



**VANESSA CASTRO FIGUEIREDO**

**ESTUDO DE MALHAS AMOSTRAIS EM  
CAFEICULTURA DE PRECISÃO**

**LAVRAS – MG  
2016**

**VANESSA CASTRO FIGUEIREDO**

**ESTUDO DE MALHAS AMOSTRAIS EM CAFEICULTURA DE  
PRECISÃO**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para a obtenção do título de Doutor.

Dr. Fábio Moreira da Silva  
Orientador

Dr. Gabriel Araújo e Silva Ferraz  
Coorientador

**LAVRAS - MG  
2016**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha  
Catalográfica da Biblioteca Universitária da UFLA, com dados  
informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Figueiredo, Vanessa Castro.

Estudo de malhas amostrais em cafeicultura de precisão / Vanessa  
Castro Figueiredo. – Lavras: UFLA, 2016.  
184 p.

Tese (doutorado) – Universidade Federal de Lavras, 2016.

Orientador(a): Fábio Moreira da Silva.

Bibliografia.

1. Agricultura de precisão. 2. *Coffea arabica* L. 3. Variabilidade  
espacial. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

**VANESSA CASTRO FIGUEIREDO**

**ESTUDO DE MALHAS AMOSTRAIS EM CAFEICULTURA DE  
PRECISÃO**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para a obtenção do título de Doutor.

APROVADA em 19 de agosto de 2016.

Dr. Marcelo de Carvalho Alves      UFLA

Dra. Margarete Lorderlo Volpato      EPAMIG

Dr. Marcelo Silva de Oliveira      UFLA

Dr. Fábio Moreira da Silva

Orientador

Dr. Gabriel Araújo e Silva Ferraz

Coorientador

**LAVRAS - MG**

**2016**

A Deus

A meu Pai, Antônio e minha Mãe, Solange, pelo amor, confiança, apoio e dedicação que me impulsionaram a seguir em frente.

Às minhas irmãs, Flávia e Renata, pela amizade e carinho.

A Alisson, por todo amor e por sempre me incentivar e apoiar.

DEDICO

## AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Lavras (UFLA) e ao Departamento de Engenharia (DEG), pela oportunidade para a realização do doutorado.

À Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG), pela bolsa de estudos.

Ao professor Dr. Fábio Moreira da Silva, pela orientação, amizade, convivência, paciência, confiança, apoio aos trabalhos desenvolvidos e por toda a transmissão de conhecimentos.

Ao professor coorientador Dr. Gabriel Araújo e Silva Ferraz, pela orientação, ensinamentos, amizade, convivência e pelas preciosas contribuições para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao professor Dr. Marcelo Silva de Oliveira, pelas contribuições, ensinamentos e transmissão de conhecimentos.

À Fazenda Gaúcha, em Presidente Olegário, MG, na pessoa de Felipe Seibt, proprietário, e toda a sua equipe, Nelson Luiz Tavares, Wilson Facin, Roberto Santinato, Felipe Santinato e Alexandre Barbosa Pains, por toda ajuda e disponibilizar a propriedade, os funcionários e os dados que foram imprescindíveis para a realização deste trabalho.

Aos professores e funcionários do Departamento de Engenharia/UFLA, pela convivência e por toda ajuda na concretização deste curso.

Aos meus grandes amigos, João Paulo Barreto, Luiz Carlos Cirilo, Delorme Correa e Fagner Goes, pela convivência e troca de informações.

Aos professores Marcelo de Carvalho Alves, Margarete Lorderlo Volpato, Fabio Lucio Santos e Rubens Guimarães, pela participação na banca examinadora e pelas contribuições ao trabalho.

Enfim, a todos que, de uma forma ou de outra, contribuíram para a conclusão da minha tese. MUITO OBRIGADA!

“O mais competente não discute, domina a sua ciência e cala-se”.

*Voltaire*

## RESUMO

A importância do café na economia mundial é indiscutível. É um dos mais valiosos produtos comercializados no mundo, sendo superado em valor apenas pelo petróleo. Seu cultivo, processamento, comercialização, transporte e mercado proporcionam milhões de empregos em todo o mundo. Os produtores, além de administradores, estão, cada vez mais, assumindo a função de produtores pesquisadores de suas áreas, atuando diretamente na coleta de informações, interagindo com novas técnicas e tomando decisões eficazes de manejo. A agricultura de precisão é um sistema de gerenciamento que surgiu com esse objetivo de aplicar soluções tecnológicas que vêm, aos poucos, evoluindo para uma situação mais promissora e que realmente demonstre potencialidade e resultados. Para a tomada de decisão torna-se necessário o conhecimento da variabilidade espacial, técnica que exige que sejam realizadas amostragens de campo representativas, visando aproximar ao máximo da realidade da lavoura. Sendo assim, objetivou-se, com este trabalho, aplicar técnicas de agricultura de precisão, visando identificar a malha amostral que melhor caracterize a variabilidade espacial da fertilidade do solo e da produtividade, em termos de pontos amostrais tecnicamente e economicamente viáveis para lavouras cafeeiras em glebas de até 100,0 ha. O experimento foi desenvolvido na Fazenda Três Pontas, município de Presidente Olegário, MG, em três áreas (112 ha, 50ha e 26 ha), nos anos de 2014 e 2015. Nas três áreas estudadas foram georreferenciados 224, 100 e 50 pontos, respectivamente (média de 2,0 pontos/ha); a partir da malha 1 foram adotadas mais três malhas, sendo a malha 2 (1 ponto/ha), malha 3 (0,7 ponto/ha) e malha 4 (0,5 ponto/ha). A partir disso foi feita a coleta dos dados de fertilidade de solo e produtividade das lavouras cafeeiras para aplicação da metodologia desenvolvida. Nas condições do trabalho pode-se concluir que a malha mais recomendada foi a malha 1, com maior número de pontos amostrados.

Palavras-chave: Agricultura de precisão. *Coffea arabica* L. Variabilidade espacial.



