da Bacia de Curitiba com vistas à determinação de áreas favoráveis à exploração de água subterrânea**. Dissertação (Mestrado em Geologia), UFPR, Curitiba, 2003.

FOLHES, M. T.; RENNÓ, C. D.; FISCH, G. Caracterização espaço-temporal do regime pluviométrico na parte paulista da bacia hidrográfica do rio Paraíba do Sul. **Anais... I Seminário de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Paraíba do Sul: o Eucalipto e o Ciclo Hidrológico**, Taubaté, Brasil, 07-09 novembro 2007, p. 359-361.

FRAGOMENI, L. P. **Estimativa do Uso da Água de Poços Tubulares Profundos na Área Urbana de Passo Fundo Inserida na Bacia Hidrográfica do Rio Passo Fundo**. Monografia (Especialização em Tecnologia Ambiental), Universidade de Passo Fundo, 2005.

GASTALDINI, M.C.C.; SEFFRIN, G.F.F.; PAZ, M.F. Diagnóstico atual e previsão futura da qualidade das águas do Rio Ibicuí utilizando o modelo Qual2e. **Revista Engenharia Sanitária e Ambiental**, v. 7, n. 3, jul/set 2002.

GOOVAERTS, P. Geostatistical modelling of uncertainty in soil science. **Geoderma**, v. 103, p.3-26, 2001.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press, 1997.

GUNDOGDU, K. S.; GUNEY, I. Spatial analyses of groundwater levels using universal kriging, **Journal of Earth System Science**, v. 116, n. 1, p. 49-55, 2007.

HARMANCIOGLU, N.B.; OZKUL, S.A.; ALPLASN, M.N. **Water monitoring and network design**. The Hague: Kluwer Academic Publishers, 1998.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989. 561 p.

JAKOB, A. A. E.; YOUNG, A. F. O uso de métodos de interpolação espacial de dados nas análises sociodemográficas. **Anais... XV Encontro Nacional de Estudos Populacionais, ABEP, Caxambu-MG, 18 a 22 de setembro de 2006**. Disponível em: www.abep.nepo.unicamp.br/encontro2006/docspdf/abep2006_388.pdf. Acesso em 15/11/2008.

JOHANN, J. A.; MERCANTE, E.; URIBE-OPAZO, M. A.; SOUZA, E. G.; NÓBREGA, L. H. P. Análise espaço temporal do teor de potássio dos anos agrícolas 97/98 à 00/01 em uma área de agricultura de precisão. **Anais... II Simpósio Internacional de Agricultura de Precisão, Viçosa-MG, 12 a 14 de junho de 2002**

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: UNESP, 2003.

LANDIM, P. M. B.; STURARO, J. R. **Krigagem indicativa aplicada à elaboração de mapas probabilísticos de riscos**. DGA, IGCE, UNESP/Rio Claro, Lab. Geomatemática, Texto Didático. Disponível em: <<http://www.rc.unesp.br/igce/aplicada/textodi.html>>. Acesso em 20/11/2008.

LOURENCO, R. W.; LANDIM, P. M. B. Mapeamento de áreas de risco à saúde pública por meio de métodos geoestatísticos. **Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 21, n. 1, fev. 2005.

MA, T.; SOPHOCLEOUS, M.; YU, Y. Geostatistical Applications in Ground-Water Modeling in South Central Kansas. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 4, n. 1, 1999, p. 57-64.

MACHADO, J. L. F.; FREITAS, M. A. **Projeto Mapa Hidrogeológico do Rio Grande do Sul: Relatório Final**. Porto Alegre: CPRM, 2005. 65p.

MARTINS, A.; FREIRE, J.; SOUSA, RIBEIRO, J.A. Potencialidades de reutilização de águas residuais para rega de campos de golfe na região do Algarve. **Anais...** V Congresso Ibérico sobre Gestão e Planeamento da Água, Faro, Portugal, 2006.

MENEGHETTI, L. R. **Uso da bioremediação na descontaminação de um solo residual de basalto contaminado com óleo diesel e biodiesel**. Dissertação (Mestrado em Engenharia – Área de Concentração em Infraestrutura e Meio Ambiente), Universidade de Passo Fundo, Passo Fundo, 2007.

