

FLÁVIA REGINA CRISTOFOLINI

**VARIABILIDADE ESPACIAL DOS TEORES DE Cu, Zn E Mn EM SOLOS
NÃO ANTROPORIZADOS NO ESTADO DE SANTA CATARINA**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-graduação em Ciência do Solo, do Centro de Ciências Agroveterinárias da Universidade do Estado de Santa Catarina, como requisito parcial para obtenção de grau de Mestre em Ciência do Solo.

Orientador (a): David José Miquelluti
Co-orientador: Marcos Benedito Schimalski

**LAGES, SC
2020**

**Ficha catalográfica elaborada pelo programa de geração automática da
Biblioteca Setorial do CAV/UEDESC,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

Cristofolini, Flávia Regina
Variabilidade espacial dos teores de Cu, Zn e Mn em solos não
antropizados no Estado de Santa Catarina / Flávia Regina
Cristofolini. -- 2020.
62 p.

Orientador: David José Miquelutti
Coorientador: Marcos Benetido Schimalski
Dissertação (mestrado) -- Universidade do Estado de Santa
Catarina, Centro de Ciências Agroveterinárias, Programa de
Pós-Graduação em Ciência do Solo, Lages, 2020.

1. Elementos-traço. 2. Geoestatística. 3. Krigagem Ordinária. 4.
Cokrigagem Ordinária. I. Miquelutti, David José. II. Schimalski,
Marcos Benetido. III. Universidade do Estado de Santa Catarina,
Centro de Ciências Agroveterinárias, Programa de Pós-Graduação
em Ciência do Solo. IV. Título.

FLÁVIA REGINA CRISTOFOLINI

**VARIABILIDADE ESPACIAL DO TEOR DE Cu, Zn E Mn PARA SOLOS
DE SANTA CATARINA**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de mestre no Curso de Pós-Graduação em Ciência do Solo da Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC

Banca Examinadora:

Orientador:

Prof. Dr. David José Miquelluti, UDESC – Lages, SC

Membros:

Pesq. Dra. Célia Regina Grego, EMBRAPA Informática Agropecuária – Campinas, SP

Prof^ª. Dra. Mari Lúcia Campos, UDESC – Lages, SC

**Lages, SC
Fevereiro de 2020**

*Never forget what you are. The rest of the world will not.
Wear it like armor, and it can never be used to hurt you.*
George R. R. Martin

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. David José Miquelluti, orientador desta dissertação, por toda paciência, motivação, conhecimento e dedicação. Principalmente por acreditar no meu potencial quando eu mesma duvidei que alcançaria meus objetivos.

Ao Prof. Dr. Marcos Benedito Schimalski, co-orientador desta dissertação, por toda ajuda, interesse, paciência e, principalmente, por todo conhecimento valioso compartilhado para que fosse possível o desenvolvimento do presente trabalho.

Ao meu marido, Lauvir José Ribeiro Junior, que sempre acreditou que eu conseguiria cumprir mais esta etapa e nunca poupou palavras de incentivo e orgulho.

Aos amigos que estiveram ao meu lado, de alguma forma, auxiliando com ideias, críticas construtivas, palavras de apoio e encorajamento. Douglas, Rafaela, Luiza, Fernanda, Erica, Hayana, muito obrigada.

À CAPES que me proporcionou condições financeiras através da bolsa, e ao Centro de Ciências Agroveterinárias da Universidade de Santa Catarina que proporcionou o ambiente de estudos e grandes profissionais que contribuíram com o desenvolvimento e a conclusão deste trabalho.

A todas as pessoas que, direta ou indiretamente, contribuíram para a execução dessa Dissertação de Mestrado.

RESUMO

CRISTOFOLINI, F. R. **Variabilidade espacial dos teores de Cu, Zn e Mn em solos não antropizados no Estado de Santa Catarina**. 2020. 62 f. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo). Universidade do Estado de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo, Lages, 2020.

Conhecer o comportamento dos atributos do solo é essencial para tomada de decisão em práticas de uso, manejo e conservação do solo. Com ferramentas geoestatísticas é possível aprimorar e refinar as análises de atributos do solo, conhecendo sua variabilidade e continuidade dentro de uma área de estudo determinada. O objetivo desta pesquisa foi analisar a variabilidade espacial de teores de cobre, zinco e manganês em solos não antropizados do Estado de Santa Catarina, relacionando-a com a elevação do terreno. Aos teores dos elementos-traço, provenientes de uma grade amostral georreferenciada aleatória simples, foi aplicado o método de interpolação da krigagem ordinária para modelar sua variabilidade espacial. Como comparação, foi aplicado ao mesmo conjunto de dados o método de interpolação da cokrigagem ordinária, utilizando os teores de cobre, zinco e manganês como variável primária e a elevação do terreno como variável secundária. Com o ajuste de semivariogramas teóricos, foram selecionados os melhores modelos para explicar o comportamento de cada metal. Na krigagem foi selecionado o modelo gaussiano para o cobre, e o modelo circular para zinco e manganês. Na cokrigagem foi selecionado, para os três elementos-traço, o modelo exponencial. O manganês apresentou indícios de que ambos os métodos de interpolação não são ideias para modelar seu comportamento no cenário de estudo. Foram gerados mapas temáticos derivados dos dois métodos de interpolação. A avaliação visual dos mapas gerados pela aplicação da krigagem ordinária mostraram uma correlação do teor dos elementos-traço com o material de origem do solo, já a avaliação visual dos mapas gerados pela cokrigagem ordinária não mostraram correlação linear do teor dos elementos-traço com a elevação do terreno.

Palavras-chave: Elementos-traço, Geoestatística, Krigagem Ordinária, Cokrigagem Ordinária.

ABSTRACT

CRISTOFOLINI, F. R. **Spatial variability of Cu, Zn and Mn levels in non-anthropized soils in Santa Catarina State.** 2020. 62 p. Dissertation (MSc in Soil Science). University of the State of Santa Catarina. Graduate Program in Soil Science, Lages, 2019.

Knowing the behavior of soil attributes is essential for decision making in soil use, management and conservation practices. With geostatistical tools it is possible to improve and refine the analysis of soil attributes, knowing its variability and continuity within a determined study area. The objective of this research was to analyze the spatial variability of copper, zinc and manganese contents in non-anthropized soils in the State of Santa Catarina, relating it to the elevation of the terrain. To the metal contents, from a simple random georeferenced sample grid, the ordinary kriging interpolation method was applied to model its spatial variability. As a comparison, the ordinary cokriging interpolation method was applied to the same data set, using the levels of copper, zinc and manganese as primary variable and the elevation of the terrain as secondary variable. With the adjustment of theoretical semivariograms, the best models were selected to explain the behavior of each trace element. From the ordinary kriging the gaussian model was selected for copper, and the circular model for zinc and manganese. From the ordinary cokriging method, the exponential model was selected for the three trace elements. Manganese showed evidence that both interpolation methods are not ideal for modeling its behavior in the study scenario. Thematic maps derived from the two interpolation methods were generated. The visual evaluation of the maps generated by the application of ordinary kriging showed a correlation of the trace element levels with the parent material of the soil, whereas the visual evaluation of the maps generated by ordinary cokriging did not show a linear correlation of the trace element content with the elevation of the terrain.

Keywords: Trace Elements, Geostatistics, Ordinary Kriging, Ordinary Cokriging.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Representação do semivariograma.....	27
Figura 2 - Representação gráfica dos principais modelos adotados para ajuste do semivariograma.	29
Figura 3 - Localização dos pontos amostrados no Estado de Santa Catarina.....	33
Figura 4 - Diferenciação dos pontos de ajuste e validação dos modelos.	34
Figura 5 - Mapa da variação espacial do teor de cobre nos solos de Santa Catarina	41
Figura 6 - Mapa da variação espacial do teor de zinco nos solos de Santa Catarina	41
Figura 7 - Mapa da variação espacial do teor de manganês nos solos de Santa Catarina	42
Figura 8 - Leitura de valores próximos com grande amplitude entre os teores de cobre.....	43
Figura 9 - Amostras mal distribuídas, com concentração de amostras em determinados locais da área estudada.....	43
Figura 10 - Distribuição geográfica dos principais tipos de rochas que ocorrem em Santa Catarina.....	45
Figura 11 - Mapa da variação espacial do teor de cobre nos solos de Santa Catarina obtido através do ajuste de um semivariograma cruzado exponencial e interpolado por cokrigagem com a elevação do terreno.....	48
Figura 12 - Mapa da variação espacial do teor de zinco nos solos de Santa Catarina obtido através do ajuste de um semivariograma cruzado exponencial e interpolado por cokrigagem com a elevação do terreno.....	49
Figura 13 - Mapa da variação espacial do teor de manganês nos solos de Santa Catarina obtido através do ajuste de um semivariograma cruzado exponencial e interpolado por cokrigagem com a elevação do terreno.	49
Figura 14 - Mapa de elevação de Santa Catarina, pixel de 5Km.....	50

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resumo estatístico global dos dados brutos.	37
Tabela 2 - Resumo estatístico global dos dados transformados.	37
Tabela 3 - Valores e número de <i>lags</i> dos variogramas teóricos ajustados para os três elementos-traço.	38
Tabela 4 - Valores de RMS, ASE e AIC para cada semivariograma teórico ajustado às variáveis pela krigagem.	39
Tabela 5 - Parâmetros dos modelos ajustados para os teores de Cu, Zn e Mn.	40
Tabela 6 - Resumo dos parâmetros dos semivariogramas cruzados ajustados às variáveis.	46
Tabela 7- Valores de RMS, ASE e AIC para cada semivariograma teórico ajustado às variáveis pela cokrigagem.	47
Tabela 8 - Parâmetros dos modelos ajustados para os teores de Cu, Zn e Mn.	47

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	19
1.1 HIPÓTESES	21
1.2 OBJETIVO GERAL.....	21
1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	21
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	23
2.1 ELEMENTOS-TRAÇO	23
2.1.1 Cobre	23
2.1.2 Zinco.....	24
2.1.3 Manganês.....	25
2.2 GEOESTATÍSTICA.....	25
2.2.1 Modelos de Semivariograma Teórico.....	28
2.2.2 Krigagem Ordinária.....	30
2.2.3 Cokrigagem ordinária	31
2.2.4 Validação Cruzada.....	32
3. MATERIAL E MÉTODOS	33
3.1 ÁREA DE ESTUDO	33
3.2 ANÁLISE DOS DADOS	34
3.3 DADOS DE APOIO	34
3.4 AJUSTE DOS MODELOS	35
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	37
4.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA	37
4.2 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA	38
4.2.1 Krigagem Ordinária	38
4.2.2 Cokrigagem Ordinária	45
5. CONCLUSÃO.....	51
6. REFERÊNCIAS	53

1. INTRODUÇÃO

Elementos-traço são elementos estáveis na natureza e passíveis de acumulação no solo. Encontra-se hoje na literatura diversos estudos sobre esses elementos, com maior concentração na avaliação dos efeitos de sua acumulação nos organismos de diferentes ecossistemas, principalmente pela adição antrópica ao meio ambiente, a sua transferência na cadeia alimentar e o descarte inadequado de resíduos (OLIVEIRA; COSTA; CRUZ, 1999).

Os teores de elementos-traço no solo podem refletir os teores no material de origem, excepcionalmente nos casos de intensa deposição antrópica. Sendo assim, esses elementos-traço podem ser indicativos de diferentes litologias e, em alguns casos, utilizados em estudos sistemáticos e pedogenéticos de solos (FURLANI; BATAGLIA; VALADARES, 1977; MOURA, 1985; RESENDE; ALLAN; COEY, 1986; JING-SHENG et al., 1993).

É importante ressaltar que existe uma tendência de variação espacial dos teores de elementos-traço no solo segundo a localização geográfica do material de origem (RESENDE; ALLAN; COEY, 1986; JING-SHENG et al., 1993). A variabilidade espacial diz respeito à variação das propriedades de algum atributo que possui coordenadas geográficas conhecidas. Essas coordenadas podem ser atribuídas arbitrariamente ou podem ser as próprias coordenadas geográficas do ponto amostrado onde o atributo será mensurado (ORTIZ, 2002; VIEIRA, 2000).

No início do século XX os procedimentos desse tipo de estudo baseavam-se na estatística clássica, utilizando parâmetros como a média e o desvio padrão para representar um fenômeno, assumindo a hipótese principal de que as variações de um local para outro são aleatórias (VIEIRA, 2000). Krige (1951), trabalhando com dados de concentração de ouro, concluiu que a informação dada somente pela variância é insuficiente para explicar o fenômeno em estudo. Para isso é necessário considerar a distância entre as observações. Assim surge o conceito da Geoestatística, que leva em consideração a localização geográfica e a dependência espacial.