## ABSTRACT

The importance of coffee in the world economy is undeniable. It is one of the most valuable products marketed in the world, second only in value by oil. Its cultivation, processing, marketing, transportation and market provide millions of jobs worldwide. Producers, and directors are increasingly assuming the role of researchers producing their areas, acting directly on gathering information, interacting with new techniques and taking effective management decisions. The Precision Agriculture is a management system that came up with this objective to apply technological solutions that is slowly evolving to a more promising situation and that really shows potential and results. For the decision making becomes necessary knowledge of the spatial variability, a technique that requires representative field sampling are performed to approach the reality of most crop. Thus, the aim of this study was to apply precision agriculture techniques to identify the sampling grid that best characterize the spatial variability in terms of sampling points technically and economically feasible for coffee crops on plots of up to 100.0 ha. The experiment was conducted at Fazenda Três Pontas, municipality of Presidente Olegário/MG in three areas (112 ha, 50 ha and 26 ha) in the years 2014 and 2015. In the three areas studied were georeferenced 224, 100 and 50 points, respectively (average of 2.0 points/ha) from the mesh 1 were taken three meshes, the mesh 2 being (point 1/ha) 3 mesh (0.7/ha) and 4 mesh (0.5 point/ha). From this was made the collection of Fertility Soil data and productivity of coffee plantations for application of the methodology. In working conditions it can be concluded that the recommended mesh was the mesh one with the highest number of sampling points.

Keywords: Precision agriculture. *Coffea arabica* L. Variability space.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 -	Localização da área experimental (GOOGLE EARTH PRO, 2016).....	54
Figura 2 -	Derrça manual (a), abanação (b) e medição da produtividade (c, d). .....	60
Figura 3 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo fósforo (P), dos anos de 2014 e 2015.....	124
Figura 4 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo potássio (K), dos anos de 2014 e 2015. ....	125
Figura 5 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo cálcio (Ca), dos anos de 2014 e 2015.....	126
Figura 6 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo magnésio(Mg), dos anos de 2014 e 2015. ....	127
Figura 7 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo alumínio (Al), dos anos de 2014 e 2015. ....	128
Figura 8 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo hidrogênio + alumínio (H+Al), dos anos de 2014 e 2015. ....	129
Figura 9 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo capacidade de troca catiônica (CTC), dos anos de 2014 e 2015. ....	130
Figura 10 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo pH, dos anos de 2014 e 2015. ....	131
Figura 11 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo matéria Orgânica (MO), dos anos de 2014 e 2015.....	132
Figura 12 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo saturação de bases (V%), dos anos de 2014 e 2015. ....	133
Figura 13 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo enxofre (S), dos anos de 2014 e 2015.....	134
Figura 14 -	Semivariogramas das malhas estudadas do atributo soma de bases (SB), dos anos de 2014 e 2015. ....	135
Figura 15 -	Distribuição espacial do fósforo (P), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	140
Figura 16 -	Distribuição espacial do fósforo (P), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	141
Figura 17 -	Distribuição espacial do fósforo (P), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	141
Figura 18 -	Distribuição espacial do fósforo (P), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	142
Figura 19 -	Distribuição espacial do fósforo (P), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	142

Figura 20 - Distribuição espacial do fósforo (P), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	143
Figura 21 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	143
Figura 22 - Distribuição espacial o potássio (K), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	144
Figura 23 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	144
Figura 24 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	145
Figura 25 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	145
Figura 26 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	146
Figura 27 - Distribuição espacial do cálcio (Ca) em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	146
Figura 28 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2015, para área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	147
Figura 29 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2014, para área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	147
Figura 30 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2015, paraa área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	148
Figura 31 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	148
Figura 32 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	149
Figura 33 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	149
Figura 34 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	150
Figura 35 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	150
Figura 36 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	151
Figura 37 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	151
Figura 38 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	152
Figura 39 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	152
Figura 40 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	153

Figura 41 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	153
Figura 42 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	154
Figura 43 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	154
Figura 44 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	155
Figura 45 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H+Al), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	155
Figura 46 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H+Al), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	156
Figura 47 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H+Al), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	156
Figura 48 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H+Al), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	157
Figura 49 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H+Al), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	157
Figura 50 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H+Al), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	158
Figura 51 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	158
Figura 52 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	159
Figura 53 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	159
Figura 54 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	160
Figura 55 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	160
Figura 56 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	161
Figura 57 - Distribuição espacial do pH, em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	161
Figura 58 - Distribuição espacial do pH, em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	162

Figura 59 - Distribuição espacial do pH, em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	162
Figura 60 - Distribuição espacial do pH, em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	163
Figura 61 - Distribuição espacial do pH, em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	163
Figura 62 - Distribuição espacial do pH, em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	164
Figura 63 - Distribuição espacial da MO, em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	164
Figura 64 - Distribuição espacial da MO, em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	165
Figura 65 - Distribuição espacial da MO, em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	165
Figura 66 - Distribuição espacial da MO, em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	166
Figura 67 - Distribuição espacial da MO, em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	166
Figura 68 - Distribuição espacial da MO, em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	167
Figura 69 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	167
Figura 70 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	168
Figura 71 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	168
Figura 72 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	169
Figura 73 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	169
Figura 74 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	170
Figura 75 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	170
Figura 76 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	171
Figura 77 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	171
Figura 78 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	172
Figura 79 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	172

Figura 80 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	173
Figura 81 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	173
Figura 82 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	174
Figura 83 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	174
Figura 84 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	175
Figura 85 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	175
Figura 86 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais. ....	176
Figura 87 - Distribuição espacial da produtividade (litros/planta), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	177
Figura 88 - Distribuição espacial da produtividade (litros/planta), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	178
Figura 89 - Distribuição espacial da produtividade (litros/planta), em 2016, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.....	179

