

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ
CAMPUS DE CASCAVEL
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

INFLUÊNCIA LOCAL PARA MODELOS GEOESTATÍSTICOS UTILIZANDO A
PRODUTIVIDADE DA SOJA E ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO

Denise Maria Grzegozewski

CASCAVEL – Paraná – Brasil

2012

DENISE MARIA GRZEGOZEWSKI

**INFLUÊNCIA LOCAL PARA MODELOS GEOESTATÍSTICOS UTILIZANDO A
PRODUTIVIDADE DA SOJA E ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, área de concentração em Engenharia de Sistemas Agroindustriais.

Orientadora: Professor Dr. Miguel Angel Uribe
Opazo

CASCADEL - Paraná – Brasil

Fevereiro - 2012

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Biblioteca Central do Campus de Cascavel – Unioeste
Ficha catalográfica elaborada por Jeanine da Silva Barros CRB-9/1362

G943i Grzegozewski, Denise Maria
 Influência local para modelos geoestatísticos utilizando a
 produtividade da soja e atributos químicos do solo. / Denise Maria
 Grzegozewski — Cascavel, PR: UNIOESTE, 2012.
 121 f. ; 30 cm.

 Orientador: Prof. Dr. Miguel Angel Uribe Opazo
 Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual do Oeste do
 Paraná.
 Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu* em Engenharia Agrícola,
 Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas.
 Bibliografia.

 1. Soja - Produtividade. 2. Geoestatística. 3. Agricultura de precisão.
 4. Solo – Atributos químicos. I. Universidade Estadual do Oeste do
 Paraná. II. Título.

CDD 21. ed. 631.3

DENISE MARIA GRZEGOZEWSKI

**INFLUÊNCIA LOCAL PARA MODELOS GEOESTATÍSTICOS UTILIZANDO A
PRODUTIVIDADE DA SOJA E ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, área de concentração Engenharia de Sistemas Agroindustriais.

Orientador: Prof. Dr. Miguel Angel Uribe Opazo
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, UNIOESTE

Dissertação para aprovação pela seguinte banca examinadora:

Banca 1: Prof. Dr. Manuel Galea
Departamento de Estatística, Pontificia Universidad Católica
de Chile

Banca 2: Prof^a. Dra. Luciana Pagliosa Carvarlho Guedes
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, UNIOESTE

CASCADEL - Paraná - Brasil
Fevereiro - 2012

BIOGRAFIA

Denise Maria Grzegozewski, nascida em Cascavel/PR em dezembro de 1982, graduada em Engenharia Agrícola pela Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE) no ano de 2007. Experiências profissionais como professora de Física e Matemática com contrato com tempo determinado pela Secretaria Estadual de Educação do Paraná (SEED), no período de outubro a dezembro de 2007, professora de Física, Matemática e Agricultura com contrato com tempo determinado pela Prefeitura de Chupinguaia/RO, no período de julho a outubro de 2008. Em fevereiro de 2010 ingressou no Mestrado em Engenharia Agrícola, área de concentração Engenharia de Sistemas Agroindustriais, linha de pesquisa Tecnologia da Produção Agrícola na Universidade Estadual do Oeste do Paraná - UNIOESTE.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, por tudo.

Obrigado a meu orientador, Prof. Dr. Miguel Angel Uribe Opazo, pela oportunidade e pelos ensinamentos.

Aos colegas do Grupo de Geoestatística Aplicada, Naimara, Fernanda, Jeferson, Jonathan, Bruno e Briane pelo apoio e na coleta de dados no campo.

À UNIOESTE, por proporcionar meu aperfeiçoamento profissional.

À CAPES, pelo apoio financeiro, concedendo uma bolsa de estudos.

Ao CNPq e Fundação Araucária, pelo apoio financeiro no desenvolvimento da pesquisa.

Ao senhor Agassis Linhares Neto, pela parceria na implantação dos experimentos em sua propriedade.

Ao meu paizinho Zigo e minha mãezinha Zelma, minhas irmãs Auri, Elis e Vani, meus sobrinhos Aline, Ray e o Nininho pelo incentivo e por compartilharem comigo a concretização de um sonho.

E a todos que, de alguma forma, contribuíram com a realização deste trabalho.

Muito obrigado!!!

INFLUÊNCIA LOCAL PARA MODELOS GEOESTATÍSTICOS UTILIZANDO A PRODUTIVIDADE DA SOJA E ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO

RESUMO

A soja é uma das principais culturas agrícolas do Brasil, em particular da região de Cascavel/PR, onde a produção agrícola é grande, mas com fatores que afetam a produtividade, o monitoramento e o gerenciamento do processo, diagnosticados por modelos geoestatísticos para análise de dados agrícolas. Os estudos de variabilidade espacial dos atributos do solo, associados à produtividade da soja, possibilitam a recomendação da dosagem de insumos com taxas variadas, de acordo com os mapas construídos pelos modelos espaciais. O estudo de diagnóstico de pontos influentes é um procedimento recomendado nos estudos da variabilidade espacial. Detectar os pontos influentes, por meio da influência local, possibilita medir as alterações que esses pontos influenciam nos resultados e na construção do mapa temático. Este trabalho tem como objetivo apresentar estudos de influência local em modelos espaciais lineares, considerando como variável resposta a produtividade da soja e como covariáveis o Carbono (C), o Cálcio (Ca), o Potássio (K), o Magnésio (Mg), o Manganês (Mn) e o Fósforo (P). O estudo da influência local é realizado na variável resposta e nas covariáveis por meio de perturbações aditivas. As técnicas de influência local, de acordo com os resultados obtidos, foram eficientes na identificação de valores atípicos para as variáveis analisadas individualmente e utilizando modelo espacial linear.

Palavras chave: Máxima verossimilhança, dependência espacial, agricultura de precisão.

LOCAL INFLUENCE ON GEOSTATISTICAL MODELS USING SOY PRODUCTIVITY AND CHEMICAL SOIL

ABSTRACT

Soy is one of the main crops in Brazil and in the region of Cascavel / PR, where agricultural production is large, although some factors that affect productivity, monitoring and process management have been diagnosed by geostatistical models for analysis of agricultural data. Studies on the spatial variability of soil attributes associated with soybean yield, provide recommendations for doses o with varied rates, according to the maps created by spatial models. The diagnostic study on influential points is a recommended procedure for studies on spatial variability. Detecting the influential points through local influence allows measuring the changes that these points have influence on and the construction of the thematic map. This paper aims to present studies on local influence in linear spatial models considering as dependent variable soybean yield and as covariates Carbon (C), Calcium (Ca), Potassium (K), Magnesium (Mg), Manganese (Mn) and Phosphorus (P). The study on local influence is held in the response variable and the covariates using additive disturbances. The techniques of local influence diagnostics, according to the final results, were efficient in identifying outliers considered influential variables for the individual linear spatial model.

Keywords: Maximum likelihood, spatial dependence, precision agriculture.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	XI
LISTA DE FIGURAS	XIV
1	INTRODUÇÃO.....1
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA3
2.1	Agricultura de precisão 3
2.2	Cultura da soja 4
2.2.1	Produtividade da soja 5
2.3	Atributos químicos do solo..... 5
2.3.1	Carbono..... 7
2.3.2	Cálcio 8
2.3.3	Fósforo 8
2.3.4	Magnésio..... 9
2.3.5	Manganês..... 10
2.3.6	Potássio..... 10
2.4	Geoestatística..... 11
2.4.1	Modelos espaciais 12
2.4.2	Semivariograma 14
2.4.3	Anisotropia 16
2.4.4	Modelos teóricos espaciais..... 17
2.4.5	Método de estimação de parâmetros por máxima verossimilhança – MV 19
2.4.6	Critérios de seleção de modelos..... 20
2.4.6.1	Validação cruzada 20
2.4.6.2	Critérios de Informação de Akaike (<i>AIC</i>) 21
2.4.7	Krigagem 22
2.4.8	Medidas de influência 23
2.4.9	Influência local..... 23
3	MATERIAL E MÉTODOS.....27
3.1	Localização e caracterização da área em estudo 27
3.2	Amostragem 27

3.3	Estudo das variáveis.....	28
3.3.1	Produtividade da soja (ton ha ⁻¹)	28
3.3.2	Atributos químicos do solo.....	28
3.3.3	Análise dos dados	29
3.3.4	<i>Software</i> utilizado	29
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	30
4.1	Análise univariada (sem covariáveis).....	30
4.1.1	Carbono.....	30
4.1.1.1	Análise do carbono com todos os pontos	30
4.1.1.1.1	Análise descritiva.....	30
4.1.1.1.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	32
4.1.1.1.3	Análise de diagnóstico.....	33
4.1.1.2	Análise do carbono sem a observação 32	33
4.1.1.2.1	Análise descritiva.....	33
4.1.1.2.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	35
4.1.1.3	Construção do mapa temático	36
4.1.2	Cálcio	38
4.1.2.1	Análise do cálcio com todos os pontos	38
4.1.2.1.1	Análise descritiva.....	38
4.1.2.1.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	39
4.1.2.1.3	Análise de diagnóstico.....	40
4.1.2.2	Análise do cálcio sem a observação 46.....	41
4.1.2.2.1	Análise descritiva.....	41
4.1.2.2.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	42
4.1.2.3	Construção dos mapas temáticos.....	43
4.1.3	Potássio.....	45
4.1.3.1	Potássio com todos os pontos	45
4.1.3.1.1	Análise descritiva.....	45
4.1.3.1.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	47
4.1.3.1.3	Análise de diagnóstico.....	47
4.1.3.2	Análise do potássio sem a observação 46.....	48
4.1.3.2.1	Análise descritiva.....	48
4.1.3.2.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	50
4.1.3.3	Construção dos mapas temáticos.....	51
4.1.4	Magnésio	52
4.1.4.1	Magnésio com todos os pontos	52

4.1.4.1.1	Análise descritiva.....	52
4.1.4.1.2	Análise espacial e critérios de validação.....	54
4.1.4.1.3	Análise de diagnóstico.....	55
4.1.4.2	Magnésio sem a observação 62	55
4.1.4.2.1	Análise descritiva.....	55
4.1.4.2.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	57
4.1.4.3	Construção dos mapas temáticos.....	58
4.1.5	Manganês.....	59
4.1.5.1	Análise do manganês com todos os pontos.....	60
4.1.5.1.1	Análise descritiva.....	60
4.1.5.1.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	61
4.1.5.1.3	Análise de diagnóstico.....	62
4.1.5.2	Análise do manganês sem a observação 66	63
4.1.5.2.1	Análise descritiva.....	63
4.1.5.2.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	64
4.1.5.3	Construção dos mapas temáticos.....	65
4.1.6	Fósforo	66
4.1.6.1	Análise do fósforo com todos os pontos	67
4.1.6.1.1	Análise descritiva.....	67
4.1.6.1.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	68
4.1.6.1.3	Análise de diagnóstico.....	69
4.1.6.2	Análise do fósforo sem a observação 30	69
4.1.6.2.1	Análise descritiva.....	69
4.1.6.2.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	71
4.1.6.3	Construção dos mapas temáticos.....	72
4.1.7	Produtividade da soja	73
4.1.7.1	Análise da produtividade da soja com todos os pontos.....	74
4.1.7.1.1	Análise descritiva.....	74
4.1.7.1.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	75
4.1.7.1.2	Análises de diagnósticos	76
4.1.7.2	Análise da produtividade da soja sem a observação 38	76
4.1.7.2.1	Análise descritiva.....	76
4.1.7.2.2	Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	78
4.1.7.3	Construção dos mapas temáticos.....	79
4.2	Análise da produtividade da soja com covariáveis	80
4.2.1	Análise de estrutura de dependência espacial e critérios de validação.....	81

4.2.2	Perturbação na matriz de covariáveis (X)	82
4.2.3	Construção dos mapas temáticos com covariáveis	85
5	CONCLUSÕES.....	89
	REFERÊNCIAS.....	90
	ANEXOS	96
	ANEXO A - TABELAS DE ESTIMAÇÃO DOS PARÂMETROS PARA AS COVARIÁVEIS	97
	ANEXO B - TABELAS DOS PARÂMETROS ESTIMADOS $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_7$	99
	ANEXO C - TABELAS DOS CRITÉRIOS DE VALIDAÇÃO DE MODELOS PARA AS COVARIÁVEIS.....	101

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Estatísticas descritivas do carbono com todos os pontos (g dm^{-3})	30
Tabela 2	Estimação de parâmetros do carbono por MV com todos os pontos	32
Tabela 3	Critérios de validação para escolha do melhor ajuste do carbono com todos os pontos	32
Tabela 4	Estatísticas descritivas C sem o ponto 32 (g dm^{-3})	34
Tabela 5	Análise estatística espacial do carbono sem o ponto 32 considerado influente	35
Tabela 6	Critérios de validação para escolha melhor ajuste do carbono sem o ponto 32	36
Tabela 7	Intervalo de classes com todos os pontos, segundo níveis de C	37
Tabela 8	Intervalo de classes sem o ponto 32, segundo níveis de C	37
Tabela 9	Matriz de erros para a variável carbono por número de pixels.....	37
Tabela 10	Estatísticas descritivas Ca com todos os pontos ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$)	38
Tabela 11	Estimação de parâmetros do cálcio por MV com todos os pontos.....	40
Tabela 12	Critérios de validação para escolha melhor ajuste do cálcio com todos os pontos	40
Tabela 13	Estatísticas descritivas Ca sem o ponto 46 ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$).....	41
Tabela 14	Estimação de parâmetros do cálcio por MV sem o ponto 46 considerado influente	43
Tabela 15	Critérios de validação para escolha melhor ajuste do cálcio sem o ponto 46 ..	43
Tabela 16	Intervalo de classes com todos os pontos, segundo os níveis de Ca	44
Tabela 17	Intervalo de classes sem o ponto 46, segundo os níveis de Ca.....	44
Tabela 18	Matriz de erros para a variável cálcio por nº de pixels	45
Tabela 19	Estatísticas descritivas do potássio com todos os pontos ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$).....	45
Tabela 20	Estimação dos parâmetros do carbono por MV com todos os pontos	47
Tabela 21	Critérios de validação para escolha melhor ajuste do potássio com todos pontos	47
Tabela 22	Estatísticas descritivas	48
Tabela 23	Análise estatística espacial do potássio sem o ponto 46 considerado influente	50
Tabela 24	Validação do modelo K sem o ponto 46	50
Tabela 25	Intervalo de classes com todos os pontos, segundo níveis de K	51
Tabela 26	Intervalo de classes sem o ponto 46, segundo níveis de K	51
Tabela 27	Matriz de erros para a variável K.....	52
Tabela 28	Estatísticas descritivas do magnésio com todos os pontos ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$).....	53
Tabela 29	Estimação de parâmetros do magnésio por MV com todos os pontos.....	54
Tabela 30	Validação do modelo Mg com todos os pontos	55

Tabela 31	Estatísticas descritivas magnésio sem o ponto 62 ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$).....	56
Tabela 32	Análise estatística espacial magnésio sem o ponto 46 considerado influente .	57
Tabela 33	Validação de modelos Mg sem o ponto 62, considerado influente	58
Tabela 34	Intervalo de classes com todos os pontos, segundo os níveis de Mg	59
Tabela 35	Intervalo de classes sem o ponto 62, segundo os níveis de Mg	59
Tabela 36	Matriz de erros para a variável magnésio por número de pixels	59
Tabela 37	Estatísticas descritivas Mn com todos os pontos (mg dm^{-3}).....	60
Tabela 38	Análise estatística espacial Mn para todos os pontos.....	61
Tabela 39	Validação de modelos da variável Mn com todos os pontos.....	62
Tabela 40	Estatísticas descritivas Mn sem o ponto 66 (mg dm^{-3}).....	63
Tabela 41	Análise estatística espacial manganês sem o ponto 66 considerado influente	64
Tabela 42	Crêterios de validação do modelo sem o ponto 66	65
Tabela 43	Intervalo de classes com todos pontos, segundo os níveis de Mn.....	66
Tabela 44	Intervalo de classes sem o ponto 66, segundo os níveis de Mn	66
Tabela 45	Matriz de erros para a variável manganês em número de pixels	66
Tabela 46	Estatísticas descritivas P com todos os pontos (mg dm^{-3}).....	67
Tabela 47	Análise estatística espacial P com todos os pontos.....	68
Tabela 48	Validação do modelo P com todos os pontos	69
Tabela 49	Estatísticas descritivas P sem o ponto 30 (mg dm^{-3})	70
Tabela 50	Análise estatística espacial do fósforo sem o ponto 30 considerado influente .	71
Tabela 51	Crêterios de validação para escolha melhor ajuste do fósforo sem o ponto 30.	72
Tabela 52	Intervalo de classes com todos os pontos, segundo os níveis de P.....	73
Tabela 53	Intervalo de classes sem o ponto 30, segundo os níveis de P.....	73
Tabela 54	Matriz de erros para a variável P	73
Tabela 55	Estatísticas descritivas produtividade com todos os pontos (t ha^{-1})	74
Tabela 56	Estimação dos parâmetros produtividade por MV com todos os pontos.....	75
Tabela 57	Validação do modelo produtividade com todos os pontos	76
Tabela 58	Estatísticas descritivas produtividade sem o ponto 38 (t ha^{-1})	77
Tabela 59	Análise estatística espacial produtividade sem o ponto 38 considerado influente	78
Tabela 60	Validação do modelo produtividade sem o ponto 38	78
Tabela 61	Intervalo de classes com todos pontos, segundo os níveis da produtividade ..	80
Tabela 62	Intervalo de classes sem o ponto 38, segundo os níveis da produtividade	80
Tabela 63	Matriz de erros para a variável produtividade	80
Tabela 64	Parâmetros estimados de φ para o MSL.....	81
Tabela 65	Parâmetros estimados no MSL da produtividade	81
Tabela 66	Validação do modelo ajustado para o MSL	82

Tabela 67	Parâmetros estimados.....	84
Tabela 68	Intervalo de classes da produtividade (Geral com todos os pontos)	87
Tabela 69	Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 32 (perturbação fósforo) ..	87
Tabela 70	Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 34 (perturbação carbono) ..	87
Tabela 71	Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 34 (perturbação cálcio)	87
Tabela 72	Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 34 (perturbação potássio) ..	87
Tabela 73	Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 67 (perturbação magnésio) ..	87
Tabela 74	Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 32 (perturbação manganês) ..	87
Tabela 75	Índices de acurácia	88

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Aumento do pH e disponibilidade de nutrientes no solo.	6
Figura 2	Relação entre a covariância espacial $C(h)$ e a semivariância $\gamma(h)$	15
Figura 3	Convenções direcionais usadas na geoestatística.	16
Figura 4	Mapa da área em estudo.	28
Figura 5	Gráfico boxplot para o carbono com todos os pontos.	31
Figura 6	Gráfico postplot para o carbono com todos os pontos.	31
Figura 7	Semivariograma direcional do carbono com todos os pontos.	31
Figura 8	Gráfico de envelopes do carbono com todos os pontos.	31
Figura 9	Gráfico C_i versus a ordem.	33
Figura 10	Gráfico l_{max} versus ordem.	33
Figura 11	Gráfico boxplot do carbono sem o ponto 32.	34
Figura 12	Gráfico postplot do carbono sem o ponto 32.	34
Figura 13	Semivariograma direcional do carbono sem ponto 32.	35
Figura 14	Gráfico de envelopes do carbono sem ponto 32.	35
Figura 15	Mapa temático carbono com todos os pontos.	36
Figura 16	Mapa temático carbono sem o ponto 32.	36
Figura 17	Gráfico boxplot cálcio com todos os pontos.	39
Figura 18	Gráfico postplot cálcio com todos os pontos.	39
Figura 19	Semivariograma direcional cálcio com todos pontos.	39
Figura 20	Gráfico de envelopes cálcio com todos pontos.	39
Figura 21	Gráfico C_i versus a ordem.	41
Figura 22	Gráfico l_{max} versus ordem.	41
Figura 23	Gráfico boxplot cálcio sem o ponto 46.	42
Figura 24	Gráfico postplot cálcio sem o ponto 46.	42
Figura 25	Semivariograma direcional cálcio sem ponto 46.	42
Figura 26	Gráfico de envelopes cálcio sem ponto 46.	42
Figura 27	Mapa temático da variável Ca com todos os pontos.	44
Figura 28	Mapa temático da variável Ca sem o ponto 46.	44
Figura 29	Gráfico boxplot para o potássio com todos os pontos.	46
Figura 30	Gráfico postplot para o potássio com todos os pontos.	46
Figura 31	Semivariograma direcional do potássio com todos os pontos.	46
Figura 32	Gráfico de envelopes do potássio com todos os pontos.	46
Figura 33	Gráfico C_i versus a ordem.	48
Figura 34	Gráfico l_{max} versus ordem.	48

Figura 35	Gráfico boxplot do potássio sem ponto 46.....	49
Figura 36	Gráfico postplot do potássio sem ponto 46.....	49
Figura 37	Semivariograma direcional K sem ponto 46.	49
Figura 38	Gráfico de envelopes K sem ponto 46.....	49
Figura 39	Mapa temático da variável K com todos os pontos.....	51
Figura 40	Mapa temático da variável K sem o ponto 46.	51
Figura 41	Gráfico boxplot para magnésio com todos os pontos.	53
Figura 42	Gráfico postplot para o magnésio com todos os pontos.	53
Figura 43	Semivariograma direcional Mg todos pontos.	54
Figura 44	Gráfico de envelopes Mg com todos pontos.....	54
Figura 45	Gráfico C_i versus a ordem.	55
Figura 46	Gráfico l_{max} versus ordem.	55
Figura 47	Gráfico boxplot magnésio sem o ponto 62.....	56
Figura 48	Gráfico postplot magnésio sem o ponto 62.....	56
Figura 49	Semivariograma direcional Mg sem o ponto 62.	57
Figura 50	Gráfico de envelopes Mg sem o ponto 62.	57
Figura 51	Mapa temático da variável Mg com todos os pontos.	58
Figura 52	Mapa temático da variável Mg sem o ponto 62.	58
Figura 53	Gráfico boxplot manganês com todos os pontos.	60
Figura 54	Gráfico postplot manganês com todos os pontos.	60
Figura 55	Semivariograma direcional manganês todos os pontos.....	61
Figura 56	Gráfico de envelopes manganês com todos pontos.	61
Figura 57	Gráfico C_i versus a ordem.	62
Figura 58	Gráfico l_{max} versus ordem.	62
Figura 59	Gráfico boxplot manganês sem o ponto 66.	63
Figura 60	Gráfico postplot manganês sem o ponto 66.	63
Figura 61	Semivariograma direcional Mn sem 66.....	64
Figura 62	Gráfico de envelopes Mn sem o ponto 66.	64
Figura 63	Mapa temático da variável Mn com todos os pontos.	65
Figura 64	Mapa temático da variável Mn sem 66.	65
Figura 65	Gráfico boxplot para fósforo com todos os pontos.....	67
Figura 66	Gráfico postplot para o fósforo com todos os pontos.....	67
Figura 67	Semivariograma direcional fósforo todos os pontos.	68
Figura 68	Gráfico de envelopes fósforo com todos pontos.	68
Figura 69	Gráfico C_i versus a ordem.	69
Figura 70	Gráfico l_{max} versus ordem.	69

Figura 71	Gráfico boxplot para o fósforo sem o ponto 30.	70
Figura 72	Gráfico postplot para o fósforo sem o ponto 30.	70
Figura 73	Semivariograma direcional P sem o ponto 30.....	71
Figura 74	Gráfico de envelopes P sem o ponto 30.....	71
Figura 75	Mapa temático da variável P com todos os pontos.....	72
Figura 76	Mapa temático da variável P sem a observação 30.....	72
Figura 77	Gráfico boxplot produtividade com todos os pontos.	74
Figura 78	Gráfico postplot produtividade com todos os pontos.	74
Figura 79	Semivariograma direcional produtividade todos os pontos.	75
Figura 80	Gráfico de envelopes produtividade com todos pontos.....	75
Figura 81	Gráfico C_i versus a ordem.....	76
Figura 82	Gráfico l_{max} versus ordem.	76
Figura 83	Gráfico boxplot produtividade sem o ponto 38.....	77
Figura 84	Gráfico postplot produtividade sem o ponto 38.....	77
Figura 85	Semivariograma direcional produtividade sem o ponto 38.....	78
Figura 86	Gráfico de envelopes produtividade sem o ponto 38.	78
Figura 87	Mapa temático da variável produtividade com todos os pontos.	79
Figura 88	Mapa temático da variável produtividade sem o ponto 38.	79
Figura 89	Técnicas de diagnóstico na covariável P. Gráficos C_i , $L_{máx}$, $L_{máx2}$	82
Figura 90	Técnicas de diagnóstico na covariável C. Gráficos C_i , $L_{máx}$, $L_{máx2}$	82
Figura 91	Técnicas de diagnóstico na covariável Ca. Gráficos C_i , $L_{máx}$, $L_{máx2}$	83
Figura 92	Técnicas de diagnóstico na covariável K. Gráficos C_i , $L_{máx}$, $L_{máx2}$	83
Figura 93	Técnicas de diagnóstico na covariável Mg. Gráficos C_i , $L_{máx}$, $L_{máx2}$	83
Figura 94	Técnicas de diagnóstico na covariável Mn. Gráficos C_i , $L_{máx}$, $L_{máx2}$	83
Figura 95	Mapa temático geral da produtividade com todos os pontos.	85
Figura 96	Mapa temático da produtividade sem o ponto 32 no estudo da perturbação da covariável P.....	85
Figura 97	Mapa temático da produtividade sem o ponto 34 no estudo da perturbação da covariável C.	86
Figura 98	Mapa temático da produtividade sem o ponto 34 no estudo da perturbação da covariável Ca.	86
Figura 99	Mapa temático da produtividade sem o ponto 34 no estudo da perturbação da covariável K.....	86
Figura 100	Mapa temático da produtividade sem o ponto 67 no estudo da perturbação da covariável Mg.	86

Figura 101	Mapa temático da produtividade sem o ponto 32 no estudo da perturbação da covariável Mn.	86
-------------------	---	----

1 INTRODUÇÃO

A partir das novas práticas agrícolas começam a ser desenvolvidas tecnologias para o estudo da variabilidade espacial dos atributos físicos e químicos do solo associada aos aspectos da produção agrícola. O processamento e a integração de dados são feitos, geralmente, de forma a selecionar e modelar as variáveis que melhor explicam a produtividade.

O conceito do processo agrícola que atualmente tem sido aplicado é o da agricultura de precisão (AP), com o monitoramento e gerenciamento de áreas e tendo como objetivo base o manejo diferenciado, ou seja, o gerenciamento localizado, com aplicação de tratamentos que variam de local para local. O conhecimento destas informações exige um estudo dos fatores que afetam a variabilidade espacial das variáveis relacionadas ao solo e à planta e como elas interferem na produtividade.

Por meio da geoestatística, que tem como base a teoria das variáveis regionalizadas, que considera a distribuição espacial das observações e possibilita um raio de autocorrelação espacial (representa a distância em que os elementos amostrais possuem dependência espacial), junto com a AP determinam as causas de variação na produção agrícola.

Para se validar o melhor modelo de variabilidade espacial, ele é selecionado com base na análise dos erros, na comparação entre o modelo teórico escolhido e os valores empíricos. Entre os principais critérios de validação de modelos, utilizados nesta pesquisa, está o critério de Akaike, a validação cruzada (FARACO *et al.*, 2008).

A interpolação de dados é feita por meio da krigagem e é usada, a partir da escolha do modelo validado, para gerar os mapas temáticos que poderão ser utilizados para uma aplicação localizada de insumos ou manejo localizado, realizando o zoneamento no solo. A qualidade dos mapas depende das inferências dos modelos ajustados, portanto, se o processo de ajuste for mal conduzido, resultará em mapas que não representam a real variabilidade local.

A metodologia de influência local proposta por Cook (1986) consiste em avaliar, por meio de uma medida apropriada de influência, a robustez das estimativas fornecidas pelo modelo, mediante pequenas perturbações aplicadas no modelo ou nos dados (PAULA, 2004). Basicamente, estudar o comportamento de alguma medida particular de influência como nas estimativas dos parâmetros, não exige eliminação de observações e permite avaliar a influência conjunta de todos os pontos. Diferentes gráficos de influência podem ser desenvolvidos.

Este trabalho tem como objetivo utilizar os métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de atributos químicos do solo e da produtividade da soja, avaliando os efeitos de pontos considerados influentes na estrutura de dependência espacial e na construção de mapas temáticos, para aplicação diferenciada de insumos, utilizados na agricultura de precisão. A estimação dos parâmetros da estrutura de dependência espacial foi realizada utilizando os métodos de máxima verossimilhança. O estudo de pontos influentes foi realizado pelas técnicas de diagnóstico de influência local, quando se tem perturbação na variável resposta ou na matriz de covariáveis, sendo a produtividade da soja (Z) [$t\ ha^{-1}$], a variável de interesse e como covariáveis que, possivelmente, influenciam na produtividade os atributos químicos do solo: carbono (C), cálcio (Ca), potássio (K), magnésio (Mg), manganês (Mn) e fósforo (P).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Agricultura de precisão

No Brasil chama-se de agricultura de precisão ao sistema de produção adotado por agricultores de países de tecnologia avançada, com uma filosofia de gerenciamento agrícola que parte de informações exatas, precisas e se completa com as decisões corretas (TSCHIEDEL; FERREIRA, 2002).

A agricultura de precisão (AP) engloba o uso de tecnologias atuais para o manejo do solo, insumos e culturas de modo adequado às variações espaciais nos fatores que afetam a sua produtividade (EMBRAPA SOJA 2011b). O que tem levado a esta nova filosofia de prática agrícola é o uso de três novas tecnologias: o sensoriamento remoto, o uso de sistemas de informações geográficas (SIG) e o sistema de posicionamento global (GPS) (DALLMEYER; SCHLOSSER 1999). Os avanços aconteceram quando foram disponibilizados os satélites para a localização de pontos na superfície.

A AP surge como ferramenta inserida no sistema de plantio direto e objetiva a correção dos nutrientes nas áreas de cultivo, busca utilizar as matérias primas corretas, conforme a necessidade de cada ponto da área, aplicando o nutriente certo, no local certo, gerando como consequência uma redução na quantidade de fertilizantes e favorecendo o nivelamento dos nutrientes no solo, conforme a expectativa de rendimento das culturas (CAPELLI, 2011).

Para Molin (2011), uma definição de AP com visão sistêmica do conjunto de ações que a compõem pode ser adotada: a AP seria, acima de tudo, um sistema de gestão ou de gerenciamento da produção agrícola que emprega um conjunto de tecnologias e procedimentos para que as lavouras e sistemas de produção sejam otimizados, tendo como elemento-chave o manejo da variabilidade da produção e dos fatores envolvidos.

A tecnologia da AP baseia-se na coleta de informações sobre a produtividade, atributos químicos e físicos dos solos, condições da cultura e do terreno, associando-as a sua localização, expressas na forma de mapas digitais. Estas informações são, geralmente, coletadas na forma de amostragem que apresenta uma dependência espacial, exigindo adequação do seu tratamento específico (MIRANDA, 1997).

A proporção de áreas manejadas com amostragem georreferenciadas do solo e com adubação a taxa variável vem aumentando de forma impressionante nas últimas safras de grãos no Brasil. Estima-se que algo entre 3 e 4 milhões de hectares de lavouras anuais estejam sendo trabalhados com esse tipo de aplicação da agricultura de precisão no País.

Em princípio, tal situação pode ser interpretada como um reflexo do avanço tecnológico associado ao conhecimento acumulado acerca do manejo da fertilidade dos nossos solos. Monitoramento constante dos talhões, informação de qualidade, precaução na tomada de decisão e suporte agrônomo idôneo são imprescindíveis para maior precisão na agricultura (RESENDE, 2011).

A AP pode ser definida como o gerenciamento localizado de plantas, animais e solo, objetivando a eficiência quanto à produtividade, retorno econômico e preservação ambiental, pela racionalização do uso de insumos. Portanto, a AP está alinhada com os desafios contemporâneos de produção, sustentabilidade e preservação dos recursos naturais. Este conceito, adaptado ao manejo da fertilidade do solo, é aplicado no momento e local adequados e na fonte mais eficiente (AMADO; GIOTTO. 2009).

2.2 Cultura da soja

Hoje, a soja (*Glycine max*) é um dos principais produtos de exportação e uma das principais *commodities* do mundo. É cultivada praticamente em todo o território nacional, sendo o principal produto agrícola do Brasil. Com o desenvolvimento de novos cultivares, adaptados às diferentes regiões agroclimáticas do país, o Brasil tornou-se o segundo maior produtor mundial de soja, predominantemente utilizada para o processamento do grão em óleo e proteína (SANTOS *et al.* 2008). A proteína processada (torta ou farelo) é utilizada como suplemento proteico na ração animal.

De modo geral, as variedades brasileiras têm ciclo entre 100 e 160 dias e, para determinada região, podem ser classificadas como maturação precoce, semiprecoce, médio, semitardio e tardio. O ciclo total é dividido em duas fases: vegetativa e reprodutiva.

Os estudos da EMBRAPA SOJA (2011b), relacionados à nutrição das plantações de soja no Brasil, permitiram melhor controle da adubação e da calagem de solos. A escolha de estirpes eficientes enriqueceu os inoculantes, substituindo completamente o uso de adubação nitrogenada na cultura. Pesquisas realizadas com micronutrientes indicaram, ainda, a necessidade do seu uso na obtenção de máximos rendimentos, assim como, estudos sobre manejo de solos e rotação de culturas. A identificação dos principais fatores responsáveis por prejuízos na produção da soja e a conscientização dos produtores do grão sobre o volume das perdas junto com suas causas, auxiliam a redução média dessas perdas.

Em 2010, o mercado da soja foi marcado pelo aumento da produção mundial, o que permitiu a recomposição dos estoques mundiais do grão (USDA, 2011) e teve grande impacto na flutuação das cotações mundiais. Um dos grandes desafios, faceado pelo cultivo

de soja, é a produção sustentável tanto ambiental quanto economicamente, o que prescinde não somente do avanço tecnológico nos elos de sua cadeia produtiva, mas principalmente da gestão eficiente de seu processo produtivo (EMBRAPA SOJA, 2011).

2.2.1 Produtividade da soja

Estudos mostram que o potencial dos novos cultivares de soja pode chegar a 80 sacas por hectare ou 194 sacas por alqueire, quando há equilíbrio nutricional da planta. Usados em associação a análise de solo, o histórico da área, o manejo do solo, entre outras tecnologias podem melhorar as recomendações e aplicações de adubação, consequentemente, um incremento da produtividade da lavoura (EMBRAPA SOJA, 2011b).

Sabe-se do impacto de fatores do solo sobre o rendimento das culturas, no entanto, a AP emprega elevada tecnologia na propriedade, com aplicação de fertilizantes e adoção de técnicas que garantem elevação do nível de matéria orgânica e de nutrientes em suas áreas, obtendo maior rendimento de grãos de local para local, menor impacto ambiental e uso racional de insumos (AMADO *et al.* 2004).

A colheita constitui uma importante etapa no processo produtivo da soja, principalmente pelos riscos a que está sujeita a lavoura destinada ao consumo ou à produção de sementes. Deve ser iniciada tão logo a soja atinja o estágio R8 (ponto de colheita) (EMBRAPA SOJA, 2011b), a fim de evitar perdas na qualidade do produto, tomando-se os cuidados relativos à velocidade adequada de operação e pequenos ajustes e regulagens desses mecanismos de corte e recolhimento, além dos mecanismos de trilha, separação e limpeza.

Alterações relacionadas com a população de plantas podem reduzir ou aumentar os ganhos em produtividade, pois essa característica é consequência da densidade das plantas nas linhas e do seu espaçamento entre as linhas. A população de plantas é o fator que menos afeta a produtividade, desde que as plantas estejam distribuídas uniformemente na área (TOURINO; REZENDE; SALVADOR, 2002).

2.3 Atributos químicos do solo

Os nutrientes disponíveis para as plantas estão nas formas solúveis, na solução do solo, e grande parte deles está adsorvido aos colóides ou na fase mineral ou orgânica, como elemento lentamente disponível. Para um diagnóstico da fertilidade do solo é necessário conhecer a disponibilidade de macro e micronutrientes, a relação entre os nutrientes e as condições de acidez do meio (SENGIK, 2011).

O nitrogênio, o fósforo e o potássio, devido à intensidade de uso, são denominados de macronutrientes primários, os quais as plantas precisam em maior quantidade. O cálcio, o magnésio e o enxofre são os macronutrientes secundários, essenciais para o crescimento das plantas (ABREU *et al.*, 2007). Diferenciam-se dos micronutrientes pelos seus teores mais elevados no solo e nas plantas.

Os micronutrientes desempenham papéis importantes no metabolismo vegetal, seja como constituintes de compostos ou como reguladores do funcionamento de sistemas enzimáticos. Os micronutrientes das plantas são: o boro, o cloro, o cobre, o ferro, o manganês, o molibdênio, o zinco e o níquel (FERREIRA *et al.*, 2001). Quando presentes em concentrações relativamente altas na solução do solo, estes micronutrientes podem alcançar níveis tóxicos às plantas e aos microorganismos.