A Geoestatística traz ferramentas e modelos que, a partir de um conjunto aleatório de elementos amostrais, permite conhecer a continuidade das variáveis dentro da área de estudo (GUEDES, 2008; BURROUGH, 1987). A base da Geoestatística é a esperança de que, na média, as amostras próximas no tempo e espaço sejam mais similares entre si do que as que estiverem mais distantes (ISAACS E SRIVASTAVA, 1989).

Conhecer como o ambiente funciona é mais valioso do que apenas saber como ele se parece, por que tal conhecimento pode ser usado para se fazer previsões (LONGLEY, 2002). A

compreensão da variabilidade de elementos-traço no solo é importante porque este conhecimento pode servir de base para avaliação de possíveis riscos ambientais, proporcionando uma gestão mais eficiente quanto ao uso do solo (LIN et al., 2002).

A literatura apresenta trabalhos de diversos autores que refletem a importância do uso de ferramentas geoestatísticas em estudos da ciência do solo. Almeida & Guimarães (2016) tratam de doses elevadas de fertilizantes que causam consumo excessivo de nutrientes pelas plantas e aumentam a disponibilidade dos elementos no sistema solo-água, levando a desequilíbrios ambientais.

Fietz et al. (2000) avaliaram a variabilidade espacial e elaboraram um mapa de aplicação localizada de calcário em uma área de Latossolo Vermelho, localizada na Embrapa Agropecuária Oeste (em Dourados - MS), mostrando a importância da geoestatística na interpolação de dados e, conseqüentemente, na confecção de mapas utilizados na agricultura de precisão.

Torres & Prochnow (2000) apontaram a importância do mapeamento da fertilidade do solo como ferramenta para auxiliar agrônomos, técnicos e agricultores a elaborar uma melhor estratégia de calagem e de adubação. Marques Júnior (2000) avaliou a variabilidade espacial das características granulométricas e químicas dos solos e da produção de café em diferentes superfícies geomórficas, sobre solos altamente intemperizados.

Carvalho & Queiroz (2002) utilizaram a cokrigagem para estudar a variabilidade espacial de alguns atributos físicos de um Latossolo Vermelho distrófico, estabelecido sob preparo convencional e cultivado com o feijoeiro comum durante o ano agrícola de 1999/2000, com vistas em fornecer subsídios para o planejamento da sua área agrícola experimental. Chig et al. (2004) utilizaram os valores de pH para estimar pela cokrigagem a distribuição espacial do carbono orgânico dos solos em quatro microbacias sob vegetação de floresta no estado de Mato Grosso. Couto & Klamt (1999) estimaram a deficiência de Mn pela cokrigagem em um solo sob pivô central em uma plantação de milho no Sul do Estado de Mato Grosso.

Como mostra a literatura, a ciência do solo pode usar a geoestatística como ferramenta em diversos estudos. O conhecimento da variabilidade, da distribuição espacial e do comportamento dos atributos químicos e físicos do solo é essencial para o desenvolvimento de práticas de manejo, para a condução de atividades agropecuárias e para a avaliação de possíveis riscos ambientais.

O objetivo deste trabalho foi avaliar a variabilidade espacial de Cu, Zn e Mn em solos não antropizados do Estado de Santa Catarina, analisando a possibilidade de aplicação de modelos

geoestatísticos para explicar a o comportamento espacial das variáveis nas condições da área em estudo, relacionando-o com a elevação do terreno.

1.1 HIPÓTESES

- I. Existe variabilidade espacial de Cu, Zn e Mn em solos não antropizados no Estado de Santa Catarina.
- II. A variabilidade de Cu, Zn e Mn está relacionada à altitude e/ou declividade do terreno.
- III. O uso de ferramentas de geoprocessamento e métodos geoestatísticos auxilia na interpretação da variabilidade espacial de Cu, Zn, e Mn no solo.

1.2 OBJETIVO GERAL

Analisar a variabilidade espacial dos teores de cobre, zinco e manganês em solos não antropizados do estado de Santa Catarina relacionando-a à elevação do terreno.

1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- I. Detectar a variabilidade espacial de Cu, Zn e Mn em solos não antropizados do Estado de Santa Catarina.
- II. Relacionar a distribuição e a variabilidade espacial de Cu, Zn e Mn com a elevação do terreno.
- III. Interpolar mapas temáticos da distribuição de Cu, Zn e Mn no Estado de Santa Catarina.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 ELEMENTOS-TRAÇO

Elementos-traço são elementos químicos que ocorrem naturalmente na crosta terrestre e são passíveis de acumulação nos solos. O acúmulo desses elementos-traço pode ser de grande importância na ciclagem de nutrientes e também na sua biodisponibilidade, uma vez que muitos destes elementos são classificados como essenciais às plantas. Entretanto, teores elevados de elementos-traço podem promover distúrbios nos processos microbiológicos do solo, bem como tornar-se fonte de toxidez para plantas e demais seres vivos (KABATA-PENDIAS; MUKHERJEE, 2007; ALLOWAY, 1990).

O teor de elementos-traço no solo depende do material de origem, do grau de intemperismo, erupções vulcânicas, entre outros fatores, com exceção dos casos de intensa atividade antrópica. Sendo assim, o conhecimento dos teores de diferentes litologias pode indicar diferentes teores de elementos-traço e auxiliar em estudos sistemáticos e pedogenéticos de solos (MOURA, 1985; RESENDE; ALLAN; COEY, 1986; JING-SHENG et al., 1993).

A fonte de elementos-traço no solo pode ser litogênica ou antropogênica. Atividades antropogênicas, como as atividades industriais, agrícolas, de mineração e o descarte inadequado de resíduos representam fontes de incremento no teor de elementos-traço no solo (ALLOWAY, 1990).

Segundo Chaves (2008), a poluição por elementos-traço se relaciona ao acúmulo e transporte destes elementos com a fração argila, responsável pelas interações das fases sólida e líquida do solo. A sua mobilidade sofre influência da área superficial específica, da textura e da densidade do solo, da quantidade de matéria orgânica, da composição mineralógica, e da natureza físico-química e do teor de elementos-traço presentes no solo (OLIVEIRA; COSTA; CRUZ, 1998).

2.1.1 Cobre

O cobre é geralmente acumulado nos poucos centímetros superiores dos solos, no entanto, devido à sua tendência a ser adsorvido pela matéria orgânica, carbonatos, minerais argilosos e oxihidróxidos de Mn e Fe, pode também ser acumulado em camadas mais profundas do solo (KABATA-PENDIAS, 2011). O cobre é encontrado principalmente em estruturas cristalinas, minerais primários e secundários. Em relação ao material de origem, as rochas ígneas básicas são

ricas em cobre, entretanto nas rochas sedimentares é nos folhelhos que se verifica as maiores concentrações. (ABREU et al., 2007).

O cobre é um elemento bastante imóvel e mostra relativamente pouca variação nos perfis de solo. A característica comum da distribuição de Cu em perfis de solo é a sua acumulação nos horizontes superiores. Este fenômeno é um efeito de vários fatores, mas acima de tudo, a concentração de Cu em solos superficiais reflete sua bioacumulação, bem como suas fontes antropogênicas (KABATA-PENDIAS, 2011).

Hugen et al. (2013) analisando solos de Santa Catarina verificaram maiores teores de cobre em solos derivados de rochas máficas, e baixos teores em solos arenosos derivados de sedimentos. Sua maior disponibilidade ocorre na faixa de pH 5,0 – 6,5 (ABREU et al., 2007). O Cu é retido na argila na forma trocável, disponível para as plantas. Por isso, os solos arenosos tendem a ser mais deficientes em Cu, que se correlaciona diretamente com a argila, pH e matéria orgânica (BIONDI et al., 2011; SANTOS & ALLEONI, 2013). Segundo Camargo (2006), o Cu é fortemente retido na fase sólida dos solos.

2.1.2 Zinco

O principal mineral de Zn é a esfarelita (ZnS), mas ele pode ocorrer no solo como carbonato de Zn ($ZnCO_3$). O baixo teor de Zn verificados em arenitos e granitos, é um dos principais motivos do surgimento de deficiência deste elemento em grandes áreas do Brasil (SILVA, 2009).

A maior disponibilidade deste micronutriente encontra-se na faixa de pH 5,0 a 6,5 (ABREU et al., 2007), porém outros autores afirmam que este micronutriente apresenta maior disponibilidade em solos ácidos (NATHTIGAL et al. 2009; SOUZA et al. 2010). A aplicação de corretivos para elevar o pH acima de 6,0 pode provocar deficiência, especialmente quando o solo for arenoso ou quando ocorrer altas doses de adubações fosfatadas (ABREU et al., 2007). O Zn, assim como o Cu, é um micronutriente fortemente retido na fase sólida dos solos (CAMARGO, 2006).

Os teores de Zn no solo estão intimamente associados com a textura do solo e geralmente são mais baixos em solos arenosos. Em solos calcários e orgânicos observa-se uma concentração mais elevada. A regularidade na ocorrência de Zn em grande escala nos solos indica que o material de origem, os processos de formação do solo e a matéria orgânica governam o estado inicial do Zn

nos solos. A fração argila, principalmente quando composta por vermiculita e gibbsita, contribui significativamente para o teor de Zn dos solos (KABATA-PENDIAS, 2011).

2.1.3 Manganês

As principais formas de Mn encontradas nos solos são os óxidos e sulfetos de Mn, sendo normal sua ocorrência junto com o Fe. Na solução do solo e na forma trocável está principalmente como Mn^{2+} , do mesmo modo que o Mn^{3+} e Mn^{4+} formam óxidos geralmente insolúveis. O Manganês na forma Mn^{2+} é absorvido pelas plantas. A forma Mn^{4+} não é absorvido e quanto ao Mn^{3+} é desconhecido o seu processo de absorção. (DECHEN & NACHTIGALL, 2007). Nas rochas basálticas são verificados os maiores teores de Mn (SILVA, 2009).

A deficiência de manganês é verificada em solos frios, úmidos e ricos em matéria orgânica. Os sintomas desaparecem à medida que o solo seca e as temperaturas aumentam. Esta condição pode ser relacionada à menor atividade microbiológica nos solos frios e úmidos. Na faixa de pH de 5,0 a 6,5 ocorre a maior disponibilidade do Mn. Assim como o Cu, o Mn apresenta deficiência em solos orgânicos devido à formação de complexos estáveis entre a matéria orgânica e este micronutriente (ABREU et al., 2007). Há correlações entre o Mn com argila em solos (FADIGAS et al., 2010; BIONDI et al., 2011). Este micronutriente aparece nas rochas ígneas fazendo parte da estrutura dos silicatos, numa proporção Mn:Fe de 1:60. O Mn é mais abundante nos basaltos que nos granitos (CAMARGO, 2006).

2.2 GEOESTATÍSTICA

A geoestatística é o ramo da estatística aplicada que desenvolve e aplica modelos para representar fenômenos naturais cujas propriedades variam em função da localização espacial dos pontos de observação (MATHERON, 1962). Envolvendo o estudo de temáticas relacionadas a variáveis regionalizadas, segundo Huijbregts (1975), termo proposto por Matheron em 1965, após diversos trabalhos desenvolvidos por D. Krige e H. Sichel que buscavam soluções à estimativa de teores de ouro em minas da África do Sul.

Variáveis regionalizadas são variáveis distribuídas no espaço que apresentam aparente continuidade e são representadas por funções numéricas ordinárias que assumem um valor determinado e variam no espaço, descrevendo um fenômeno natural. (LANDIM, 2003).

De acordo com Andriotti (1989), o termo Variável Regionalizada foi determinado por Matheron com o objetivo de apontar o aspecto aleatório, no sentido de que as medições podem variar consideravelmente entre si, e o aspecto estruturado, segundo uma certa lei no espaço. Segundo Isaaks & Srivastava (1989), ainda que não seja possível estabelecer com exatidão os valores de uma variável regionalizada, as amostras mais próximas no tempo e no espaço tendem a ser mais semelhantes entre si do que as que estiverem mais distantes.

As variáveis regionalizadas apresentam características que, além das descritas como relacionadas à localização e à aleatoriedade, incluem a chamada hipótese intrínseca. De acordo com Yamamoto (2001), a hipótese intrínseca implica que uma função descreve o comportamento espacial da variável regionalizada dentro do espaço e esta função, por sua vez, é intrínseca da regionalização. Esta função é denominada semivariograma, que demonstra que as observações tomadas a curtas distâncias devem ser mais semelhantes do que aquelas tomadas a distâncias maiores (VIEIRA et al., 2002).

Portanto, a regionalização das variáveis reflete o caráter estruturado dos fenômenos aleatórios que podem assumir uma série de resultados a partir de uma determinada distribuição de probabilidades (DEUTSCH & JOURNAL, 1992).