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 -	Classificação das malhas amostrais, seus respectivos números de pontos georreferenciados e relação da quantidade de pontos por hectare.....	57
Tabela 2 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo fósforo (P), na área de 112 ha, em 2014. ....	69
Tabela 3 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo exponencial**, para o atributo fósforo (P), na área de 112 ha, em 2015. ....	69
Tabela 4 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e exponencial**, para o atributo fósforo (P), na área de 50 ha, em 2014.....	70
Tabela 5 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e exponencial**, para o atributo fósforo (P), na área de 50 ha, em 2015.....	70
Tabela 6 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e gaussiano***, para o atributo fósforo (P), na área de 26 ha, em 2014.....	71
Tabela 7 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo fósforo (P), na área de 26 ha, em 2015. ....	71
Tabela 8 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e exponencial**, para o atributo potássio (K), na área de 112 ha, em 2014.....	73
Tabela 9 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo potássio (K), na área de 112 ha, em 2015. ....	73
Tabela 10 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo potássio (K), na área de 50 ha, em 2014. ....	74
Tabela 11 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo potássio (K), na área de 50 ha, em 2015. ....	74

Tabela 12 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo potássio (K), na área de 26 ha, em 2014. ....	75
Tabela 13 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e gaussiano***, para o atributo potássio (K), na área de 26 ha, em 2015. ....	75
Tabela 14 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 112 ha, em 2014. ....	77
Tabela 15 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 112 ha, em 2015. ....	77
Tabela 16 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 50 ha, em 2014. ....	78
Tabela 17 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 50 ha, em 2015. ....	78
Tabela 18 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 26 ha, em 2014. ....	79
Tabela 19 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 26 ha, em 2015. ....	79
Tabela 20 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 112 ha, em 2014. ....	81
Tabela 21 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 112 ha, em 2015. ....	81
Tabela 22 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e gaussiano***, para o atributo magnésio (Mg), na área de 50 ha, em 2014. ....	82
Tabela 23 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 50 ha, em 2015. ....	82
Tabela 24 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado, pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 26 ha, em 2014. ....	83



Tabela 25 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 26 ha, em 2015. ....	83
Tabela 26 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo alumínio (Al), na área de 112 ha, em 2014. ....	85
Tabela 27 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo alumínio(Al), na área de 112 ha, em 2015. ....	85
Tabela 28 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo alumínio(Al), na área de 50 ha, em 2014. ....	86
Tabela 29 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e exponencial**, para o atributo alumínio(Al), na área de 50 ha, em 2015. ....	86
Tabela 30 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo alumínio(Al), na área de 26 ha, em 2014. ....	87
Tabela 31 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo alumínio(Al), na área de 26ha, em 2014. ....	87
Tabela 32 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo hidrogênio + alumínio (H + Al), na área de 112 ha, em 2014. ....	89
Tabela 33 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo hidrogênio +alumínio (H + Al), na área de 112 ha, em 2015. ....	89
Tabela 34 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo hidrogênio +alumínio (H + Al), na área de 50 ha, em 2014. ....	90
Tabela 35 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo hidrogênio +alumínio (H + Al), na área de 50 ha, em 2015. ....	90
Tabela 36 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo hidrogênio +alumínio (H + Al), na área de 26 ha, em 2014. ....	91

Tabela 37 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo hidrogênio +alumínio (H + Al), na área de 26 ha, em 2015. ....	91
Tabela 38 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo CTC (T), na área de 112 ha, em 2014. ....	93
Tabela 39 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo CTC (T), na área de 112 ha, em 2015. ....	93
Tabela 40 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo Método dos Mínimos Ponderados e pelo modelo esférico* para o atributo CTC (T), na área de 50 ha, em 2014. ....	94
Tabela 41 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo exponencial**, para o atributo CTC (T), na área de 50 ha, em 2015. ....	94
Tabela 42 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo CTC (T), na área de 26 ha, em 2014. ....	95
Tabela 43 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e gaussiano***, para o atributo CTC (T), na área de 26 ha, em 2015. ....	95
Tabela 44 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo pH em água, na área de 112 ha, em 2014. ....	97
Tabela 45 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo pH em água, na área de 112 ha, em 2015. ....	97
Tabela 46 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo pH em água, na área de 50 ha, em 2014. ....	98
Tabela 47 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo pH em água, na área de 50 ha, em 2015. ....	98
Tabela 48 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo pH em água, na área de 26 ha, em 2014. ....	99
Tabela 49 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo pH em água, na área de 26 ha, em 2015. ....	99

Tabela 50 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo matéria orgânica, na área de 112 ha, em 2014. ...	101
Tabela 51 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo matéria orgânica, na área de 112 ha, em 2015. ...	101
Tabela 52 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e gaussiano***, para o atributo matéria orgânica, na área de 50 ha, em 2014. ....	102
Tabela 53 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo matéria orgânica, na área de 50 ha, em 2015. ....	102
Tabela 54 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo matéria orgânica, na área de 26 ha, em 2014. ....	103
Tabela 55 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo matéria orgânica, na área de 26 ha, em 2015. ....	103
Tabela 56 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (V%), na área de 112 ha, em 2014. ....	105
Tabela 57 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (V%), na área de 112 ha, em 2015. ....	105
Tabela 58 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (V%), na área de 50 ha, em 2014. ....	106
Tabela 59 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (V%), na área de 50 ha, em 2015. ....	106
Tabela 60 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (V%), na área de 26 ha, em 2014. ....	107
Tabela 61 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (V%), na área de 26 ha, em 2015. ....	107
Tabela 62 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (S), na área de 112 ha, em 2014. ....	109

Tabela 63 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (S), na área de 112 ha, em 2015. ....	109
Tabela 64 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (S), na área de 50 ha, em 2014. ....	110
Tabela 65 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e exponencial**, para o atributo (S), na área de 50 ha, em 2015..	110
Tabela 66 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo (S), na área de 26 ha, em 2014. ....	111
Tabela 67 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico* e exponencial**, para o atributo (S), na área de 26 ha, em 2015..	111
Tabela 68 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo SB, na área de 112 ha, em 2014. ....	113
Tabela 69 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo SB, na área de 112 ha, em 2015. ....	113
Tabela 70 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo SB, na área de 50 ha, em 2014. ....	114
Tabela 71 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo SB, na área de 50 ha, em 2015. ....	114
Tabela 72 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo SB, na área de 26 ha, em 2014. ....	115
Tabela 73 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo SB, na área de 26 ha, em 2015. ....	115
Tabela 74 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo produtividade, na área de 112 ha, em 2014. ....	117
Tabela 75 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo produtividade, na área de 112 ha, em 2016. ....	117
Tabela 76 -	Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico*, para o atributo produtividade, na área de 26 ha. ....	118