O pH mais elevado permite maior disponibilidade e aproveitamento dos nutrientes essenciais à planta. A faixa ideal está entre 6 a 7 para a maioria das culturas agrícolas (Figura 1).

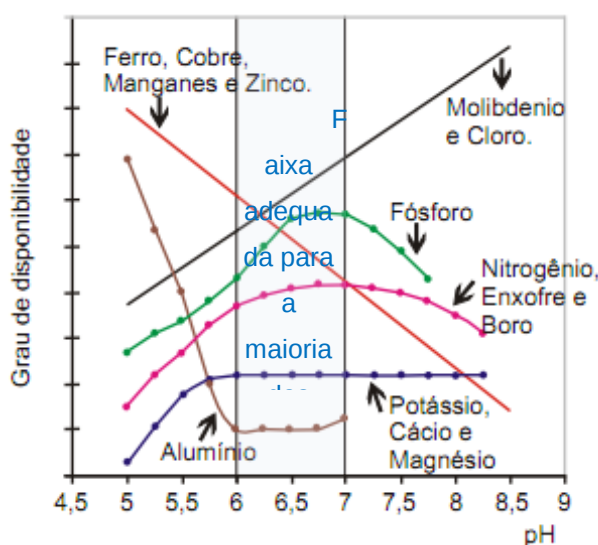


Figura 1 Aumento do pH e disponibilidade de nutrientes no solo.

Fonte: Malavolta (1989).

A estabilização dos teores de nutrientes no solo pode implicar o aumento ou a manutenção dos níveis de produtividade no decorrer das safras agrícolas, o que levaria à redução da quantidade ou mesmo tornaria desnecessária a utilização de adubo mineral, em algumas situações (AMADO, 2000). Entretanto, o cultivo unicamente de espécies comerciais pode esgotar ou reduzir o estoque dos nutrientes no solo, devido à exportação pela colheita e à reposição insuficiente por meio de fertilizantes.

Com a redução do processo erosivo, tem-se maior oferta e disponibilidade de nutrientes às plantas, pois as alterações na umidade e na temperatura do solo influenciam a

atividade biológica e, com isso, a solubilização, possibilitando a liberação de nutrientes e a eficiência na absorção pelas raízes das plantas (SÁ, 1993).

A interação entre atributos químicos do solo influenciam diretamente o crescimento e o desenvolvimento das culturas (SILVA *et al.*, 2010). Desta forma, a avaliação da variabilidade espacial destes atributos tem se tornado importante ferramenta na determinação de estratégias de manejo do solo, que procuram aumentar a produtividade agrícola. A evolução de tecnologias está proporcionando à agricultura uma nova forma de se enxergar a propriedade. Vendo-a como várias propriedades dentro de uma mesma, porém com características específicas (TSCHIEDEL; FERREIRA, 2002).

A agricultura nacional utiliza grande quantidade de insumos e o seu uso racional, além de evitar a saturação das áreas de plantio e despesas desnecessárias, contribui para a redução dos impactos ambientais. Rachid Júnior *et al.* (2006) mostraram que o levantamento dos atributos químicos do solo, em pontos georreferenciados, possibilitou a geração de mapas das condições químicas da área que teve como resultado, uma área com um bom padrão de fertilidade, e que o gerenciamento localizado de nutrientes pode diminuir os gastos com fertilizantes, aumentando, assim, a lucratividade da área, pois, provavelmente, algumas regiões da área não necessitem de nutrientes.

2.3.1 Carbono

O carbono (C) orgânico é um elemento essencial da estrutura do solo, melhorando o ambiente físico para a penetração das raízes. A redução do teor de carbono orgânico do solo pode limitar a sua capacidade de fornecer nutrientes para uma produção vegetal sustentável. Esta redução significa também menos alimentos para os organismos vivos presentes no solo, reduzindo, assim, a biodiversidade do solo. Conceição *et al.* (2005) consideraram a matéria orgânica como um eficiente indicador para discriminar a qualidade do solo induzida por sistemas de manejo.

A perda de matéria orgânica do solo reduz a capacidade de infiltração da água, aumentando as escorrências e a erosão. Esta, por sua vez, reduz o teor de matéria orgânica, uma vez que elimina as camadas superficiais férteis. A perda de nutrientes pela erosão é um dos principais fatores para empobrecimento dos solos e redução da produtividade da maioria das culturas, aumentando seu custo de produção e contaminação ambiental. Em geral, as perdas de carbono orgânico por erosão hídrica são elevadas (SCHICK *et al.* 2000) e podem constituir fator de degradação do solo.

O plantio direto caracteriza-se pela quase ausência de preparo mecânico do solo e pela manutenção de cobertura superficial por resíduos vegetais (BERTOL; COGO; LEVIEN, 1997). Este sistema de manejo previne a superfície do solo contra o selamento, aumenta o

teor de carbono orgânico, a estabilidade de agregados e a formação e manutenção de bioporos no solo (LUCIANO *et al.* 2010). O teor do nutriente no solo, entre 14,0 e 20,0 g dm⁻³, pode ser considerado como médio (OLIVEIRA, 2007).

2.3.2 Cálcio

O cálcio (Ca) é um elemento fundamental para o bom desenvolvimento das plantas. Este desempenha uma função de extrema complexidade, tendo uma ação favorável no desenvolvimento da planta. O papel do cálcio sugere a importância de se manter no solo um bom nível deste elemento, para garantir, entre outras coisas, a absorção adequada dos elementos e, desse modo, a produção (MALAVOLTA, 1989).

Os efeitos indiretos do cálcio são tão importantes quanto o seu papel como nutriente. O cálcio promove a redução da acidez do solo, melhora o crescimento das raízes, o aumento da atividade microbiana, o aumento da disponibilidade de molibdênio (Mo) e de outros nutrientes (SENGIK, 2011). O cálcio reduz a acidez do solo, diminuindo a toxidez do alumínio (Al), cobre (Cu) e manganês (Mn). Plantas que apresentam altos teores de cálcio resistem melhor à toxidez destes elementos. As vagens chochas na soja e as folhas enroladas no milho são sintomas de deficiência de cálcio. O teor do nutriente nas plantas varia de 3 a 24 g kg⁻¹ em função do seu período de crescimento (SENGIK, 2011), no solo entre 2,0 a 4,0 cmol_c dm⁻³ podem ser considerados como médio (OLIVEIRA, 2007).

A acidez do subsolo tem sido considerada uma das principais causas de limitação à produtividade agrícola, por proporcionar restrição ao crescimento radicular e à absorção de água e nutrientes pelas culturas. A deficiência de cálcio e a toxicidade do alumínio têm sido apontadas como as principais barreiras químicas ao crescimento de raízes em subsolos ácidos (PAVAN; BINGHAM; PRATT 1982).

2.3.3 Fósforo

O fósforo (P) é o nutriente que as plantas requerem em menor quantidade. Apesar disso, é um dos elementos aplicados em maiores quantidades nos solos brasileiros, devido à sua baixa disponibilidade natural e grande afinidade da fração mineral do solo por este elemento, o que se torna um dos fatores mais limitantes da produção em solos tropicais. Yamada e Abdalla (2004) afirmam que a maior parte do P absorvida pela planta é transferido e armazenado no fruto ou grão, concentrando-se nas áreas mais ativas de crescimento.

Estudos indicam que se a planta não receber uma dose suficiente de P, na fase inicial de sua vida, seu desenvolvimento futuro fica seriamente comprometido, mesmo que depois receba este nutriente nas doses recomendadas (GRANT *et al.*, 2001).

A deficiência de P no solo diminui o potencial de rendimento nos estádios reprodutivos iniciais, segundo Guerra *et al.* (2007), com menor vigor das plantas após o florescimento. O efeito da deficiência de P continua a se manifestar na formação de menor quantidade e maior aborto de legumes, o que resulta na diminuição do potencial de rendimento (MALAVOLTA, 1997).

Estima-se que o índice de aproveitamento do P pela planta seja de 20 a 40%. A disponibilidade de P é maior em solos arenosos do que nos argilosos, devido aos teores de argila, esquióxidos de ferro e alumínio que são componentes fixadores do solo. O teor médio de P para o solo argiloso e para a cultura da soja está entre 3,0 e 6,0 mg dm⁻³ (OLIVEIRA, 2007).

Segundo Machado *et al.* (2011), os solos brasileiros são carentes em P, em consequência do seu material de origem e da forte interação com o solo. Assim, o P pode ser considerado o nutriente mais limitante da produção de biomassa dos solos tropicais.

2.3.4 Magnésio

O magnésio (Mg) é adsorvido aos colóides do solo e tem comportamento muito similar ao cálcio. O teor de magnésio trocável, que pode ser considerado como médio é de 0,6 a 0,8 cmol_c dm⁻³ (OLIVEIRA, 2007). Os sintomas de falta de magnésio, por causa de sua alta mobilidade na planta, aparecem geralmente nas folhas mais velhas, nas quais a clorose é o primeiro sintoma evidente: elas apresentam cor verde clara (SENGIK, 2011). Com o agravamento da deficiência, aparecem manchas amareladas que podem se unir formando faixas ao longo das margens da folha, que se tornam avermelhadas. Os frutos produzidos em condições de deficiência de magnésio são geralmente menores que os normais.

O magnésio, por ser componente da molécula de clorofila, participa ativamente na fotossíntese, funciona como transportador de fósforo ao nível de membrana na planta e atua como ativador enzimático, sendo um cofator na maioria das enzimas que ativam as reações de fosforilação (MALAVOLTA, 1989).

Lima *et al.* (2003) verificaram tendência de aumento decrescente da acumulação de Mg em função das doses de calcário, confirmando a eficiência da calagem como fornecedor de Mg. Em contraposição, Caires *et al.* (2001), avaliando a resposta da soja à calagem sob plantio direto e quatro doses de calcário dolomítico (entre 0 e 6 t ha⁻¹), mostraram que na ausência da calagem, a acumulação de Mg pela cultura (16 kg ha⁻¹) foi insuficiente.

2.3.5 Manganês

O manganês (Mn) faz parte de diversos minerais, ligado principalmente ao oxigênio e silício. Os óxidos e sulfetos de manganês são as formas mais comuns nos solos. A disponibilidade do nutriente pode ser bastante variável (ROSOLEM; QUAGGIO; SILVA, 2001), implicando deficiência ou toxicidade para as plantas, dependendo da solubilidade dos compostos de manganês presentes no solo. A deficiência leva à diminuição da fotossíntese e da produtividade, aparecendo manchas cloróticas entre as nervuras das folhas superiores, permanecendo as nervuras e uma parte do tecido ao redor delas com coloração verde, acentuando a deficiência, a clorose fica generalizada.

Com relação ao manganês, segundo Lima *et al.* (2004), a literatura tem mostrado resultados controversos. Em geral, os solos ácidos, altamente intemperizados e com mineralogia oxídrica, predominantes nos cerrados, tendem a apresentar altos teores de Mn trocável, atingindo, em alguns casos, níveis tóxicos (BORKET *et al.*, 1994, LIMA *et al.*, 2000).

A quantidade média de Mn, extraído e exportado pela cultura da soja para solos argilosos, varia de 98,2 g ha⁻¹ para resíduos, e de 31,9 g ha⁻¹ para grãos. A quantidade média deste micronutriente recomendada para adubação é de 4 Kg ha⁻¹ (OLIVEIRA, 2007).

2.3.6 Potássio

O potássio (K) no solo é absorvido em grandes quantidades pelas plantas. Nas culturas anuais, a adubação é feita no plantio e em cobertura (MALAVOLTA, 1989). O K ativa as enzimas que atuam na fotossíntese e respiração, auxilia na formação de amidos e açúcares. Dá vigor às plantas, aumentando-lhe a resistência. Tem sido reconhecido que os níveis de potássio no solo podem influenciar a formação de proteínas no interior da planta, promovendo melhor desenvolvimento dos grãos e sementes e maiores colheitas.

O potássio é também um elemento importante no processo de formação de nódulos fixadores de N, assim como no controle das seguintes doenças fúngicas: seca da vagem e da haste, crestamento foliar, mancha púrpura das sementes e cancro da haste (MASCARENHAS, 2003).

Subtende-se que o potássio é indispensável à boa produção, à resistência e à sanidade vegetal. Contudo, ressalta-se a sua importante presença nas plantas e solos, pois é o segundo nutriente mais consumido como fertilizante na agricultura brasileira (RAIJ, 1981).

Estima-se que o índice de aproveitamento de K pela planta seja de 50 a 70% e, para maximizar a sua eficiência, deve-se considerar que o solo argiloso precisa de mais potássio do que o arenoso, para manter a mesma concentração na solução. Quando o teor de potássio no solo for muito baixo, inferior a $0,08 \text{ cmolc dm}^{-3}$, recomenda-se fazer adubação corretiva, principalmente para a soja. O teor médio do nutriente deve estar entre 0,11 e $0,20 \text{ cmolc dm}^{-3}$ (OLIVEIRA, 2007).

Watanabe *et al.* (2005) avaliaram a resposta da soja em solo classificado como Latossolo Distroférrico, em relação à densidade populacional e porcentagem de cátions (Ca, Mg e K), em função da aplicação de potássio no momento da calagem, proporcionando alterações químicas no solo, especificamente no que se refere à acidez trocável (Al^{3+}) e a saturação do complexo sortivo em potássio (K^+), reequilibrando a percentagem de saturação em relação ao magnésio (Mg^{2+}).

2.4 Geoestatística

Na África do Sul, destacam-se os pesquisadores D.G. Krige, engenheiro de minas, e H. S. Sichel, estatístico, que desenvolveram empiricamente uma técnica própria de estimativa para o cálculo de reservas minerais, a qual posteriormente recebeu tratamento formal no *Centre de Morphologie Mathématique em Fontaineblau*, França (Matheron, 1962 e 1963). Esta metodologia recebeu, de Matheron, o nome *Geoestatística* para o estudo das chamadas *variáveis regionalizadas*, ou seja, variáveis com condicionamento espacial.

A geoestatística tem como fundamento a Teoria das Variáveis Regionalizadas (VR), que leva em consideração a distribuição espacial das medidas, permitindo definir o raio de dependência espacial entre elementos amostrais, considerando a localização, a continuidade espacial e a isotropia dos dados (não existe direção privilegiada). No estudo de geoestatística, os valores são conhecidos por meio de elementos amostrais que são recolhidos em localizações específicas, por meio de suas coordenadas geográficas em *Universal Transverse Mercator* (UTM), com amostras coletadas em cada ponto.

A continuidade espacial apresentada pela VR entre elementos amostrais vizinhos reflete o grau de dependência espacial entre eles. Quando não é identificada a dependência espacial, entende-se que há presença de efeito de pepita puro. Isto é, a distância entre os elementos amostrais pode ter sido muito grande a ponto de não identificar a variabilidade espacial da variável em estudo (BORSSOI, 2007).

A geoestatística oferece um conjunto de técnicas determinísticas e inferenciais para compreender e modelar a variabilidade espacial de variáveis aleatórias espacialmente georreferenciadas.

Com trabalhos desenvolvidos com o estudo da variabilidade espacial por meio dos métodos geoestatísticos que auxiliam no monitoramento e gerenciamento do processo de produção agrícola, a utilização de grandes extensões de áreas destinadas a agricultura, as diferenças entre as necessidades de manejo do solo para a cultura e a taxa de aplicação de insumos empregada em função da média, tendem a ser maiores (BORSSOI, 2007).

Usando métodos geoestatísticos, Rachid Junior *et al.* (2006) avaliaram a variabilidade espacial e temporal dos atributos do solo, em suas características químicas, construíram mapas temáticos e os correlacionaram com a produtividade da soja, evitando a aplicação desnecessária de nutrientes. Souza *et al.* (2007), com o uso da técnica de geoestatística, tiveram descrição dos atributos do solo o que permitiu a definição de zonas de manejo, indicando os locais de déficit e excesso. Neto, Sverzut e Schimandei (2006) avaliaram as necessidades localizadas de fertilizante e calcário sob sistema plantio direto e compararam os resultados com a recomendação tradicional usando geoestatística.

Souza *et al.* (2010) avaliaram a correlação linear entre a produtividade da cana-de-açúcar com os atributos químicos do solo nas profundidades de 0,0-0,2 m e 0,2-0,4 m, mostrando coeficientes de correlação baixos para todos os atributos do solo estudados, com exceção da variável potássio que apresentou significância.

Ainda que a variável regionalizada seja contínua no espaço, geralmente não é possível conhecer os seus valores em todos os pontos, mas somente em alguns que foram obtidos por amostragem. O tamanho, a forma, a orientação e o arranjo espacial dessas amostras constituem o suporte da variável regionalizada, que apresentará características diferentes se qualquer desses atributos for modificado. No estudo do comportamento das variáveis regionalizadas têm-se ferramentas fundamentais dos métodos geoestatísticos: os modelos espaciais, a isotropia dos dados, o semivariograma, os modelos teóricos espaciais e a krigagem.

2.4.1 Modelos espaciais

A modelagem espacial depende, em especial, da estrutura da matriz de covariância do processo estocástico gaussiano $\{Z(s_i), s_i \in S\}$, em que $S \subset \mathcal{R}^2$, onde $\mathcal{R}^2$ seja espaço euclidiano, bi-dimensional (MARDIA; MARSHALL 1984), onde o processo $Z = (Z(s_1), \dots, Z(s_n))^T$, em que s_i e s_u ($i, u = 1, \dots, n$) são localizações espaciais conhecidas, tem distribuição gaussiana n -variada com vetor de médias $\mu 1$ e matriz de covariância Σ , isto é, $Z \sim N_n(\mu 1, \Sigma)$, em que μ é uma constante; 1 é um vetor de uns de dimensão $n \times 1$ e Σ é uma matriz definida positiva, $n \times n$, dada por $\Sigma = [(\sigma_{iu})]$, em que $\sigma_{iu} = [Cov(Z(s_i), Z(s_u))]$. Supondo que os dados são descritos pelo modelo da Equação (1):

$$Z(s_i) = \mu(s_i) + \varepsilon(s_i) \quad (1)$$

Em que $\mu(s_i)$ e $\varepsilon(s_i)$ podem depender da localização espacial da qual $Z(s_i)$ foi obtida. Assume-se que o erro estocástico ε tem média zero, ou seja, $E[\varepsilon(s_i)] = 0$, e que a variação entre pontos no espaço é determinada por alguma função de covariância $C(s_i, s_u) = \text{Cov}[\varepsilon(s_i), \varepsilon(s_u)]$. Para algumas funções conhecidas de s_i assume-se também que $x_1(s_i), x_2(s_i), \dots, x_p(s_i)$, a média do processo estocástico, é dada pela Equação (2):

$$\mu(s_i) = \sum_{u=1}^p x_u(s_i) \beta_u, \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

Em que os parâmetros $\beta_1, \dots, \beta_p$ são desconhecidos a serem estimados.

A função de covariância $C(s_i, s_u)$ é usada no estudo da dependência espacial do processo intrinsecamente estacionário e também especificada por um vetor tri-dimensional $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3)^T$. Por simplicidade, pode-se utilizar as seguintes notações: $Z(s_i) = z_i$, $Z = (z_1, \dots, z_n)^T$, $x_{iu} = x_u(s_i)$, $x_i^T = (x_{i1}, \dots, x_{ip})$, em que X é uma matriz $n \times p$ com suas linhas x_i^T , $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$, $\varepsilon_i = \varepsilon(s_i)$, $\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)^T$, com $i = 1, \dots, n$ e $u = 1, \dots, p$.

Portanto, $\mu(s_i) = x_i^T \beta$ e, então, obtém-se a Equação (3):

$$z_i = x_i^T \beta + \varepsilon_i. \quad (3)$$

Que pode ser escrita na forma matricial, expressa pela Equação (4):

$$Z = X\beta + \varepsilon. \quad (4)$$

Assume-se que Σ é não singular e que X tem colunas com posto completo. Considerando-se de maneira particular a forma paramétrica da matriz de covariância, tem-se a Equação (5):

$$\Sigma = \varphi_1 I_n + \varphi_2 R. \quad (5)$$

Em que:

φ_1 é o efeito pepita ou erro de variância ($\varphi_1 \geq 0$);

φ_2 é a contribuição ou variância de dispersão ($\varphi_2 \geq 0$);

R é uma matriz cujos elementos estão em função de φ_3 , ou seja, $R = R(\varphi_3) = [(r_{iu})]$, matriz $n \times n$ simétrica com seus elementos da diagonal $r_{iu} = 1$, e $C(s_i, s_u) = \varphi_2 r_{iu}$, para $i \neq u = 1, \dots, n$, em que φ_3 ($\varphi_3 > 0$) é função do alcance (a) do modelo;

I_n é a matriz identidade, $n \times n$.

A forma paramétrica da matriz de covariância Σ , representada na Equação 5, ocorre para vários processos isotrópicos, nos quais a covariância $C(s_i, s_u)$ é definida segundo a função de covariância $C(h_{iu}) = \varphi_2 r_{iu}$, em que $h_{iu} = \|s_i - s_u\|$ é a distância euclidiana entre os pontos s_i e s_u .

Nas funções de covariâncias $C(h_{iu})$, a variância do processo estocástico Z e $C(0) = \varphi_1 + \varphi_2$. Portanto, a semivariância pode ser definida na Equação (6):

$$\gamma(h) = C(0) - C(h). \quad (6)$$

Sendo $\gamma(h) = \frac{1}{2} E [(Z(s) - Z(s+h))^2]$ um estimador da função semivariância, conhecido como o estimador de Matheron, definido na Equação (7):

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [(Z(s_i) - Z(s_i+h))^2] \quad (7)$$

Em que, $N(h)$ é o número de pares $Z(s_i) - Z(s_i+h)$ na distância h .

2.4.2 Semivariograma

O semivariograma analisa o grau de dependência espacial entre amostras dentro de um campo experimental, além de definir parâmetros necessários para a estimativa de valores para locais não amostrados, por meio da técnica de krigagem (GENÚ, 2004).

O semivariograma é o gráfico da função semivariância $\gamma(h)$ versus h .

A estrutura de dependência espacial é definida por meio do semivariograma ou pela função covariância, ajustando um modelo teórico à função semivariância (ou a função covariância) e estimando seus parâmetros por métodos estatísticos, sendo que os parâmetros que definem a estrutura de variabilidade espacial $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3)^T$ na Equação 5 são definidos a seguir:

- Alcance ($a = g(\varphi_3)$): distância dentro das quais os elementos amostrais apresentam-se correlacionados espacialmente. Assim, o alcance delimita a distância a partir da qual o valor da variável, numa localização em estudo, não tem mais influência sobre a

localização vizinha; o alcance é uma função do parâmetro φ_3 , em que g representa uma função;

- Efeito pepita (φ_1): idealmente $\gamma(0) = 0$, ou seja, na teoria quando a distância h é zero, o valor da semivariância é igual a zero. Entretanto, na prática, à medida que h tende para zero, $\gamma(h)$ se aproxima de um valor positivo chamado Efeito Pepita (*nugget effect*), que revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. Este revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores que a menor distância entre as amostras. Conforme relatou CRESSIE (1993), essa descontinuidade pode ser gerada por erros de análise ou de variabilidade de pequena escala não captada pela amostragem;

- Contribuição (φ_2): é conhecido como *Sill* e é a diferença entre o patamar (C) e o Efeito pepita (φ_1);

- Patamar ($C = \varphi_1 + \varphi_2$): é o valor no qual $\gamma(h)$ se estabiliza e a distância h correspondente ao alcance (a). Deste ponto em diante, considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras, porque a variância da diferença entre pares de amostras ($\text{VAR} [Z(s_i) - Z(s_i + h)]$) torna-se invariante com a distância.

Na Figura 2 apresenta-se um exemplo gráfico da relação entre a covariância espacial $C(h)$ e a semivariância $\gamma(h)$ apresentada na Equação 6.

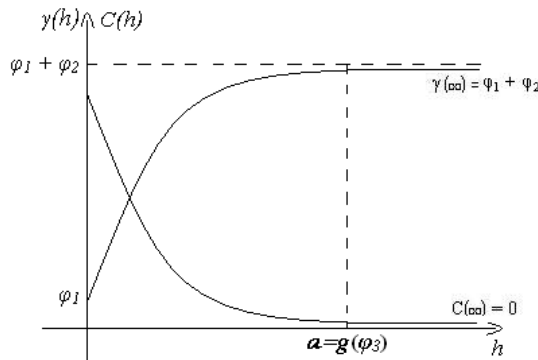


Figura 2 Relação entre a covariância espacial $C(h)$ e a semivariância $\gamma(h)$.

A partir da função semivariância apresentada na Equação (6), tem-se a relação $C(h) = C(0) - \gamma(h)$. Além disso, dividindo por $C(0)$, ($C(0) \neq 0$), tem-se:

$$\frac{C(h)}{C(0)} = \frac{C(0)}{C(0)} - \frac{\gamma(h)}{C(0)}$$

$$\frac{C(h)}{C(0)} = 1 - \frac{\gamma(h)}{C(0)}$$

Logo, a função de correlação espacial é da forma:

$$\rho(h) = 1 - \frac{\gamma(h)}{\varphi_1 + \varphi_2}$$

2.4.3 Anisotropia

Essencial da VR, a isotropia é uma característica de quando a variabilidade espacial em uma área apresenta comportamento semelhante para direções distintas, variando valores de forma significativa e ocorrendo, então, anisotropia (GUEDES *et al.*, 2008).

A anisotropia pode ser identificada pelo gráfico do semivariograma, obtido para diferentes direções. Pode-se verificar na Figura 3 as convenções direcionais.

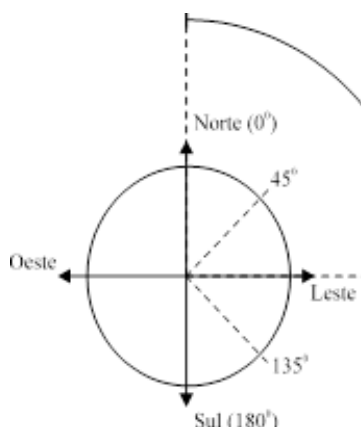


Figura 3 Convenções direcionais usadas na geoestatística.

Se os semivariogramas não são iguais em todas as direções e a distribuição é denominada anisotrópica, os modelos mais comuns são anisotropia geométrica, anisotropia zonal e combinada (geométrica e zonal). A geométrica caracteriza-se quando os semivariogramas apresentam o mesmo modelo, com o mesmo patamar em todas as direções, mas com diferentes alcances, verificando-se os alcances máximos e mínimos em direções perpendiculares (exemplo: direções 0° e 90°). A anisotropia zonal caracteriza-se quando o semivariograma, construído para diferentes direções, apresenta diferentes patamares (GUEDES *et al.* 2008).

Quando se verifica uma similaridade as funções semivariância nas direções 0°, 45° 90° e 135°, esta representação da distribuição espacial do fenômeno é denominada

isotrópica. Neste caso, um único modelo é suficiente para descrever a variabilidade espacial do fenômeno em estudo.

2.4.4 Modelos teóricos espaciais

A seguir são apresentados alguns dos modelos teóricos pela função semivariância, covariância e correlação, apresentados por Isaaks e Srivastava (1989) e Cressie (1993), que são divididos em modelos transitivos (possuem patamar) e não transitivos (não possuem patamar). Os modelos transitivos mais utilizados são: esférico, exponencial, gaussiano, circular, Matérn. (JOURNEL; HUIJBREGTS 1978), estes modelos consideram que a variável possui um mesmo padrão de continuidade espacial em todas as direções (isotropia), com isso, o semivariograma deve ter uma mesma característica estrutural em todas as direções do espaço.

Segundo Cressie (1993), apresentamos os modelos esférico, exponencial e gaussiano válidos em $\mathcal{R}$, $\mathcal{R}^2$ e $\mathcal{R}^3$.

- i. Modelo esférico: apresenta crescimento rápido na origem e atinge o patamar a 2/3 do alcance, a semivariância teórica tem como expressão a Equação (8):

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ \varphi_1 + \varphi_2 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{\varphi_3} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{\varphi_3} \right)^3 \right], & 0 < h \leq \varphi_3 \\ \varphi_1 + \varphi_2, & h > \varphi_3 \end{cases} \quad (8)$$

A função de covariância é expressa pela Equação (9):

$$C(h) = \begin{cases} \varphi_1 + \varphi_2, & h = 0 \\ \varphi_2 \left[1 - \frac{3}{2} \left(\frac{h}{\varphi_3} \right) + \frac{1}{2} \left(\frac{h}{\varphi_3} \right)^3 \right], & 0 < h \leq \varphi_3 \\ 0, & h > \varphi_3 \end{cases} \quad (9)$$

A função de correlação espacial é definida na Equação (10):

$$\rho(h) = \begin{cases} 1, & h = 0 \\ 1 - \frac{3}{2} \left(\frac{h}{\varphi_3} \right) + \frac{1}{2} \left(\frac{h}{\varphi_3} \right)^3, & 0 < h \leq \varphi_3 \end{cases} \quad (10)$$

- ii. Modelo exponencial: apresenta comportamento aproximadamente linear na origem e atinge o patamar assintoticamente com alcance prático definido como a

distância na qual o valor do modelo é 95% de φ_2 , sendo o alcance prático dado por $a = 3\varphi_3$, a semivariância teórica tem como expressão a Equação (11):

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ \varphi_1 + \varphi_2 \left[1 - \exp\left(-\frac{h}{\varphi_3}\right) \right], & h > 0 \end{cases} \quad (11)$$

A função de covariância é expressa pela Equação (12):

$$C(h) = \begin{cases} \varphi_1 + \varphi_2, & h = 0 \\ \varphi_2 \left[\exp\left(-\frac{h}{\varphi_3}\right) \right], & h > 0 \end{cases} \quad (12)$$

A função de correlação espacial é definida na Equação (13):

$$\rho(h) = \begin{cases} 1, & h = 0 \\ \left[\exp\left(-\frac{h}{\varphi_3}\right) \right], & h > 0 \end{cases} \quad (13)$$

- iii. Modelo gaussiano: apresenta comportamento parabólico na origem e é utilizado para modelar um fenômeno extremamente contínuo. Também atinge o patamar apenas assintoticamente e o alcance prático é dado por $a = \sqrt{3} \varphi_3$. A semivariância teórica tem como expressão a Equação (14):

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ \varphi_1 + \varphi_2 \left\{ 1 - \exp\left[-\left(\frac{h}{\varphi_3}\right)^2\right] \right\}, & h > 0 \end{cases} \quad (14)$$

A função de covariância é expressa pela Equação (15):

$$C(h) = \begin{cases} \varphi_1 + \varphi_2, & h = 0 \\ \varphi_2 \left\{ \exp\left[-\left(\frac{h}{\varphi_3}\right)^2\right] \right\}, & h > 0 \end{cases} \quad (15)$$

A função de correlação espacial é definida na Equação (16):

$$\rho(h) = \begin{cases} 1, & h = 0 \\ \left[\exp\left(-\frac{h}{\varphi_3}\right)^2 \right], & h > 0 \end{cases} \quad (16)$$

- iv. Família Matérn: apresenta uma função chamada família Matérn (MATÉRN, 1986). Esta função é definida, em termos de modelo teórico de semivariância, pela Equação (17):

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ \varphi_1 + \varphi_2 \left[1 - \left(2^{k-1} \Gamma(k) \right)^{-1} \left(\frac{h}{\varphi_3} \right)^k k_k \left(\frac{h}{\varphi_3} \right) \right], & h > 0 \end{cases} \quad (17)$$

Em que φ_1 , φ_2 , φ_3 e k , são parâmetros e K_k é a função de Bessel de terceiro tipo, de ordem k .

A família Matérn é válida para φ_3 , $k > 0$ e corresponde à função de correlação exponencial quando $k = 0,5$; e a função de correlação gaussiana quando $k \rightarrow \infty$.

A função de covariância é expressa pela Equação (18):

$$C(h) = \begin{cases} 0, & h = 0 \\ \varphi_2 \left[\left(2^{k-1} \Gamma(k) \right)^{-1} \left(\frac{h}{\varphi_3} \right)^k k_k \left(\frac{h}{\varphi_3} \right) \right], & h > 0 \end{cases} \quad (18)$$

A função de correlação espacial é definida na Equação (19):

$$\rho(h) = \{ 2^{k-1} \Gamma(k) \}^{-1} \left(\frac{h}{\varphi_3} \right)^k k_k \left(\frac{h}{\varphi_3} \right), \quad h > 0 \quad (19)$$

2.4.5 Método de estimação de parâmetros por máxima verossimilhança – MV

A função de verossimilhança de n variáveis aleatórias $Z_1, \dots, Z_n$ é definida como a função densidade conjunta $f_{Z_1, Z_2, \dots, Z_n}(z_1, \dots, z_n; \theta)$, com vetor de r – parâmetros desconhecidos $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_r) \in \Theta$ (espaço paramétrico) (BORSSOI, 2007).

Seja $(Z_1, \dots, Z_n)$ um vetor aleatório n -dimensional de uma população com função densidade de probabilidade conjunta $f_{Z_1, \dots, Z_n}(z_1, \dots, z_n; \theta)$, então a função de verossimilhança para uma realização do experimento é a apresentada na Equação (20):

$$L(\theta) = f_{Z_1, \dots, Z_n}(z_1, \dots, z_n; \theta) \quad (20)$$

Esta função pode ser entendida como a intensidade de contribuições dos parâmetros na produção de uma amostra, ou seja, o quão fortemente os dados suportam os parâmetros desconhecidos. Sob distribuição gaussiana n -variada, os erros tem $\varepsilon \sim N_n(0, \Sigma)$, então, pela Equação (4) temos que $Z \sim N_n(X\beta, \Sigma)$, em que os parâmetros desconhecidos do modelo $\hat{\theta} = (\beta_1, \dots, \beta_p, \varphi_1, \varphi_2, \varphi_3)^T$ podem ser estimados, maximizando-se a função de verossimilhança, como considerado por Kitanidis (1983) e Mardia e Marshall (1984). Por

motivos de simplicidade de cálculos, utiliza-se o logaritmo da função verossimilhança, definido na Equação (21):

$$l(\theta) = -\left(\frac{n}{2}\right)\log(2\pi) - \frac{1}{2}\log|\Sigma| - \frac{1}{2}(Z - X\beta)^T \Sigma^{-1}(Z - X\beta). \quad (21)$$

Em que $\theta = (\beta^T, \varphi^T)^T$, $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_2)^T$ e $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3)^T$.

Basicamente, é uma função do vetor de parâmetros $\theta \in \Theta$, em que Θ é o espaço paramétrico. Então, a melhor estimativa para o vetor θ de parâmetros será aquela que maximiza a função de verossimilhança ou de logaritmo da função verossimilhança, isto é, $l(\hat{\theta}) = \max l(\theta)$, $\theta \in \Theta$, em que $\hat{\theta}$ é o estimador de máxima verossimilhança.

2.4.6 Critérios de seleção de modelos

2.4.6.1 Validação cruzada

A validação cruzada é uma técnica de avaliação de erros de estimativa que permite comparar valores estimados e amostrados tendo como informação a amostra de dados.

O valor de um elemento amostral, em certa localização, é temporariamente descartado do conjunto de dados da amostra. Um novo valor, nesta mesma localização, é estimado por krigagem, utilizando-se os elementos amostrais restantes. Uma vez que a estimativa é calculada, pode-se compará-la ao valor da amostra que foi inicialmente removida do conjunto de dados amostrais. Este procedimento é repetido para todas as amostras disponíveis e é designado com o método de “deixar-um-fora” (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

Sabendo os valores amostrados e os valores estimados, pode-se conhecer a variância total da estimativa, para avaliar a qualidade ou precisão do processo. Espera-se que os erros de estimação obtidos na Equação 22 tenham média nula, variância constante e distribuição normal de probabilidade (GONÇALVES, 1997).

$$\varepsilon(s_i) = Z(s_i) - \hat{Z}(s_{(i)}). \quad (22)$$

Em que $\hat{Z}(s_{(i)})$ é o valor estimado por krigagem sem a i -ésima observação, sem $Z(s_i)$.

O erro de estimação não indica somente a eficácia do ajuste dos diferentes modelos teóricos ao semivariograma experimental e a modelagem do processo, mas também a

avaliação da estacionaridade e a influência da presença de dados atípicos. A comparação pode ser efetuada por meio do erro médio (EM), erro médio reduzido ($\overline{ER}$), desvio padrão dos erros médio (S_{EM}), desvio padrão dos erros reduzidos (S_{ER}) e do erro absoluto (EA). O erro médio é definido na Equação (23):

$$EM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z(s_i) - \hat{Z}(s_{(i)})). \quad (23)$$

Em que:

n é o número de dados;

$Z(s_i)$ é valor observado no ponto (s_i);

$\hat{Z}(s_{(i)})$ é o valor predito por krigagem ordinária no ponto (s_i), sem considerar a observação $Z(s_i)$.

O erro médio reduzido é definido por McBratney e Webster (1986) e Cressie (1993), conforme a Equação (24):

$$\overline{ER} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{(Z(s_i) - \hat{Z}(s_{(i)}))}{\sigma(s_{(i)})} \right). \quad (24)$$

Em que $\sigma(s_{(i)})$ é o desvio padrão da krigagem no ponto (s_i), sem considerar a observação $Z(s_i)$.