É característico do solo ter uma formação não homogênea, com características e propriedades que variam ao longo do tempo e espaço em resposta a diversos fatores. (BERNER et al., 2007). A acurácia da descrição do solo e de suas propriedades tem forte dependência da variação das características do solo dentro da área amostral. Ao passo que a heterogeneidade do solo aumenta, a acurácia da descrição de suas propriedades diminui. A ciência do solo é restrita a observações da superfície da terra, o que torna necessária a extrapolação das propriedades de interesse de locais já conhecidos para os locais desconhecidos (TRANGMAR, et al., 1985).

A heterogeneidade é uma propriedade intrínseca do solo e, em condições naturais, os atributos do solo expressam ampla variabilidade, resultante da relação entre os processos que norteiam os fatores de sua formação. Além disso, o efeito antrópico em solos de áreas cultivadas é uma fonte adicional de heterogeneidade (SANTOS; VASCONCELOS, 1987; WARMLING, 2017).

O entendimento da variabilidade espacial é essencial para que se possa descrever e compreender o comportamento de determinados atributos do solo (VETTORATO, 2003). A geoestatística preconiza a heterogeneidade dos dados (dependência entre as observações) e tem

sido aplicada na avaliação da variabilidade espacial de propriedades de interesse da ciência do solo, possibilitando a interpretação dos dados, levando em conta a sua variabilidade natural e pressupondo a variabilidade espacial dentro do espaço de amostragem (TAKEDA, 2000).

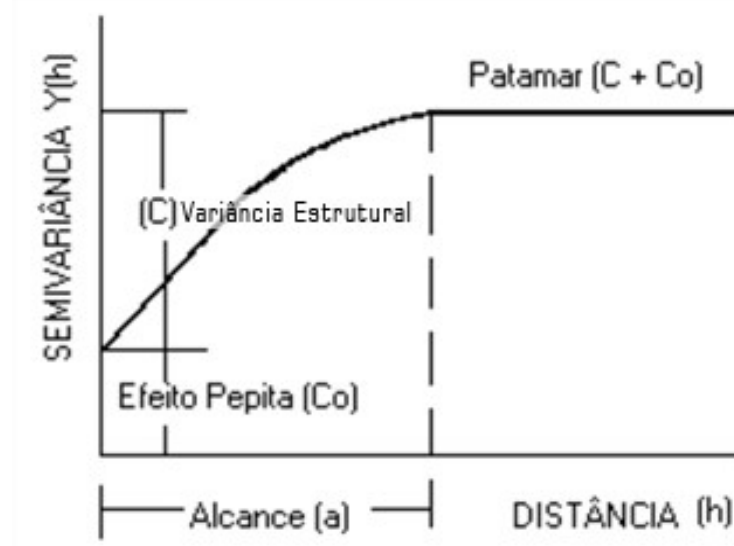
Para descrever a variabilidade espacial dos dados a geoestatística usa semivariogramas, que são utilizados no processo de interpolação. O semivariograma é um gráfico da variância de medidas de pares de dados amostrados, como uma função de distância entre elas. (DEUTSCH; JOURNEL, 1998).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} [Z(x_{\alpha}) - Z(x_{\alpha} + h)]^2$$

Se determinado atributo varia de um local para outro, com algum grau de organização ou continuidade, expresso através da dependência espacial, a estatística clássica e a geoestatística podem ser usadas conjuntamente no estudo da variabilidade espacial (VIEIRA, 2000; REICHARDT & TIMM, 2016).

De acordo com Vettorato (2003) o semivariograma (Figura 1) proporciona um meio de quantificar a tendência observada de amostras agrupadas possuírem valores mais aproximados do que amostras mais distantes, sendo representados por modelos teóricos.

Figura 1 – Representação do semivariograma.



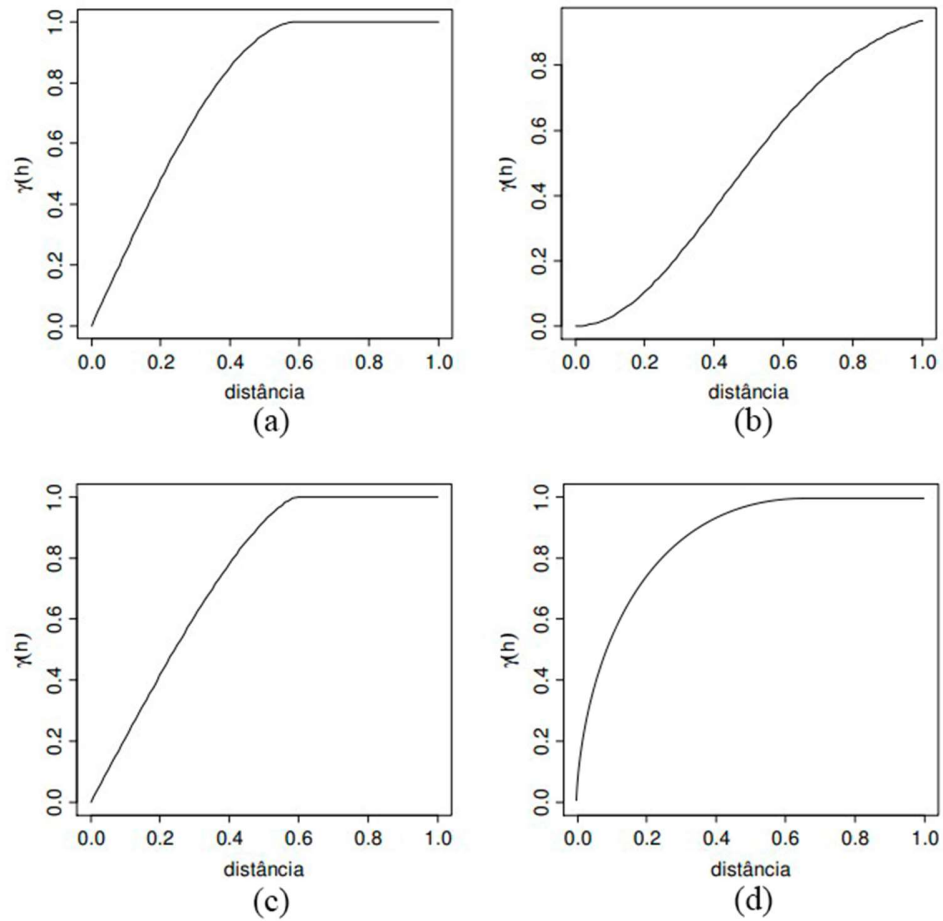
2.2.1 Modelos de Semivariograma Teórico

É preciso ajustar uma função ao gráfico gerado pelo semivariograma experimental que permita a sua generalização. Espera-se que o modelo ajustado represente a tendência de $\gamma(h)$ em relação a h . Portanto, as estimativas obtidas a partir da krigagem serão mais acuradas. O processo de ajuste não é direto e automático, como no caso de uma regressão, mas interativo, uma vez que nesse processo faz-se um primeiro ajuste e verifica-se a adequação do modelo teórico. Dependendo do ajuste obtido, pode-se ou não redefinir o modelo, até obter-se um que seja considerado satisfatório. Há alguns modelos já habitualmente usados, chamados modelos básicos (GOOVAERTS, 1997). Dentre eles destacam-se o circular, o esférico, o gaussiano e o exponencial.

As funções matemáticas dos modelos devem permitir que a matriz de covariâncias (estacionariedade de segunda ordem) ou matriz de semivariâncias (hipótese intrínseca), nele baseada, possa ser invertida, para fornecer os “pesos” para a interpolação por krigagem (LANDIN, 2003).

A geoestatística referencia os modelos do primeiro tipo como modelos transitivos. Alguns dos modelos transitivos atingem o patamar (C) assintoticamente. Para tais modelos, o alcance a ou amplitude é arbitrariamente definido como a distância correspondente a 95% do patamar. Modelos do segundo tipo não atingem o patamar, e continuam aumentando com a distância. Tais modelos são utilizados para modelar fenômenos que possuem dispersão infinita, indicando tendência nos dados. Estes modelos denominam-se linear, potencial e logarítmico (CAMARGO, 1996; ORTIZ 2002). A Figura 2 ilustra graficamente o comportamento dos modelos básicos.

Figura 2 - Representação gráfica dos principais modelos adotados para ajuste do semivariograma.



(a) Modelo esférico; (b) Modelo gaussiano; (c) Modelo circular; (d) Modelo exponencial. Fonte: Adaptado de BICALHO (2008).

Bastante utilizado na geoestatística, o modelo esférico inicia-se na origem com um comportamento linear e vai crescendo à medida que aumenta a distância de separação entre as amostras, apresentando maior similaridade de valores mais próximos. O modelo esférico é linear até aproximadamente $1/3$ de a . O modelo esférico é representado pela equação:

$$\gamma(h) = C_0 + C * \left[\frac{3}{2} * \left(\frac{h}{a}\right) - \frac{1}{2} * \left(\frac{h}{a}\right)^3 \right] \text{ onde } 0 < h < a$$

$$\gamma(h) = C_0 + C \text{ para } h > a$$

O modelo Gaussiano atinge o patamar assintoticamente, porém formando uma curva parabólica. Segundo Landin (2002) esse modelo possui um comportamento quadrático na origem

e é utilizado geralmente para modelar fenômenos extremamente contínuos (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989), é representado pela equação:

$$\gamma(h) = C_0 + C * \left[1 - e^{-\frac{h^2}{a^2}} \right] \text{ onde } 0 < h < d$$

(d é a máxima distância na qual o semivariograma é definido)

O modelo circular apresenta validade apenas nos planos unidimensionais e bidimensionais, não podendo ser aplicado a planos tridimensionais, onde é aplicado o modelo esférico (CARLIN, 2010). É representado pela equação:

$$\gamma(h) = \frac{2(C_0+C_1)}{\pi} \left[\frac{h}{a} \sqrt{1 - \left(\frac{h}{a}\right)^2} + \arcsin\left(\frac{h}{a}\right) \right], \text{ se } 0 \leq h \leq a$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1, \text{ se } h > a$$

O modelo exponencial atinge o patamar assintoticamente, ou seja, alcançado para $h = \infty$. O parâmetro a é determinado visualmente, como a distância após a qual o semivariograma se estabiliza ou pelo encontro da tangente na origem com o patamar C igual a variância a priori, variância finita, sendo um modelo com comportamento linear na origem (ORTIZ, 2002). O modelo exponencial é representado pela equação:

$$\gamma(h) = C_0 + C * \left[1 - e^{-\frac{h}{a}} \right] \text{ onde } 0 < h < d$$

(d é a máxima distância na qual o semivariograma é definido)

2.2.2 Krigagem Ordinária

O processo de krigagem estima o valor de um atributo, em uma posição x_i não amostrada, a partir de um conjunto de amostras vizinhas $Z(x_i), i = 1, \dots, N$. No método de krigagem os pesos dados a cada observação são determinados a partir de uma análise espacial utilizando semivariogramas experimentais e, como produto dessa interpolação, gera-se um mapa (IMAI, 2003).

Entre os diversos métodos de interpolação geoestatísticos, a krigagem ordinária é considerada como o melhor estimador linear não-tendencioso (*Best Linear Unbiased Estimated - BLUE*). A krigagem ordinária é baseada na existência de uma média constante para os dados, porém desconhecida, mas sob a condição de que a somatória dos pesos (λ_i) seja igual a 1. (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

Na krigagem ordinária, o valor estimado $Z^*(x_0)$ provém da combinação linear de n dados da variável de interesse $Z(x_i)$ multiplicados pelo ponderador λ_i (YAMAMOTO, 2001).

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

Os pesos atribuídos a cada amostra estão relacionados com a distância de cada uma em relação ao ponto estimado, bem como a dependência espacial entre as amostras dada pelo variograma. Os pesos são provenientes da resolução de um sistema linear de equações resolvido para cada ponto estimado, a menos que o arranjo espacial das amostras seja regular e a distância entre os pontos permaneça a mesma (DAVIS, 1986).

2.2.3 Cokrigagem ordinária

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

De acordo com Olea (1999), pode-se descrever a cokrigagem como um procedimento de estimativa verdadeiramente multivariado, uma vez que trabalha com duas ou mais variáveis em um mesmo domínio. A ausência de análise de uma variável em determinado ponto amostral não interfere ou viesia os resultados obtidos por cokrigagem, uma vez que esta apresenta melhor performance nesta situação.

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

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

em que os índices p_0 e p referem-se a variáveis específicas de um conjunto de N variáveis.

(WACKERNAGEL, 1995). Para aplicação do método de cokrigagem é necessário calcular e

modelar os variogramas das variáveis primária e secundária e o variograma cruzado entre essas variáveis.

2.2.4 Validação Cruzada

A validação cruzada consiste em retirar-se um ponto do conjunto original de dados e estimá-lo a partir dos restantes. Também são estimados a variância da estimativa e outros parâmetros estatísticos que vão indicar a qualidade do ajuste global da análise geoestatística (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

A validação cruzada não avalia somente o modelo de semivariograma escolhido, mas toda a modelagem do processo aleatório em questão. São colocados à prova a decisão de estacionariedade, os estimadores utilizados, o modelo de semivariograma adotado e a decisão relativa à anisotropia (ORTIZ, 2002).