Tabela 77 -	Ranking das malhas amostrais em função do IMOP médio, para os nutrientes da fertilidade do solo (P, K, Ca, Mg, Al, H + Al, S.B, pH água, M.O, CTC(T), V% e enxofre, para os anos de 2014 e 2015. ....	120
Tabela 78 -	Ranking das malhas amostrais em função do IMOP, para a produtividade do cafeeiro, em 2014 e em 2016, para a área de 112 ha e, em 2014, para área de 26 ha. ....	121
Tabela 79 -	Ranking das malhas em função do IMOP médio (%), considerando a fertilidade do solo e as épocas de coleta.....	123

## SUMÁRIO

	<b>CAPÍTULO 1 Introdução Geral</b> .....	23
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	23
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	26
<b>2.1</b>	<b>Cafeicultura de precisão</b> .....	26
<b>2.2</b>	<b>Malhas amostrais</b> .....	28
<b>2.2.1</b>	<b>Malhas amostrais de atributos do solo em cafeicultura de precisão</b> .....	29
<b>2.2.2</b>	<b>Malhas amostrais da produtividade do cafeeiro</b> .....	32
<b>3</b>	<b>GEOESTATÍSTICA</b> .....	36
<b>3.1</b>	<b>Semivariograma</b> .....	37
<b>3.2</b>	<b>Krigagem</b> .....	40
<b>3.3</b>	<b>Validação</b> .....	42
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	44
	<b>CAPÍTULO 2 Metodologia para a determinação da melhor malha amostral em cafeicultura de precisão</b> .....	48
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	50
<b>2</b>	<b>MATERIAL E MÉTODOS</b> .....	53
<b>2.1</b>	<b>Caracterização das áreas experimentais</b> .....	53
<b>2.2</b>	<b>Georreferenciamento das áreas</b> .....	54
<b>2.3</b>	<b>Malhas amostrais</b> .....	56
<b>2.4</b>	<b>Coleta de dados</b> .....	58
<b>2.4.1</b>	<b>Fertilidade do solo</b> .....	58
<b>2.4.2</b>	<b>Produtividade do cafeeiro</b> .....	59
<b>2.5</b>	<b>Desenvolvimento de uma metodologia para estudo das malhas amostrais</b> .....	60
<b>2.5.1</b>	<b>Teste da metodologia desenvolvida</b> .....	63
<b>3</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	66
<b>3.1</b>	<b>Teste dos índices de exatidão padronizado, índice de precisão padronizado e indicador de malha ótima padronizado</b> .....	66
<b>3.1.1</b>	<b>Fertilidade do solo</b> .....	66
<b>3.1.1.1</b>	<b>Fósforo (P)</b> .....	66
<b>3.1.1.2</b>	<b>Potássio (K)</b> .....	72
<b>3.1.1.3</b>	<b>Cálcio</b> .....	76
<b>3.1.1.4</b>	<b>Magnésio</b> .....	80
<b>3.1.1.5</b>	<b>Alumínio (Al)</b> .....	84

3.1.1.6	H + Al .....	88
3.1.1.7	CTC a pH 7,0 (T) .....	92
3.1.1.8	pH em água .....	96
3.1.1.9	Matéria orgânica .....	100
3.1.1.10	Saturação por bases (V%) .....	104
3.1.1.11	Enxofre .....	108
3.1.1.12	Soma de bases .....	112
3.2	<b>Teste dos índices padronizados e do indicador de malha ótima padronizado para o atributo da planta .....</b>	<b>116</b>
3.3	<b>Uso do IMOP no gerenciamento das malhas amostrais ...</b>	<b>119</b>
3.3.1	Fertilidade do solo .....	119
3.3.2	Produtividade .....	121
3.3.3	Variáveis .....	122
3.4	<b>Semivariogramas em função do ranqueamento das malhas estudadas .....</b>	<b>123</b>
3.5	<b>Mapeamento de atributos da fertilidade do solo e produtividade para a cafeicultura de precisão em diferentes densidades amostrais .....</b>	<b>136</b>
3.5.1	Confecção dos mapas de atributos de solo e da planta .....	137
4	<b>CONCLUSÕES .....</b>	<b>180</b>
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>181</b>

## **CAPÍTULO 1**

### **Introdução Geral**

#### **1 INTRODUÇÃO**

O café tem grande importância na economia agrícola brasileira e, ainda, é um produto com o qual o país se destaca como líder na produção mundial. Atualmente, é fonte imprescindível de receita para centenas de municípios, além de ser o principal gerador de postos de trabalho na agropecuária nacional.

Além de ser uma cultura adaptada aos solos e climas brasileiros, sua evolução é, em grande parte, resposta às pesquisas realizadas ao longo desse tempo. Essas pesquisas permitiram o desenvolvimento de cultivares resistentes a doenças, mais produtivas e adaptadas a diferentes condições, bem como à geração de informações sobre cultivo, manejo da cultura e de pragas, aproveitamento de resíduos, entre outras.

A cada dia, os produtores brasileiros investem ainda mais em tecnologias e práticas que possibilitem o aumento da produtividade, culminando, assim, no crescimento da renda dos cafeicultores (FERRAZ, 2012).

Então, há a necessidade do aumento da eficiência de todos os setores para manter a atividade competitiva e a evolução da informática, tecnologias em geoprocessamento, sistemas de posicionamento global e muitas outras tecnologias, está proporcionando à agricultura uma nova forma de gerenciar a propriedade.

De acordo com Bliska et al. (2009), nos últimos anos, o agronegócio do café brasileiro internalizou novas técnicas de produção que promoveram impactos positivos sobre produtividade, competitividade e qualidade final do produto.



A agricultura de precisão se baseia num conjunto de técnicas que exploram a variabilidade da área, por meio de informações georreferenciadas, possibilitando otimizar a aplicação de insumos na lavoura, buscando a redução de custos e impactos ao meio ambiente.