Aplicando-se a condição de não tendenciosidade, o valor populacional para o erro médio reduzido deve ser zero e do desvio padrão do erro reduzido deve ser igual a um. Portanto, o valor de EM e $\overline{ER}$ mais próximo de zero, o valor S_{EM} menor e o valor de S_{ER} mais próximo de um são os critérios para escolha do melhor modelo ajustado (MELLO *et al.*, 2005, FARACO *et al.*, 2008). O erro absoluto é uma medida da magnitude dos erros na unidade da variável. Conhecendo-se o conjunto de valores medidos e predito por krigagem ordinária $Z(s_i)$ e $\hat{Z}(s_{(i)})$, respectivamente, é possível definir o erro absoluto na unidade da variável estudada, como na Equação (25):

$$EA = \sum_{i=1}^n |Z(s_i) - \hat{Z}(s_{(i)})|. \quad (25)$$

2.4.6.2 Critérios de Informação de Akaike (AIC)

O AIC (AKAIKE, 1973) busca demonstrar que, se dois modelos representam dados igualmente satisfatórios, do modelo mais simples pode-se esperar um melhor desempenho

para a predição de novos dados. Portanto, este critério busca a simplicidade, impondo uma penalidade para a complexidade. O AIC é definido na Equação 26 como:

$$AIC = -2l(\theta) + 2r. \quad (26)$$

Em que:

$l(\theta)$ é a função de log-verossimilhança;

r é o número de parâmetros do modelo ajustado $r = p + 3$.

O critério de informação de Akaike é uma ligação da função de verossimilhança com uma medida de informação perdida quando um modelo representa, de modo aproximado, uma realidade. Esse critério penaliza a adição de parâmetros, podendo ser aplicado quando se procura uma solução satisfatória entre o bom ajuste e o princípio da parcimônia.

A decisão para escolha entre os modelos utilizados no ajuste recai sobre aquele que apresentar o menor valor de AIC .

Um dos problemas do critério AIC é que ele se baseia na log-verossimilhança e, portanto, o número n de observações não pode ser pequeno ($n/r < 40$). Nestes casos, e preferível utilizar o critério de Akaike de segunda ordem, apresentado na Equação 27:

$$CAIC = -2l(\theta) + 2r + \frac{2r(r+1)}{n-r-1}. \quad (27)$$

O valor de $CAIC$ tende para AIC , quando n cresce.

Novamente, a decisão para escolha entre os modelos utilizados no ajuste recai sobre aquele que apresentar o menor valor de $CAIC$.

2.4.7 Krigagem

A krigagem é um método geoestatístico que leva em consideração as características espaciais de autocorrelação de variáveis regionalizadas, onde deve existir certa continuidade espacial, o que permite que os dados obtidos por amostragem de certos pontos possam ser usados para parametrizar a estimação de pontos cujo valor da variável seja desconhecido. Utiliza distâncias ponderadas e estimação por médias móveis, pelas quais os pesos adequados são obtidos a partir de um variograma, representativo da média das diferenças ao quadrado dos valores irregularmente distribuídos de Z_i a intervalos de distâncias especificados (*lags*). É necessário um sistema de equações normais em matrizes, no qual são usados os parâmetros variográficos para a obtenção dos pesos a serem utilizados para o cálculo do valor do ponto a ser estimado (LANDIM, 2011).

Duas características fazem da krigagem um interpolador *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE) (BURGESS; WEBSTER, 1980) ou *Best Linear Unbiased Predictor* (BLUP), ou seja, seus estimadores não são tendenciosos, pois, em média, a diferença entre valores preditos e observados, para a mesma localização, deve ser nula; possui variância mínima, pois este estimador possui a menor variância dentre todos os estimadores não tendenciosos. A interpolação por krigagem possibilita conhecer a estrutura de dependência espacial das variáveis regionalizadas em estudo, prever valores em locais não amostrados e construir mapas temáticos com alta precisão.

2.4.8 Medidas de influência

Um tópico de grande importância na análise de diagnóstico é a detecção de observações influentes, isto é, pontos que exercem um peso desproporcional nas estimativas do modelo ou até mesmo na significância dos parâmetros. A deleção de pontos, talvez seja a técnica mais conhecida para avaliar o impacto da retirada de uma observação particular nas estimativas da regressão. Segundo Paula (2004), a distância de Cook (1986) é a mais tradicional medida para detectar pontos influentes e foi, originalmente, desenvolvida para modelos normais lineares e rapidamente assimilada e estendida para diversas classes de modelos. Um problema que pode ocorrer com a deleção individual de pontos é o que se denomina *masking effect*, ou seja, deixar de detectar pontos conjuntamente discrepantes.

2.4.9 Influência local

O método de influência local proposto por Cook (1986) consiste em avaliar, por meio de uma medida apropriada de influência, a robustez das estimativas fornecidas pelo modelo, mediante pequenas perturbações aplicadas no modelo ou nos dados, ou seja, verificar a existência de pontos que, sob pequenas modificações no modelo, causam distorções nos resultados sobre os estimadores de MV, sem a necessidade da eliminação do conjunto de dados.

Seja $LD(\omega) = 2(l(\hat{\theta}) - l(\hat{\theta}_\omega))$, a função deslocamento da verossimilhança, em que $\hat{\theta}$ é o estimador de MV de $\theta = (\beta^T, \varphi^T)^T$ do modelo postulado com $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$ e $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3)^T$; e $\hat{\theta}_\omega$ o estimador de MV de θ do modelo perturbado por ω , um vetor pertencente a um espaço de perturbações Ω . Cook (1986) propôs-se estudar o comportamento local de $LD(\omega)$, em torno de $\omega_0 \in \Omega$ tal que $l(\theta) = l(\theta|\omega_0)$. Para isso, utilizou a curvatura normal C_l de $LD(\omega)$ em ω_0 na direção de algum vetor unitário l , definido por

$C_l = 2|l^T \Delta^T L^{-1} \Delta l|$, com $\|l\| = 1$, L é a matriz de informação observada, avaliada em $\theta = \hat{\theta}$; Δ é uma matriz $(p+3) \times n$ dada por $\Delta = (\Delta_\beta^T, \Delta_\varphi^T)^T$, avaliada em $\theta = \hat{\theta}$ e em $\omega = \omega_0$.

O modelo de espacial linear, escrito em sua forma matricial, é dado pela Equação (28).

$$Z = X\beta + \varepsilon, \quad (28)$$

Em que Z é o vetor $n \times 1$ das observações, β é o vetor dos coeficientes $p \times 1$, X é a matriz dos níveis das variáveis independentes e ε é o vetor dos erros aleatórios. Sob a suposição de que o vetor de erro ε tem distribuição normal, com vetor de média zero e matriz de covariância Σ , ou seja, $\varepsilon \sim N(0, \Sigma)$, é possível ajustar um modelo de regressão $\hat{Z} = X\hat{\beta}$.

Enquanto as análises de resíduos são feitas para investigar problemas com o modelo ajustado, uma análise de diagnóstico é feita assumindo o modelo como correto, e investigando-se a robustez das conclusões a pequenas perturbações nos dados. Uma observação é dita influente se ela produzir alterações relevantes no resultado da análise quando for excluída ou submetida a uma pequena perturbação.

Considerando a perturbação aditiva na variável resposta $Z_\omega = Z + \omega$, o logaritmo da função verossimilhança perturbada $l(\theta|\omega)$, para o modelo normal é dado por:

$$l(\theta|\omega) = -\frac{n}{2}\log(2\pi) - \frac{1}{2}(Z_\omega - X\beta)^T \Sigma^{-1}(Z_\omega - X\beta) \quad (29)$$

A influência da perturbação ω no estimador de máxima verossimilhança do vetor de parâmetros θ pode ser avaliada pelo afastamento da verossimilhança, definido por:

$$LD(\omega) = 2(l(\hat{\theta}) - l(\hat{\theta}_\omega)),$$

Em que, $\hat{\theta}$ é o estimador de máxima verossimilhança de θ do modelo postulado e $\hat{\theta}_\omega$ é o estimador de máxima verossimilhança de θ do modelo perturbado.

Cook (1986) propôs fosse estudado o comportamento local de $LD(\omega)$ em torno de ω_0 , utilizando a curva normal C_l de $LD(\omega)$ em ω_0 na direção de algum vetor unitário l , definido como:

$$C_l = 2|l^T \Delta^T L^{-1} \Delta l| \quad (30)$$

Com $||| = 1$, em que L : é a matriz de informação observada, avaliada em $\theta = \hat{\theta}$, Δ é uma matriz $(p + 3) \times n$ dada por $\Delta = (\Delta_\beta^T, \Delta_\varphi^T)^T$, avaliada em $\theta = \hat{\theta}$ e em $\omega = \omega_0$, em que, segundo Borssoi, Uribe-Opazo e Galea (2009) e Uribe-Opazo, Borssoi e Galea (2012):

$$\Delta_\beta = X^T \Sigma^{-1} \text{ e } \Delta_\varphi = \frac{\partial^2 l(\theta|\omega)}{\partial \varphi \partial \omega^T}, \text{ com elementos}$$

$$\frac{\partial^2 l(\theta|\omega)}{\partial \varphi_j \partial \omega^T} = (Z_\omega - X\beta)^T \Sigma^{-1} \frac{\partial \Sigma}{\partial \varphi_j} \Sigma^{-1}, j = 1, 2, 3.$$

A matriz L é definida como: $L = \begin{pmatrix} L_{\beta\beta} & L_{\beta\varphi} \\ L_{\varphi\beta} & L_{\varphi\varphi} \end{pmatrix}$,

Em que:

$$L_{\beta\beta} = - (X^T \Sigma^{-1} X);$$

$$L_{\beta\varphi} = \frac{\partial^2 l(\theta)}{\partial \beta \partial \varphi^T}, \text{ com elementos } \frac{\partial^2 l(\theta)}{\partial \beta \partial \varphi_j} = -X^T \Sigma^{-1} \frac{\partial \Sigma}{\partial \varphi_j} \Sigma^{-1} \varepsilon, j = 1, 2, 3.$$

$$L_{\varphi\beta} = L_{\beta\varphi}^T; \text{ e}$$

$$L_{\varphi\varphi} = \frac{\partial^2 l(\theta)}{\partial \varphi \partial \varphi^T}, \text{ com elementos:}$$

$$\frac{\partial^2 l(\theta)}{\partial \varphi_i \partial \varphi_j} = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \Sigma^{-1} \left(\frac{\partial \Sigma}{\partial \varphi_i} \Sigma^{-1} \frac{\partial \Sigma}{\partial \varphi_j} - \frac{\partial^2 \Sigma}{\partial \varphi_i \partial \varphi_j} \right) \right\} + \frac{1}{2} \varepsilon^T \Sigma^{-1} \left\{ \frac{\partial^2 \Sigma}{\partial \varphi_i \partial \varphi_j} - \frac{\partial \Sigma}{\partial \varphi_i} \Sigma^{-1} \frac{\partial \Sigma}{\partial \varphi_j} - \frac{\partial \Sigma}{\partial \varphi_j} \Sigma^{-1} \frac{\partial \Sigma}{\partial \varphi_i} \right\} \Sigma^{-1} \varepsilon$$

para $j = 1, 2, 3$.

Outro caso de estudo consiste em perturbação na matriz $X = [X_1, \dots, X_p]$ de covariáveis ou de variáveis explanatórias, em que se modificou a t -ésima coluna da matriz de covariáveis X , adicionando-se um vetor ω de perturbações, multiplicado por um fator de escala $v(\omega)$, que se assume $v=1$. Neste caso, a perturbação é da forma $x_{it} \rightarrow x_{it} + \omega_i, i = 1, \dots, n$, e a matriz X perturbada passa a ser chamada de X_ω .

Para este esquema de perturbação, o logaritmo da função de verossimilhança perturbada é definido pela Equação (31) (BORSSOI, *et al.* 2011):

$$l(\theta|\omega) = -\frac{n}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log|\Sigma| - \frac{1}{2} (Z - X_\omega \beta)^T \Sigma^{-1} (Z - X_\omega \beta). \quad (31)$$

Assim, $\Delta = (\Delta_\beta^T, \Delta_\varphi^T)^T$ obtém-se a Equação (32):

$$\Delta_\beta = \frac{\partial^2 l(\theta|\omega)}{\partial \beta \partial \omega^T} = (V_{it}^T - X_{it}^T) \Sigma^{-1} |Z - (X_\omega - V_{it}) \beta|. \quad (32)$$

Em que V_{it} é a matriz $n \times p$ das derivadas de X_ω , com respeito a cada ω_{it} com s_t na t -ésima coluna, na posição de ω_{it} , e 0 nas demais posições.

E, $\Delta_\varphi = \frac{\partial^2 l(\theta/\omega)}{\partial \varphi \partial \omega^T}$, apresenta a Equação (33) com elementos:

$$\frac{\partial^2 l(\theta|\omega)}{\partial \varphi_j \partial \omega^T} = -\beta^T V_{it}^T - \Sigma^{-1} \frac{\partial \Sigma}{\partial \varphi_j} \Sigma^{-1} (Z - X_\omega \beta), \quad j = 1, 2, 3. \quad (33)$$

Considere a matriz $B = \Delta^T L^{-1} \Delta$ e $C_i = 2 * |b_{ii}|$, em que b_{ii} são os elementos da diagonal principal da matriz B . Pode-se utilizar o gráfico de C_i versus i (ordem dos dados) como técnica de diagnóstico para avaliar a existência de observações influentes.

Sejam L_{max} e L_{max2} o primeiro e segundo autovetor, normalizados e associados aos maiores autovalor, em módulo, da matriz $B = \Delta^T L^{-1} \Delta$. O gráfico dos elementos $|L_{max}|$ versus i (ordem dos dados) e $|L_{max2}|$ versus i pode revelar qual o tipo de perturbação que tem a maior influência em $LD(\omega)$, na vizinhança de ω_0 (COOK, 1986).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Localização e caracterização da área em estudo

A coleta de dados foi realizada na região Oeste do Paraná, em uma área comercial de produção de grãos, no município de Cascavel, cuja localização geográfica é, aproximadamente, 24,95° Sul de latitude, 53,57° Oeste de longitude e altitude média de 650 m. O solo é classificado como Latossolo Vermelho Distroférico com textura argilosa (EMBRAPA, 2009). O clima da região é classificado como temperado mesotérmico e superúmido, tipo climático Cfa (Koeppen) e a temperatura anual média é de 21°C. Os dados são referentes ao ano agrícola de 2010/2011, com área de 167,35 ha, com experimentos conduzidos por pesquisadores do grupo de pesquisa do Laboratório de Estatística Espacial (LEE) da Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE, *campus* de Cascavel.

3.2 Amostragem

Foi realizada uma amostragem sistemática centrada com pares de pontos próximos (*lattice plus close pairs*), com distância máxima de 141 m entre pontos. Em alguns locais, escolhidos de forma aleatória, a amostragem foi realizada com distâncias menores: 75 e 50 m entre pontos, obtendo-se 89 pontos amostrais. Todas as amostras foram georreferenciadas e localizadas com auxílio de um aparelho receptor de sinal com o sistema de posicionamento global (GPS) GEOEXPLORE 3, num sistema espacial de coordenadas UTM.

Na Figura 4 é ilustrada a área experimental e a grade de amostragem. Cada número na figura representa o ponto de amostragem. A localização de cada ponto foi feita com o auxílio de um aparelho receptor de sinal de GPS.

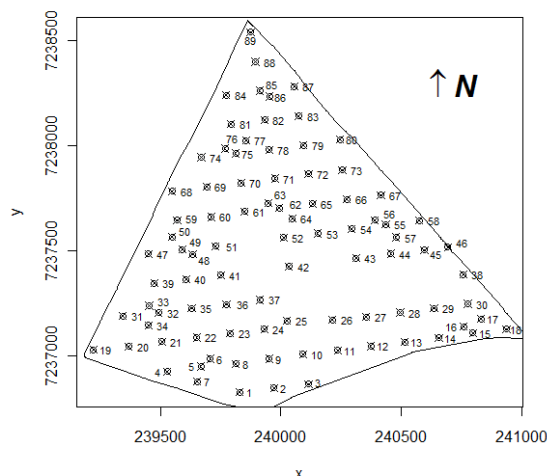


Figura 4 Mapa da área em estudo.

3.3 Estudo das variáveis

A variável avaliada na área experimental foi a produtividade da soja (t ha^{-1}), sendo estudados ainda os atributos químicos do solo: carbono (g dm^{-3}), cálcio ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$), fósforo (mg dm^{-3}), magnésio ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$), manganês (mg dm^{-3}) e potássio ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$).

3.3.1 Produtividade da soja (ton ha^{-1})

A produtividade foi estimada considerando-se a quantidade de grãos de soja colhidos de todas as plantas distribuídas em duas fileiras, ao longo de um metro de comprimento, representando a parcela. Após a triagem, foi feita a pesagem de grãos para cada parcela e verificado o teor de água para posterior correção para 13%. O valor foi também convertido em t ha^{-1} .

3.3.2 Atributos químicos do solo

A amostragem do solo para determinação dos níveis das variáveis químicas do solo: carbono, cálcio, fósforo, magnésio, manganês e potássio foi realizada em cada ponto demarcado (Figura 2). Foram coletadas quatro subamostras de solo, de 0,0 a 0,2 m de profundidade nas proximidades dos pontos, misturadas e colocadas em sacos plásticos, com aproximadamente 500 g, compondo, assim, a amostra representativa da parcela. As amostras foram encaminhadas ao laboratório da Cooperativa Central de Pesquisa Agrícola - COODETEC, onde se procedeu a análise química.

3.3.3 Análise dos dados

Primeiramente, foi realizada a análise estatística descritiva dos dados para avaliar o comportamento geral de cada variável e identificar a presença de pontos discrepantes por meio de *boxplot*. Além disso, foi realizada a verificação da existência de tendência direcional por meio do gráfico *postplot* e a verificação da conformidade espacial por meio do semivariograma.

A seguir, verifica-se a presença de anisotropia pela observação dos semivariogramas obtidos para as diferentes direções: 0°, 45°, 90° e 135°.

O passo seguinte foi a análise espacial dos dados pela geoestatística, para identificar a estrutura de dependência espacial da função covariância, por meio do ajuste dos modelos teóricos exponencial, gaussiano e Matérn, com parâmetros estimados por máxima verossimilhança. Nesta etapa, foram aplicados os critérios de validação de modelos para escolha do melhor modelo e confecção dos mapas temáticos individuais para cada variável em estudo, pela técnica da krigagem.

Com a obtenção dos gráficos de diagnósticos de influência local no afastamento da verossimilhança, revelou-se a existência de observações influentes. Com essa identificação, os pontos influentes foram retirados e as análises anteriores foram refeitas nas variáveis, a fim de obter novos mapas temáticos individuais para cada variável, apresentando a influência destes pontos na construção dos mapas temáticos.

Por meio do diagnóstico em um modelo espacial linear gaussiano, verificou-se a existência de observações que pudessem exercer influência no afastamento da verossimilhança quando se tem perturbação na variável resposta e na matriz de covariáveis. Sendo a produtividade da soja (Z) [t ha^{-1}] variável de interesse e como covariáveis os atributos químicos do solo: C (g dm^{-3}), Ca ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$), K ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$), Mg ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$), Mn (mg dm^{-3}) e P (g dm^{-3}).

3.3.4 Software utilizado

Para análise dos dados foi utilizado o *software* R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2011), versão 2.12.2 e módulo geoR (RIBEIRO JR; DIGGLE, 2001).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Análise univariada (sem covariáveis)

Nesta seção são estudadas as análises espaciais univariadas dos atributos químicos do solo: carbono (g dm^{-3}), cálcio ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$), potássio ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$), magnésio ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$), manganês (mg dm^{-3}) e fósforo (g dm^{-3}), além e a produtividade da soja (t ha^{-1}).

4.1.1 Carbono

As amostras químicas do solo foram encaminhadas ao laboratório da COODETEC para obtenção dos níveis de carbono no solo. Realizaram-se análises dos dados, obtendo-se as estatísticas descritivas e espaciais para a variável com todos os pontos e sem o ponto considerado influente pela análise de diagnóstico. Finalmente, foram comparados os mapas construídos com todos os pontos e sem o ponto considerado influente.

4.1.1.1 Análise do carbono com todos os pontos

4.1.1.1.1 Análise descritiva

Na Tabela 1, apresentam-se as estatísticas descritivas para a variável carbono (C), com 89 pontos amostrais analisados. Tem-se baixo desvio padrão e variância dos dados. A média de $27,18 \text{ g dm}^{-3}$ é considerada alta para o teor de C no solo, de acordo com as recomendações da COODETEC, apresentadas por Oliveira (2007). Segundo Pimentel Gomes (2000), verifica-se que o coeficiente de variação apresenta média homogeneidade dos dados em relação a sua média, com 12,02%.

Tabela 1 Estatísticas descritivas do carbono com todos os pontos (g dm^{-3})

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	CV	ASS	KURT
C	89	19,87	27,18	34,29	25,3	26,88	29,61	3,27	12,02	-0,05	-0,603

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; Var: Variação dos dados; CV: coeficiente de variação; ASS: Coeficiente de assimetria; KURT: Coeficiente de curtose.

Nas Figuras 5 e 6, apresentam-se os gráficos boxplot e postplot para a variável carbono e pode-se observar que a distribuição dos dados é simétrica e sem observações discrepantes. No gráfico postplot identifica-se alguma tendência dos dados com valores altos na região superior da área.

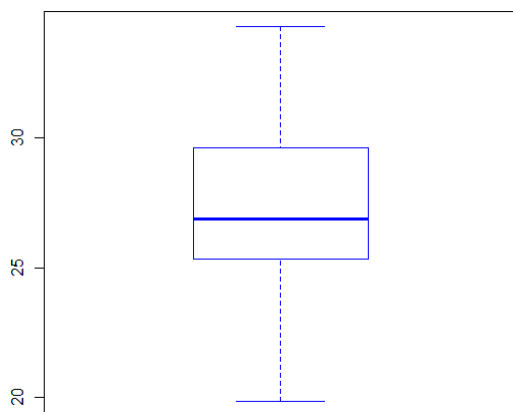


Figura 5 Gráfico boxplot para o carbono com todos os pontos.

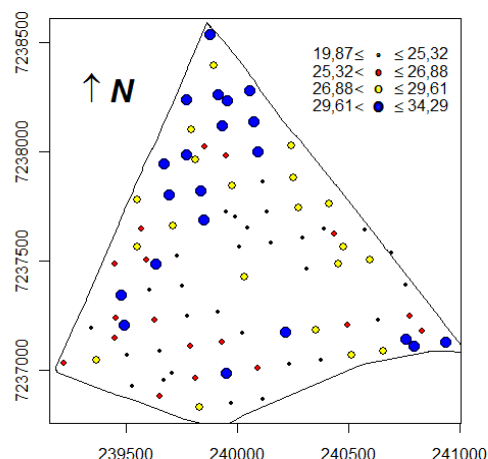


Figura 6 Gráfico postplot para o carbono com todos os pontos.

Devido à similaridade dos semivariogramas nas direções 0° , 45° , 90° e 135° , (Figura 7) assume-se que a distribuição dos dados é isotrópica, isto é, não existe tendência direcional. O gráfico de envelope obtido por permutação é apresentado na Figura 8. O envelope é calculado tomando-se, em cada intervalo, os valores máximos e mínimos dos semivariogramas para os dados. O fato de existir ponto fora do envelope indica a existência de dependência espacial.

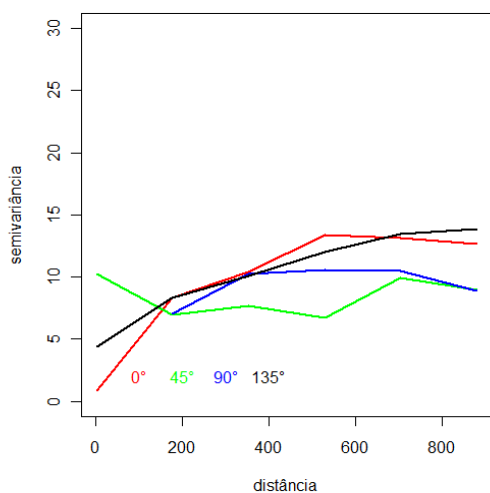


Figura 7 Semivariograma direcional do carbono com todos os pontos.

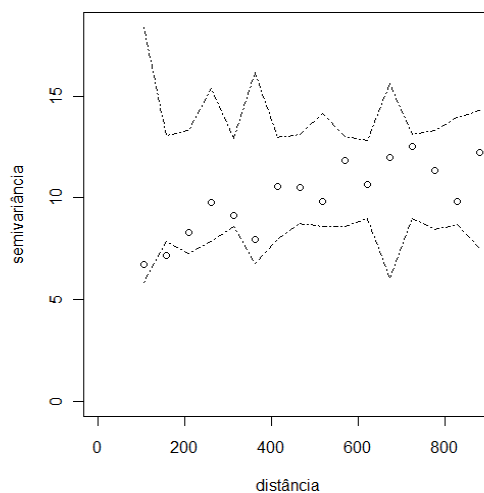


Figura 8 Gráfico de envelopes do carbono com todos os pontos.

4.1.1.1.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 2 é apresentada a análise estatística espacial para a variável C, em que foram ajustados vários modelos teóricos, com parâmetros estimados por máxima verossimilhança (MV). Observa-se que há pouca diferença entre os valores dos parâmetros estimados $\hat{\phi}_1$ e $\hat{\phi}_2$. Segundo o coeficiente de efeito pepita relativo E (%), existe moderada dependência espacial ($25\% < E < 75\%$) (CAMBARDELLA *et al.* 1994), com alcances estimados variando de 376,82 a 608,48 m.

Tabela 2 Estimação de parâmetros do carbono por MV com todos os pontos

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
C	Exponencial	27,325	3,405	7,345	203,11	608,48	31,67
	Gaussiano	27,134	5,194	5,441	217,72	376,82	48,84
	Matérn k=0,7	27,290	4,013	7,712	166,87	575,19	34,23
	Matérn k=1,0	27,253	4,431	6,269	134,09	536,17	41,41
	Matérn k=1,5	27,218	4,728	5,952	104,42	495,34	44,27

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimada; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Na Tabela 3 apresentam-se os critérios de validação de modelos. Foi escolhido como melhor ajuste o modelo gaussiano por meio da validação cruzada AIC e BIC, em comparação com os outros modelos ajustados.

Tabela 3 Critérios de validação para escolha do melhor ajuste do carbono com todos os pontos

Variável	Modelo	EM	ER	S_{EM}	S_{ER}	EA	AIC	BIC
C	Exponencial	-0,026	-0,0049	2,744	1,003	195,65	450,52	460,5
	Gaussiano	-0,018	-0,0035	2,731	1,004	194,25	450,74	460,7
	Matérn k=0,7	-0,025	-0,0047	2,743	1,003	195,56	450,54	460,5
	Matérn k=1,0	-0,024	-0,0045	2,742	1,003	195,42	450,58	460,5
	Matérn k=1,5	-0,023	-0,0043	2,740	1,003	195,20	450,62	460,6

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.1.1.3 Análise de diagnóstico

Foram aplicadas técnicas gráficas de diagnóstico de influência local, de acordo com o modelo gaussiano, com a finalidade de avaliar se alguma observação estaria exercendo algum tipo de influência no afastamento da verossimilhança. O estudo realizado de influência local foi em função da perturbação aditiva na variável resposta ($Z_\omega = Z + \omega$). As técnicas utilizadas, apresentadas nas Figuras 9 e 10, foram o gráfico dos coeficientes C_i a ordem (das observações coletadas) e o gráfico $|l_{max}|$ versus ordem, respectivamente. Pela análise, verifica-se a presença de pontos influentes e considera-se a observação 32 ($33,12 \text{ g dm}^{-3}$), comum nos dois gráficos, como um ponto influente no afastamento da verossimilhança, sendo então retirada para análise novamente dos dados como este ponto influencia ou não na construção do mapa temático. Pela análise boxplot, não se identificaram pontos discrepantes nos dados, portanto todo ponto influente não é necessariamente um ponto discrepante.

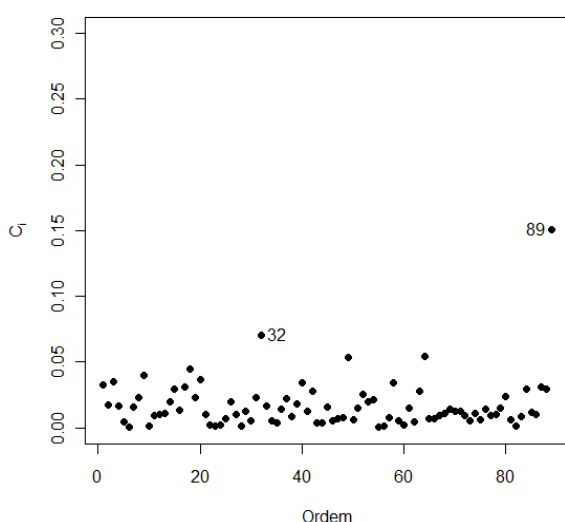


Figura 9 Gráfico C_i versus a ordem.

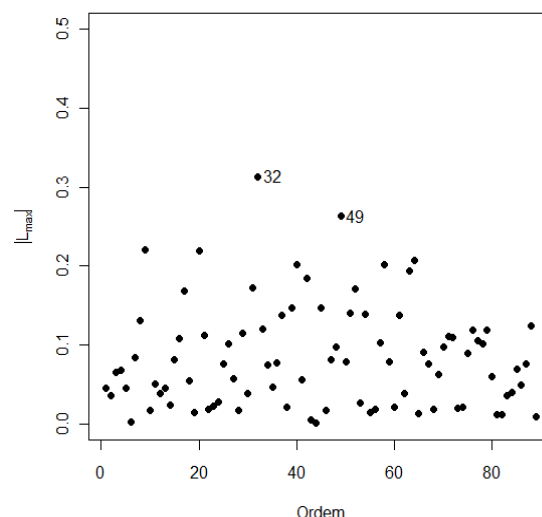


Figura 10 Gráfico $|l_{max}|$ versus ordem.

4.1.1.2 Análise do carbono sem a observação 32

4.1.1.2.1 Análise descritiva

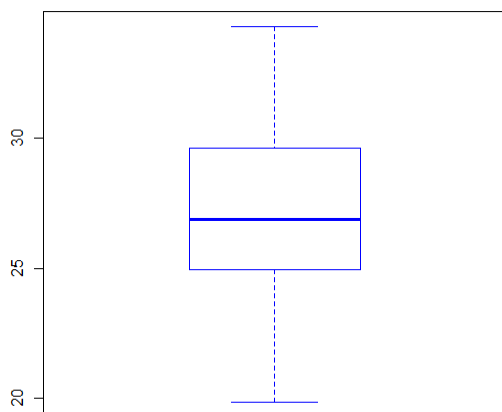
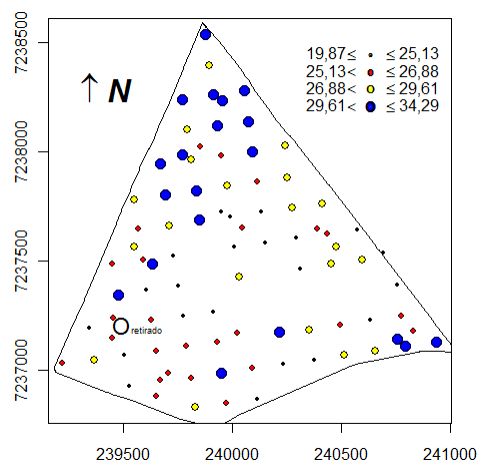
Por meio de nova análise dos dados apresentam-se as estatísticas descritivas para a variável C sem a observação 32, esta com valor de $33,12 \text{ g dm}^{-3}$. Na Tabela 4, em comparação aos dados totais da variável, verifica-se uma pequena diminuição no valor médio, desvio padrão, variância e coeficiente de variação.

Tabela 4 Estatísticas descritivas C sem o ponto 32 (g dm⁻³)

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
C	89	19,87	27,18	34,29	25,32	26,88	29,61	3,27	10,67	12,02	-0,05	-0,60
C sem 32	88	19,87	27,11	34,29	25,13	26,88	29,61	3,22	10,38	11,88	-0,06	-0,57

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação; ASS: Coeficiente de assimetria; KURT: Coeficiente de curtose.

Pelo gráfico boxplot apresentado na Figura 11, a distribuição dos dados apresenta-se simétrica e sem observações discrepantes. Pelo gráfico postplot da Figura 12, identifica-se que a observação retirada tinha valor entre o terceiro quartil e o valor máximo e estava próxima de valores com níveis de carbono inferiores.

**Figura 11** Gráfico boxplot do carbono sem o ponto 32.**Figura 12** Gráfico postplot do carbono sem o ponto 32.

A retirada do ponto 32, considerado influente, não afetou o estudo de anisotropia, continuidade nem a dependência espacial, como se observa nas Figuras 13 e 14, respectivamente.

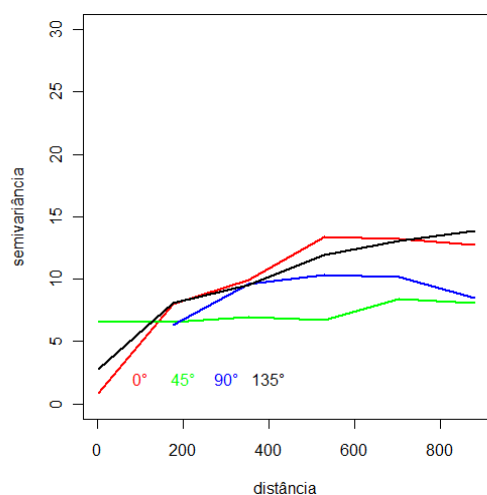


Figura 13 Semivariograma direcional do carbono sem ponto 32.

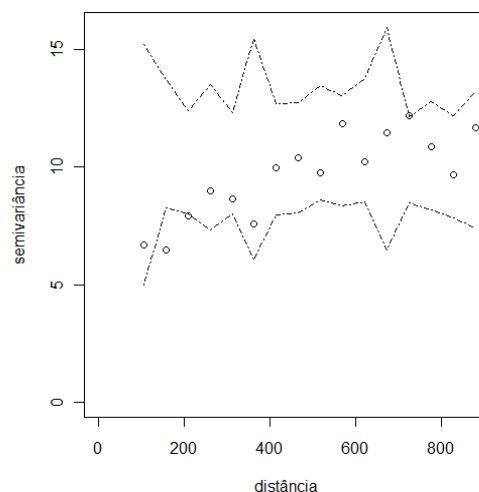


Figura 14 Gráfico de envelopes do carbono sem ponto 32.

4.1.1.2.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 5 são apresentados os ajustes dos modelos espaciais para a variável carbono sem o ponto 32, considerado influente. Pode-se observar na Tabela 6 que o melhor modelo ajustado foi o gaussiano, com um alcance estimado de 365,12 m e com parâmetros estimados $\hat{\phi}_1 = 4,513$, $\hat{\phi}_2 = 5,776$ e $\hat{\phi}_3 = 210,95$, considerado moderada dependência espacial pelo efeito pepita relativo (E%).

Tabela 5 Análise estatística espacial do carbono sem o ponto 32 considerado influente

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
C	Exponencial	27,234	1,916	8,474	176,38	528,39	18,44
	Gaussiano	27,082	4,513	5,766	210,95	365,12	43,91
	Matérn k=0,7	27,206	2,725	7,644	147,88	509,71	26,28
	Matérn k=1,0	27,178	3,316	7,032	121,56	486,06	32,04
	Matérn k=1,5	27,152	3,764	6,565	96,87	459,55	36,44

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimada; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Tabela 6 Critérios de validação para escolha melhor ajuste do carbono sem o ponto 32

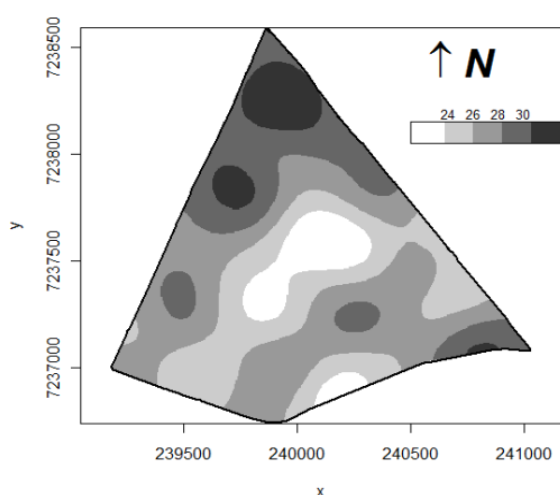
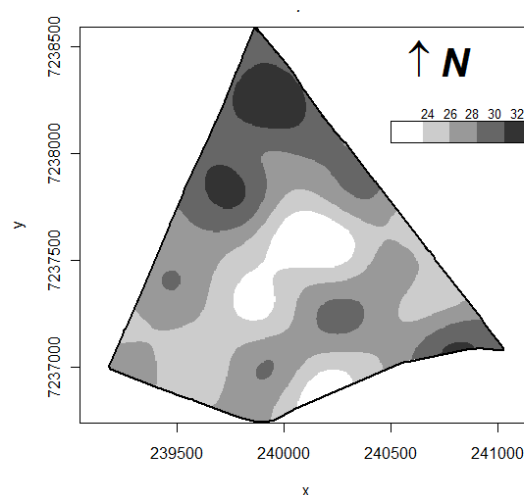
Variável	Modelo	EM	ER	S _{EM}	S _{ER}	EA	AIC
C	Exponencial	-0,027	-0,005	2,644	1,0079	183,40	439,34
	Gaussiano	-0,017	-0,003	2,640	1,0082	183,25	440,10
	Matérn k=0,7	-0,026	-0,005	2,645	1,0081	183,45	439,43
	Matérn k=1,0	-0,024	-0,005	2,644	1,0082	183,45	439,55
	Matérn k=1,5	-0,023	-0,004	2,644	1,0082	183,44	439,68

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM}: desvio padrão médio; S_{ER}: desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

Observa-se nas Tabelas 2 e 5 que a retirada do ponto influente alterou as estimativas dos parâmetros efeito pepita (ϕ_1) e o alcance (a).