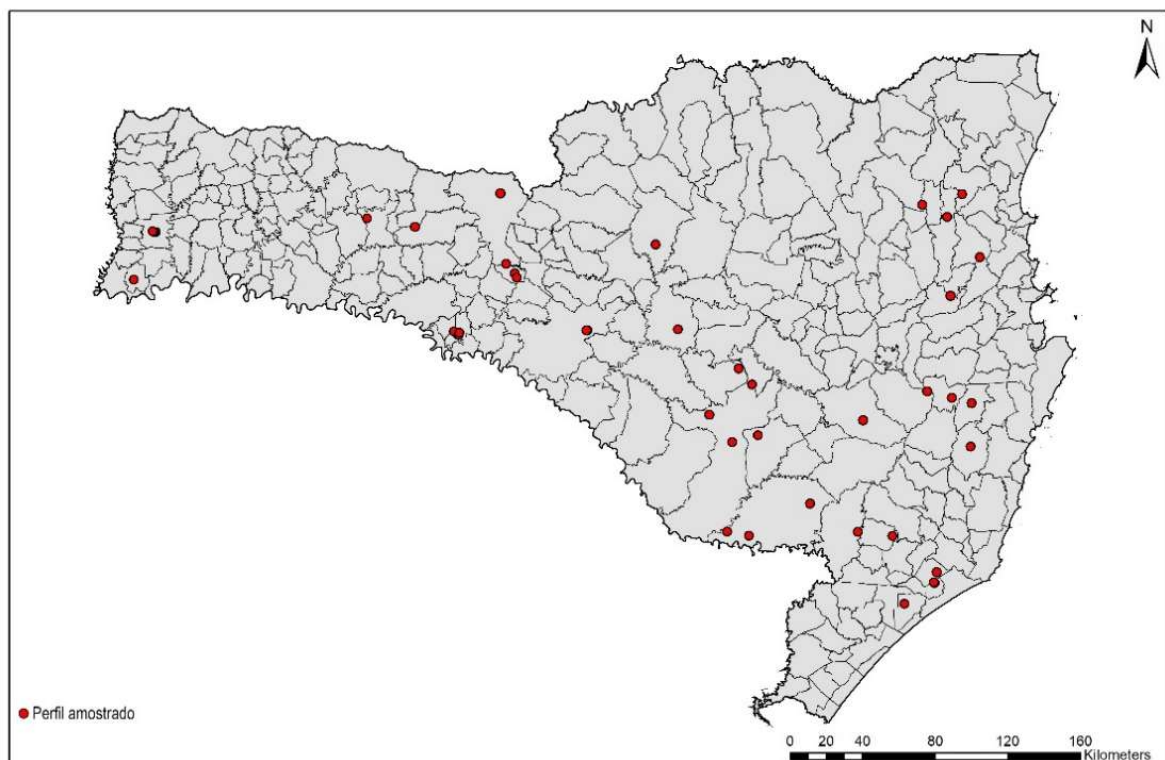
3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

O estudo foi desenvolvido abrangendo a extensão do Estado de Santa Catarina. Os dados georreferenciados são provenientes de um banco de solos do Departamento de Solos e Recursos Naturais da Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC). Foram utilizados os horizontes A de 42 perfis de solos do estado de SC, coletados, descritos e classificados (ALMEIDA et al. 2003, CORRÊA 2003, PAES SOBRINHO et al. 2009, ALMEIDA et al. 2009, BRINGHENTI et al. 2012, TESKE et al. 2013, COSTA et al. 2013, LUNARDI NETO & ALMEIDA 2013, FERREIRA 2013).

Os teores de Cu e Zn são derivados das análises de Hugen (2010) e os teores de Mn foram determinados por Suppi (2017). Na Figura 3, é apresentada a localização de cada um dos 42 perfis amostrados utilizados neste trabalho:

Figura 3 - Localização dos pontos amostrados no Estado de Santa Catarina.

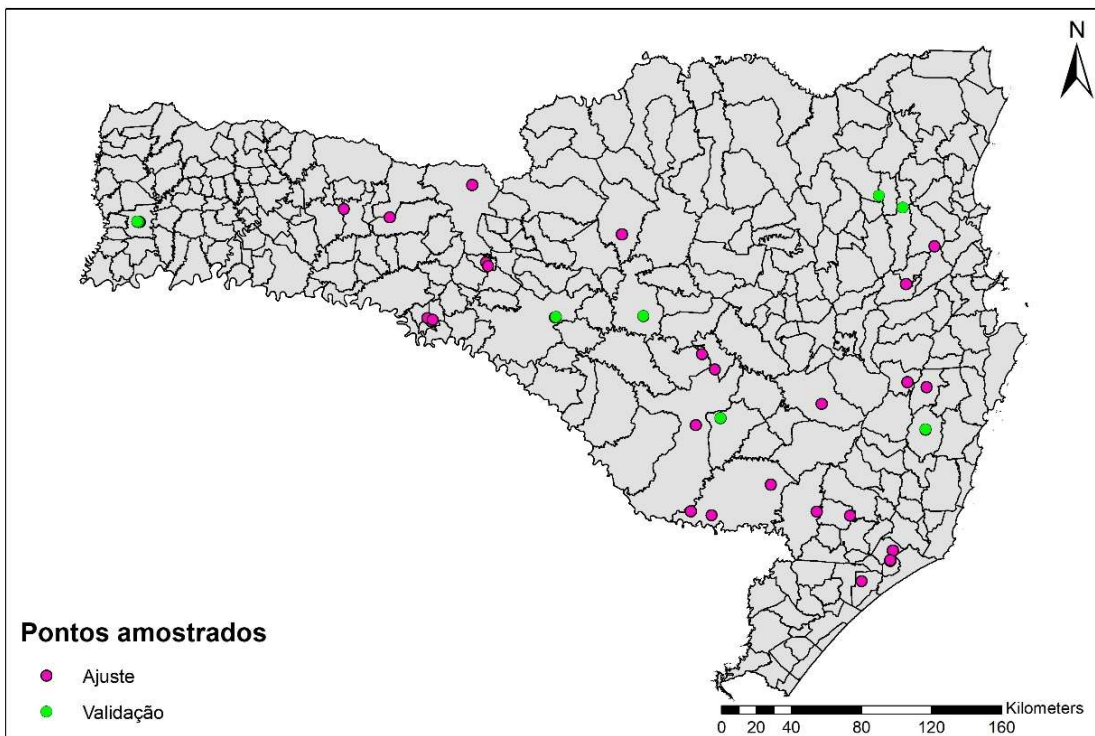


Fonte: Adaptado de IBGE.

3.2 ANÁLISE DOS DADOS

Inicialmente foi efetuada a análise exploratória de dados, aplicada para descrever as variáveis selecionadas, sendo calculados o valor mínimo (Min), o valor máximo (Max), a média, a mediana, o desvio padrão (DP), o coeficiente de variação (CV), o coeficiente de assimetria e o coeficiente de curtose. Os pontos amostrados foram separados, aleatoriamente, em dois grupos: o grupo para ajuste dos modelos, contendo 80% dos pontos e o grupo para validação cruzada dos modelos, com os 20% restantes (Figura 4).

Figura 4 - Diferenciação dos pontos de ajuste e validação dos modelos.



Fonte: Adaptado de IBGE.

3.3 DADOS DE APOIO

Foram utilizadas as malhas digitais e o modelo digital de elevação do Estado de Santa Catarina disponibilizados *on-line* pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

3.4 AJUSTE DOS MODELOS

O ajuste dos modelos teóricos aos semivariogramas experimentais foi realizado de forma interativa, por tentativa e erro, na aplicação ArcGIS Desktop®, versão 10.1 (ESRI, 2013) utilizando o método da krigagem ordinária. Também foi realizado o ajuste de modelos pelo método da cokrigagem ordinária, correlacionando o teor dos elementos-traço e a elevação do terreno com o objetivo de melhorar a estimativa da variabilidade espacial dos teores de Cu, Zn e Mn.

Inicialmente foi definido o tamanho de *lag* utilizado para o pareamento dos pontos usando a regra empírica, na qual o produto entre o tamanho e o número de *lags* deve ser aproximadamente igual à metade da maior distância de separação entre os pontos amostrados (CLARK, 1979; ESRI, 2004).

Foram testados seis modelos teóricos para cada variável (Cu, Zn, Mn) e realizada a validação cruzada para cada um deles. Foram ajustados e testados os modelos Esférico, Circular, Exponencial, Gaussiano, *Hole Effect*, *J-Bessel*, Quadrático Racional, Estável, Tetraesférico e Pentaesférico. O critério de escolha do melhor modelo se deu por parâmetros tais como sugerem Vieira et al. (1983):

- RMS (*Root Mean Square* – Raiz quadrada do erro médio quadrático) valores de RMS menores são melhores, pois indicam que os valores estimados pela interpolação estão mais próximos dos valores medidos em campo. O parâmetro RMS é descrito pela equação

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2},$$

onde N é o número de amostras consideradas, X_i corresponde ao valor medido e Y_i ao valor estimado pelo método de interpolação.

- ASE (*Average Standard Error* – Média do desvio padrão proveniente da interpolação) Corresponde à média do erro padrão da predição dos valores interpolados. O ideal é que seu valor seja próximo da RMS. O parâmetro ASE é descrito pela equação

$$ASE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sigma^2(X_i)},$$

Onde N é o número de amostras consideradas, σ^2 corresponde à variância da amostra e X_i corresponde ao valor medido da variável.

- AIC (Critério de Akaike) - Reflete a perda de informação associada as predições de um modelo e os valores observados. Dessa forma, quanto menor o valor do AIC, mais explicativo será o modelo (MOSER; OLIVEIRA, 2011). O critério de Akaike é representado pela equação:

$$AIC = n * \ln(SQres) - n * \ln(n) + 2p,$$

onde n corresponde ao número de observações da amostra, p é o número de parâmetros do modelo e $SQres$ a soma de quadrados dos resíduos.

Nos casos em que esses parâmetros eram muito semelhantes, o critério final foi a inspeção visual, na qual observou-se qual dos modelos teóricos avaliados ajustou-se melhor ao semivariograma empírico.

Para expressar a dependência espacial de uma variável foi utilizado o índice de dependência espacial (IDE) proposto por Zimback (2001) pela seguinte equação:

$$IDE = \left(\frac{C}{C_0 + C} \right) * 100,$$

onde IDE corresponde ao índice de dependência espacial, C à contribuição da semivariância e $C_0 + C$ refere-se ao patamar. Assumindo os seguintes intervalos: dependência espacial baixa se $IDE \leq 25\%$, moderada se $25\% \geq IDE \leq 75\%$ e forte se $IDE > 75$. Para as variáveis com dependência espacial foram gerados os mapas de distribuição espacial utilizando a krigagem ordinária como técnica de interpolação na aplicação Arcgis Desktop®, 10.1 (ESRI, 2013).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA

Na Tabela 1 são apresentadas as estatísticas descritivas dos teores de Cu, Zn e Mn. Os altos valores de amplitude e do coeficiente de variação indicam a existência de alto grau de dispersão nos teores de Cu, Zn e Mn. Esse fato, ligado à diferença entre a média e a mediana, aos valores de assimetria e de curtose indica ausência de simetria e, portanto, fuga de normalidade.

Tabela 1 - Resumo estatístico global dos dados brutos.

Atributo	Cobre	Zinco	Manganês
Média	90,635	56,931	1046,1
Mediana	76,623	48,603	301,96
Mínimo	0,28181	9,6254	9,6254
Máximo	344,23	126,35	5060
DP	99,097	35,602	1332,2
CV (%)	109,336	62,535	127,349
Assimetria	1,1305	0,46222	1,468
Curtose	3,4468	1,9745	4,2596

Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

A aplicação da transformação logarítmica aos dados originais solucionou o problema da fuga da normalidade, aproximando os valores de média e mediana, trazendo a assimetria para valores próximos de zero e a curtose próxima do valor três para os elementos-traço analisados (BLAND & ALTMAN, 1996). Com a transformação logarítmica, os resultados das estatísticas descritivas indicam o ajuste da distribuição normal aos dados (Tabela 2).

Tabela 2 - Resumo estatístico global dos dados transformados.

Atributo	Cu	Zn	Mn
Média	3,4116	3,8102	5,9693
Mediana	4,3389	3,8836	5,71
Mínimo	-1,2665	2,2644	3,076
Máximo	5,8413	4,8391	8,5291
DP	1,8993	0,73504	1,584
CV (%)	55,671	19,291	26,535
Assimetria	-0,55001	-0,38198	-0,12785
Curtose	2,1059	2,0018	2,0094

Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Ainda que o indicador curtose caracterize os dados em uma curva leptocúrtica, a assimetria, a proximidade entre média e mediana, aliada aos baixos valores de desvio padrão (exceção feita aos teores de cobre) permitem inferir que o modelo gaussiano é uma boa aproximação para a distribuição das variáveis.