Mantovani, Queiroz e Dias (1998) afirmam que a agricultura de precisão é a tecnologia cujo objetivo consiste em aumentar a eficiência, com base no manejo diferenciado de áreas na agricultura.

O entendimento da variabilidade espacial na lavoura exige uma maior quantidade de informações, as quais podem ser obtidas a partir de operações de amostragens. Tais amostragens, principalmente referente às malhas amostrais, ainda geram discussões entre cientistas, técnicos e produtores, que ainda não têm padrões bem estabelecidos para a cafeicultura. A utilização de malhas amostrais de tamanho insatisfatório pode gerar mapas que não refletem aquilo que se encontra no campo e, dessa maneira, gerando recomendações técnicas errôneas, o que poderá causar prejuízos aos seus usuários. Dessa maneira, o estudo de malhas amostrais se torna de fundamental importância para o gerenciamento mais preciso da variabilidade espacial dos atributos do solo e das plantas em uma lavoura cafeeira (FERRAZ, 2012).

Segunda Nanni et al. (2011), as malhas amostrais utilizadas nas mais diversas culturas brasileiras estão em torno de um ponto a cada dois a três hectares e, em algumas culturas, utiliza-se até um ponto a cada quatro hectares. Em relação à cultura do café, poucos estudos se referenciam ao tamanho da grade amostral adequada, havendo, assim, grande necessidade de pesquisas com esta finalidade, sendo este o objetivo para a realização deste trabalho de pesquisa.

Dessa forma, objetivou-se, no presente trabalho,

- a) propor, desenvolver e testar uma metodologia para avaliação e comparação da qualidade de diferentes malhas amostrais em três

diferentes áreas aplicadas aos atributos do solo e da planta de lavouras cafeeiras, permitindo a escolha da malha que melhor caracterize a variabilidade espacial de um ou de um grupo de atributos;

- b) caracterizar a magnitude da distribuição espacial de atributos do solo e de atributos da planta em lavoura cafeeira;
- c) fazer mapas da fertilidade do solo e produtividade da lavoura cafeeira em diferentes malhas amostrais.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO**

Os avanços tecnológicos da implantação dos cafezais, o melhoramento genético, além do controle do mato e podas, adubações, enxertia, irrigação, controle de pragas e doenças, adaptação de espécies em ambientes, colheita e preparo do café e a cafeicultura de precisão estão entre os responsáveis pelos ganhos de produtividade e eficiência das unidades produtoras. Com o advento da modernização agrícola, melhorias no processo produtivo estão ocorrendo, ocasionando melhor adequação da produção às exigências de mercado e aumentando a competitividade dos produtores (LANNA; TEIXEIRA; REIS, 2011).

A aplicação de novas tecnologias no meio rural pode auxiliar no incremento de produtividade, de qualidade e de eficiência na conservação dos alimentos, enquanto se buscam a conservação e a preservação dos recursos naturais. É o caso do desenvolvimento de áreas como automação e controle, robótica, nanotecnologia, agricultura de precisão, pós-colheita, agroenergia, ciência do solo, meio ambiente e mudanças climáticas. Incluem-se, ainda, a construção de equipamentos e sensores, além da elaboração e aplicação de métodos, modelos e sistemas avançados (CRESTANA; FRAGALLE, 2012).

### **2.1 Cafeicultura de precisão**

Cafeicultura de precisão é um conceito que tem conotação com a aplicação das técnicas de agricultura de precisão na lavoura cafeeira. A agricultura de precisão, por sua vez, se apresenta como um conjunto de tecnologias capazes de auxiliar o produtor rural a identificar as estratégias a serem adotadas para aumentar a eficiência no gerenciamento da agricultura.

Inclui maximizar a rentabilidade das colheitas, tornando o agronegócio mais competitivo para o sucesso da atividade agrícola (SILVA, 2008).

Na cultura do cafeeiro há um campo muito vasto para ser aplicada e pesquisada a agricultura de precisão, não só pela sua importância para o Brasil, mas também pelo alto grau tecnológico e o valor econômico das lavouras (BALASTREIRE et al., 2001). Para Ferraz (2012), na cafeicultura, a agricultura de precisão ainda é uma tecnologia a ser implantada em longo prazo, mas há forte tendência para que seja adotada, pela eficiência e sustentabilidade ecológica e econômica.

O termo “cafeicultura de precisão”, introduzido por Alves, Queiroz e Pinto (2006), pode ser entendido como o emprego das técnicas de agricultura de precisão na produção de café. As características do solo da cultura variam no espaço (distância e profundidade) e no tempo. Assim, a cafeicultura de precisão pode ser definida como um conjunto de técnicas que visam à otimização do uso dos insumos agrícolas (fertilizantes, corretivos, sementes e defensivos) em função da variabilidade espacial e temporal de fatores associados ao sistema água-solo-planta (FERRAZ, 2012).

Vários estudos utilizando análises geoestatísticas foram feitos em campos cafeeiros para o estudo da distribuição espacial da infestação de pragas, como a broca e o bicho-mineiro; de infecções de doenças, como a ferrugem e a cercosporiose (ALVES et al., 2009); dos atributos físicos do solo e das características agrônômicas da cultura do café (CARVALHO et al., 2014); dos atributos químicos do solo e da produtividade da lavoura cafeeira (FERRAZ, 2012); da produção de café (SILVA, 2008; SILVA et al., 2007, 2010); da desfolha da planta durante a colheita (SILVA et al., 2010) e fertilizantes no solo (SILVA, 2008); do gerenciamento da variabilidade (MOLIN et al., 2010) e da caracterização geofísica do solo (OLIVEIRA et al., 2007).

## 2.2 Malhas amostrais

A forma tradicionalmente utilizada para se amostrar atributos de uma determinada lavoura é utilizando-se amostragem aleatória, conforme preconizado pela estatística clássica (não espacial). Dessa maneira, implicitamente, trata-se a área como suficientemente homogênea. O manejo a ser realizado considerará a média encontrada nesta área como representativa do atributo para toda a área, desconsiderando a posição espacial (FERRAZ, 2012).