4.1.1.3 Construção do mapa temático

Pela técnica da krigagem, que leva em consideração as características espaciais do modelo escolhido (estimativa dos parâmetros ϕ_1 , ϕ_2 e ϕ_3), foram confeccionados os mapas temáticos para o atributo químico carbono, com todos os pontos e sem a observação 32, considerada influente, apresentada nas Figuras 15 e 16, respectivamente. Verificam-se diferenças no lado oeste do mapa e maiores níveis do nutriente de C localizados na parte norte da área.

**Figura 15** Mapa temático carbono com todos os pontos.**Figura 16** Mapa temático carbono sem o ponto 32.

De acordo com a classificação da COODETEC, os níveis de C no solo são considerados altos quando variam entre 20,01 – 35,00 g dm⁻³, isto é, toda área deste estudo

tem níveis altos de C. Ao construir os níveis de C em 5 classes para ambos os conjuntos de dados, verifica-se que apenas entre as classes de 24 a 26 e 26 a 28 g dm⁻³ existem porcentagens diferentes, quando comparadas com todos os dados e sem a observação 32 (Tabelas 7 e 8).

Tabela 7 Intervalo de classes com todos os pontos, segundo níveis de C

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
22 I---24	5980	14,95	8,93
24 I--- 26	17283	43,21	25,82
26 I--- 28	25036	62,59	37,40
28 I--- 30	13679	34,20	20,43
30 I---32	4962	12,41	7,41
Total	66940	167,35	100

Tabela 8 Intervalo de classes sem o ponto 32, segundo níveis de C

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
22 I---24	5981	14,95	8,93
24 I--- 26	18602	46,50	27,79
26 I--- 28	24212	60,53	36,17
28 I--- 30	13440	33,60	20,08
30 I---32	4705	11,76	7,03
Total	66940	167,35	100

Na Tabela 9 é apresentada a matriz de erros, quantifica-se o número de pixels pertencente ao mapa de referência do carbono com todos os pontos e o mapa modelo, sem o ponto 32, considerado influente. O índice de exatidão global (EG) encontrado foi de 0,92 indicando semelhança nos mapas, com índice Kappa de 0,89, também considerando a similaridade de mapas.

Tabela 9 Matriz de erros para a variável carbono por número de pixels

	Classes (g dm ⁻³)	Mapa temático com 89 pontos (referência)					Total
		22 I---24	24 I--- 26	26 I--- 28	28 I--- 30	30 I---32	
Mapa temático com 88 pontos (modelo)	22 I---24	5981	0	0	0	0	5981
	24 I--- 26	1922	16680	0	0	0	18602
	26 I--- 28	0	2343	21800	69	0	24212
	28 I--- 30	0	0	838	12298	304	13440
	30 I---32	1	0	0	84	4620	4705
Total		7904	19023	22638	12451	4924	66940
		EG = 0,92			K ₁ = 0,89		

Notas: EG: Índice de Exatidão Global; K₁: Índice Kappa.

Apesar dos índices de acurácia Global e Kappa serem altos, observa-se diferença na classificação de mapas com e sem o ponto influente na 2ª e 5ª de classificação.

4.1.2 Cálcio

Por meio dos níveis dos nutrientes obtidos nas análises do solo, apresentam-se as estatísticas descritivas e espaciais para a variável cálcio com todos os pontos, quando diagnosticado o ponto influente este foi retirado para nova análise, finalmente, construindo-se os mapas para a variável com todos os pontos e sem o ponto considerado influente para compará-los.

4.1.2.1 Análise do cálcio com todos os pontos

4.1.2.1.1 Análise descritiva

Na Tabela 10, apresenta-se a análise descritiva dos 89 pontos amostrais para a variável cálcio. Tem-se baixo desvio padrão e variância dos dados em relação à média. Sendo a média de $5,22 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$ considerada alta para o teor de cálcio no solo, de acordo com as recomendações da COODETEC apresentadas por Oliveira (2007). Segundo Pimentel Gomes (2000), verifica-se que o coeficiente de variação apresenta alta heterogeneidade dos dados, com 27,02%.

Tabela 10 Estatísticas descritivas Ca com todos os pontos ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$)

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
Ca	89	2,37	5,22	11,76	4,17	5,05	6,13	1,41	1,992	27,02	1.03	3.50

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; Var: Variação dos dados; CV: coeficiente de variação; ASS: Coeficiente de assimetria; KURT: Coeficiente de curtose

Na Figura 17 tem-se o gráfico boxplot com dados, verifica-se assimetria à direita, e com uma observação discrepante. Para o gráfico postplot, (Figura 18), verificam-se dados com valores altos na região superior da área. Também se pode localizar o ponto discrepante, de $11,76 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$, correspondente ao elemento amostral nº 46 do conjunto de dados.

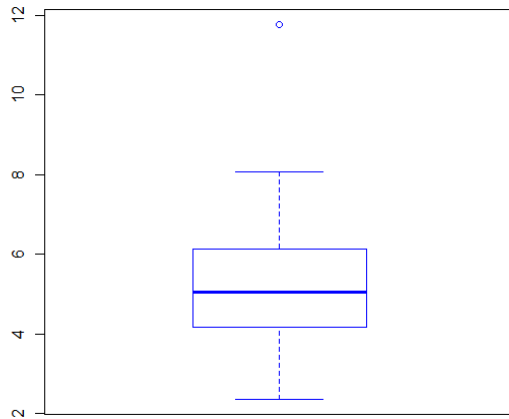


Figura 17 Gráfico boxplot cálcio com todos os pontos.

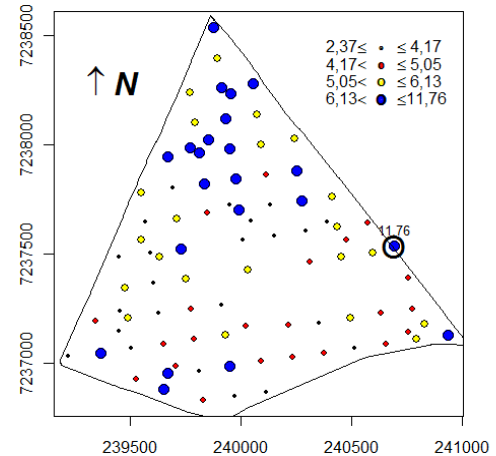


Figura 18 Gráfico postplot cálcio com todos os pontos.

Devido à similaridade das semivariâncias nas direções 0° , 45° , 90° e 135° , assume-se que a distribuição espacial dos dados é considerada isotrópica (Figura 19). Verifica-se também a continuidade e dependência dos dados, com pontos fora dos limites pelo gráfico de envelopes da Figura 20.

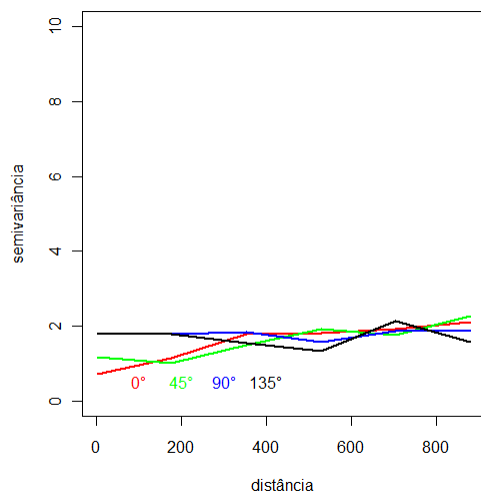


Figura 19 Semivariograma direcional cálcio com todos os pontos.

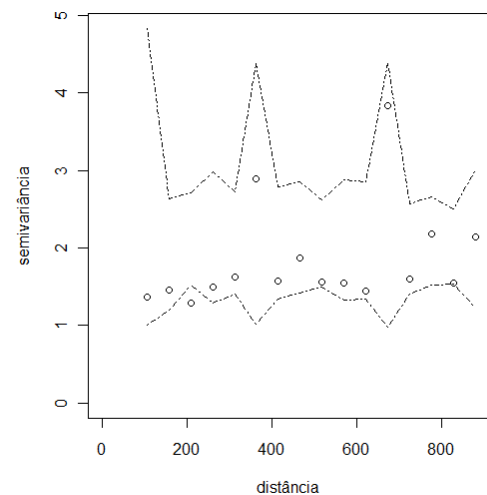


Figura 20 Gráfico de envelopes cálcio com todos os pontos.

4.1.2.1.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 11 é apresentada a análise estatística espacial para a variável Ca, ajustando-se os vários modelos teóricos por MV. Observa-se pouca diferença entre os valores dos parâmetros estimados $\hat{\phi}_1$ e $\hat{\phi}_2$. Os alcances estimados variam de 912,37 a

1206,42 m e, pelo coeficiente de efeito pepita relativo E (%), os ajustes indicaram moderada dependência espacial ($25\% < E < 75\%$) (CAMBARDELLA *et al.* 1994).

Tabela 11 Estimação de parâmetros do cálcio por MV com todos os pontos

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
Ca	Exponencial	5,449	1,207	0,857	390,00	1168,34	58,47
	Gaussiano	5,431	1,446	0,663	527,13	912,37	68,58
	Matérn k=0,7	5,461	1,287	0,804	350,00	1206,42	61,53
	Matérn k=1,0	5,460	1,339	0,759	290,00	1159,59	63,82
	Matérn k=1,5	5,454	1,377	0,720	230,07	1091,12	65,68

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimada; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Na Tabela 12 apresentam-se as estatísticas que definem o melhor modelo a ser ajustado. Entre eles, o modelo gaussiano foi o que apresentou melhores índices de validação cruzada AIC e BIC.

Tabela 12 Critérios de validação para escolha melhor ajuste do cálcio com todos os pontos

Variável	Modelo	EM	ER	S_{EM}	S_{ER}	EA	AIC	BIC
Ca	Exponencial	0,0040	0,0016	1,2824	1,0114	83,70	308,16	318,10
	Gaussiano	0,0039	0,0015	1,2844	1,0117	83,22	308,30	318,30
	Matérn k=0,7	0,0042	0,0017	1,2816	1,0117	83,54	308,09	318,00
	Matérn k=1,0	0,0043	0,0017	1,2818	1,0119	83,45	308,07	318,00
	Matérn k=1,5	0,0044	0,0017	1,2827	1,0120	83,38	308,11	318,10

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.2.1.3 Análise de diagnóstico

Foram aplicadas técnicas gráficas de diagnóstico de influência local considerando a distribuição aditiva na resposta, de acordo com o modelo gaussiano, apresentadas nas Figuras 21 e 22. Pela análise, verifica-se a presença de pontos influentes e considera-se a observação 46 ($11,76 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$), comum nos dois gráficos, sendo então retirada para nova análise dos dados. Verifica-se também que o ponto influente é o valor discrepante encontrado no conjunto de dados.

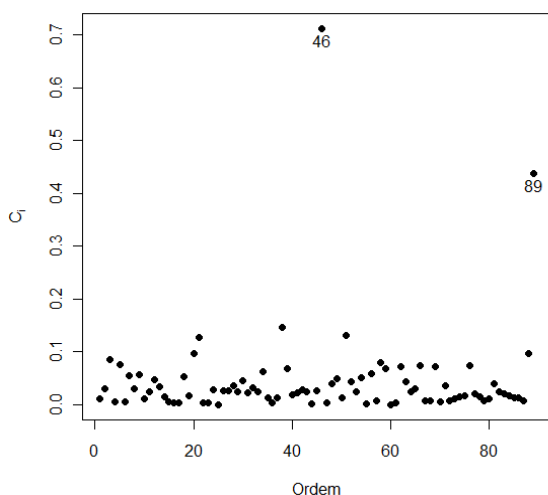


Figura 21 Gráfico C_i versus a ordem.

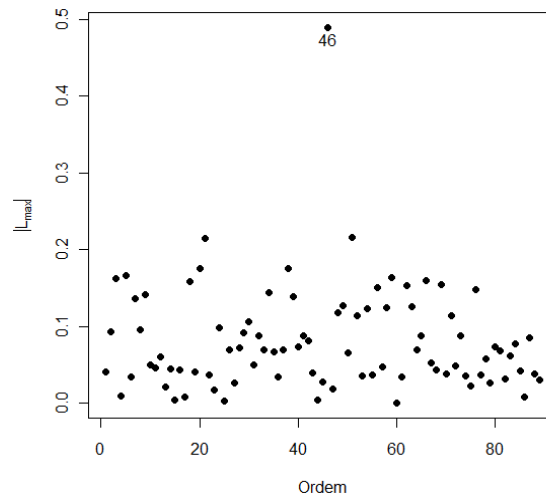


Figura 22 Gráfico $|l_{max}|$ versus ordem.

4.1.2.2 Análise do cálcio sem a observação 46

4.1.2.2.1 Análise descritiva

Com base em nova análise dos dados, apresentam-se, na Tabela 13, as estatísticas descritivas para a variável Ca sem a observação 46, em comparação com as estatísticas com todos os dados verifica-se que se tem uma pequena diminuição no valor médio, desvio padrão, variância e coeficiente de variação.

Tabela 13 Estatísticas descritivas Ca sem o ponto 46 ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$)

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
Ca	89	2,37	5,22	11,76	4,17	5,05	6,13	1,41	1,99	27,02	1,03	3,51
Ca sem 46	88	2,37	5,15	8,06	4,16	5,04	6,11	1,23	1,52	23,93	0,05	-0,68

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação;

No gráfico boxplot (Figura 23), os dados aparentam ter distribuição simétrica e sem observações discrepantes. No gráfico postplot, (Figura 24) identifica-se que a observação retirada, tinha o valor máximo e estava próxima de valores com níveis de cálcio inferiores.

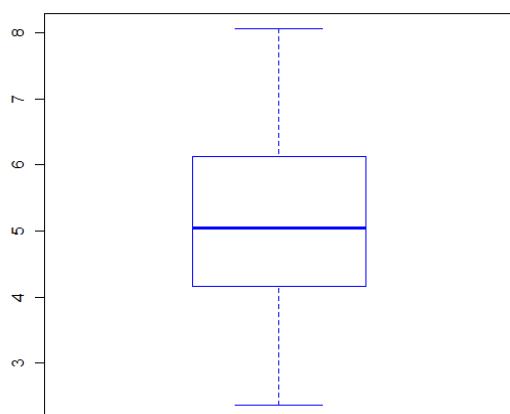


Figura 23 Gráfico boxplot cálcio sem o ponto 46.

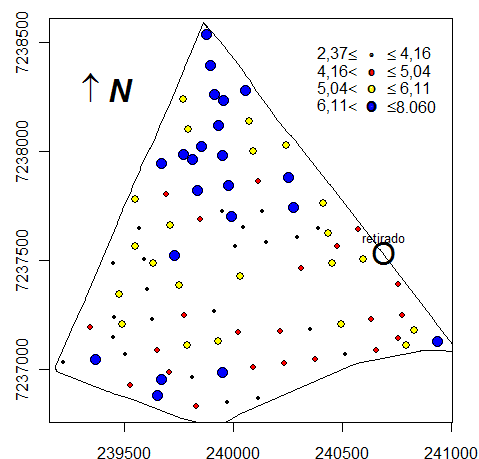


Figura 24 Gráfico postplot cálcio sem o ponto 46.

A retirada do ponto 46, considerado influente, não afetou o estudo de anisotropia, continuidade nem a dependência espacial, como se observa nas Figuras 25 e 26, respectivamente.

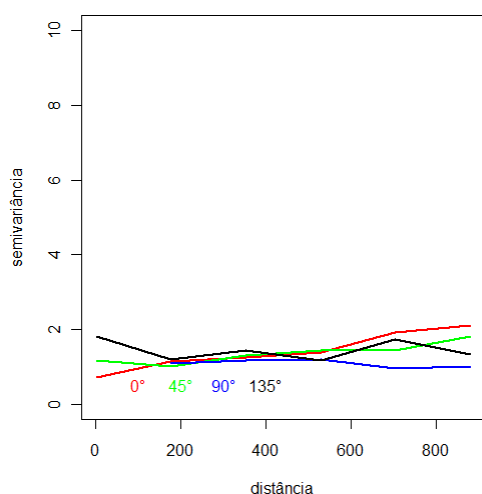


Figura 25 Semivariograma direcional cálcio sem ponto 46.

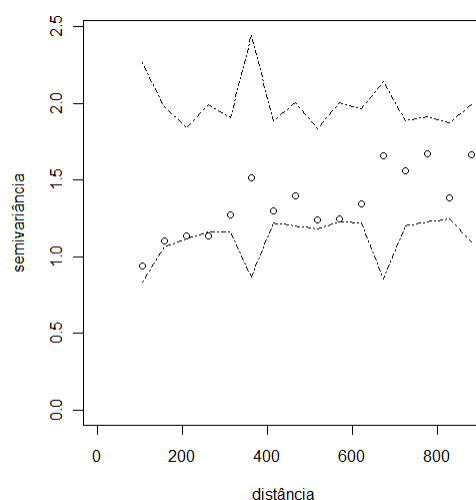


Figura 26 Gráfico de envelopes cálcio sem ponto 46.

4.1.2.2.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 14 é apresentada a análise estatística espacial para o Ca sem o ponto 46, considerado influente. O modelo que melhor se ajusta às semivariâncias observadas, segundo os critérios de validação cruzada, AIC e BIC (Tabela 15), é o modelo exponencial e os parâmetros estimados por MV. Observa-se que a retirada do ponto considerado influente causa mudança no modelo escolhido e nas estimativas dos parâmetros, com a diminuição

entre os valores estimados para ϕ_1 e para ϕ_2 . Já os alcances estimados aumentaram para todos os modelos, e variam de 1081,77 até 1448,30 m.

Tabela 14 Estimação de parâmetros do cálcio por MV sem o ponto 46 considerado influente

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
Ca	Exponencial	5,343	0,877	0,661	470,00	1408,00	57,05
	Gaussiano	5,357	1,041	0,543	625,00	1081,77	65,73
	Matérn k=0,7	5,358	0,931	0,635	420,18	1448,30	59,44
	Matérn k=1,0	5,343	0,960	0,589	320,00	1279,54	61,96
	Matérn k=1,5	5,346	0,990	0,569	260,00	1233,42	63,50

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimada; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Tabela 15 Critérios de validação para escolha melhor ajuste do cálcio sem o ponto 46

Variável	Modelo	EM	ER	S_{EM}	S_{ER}	EA	AIC	BIC
Ca	Exponencial	0,0016	0,00076	1,0685	1,0041	75,745	275,63	282,5
	Gaussiano	0,0017	0,00077	1,0719	1,0061	75,729	275,33	285,2
	Matérn k=0,7	0,0018	0,00083	1,0681	1,0045	75,742	275,49	285,4
	Matérn k=1,0	0,0019	0,00089	1,0681	1,0049	75,706	275,39	285,3
	Matérn k=1,5	0,0020	0,00091	1,0690	1,0053	75,675	275,36	285,3

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.2.3 Construção dos mapas temáticos

Pela técnica da krigagem, confeccionaram-se os mapas temáticos para o atributo químico cálcio, com todos os pontos e sem a observação 46, apresentados nas Figuras 27 e 28, respectivamente. Verifica-se que ocorreram mudanças, principalmente na classe com menores níveis de cálcio, localizados na parte central da área em estudo.

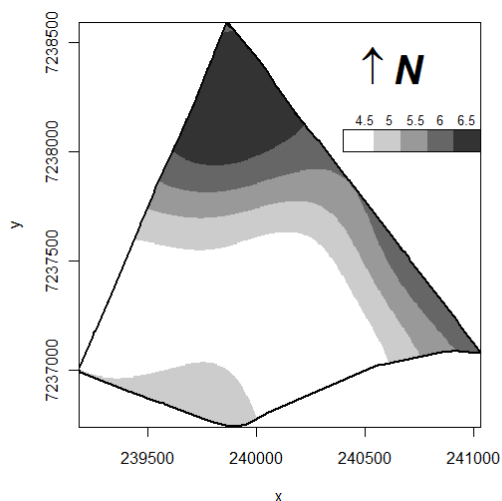


Figura 27 Mapa temático da variável Ca com todos os pontos.

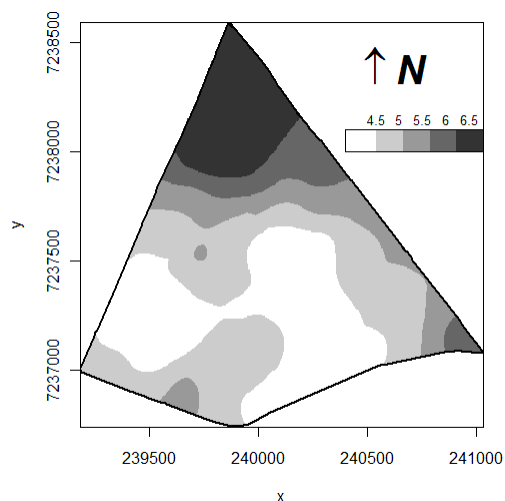


Figura 28 Mapa temático da variável Ca sem o ponto 46.

Porém, toda área em estudo foi classificada, de acordo com a COODETEC, com valores acima de $4,00 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$, considerados altos para o nível de cálcio no solo. Ao construir os mapas com níveis de cálcio em 5 classes de acordo com o conjunto de dados, verifica-se que, quando retirado o ponto influente, tem-se aumento nos níveis de cálcio entre 4,5 e $5,0 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$ e diminuição entre 4,0 e $4,5 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$ (Tabelas 16 e 17).

Tabela 16 Intervalo de classes com todos os pontos, segundo os níveis de Ca

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
4,0 --- 4,5	29989	74,97	44,80
4,5 --- 5,0	12809	32,02	19,14
5,0 --- 5,5	8462	21,16	12,64
5,5 --- 6,0	7173	17,93	10,72
6,0 --- 6,5	8507	21,27	12,71
Total	66940	167,35	100

Tabela 17 Intervalo de classes sem o ponto 46, segundo os níveis de Ca

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
4,0 --- 4,5	21532	53,83	32,17
4,5 --- 5,0	22820	57,05	34,09
5,0 --- 5,5	8098	20,25	12,10
5,5 --- 6,0	5260	13,15	7,86
6,0 --- 6,5	9230	23,08	13,79
Total	66940	167,35	100

Pela matriz de erros na Tabela 18 quantifica-se o número de pixels do mapa de referência do cálcio com todos os pontos e do mapa modelo, sem o ponto 46, considerado influente. O índice de exatidão global (EG) encontrado para comparação dos mapas foi de 0,58, ou seja, 58% de exatidão, o que indica que os mapas apresentam diferenças. O índice Kappa foi de 0,42, considerado de não similaridade nos mapas temáticos.

Tabela 18 Matriz de erros para a variável cálcio por nº de pixels

Classes ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$)	Mapa temático com 89 pontos (referência)						Total
	4,0 l--- 4,5	4,5 l--- 5,0	5,0 l--- 5,5	5,5 l--- 6,0	6,0 l--- 6,5		
Mapa temático com 88 pontos (modelo)	4,0 l--- 4,5	21532	0	0	0	0	21532
	4,5 l--- 5,0	18562	4258	0	0	0	22820
	5,0 l--- 5,5	1533	3732	2833	0	0	8098
	5,5 l--- 6,0	0	0	1904	3356	0	5260
	6,0 l--- 6,5	0	0	0	2226	7004	9230
Total		41627	7990	4737	5582	7004	66940
EG = 0,58							$K_1 = 0,43$

Notas: EG: Índice de Exatidão Global; K_1 : Índice Kappa.

4.1.3 Potássio

Por meio dos níveis de potássio em cada ponto obtido pelas amostras químicas do solo, realizaram-se análises dos dados pelas estatísticas descritivas e espaciais para a variável com todos os pontos, e sem o ponto considerado influente pela análise de diagnóstico. Finalmente, foram comparados os mapas construídos com todos os pontos e sem o ponto considerado influente.

4.1.3.1 Potássio com todos os pontos

4.1.3.1.1 Análise descritiva

Na Tabela 19 apresentam-se as estatísticas descritivas para a variável potássio, com 89 pontos amostrais. Tem-se baixo desvio padrão e variância dos dados. A média $0,199 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$ é considerada média para o teor de potássio no solo, de acordo com as recomendações da COODETEC. Segundo Pimentel Gomes (2000), verifica-se que o coeficiente de variação apresenta alta heterogeneidade dos dados, com 41,18%.

Tabela 19 Estatísticas descritivas do potássio com todos os pontos ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$)

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
K	89	0,08	0,199	0,6	0,14	0,19	0,23	0,082	0,0067	41,18	1,62	5,17

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; Var: Variação dos dados; CV: coeficiente de variação; ASS: Coeficiente de assimetria; KURT: Coeficiente de curtose.

Na Figura 29, apresenta-se o gráfico boxplot. A distribuição dos dados é assimétrica à direita, com três observações discrepantes. Na Figura 30, tem-se o gráfico postplot, que apresenta os dados bem distribuídos em toda a área, sem tendência direcional, sendo identificados os pontos discrepantes.

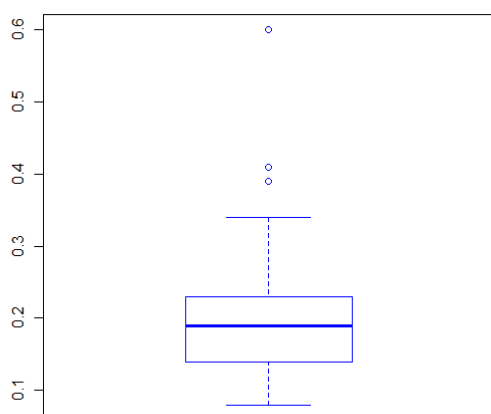


Figura 29 Gráfico boxplot para o potássio com todos os pontos.

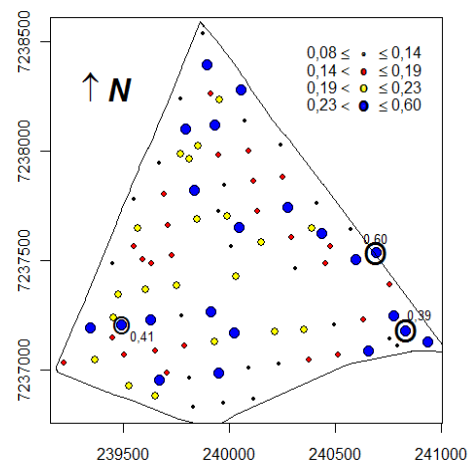


Figura 30 Gráfico postplot para o potássio com todos os pontos.

Com a similaridade dos semivariogramas nas direções 0°, 45°, 90° e 135°, assume-se que a distribuição dos dados é isotrópica (Figura 31). Verifica-se também a dependência dos dados, com um ponto fora dos limites através do gráfico de envelopes apresentado na Figura 32.

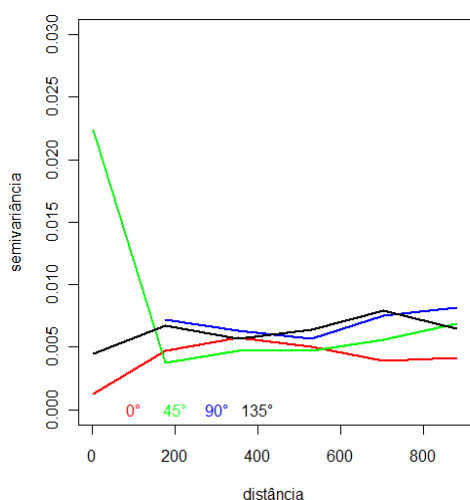


Figura 31 Semivariograma direcional do potássio com todos os pontos.

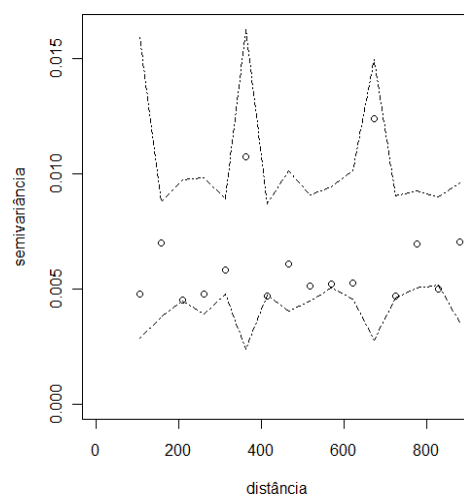


Figura 32 Gráfico de envelopes do potássio com todos os pontos.

4.1.3.1.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 20 é apresentada a análise estatística espacial para a variável potássio em que foram ajustados vários modelos por MV. Observa-se diferença entre os valores dos parâmetros estimados $\hat{\phi}_1$ e $\hat{\phi}_2$ apenas para o modelo gaussiano, assim como no alcance estimado de 134,98 m.

Tabela 20 Estimação dos parâmetros do carbono por MV com todos os pontos

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
K	Exponencial	0,1988	0,000	0,0066	15,16	45,41	0,00
	Gaussiano	0,1985	0,0061	0,0005	77,98	134,98	92,42
	Matérn k=0,7	0,1988	0,000	0,0066	13,66	47,08	0,00
	Matérn k=1,0	0,1988	0,000	0,0066	12,18	48,72	0,00
	Matérn k=1,5	0,1988	0,000	0,0066	10,62	50,39	0,00

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimado; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Na Tabela 21 apresentam-se os critérios de validação de modelos, em que foi escolhido o modelo gaussiano com indicadores de validação.

Tabela 21 Critérios de validação para escolha melhor ajuste do potássio com todos pontos

Variável	Modelo	EM	ER	S_{EM}	S_{ER}	EA	AIC	BIC
K	Exponencial	-3,41E-06	-2,08E-05	0,08281	1,01128	5,3127	-185,849	-175,9
	Gaussiano	-1,77E-05	-1,08E-04	0,08279	1,01120	5,3178	-185,842	-175,9
	Matérn k=0,7	-3,58E-06	-2,19E-05	0,08281	1,01127	5,3119	-185,853	-175,9
	Matérn k=1,0	-3,83E-06	-2,34E-05	0,08280	1,01126	5,3122	-185,858	-175,9
	Matérn k=1,5	-4,17E-06	-2,55E-05	0,08280	1,01125	5,3125	-185,865	-175,9

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.3.1.3 Análise de diagnóstico

Os resultados das técnicas de diagnóstico de influência local são apresentados nas Figuras 33 e 34, com os gráficos dos coeficientes C_i versus a ordem e dos autovetores

$|l_{max}|$ versus ordem, respectivamente. Observa-se que em ambos os gráficos a observação nº 46 ($0,6 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$) comum nos dois gráficos, está sendo considerada influente e exercendo influência no afastamento da verossimilhança.

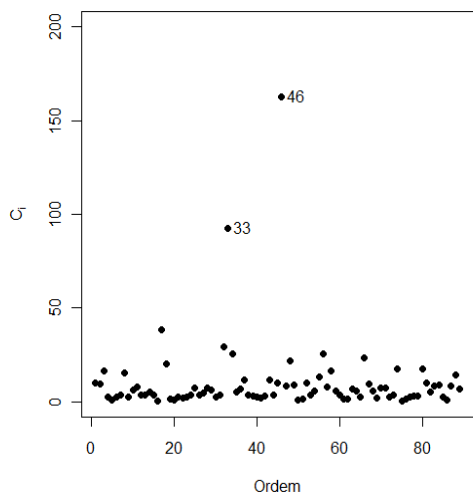


Figura 33 Gráfico C_i versus a ordem.

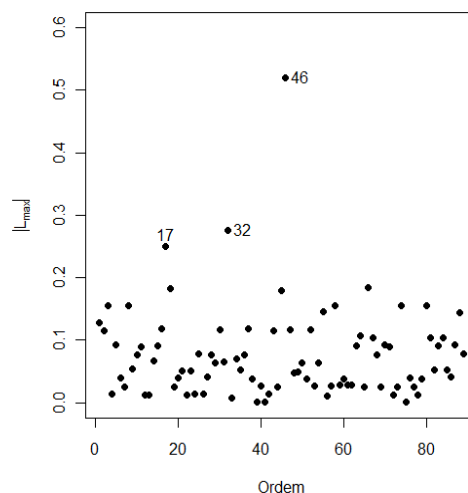


Figura 34 Gráfico $|l_{max}|$ versus ordem.

4.1.3.2 Análise do potássio sem a observação 46

4.1.3.2.1 Análise descritiva

Pela nova análise dos dados, apresentamos as estatísticas descritivas (Tabela 22) para o potássio sem a observação 46. Devido à retirada do valor máximo do conjunto de dados, verifica-se variação nos valores da média, com valor máximo de $0,41 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$, e diminuindo o desvio padrão, variância e coeficiente de variação, sendo este ainda considerado com alta heterogeneidade com 37,56%.

Tabela 22 Estatísticas descritivas

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
K	89	0,08	0,199	0,6	0,14	0,19	0,23	0,081	0,0067	41,28	1,62	5,18
K sem 46	88	0,08	0,194	0,41	0,14	0,19	0,23	0,070	0,0049	37,6	0,68	0,38

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação;

Pelo gráfico boxplot da Figura 35 os dados ainda apresentam assimetria à direita, com duas observações discrepantes. Para o gráfico postplot (Figura 36), identifica-se que a

observação retirada, nº 46, não alterou a distribuição dos dados na área. Também não se identificaram tendências direcionais.

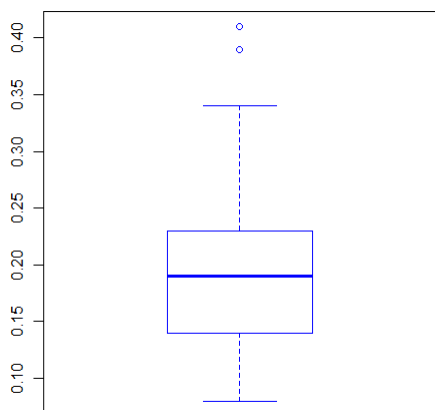


Figura 35 Gráfico boxplot do potássio sem ponto 46.

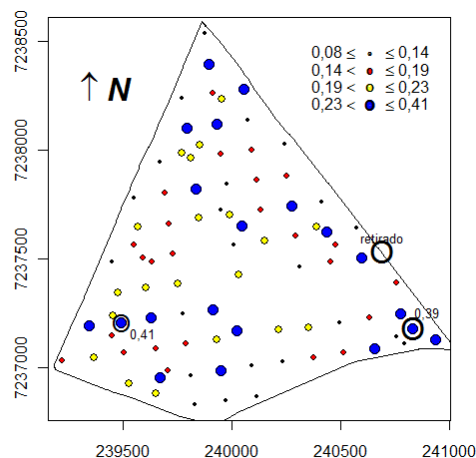


Figura 36 Gráfico postplot do potássio sem ponto 46.

Com a retirada da observação nº 46, considerada influente, manteve-se similaridade nas semivariâncias, nas direções 0°, 45°, 90° e 135°, sem afetar a isotropia dos dados (Figura 37). Verifica-se também a dependência dos dados, pelo gráfico de envelopes na Figura 38.

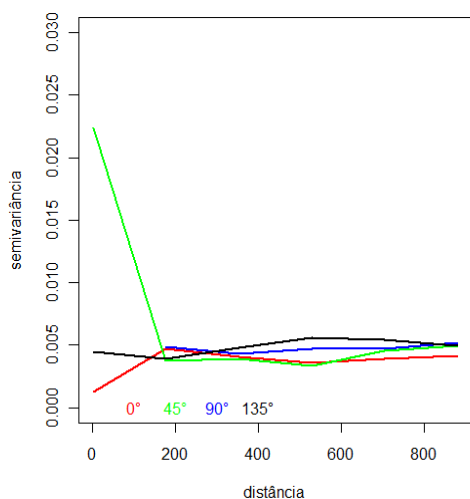


Figura 37 Semivariograma direcional K sem ponto 46.