4.2 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA

4.2.1 Krigagem Ordinária

Na Tabela 3 são apresentados, para cada metal, os seis modelos ajustados pelo método da krigagem ordinária, informando também o *lag* e o número de *lags* para cada modelo.

Tabela 3 - Valores e número de *lags* dos variogramas teóricos ajustados para os três elementos-traço.

Parâmetro	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Cobre						
Modelo	Esférico	Circular	Exponencial	Gaussiano	Gaussiano	Esférico
<i>Lag</i>	18000	9000	18000	18000	12000	9000
Nº de <i>lags</i>	10	10	10	10	12	10
Zinco						
Modelo	Gaussiano	Circular	Hole Effect	Gaussiano	J-Bessel	Exponencial
<i>Lag</i>	18000	18000	18000	13000	13000	13000
Nº de <i>lags</i>	10	10	12	12	12	12
Manganês						
Quadrático						
Modelo	Racional	Estável	Circular	Tetraesférico	J-Bessel	Circular
<i>Lag</i>	21000	121729,75	18000	18000	21000	20000
Nº de <i>lags</i>	12	12	10	10	12	12

Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Para uma mesma variável, além do ajuste dos diferentes semivariogramas teóricos, fez-se o ajuste de um mesmo modelo apenas alterando-se os parâmetros *lag* e número de *lags* a fim de se encontrar o melhor ajuste. Na Tabela 4 são apresentados os valores de RMS, ASE e AIC para cada modelo testado:

Tabela 4 - Valores de RMS, ASE e AIC para cada semivariograma teórico ajustado às variáveis pela krigagem.

Modelo	RMS	ASE	AIC
Cobre			
Esférico	95,88471	654,7658	40,53189
Circular	85,45147	471,3426	37,76873
Exponencial	99,0802	673,7665	39,66681
Gaussiano	4,95E+08	1,68E+08	45,88621
Gaussiano	72,81403	55,95347	40,42157
Esférico	88,4872	484,7309	37,00671
Zinco			
Gaussiano	25,14546	30,95369	40,54385
Circular	22,57319	22,90002	34,5398
<i>Hole Effect</i>	882,5808	641,4056	49,44734
Gaussiano	29,05665	23,23451	32,77496
<i>J-Bessel</i>	31,57012	10,15514	40,00879
Exponencial	22,25757	25,06615	38,78532
Manganês			
Rational Quadratic	1187,386	1260,737	109,3227
Stable	982,8959	904,288	116,475
Circular	1071,781	1075,989	107,8737
Tetraspherical	1075,103	1173,316	108,8055
<i>J-Bessel</i>	1341,682	1111,966	109,3436
Circular	1075,983	1983,719	111,4401

Root mean square (RMS); Average standard error (ASE); Critério de Akaike (AIC). Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Os modelos escolhidos como os que melhor explicam a variação dos teores dos elementos-traço na área estudada, pela análise da Tabela 4 foram: Modelo Gaussiano para cobre, o Modelo Circular para zinco e o Modelo Circular para manganês. Na Tabela 5 são detalhados os modelos selecionados:

Tabela 5 - Parâmetros dos modelos ajustados para os teores de Cu, Zn e Mn.

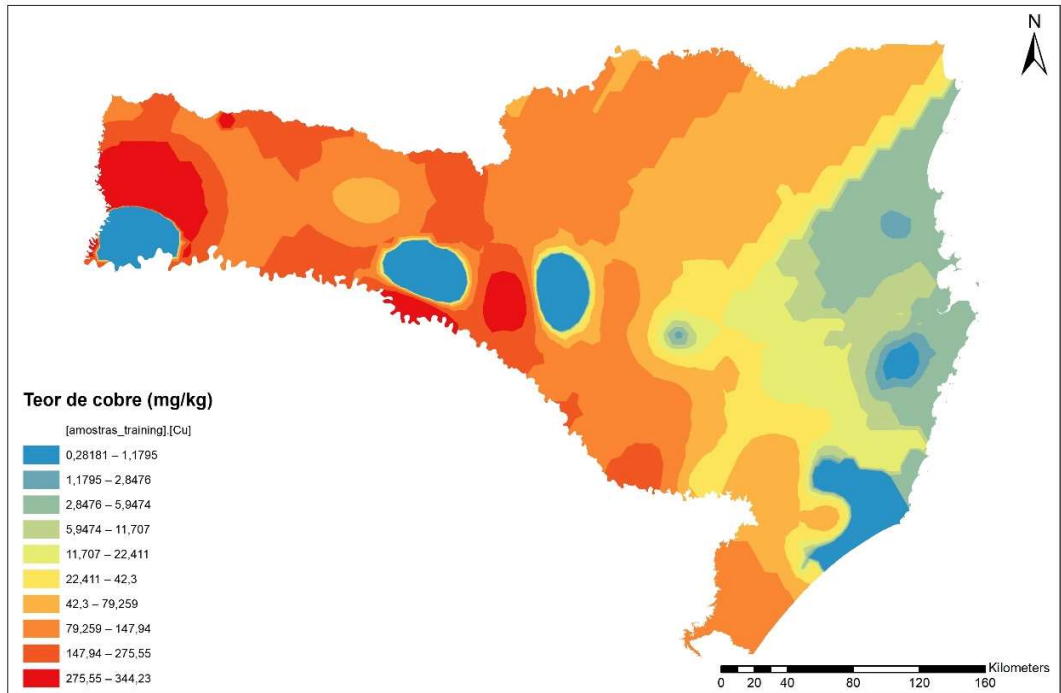
Atributo	Krigagem	Modelo	Alcance (Km)	Patamar (Co+C)	IDE (%)	R ²	Erro absoluto
Cu	Ordinária	Gaussiano	38,474	5868,26	100	0,998	15,41
Zn	Ordinária	Circular	38,474	856,98	100	0,991	13,01
Mn	Ordinária	Circular	38,474	1891987,60	100	0,894	1195,92

Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Pela observação dos resultados obtidos nota-se que o alcance foi o mesmo para os três elementos-traço, porém o patamar, ou seja, o valor da variância na qual o variograma se estabiliza foi menor para o zinco, seguido do cobre e do manganês. O coeficiente de determinação (R²) indica que a exatidão dos modelos preditivos foi satisfatória para as três variáveis, mas ao observar-se o erro absoluto da predição de cada modelo, a variável manganês apresenta o erro mais elevado e, inclusive, extremamente alto. Isso indica que o modelo de predição foi exato (ou com diferença mínima) para quase todos os valores utilizados para a validação, mas os valores que não foram previstos com exatidão foram superestimados ou subestimados. Adicionalmente, quando observado o RMS, o ASE e o AIC, o manganês teve também os valores mais elevados.

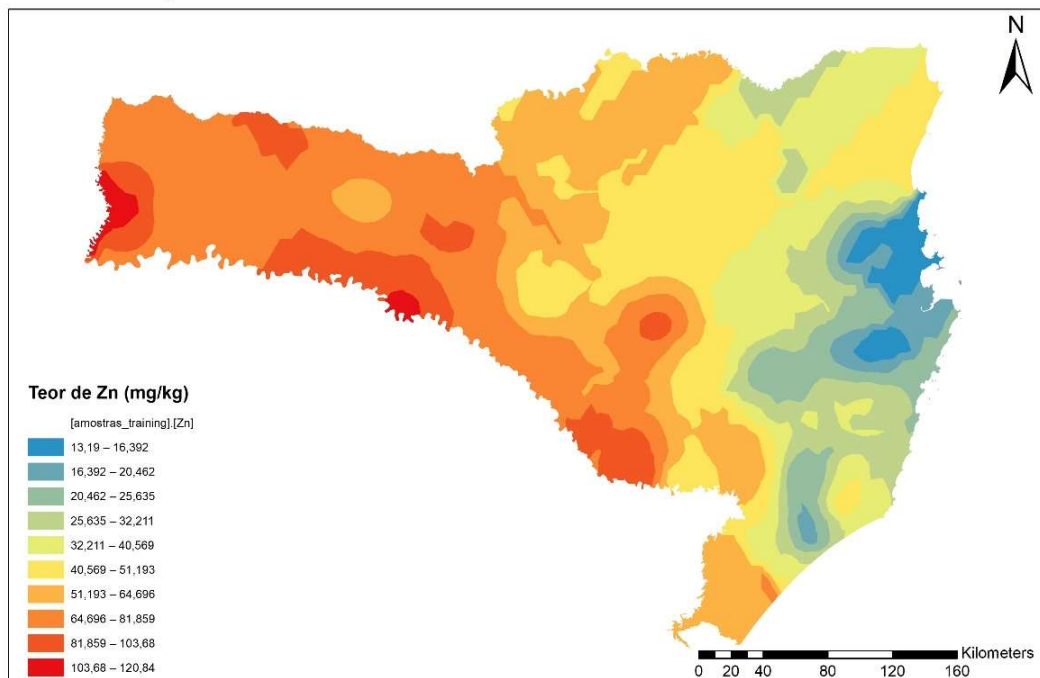
Com isso, pode-se afirmar que a krigagem ordinária teve boa resposta para explicar a variabilidade espacial de cobre, zinco e manganês no cenário de estudo, apresentando menor dependência espacial para o manganês. Os mapas temáticos da variação espacial de Cu, Zn e Mn resultantes dos modelos selecionados são apresentados nas Figuras 5, 6 e 7:

Figura 5 - Mapa da variação espacial do teor de cobre nos solos de Santa Catarina



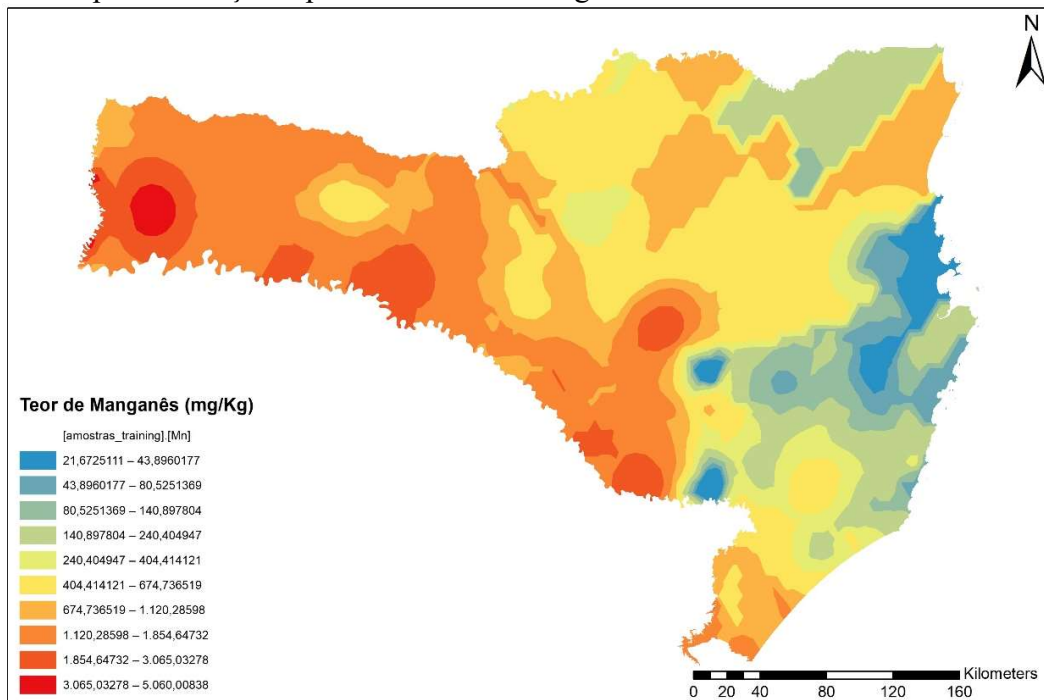
Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Figura 6 - Mapa da variação espacial do teor de zinco nos solos de Santa Catarina



Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

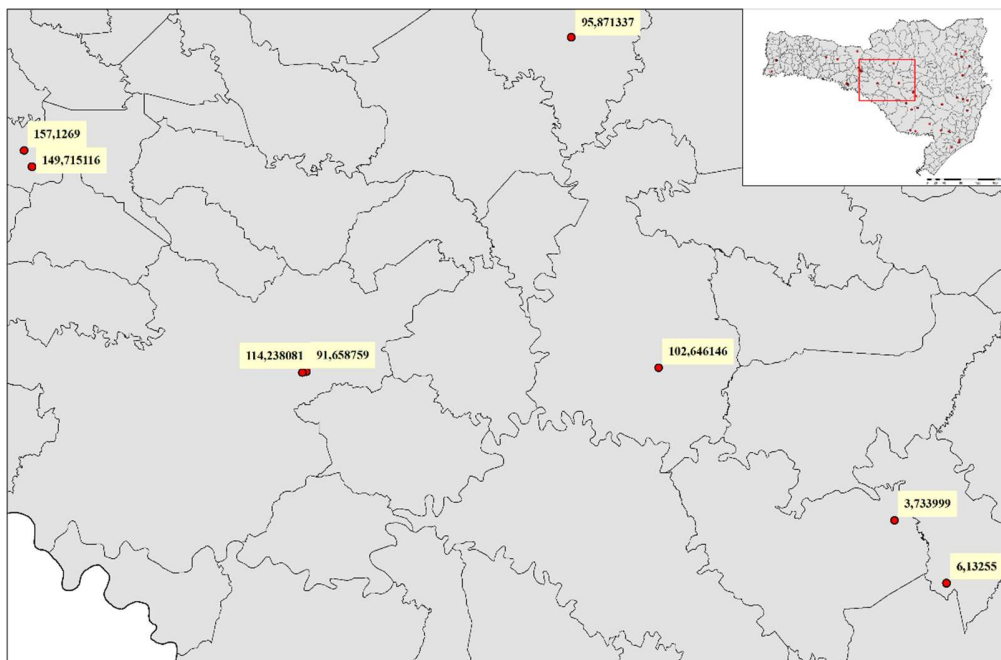
Figura 7 - Mapa da variação espacial do teor de manganês nos solos de Santa Catarina



Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

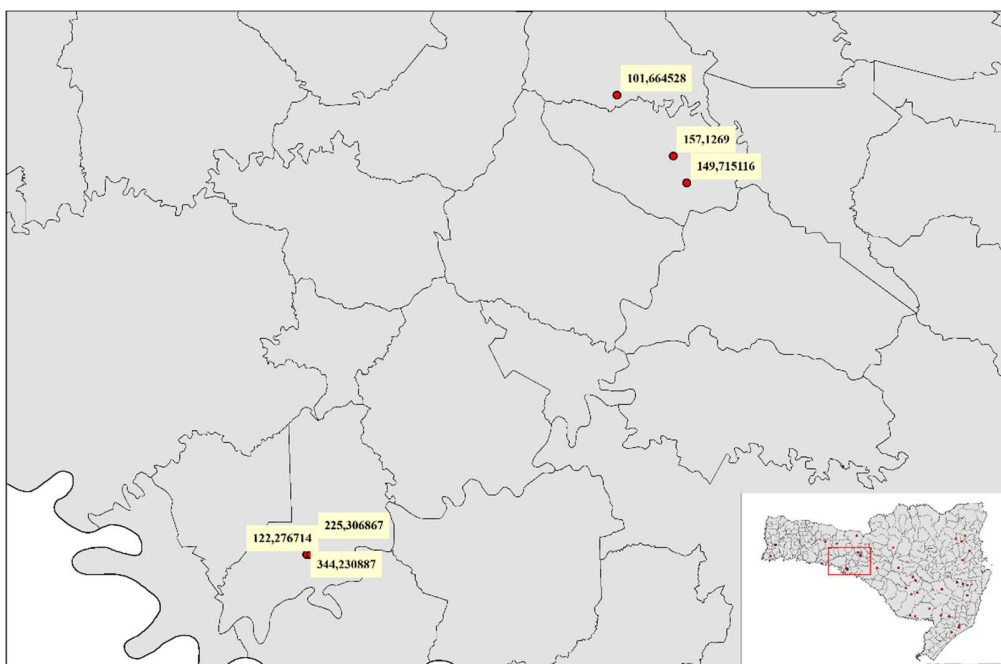
Ao longo dos mapas gerados é possível observar, para as três variáveis, a presença de manchas isoladas correspondentes a uma mesma faixa de concentração (*hotspots*), também chamados de olhos de touro (*bull's eyes*). correspondem a pequenas áreas que se diferenciam da suavização geral da variável ao longo da representação gráfica (JACOB; YOUNG, 2006). Esse efeito pode ser explicado por leituras de valores próximos com amplitude elevada entre eles (Figura 8), e/ou resultante de se efetuar a krigagem com um número de amostras pequeno ou mal distribuído na área de estudo (Figura 9) ou por superestimar o peso de alguns pontos no cálculo da krigagem (MCDONALD & ASHLAND, 2008).

Figura 8 - Leitura de valores próximos com grande amplitude entre os teores de cobre.



Fonte: Elaborado pela autora, 2020

Figura 9 - Amostras mal distribuídas, com concentração de amostras em determinados locais da área estudada.



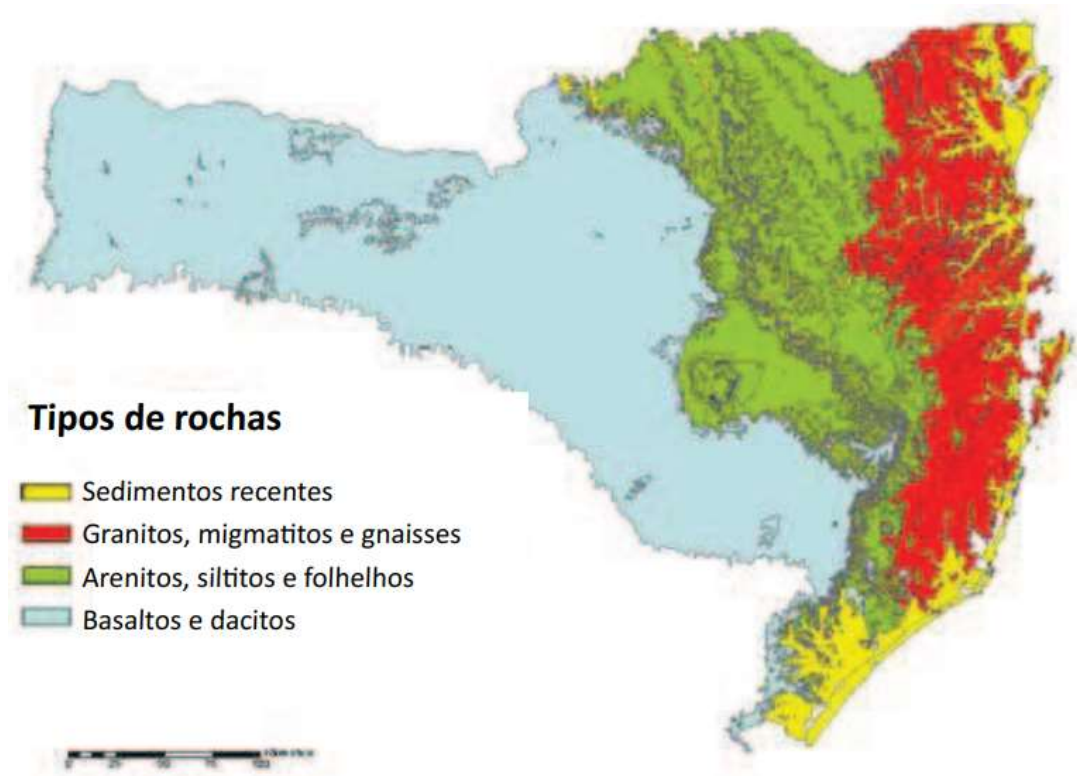
Fonte: Elaborado pela autora, 2020

A concentração e distribuição de elementos-traço na superfície dos solos é, sobretudo, dependentes do material e do grau de intemperismo a partir do qual o solo foi derivado e dos processos de formação do solo. Rochas ígneas, sedimentares e metamórficas manifestam diferença significativa na concentração de elementos-traço, apresentando teores naturais diferentes destes elementos aos solos (ALLOWAY, 1995).

Para cobre, zinco e manganês, mesmo em condições severas de intemperismo, o material de origem ainda exerce papel importante na concentração de grande parte dos elementos-traço nos solos, definindo níveis característicos e representativos dos materiais que lhes deram origem (OLIVEIRA & COSTA, 2004).

Para as três variáveis observa-se um gradiente de teores de leste a oeste, com teores mais baixos a leste, no litoral do estado e teores mais elevados a oeste. Com base na Figura 8, pode-se verificar que esse padrão de variabilidade assemelha-se à distribuição geográfica dos principais tipos de rochas que ocorrem em Santa Catarina, sendo que os teores mais baixos de elementos-traço são encontrados em solos originados de rochas metamórficas (sedimentos recentes, granitos, migmatitos e gnaisses), teores medianos sobre solos originados de rochas sedimentares (arenitos, siltitos e folhelhos) e os teores mais elevados sobre solos originados de rochas ígneas (basaltos e dacitos).

Figura 10 - Distribuição geográfica dos principais tipos de rochas que ocorrem em Santa Catarina.



Fonte: Veiga et al, 2012.

4.2.2 Cokrigagem Ordinária

Na Tabela 6 são apresentados, para cada metal, os seis modelos ajustados pelo método da cokrigagem ordinária, informando também o lag, o número de lags e a transformação dos dados, quando existente, para cada modelo.

Tabela 6 - Resumo dos parâmetros dos semivariogramas cruzados ajustados às variáveis.

Parâmetro	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Cobre x Elevação do terreno						
Modelo	Estável	Esférico	Tetraesférico	Exponencial	Gaussiano	Estável
Lag	10206,5	12000	12000	12000	12000	12000
Nº de lags	12	12	12	12	12	12
Zinco x Elevação do terreno						
Modelo	Estável	Circular	Esférico	Exponencial	Gaussiano	Pentaesférico
Lag	18000	18000	18000	18000	18000	18000
Nº de lags	12	15	15	13	13	10
Manganês x Elevação do terreno						
Modelo	Estável	Exponencial	Estável	Esférico	Circular	Pentaesférico
Lag	21500	21000	33000	18000	18000	18000
Nº de lags	12	20	12	12	12	12
Transformação	Não	Não	Log	Log	Log	Log

Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Assim como na krigagem, para uma mesma variável, além de ajustar diferentes semivariogramas teóricos, fez-se o ajuste de um mesmo modelo apenas alterando os parâmetros *lag*, número de *lags* e transformação a fim de encontrar o melhor ajuste, como o modelo *Stable* para o manganês. Na Tabela 7 são apresentados os valores de RMS, ASE e AIC para cada modelo testado:

Tabela 7- Valores de RMS, ASE e AIC para cada semivariograma teórico ajustado às variáveis pela cokrigagem.

Modelo	RMS	ASE	AIC
Cobre			
Stable	48,06812	53,5261	69,05251
Esférico	54,50105	42,89	15,49105
Tetraspherical	54,10399	44,11412	9,543978
Exponencial	54,06515	49,93963	3,537488
Gaussiano	3240,837	36,07523	157,3288
Stable	55,62745	44,13831	-9,47357
Zinco			
Stable	21,53383	3,361025	51,09875
Circular	21,47014	14,34348	50,23566
Esférico	21,45794	14,46397	51,00317
Exponencial	21,2153	16,31123	51,07693
Gaussiano	3924,448	12,41866	163,6071
Pentaspherical	21,73244	15,39533	50,88422
Manganês			
Stable	994,11	904,7596	116,7817
Exponencial	1039,05	977,0583	107,9427
Stable	990,0605	731,5367	113,3673
Esférico	1,00E+03	6,61E+02	113,3344
Circular	996,8454	637,8246	113,3498
Pentaesférico	999,1062	670,1246	113,3119

Root mean square (RMS); Average standard error (ASE); Critério de Akaike (AIC). Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Como resultado da avaliação destes critérios, foi escolhido o Modelo 4 - Exponencial para cobre, Modelo 4 - Exponencial para zinco e Modelo 2 - Exponencial para manganês. Na Tabela 8 são detalhados os modelos selecionados:

Tabela 8 - Parâmetros dos modelos ajustados para os teores de Cu, Zn e Mn.