MINGOTI, S. A., FIDELIS, M. T. Aplicando geoestatística no controle estatístico de processos. **Produto & Produção**, v. 5, n. 2, p. 55-70, 2001.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C.; HUBELE, N. F. **Estatística aplicada à engenharia**. Rio de Janeiro: LTC, 2004. 335 p.

MORETI, D.; LIBARDI, P. L.; ROCHA, G. C.; LOVATTI, M. J.; AGUIAR, L. I. G. Avaliação espaço-temporal das armazenagens gravimétrica e volumétrica da água num Latossolo com citros. **Revista Brasileira de Ciência do Solo** [online]. v. 31, n. 6, p.1281-1290, 2007. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S0100-06832007000600007&script=sci_abstract&tlng=pt. Acesso em: 22/12/2008.

NOGUEIRA, F. M. B.; BERNARDI, C. J.; COUTO, E. G. Aplicação da geoestatística para amostragens de solo em planície de inundação. **Anais...** XXVII Congresso Interamericano de Engenharia Sanitária e Ambiental, Porto Alegre, de 3 a 8 de dezembro de 2000.

PONTES, J. M.; OLIVEIRA, M. S. Uma proposta alternativa para a análise de experimentos de campo utilizando a geoestatística. **Ciência e Agrotecnologia** [online]. 2004, v. 28, n. 1, p. 135-141, 2004. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1413-70542004000100018&script=sci_abstract&tlng=pt. Acesso em: 20/11/2008.

PRIETTO, P. D. M. **Notas de Aula de Geoestatística**. Universidade de Passo Fundo, 2010.

SANTOS, C. G. P.; MATO, L. F., CLENNELL, B. Modelagem estocástica aplicada à caracterização do reservatório do Campo de Namorado (Bacia de Campos – RJ, Brasil). **Anais...** II Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo & Gás, Rio de Janeiro, 15 a 18 de junho de 2003.

SALVIANO, A. A. C. **Variabilidade de atributos de solo e de *Crotalaria juncea* em solo degradado do município de Piracicaba-SP**. Tese (Doutorado), Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1996.

SILVA, J. W.; GUIMARÃES, E. C.; TAVARES, M. Variabilidade Temporal da Precipitação Mensal e Anual na Estação Climatológica de Uberaba – MG. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 27, n. 3, p. 665-674, maio/jun. 2003.

SOARES, A. **Geoestatística para as ciências da terra e do ambiente**. 2.ed. Lisboa: IST Press, 2006. 214p.

STURARO, J. R.; LANDIM, P. M. B.; RIEDEL, P. S. O emprego da técnica geoestatística da krigagem indicativa em geotecnia ambiental. **Solos e Rochas**, São Paulo, v. 23, n. 3, p.157-164, 2000.

TOLEDO, L. G.; NICOLELLA, G. Índice de qualidade de água em microbacia sob uso agrícola e urbano. **Scientia Agricola**, v.59, n.1, p.181-186, 2002.

TRIOLA, M F.; FARIAS, A. M. L. (Rev.). **Introdução à estatística**. Rio de Janeiro: LTC, 2005. 656 p.

VERÍSSIMO, L. S.; MELO, F.; MENESES, F. A. A.; CARNEIRO, M. M. M.; ALBUQUERQUE, V. C. Diagnóstico dos poços tubulares e a qualidade das águas subterrâneas no município de Campo Maior – PI. **Anais... XIII Congresso Brasileiro de Águas Subterrâneas**. Cuiabá/MT, 19 a 22/10/2004.

VIDAL, A. C.; ROSTIROLLA, S. P.; KIANG, C. H. Análise de favorabilidade para a exploração de água subterrânea na região do médio Tietê. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 35, p. 475-481, 2005.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H; SCHAEFER, C. E. G. R. (Ed.). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. v. 1, p.1-54.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for environmental scientists**. Chichester: John Wiley & Sons, 2001. 271 p.