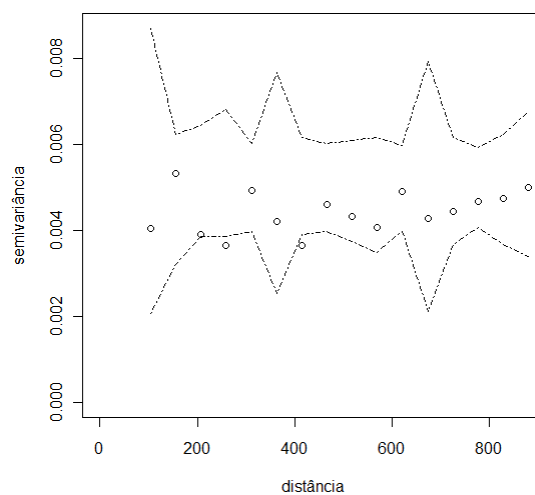


Figura 38 Gráfico de envelopes K sem ponto 46.

4.1.3.2.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 23, apresenta-se a análise estatística espacial para a variável potássio sem a observação nº 46, considerada influente. Verifica-se diferença entre os valores dos parâmetros estimados ϕ_1 e ϕ_2 apenas para o modelo Matérn com Kappa 1,0, com alcances estimados variando de 38,35 a 55,21 m.

Tabela 23 Análise estatística espacial do potássio sem o ponto 46 considerado influente

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
K	Exponencial	0,1943	0,0000	0,0049	12,80	38,35	0,00
	Gaussiano	0,1941	0,0000	0,0049	31,90	55,21	0,00
	Matérn k=0,7	0,1942	0,0000	0,0049	12,04	41,50	0,00
	Matérn k=1,0	0,1943	0,0048	0,0001	12,19	48,76	97,96
	Matérn k=1,5	0,1942	0,0000	0,0049	9,97	47,29	0,00

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimado; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Segundo os critérios de validação na Tabela 24, o melhor modelo ajustado é o modelo Matérn com parâmetro de forma $k = 1,0$ e parâmetros estimados na Tabela 23.

Tabela 24 Validação do modelo K sem o ponto 46

Variável	Modelo	EM	ER	S_{EM}	S_{ER}	EA	AIC	BIC
K	Exponencial	-2,02E-06	-1,44E-05	0,07089	1,0114	4,8627	-211,06	-201,2
	Gaussiano	-1,30E-05	-9,28E-05	0,07079	1,0110	4,8572	-211,17	-201,3
	Matérn k=0,7	-2,70E-06	-1,93E-05	0,07088	1,0113	4,8608	-211,07	-201,2
	Matérn k=1,0	-6,36E-08	-4,54E-07	0,07091	1,0115	4,8696	-211,04	-201,1
	Matérn k=1,5	-4,78E-06	-3,41E-05	0,07087	1,0113	4,8591	-211,08	-201,2

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

Observa-se que, com a retirada do ponto influente, alteram-se as estimativas dos parâmetros efeito pepita e alcance do modelo gaussiano para o Matérn $k = 1,0$.

4.1.3.3 Construção dos mapas temáticos

Verifica-se diferença entre as classes nos mapas (Figuras 39 e 40), com todos os pontos e sem o ponto 46, considerado influente para o potássio. No mapa sem o ponto influente, nota-se a área homogênea em apenas um nível de nutriente.

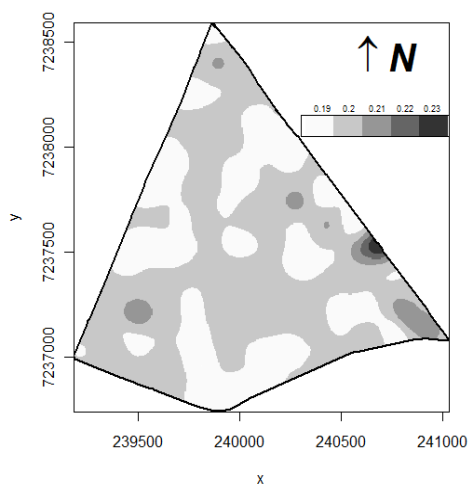


Figura 39 Mapa temático da variável K com todos os pontos.

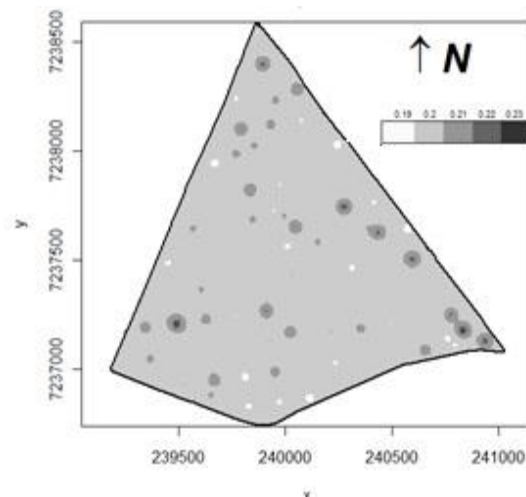


Figura 40 Mapa temático da variável K sem o ponto 46.

De acordo com a classificação da COODETEC, os níveis do nutriente K são considerados médios de 0,11 – 0,30 $\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$, ambos os mapas temáticos estão neste nível médio de potássio. Ao construir os níveis de potássio em 5 classes, nota-se diferença da classe de 0,18 a 0,19 para 0,19 a 0,20 $\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$ quando analisado com e sem o ponto influente (Tabelas 25 e 26).

Tabela 25 Intervalo de classes com todos os pontos, segundo níveis de K

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
0,18 I--- 0,19	24889	62,22	37,18
0,19 I--- 0,20	39419	98,55	58,89
0,20 I--- 0,21	2278	5,70	3,40
0,21 I--- 0,22	219	0,55	0,33
0,22 I--- 0,23	135	0,34	0,20
Total	66940	167,35	100

Tabela 26 Intervalo de classes sem o ponto 46, segundo níveis de K

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
0,18 I--- 0,19	30	0,08	0,04
0,19 I--- 0,20	63742	159,36	95,22
0,20 I--- 0,21	2953	7,38	4,41
0,21 I--- 0,22	191	0,48	0,29
0,22 I--- 0,23	24	0,06	0,04
Total	66940	167,35	100

Pela matriz de erros (Tabela 27), quantifica-se o número de pixels do mapa de referência do K com todos os pontos e ao mapa modelo sem o ponto 46, considerado

influyente. O índice de exatidão global (EG) encontrado para comparação dos mapas foi de 0,94, ou seja, exatidão de 94%, o que indica semelhança entre eles. Para o índice Kappa de 0,42, os mapas são considerados diferentes.

Tabela 27 Matriz de erros para a variável K

	Classes ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$)	Mapa temático com 89 pontos (referência)					Total
		0,18l---0,19	0,19l---0,20	0,20l---0,21	0,21l---0,22	0,22l---0,23	
Mapa temático com 88 pontos (modelo)	0,18l--- 0,19	0	392	0	0	0	392
	0,19l--- 0,20	0	63380	0	0	0	63380
	0,20l--- 0,21	0	2954	0	0	0	2954
	0,21l--- 0,22	0	191	0	0	0	191
	0,22l--- 0,23	0	23	0	0	0	23
Total		0	66940	0	0	0	66940
		EG = 0,94			K ₁ = 0,42		

Notas: EG: Índice de Exatidão Global; K₁: Índice Kappa.

Apesar do índice EG ser alto, verifica-se diferença nos mapas. O mapa modelo fica representado em apenas uma classe do mapa referência.

4.1.4 Magnésio

De acordo com as análises laboratoriais das amostras químicas do solo para a variável magnésio (Mg), realizaram-se análises estatísticas descritivas e espaciais para a variável com todos os pontos e sem o ponto considerado influente pela análise de diagnóstico. Posteriormente, foram comparados os mapas construídos com todos os pontos e sem o ponto considerado influente.

4.1.4.1 Magnésio com todos os pontos

4.1.4.1.1 Análise descritiva

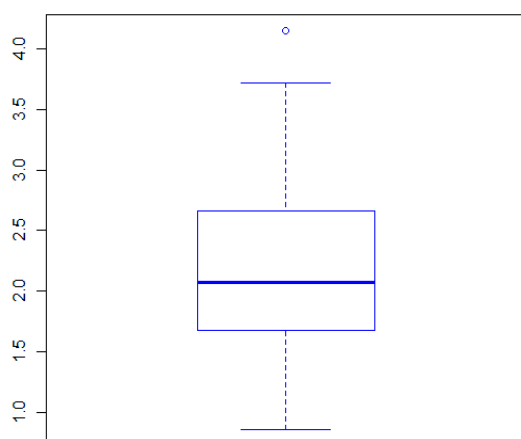
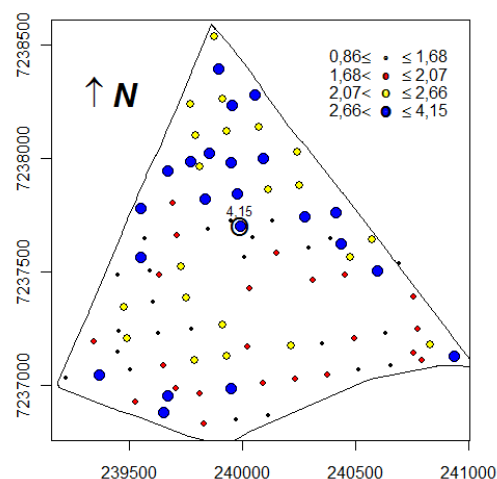
Os níveis de magnésio em estudo são apresentados nas estatísticas descritivas (Tabela 28), com 89 pontos analisados. Observa-se baixo desvio padrão e variância dos dados. Com média de $2,21 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$, considerada alta para o teor de Mg no solo, de acordo com as recomendações da COODETEC. Segundo Pimentel Gomes (2000), verifica-se que o coeficiente de variação apresenta-se com alta heterogeneidade, com 30,87%.

Tabela 28 Estatísticas descritivas do magnésio com todos os pontos ($\text{cmol}_c \text{dm}^{-3}$)

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
Mg	89	0,86	2,21	4,15	1,68	2,07	2,66	0,68	0,47	30,87	0,403	-0,406

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; Var: Variação dos dados; CV: coeficiente de variação; ASS: Coeficiente de assimetria; KURT: Coeficiente de curtose.

A distribuição dos dados pelo gráfico boxplot (Figura 41) apresenta-se com leve assimetria e com uma observação discrepante $4,15 \text{ cmol}_c \text{dm}^{-3}$, amostra nº 62 do conjunto de dados. Pelo gráfico postplot (Figura 42), identifica-se que os maiores valores dos dados estão dispostos na região norte da área.

**Figura 41** Gráfico boxplot para magnésio com todos os pontos.**Figura 42** Gráfico postplot para o magnésio com todos os pontos.

Com a similaridade das semivariâncias nas direções 0° , 45° , 90° e 135° , assume-se que a distribuição espacial dos dados de magnésio é considerada isotrópica (Figura 43). Verifica-se também a continuidade e dependência espacial dos dados, com dois pontos fora dos limites pelo gráfico de envelopes (Figura 44).

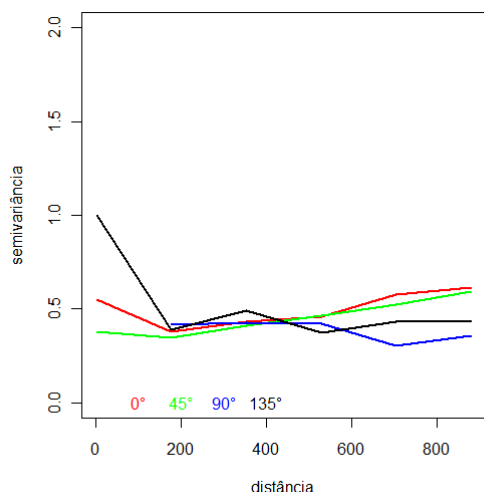


Figura 43 Semivariograma direcional Mg com todos pontos.

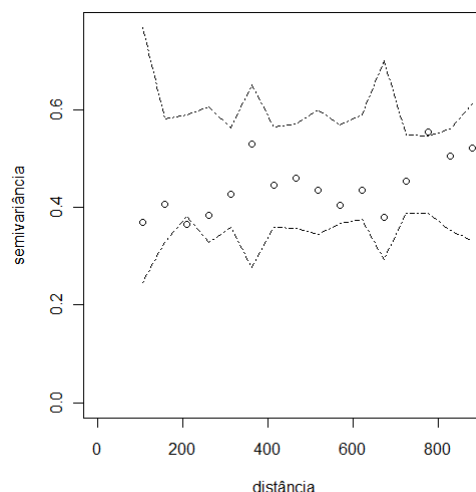


Figura 44 Gráfico de envelopes Mg com todos pontos.

4.1.4.1.2 Análise espacial e critérios de validação

Na Tabela 29 é apresentada a análise estatística espacial para o magnésio com vários modelos ajustados por MV. Observa-se pouca diferença entre os valores dos parâmetros estimados para $\hat{\phi}_1$. O alcance estimado varia de 1016,13 a 1437,97 m e, pelo coeficiente de efeito pepita relativo E (%), os ajustes indicaram fraca dependência espacial ($25\% < E < 75\%$) (CAMBARDELLA *et al.* 1994).

Tabela 29 Estimação de parâmetros do magnésio por MV com todos os pontos

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
Mg	Exponencial	2,250	0,349	0,116	480,01	1437,97	75,07
	Gaussiano	2,253	0,372	0,096	587,08	1016,13	79,50
	Matérn k=0,7	2,254	0,357	0,111	426,05	1468,53	76,24
	Matérn k=1,0	2,254	0,362	0,107	341,85	1366,88	77,23
	Matérn k=1,5	2,254	0,365	0,103	264,99	1257,06	78,00

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimada; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Na Tabela 30 apresentam-se os critérios de validação de modelos. Considera-se o modelo exponencial como melhor modelo, com parâmetros apresentados na Tabela 29.

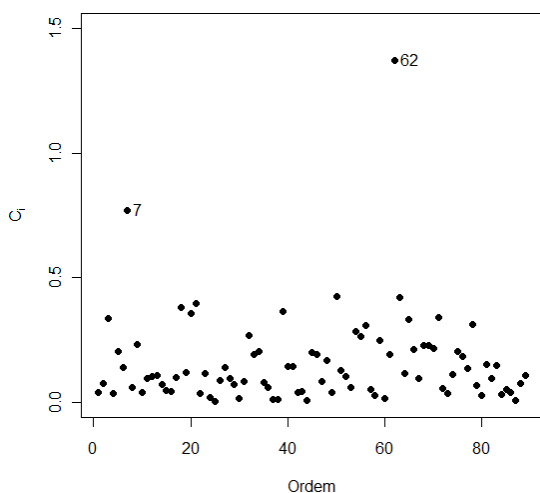
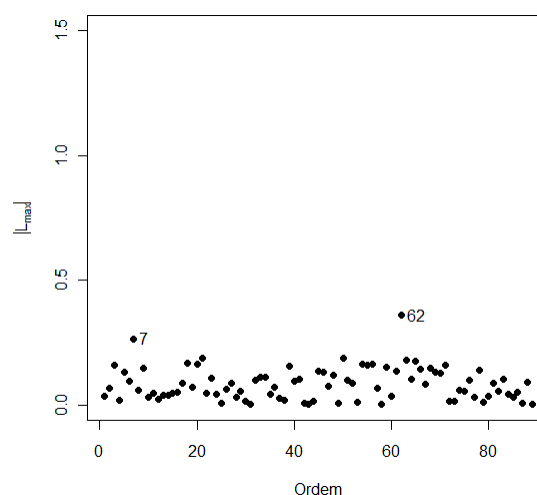
Tabela 30 Validação do modelo Mg com todos os pontos

Variável	Modelo	EM	ER	S_{EM}	S_{ER}	EA	AIC	BIC
Mg	Exponencial	0,00039	0,00031	0,6374	1,0045	45,10	183,38	193,3
	Gaussiano	0,00062	0,00049	0,6344	1,0055	45,12	182,49	192,4
	Matérn k=0,7	0,00047	0,00036	0,6363	1,0047	45,02	183,15	193,1
	Matérn k=1,0	0,00052	0,0004	0,6355	1,0049	45,01	182,95	192,9
	Matérn k=1,5	0,00056	0,00044	0,6349	1,0051	45,02	182,78	192,7

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.4.1.3 Análise de diagnóstico

De acordo com as técnicas de diagnóstico de influência local, considerando a perturbação aditiva apresentada nas Figuras 45 e 46, pela análise verifica-se a presença de pontos influentes, considerando-se as observações nº 62 e nº 7, comuns nos dois gráficos, como pontos influentes. Para avaliação de influência será retirado apenas o ponto 62, por ser de maior valor. Verifica-se, também, que esta observação refere-se ao valor discrepante $4,15 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$, encontrado no estudo do boxplot.

**Figura 45** Gráfico C_i versus a ordem.**Figura 46** Gráfico $|l_{max}|$ versus ordem.

4.1.4.2 Magnésio sem a observação 62

4.1.4.2.1 Análise descritiva

Por meio da nova análise dos dados apresentam-se as estatísticas descritivas para a variável Mg, sem a observação nº 62 (Tabela 31). Verifica-se uma pequena diminuição no

valor médio, máximo, desvio padrão, variância e coeficiente de variação, sendo este alto e de baixa precisão, com 29,87%.

Tabela 31 Estatísticas descritivas magnésio sem o ponto 62 ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$)

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
Mg	89	0,86	2,21	4,15	1,68	2,07	2,66	0,68	0,47	30,87	0,403	-0,406
Mg sem 62	88	0,86	2,18	3,72	1,66	2,06	2,65	0,65	0,42	29,87	0,267	-0,736

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação; ASS: Coeficiente de assimetria; KURT: Coeficiente de curtose.

Pelo gráfico boxplot (Figura 47), os dados apresentam leve assimetria sem observações discrepantes. Pelo postplot (Figura 48) identifica-se que a observação retirada, tinha o valor máximo e estava próxima de valores com níveis inferiores.

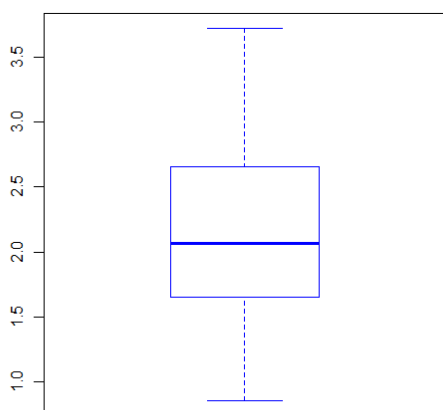


Figura 47 Gráfico boxplot magnésio sem o ponto 62.

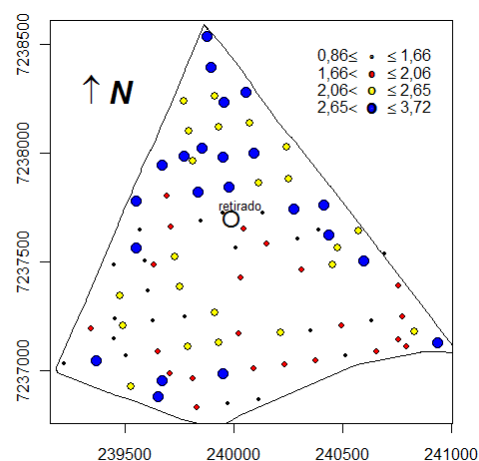


Figura 48 Gráfico postplot magnésio sem o ponto 62.

A retirada do ponto 62, considerada influente, não afetou o estudo da anisotropia, continuidade nem a dependência espacial, como se observa nas Figuras 49 e 50.

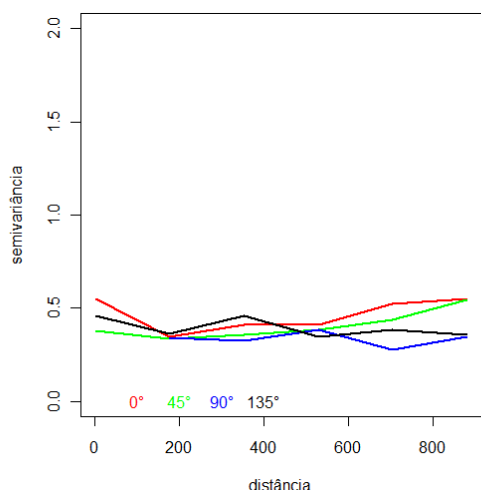


Figura 49 Semivariograma direcional Mg sem o ponto 62.

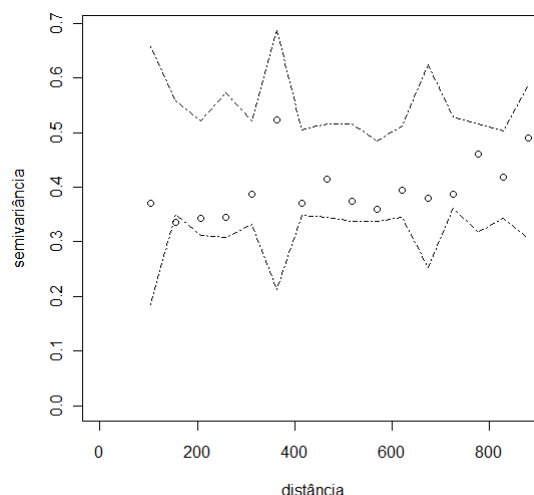


Figura 50 Gráfico de envelopes Mg sem o ponto 62.

4.1.4.2.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 32 é apresentada a análise estatística espacial com os ajustes dos modelos para a variável magnésio sem o ponto 62 considerado influente. Observa-se que o melhor modelo, segundo os critérios de validação apresentados na Tabela 33, foi o exponencial, com alcance estimado de 1079,18 m e parâmetros estimados $\hat{\phi}_1=0,283$, $\hat{\phi}_2=0,145$ e $\hat{\phi}_3=360,24$, considerado de moderada dependência espacial com 66,05% ($25\% < E < 75\%$) (CAMBARDELLA *et al.* 1994).

Tabela 32 Análise estatística espacial magnésio sem o ponto 46 considerado influente

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
Mg	Exponencial	2,241	0,283	0,145	360,24	1079,18	66,05
	Gaussiano	2,210	0,308	0,112	316,09	547,10	73,37
	Matérn k=0,7	2,240	0,294	0,134	299,75	1033,22	68,80
	Matérn k=1,0	2,237	0,302	0,125	241,33	964,97	70,74
	Matérn k=1,5	2,233	0,307	0,119	185,28	878,95	72,15

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimada; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

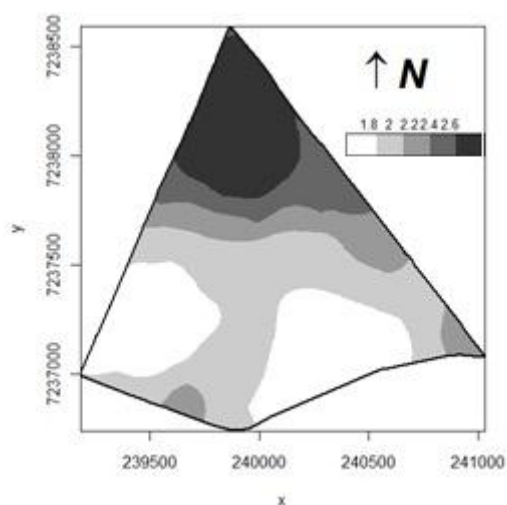
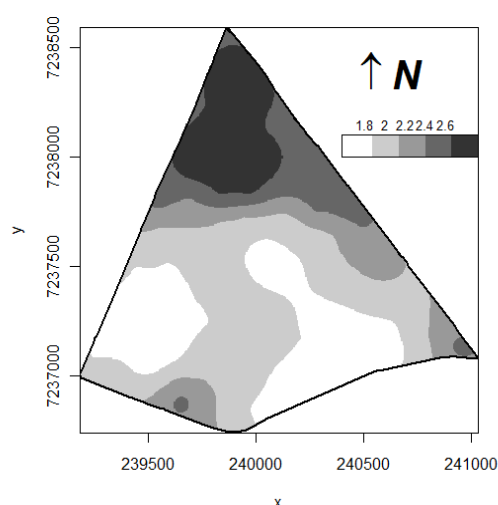
Tabela 33 Validação de modelos Mg sem o ponto 62, considerado influente

Variável	Modelo	EM	ER	S _{EM}	S _{ER}	EA	AIC	BIC
Mg	Exponencial	0,00065	0,00055	0,59957	1,0053	42,590	171,69	181,6
	Gaussiano	0,00078	0,00066	0,59906	1,0057	42,675	171,67	181,6
	Matérn k=0,7	0,00067	0,00057	0,59929	1,0054	42,605	171,61	181,5
	Matérn k=1,0	0,00070	0,00058	0,59912	1,0056	42,632	171,55	181,5
	Matérn k=1,5	0,00072	0,00060	0,59911	1,0057	42,670	171,52	181,4

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM}: desvio padrão médio; S_{ER}: desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.4.3 Construção dos mapas temáticos

Verifica-se que os maiores níveis do nutriente estão localizados na parte norte da área (Figuras 51 e 52), com todos os pontos e sem o ponto 62, respectivamente. Na parte central têm-se os menores índices de nutriente, porém, de acordo com a classificação da COODETEC, os níveis do nutriente são considerados altos acima de $0,80 \text{ cmol}_c \text{ dm}^{-3}$.

**Figura 51** Mapa temático da variável Mg com todos os pontos.**Figura 52** Mapa temático da variável Mg sem o ponto 62.

Como toda área em estudo classificada com valores altos, ao construir os níveis de magnésio no solo para ambos os conjuntos de dados, verifica-se alterações em todos os intervalos de classes (Tabelas 34 e 35), quando analisado sem o ponto influente.

Tabela 34 Intervalo de classes com todos os pontos, segundo os níveis de Mg

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
1,8 l--- 2,0	19352	48,38	28,91
2,0 l--- 2,2	22333	55,83	33,36
2,2 l--- 2,4	8049	20,12	12,02
2,4 l--- 2,6	6062	15,16	9,06
> 2,6	11144	27,86	16,65
Total	66940	167,35	100

Tabela 35 Intervalo de classes sem o ponto 62, segundo os níveis de Mg

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
1,8 l--- 2,0	17690	44,23	26,43
2,0 l--- 2,2	24185	60,46	36,13
2,2 l--- 2,4	8362	20,91	12,49
2,4 l--- 2,6	7666	19,17	11,45
> 2,6	9037	22,59	13,50
Total	66940	167,35	100

Na Tabela 36 apresenta-se a matriz de erros, quantificando o número de pixels do mapa de referência do magnésio com todos os pontos e o mapa modelo, sem o ponto 62, considerado influente. O índice de exatidão global (EG) encontrado para comparação dos mapas foi de 0,72, ou seja, 72% de exatidão, indicando diferenças entre os mapas. Para o índice Kappa de 0,63 considerado com diferenças entre mapas.

Tabela 36 Matriz de erros para a variável magnésio por número de pixels

	Classes ($\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$)	Mapa temático com 89 pontos (referência)					Total
		1,8 l--- 2,0	2,0 l--- 2,2	2,2 l--- 2,4	2,4 l--- 2,6	> 2,6	
Mapa temático com 88 pontos (modelo)	1,8 l--- 2,0	17690	0	0	0	1	17691
	2,0 l--- 2,2	13191	10994	0	0	0	24185
	2,2 l--- 2,4	130	3201	5028	3	0	8362
	2,4 l--- 2,6	0	0	1056	5493	1117	7666
	> 2,6	0	0	0	11	9025	9036
Total		31011	14195	6084	5507	10143	66940
		EG = 0,7205			K ₁ = 0,63		

Notas: EG: Índice de Exatidão Global; K₁: Índice Kappa.

De acordo com os índices de acurácia Global e Kappa, identificam-se diferenças na classificação de mapas, com e sem o ponto influente, em todos os níveis de classificação.

4.1.5 Manganês

Por meio dos níveis de manganês em cada ponto, obtido pelas amostras químicas do solo, realizaram-se análises dos dados pelas estatísticas descritivas e espaciais para a variável com todos os pontos, e sem o ponto considerado influente pela análise de diagnóstico. Posteriormente, foram comparados os mapas construídos com todos os pontos e sem o ponto influente.

4.1.5.1 Análise do manganês com todos os pontos

4.1.5.1.1 Análise descritiva

Na Tabela 37, apresentam-se as estatísticas descritivas para a variável manganês, com 89 pontos amostrados, obtendo-se alto desvio padrão e variância dos dados. Sendo a média de 50,47 mg dm⁻³ considerada boa para o teor de Mn no solo, de acordo com recomendações da COODETEC. Segundo Pimentel Gomes (2000), verifica-se que o coeficiente de variação apresenta-se com alta heterogeneidade, com 39,54%.

Tabela 37 Estatísticas descritivas Mn com todos os pontos (mg dm⁻³)

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
Mn	89	17	50,47	107	37	43	62	19,96	398,25	39,54	0,895	0,127

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; Var: Variação dos dados; CV: coeficiente de variação;

Na Figura 53, tem-se o gráfico boxplot com dados apresentando assimetria à direita, e com duas observações discrepantes 103 e 107 mg dm⁻³, amostras 76 e 85 respectivamente. Para o gráfico postplot (Figura 54), identificam-se pontos com valores altos na região Norte da área, onde também podemos localizar os pontos discrepantes.

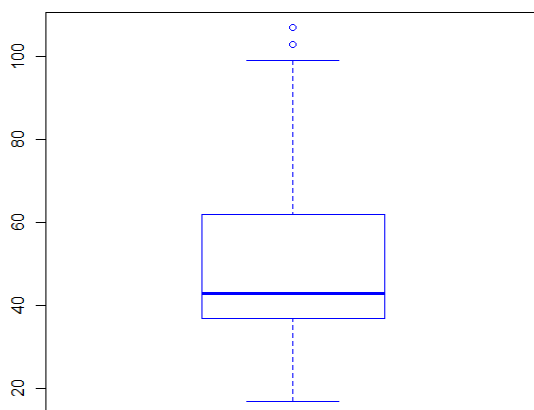


Figura 53 Gráfico boxplot manganês com todos os pontos.

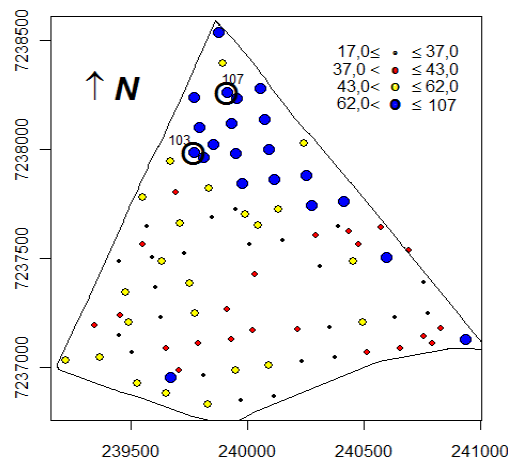


Figura 54 Gráfico postplot manganês com todos os pontos.

Devido à não similaridade das semivariâncias nas direções, assume-se que a distribuição dos dados é denominada anisotrópica geométrica nas direções 45° e 135°, com ângulo da direção de maior continuidade $F_a = 4,62$. A anisotropia geométrica foi corrigida por transformações lineares (DIGGLE; RIBEIRO JUNIOR, 2007), as quais são usadas na

rotação e dilatação das coordenadas espaciais apresentadas na Figura 55. Verifica-se, também, a dependência dos dados, com vários pontos fora dos limites pelo gráfico de envelopes na Figura 56.

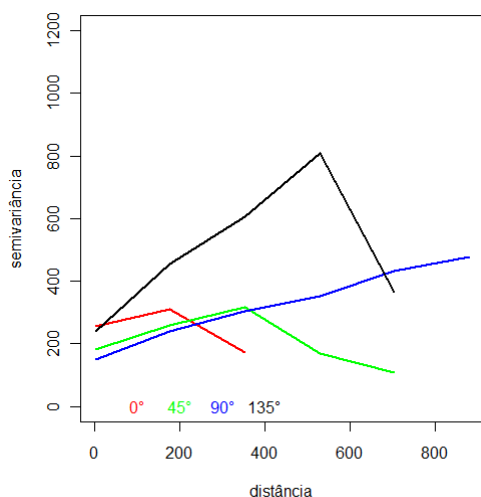


Figura 55 Semivariograma direcional manganês todos os pontos.

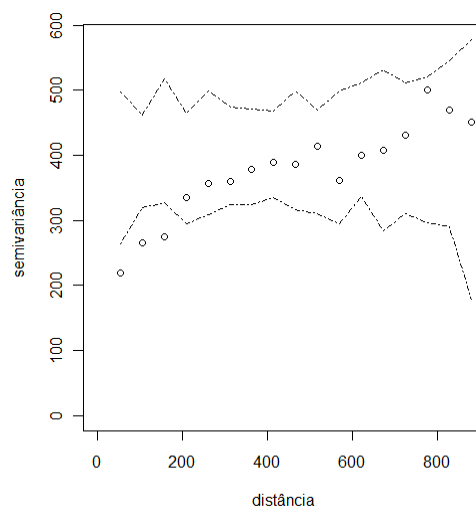


Figura 56 Gráfico de envelopes manganês com todos pontos.

4.1.5.1.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 38 é apresentada a análise estatística espacial para a variável manganês, em que foi considerado, pelos critérios de validação (Tabela 39), o modelo teórico gaussiano o melhor ajustado por MV. Encontra-se o alcance com raio de dependência de 319,03 m, com parâmetros estimados $\hat{\phi}_1 = 184,85$, $\hat{\phi}_2 = 235,56$, $\hat{\phi}_3 = 184,32$ e pelo coeficiente de efeito pepita relativo E (%), os ajustes indicaram moderada dependência espacial com 43,97% ($25\% < E < 75\%$) (CAMBARDELLA *et al.* 1994).

Tabela 38 Análise estatística espacial Mn para todos os pontos

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
Mn	Exponencial	54,22	145,88	278,76	221,66	664,03	34,35
	Gaussiano	53,41	184,85	235,56	184,32	319,03	43,97
	Matérn k=0,7	54,12	160,63	262,55	169,97	585,87	37,96
	Matérn k=1,0	53,99	170,79	250,48	129,22	516,68	40,54
	Matérn k=1,5	53,99	179,21	245,79	100,00	474,37	42,17

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimado; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

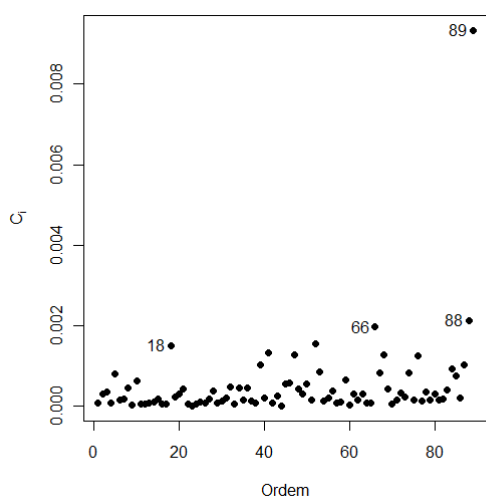
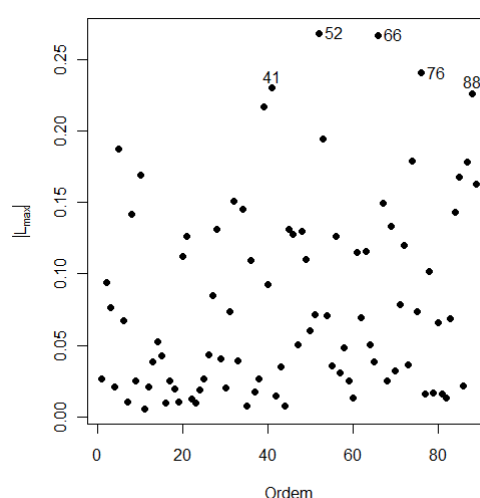
Tabela 39 Validação de modelos da variável Mn com todos os pontos

Variável	Modelo	EM	ER	Dpe	SER	EA	AIC	BIC
Mn	Exponencial	0,0887	0,00249	15,6440	1,00996	1059,45	759,94	769,9
	Gaussiano	0,0873	0,00242	15,4210	1,01070	1041,09	758,84	768,8
	Matérn k=0,7	0,0912	0,00257	15,6148	1,01030	1056,85	759,75	769,7
	Matérn k=1,0	0,0923	0,00261	15,5858	1,01046	1054,51	759,59	769,5
	Matérn k=1,5	0,0912	0,00258	15,5515	1,01040	1053,20	759,45	769,4

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; Dpe: desvio padrão médio; SER: desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.5.1.3 Análise de diagnóstico

Foram aplicadas técnicas gráficas de diagnóstico de influência local, com a finalidade de avaliar se alguma observação estaria exercendo algum tipo de influência no afastamento da verossimilhança. Pelas técnicas utilizadas, apresentadas nas Figuras 57 e 58, os pontos nº 66 e nº 88 em comum nos dois gráficos, são consideradas influentes.

**Figura 57** Gráfico C_i versus a ordem.**Figura 58** Gráfico $|l_{max}|$ versus ordem.

Para a análise de influência foi considerado e retirado o ponto nº 66.

4.1.5.2 Análise do manganês sem a observação 66

4.1.5.2.1 Análise descritiva

Na nova análise dos dados, apresentam-se as estatísticas descritivas para a variável manganês, sem a observação 66 (Tabela 40). Em comparação aos dados totais da variável, verifica-se que se tem uma pequena diminuição no valor médio, desvio padrão, variância e coeficiente de variação.