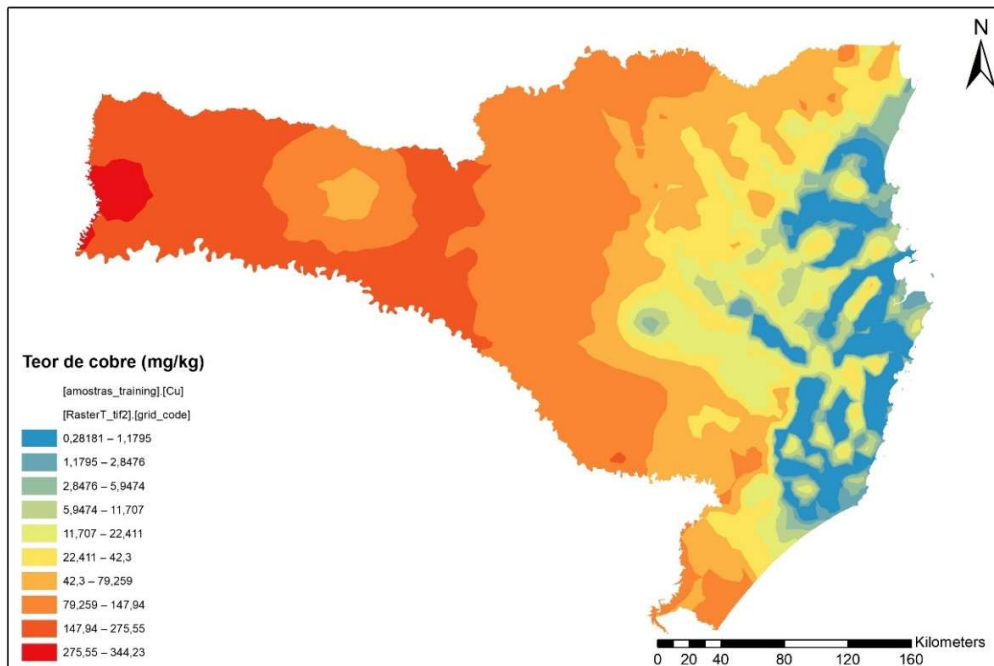
Atributo	Cokrigagem	Modelo	Alcance (Km)	Patamar (Co+C)	IDE (%)	R ²	Erro absoluto
Cu	Ordinária	Exponencial	144	9439,73	100	0,999	2,83
Zn	Ordinária	Exponencial	234	4420,28	100	0,962	33,44
Mn	Ordinária	Exponencial	59115,62	22630,74	100	0,893	1200,44

Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Na cokrigagem, quando correlacionados com a elevação do terreno (variável secundária), os teores dos elementos-traço (variáveis primárias) apresentaram alcances distintos, ao contrário

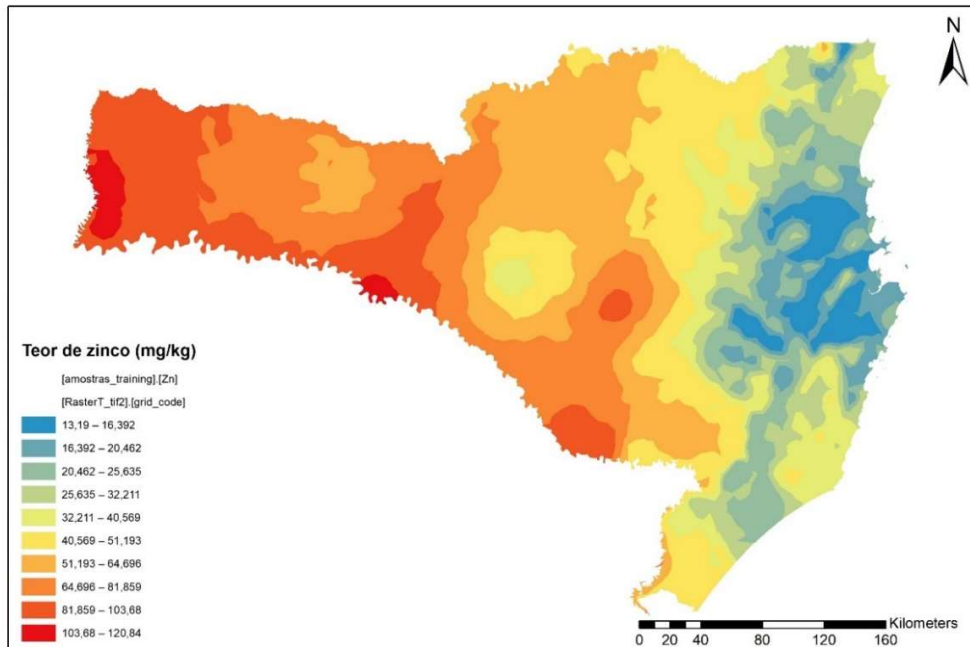
da krigagem. Especialmente para o manganês, o alcance corresponde a mais de 100 vezes a maior extensão da área estudada. Assim como no método da krigagem, o coeficiente de determinação (R^2) foi satisfatório para os três modelos, mas o erro absoluto para o manganês foi alto. Este fato, em adição aos elevados valores observados de RMS, ASE e AIC indicam que este método de interpolação também não é apropriado para a variável manganês. Os mapas temáticos da variação espacial de Cu, Zn e Mn resultantes dos modelos selecionados são apresentados nas Figuras 8, 9 e 10:

Figura 11 - Mapa da variação espacial do teor de cobre nos solos de Santa Catarina obtido através do ajuste de um semivariograma cruzado exponencial e interpolado por cokrigagem com a elevação do terreno.



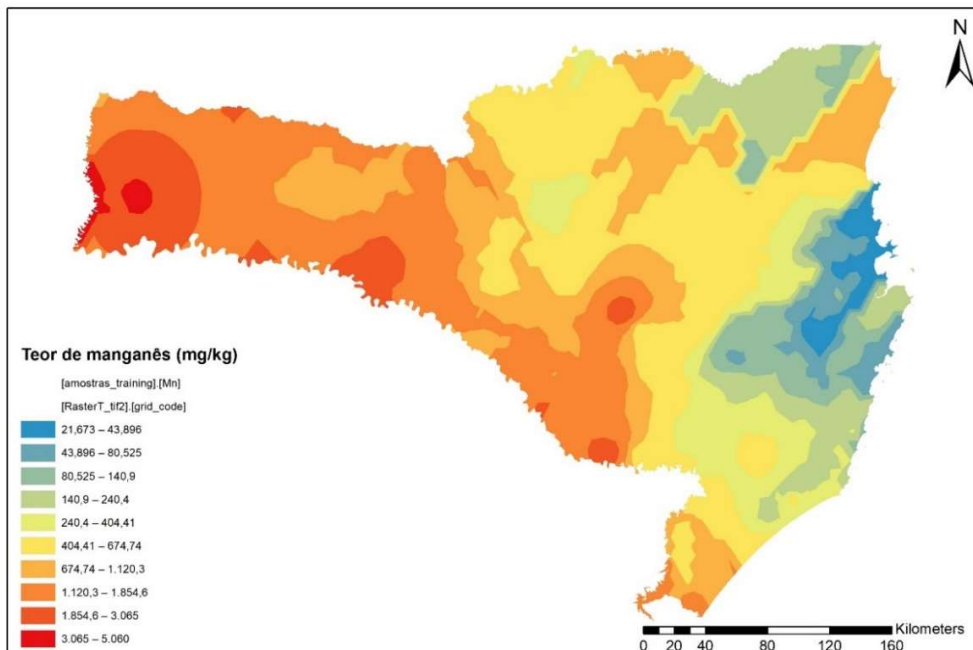
Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Figura 12 - Mapa da variação espacial do teor de zinco nos solos de Santa Catarina obtido através do ajuste de um semivariograma cruzado exponencial e interpolado por cokrigagem com a elevação do terreno.



Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

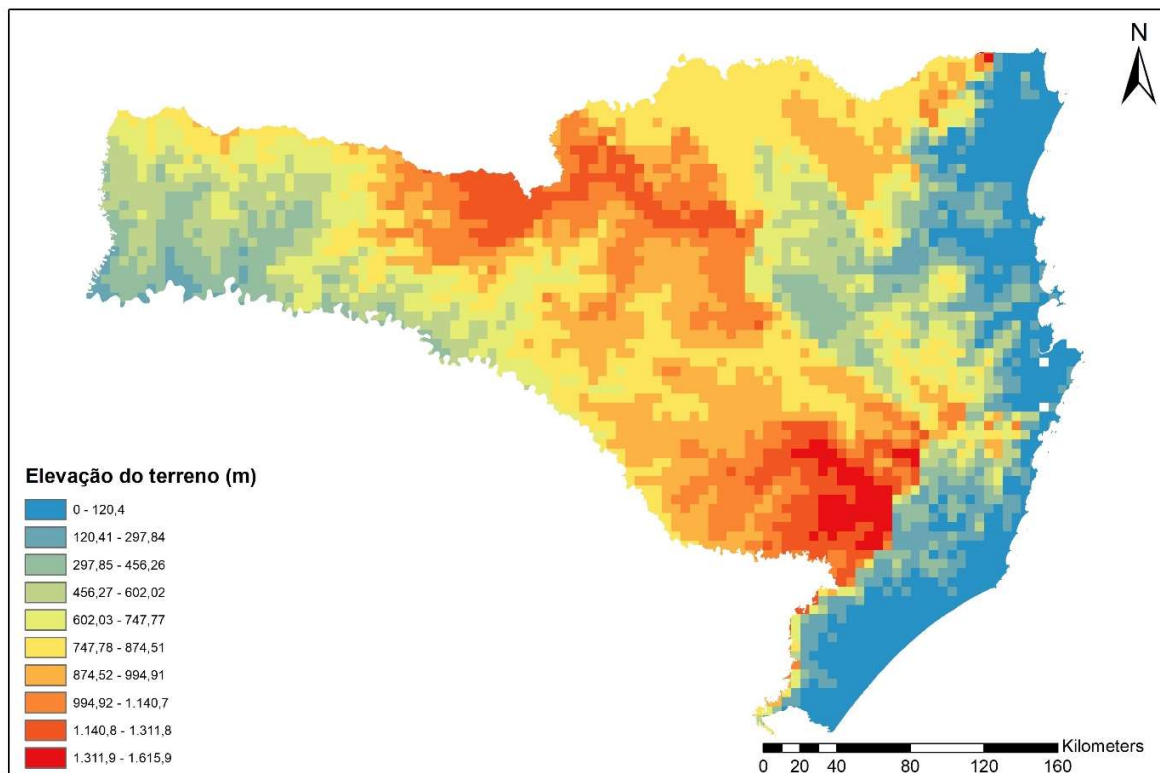
Figura 13 - Mapa da variação espacial do teor de manganês nos solos de Santa Catarina obtido através do ajuste de um semivariograma cruzado exponencial e interpolado por cokrigagem com a elevação do terreno.



Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

Pelos mapas de superfície gerados observa-se que a cokrigagem suaviza mais a superfície de análise, tornando-a mais contínua. A inspeção visual demonstra que o uso da cokrigagem suavizou o aparecimento de “*bull’s eyes*” nos mapas das três variáveis. O gradiente de teores de leste a oeste continua presente para as três variáveis, mostrando a correlação dos teores de elementos-traço com o material de origem dos solos. Quanto à elevação do terreno (Figura 12), observa-se que na porção leste e central dos mapas os elementos-traço apresentam correlação positiva com a elevação do terreno, porém na porção oeste, onde a elevação apresenta valores medianos, as três variáveis apresentam teores de valor médio a alto.

Figura 14 - Mapa de elevação de Santa Catarina, pixel de 5Km.



Fonte: Elaborado pela autora, 2020.

5. CONCLUSÃO

A geoestatística permitiu realizar a análise espacial dos teores de cobre, zinco e manganês em solos não antropizados do Estado de Santa Catarina. As variáveis estudadas apresentaram estrutura de dependência espacial, o que permitiu o seu mapeamento, utilizando-se técnicas geoestatísticas para estimar sua variabilidade no cenário de estudo.

Aplicando o método da krigagem ordinária foi possível interpolar mapas temáticos da distribuição espacial de cobre, zinco e manganês e relacionar, por análise visual, a variabilidade dos elementos-traço com o material de origem do solo. Os dados resultantes desta pesquisa indicaram que a krigagem ordinária teve boa resposta para explicar a variabilidade espacial de cobre, zinco e manganês no cenário de estudo, apresentando menor dependência espacial para o manganês.

O uso da cokrigagem entre o teor dos elementos-traço e a elevação do terreno mostrou, pela análise visual, que os elementos-traço em estudo não são relacionados linearmente com a altitude.

6. REFERÊNCIAS

ABREU, C. A. de; LOPES, A. S.; SANTOS, G. **Micronutrientes**. In: NOVAIS, R. F. et al. Fertilidade do solo. Viçosa-MG, Sociedade Brasileira de ciência do solo, 2007.

ALLOWAY, B.J. **Heavy metals in soils**. Glasgow: Blackie Academic & Professional. 339 p. 1990.

ALLOWAY, B.J. **The origins of heavy metals in soils**. In: Alloway, B.J. (Ed.), Heavy Metals in Soils. Johns Wiley & Sons, Inc., New York, 1995.

ANDRIOTTI, J. L. S. A. **Introdução à geoestatística**. Acta Geologica Leopoldensia. Nº 27. Vol. XI. Porto Alegre, RS. Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais. p 7-82. 1989.

BERNER, P.G.M. et al. **Variabilidade espacial de propriedades físicas e químicas de um Cambissolo sob dois sistemas de manejo de cana-de-açúcar**. Revista Brasileira de Ciência do Solo. v. 31, p. 837–844. 2007.