A coleta das amostras é a técnica de avaliar a fertilidade do solo para caracterizar a capacidade do solo em fornecer nutrientes para as plantas, identificar a presença de acidez e orientar programas de adubação e correção do solo.

A amostragem de solo, convencionalmente difundida para a cafeicultura, preconiza que a coleta de solo deve ser realizada de 0 a 20 cm de profundidade na projeção da saia da planta de cafeeiro, de ambos os lados da rua, com, no mínimo, 20 subamostras por gleba homogênea quanto ao solo, à idade, à variedade e ao espaçamento da cultura (MATIELLO et al., 2010).

Uma adequada descrição da dependência espacial é fundamental para revelar tanto o grau ou a magnitude da continuidade espacial de um atributo em estudos de variabilidade espacial quanto o seu modo de variação (sua estrutura) (SEIDEL; OLIVEIRA, 2014).

Para amostrar o solo, ou mesmo algumas características da planta, utilizando-se as técnicas de agricultura de precisão, deve-se levar em consideração a variabilidade espacial dos atributos. Para tal, é necessária a retirada de diversas amostras em uma área. Sendo assim, torna-se imprescindível a criação das chamadas malhas amostrais ou *grids* amostrais.

A criação de malhas amostrais envolve dividir uma área em seções quadradas ou retangulares de tamanhos iguais e reduzidos, de forma que os

agricultores realizem amostragens em cada seção (MORGAN; ESS, 1997). O objetivo desta amostragem é realizar análises em uma escala menor do que àquela tradicionalmente realizada.

Atualmente, dois métodos de amostragem do solo, baseados em malhas amostrais, têm sido utilizados para descrever a variabilidade espacial dos parâmetros de fertilidade do solo. São eles o método da malha celular e o método do centro da malha (FLOWERS; WEISZ; WHITE, 2005; MORGAN; ESS, 1997).

O método da malha celular é bem similar ao método tradicional de amostragem, porém, a área é dividida em várias partes, denominadas células (MORGAN; ESS, 1997). São retiradas diversas subamostras em locais aleatórios dentro da célula e, assim, realiza-se a homogeneização destas para obter uma amostra composta, cujo valor encontrado representará a célula (FLOWERS; WEISZ; WHITE, 2005).

O método do centro da malha representa um ponto, geralmente no centro da célula da malha, em que várias subamostras são retiradas próximas ao ponto, num raio de 3 a 6 m, para formar uma amostra composta (FLOWERS; WEISZ; WHITE, 2005; MORGAN; ESS, 1997). Neste trabalho, a malha utilizada baseou-se no método do centro da malha.

### **2.2.1 Malhas amostrais de atributos do solo em cafeicultura de precisão**

Hoje já estão disponíveis ferramentas que possibilitam a coleta, o armazenamento e a análise de dados, viabilizando estudos da variabilidade espacial. Para o mapeamento dos atributos químicos do solo ainda existe contestação quanto ao tamanho da malha amostral que varia com a metodologia escolhida pelas prestadoras de serviços ou, mesmo, pelas unidades pesquisadoras (FERRAZ, 2012).

Algumas metodologias de coleta de amostra de solo foram pesquisadas, a fim de se conseguir mapear os atributos do solo. Silva (2008) e Silva et al. (2007, 2010), desenvolvendo pesquisas em uma lavoura cafeeira (*Coffea arabica* L.), amostraram os atributos do solo utilizando pontos de cruzamento de uma malha, com intervalos regulares de 25 x 25 m e 50 x 50m, perfazendo um total de 67 pontos numa área de 6,2 ha, retirando as amostras na profundidade de 0 a 20 cm, na projeção da barra da saia do cafeeiro, utilizando o trado como extrator.

Objetivando avaliar, por meio da estatística clássica, geoestatística e de princípios de agricultura de precisão, alguns atributos físicos do solo indicativos de compactação, como a densidade do solo, a resistência mecânica à penetração e o teor de argila, além de algumas características agronômicas da planta de café, como a altura e a produtividade, Carvalho et al. (2014) criaram uma malha irregular de 24 pontos e coletaram dados de densidade do solo, resistência do solo à penetração e teor de argila, em diferentes profundidades, bem como a altura e a produtividade das plantas de café. De modo geral, as variáveis apresentaram dependência espacial moderada ou forte.

Utilizando-se duas subáreas plantadas com cafeeiros (*Coffea arabica* L.), Marques Júnior et al. (2000) instalaram uma parcela de 200 por 850 m (17 ha), dividindo-as numa malha com espaçamento regular de 50 m entre pontos, resultando em 68 pontos para cada malha. Os solos foram amostrados em duas profundidades (0-20 cm e 60-80 cm).

Em experimento para avaliar a variabilidade espacial de atributos do solo, Souza (2006) estudou duas lavouras cafeeiras (*Coffea arabica* L.), uma com 2,0 ha, submetida ao sistema convencional de produção por seis anos, e outra com 2,8 ha, sob sistema orgânico, por sete anos. As amostragens de solos foram feitas em espaçamento regulares de 15 m na transeção e 16 m entre transeções, na profundidade de 0-20 cm, utilizando um trado holandês e

retirando-se, para cada ponto amostral, nove subamostras de solo, sendo três em cada linha de plantio e três nas entrelinhas. Essas subamostras foram misturadas para formar uma amostra composta representativa de cada ponto de amostragem, que totalizou 98 amostras compostas para o sistema convencional e 103 para o sistema orgânico.

Em uma área de cafeeiros (*Coffea arabica* L.) com 6,4 ha, Molin et al. (2010) realizaram amostragens de solo em uma malha irregular com 16 pontos. Cada ponto amostral correspondia a 10 subamostras coletadas paralelamente a 0,6 m a partir da rua de cafeeiros e espaçadas de 0,2 m entre si. As amostras foram coletadas com um amostrador do tipo rosca sem fim, na profundidade de 0-20 m.