Tabela 40 Estatísticas descritivas Mn sem o ponto 66 (mg dm^{-3})

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV
Mn	89	17	50,47	107	37	43	62	19,96	398,25	39,54
Mn sem 66	88	17	49,92	107	37	43	60,5	19,37	375,45	38,81

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação;

Pelo gráfico boxplot (Figura 59), os dados apresentam leve assimetria e com duas observações discrepantes. Na Figura 60, gráfico postplot, identifica-se que a observação retirada tinha um valor de 99 mg dm^{-3} e não foi considerada como ponto discrepante.

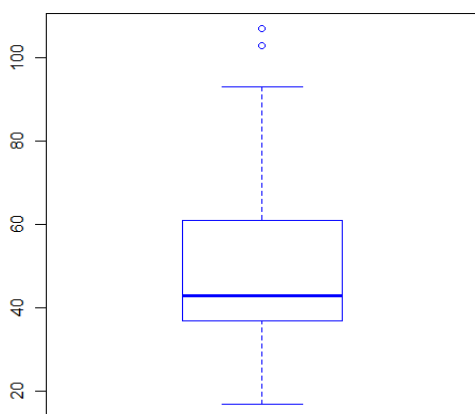


Figura 59 Gráfico boxplot manganês sem o ponto 66.

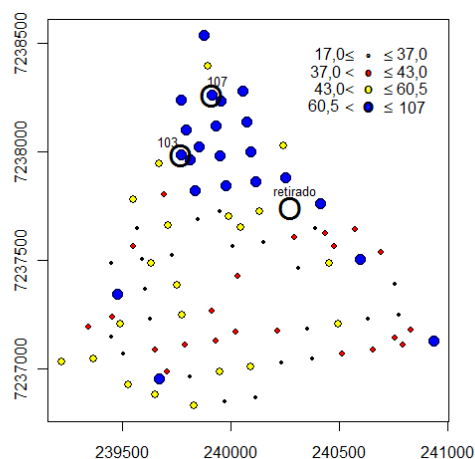


Figura 60 Gráfico postplot manganês sem o ponto 66.

Devido a não similaridade das semivariâncias nas direções 0° , 45° , 90° e 135° , assume-se que a distribuição é anisotrópica geométrica nas direções 0° e 90° , com ângulo da direção de maior continuidade $F_0 = 2,1$. A anisotropia geométrica foi corrigida por transformações lineares (DIGGLE; RIBEIRO JUNIOR, 2007), as quais são usadas na rotação e dilatação das coordenadas espaciais apresentadas na Figura 61. Por estas

coordenadas transformadas, analisam-se os dados espacialmente para ajuste de melhor modelo. Verifica-se também a dependência dos dados, com vários pontos fora dos limites, pelo gráfico de envelopes (Figura 62).

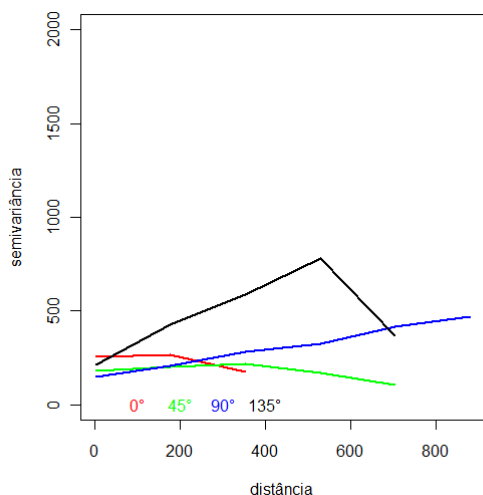


Figura 61 Semivariograma direcional Mn sem 66.

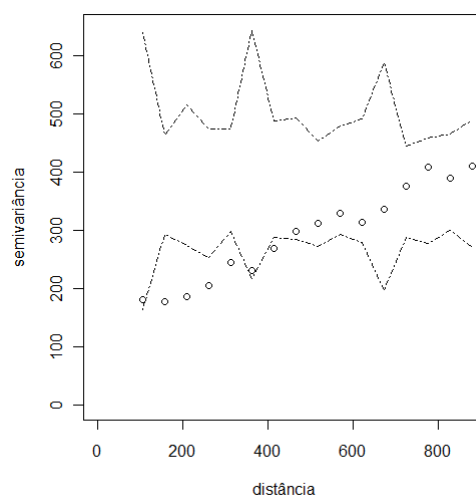


Figura 62 Gráfico de envelopes Mn sem o ponto 66.

4.1.5.2.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 41 é apresentada a análise estatística espacial para a variável manganês, sem o ponto 66, em que foi considerado pelos critérios de validação (Tabela 42) o melhor ajuste o modelo teórico gaussiano por MV. Encontra-se alcance estimado com raio de dependência de 357,30 m, com parâmetros estimados $\hat{\phi}_1 = 171,09$, $\hat{\phi}_2 = 220,20$, $\hat{\phi}_3 = 206,44$ e moderada dependência espacial com 43,72%.

Tabela 41 Análise estatística espacial manganês sem o ponto 66 considerado influente

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
Mn	Exponencial	53,78	132,21	260,84	244,59	732,73	33,64
	Gaussiano	53,18	171,09	220,20	206,44	357,30	43,72
	Matérn k=0,7	53,67	145,89	246,17	187,31	645,65	37,21
	Matérn k=1,0	53,55	155,47	234,94	142,29	568,94	39,82
	Matérn k=1,5	53,43	162,32	226,79	106,29	504,21	41,72

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimado; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Tabela 42 Critérios de validação do modelo sem o ponto 66

Variável	Modelo	EM	ER	D _{pe}	S _{ER}	EA	AIC	BIC
Mn	Exponencial	0,0656	0,0018	14,7764	1,00970	1010,27	741,70	751,6
	Gaussiano	0,0887	0,0026	14,7281	1,01279	1005,08	741,22	751,1
	Matérn k=0,7	0,0712	0,0020	14,7658	1,01043	1009,17	741,54	751,4
	Matérn k=1,0	0,0762	0,0022	14,7594	1,01099	1008,61	741,43	751,3
	Matérn k=1,5	0,0804	0,0023	14,7562	1,01144	1008,62	741,37	751,3

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; D_{pe}: desvio padrão médio; S_{ER}: desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.5.3 Construção dos mapas temáticos

Pela técnica da krigagem, que considera as características espaciais do modelo ajustado, confeccionaram-se os mapas temáticos para o atributo químico manganês com todos os pontos e sem a observação 66 (Figuras 63 e 64). Verificam-se os maiores níveis do nutriente na parte Norte da área, mas a maioria da área com níveis de Mn abaixo de 40 mg dm⁻³, classificados pela COODETEC como bom.

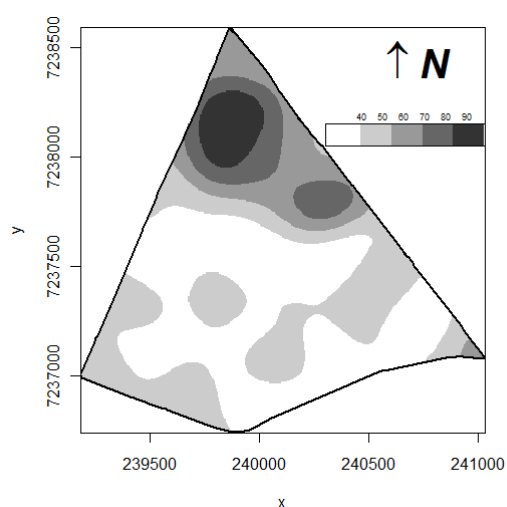


Figura 63 Mapa temático da variável Mn com todos os pontos.

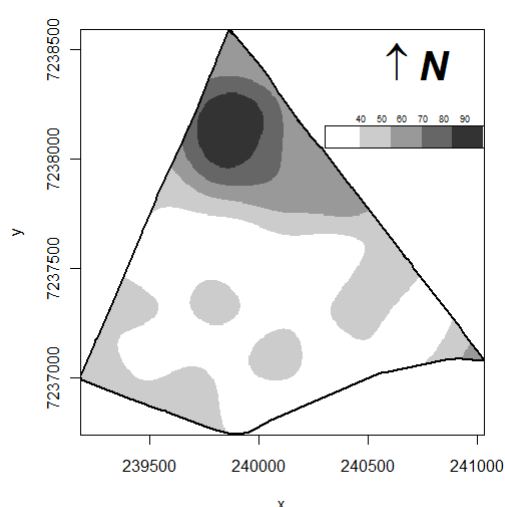


Figura 64 Mapa temático da variável Mn sem 66.

Quando analisada a variável sem a observação 66, nota-se aumento da classe entre 40 a 50 mg dm³ para 48,71%, diminuição da classe 50 a 60 mg dm³ para 28,28% da área, (Tabelas 43 e 44), sendo considerado com bom nível de manganês no solo, de acordo com Oliveira (2007).

Tabela 43 Intervalo de classes com todos pontos, segundo os níveis de Mn

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
40 l--- 50	29580	73,95	44,19
50 l--- 60	21056	52,64	31,46
60 l--- 70	7550	18,88	11,28
70 l--- 80	5510	13,78	8,23
> 80	3244	8,11	4,85
Total	66940	167,35	100

Tabela 44 Intervalo de classes sem o ponto 66, segundo os níveis de Mn

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
40 l--- 50	32604	81,51	48,71
50 l--- 60	18933	47,33	28,28
60 l--- 70	7962	19,91	11,89
70 l--- 80	4159	10,40	6,21
> 80	3282	8,21	4,90
Total	66940	167,35	100

Pela matriz de erros (Tabela 45), quantificam-se os pixels do mapa de referência do Mn com todos os pontos e do mapa modelo sem o ponto 66, considerado influente. O índice de exatidão global (EG), encontrado para comparação dos mapas, foi de 0,93, ou seja, 93% de exatidão, o que indica que os mapas apresentam-se iguais. Pelo índice Kappa de 0,90 também se considera os mapas iguais.

Tabela 45 Matriz de erros para a variável manganês em número de pixels

	Classes (g dm ⁻³)	Mapa temático com 89 pontos (referência)					Total
		40 l--- 50	50 l--- 60	60 l--- 70	70 l--- 80	> 80	
Mapa temático com 88 pontos (modelo)	40 l--- 50	32516	88	0	0	1	32605
	50 l--- 60	2275	16651	7	0	0	18933
	60 l--- 70	149	1272	6529	12	0	7962
	70 l--- 80	0	0	258	3879	22	4159
	> 80	0	0	0	122	3159	3281
Total		34940	18011	6794	4013	3182	66940
		EG = 0,93			K ₁ = 0,90		

Notas: EG: Índice de Exatidão Global; K₁: Índice Kappa.

Pelos índices de acurácia Global e Kappa, identificam-se diferenças na classificação de mapas com e sem o ponto influente nas classes 1^a, 2^a e 4^a de classificação.

4.1.6 Fósforo

Pelos níveis de fósforo, obtidos em cada ponto, pelas amostras químicas do solo, realizaram-se análises dos dados pelas estatísticas descritivas e espaciais para a variável com todos os pontos e sem o ponto considerado influente pela análise de diagnóstico. Posteriormente, foram comparados os mapas construídos com todos os pontos e sem o ponto considerado influente.

4.1.6.1 Análise do fósforo com todos os pontos

4.1.6.1.1 Análise descritiva

Apresentam-se as estatísticas descritivas para a variável fósforo (Tabela 46), com média de $10,71 \text{ mg dm}^{-3}$, considerada muito alta para o teor de P no solo, de acordo com as recomendações da COODETEC, com CV apresentado com alta heterogeneidade, de 49,15%.

Tabela 46 Estatísticas descritivas P com todos os pontos (mg dm^{-3})

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
P	89	2,9	10,71	24,2	7,0	10,1	13,2	5,27	27,74	49,15	0,871	0,240

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; Var: Variação dos dados; CV: coeficiente de variação;

Pelo gráfico boxplot (Figura 65), os dados apresentam leve assimetria, e com quatro observações discrepantes, valores de 24,60, 23,60, 23,30 e 22,80 mg dm^{-3} , amostras de nº 30, 86, 19 e 16, respectivamente no conjunto de dados. Na Figura 66, apresenta-se o gráfico postplot com dados não apresentando tendências direcionais.

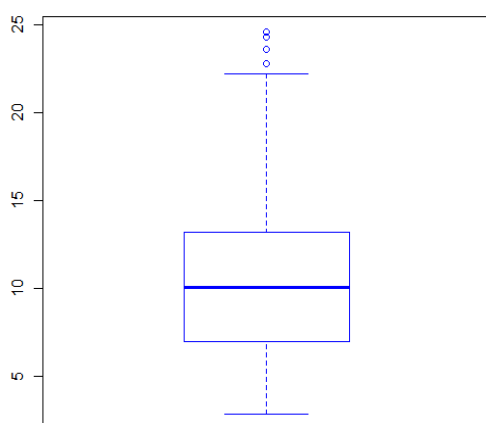


Figura 65 Gráfico boxplot para fósforo com todos os pontos.

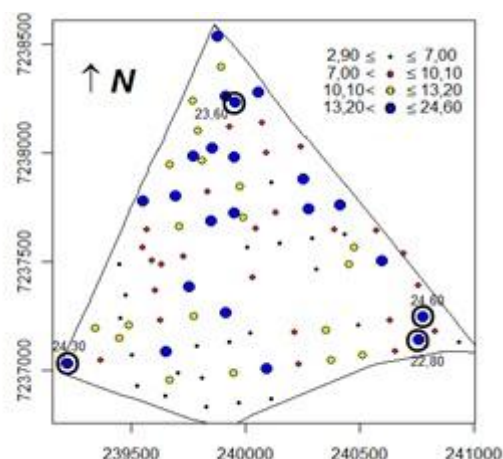


Figura 66 Gráfico postplot para o fósforo com todos os pontos.

Com a similaridade dos semivariogramas nas direções 0° , 45° , 90° e 135° , assume-se que a distribuição dos dados é isotrópica (Figura 67). Verifica-se pelo gráfico de envelopes (Figura 68), calculado em cada intervalo, pelos valores máximos e mínimos dos

semivariogramas, a dependência espacial dos dados, com pontos fora dos limites do gráfico.

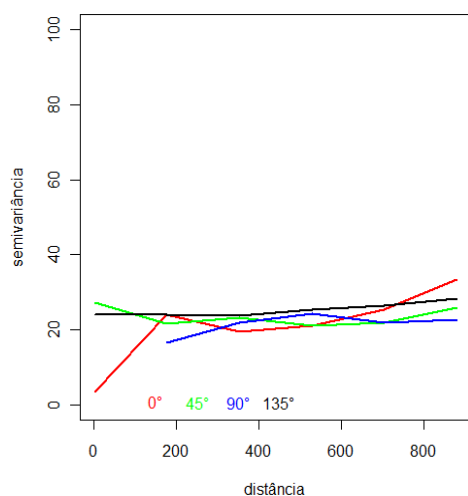


Figura 67 Semivariograma direcional fósforo todos os pontos.

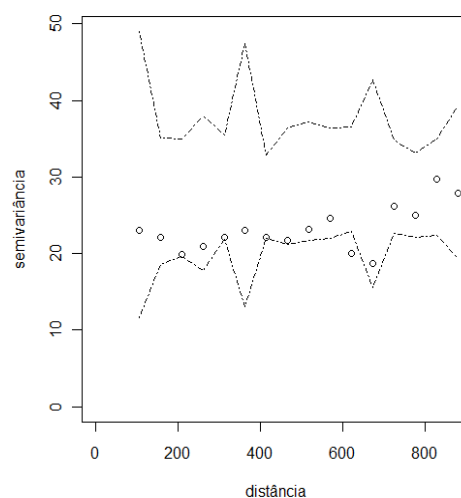


Figura 68 Gráfico de envelopes fósforo com todos pontos.

4.1.6.1.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 47 é apresentada a análise estatística espacial para o fósforo, em que foi considerado pelos critérios de validação (Tabela 48), o modelo teórico exponencial com parâmetros estimados por MV. Os parâmetros estimados são $\hat{\phi}_1 = 20,002$, $\hat{\phi}_2 = 8,393$, $\hat{\phi}_3 = 400,00$ e alcance estimado de 1198,31 m. Os coeficientes de efeito pepita relativo E (%), para os modelos, indicaram fraca e moderada dependência espacial ($25\% < E < 75\%$) (CAMBARDELLA *et al.* 1994), considerado de moderada dependência com 70,44% para o modelo ajustado.

Tabela 47 Análise estatística espacial P com todos os pontos

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
P	Exponencial	11,381	20,002	8,393	400,00	1198,31	70,44
	Gaussiano	10,993	21,140	6,874	312,65	541,14	75,46
	Matérn k=0,7	11,475	21,069	7,556	390,00	1344,31	73,60
	Matérn k=1,0	11,586	21,827	7,051	370,01	1479,51	75,58
	Matérn k=1,5	11,790	22,390	7,090	260,02	1707,88	75,95

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimado; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

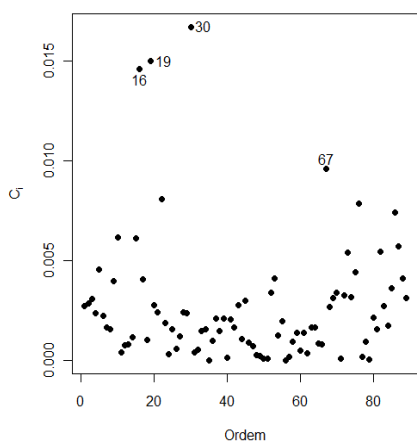
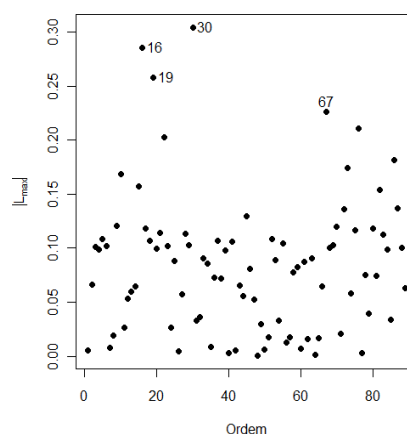
Tabela 48 Validação do modelo P com todos os pontos

Variável	Modelo	EM	ER	S _{EM}	S _{ER}	EA	AIC	BIC
P	Exponencial	0,007	0,00070	4,9944	1,0107	355,80	548,24	558,2
	Gaussiano	0,008	0,00076	4,9959	1,0109	35620	548,29	558,3
	Matérn k=0,7	0,009	0,00088	4,9957	1,0109	35585	548,19	558,1
	Matérn k=1,0	0,010	0,00101	4,9976	1,0110	355,74	548,15	558,1
	Matérn k=1,5	0,011	0,00113	4,9965	1,0111	355,12	548,08	558,0

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM}: desvio padrão médio; S_{ER}: desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.6.1.3 Análise de diagnóstico

As técnicas gráficas de diagnóstico de influência local (Figuras 69 e 70) mostraram a presença de pontos influentes, consideradas as observações 30, 19, 16 e 67 comuns nos dois gráficos. Retirou-se apenas o ponto mais alto entre estes, a amostra nº 30 (24,60 mg dm⁻³), como ponto influente no afastamento da verossimilhança, para nova análise dos dados. Verifica-se, também, que se trata de um dos pontos discrepantes encontrado no conjunto de dados, sendo o valor máximo.

**Figura 69** Gráfico C_i versus a ordem.**Figura 70** Gráfico $|l_{max}|$ versus ordem.

4.1.6.2 Análise do fósforo sem a observação 30

4.1.6.2.1 Análise descritiva

Na nova análise dos dados apresentam-se as estatísticas descritivas para o fósforo sem a observação 30 (Tabela 49). Em comparação aos dados com todos os pontos

analisados, verifica-se uma pequena diminuição nos valores médios, máximo, desvio padrão, variância e coeficiente de variação.

Tabela 49 Estatísticas descritivas P sem o ponto 30 (mg dm^{-3})

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
P	89	2,9	10,71	24,6	7,0	10,1	13,2	5,27	27,74	49,15	0,871	0,240
P sem 30	88	2,9	10,56	24,3	6,97	10	13,05	5,08	25,92	48,20	0,841	0,248

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação;

No gráfico boxplot (Figura 71), os dados apresentam-se assimétricos, com três observações discrepantes. Na Figura 72, apresenta-se o gráfico postplot, identificando que a observação retirada tinha o valor máximo, e estava próxima de valores com menores níveis de nutriente.

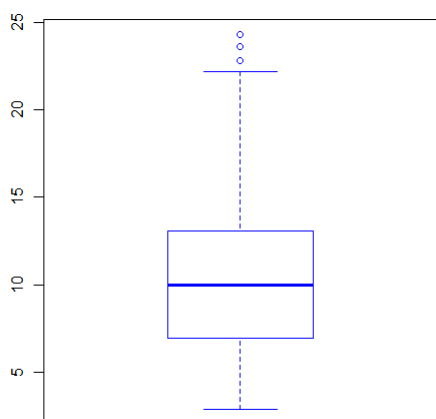


Figura 71 Gráfico boxplot para o fósforo sem o ponto 30.

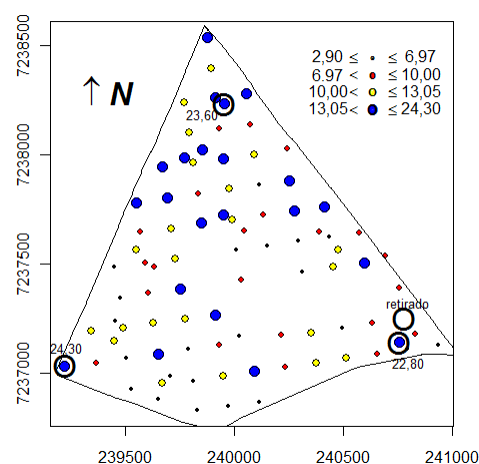


Figura 72 Gráfico postplot para o fósforo sem o ponto 30.

Com a retirada do ponto 30, considerado influente, verifica-se que não houve mudança no estudo da anisotropia, continuidade nem a dependência dos dados, como pode ser observado nas Figuras 73 e 74.

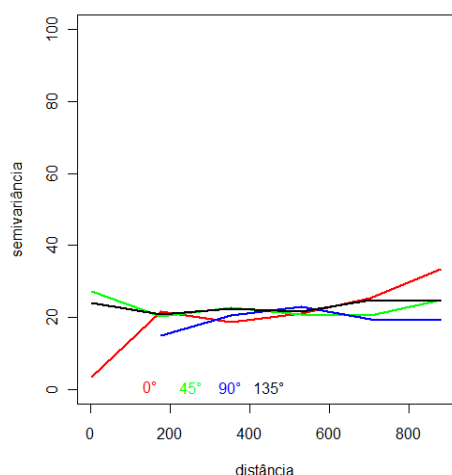


Figura 73 Semivariograma direcional P sem o ponto 30.

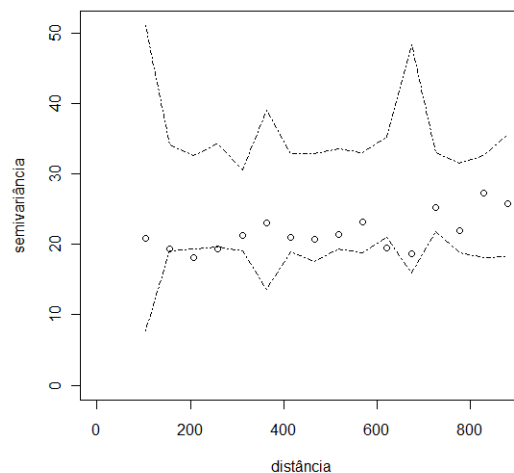


Figura 74 Gráfico de envelopes P sem o ponto 30.

4.1.6.2.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 50 é apresentada a análise estatística espacial para o fósforo sem o ponto 30, com o modelo gaussiano considerado o melhor ajuste pela validação dos modelos (Tabela 51). O raio de dependência estimado entre as amostras encontrado foi de 554,1 m, com coeficiente de efeito pepita relativo de moderada dependência espacial 72,15% ($25\% < E < 75\%$) (CAMBARDELLA *et al.* 1994), e parâmetros estimados $\hat{\phi}_1 = 18,999$, $\hat{\phi}_2 = 7,333$, e $\hat{\phi}_3 = 320,14$.

Tabela 50 Análise estatística espacial do fósforo sem o ponto 30 considerado influente

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
P	Exponencial	11,288	18,338	8,451	480,00	1437,97	68,45
	Gaussiano	10,875	18,999	7,333	320,14	554,10	72,15
	Matérn k=0,7	11,401	19,346	7,822	480,00	1654,53	71,21
	Matérn k=1,0	11,526	20,037	7,527	460,01	1839,36	72,69
	Matérn k=1,5	11,753	20,513	7,986	450,01	2134,79	71,98

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimada; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Tabela 51 Critérios de validação para escolha melhor ajuste do fósforo sem o ponto 30

Variável	Modelo	EM	ER	SEM	SER	EA	AIC	BIC
P	Exponencial	0,01224	0,00125	4,786	1,0130	336,276	534,621	544,6
	Gaussiano	0,01048	0,00107	4,7765	1,1146	335,372	534,227	544,3
	Matérn k=0,7	0,01194	0,00123	4,7761	1,01154	335,433	534,424	544,4
	Matérn k=1,0	0,01269	0,00132	4,7757	1,01145	335,306	534,349	544,4
	Matérn k=1,5	0,01306	0,00136	4,7764	1,01123	334,49	534,412	544,4

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.6.3 Construção dos mapas temáticos

Pela técnica da krigagem, confeccionaram-se os mapas temáticos para o atributo químico fósforo, com todos os pontos e sem a observação 30 (Figuras 75 e 76). Verifica-se que os maiores níveis do nutriente estão localizados na parte norte da área, na parte central estão os menores índices de nutriente, porém de acordo com a classificação da COODETEC, os níveis do nutriente são considerados muito altos para a cultura da soja, acima de $9,00 \text{ mg dm}^{-3}$.

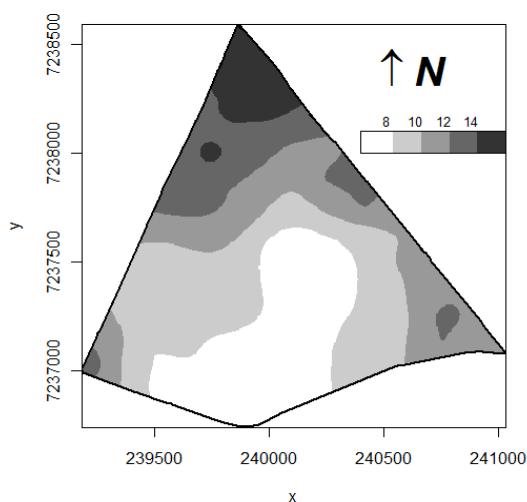


Figura 75 Mapa temático da variável P com todos os pontos.

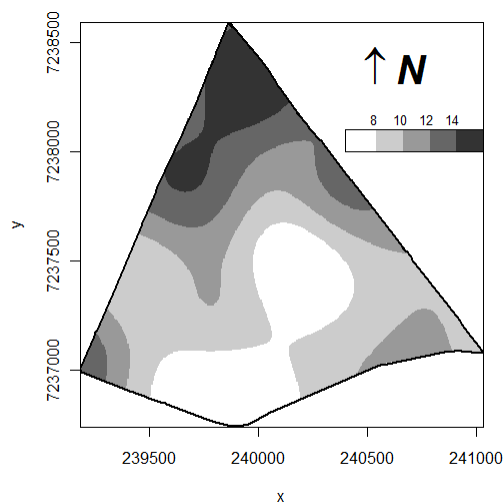


Figura 76 Mapa temático da variável P sem a observação 30.

Verifica-se que toda área tem alto nível do nutriente de $6,01$ a $9,00 \text{ g dm}^{-3}$, acima destes é classificado como muito alto. Quando comparados, com todos os pontos e sem o ponto 30, obtêm-se aumento na classe dividida entre $8,0$ a $10,00 \text{ g dm}^{-3}$, (Tabelas 52 e 53).

Tabela 52 Intervalo de classes com todos os pontos, segundo os níveis de P

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
6,0 l--- 8,0	17787	44,47	26,57
8,0 l--- 10,0	21133	52,83	31,57
10,0 l--- 12,0	14513	36,28	21,68
12,0 l--- 14,0	9104	22,76	13,60
> 14,0	4403	1101	6,58
Total	66940	167,35	100

Tabela 53 Intervalo de classes sem o ponto 30, segundo os níveis de P

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
6,0 l--- 8,0	14994	37,49	22,40
8,0 l--- 10,0	24373	60,93	36,41
10,0 l--- 12,0	12799	32,00	19,12
12,0 l--- 14,0	8299	20,75	12,40
> 14,0	6475	16,19	9,67
Total	66940	167,35	100

Pela matriz de erros (Tabela 54), quantificam-se os pixels do mapa de referência do fósforo com todos os pontos e ao mapa modelo sem o ponto 30, considerado influente. O índice exatidão global encontrado para comparação dos mapas foi de 0,68, ou seja, 68% de exatidão, indicando diferenças nos mapas. O índice Kappa com 0,58 também apresenta diferenças.

Tabela 54 Matriz de erros para a variável P

Classes g dm ⁻³		Mapa temático com 89 pontos (referência)					Total
		6,0l--- 8,0	8,0l--- 10,0	10,0l---12,0	12,0l---14,0	> 14,0	
Mapa temático com 88 pontos (modelo)	6,0 l--- 8,0	14994	0	0	0	1	14995
	8,0 l--- 10,0	9405	14968	0	0	0	24373
	10,0 l--- 12,0	546	5569	6684	0	0	12799
	12,0 l--- 14,0	0	0	2596	5703	0	8299
	> 14,0	0	0	0	2810	3664	6474
Total		24945	20537	9280	8513	3665	66940
		EG = 0,68			K ₁ = 0,58		

Notas: EG: Índice de Exatidão Global; K₁: Índice Kappa.

Pelos índices de acurácia encontrados, verificam-se diferenças entre os mapas em todas as classes, modificando os níveis de alto para muito alto (OLIVEIRA, 2007).

4.1.7 Produtividade da soja

No estudo da produtividade da soja (t ha⁻¹), coletada em uma área de 0,90 m² para cada ponto amostral, foram realizadas análises dos dados por estatísticas descritivas e espaciais com todos os pontos e sem o ponto considerado influente pela análise de

diagnóstico de influência local. Finalmente, foram comparados os mapas construídos com a produtividade real e sem o ponto considerado influente.

4.1.7.1 Análise da produtividade da soja com todos os pontos

4.1.7.1.1 Análise descritiva

Na Tabela 55 apresentam-se as estatísticas descritivas para a produtividade da soja, com 89 pontos analisados, com média de 3,56 t ha⁻¹, considerada alta em comparação à produtividade Estadual e Nacional para as safras 2008/2009 e 2009/2010 (CONAB, 2010). Segundo Pimentel Gomes (2000), verifica-se que, de acordo com o coeficiente de variação, os dados apresentam-se homogêneos com 15,10%.

Tabela 55 Estatísticas descritivas produtividade com todos os pontos (t ha⁻¹)

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
Produt.	89	2,12	3,56	5,13	3,23	3,55	3,85	0,54	0,29	15,10	0,303	0,777

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; Var: Variação dos dados; CV: coeficiente de variação;

Pelo gráfico boxplot (Figura 77), os dados apresentam-se simétricos e com quatro observações discrepantes: 5,13, 4,94, 4,93 e 2,12 t ha⁻¹, amostras de nº 38, 18, 67 e 34, respectivamente no conjunto de dados. Pelo gráfico postplot (Figura 78), verifica-se que os dados apresentam-se sem tendência direcional.

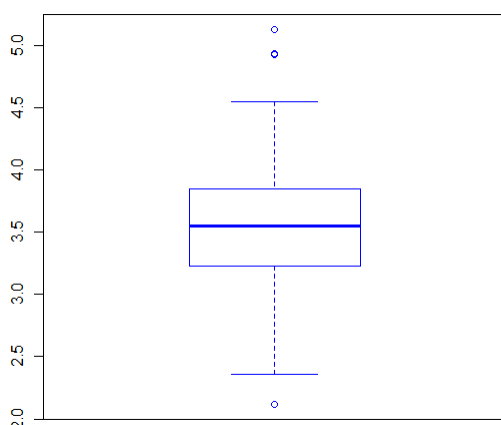


Figura 77 Gráfico boxplot produtividade com todos os pontos.

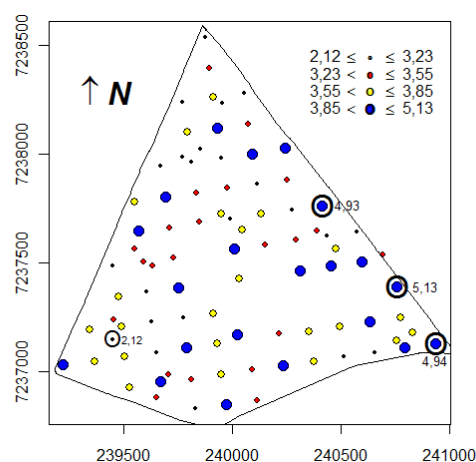


Figura 78 Gráfico postplot produtividade com todos os pontos.

Devido à similaridade dos semivariogramas nas direções 0°, 45° 90° e 135°, assume-se que a distribuição dos dados é isotrópica (Figura 79). Verifica-se também a dependência dos dados, com um ponto fora dos limites, pelo gráfico de envelopes na Figura 80.

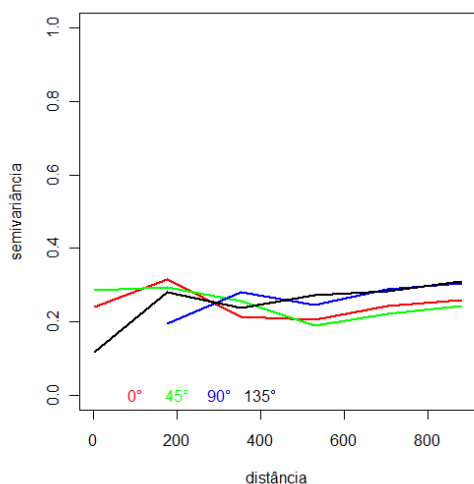


Figura 79 Semivariograma direcional produtividade todos os pontos.

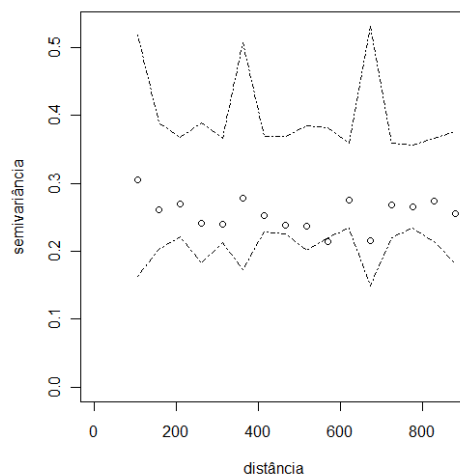


Figura 80 Gráfico de envelopes produtividade com todos pontos.

4.1.7.1.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 56 apresenta-se a análise estatística espacial para a produtividade. O modelo teórico Matérn com Kappa 1,5 foi considerado pelos critérios de validação o melhor ajuste (Tabela 57), sendo os parâmetros estimados por MV. O alcance estimado delimita um raio de dependência espacial de 383,49 m e coeficiente de efeito pepita relativo de 93,05%, considerado como fraca dependência.

Tabela 56 Estimação dos parâmetros produtividade por MV com todos os pontos

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
Produt.	Exponencial	3,575	0,2535	0,0328	129,479	387,886	88,54
	Gaussiano	3,579	0,000	0,2863	58,9545	102,04	0,00
	Matérn k=0,7	3,574	0,2592	0,0271	115,196	397,068	90,53
	Matérn k=1,0	3,573	0,2632	0,0231	98,6708	394,538	91,93
	Matérn k=1,5	3,573	0,2663	0,0199	80,8388	383,489	93,05

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimado; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

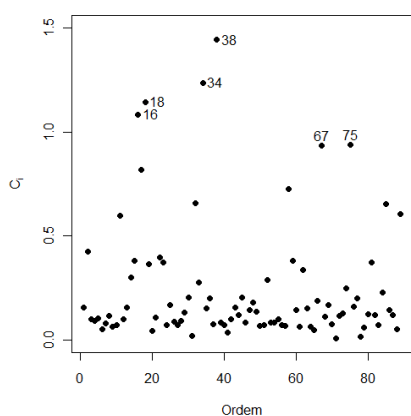
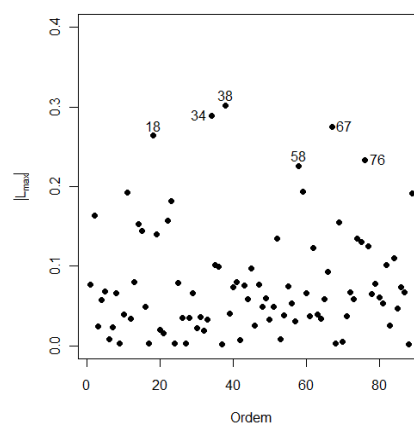
Tabela 57 Validação do modelo produtividade com todos os pontos

Variável	Modelo	EM	ER	SEM	SER	EA	AIC	BIC
Produt.	Exponencial	0,00058	0,00054	0,5407	1,0104	36,138	148,83	158,8
	Gaussiano	0,00488	0,00483	0,5344	1,0152	35,901	148,94	158,9
	Matérn k=0,7	0,00053	0,00050	0,5409	1,0104	36,137	148,86	158,8
	Matérn k=1,0	0,00049	0,00046	0,5412	1,0104	36,140	148,90	158,8
	Matérn k=1,5	0,00045	0,00042	0,5415	1,0105	36,144	146,66	156,6

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; S_{EM} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.7.1.2 Análises de diagnósticos

Foram aplicadas técnicas gráficas de diagnóstico de influência local, para o modelo Matérn com Kappa 1.5 (Figuras 81 e 82), identificando-se pela análise a presença de pontos influentes, com as observações 38, 34, 18 e 67 comuns nos dois gráficos. Retira-se apenas o ponto mais alto entre estes, a amostra 38, como ponto influente, para nova análise dos dados. Verifica-se também que se trata de um dos pontos discrepantes no conjunto de dados, com o valor máximo ($5,13 \text{ t ha}^{-1}$).