BICALHO, B. D. C. D. **Modelos Espaço–Temporais: Estudo de Casos**. 2008. 174f. Dissertação (Mestrado) – Departamento de Estatística, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

BIONDI, C. M.; NASCIMENTO, C. W. A. do; NETA, A. de B. F.; RIBEIRO, M. R. **Teores de Fe, Mn, Zn, Cu, Ni e Co em solos de referência de Pernambuco**. Revista Brasileira de Ciência do Solo, v. 35, n. 3, 2011.

BLAND J. M.; ALTMAN D. G. **Transformations, means and confidence intervals**. BMJ. 1996.

CAMARGO, E. C. G. CÂMARA, G. & MEDEIROS, J.S. de. **Geoprocessamento em projetos ambientais**. In: Geoestatística: Fundamentos e aplicações. São José dos Campos: INPE, 1996.

CARDIM, M. **Mapeamento do comportamento multivariado das principais variáveis climáticas de interesse agrícola do Estado de São Paulo**. 2001. 124f. Tese (Doutorado em

Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.

CARLIN, H. L. S. **Estimação dos Parâmetros de Semivariogramas Utilizando Algoritmos Genéticos**. Monografia - Centro de Ciências Exatas e Tecnologia, Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2010.

CARVALHO, J.R.P. & QUEIROZ, E.F. **Uso da co-krigagem colocizada na determinação da distribuição espacial de precipitação**. Embrapa Informática Agropecuária. Área de Comunicação e Negócios. Campinas. 1ª edição on line, 2002.

CHAVES, E.V. **Absorção de metais pesados de solos contaminados do aterro sanitário e pólo industrial de Manaus pelas espécies de plantas Senna multijuga, Schizolobium amazonicum e Caesalpinia echinata**. Tese (Doutorado). Manaus: UFAM, 2008. 100 p

CHIG, L.A.; COUTO, E.G.; RIHA, S.; JOHNSON, M.; NOVAES, J.P.; LEHMANN, J. & SELVA, E.C. **Uso da Krigagem ordinária e da co-krigagem para estimar a matéria orgânica em solos de quatro microbacias sob vegetação de floresta no município de Juruena, MT**. In: COFERÊNCIA CIENTÍFICA DO LBA, 2004, Brasília, Anais. Brasília. p.48-54. 2004.

CLARK, I. **Practical geostatistics**. London: Applied Science publishers Ltda, 123 p. 1979.

COUTO, E.G. & KLAMT, E. **Variabilidade espacial de micronutrientes em solo sob pivô central no sul do Estado de Mato Grosso**. Pesq. Agropec. Bras., 34:2331-2339, 1999.

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

DECHEN A. R.; NACHTIGALL G. R. **Elementos requeridos à nutrição de plantas**. In: NOVAIS RF; ALVAREZ VVH; BARROS NF; FONTES RLF; CANTARUTTI RB; NEVES JCL (eds). Fertilidade do Solo. Viçosa: SBCS/UFV. p. 92-132. 2007.

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

DEUTSCH, C.V., JOURNAL, A.G. **GSLIB: Geostatistical software library**. New York: Oxford University Press, 1998.

ESRI. **Using ArcGIS Geostatistical Analyst**. Redlands, CA -USA: ESRI Press, 300 p. 2004.

FADIGAS, F. S.; SOBRINHO, N. M. B. do A.; ANJOS, L. H. C.; MAZUR, N. **Background levels of some trace elements in weathered soils from the Brazilian Northern region**. Scient Agricola, v.67, n.1, p.53-59, 2010.

FIETZ, C.R.; FABRICIO, A.C. & SALTON, J.C. **Mapa de aplicação localizada de calcário em uma área experimental**. In: BALASTREIRE, L.A. O estado da arte da agricultura de precisão no Brasil. Piracicaba, ESALQ. p.165-169. 2000.

FURLANI, P.R.; BATAGLIA, O.A.; VALADARES, J.M.A. **Cobalto em solos do Estado de São Paulo**. R. Bras. Ci. Solo, 1: 65-67. 1977.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press. 481p. 1997.

GUEDES, L. P. C. et al. **Anisotropia no estudo da variabilidade espacial de algumas variáveis químicas do solo**. R. Bras. Ci. Solo, v.32 p. 2217-2226. 2008.

GUEDES, L. P. C. **Otimização da amostragem espacial**. 143 f. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação). Universidade de São Paulo, ESALQ/USP, Piracicaba. 2008.

GUERRA, P.A.G. **Geoestatística operacional**. Brasília: Departamento Nacional da Produção Mineral, Ministério de Minas e Energia, 145 p. 1988.

HUGEN, C. **Valores de referência para teores de Cr, Cu, Ni, Pb e Zn em solos do Estado de Santa Catarina.** Dissertação de Mestrado. Universidade do Estado de Santa Catarina. 2011. 70f.

HUGEN, C.; MIQUELLUTI, D. J.; CAMPOS, M. L.; ALMEIDA, J. A. de; FERREIRA, E. R. N. C.; POZZAN, M. **Teores de Cu e Zn em perfis de solos de diferentes litologias em Santa Catarina.** Revista Brasileira de Engenharia Agrícola Ambiental, v. 17, n. 6, p. 622-628. 2013.

HUIJBREGTS, C. L. **Regionalized Variables and Quantitative Analysis of Spatial Data.** In: Davis, J. C. & McCullagh, M. J. (orgs.). Display and Analysis of Spatial Data. New York, John Wiley, pp. 38-53. 1975.

IMAI, N. N. et al. **Análise comparativa da interpolação por krigagem ordinária e krigagem por indicação no caso de ervas daninhas em cultura de soja.** In: XXI CONGRESSO BRASILEIRO DE CARTOGRAFIA, 2003, Belo Horizonte. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Cartografia. Rio de Janeiro: Sociedade Brasileira de Cartografia – SBC. 2003.

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

JACOB, A. A. E.; YOUNG, A. F.; **O uso de métodos de interpolação espacial de dados nas análises sociodemográficas.** Trabalho apresentado no XV Encontro Nacional de Estudos Populacionais, ABEP, realizado em Caxambu, MG, Brasil. 2006.

JING-SHENG, C.; BAO-SHAN, D.; MAO, P.; XUE-JUN, W.; SHUI-QUAN, Z.; QUN, HE. **Geographical tendencies of trace element contents in soils derived from granite, basalt and limestone of Eastern China.** Pedosphere, Beijing, N.1, 3: 45-55. 1993.

KABATA-PENDIAS, A. **Trace elements in soil and plants.** Taylor and Francis Group, 4^a ed., 2011.

- KABATA-PENDIAS, A.; MUKHERJEE, A. B. **Trace Elements from Soil to Human**. Berlin. Springer-verlag. 550p. 2007.
- LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. Fundação Editora UNESP, 2º edição. 2003.
- LIN, Y. P., CHANG, T. K., SHIH, C. W., TSENG, C. H. **Factorial and indicator kriging methods using a geographic information system to delineate spatial variation and pollution sources of soil heavy metals**. Environmental Geology, v.42, p. 900–909. 2002.
- LONGLEY, P. A. et al. **Geographic Information System and Science**. London, UK, 2002. 453p.
- MARTINEZ-LLADÓ, X.; VILÀ, M.; MARTÍ, V.; ROVIRA, M.; DOMÈNECH, J.A.; PABLO, J. **Trace Element Distribution in Topsoils in Catalonia: Background and Reference Values and Relationship with Regional Geology**. Environmental Engineering Science. 2008.
- MCDONALD, G. N.; ASHLAND, F. X. **Earthquake site conditions in the Wasatch Front urban corridor, Utah**. Utah Geological Survey. 47p. 2008.
- MOSER, P.; OLIVEIRA, L.Z. **Regressão linear aplicada à dendrometria: uma introdução e iniciação à linguagem R**. Blumenau: Edifurb, 2017. 152p.
- MOURA, C.V.A. **Aplicação de tratamento estatístico multivariante em dados geoquímicos de solo no mapeamento geológico na província de carajás (alvo 2 – corpo 4)**. Revista Brasileira de Geociências, N. 3, 15: 241-248, 1985.
- NACHTIGALL, G. R.; NOGUEIROL, R. C.; ALLEONI, L. R. F. **Extração seqüencial de Mn e Zn em solos em função do pH e adição de cama-de-frango**. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v. 13, n. 03, p. 240-249, 2009.

OLEA, R. A. (ed.), 1991. **Geostatistical Glossary and Multilingual Dictionary**. International Association for Mathematical Geology Studies in Mathematical Geology. Nº 3. Oxford University Press.

OLIVEIRA, T.S. de; COSTA, L.M. da; CRUZ, C.D. **Importância dos Metais pesados do solo na identificação e separação de materiais de origem**. Revista Ceres, N. 45, 260: 359-371, 1998.

OLIVEIRA, T.S. de; COSTA, L.M. da; CRUZ, C.D.; HORN, H.A. **Metais pesados como indicadores de materiais de origem em uma topolitossequência do triângulo mineiro, Estado de Minas Gerais**. Pesq. agropec. bras., N. 8, 34: 1451-1465, Brasília, 1999.

OLIVER, M.A. **Exploring soil spatial variation geostatistically**. In: EUROPEAN CONF. ON PRECISION AGRICULTURE, 2, 1999, Denmark. Anais... Denmark: IPAS, 1999.

ORTIZ, G. da C. **Aplicação de métodos geoestatísticos para identificar a magnitude e a estrutura da variabilidade espacial das variáveis físicas do solo**. 2002. 95 f. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação) Universidade de São Paulo, ESALQ/USP, Piracicaba, 2002.

ORTIZ, G. da C. **Aplicação de métodos geoestatísticos para identificar a magnitude e a estrutura da variabilidade espacial das variáveis físicas do solo**. 2002. 95 f. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação) Universidade de São Paulo, ESALQ/USP, Piracicaba, 2002.

REICHARDT, K.; TIMM, L. C. **Solo, Planta e Atmosfera: conceitos, processos e aplicações**. Barueri: Manole, 2016. 547p.

RESENDE, M.; ALLAN, J.; COEY, J.M.D. **The magnetic soils of Brazil**. Earth Planetary Science Letters. p. 322-326, 1986.

SANTOS, H.L.; VASCONCELLOS, C.A. **Determinação do número de amostras de solo para análise química em diferentes condições de manejo.** Revista Brasileira de Ciência do Solo, v.11, p. 97- 100, 1987.

SILVA, J. B. da. **Micronutrientes em perfis de solos do Escudo Sul-riograndense.** Dissertação - Programa de Pós-Graduação em Agronomia, Área de Concentração: Solos. Universidade Federal de Pelotas, Pelotas - Brasil. 2009.

STATSOFT, INC. **Statistica (data analysis software system)**, version 7. 2007.

SUPPI, I. M. **Teores naturais de cobalto e manganês para solos de Santa Catarina.** Dissertação de Mestrado. Universidade do Estado de Santa Catarina. 65p. 2017.

TAKEDA, E.Y. **Variabilidade espacial de atributos físicos e químicos de uma associação de solos sob a videira (Vitis vinifera, L.) em Vitória Brasil-SP.** 2000. 102f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/ Produção Vegetal) - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2000.

TORRES, F.P. & PROCHNOW, L.I. **Mapeamento de fertilidade do solo.** Balastreire, L.A. O estado da arte da agricultura de precisão no Brasil. Piracicaba, ESALQ, 2000. p.165-169.

TRANGMAR, B.B.; YOST, R.S.; UEHARA, G. **Application of geostatistics to spatial studies of soil properties.** Advances in Agronomy, Orlando, v.38, p.45-94, 1985.

VEIGA, M.; SANTOS, O.; HAMMES, L. A.; PANDOLFO, C. **Distribuição espacial dos teores de argila, silte e areia na camada superficial do solo em Santa Catarina.** Revista Agropecuária Catarinense, v.25, n.1. 2012.

VETTORATO, J. A. **Mapeamento da fertilidade do solo utilizando sistema de informação geográfica.** 2003. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Botucatu, 2003.

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

VIEIRA, S. R.; MILLETE, J.; TOPP, G. C.; REYNOLDS, W. D. **Handbook for geostatistical analysis of variability in soil and climate data.** In: ALVAREZ V., V. H.; SCHAEFER, C. E. G. R.; BARROS, N. F.; MELLO, J. W. V.; COSTA, J. M., eds. Tópicos em ciência do solo. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2002. v. 2. p.1-45.

WACKERNAGEL, H. **Multivariate Geostatistics: Springer-Verlag.** Berlin, 2ª edição. 291p. 1998.

WARMLING, M. I **Variabilidade espacial do solo e efeito da safra sobre a produtividade e composição da uva e do vinho no planalto catarinense.** 2017. Dissertação (Mestrado) – Universidade do Estado de Santa Catarina, Centro de ciências Agroveterinárias, Lages, 2017.

YAMAMOTO, J. K. 2001. **Análise Geoestatística.** In: YAMAMOTO, J. K. 2001 (ed.). Avaliação e Classificação de Reservas Minerais. Editora da Universidade de São Paulo, São Paulo, 225 p.