Quatro áreas cultivadas com cafeeiros (*Coffea arabica* L.) foram estudadas por Faulin (2010). Para cada área foram criadas malhas amostrais distintas para cada ano de estudo. A área 1 foi estudada por quatro safras diferentes, tinha 8,64 ha e, na primeira safra em estudo, a malha amostral foi de 11 pontos; na segunda, 13 pontos e, na terceira e na quarta safra, 28 pontos. A área 2 tinha 5,94 ha e foi estudada a partir da segunda safra com uma malha de 12 pontos; na terceira e na quarta safra, com uma malha amostral de 23 pontos. A área 3 apresentava 6,39 ha e também teve seus estudos iniciados pela segunda safra, com a criação de uma malha amostral de 15 pontos; na terceira safra utilizou-se uma malha de 23 pontos e, na quarta safra, uma malha de 25 pontos. A área 4 tinha 4,67 ha e a malha amostral desenvolvida para a segunda safra tinha 10 pontos; para a terceira safra, 20 pontos e, para a quarta safra, 19 pontos. Em cada ponto amostral era realizada a retirada de nove subamostras distanciadas paralelamente à fileira de plantas em 0,6 m e agrupadas num intervalo de, aproximadamente, 1 m.

Ferraz et al. (2015) utilizaram a geoestatística para caracterizar a estrutura e a magnitude da distribuição espacial de atributos químicos do solo



(fósforo e potássio), bem como da recomendação de aplicação de  $P_2O_5$  e  $K_2O$ , em lavoura cafeeira e mapear estas variáveis de forma a visualizar a sua distribuição espacial, permitindo a utilização dos dados para a realização de adubação a taxas variadas. Observou-se que, para o de  $P_2O_5$ , a amostragem em malha recomendou uma dose 25,7% menor que a amostragem convencional e, para  $K_2O$ , a amostragem em malha recomendou uma dose 11,6% maior que a amostragem convencional.

O uso das técnicas da agricultura de precisão permite o aperfeiçoamento do manejo da lavoura, possibilitando melhor controle nutricional da planta e contribuindo para reduzir gastos com fertilizante. Fonseca et al. (2015), buscando avaliar a variabilidade espacial do estado nutricional do cafeeiro conilon (*Coffea canephora*), amostraram 140 pontos georreferenciados, sendo cada ponto amostral constituído de cinco plantas. As amostras foliares foram analisadas para a determinação dos teores de N, P, K, Ca, Mg, S, Fe, B, Zn, Mn e Cu.

Observa-se que, nos estudos supracitados, foram utilizadas diferentes malhas amostrais e técnicas de amostragem em malha. Uma característica comum a eles é que todos foram capazes de identificar a variabilidade espacial dos atributos químicos do solo nas áreas estudadas, porém, não identificaram a qualidade de suas malhas amostrais e não testaram em glebas de até 100,0ha.

### **2.2.2 Malhas amostrais da produtividade do cafeeiro**

O mapa de colheita é a informação mais completa para se visualizar a variabilidade espacial das lavouras. A geração e a interpretação de mapas de produtividade de culturas agrícolas são segmentos da agricultura de precisão que têm recebido especial atenção de pesquisadores e de fabricantes de máquinas

agrícolas, uma vez que o entendimento do processo da variabilidade espacial da produção agrícola e a definição de ações de manejo visam maior lucratividade.

O estudo da variabilidade espacial da produtividade ganha destaque dentro da cafeicultura de precisão. Dessa forma, malhas amostrais bem estabelecidas serão de fundamental importância para o mapeamento da distribuição espacial da produtividade, principalmente no âmbito da colheita manual ou semimecanizada dos frutos de cafeeiros.

Para o estudo da variabilidade espacial da produtividade, Silva (2008) e Silva et al. (2007, 2010) realizaram a colheita manual dos frutos de cafeeiros sobre panos de quatro plantas em torno de pontos amostrais, devidamente georreferenciados por meio do uso de GPS. O volume colhido de cada planta, após a abanação, foi medido em um recipiente graduado em litros. Após esta medição, foi retirada a média de produtividade das plantas, resultando no valor de produtividade para o ponto amostral. A área experimental de 6,2 ha foi dividida em duas malhas regulares na distância de 25 x 25 e 50 x 50 m, totalizando 67 pontos de amostragem.

A variabilidade espacial da produtividade de uma área plantada com café robusta foi estudada por Oliveira et al. (2007). Foram demarcados pontos amostrais, definidos como células, situados dentro de uma malha irregular de, aproximadamente, 1 ha, totalizando 109 pontos. As coordenadas de cada ponto amostral foram obtidas com um GPS geodésico. A coleta foi realizada em cada ponto central da célula, num espaçamento de 10 em 10 m, na linha do cafeeiro. Os frutos de café das cinco plantas de cada célula foram derriçados manualmente em peneiras e, posteriormente, colocados em um saco devidamente identificado. No laboratório foi determinada a produção de café úmido de cada saco (composto de cinco plantas).

Para estimar a produtividade do café conilon, foi amostrada em campo a produção de café verde, em kg, numa malha amostral irregular de 18,5 ha, com

os pontos amostrais espaçados irregularmente e correspondendo a três plantas de café/ponto, portanto, uma amostragem composta, totalizando 87 pontos amostrais georreferenciados no centro de cada ponto (planta do meio) (QUARTEZANI et al., 2011).

Em várias culturas, têm-se utilizado técnicas de geoprocessamento no intuito de estudar e interpretar as causas da variabilidade espacial e temporal da sua produção. Lima et al.(2014), objetivando analisar a variabilidade espacial e temporal da produtividade do cafeeiro canephora (conilon) em três safras consecutivas, utilizando técnicas de geoprocessamento, construíram uma malha amostral com 109 pontos georreferenciados, considerando cinco plantas por ponto. As produtividades apresentaram diferenças significativas, com menor produtividade na safra 3, em 93,5% da área. O índice de produtividade (IP) ficou, da safra 2 para a 1, em -18,0% e, da safra 3 para a 2, em -57,0%, mostrando redução crescente entre as diferentes safras.