**Figura 81** Gráfico C_i versus a ordem.**Figura 82** Gráfico $|l_{max}|$ versus ordem.

4.1.7.2 Análise da produtividade da soja sem a observação 38

4.1.7.2.1 Análise descritiva

Na nova análise dos dados apresentam-se as estatísticas descritivas para a variável produtividade da soja sem a observação 38 (Tabela 58). Em comparação aos dados totais

da variável verifica-se que há uma pequena diminuição no valor médio, máximo, desvio padrão, variância e coeficiente de variação, sendo este apresentado baixo com boa precisão, com 14,50%.

Tabela 58 Estatísticas descritivas produtividade sem o ponto 38 ($t\ ha^{-1}$)

Variável	n	Mín	Média	Máx	Q1	Q2	Q3	DP	Var	CV	ASS	KURT
Produt.	89	2,12	3,56	5,13	3,23	3,55	3,85	0,54	0,29	15,10	0,303	0,777
Produt. sem 38	88	2,12	3,55	4,94	3,23	3,55	3,83	0,51	0,26	14,50	-0,012	0,016

Notas: n: número de dados; Mín.: valor mínimo; Máx.: valor máximo; Q1: primeiro quartil; Q2: mediana; Q3: terceiro quartil; DP: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação;

Pelo gráfico boxplot (Figura 83) os dados apresentam-se simétricos, com três observações discrepantes. No gráfico postplot (Figura 84) identifica-se que a observação retirada tinha o valor máximo, mas não próxima de pontos com níveis inferiores.

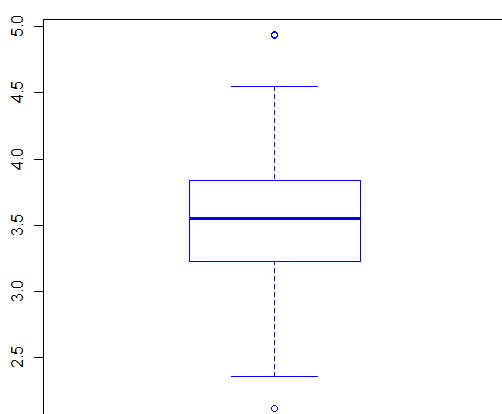


Figura 83 Gráfico boxplot produtividade sem o ponto 38.

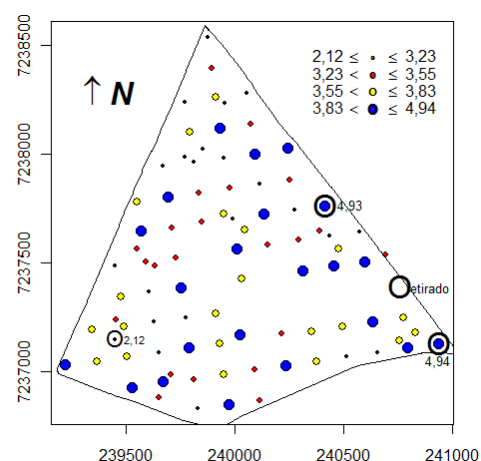


Figura 84 Gráfico postplot produtividade sem o ponto 38.

Devido à similaridade dos semivariogramas nas direções 0° , 45° , 90° e 135° , com pouca variabilidade, assume-se que a distribuição dos dados é isotrópica (Figura 85). Verifica-se também a dependência dos dados, com um ponto fora dos limites, pelo gráfico de envelopes na Figura 86.

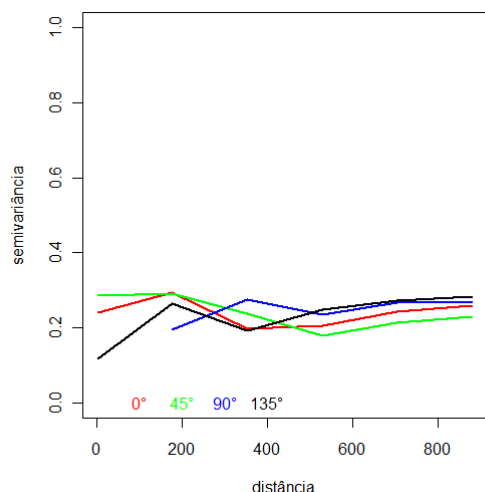


Figura 85 Semivariograma direcional produtividade sem o ponto 38.

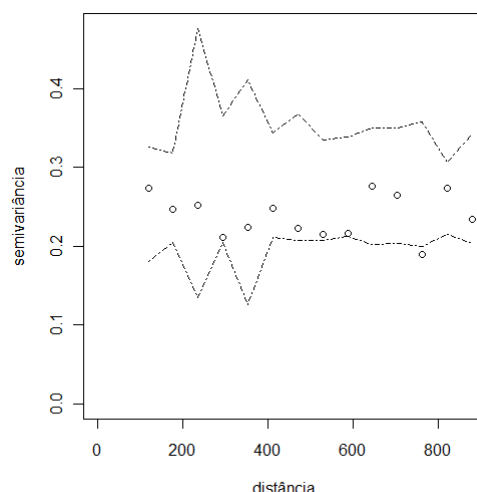


Figura 86 Gráfico de envelopes produtividade sem o ponto 38.

4.1.7.2.2 Análise da estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Na Tabela 59 apresenta-se a análise estatística espacial para a produtividade. O modelo teórico gaussiano foi ajustado com parâmetros estimados por MV, segundo os critérios de validação de modelos (Tabela 60). O alcance estimado para a produtividade sem o ponto influente delimita um raio de dependência espacial de 97,98 m.

Tabela 59 Análise estatística espacial produtividade sem o ponto 38 considerado influente

Variável	Modelo	$\hat{\beta}$	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	E (%)
Produt.	Exponencial	3,555	0,00	0,259	34,34	102,87	0,00
	Gaussiano	3,558	0,00	0,261	56,61	97,98	0,00
	Matérn k=0,7	3,556	0,00	0,259	30,29	104,41	0,00
	Matérn k=1,0	3,557	0,00	0,259	26,28	105,08	0,00
	Matérn k=1,5	3,557	0,00	0,259	22,11	104,90	0,00

Notas: $\hat{\beta}$: média estimada dos dados; $\hat{\phi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\phi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\phi}_3$: função do alcance estimado; $\hat{a}$: alcance estimado (m); E: efeito pepita relativo (%), $E = \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2) \times 100$.

Tabela 60 Validação do modelo produtividade sem o ponto 38

Variável	Modelo	EM	ER	SEM	SER	EA	AIC	BIC
Produt.	Exponencial	0,0015	0,0015	0,5126	1,0078	34,280	138,23	148,10
	Gaussiano	0,0039	0,0040	0,5102	1,0136	34,067	137,20	147,10
	Matérn k=0,7	0,0019	0,0018	0,5119	1,0080	34,254	138,05	148,00
	Matérn k=1,0	0,0022	0,0022	0,5113	1,0084	34,216	137,86	147,80
	Matérn k=1,5	0,0026	0,0026	0,5108	1,0090	34,164	137,67	147,60

Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; D_{pe} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.1.7.3 Construção dos mapas temáticos

Confeccionando os mapas temáticos por krigagem para a produtividade da soja com todos os pontos e sem a observação nº 38 (Figuras 87 e 88), verifica-se na Figura 87 que os maiores níveis do nutriente estão localizados na parte leste da área. Porém, de acordo com os dados da CONAB (2010), praticamente toda área teve produtividade superior às médias Estadual e Nacional. Quando retirado o ponto influente, verifica-se que toda a área torna-se homogênea ficando entre 3,5 e 4,0 t ha⁻¹ de produtividade. Isto mostra como um ponto influente modifica o mapa da produtividade.

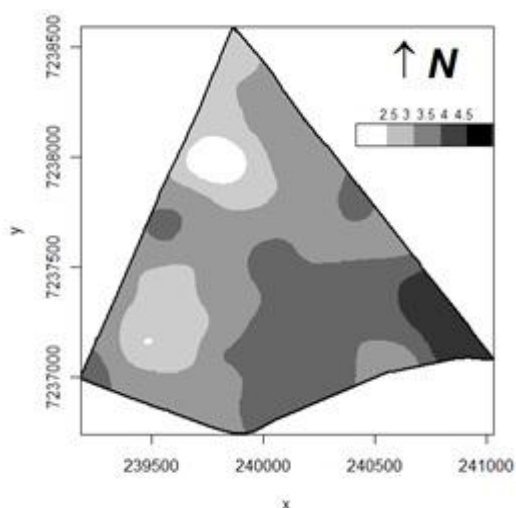


Figura 87 Mapa temático da variável produtividade com todos os pontos.

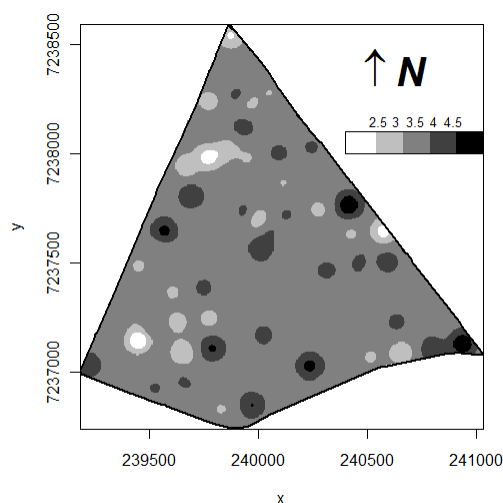


Figura 88 Mapa temático da variável produtividade sem o ponto 38.

Verifica-se que 43,21% da área, com todos os pontos, está classificada entre 3,5 e 4,0 t ha⁻¹ e 30,54% entre 4,0 e 4,5 t ha⁻¹. Quando retirado o ponto influente, verifica-se aumento da classe entre 3,5 e 4,0 t ha⁻¹ para 83,30% e diminuição entre 4,0 e 4,5 t ha⁻¹ para 8,98% da área, conforme as Tabelas 61 e 62.

Tabela 61 Intervalo de classes com todos pontos, segundo os níveis da produtividade

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
2,5 l--- 3,0	1808	4,52	2,70
3,0 l--- 3,5	12343	30,86	18,44
3,5 l--- 4,0	28922	72,31	43,21
4,0 l--- 4,5	20445	51,11	30,54
4,5	3422	8,56	5,11
Total	66940	167,35	100

Tabela 62 Intervalo de classes sem o ponto 38, segundo os níveis da produtividade

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
2,5 l--- 3,0	465	1,16	0,69
3,0 l--- 3,5	4108	10,27	6,14
3,5 l--- 4,0	55761	139,40	83,30
4,0 l--- 4,5	5999	15,00	8,96
4,5	607	1,52	0,91
Total	66940	167,35	100

Pela matriz de erros (Tabela 63), quantificam-se os pixels do mapa de referência da produtividade com todos os pontos e o mapa modelo, sem o ponto 38, considerado influente. O índice de exatidão global encontrado para comparação dos mapas foi de 0,35, ou seja, 35% de exatidão, indicando grandes diferenças nos mapas. O índice Kappa de 0,1426 foi considerado com desempenho ruim de classificação (FONSECA, 2000).

Tabela 63 Matriz de erros para a variável produtividade

	Classes g dm^{-3}	Mapa temático com 89 pontos (referência)					Total
		2,5	3,0	3,5	4,0	4,5	
Mapa temático com 88 pontos (modelo)	2,5	465	0	0	0	0	465
	3,0	0	4108	0	0	0	4108
	3,5	19044	13692	15820	6585	620	55761
	4,0	0	192	1779	3400	628	5999
	4,5	0	0	35	356	216	607
Total		19509	17992	17634	10341	1464	66940
		EG = 0,35866			$K_1 = 0,1426$		

Notas: EG: Índice de Exatidão Global; K_1 : Índice Kappa.

De acordo com os índices de acurácia, observa-se a grande diferença entre os mapas, quando retirado o ponto influente. A produtividade, na maior parte da área, variou entre 3,5 e 4,0 t ha^{-1} .

4.2 Análise da produtividade da soja com covariáveis

Nesta seção foi realizado o estudo da variabilidade espacial da produtividade da soja (Z) em função das covariáveis C, Ca, K, Mg, Mn e P, por um modelo espacial linear (MSL), a média $Z(s)$ de é definida como: $\mu(s) = \beta_1 + \beta_2 C(s) + \beta_3 Ca(s) + \beta_4 K(s) + \beta_5 Mg(s) + \beta_6 Mn(s) + \beta_7 P(s)$, e a estrutura de função covariância como $\Sigma = \varphi_1 I_n + \varphi_2 R\varphi_3$.

Para a estimação dos parâmetros foi utilizado o método de MV e para a interpolação foi utilizada a krigagem universal.

4.2.1 Análise de estrutura de dependência espacial e critérios de validação

Nas Tabelas 64 e 65 são apresentados os parâmetros por MV para o MSL utilizando covariáveis. O modelo ajustado foi o gaussiano. Verifica-se que o raio de dependência entre as covariáveis foi de 114,62 m. Em todos os modelos os ajustes de $\hat{\varphi}_1$ foram iguais a 0,00 e o valor máximo do logaritmo da função verossimilhança de -67,56.

Tabela 64 Parâmetros estimados de φ para o MSL

Variável	Modelo	$\hat{\varphi}_1$	$\hat{\varphi}_2$	$\hat{\varphi}_3$	$\hat{a}$	MLL
Produt.	Exponencial	0,000	0,2757	38,7864	116,1937	-68,45
	Gaussiano	0,000	0,2797	66,2271	114,6271	-67,56
	Matérn k=0,7	0,000	0,2759	34,1975	117,8747	-68,34
	Matérn k=1,0	0,000	0,2761	29,7166	118,8223	-68,21
	Matérn k=1,5	0,000	0,2766	25,0897	119,0221	-68,07

Notas: $\hat{\varphi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\varphi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\varphi}_3$: função do alcance estimado; $\hat{a}$: alcance estimado (m); MLL: valor máximo do logaritmo da função verossimilhança

Tabela 65 Parâmetros estimados no MSL da produtividade

Variável	Modelo	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$	$\hat{\beta}_7$
Produt.	Exponencial	3,5854	0,0098	-0,0549	0,6716	0,0215	-0,0006	-0,0129
	Gaussiano	3,5703	0,0121	-0,0638	0,8649	-0,0239	0,0010	-0,0140
	Matérn k=0,7	3,5877	0,0099	-0,0560	0,6892	0,0168	-0,0004	-0,0130
	Matérn k=1,0	3,5892	0,0101	-0,0571	0,7096	0,0114	-0,0002	-0,0132
	Matérn k=1,5	3,5894	0,0103	-0,0583	0,7342	0,0051	0,0001	-0,0133

Para a validação do modelo gaussiano (Tabela 66) foram considerados os menores valores para o desvio padrão médio, erro absoluto e critérios de Akaike e Bayesiano, em comparação com os outros modelos ajustados.

Tabela 66 Validação do modelo ajustado para o MSL

Variável	Modelo	EM	ER	SEM	SER	EA	AIC	BIC
Produt.	Exponencial	-0,00003	0,0007	0,5616	1,039	38,003	156,91	181,80
	Gaussiano	0,00234	0,0037	0,5590	1,049	37,686	155,11	180,00
	Matérn k=0,7	0,00025	0,0010	0,5609	1,040	37,976	156,68	181,60
	Matérn k=1,0	0,00058	0,0014	0,5604	1,040	37,947	156,42	181,30
	Matérn k=1,5	0,00094	0,0019	0,5599	1,041	37,908	156,15	181,00

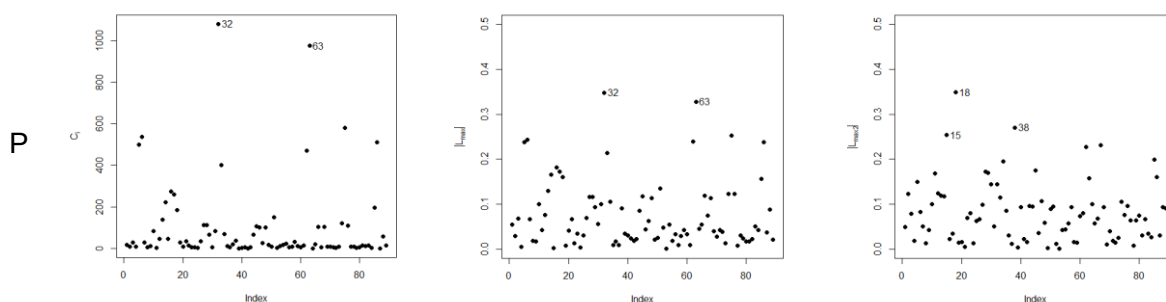
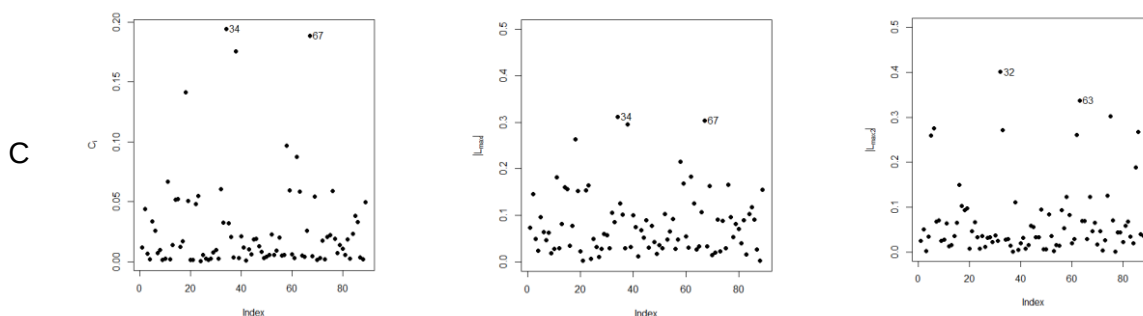
Notas: EM: erro médio; ER: erro médio reduzido; D_{pe} : desvio padrão médio; S_{ER} : desvio padrão reduzido; EA: erro absoluto; AIC: critério de informação de Akaike; BIC: critério de informação Bayesiano.

4.2.2 Perturbação na matriz de covariáveis (X)

A perturbação na matriz de covariáveis (X) é obtida pela técnica de influência local, para analisar a sensibilidade dos estimadores de máxima verossimilhança a pequenas perturbações nos dados ou nos modelos lineares espaciais.

São considerados influentes pelas técnicas de diagnóstico, pelo gráfico dos coeficientes C_i versus a ordem, gráfico $|l_{max}|$ versus ordem e gráfico $|l_{max2}|$ versus ordem, para cada covariável estudada, os pontos 32 para o fósforo e manganês, 34 para carbono, cálcio e potássio e 67 para o magnésio.

Gráficos de influência local (perturbação na matriz de covariáveis (X))

**Figura 89** Técnicas de diagnóstico na covariável P. Gráficos C_i , $|L_{max}|$, $|L_{max2}|$.**Figura 90** Técnicas de diagnóstico na covariável C. Gráficos C_i , $|L_{max}|$, $|L_{max2}|$.

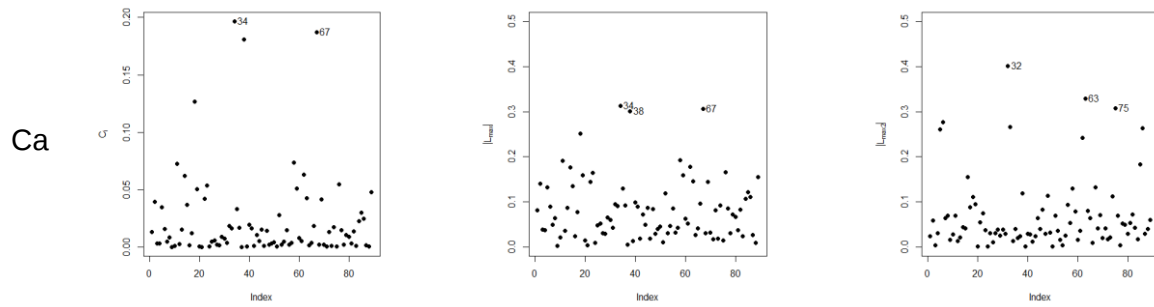


Figura 91 Técnicas de diagnóstico na covariável Ca. Gráficos C_i , $|L_{\max}|$, $|L_{\max2}|$.

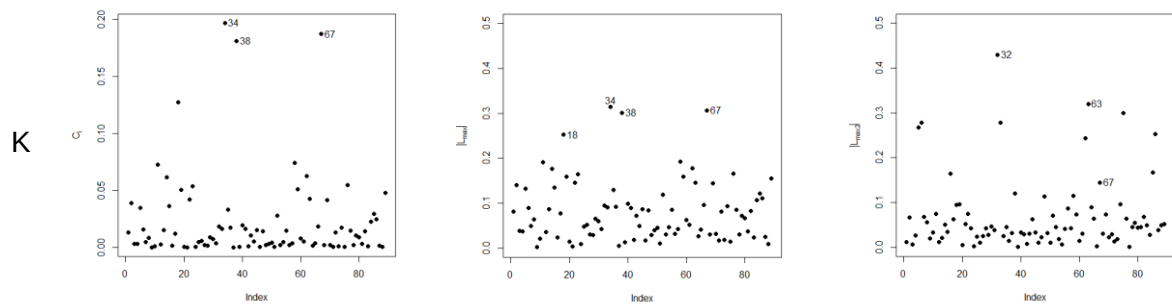


Figura 92 Técnicas de diagnóstico na covariável K. Gráficos C_i , $|L_{\max}|$, $|L_{\max2}|$.

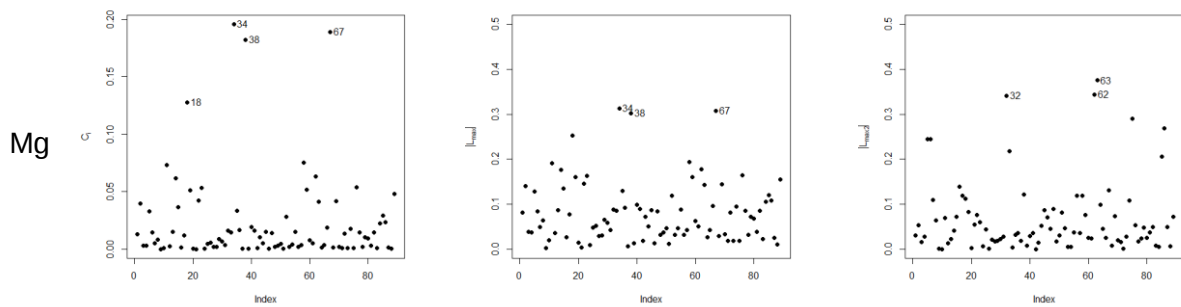


Figura 93 Técnicas de diagnóstico na covariável Mg. Gráficos C_i , $|L_{\max}|$, $|L_{\max2}|$.

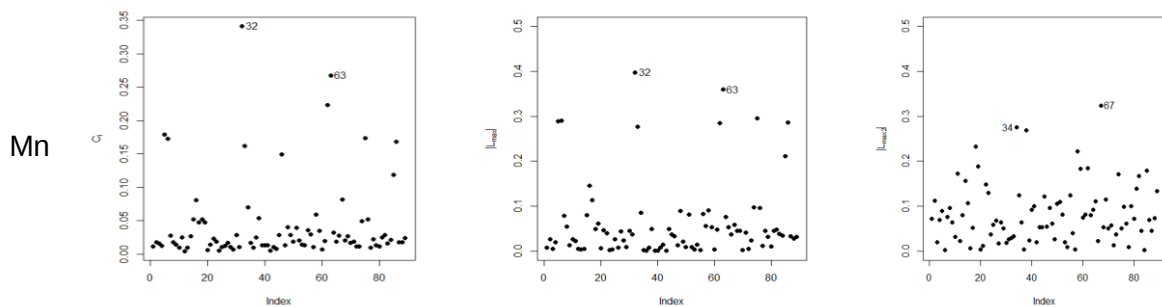


Figura 94 Técnicas de diagnóstico na covariável Mn. Gráficos C_i , $|L_{\max}|$, $|L_{\max2}|$.

Pela perturbação na matriz de covariáveis obtêm-se os parâmetros estimados (Tabela 67) para a produtividade da soja geral, com a análise em cada covariável em estudo, definindo-se a média do processo estocástico $\mu(s)$, dada por: $\mu(s) = \beta_1 + \beta_2 C + \beta_3 Ca + \beta_4 K + \beta_5 Mg + \beta_6 Mn + \beta_7 P$. Comparando-se as estimativas obtidas a partir do conjunto de dados para a produtividade geral com as estimativas obtidas pela perturbação em cada covariável, verifica-se que o parâmetro estimado $\hat{\beta}_1$ diminuiu, quando perturbada a variável magnésio; para as outras variáveis a média da produtividade aumentou.

Tabela 67 Parâmetros estimados

Ponto influente	Análise da Covariável						
	Geral	P	C	Ca	K	Mg	Mn
	-	32	34	34	34	67	32
Modelo	Gaussiano	Gaussiano	Gaussiano	Gaussiano	Gaussiano	Gaussiano	Gaussiano
$\hat{\beta}_1$	35,703 (0,509)	37,676 (0,542)	37,130 (0,488)	37,130 (0,488)	37,130 (0,488)	35,541 (0,482)	37,676 (0,542)
$\hat{\beta}_2$	0,0121 (0,022)	0,0067 (0,023)	-0,0709 (0,065)	-0,0709 (0,065)	-0,0709 (0,065)	-0,0005 (0,004)	0,0067 (0,023)
$\hat{\beta}_3$	-0,0638 (0,068)	-0,0548 (0,069)	0,6201 (0,746)	0,6201 (0,746)	0,6201 (0,746)	-0,0204 (0,011)	-0,0548 (0,069)
$\hat{\beta}_4$	0,8649 (0,785)	0,5403 (0,844)	-0,0569 (0,108)	-0,0569 (0,108)	-0,0569 (0,108)	0,0154 (0,021)	0,5403 (0,844)
$\hat{\beta}_5$	-0,0239 (0,116)	-0,0652 (0,113)	0,0011 (0,004)	0,0011 (0,004)	0,0011 (0,004)	-0,0647 (0,065)	-0,0652 (0,113)
$\hat{\beta}_6$	0,0010 (0,004)	0,0021 (0,004)	-0,0104 (0,011)	-0,0104 (0,011)	-0,0104 (0,011)	11,746 (0,752)	0,0021 (0,004)
$\hat{\beta}_7$	-0,0140 (0,011)	-0,0137 (0,011)	0,0116 (0,021)	0,0116 (0,021)	0,0116 (0,021)	-0,0276 (0,111)	-0,0137 (0,011)
$\hat{\varphi}_1$	0,0000 (0,200)	0,0000 (0,128)	0,0000 (0,121)	0,0000 (0,121)	0,0000 (0,121)	0,0000 (0,200)	0,0000 (0,128)
$\hat{\varphi}_2$	0,2797 (0,207)	0,2860 (0,138)	0,2589 (0,130)	0,2589 (0,130)	0,2589 (0,130)	0,2501 (0,206)	0,2860 (0,138)
$\hat{\varphi}_3$	662,271 (-30,922)	741,311 (-25,154)	734,466 (-26,251)	734,466 (-26,251)	734,466 (-26,251)	645,868 (-32,600)	741,311 (-25,154)
$\hat{a}$	114,63	128,31	127,12	127,12	127,12	111,79	128,31
MLL	-67,56	-67,00	-62,54	-62,54	-62,54	-62,04	-67,00

Notas: $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_7$: parâmetros estimados por MV; $\hat{\varphi}_1$: efeito pepita estimado; $\hat{\varphi}_2$: contribuição estimada; $\hat{\varphi}_3$: função do alcance estimado; $\hat{a}$: alcance estimado (m); MLL: valor máximo do logaritmo da função verossimilhança, entre parênteses desvio padrão.

4.2.3 Construção dos mapas temáticos com covariáveis

Nas Figuras 95, 96, 97, 98, 99, 100 e 101 apresentam-se os mapas temáticos dos conjuntos de dados: produtividade geral e produtividade para cada covariável perturbada, confeccionados por meio da interpolação por krigagem universal, a qual utiliza as covariáveis para a estimação dos parâmetros. Todos os mapas foram construídos utilizando-se o modelo gaussiano. Verificam-se maiores diferenças quando perturbadas as variáveis carbono e cálcio e maior homogeneidade no mapa da produtividade quando se perturba o potássio.

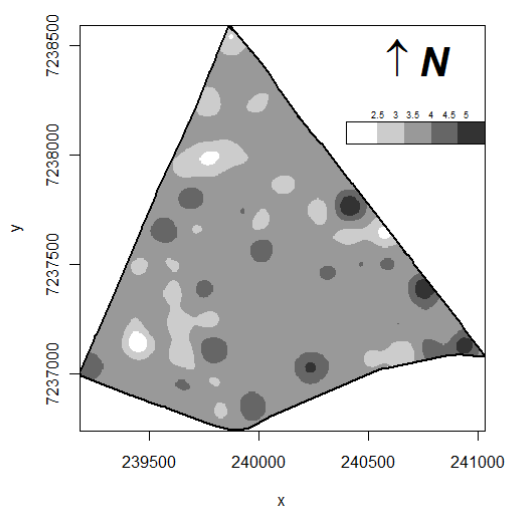


Figura 95 Mapa temático geral da produtividade com todos os pontos.

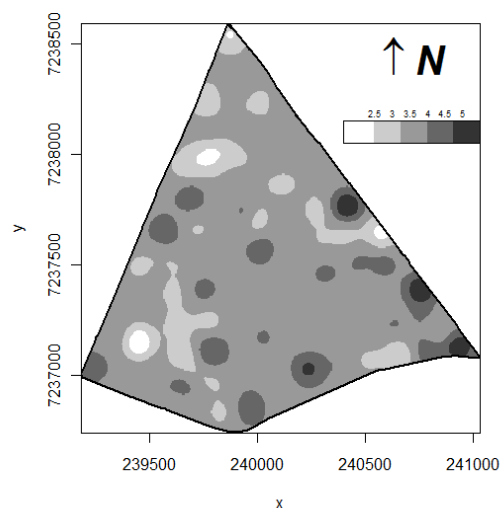


Figura 96 Mapa temático da produtividade sem o ponto 32 no estudo da perturbação da covariável P.

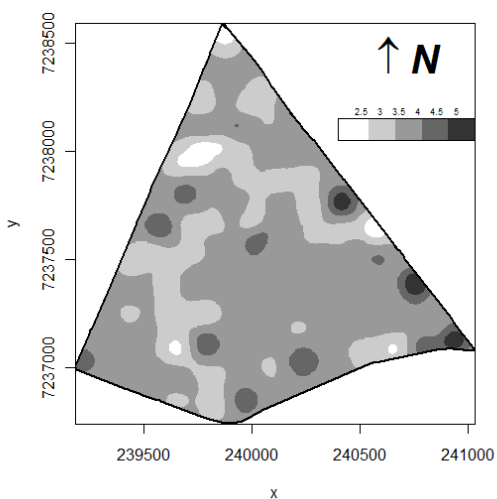
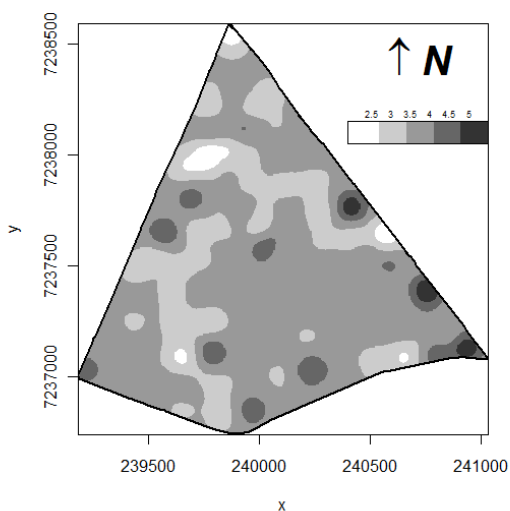


Figura 97 Mapa temático da produtividade sem o ponto 34 no estudo da perturbação da covariável C.

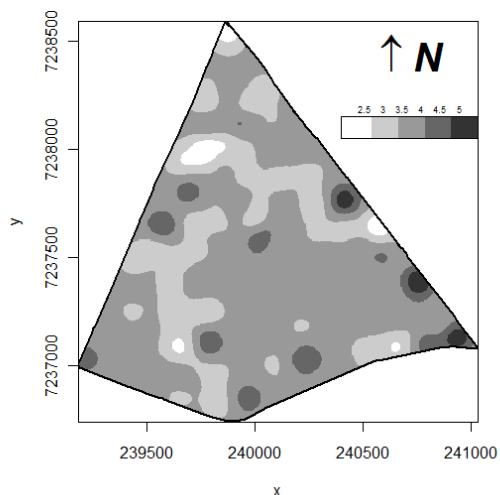


Figura 98 Mapa temático da produtividade sem o ponto 34 no estudo da perturbação da covariável Ca.

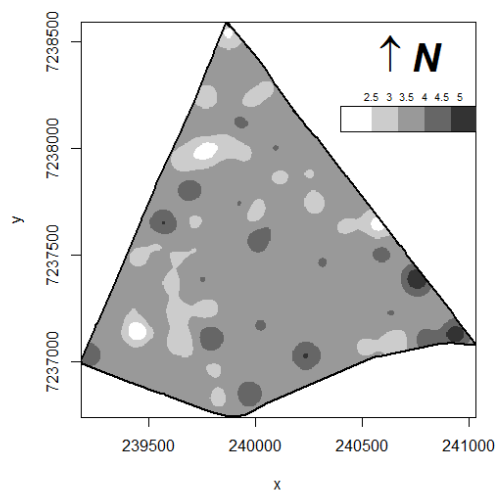


Figura 99 Mapa temático da produtividade sem o ponto 34 no estudo da perturbação da covariável K.

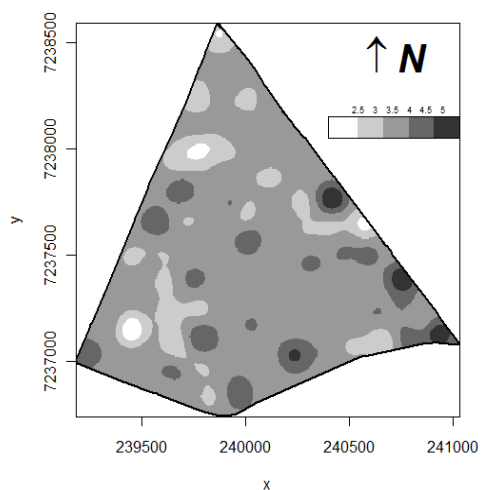


Figura 100 Mapa temático da produtividade sem o ponto 67 no estudo da perturbação da covariável Mg.

Figura 101 Mapa temático da produtividade sem o ponto 32 no estudo da perturbação da covariável Mn.

Quando comparados os intervalos de classes para a produtividade geral, com os intervalos de classes dos estudos das perturbações nas covariáveis Tabelas 68 a 74, verifica-se que as maiores variações da produtividade ficam entre a segunda classe de 3,0 a 3,5 e a terceira classe de 3,5 a 4,0 t ha⁻¹.

Tabela 68 Intervalo de classes da produtividade (Geral com todos os pontos)

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
2,5 l--- 3,0	549	1,37	0,82
3,0 l--- 3,5	7737	19,34	11,56
3,5 l--- 4,0	52720	131,80	78,76
4,0 l--- 4,5	5200	13,00	7,77
> 4,5	734	1,84	1,10
Total	66940	167,35	100

Tabela 69 Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 32 (perturbação fósforo)

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
2,5 l--- 3,0	720	1,80	1,08
3,0 l--- 3,5	8975	22,44	13,41
3,5 l--- 4,0	49116	122,79	73,37
4,0 l--- 4,5	7153	17,88	10,69
> 4,5	976	2,44	1,46
Total	66940	167,35	100

Tabela 70 Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 34 (perturbação carbono)

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área%
2,5 l--- 3,0	1273	3,18	1,90
3,0 l--- 3,5	17421	43,55	26,0
3,5 l--- 4,0	43426	108,57	64,8
4,0 l--- 4,5	4128	10,32	6,17
> 4,5	692	1,73	1,03
Total	66940	167,35	100

Tabela 71 Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 34 (perturbação cálcio)

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
2,5 l--- 3,0	1273	3,18	1,90
3,0 l--- 3,5	17421	43,55	26,0
3,5 l--- 4,0	43426	108,57	64,8
4,0 l--- 4,5	4128	10,32	6,17
> 4,5	692	1,73	1,03
Total	66940	167,35	100

Tabela 72 Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 34 (perturbação potássio)

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
2,5 l--- 3,0	1273	3,18	1,90
3,0 l--- 3,5	17421	43,55	26,0
3,5 l--- 4,0	43426	108,57	64,8
4,0 l--- 4,5	4128	10,32	6,17
> 4,5	692	1,73	1,03
Total	66940	167,35	100

Tabela 73 Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 67 (perturbação magnésio)

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
2,5 l--- 3,0	679	1,70	1,01
3,0 l--- 3,5	8146	20,37	12,17
3,5 l--- 4,0	53354	133,39	79,70
4,0 l--- 4,5	4316	10,79	6,45
4,5	445	1,11	0,66
Total	66940	167,35	100

Tabela 74 Intervalo de classes da produtividade sem o ponto 32 (perturbação manganês)

Intervalo de Classes	nº Pixels	Área (ha)	Área %
2,5 l--- 3,0	720	1,80	1,08
3,0 l--- 3,5	8975	22,44	13,41
3,5 l--- 4,0	49116	122,79	73,37
4,0 l--- 4,5	7153	17,88	10,69
4,5	976	2,44	1,46
Total	66940	167,35	100

Os índices de exatidão global encontrados para comparação dos mapas apresentam bem poucas diferenças. Para os índices Kappas são considerados de excelente desempenho de classificação (FONSECA, 2000) os mapas das Figuras 96, 100 e 101, muito bom desempenho os mapas das Figuras 97, 98 e 99, indicando similaridade nos mapas, conforme Tabela 75.

Tabela 75 Índices de acurácia

Mapas	Exatidão Global	Kappa
Figura 96	0,92318	0,82792
Figura 97	0,87574	0,74118
Figura 98	0,87584	0,74140
Figura 99	0,87584	0,74140
Figura 100	0,93182	0,81717
Figura 101	0,92259	0,82665

Avaliando a produtividade em função de covariáveis em estudo, verifica-se diferentes pontos atípicos, quando se alterava a variável perturbada, causando alterações na construção dos mapas temáticos, sendo esta visível quando perturbada as variáveis P, Ca e C onde retirou-se o ponto 34.

5 CONCLUSÕES

Pelos estudos desenvolvidos, as técnicas de diagnósticos foram eficientes na identificação de valores atípicos, considerados influentes para cada variável analisada. Observa-se que os pontos influentes determinaram na estrutura de dependência espacial, a escolha dos melhores modelos ajustados e na construção dos mapas temáticos, alterando-se os níveis dos nutrientes. Esta alteração nos níveis dos nutrientes ocasiona uma aplicação de insumos com maior qualidade, economia e segurança pelo produtor e contribuindo com a proteção ao meio ambiente.

Pela avaliação da produtividade em função de covariáveis em estudo, verifica-se que a aplicação das técnicas de diagnóstico, para avaliar a influência local, indicaram diferentes pontos atípicos, quando se alterava a variável perturbada, causando alterações nos parâmetros estimados e na construção dos mapas temáticos, com alguns locais tendo a produtividade superestimada e em outros subestimada.

Portanto, com a aplicação de técnicas de diagnóstico, para avaliar a influência local de observações atípicas nos resultados das análises, garantem-se as informações específicas da área ao produtor, sendo uma ótima ferramenta de auxílio à produção agrícola.

REFERÊNCIAS

ABREU, C. A.; LOPES, A. S.; SANTOS, G. C. G. Micronutrientes. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H.; FONTES, R. L. F.; CANTARUTTI, R. B.; NEVES, J. C. L. Fertilidade do Solo. Viçosa, MG, **Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, p. 645-736, 2007.

AKAIKE, H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: PETROV, B. N.; CSAKI, F. (eds). INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON INFORMATION THEORY, 2., 1973, Budapest. **Proceedings...** Budapest: Akademiai Kiado, 1973. p. 267-281.

AMADO, T. J. C. Manejo da palha, dinâmica da matéria orgânica e ciclagem de nutrientes em plantio direto. In: ENCONTRO NACIONAL DE PLANTIO DIRETO NA PALHA: harmonia do homem com a natureza, desafio do 3º milênio, 7, 2000, Foz do Iguaçu. **Resumos...** Foz do Iguaçu: Federação Brasileira de Plantio Direto na Palha, p. 105-111, 2000.

AMADO, T. J. C.; GIOTTO, E., A agricultura de precisão tem mecanismos que possibilitam que suas detalhadas informações sejam acessadas em qualquer lugar e a qualquer momento pela internet e smatphone. **Revista A Granja**, Porto Alegre, v. 12, p. 38-42, 2009.

AMADO, T. J. C.; SANTI, A. L.; PONTELLI, C. B.; VEZANI, F. Agricultura de precisão como ferramenta de aprimoramento do manejo do solo. **Revista Plantio Direto**, Passo Fundo, p. 46-54, Número especial, 2004.

BERTOL, I.; COGO, N. P.; LEVIEN, R. Erosão hídrica em diferentes preparos do solo logo após as colheitas de milho e trigo, na presença e na ausência dos resíduos culturais. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 21, p. 409-418, 1997.

BORKERT, C. M.; J. T. YORINORI, B. S.; CORRÊA-FERREIRA, A. M. R.; ALMEIDA, L. P.; FERREIRA G. J. Seja o doutor da sua soja. **Informações agronômicas**, Piracicaba, n. 66, p. 1-16. 1994.

BORSSOI, J. A.; URIBE-OPAZO, M.A.; BASTIANI, F.; GALEA, M. Spatial statistics and image modeling. **Chilean Journal of Statistics**, Santiago, v. 2, n. 2, p. 29-38, set. 2011.

BORSSOI, J.A.; URIBE-OPAZO, M.A.; GALEA, M. Técnicas de diagnóstico de influência local na análise espacial da produtividade da soja. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.31, n.2, p.376-387, mar./abr. 2011.

BORSSOI, J. A.; URIBE-OPAZO, M.A.; GALEA, M. Diagnostics techniques applied in geostatistics for agricultural data analysis. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 6, n. 6, p. 1561-1570, 2009.

BORSSOI, J. A; **Técnicas de diagnósticos em modelos espaciais lineares gaussianos**. 2007. 168 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2007.

BURGESS, T. M.; WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties: I. The semivariogram and punctual kriging. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 31, n. 2, p. 315-331, 1980.

CAIRES, E. F.; FONSECA, A. F.; FELDHAUS, I. C.; BLUM, J. Crescimento radicular e nutrição da soja cultivada no Sistema Plantio Direto em resposta ao calcário e gesso na superfície. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 24, n. 1, p. 1029-1040, 2001.

CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B; NOVACK, J.M; PARKIN, T.B; KARLEN, D.L; TURCO R.F.; KNOPKA, A.E. Field-scale variability of soil proprieties in central Iowa soils. **Soil Science Society America Journal**, Medison, v.58, p.1240-1248, 1994.

CAPELLI, N. L. **Agricultura de precisão**. Novas tecnologias para o processo produtivo. FEAGRI UNICAMP, 1999. Disponível em: <http://www.bases.cnptia.embrapa.br/cria/gip/gipap/capelli.doc>. Acesso em: 20 out. 2011.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO – CONAB. Acompanhamento de safra brasileira: grãos, quarto levantamento, janeiro 2010. Brasília, 39 p.

CONCEIÇÃO, P. C.; AMADO, T. J. C.; MIELNICZUK, J.; SPAGNOLLO, E. Qualidade do solo em sistemas de manejo avaliada pela dinâmica da matéria orgânica e atributos relacionados. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 29, n. 5, p. 777-788, set./out. 2005.

COOK, R. D. Assessment of local influence (with discussion). **Journal of the Royal Statistical Society**, Series B, London, v. 48, n. 2, p. 133-169, 1986.

CRESSIE, N. A. C. **Statistic for spatial data**. Ed. Rev. New York: John Wiley & Sons, 1993. 900 p.

DALLMEYER, A. U.; SCHLOSSER, J. F. Mecanización para la agricultura de precisión. In: BLU, R. O.; MOLINA, L. F. **Agricultura de precisión**. Introducción al manejo sitio específico. Chillán-Chile: INIA, 1999. p. 75-104. Cap. 3.

DIGGLE, P. J.; RIBEIRO JÚNIOR, P. J. **Model-based geostatistics**. Londres: Springer, 2007. 230 p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA SOJA. **Avaliação do desempenho econômico financeiro da produção de soja no Estado do Paraná, para a safra 2011/12**. Londrina, PR: set. 2011a. (Circular Técnica n. 88)

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA SOJA. **Sistema de produção**. n. 1, 2004. <http://www.cnpso.embrapa.br/producaosoja/>. Acesso em: 2 set. 2011b.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Rio de Janeiro: EMBRAPA-SPI, 2009. 412 p.

FARACO, M. A.; URIBE-OPAZO, M. A.; SILVA, E. A.; JOHANN J. A.; BORSSOI, J. A. Seleção de modelos de variabilidade espacial para elaboração de mapas temáticos de atributos físicos do solo e produtividade da soja. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. Viçosa, v. 32, n.2, p. 463-476, 2008.

FERREIRA, M. E.; CRUZ, M. C. P.; RAIJ, B.; ABREU, C. A. **Micronutrientes e elementos tóxicos na agricultura**. Jaboticabal: CNPq; Fapesp; Potafos, 2001. p. 319-354.

FONSECA, L. M. G. **Processamento digital de imagens**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2000. 105p.

GENÚ, A. M. **Geoestatística multivariada**. Piracicaba. 2004. 17p.

GONÇALVES, A. C. A. **A variabilidade especial de propriedades físicas do solo para fins de manejo da irrigação**. 1997. 118 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1997.

GRANT, C. A.; FLATEN, D. N.; TOMASIEWICZ, D. J.; SHEPPARD, S. C. A. importância do fósforo no desenvolvimento inicial da planta. **Informações Agronômicas**, Piracicaba, Instituto Potafós, n. 95, p. 16, 2001.

GUEDES, L. P. C.; URIBE-OPAZO, M. A.; SILVA, E. A. A.; JOHANN, J. A.; BORSSOI, J. A. Anisotropia no estudo da variabilidade espacial de algumas variáveis químicas do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. Viçosa, v. 32, n. 6, p. 2217-2226, 2008.

GUERRA, A. F.; ROCHA, O. C.; RODRIGUES, G. C.; SANZONOWICZ, C.; RIBEIRO FILHO, G. C.; TOLEDO, P. M. R.; RIBEIRO, L. F. Sistema de produção de café irrigado: um novo enfoque. **Item**, Brasília, n. 73, p. 52-61, 2007.

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

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. London: Academic Press, 1978. 600 p.

KITANIDIS, P. Statistical estimation of polynomial generalized covariance functions and hydrologic applications. **Water Resources Research**, Iowa, v. 19, n. 4, p. 909-921, 1983.

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 6, 19 p. 2002. Disponível em: <<http://www.rc.unesp.br/igce/aplicada/textodi.html>>. Acesso em: 18 fev. 2011.

LIMA, D. V.; FAQUIN, V.; FURTINI NETO, A. E.; MORAIS, A. R.; CURTI, N.; HIGA, N. T. Macro e micronutrientes no crescimento do braquiário e da soja em Latossolos sob cerrado da região de Cuiabá-MT. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 29, n.1, p.96-104, 2000.

LIMA, D. V.; KLIEMANN, H. J.; FAGERIA, N. K.; MORAES, M. F.; LEANDRO, W. M.; SEVERIANO, E. C. Saturação por alumínio e relação Al/Ca para a cultura da soja em solos de cerrado. **Revista Agricultura Tropical**, Cuiabá, v. 7, n. 1, p. 106-118, 2003.

LIMA, D. V.; KLIEMANN, H. J.; MORAES, M. F.; LEANDRO, W. M. Relações entre doses de calcário e manganês na nutrição mineral da soja na região de Rio Verde-GO. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, Cuiabá, v. 34, n. 2, p. 65-73, 2004.

LUCIANO, R. V., BERTOL, I., BARBOSA F. T., KURTZ, C., FAYAD, J. A.. Propriedades físicas e carbono orgânico do solo sob plantio direto comparados à mata natural, num Cambissolo Háplico. **Revista de Ciências Agroveterinárias**, Lages, v. 9, n. 1, p. 9-19, 2010.

MACHADO, V. J.; SOUZA, C. H. E.; ANDRADE, B. B.; LANA, R. M. Q.; KORNDORFER, G. H. Curvas de disponibilidade de fósforo em solos com diferentes texturas após aplicação de doses crescentes de fosfato monoamônico. **Biosciencie Jornal**, Uberlândia, v. 27, n. 1, p. 70-76, Jan./Feb. 2011.

MALAVOLTA, E. **ABC da Adubação**. 5. ed. São Paulo: Agronômica Ceres, 1989. 292 p.

MALAVOLTA, E.; VITTI, G. C.; OLIVEIRA, S. A. A. **Avaliação do estado nutricional das plantas: princípios e aplicações**. 2. ed. Piracicaba: Potafos, 1997. 319 p.

MARDIA, K; MARSHALL, R. Maximum likelihood estimation of models for residual covariance in spatial regression. **Biometrika**, v. 71, n. 1, p. 135-146, 1984.

MASCARENHAS, H. A. A.; TANAKA, R. T.; WUTKE, E. B.; BRAGA, N. R.; MIRANDA, M. A. C. IAC – Grãos e Fibras, O Agrônomo, Campinas, 2003.

MATÉRN, B. **Spatial variation**. Lecture notes in statistics. 2. ed. New York: Springer, 1986, 151 p.

MATHERON, G. **Traite de geostatistique appliquee**: Paris: Technip, 1962-1963. V. 1 e 2.

McBRATNEY, A.; WEBSTER, R. Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sample estimates. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 37, n. 3, p. 617-639, 1986.

MELLO, J. M.; BATISTA, J. L. F.; RIBEIRO JR, P. J.; OLIVEIRA, M. S. Ajuste e seleção de modelos espaciais de semivariograma visando a estimativa volumétrica de *Eucalyptus grandis*. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, n. 69, p. 25-37, 2005.

MIRANDA, E. E.; MIRANDA, J. R.; BATISTELLA, M.; MATTOS, C.; MANGABEIRA, J. A. C. **Considerações sobre o impacto ambiental de queimadas da palha de cana-de-açúcar**. Campinas: Embrapa-NMA, fev. 1997. (Circular Técnica, 2). 21 p. mapas monocr.

MOLIN, J. P. Desafios da agricultura brasileira a partir da agricultura de precisão. In: SIMPÓSIO SOBRE ROTAÇÃO SOJA/MILHO NO PLANTIO DIRETO, 3., 2002, Campinas. **Anais...** Campinas: Potafos, 2002. 9 p. Disponível em: <http://www.potafos.org/ppiweb/pbrazil>. Acesso em: 20 fev. 2011.

NETO, P. H. W.; SVERZUT, C. B.; SCHIMANDEIRO, A. Necessidade de fertilizante e calcário em área sob sistema plantio direto considerando variabilidade espacial. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 10, n. 2, p. 338-343, 2006.

OLIVEIRA, E. F. **Treinamento**: fertilidade do solo e nutrição das plantas. Cascavel: Cooperativa Central de Pesquisa Agrícola - COODETEC, maio 2007, 44 p.

PAULA, G. A. **Modelos de regressão com apoio computacional**. São Paulo - SP: Instituto de Matemática e Estatística – IME; USP, 2004. 233 p.

PAVAN, M. A.; BINGHAM, F. T.; PRATT, P. F. Toxicity of aluminium to coffee in Ultisols and Oxisols amended with CaCO_3 and CaSO_4 . **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 46, p. 1201-1207, 1982.

PIMENTEL GOMES, F. **Curso de estatística experimental**. 14 ed. Piracicaba: Degaspari, 2000. 477 p.

R DEVELOPMENT CORE TEAM, **R: A language and environment for statistical computing**. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, ISBN 3-90005107-0. Disponível em: <http://www.R-project.org>. Acesso em: 02 mar. 2011.

RACHID JUNIOR, A.; URIBE-OPAZO, M. A.; SOUZA, E. G.; JOHANN, J. A. Variabilidade espacial e temporal de atributos químicos do solo e da produtividade da soja num sistema de agricultura de precisão. **Engenharia na Agricultura**, Viçosa, v. 14, n. 3, p. 156-169,

2006.

RAIJ, B. V. **Fertilidade do solo e adubação**. São Paulo: Instituto Agrônomo de Campinas, 1981, 343 p.

RESENDE, A. V. **Adubação com fósforo a taxa variável em superfície é de fato agricultura de precisão?** Disponível em: <http://www.agrolink.com.br/fertilizantes/artigo>. Acesso em: 20 out. 2011.

RIBEIRO JUNIOR, P. J.; DIGGLE, P.J. geoR: A package from geostatistical analysis. **R. News**, v. 1, p. 15-18, 2001. Acesso em: 05 mar. 2011.

ROSOLEM, C. A.; QUAGGIO, J. A.; SILVA, N. M. Algodão, amendoim e soja. In: FERREIRA, M. E.; CRUZ, M. C. P.; RAIJ, B. V.; ABREU, C. A. **Micronutrientes e elementos tóxicos na agricultura**. Jaboticabal: CNPq/FAPESP/Potafós, 2001. p. 319-354.

SÁ, J. C. M. Manejo da fertilidade do solo no sistema plantio direto. In: EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Plantio direto no Brasil**. Passo Fundo: Aldeia Norte, 1993. p. 37-60,

SANTOS, F. C.; LIMA NEVES, J. C.; NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H.; SEDIYAMA, C. S. Modelagem da recomendação de corretivos e fertilizantes para a cultura da soja. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 4, p. 1661-1674, ago. 2008.

SCHICK, J.; BERTOL, I.; BALBINOT JÚNIOR, A. A.; BATISTELA, O. Erosão hídrica em cambissolo húmico aluminico submetido a diferentes sistemas de preparo e cultivo do solo: II. Perdas de nutrientes e carbono orgânico. **Revista Brasileira Ciência do Solo**, Viçosa, v. 24, n. 2, p. 427-436, 2000.

SENGIK, E. S. **Os macronutrientes e os micronutrientes das plantas**. 2005. Disponível em: <<http://www.dzo.uem.br/disciplinas/Solos/nutrientes.doc>>. Acesso em: 13 set. 2011.

SILVA, S. A.; LIMA, J. S. S.; SOUZA, G. S.; OLIVEIRA, R. B.; SILVA, A. F. Variabilidade espacial do fósforo e das frações granulométricas de um Latossolo Vermelho Amarelo. **Revista Ciência Agrônômica**, Fortaleza, CE. v. 41, n. 1, p. 1-8, 2010.

SOUZA, Z. M.; BARBIERI, D. M.; JUNIOR, J. M.; PEREIRA, G. T.; CAMPOS, M. C. C.; Influência da variabilidade espacial de atributos químicos de um latossolo na aplicação de insumos para cultura de cana-de-açúcar. **Revista Ciência e Agrotecnologia**. Lavras, v. 31, n. 2, p. 371-377, 2007.

SOUZA, Z. M.; CERRI, D. G. P.; COLET, M. J.; RODRIGUES, L. H. A.; MAGALHÃES, P. S. G.; MANDONI, R. J. A. Análise dos atributos do solo e da produtividade da cultura de cana-de-açúcar com o uso da geoestatística e árvore de decisão. **Revista Ciência Rural**, Santa Maria, v. 40, n. 4, p. 840-847, abr. 2010.

TOURINO, M. C. C.; REZENDE, P. M.; SALVADOR, N. Espaçamento, densidade e uniformidade de semeadura na produtividade e características agrônômicas da soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 37, n. 8, p. 1071-1077, ago. 2002.

TSCHIEDEL, M.; FERREIRA, M. F. Introdução à agricultura de precisão: conceitos e vantagens. **Revista Ciência Rural**, Santa Maria, v.32, n.1, p.159-163, 2002.

UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE - USDA. **Foreign Agricultural Service**. Disponível em: <<http://www.fas.usda.gov/psdonline/psdQuery.aspx>>. Acesso em: 10 nov. 2011.

URIBE-OPAZO, M. A.; BORSSOI, J. A.; GALEA, M. Influence diagnostics in Gaussian spatial linear models. **Journal of Applied Statistics**. London, v. 39, n. 3, p. 615-630, mar. 2012.

WATANABE, R. T.; FIORETTO, R. A.; FONSECA, I. B.; SEIFERT, A. L.; SANTIAGO, D. C.; CRESTE, J. E.; HARADA, A.; CUCOLOOTTO, M. Produtividade da cultura de soja em função da densidade populacional e da porcentagem de cátions (Ca, Mg e K) no complexo sortivo do solo. **Semina: Ciências Agrárias**, Londrina, v. 26, n. 4, p. 477-484, out. /dez. 2005.

YAMADA, T.; ABDALLA, S. R. S. (Ed.) **Fósforo na agricultura brasileira**. Piracicaba: Potafos/ Anda, 2004. p. 107-116.

ANEXOS

ANEXO A - TABELAS DE ESTIMAÇÃO DOS PARÂMETROS PARA AS COVARIÁVEIS

Tabela 1 Ajustes estatística espacial para P sem o ponto 32

Variável	Modelo	$\hat{\varphi}_1$	$\hat{\varphi}_2$	$\hat{\varphi}_3$	$\hat{a}$	MLL
P	Exponencial	0,0000	0,2791	40,5929	121,6054	-68,18
		0,6111784	0,6145837	49,3915		
	Gaussiano	0,0000	0,286	74,1311	128,3074	-67,03
		0,1284539	0,1386445	25,154		
	Matérn 0,7	0,0000	0,2794	36,1473	124,5953	-68,05
		0,5021534	0,5060327	36,679		
	Matérn 1,0	0,0000	0,2799	31,738	126,91	-67,91
		0,4082908	0,4127155	26,811		
	Matérn 1,5	0,0000	0,2807	27,103	128,5737	-67,75
		0,3252094	0,3303194	18,883		

Tabela 2 Ajustes estatística espacial para C sem o ponto 34

Variável	Modelo	$\hat{\varphi}_1$	$\hat{\varphi}_2$	$\hat{\varphi}_3$	$\hat{a}$	MLL
C	Exponencial	0,0000	0,2524	39,091	117,106	-63,79
		0,58797	0,590919	50,988		
	Gaussiano	0,0000	0,2589	73,447	127,123	-62,54
		0,120902	0,13012	26,251		
	Matérn 0,7	0,0000	0,2526	35,205	121,346	-63,65
		0,474497	0,47792	37,774		
	Matérn 1,0	0,0000	0,2531	31,176	124,657	-63,49
		0,380525	0,384488	27,560		
	Matérn 1,5	0,0000	0,2539	26,779	127,034	-63,31
		0,300589	0,305212	19,406		

Tabela 3 Ajustes estatística espacial para Ca sem o ponto 34

Variável	Modelo	$\hat{\varphi}_1$	$\hat{\varphi}_2$	$\hat{\varphi}_3$	$\hat{a}$	MLL
Ca	Exponencial	0,0000	0,2524	39,091	117,106	-63,79
		0,58797	0,590919	50,988		
	Gaussiano	0,0000	0,2589	73,447	127,123	-62,54
		0,120902	0,13012	26,251		
	Matérn 0,7	0,0000	0,2526	35,205	121,346	-63,65
		0,474497	0,47792	37,774		
	Matérn 1,0	0,0000	0,2531	31,176	124,657	-63,49
		0,380525	0,384488	27,560		
	Matérn 1,5	0,0000	0,2539	26,779	127,034	-63,31
		0,300589	0,305212	19,406		

Tabela 4 Ajustes estatística espacial para K sem o ponto 34

Variável	Modelo	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	MLL
K	Exponencial	0,0000	0,2524	39,091	117,106	-63,79
		0,58797	0,590919	50,988		
	Gaussiano	0,0000	0,2589	73,447	127,123	-62,54
		0,120902	0,13012	26,251		
	Matérn 0,7	0,0000	0,2526	35,205	121,346	-63,65
		0,474497	0,47792	37,774		
	Matérn 1,0	0,0000	0,2531	31,176	124,657	-63,49
		0,380525	0,384488	27,560		
	Matérn 1,5	0,0000	0,2539	26,779	127,034	-63,31
		0,300589	0,305212	19,406		

Tabela 5 Ajustes estatística espacial para Mg sem o ponto 67

Variável	Modelo	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	MLL
Mg	Exponencial	0,0000	0,2483	46,670	139,8094	-62,64
		0,383585	0,387583	44,1553		
	Gaussiano	0,0000	0,2501	64,587	111,7881	-62,04
		0,200105	0,206217	32,600		
	Matérn 0,7	0,0000	0,2483	39,055	134,6192	-62,56
		0,355393	0,359515	33,8118		
	Matérn 1,0	0,0000	0,2483	32,503	129,9642	-62,47
		0,329168	0,333415	25,9208		
	Matérn 1,5	0,0000	0,2485	26,466	125,5528	-62,37
		0,303287	0,307687	19,444		

Tabela 6 Ajustes estatística espacial para Mn sem o ponto 32

Variável	Modelo	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	MLL
Mn	Exponencial	0,0000	0,2791	40,5929	121,6054	-68,18
		0,6111784	0,6145837	49,3915		
	Gaussiano	0,0000	0,286	74,1311	128,3074	-67,03
		0,1284539	0,1386445	25,154		
	Matérn 0,7	0,0000	0,2794	36,1473	124,5953	-68,05
		0,5021534	0,5060327	36,679		
	Matérn 1,0	0,0000	0,2799	31,738	126,91	-67,91
		0,4082908	0,4127155	26,811		
	Matérn 1,5	0,0000	0,2807	27,103	128,5737	-67,75
		0,3252094	0,3303194	18,883		

ANEXO B - TABELAS DOS PARÂMETROS ESTIMADOS $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_7$

Tabela 7 Ajustes dos parâmetros estimados para P sem o ponto 32

Variável	Modelo	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$	$\hat{\beta}_7$
P	Exponencial	3,6345	0,0081	-0,0518	0,5817	0,0168	-0,0005	-0,0128
		0,5404	0,0230	0,0703	0,8501	0,1220	0,0044	0,0120
	Gaussiano	3,7676	0,0067	-0,0548	0,5403	-0,0652	0,0021	-0,0137
		0,5420	0,0232	0,0696	0,8446	0,1137	0,0044	0,0113
	Matérn 0,7	3,6508	0,0078	-0,0523	0,576	0,0098	-0,0002	-0,0129
		0,5413	0,0231	0,0702	0,8496	0,1214	0,0044	0,0119
	Matérn 1,0	3,6687	0,0076	-0,0527	0,5699	0,0014	0,0001	-0,0131
		0,5422	0,0231	0,0701	0,8490	0,1206	0,0044	0,0118
	Matérn 1,5	3,6887	0,0073	-0,0532	0,5631	-0,0093	0,0005	-0,0132
		0,5429	0,0232	0,0701	0,8484	0,1195	0,0044	0,0117

Tabela 8 Ajustes dos parâmetros estimados para C sem o ponto 34

Variável	Modelo	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$	$\hat{\beta}_7$
C	Exponencial	3,6738	-0,0666	0,5874	0,0094	-0,0012	-0,0092	0,0107
		0,4952	0,0659	0,7625	0,1161	0,0042	0,0114	0,0212
	Gaussiano	3,7130	-0,0709	0,6201	-0,0569	0,0011	-0,0104	0,0116
		0,4885	0,0652	0,7464	0,1080	0,0042	0,0108	0,0212
	Matérn 0,7	3,6810	-0,0673	0,5879	0,0040	-0,0010	-0,0094	0,0106
		0,4956	0,0658	0,7616	0,1154	0,0042	0,0114	0,0213
	Matérn 1,0	3,6881	-0,0680	0,5894	-0,0029	-0,0007	-0,0096	0,0106
		0,4957	0,0657	0,7604	0,1146	0,0042	0,0113	0,0213
	Matérn 1,5	3,6953	-0,0687	0,5926	-0,0116	-0,0004	-0,0097	0,0107
		0,4954	0,0656	0,7586	0,1136	0,0042	0,0112	0,0214

Tabela 9 Ajustes dos parâmetros estimados para Ca sem o ponto 34

Variável	Modelo	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$	$\hat{\beta}_7$
Ca	Exponencial	3,6738	-0,0666	0,5874	0,0094	-0,0012	-0,0092	0,0107
		0,4952	0,0659	0,7625	0,1161	0,0042	0,0114	0,0212
	Gaussiano	3,7130	-0,0709	0,6201	-0,0569	0,0011	-0,0104	0,0116
		0,4885	0,0652	0,7464	0,1080	0,0042	0,0108	0,0212
	Matérn 0,7	3,6810	-0,0673	0,5879	0,0040	-0,0010	-0,0094	0,0106
		0,4956	0,0658	0,7616	0,1154	0,0042	0,0114	0,0213
	Matérn 1,0	3,6881	-0,0680	0,5894	-0,0029	-0,0007	-0,0096	0,0106
		0,4957	0,0657	0,7604	0,1146	0,0042	0,0113	0,0213
	Matérn 1,5	3,6953	-0,0687	0,5926	-0,0116	-0,0004	-0,0097	0,0107
		0,4954	0,0656	0,7586	0,1136	0,0042	0,0112	0,0214

Tabela 10 Ajustes dos parâmetros estimados para K sem o ponto 34

Variável	Modelo	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$	$\hat{\beta}_7$
K	Exponencial	3,6738	-0,0666	0,5874	0,0094	-0,0012	-0,0092	0,0107
		0,4952	0,0659	0,7625	0,1161	0,0042	0,0114	0,0212
	Gaussiano	3,7130	-0,0709	0,6201	-0,0569	0,0011	-0,0104	0,0116
		0,4885	0,0652	0,7464	0,1080	0,0042	0,0108	0,0212
	Matérn 0,7	3,6810	-0,0673	0,5879	0,0040	-0,0010	-0,0094	0,0106
		0,4956	0,0658	0,7616	0,1154	0,0042	0,0114	0,0213
	Matérn 1,0	3,6881	-0,0680	0,5894	-0,0029	-0,0007	-0,0096	0,0106
		0,4957	0,0657	0,7604	0,1146	0,0042	0,0113	0,0213
	Matérn 1,5	3,6953	-0,0687	0,5926	-0,0116	-0,0004	-0,0097	0,0107
		0,4954	0,0656	0,7586	0,1136	0,0042	0,0112	0,0214

Tabela 11 Ajustes dos parâmetros estimados para Mg sem o ponto 67

Variável	Modelo	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$	$\hat{\beta}_7$
Mg	Exponencial	3.5846	-0.0013	-0.0208	0.0140	-0.0650	1.0568	0.0063
		0.4933	0.0042	0.0114	0.0212	0.0649	0.7581	0.1136
	Gaussiano	3.5541	-0.0005	-0.0204	0.0154	-0.0647	1.1746	-0.0276
		0.4826	0.0041	0.0110	0.0210	0.0651	0.7518	0.1107
	Matérn 0,7	3.5819	-0.0012	-0.0207	0.0141	-0.0646	1.0685	0.0018
		0.4919	0.0042	0.0113	0.0212	0.0649	0.7578	0.1133
	Matérn 1,0	3.5791	-0.0011	-0.0206	0.0142	-0.0643	1.0814	-0.0029
		0.4905	0.0042	0.0113	0.0212	0.0649	0.7574	0.1129
	Matérn 1,5	3.5757	-0.0010	-0.0205	0.0144	-0.0640	1.0965	-0.0079
		0.4889	0.0042	0.0112	0.0211	0.0649	0.7567	0.1125

Tabela 12 Ajustes dos parâmetros estimados para Mn sem o ponto 32

Variável	Modelo	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$	$\hat{\beta}_7$
Mn	Exponencial	3,6345	0,0081	-0,0518	0,5817	0,0168	-0,0005	-0,0128
		0,5404	0,0230	0,0703	0,8501	0,1220	0,0044	0,0120
	Gaussiano	3,7676	0,0067	-0,0548	0,5403	-0,0652	0,0021	-0,0137
		0,5420	0,0232	0,0696	0,8446	0,1137	0,0044	0,0113
	Matérn 0,7	3,6508	0,0078	-0,0523	0,576	0,0098	-0,0002	-0,0129
		0,5413	0,0231	0,0702	0,8496	0,1214	0,0044	0,0119
	Matérn 1,0	3,6687	0,0076	-0,0527	0,5699	0,0014	0,0001	-0,0131
		0,5422	0,0231	0,0701	0,8490	0,1206	0,0044	0,0118
	Matérn 1,5	3,6887	0,0073	-0,0532	0,5631	-0,0093	0,0005	-0,0132
		0,5429	0,0232	0,0701	0,8484	0,1195	0,0044	0,0117

ANEXO C - TABELAS DOS CRITÉRIOS DE VALIDAÇÃO DE MODELOS PARA AS COVARIÁVEIS

Tabela 13 Validação do modelo para as covariáveis sem o ponto 32

Variável	Modelo	EM	ER	S _{EM}	S _{ER}	EA	AIC	BIC
P	Exponencial	-0,0003	0,0004	0,5661	1,0405	37,89	156,36	181,1
	Gaussiano	0,00265	0,004	0,5609	1,0492	37,27	154,06	178,8
	Matérn 0,7	0,00004	0,0008	0,5652	1,0408	37,82	156,11	180,9
	Matérn 1,0	0,00045	0,0013	0,5644	1,0414	37,73	155,82	180,6
	Matérn 1,5	0,00092	0,0018	0,5637	1,0425	37,63	155,5	180,3

Tabela 14 Validação do modelo para as covariáveis sem o ponto 34

Variável	Modelo	EM	ER	S _{EM}	S _{ER}	EA	AIC	BIC
C	Exponencial	0,00347	0,00273	0,53831	1,03986	36,3959	147,577	172,4
	Gaussiano	0,00693	0,00743	0,53326	1,05091	35,5264	145,073	169,8
	Matérn 0,7	0,0039	0,00324	0,53741	1,04025	36,2713	147,295	172,1
	Matérn 1,0	0,00441	0,00385	0,53659	1,0411	36,1351	146,978	171,8
	Matérn 1,5	0,0050	0,00459	0,53583	1,04238	36,0237	146,612	171,4

Tabela 15 Validação do modelo para as covariáveis sem o ponto 34

Variável	Modelo	EM	ER	S _{EM}	S _{ER}	EA	AIC	BIC
Ca	Exponencial	0,0035	0,00273	0,53831	1,03986	36,3959	147,577	172,4
	Gaussiano	0,0069	0,00743	0,53326	1,05091	35,5264	145,073	169,8
	Matérn 0,7	0,0039	0,00324	0,53741	1,04025	36,2713	147,295	172,1
	Matérn 1,0	0,0044	0,00385	0,53659	1,04105	36,1351	146,978	171,8
	Matérn 1,5	0,005	0,00459	0,53583	1,04238	36,0237	146,612	171,4

Tabela 16 Validação do modelo para as covariáveis sem o ponto 34

Variável	Modelo	EM	ER	S _{EM}	S _{ER}	EA	AIC	BIC
K	Exponencial	0,0035	0,00273	0,53831	1,03986	36,3959	147,577	172,4
	Gaussiano	0,0069	0,00743	0,53326	1,05091	35,5264	145,073	169,8
	Matérn 0,7	0,0039	0,00324	0,53741	1,04025	36,2713	147,295	172,1
	Matérn 1,0	0,0044	0,00385	0,53659	1,04105	36,1351	146,978	171,8
	Matérn 1,5	0,005	0,00459	0,53583	1,04238	36,0237	146,612	171,4

Tabela 17 Validação do modelo para as covariáveis sem o ponto 67

Variável	Modelo	EM	ER	S _{EM}	S _{ER}	EA	AIC	BIC
Mg	Exponencial	-0,0054	-0,0024	0,53526	1,04224	36,476	145,28	170,1
	Gaussiano	-0,0045	-0,0011	0,53508	1,04896	36,083	144,07	168,8
	Matérn 0,7	-0,0054	-0,0023	0,53528	1,04269	36,444	145,12	169,9
	Matérn 1,0	-0,0053	-0,0022	0,53527	1,04327	36,402	144,94	169,7
	Matérn 1,5	-0,0053	-0,0021	0,53523	1,04404	36,347	144,75	169,5

Tabela 18 Validação do modelo para as covariáveis sem o ponto 32

Variável	Modelo	EM	ER	S _{EM}	S _{ER}	EA	AIC	BIC
Mn	Exponencial	-0,0003	0,0004	0,56608	1,04055	37,891	156,35	181,1
	Gaussiano	0,00265	0,004	0,56092	1,04918	37,266	154,06	178,8
	Matérn 0,7	0,00004	0,00079	0,56522	1,04084	37,819	156,1	180,9
	Matérn 1,0	0,00045	0,00126	0,56442	1,04145	37,732	155,82	180,6
	Matérn 1,5	0,00092	0,00182	0,56368	1,04248	37,632	155,49	180,3