Ferraz (2012) e Ferraz et al. (2012b), em seus estudos em uma área de 22 ha de cafeeiros, no ano de 2008, coletaram dados de produtividade utilizando uma malha amostral composta por 58 pontos. Ferraz et al. (2012a, 2012b), no ano de 2009 e Ferraz (2012), no ano de 2010, utilizaram uma malha amostral composta por 48 pontos. Cada ponto amostral correspondeu a quatro plantas: duas plantas localizadas na rua de cafeeiros onde o ponto foi georreferenciado e as outras duas plantas localizadas em cada rua lateral ao ponto de referência. A produtividade de café ( $L\ planta^{-1}$ ) foi obtida por meio da colheita manual sobre panos das quatro plantas em torno do ponto amostral e o volume colhido de cada planta, após a abanação, foi medido em um recipiente graduado em litros. Após essa medição, foi obtida a média de produtividade destas quatro plantas, resultando no valor de produtividade para o ponto amostral.

A agricultura de precisão difere da convencional por unir relações espaciais à variabilidade existente no campo, tornando-se uma importante ferramenta de gestão do sistema agrícola.

Carvalho et al. (2014) avaliaram, por meio da estatística clássica, geoestatística e de princípios de agricultura de precisão, alguns atributos físicos do solo indicativos de compactação, como a densidade do solo, resistência mecânica à penetração e teor de argila, além de algumas características agronômicas da planta de café, como a altura e a produtividade. Em uma malha irregular de 24 pontos, foram coletados dados de densidade do solo, resistência do solo à penetração e teor de argila, em diferentes profundidades, bem como a altura e a produtividade das plantas de café. De modo geral, observaram que as variáveis apresentaram dependência espacial moderada ou forte e que a produtividade e a altura das plantas são maiores em regiões em que há maiores valores de densidade do solo, para todas as camadas de solo avaliadas. Todos os trabalhos conseguiram mapear a variabilidade espacial da produtividade do cafeeiro, porém, nenhum deles comparou a precisão e a exatidão das malhas estudadas.

### 3 GEOESTATÍSTICA

As ideias iniciais da geoestatística surgiram na África do Sul, quando Daniel Krige, em 1951, trabalhando com dados de concentração de ouro em sua tese de mestrado em Engenharia de Minas (na Escola de Minas da Universidade de Paris, localizada na cidade de Fontainebleau, França), concluiu que não conseguia encontrar sentido nas variâncias, se não levasse em conta a distância entre as amostras (VIEIRA, 2000). George Matheron, orientador de Krige, é considerado o pai da geoestatística por seus trabalhos nas bases teóricas de um método de interpolação espacial denominado krigagem, na década de 1960 (VALENCIA; MEIRELLEZ; BETTINI, 2004). Sendo assim, Matheron, em 1963, na Escola de Minas de Paris, França, baseado nas observações de Krige, desenvolveu uma teoria, a qual ele chamou de teoria das variáveis regionalizadas, que contém os fundamentos da geoestatística. Segundo essa teoria, a diferença nos valores de uma dada variável em dois pontos no espaço depende da distância entre eles, de acordo com sua dependência espacial. Nesse caso, quando uma determinada propriedade varia de um local para outro com algum grau de organização ou continuidade, expresso por meio da dependência espacial, pode-se aplicar a geoestatística para obter informações adicionais às obtidas com a análise clássica (VIEIRA, 2000).

A geoestatística é uma metodologia importante para análise de dados no âmbito da agricultura de precisão. Pode ser utilizada no planejamento e no mapeamento de amostragens do solo e planta, na análise da continuidade espacial e de atributos do solo e planta, e na interpolação dos dados por meio da krigagem (VALENCIA; MEIRELLEZ; BETTINI, 2004). O objetivo da geoestatística aplicada à agricultura de precisão é caracterizar a variabilidade espacial dos atributos do solo e das plantas e fazer estimativa, utilizando o princípio da variabilidade espacial, a fim de se identificar inter-relações desses

atributos no espaço e no tempo, além de permitir estudar padrões de amostragem adequada (VIEIRA, 2000).

### 3.1 Semivariograma

O semivariograma possibilita uma avaliação visual da dependência espacial, mas sem resultar diretamente em um valor numérico único que expresse a mensuração de tal dependência. Contudo, a partir dos parâmetros estimados do modelo teórico ajustado ao semivariograma experimental, é possível construir uma medida dessa dependência espacial (SEIDEL; OLIVEIRA, 2014).

Um dos métodos mais antigos para se estimar a dependência, no espaço (ou no tempo), de amostras vizinhas é por meio da autocorrelação espacial (ou temporal) das amostras, que caracteriza a dependência espacial (ou temporal), também detectada por outro método, que é a utilização do semivariograma. Aqui a dependência considerada será apenas a espacial. O semivariograma é mais utilizado para analisar o grau de dependência espacial entre amostras dentro de um campo experimental, além de definir parâmetros necessários para a estimação de valores em locais não amostrados, pela técnica de krigagem.

O semivariograma é a principal ferramenta utilizada na geoestatística para a descrição da dependência espacial e consiste num gráfico que associa distâncias com semivariâncias. Segundo Olea (2006), o semivariograma tem a propriedade de medir o grau de dissimilaridade entre pares de medidas em razão da distância e da orientação da linha entre dois locais de amostragem.

A teoria da geoestatística é baseada na observação de que a variabilidade espacial de uma variável espacial  $Z(x)$  apresenta uma estrutura que pode ser modelada (JOURNEL; HUIJBREGTS, 2003).  $Z(x)$  representa a variável

aleatória  $Z$  em estudo, que ocorre, por exemplo, na posição de coordenadas  $x = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$ , em que  $u$  é a latitude e  $v$  é a longitude.

A variabilidade entre as variáveis aleatórias  $Z(x)$  e  $Z(x+h)$  é caracterizada pelo semivariograma. Para o uso da estimação do semivariograma devem-se assumir algumas hipóteses, como a de estacionariedade, a fim de se caracterizar uma variável aleatória ao longo do espaço. Segundo Valência, Meirelles e Bettini (2004), uma amostra na dimensão espacial corresponde a uma única observação do fenômeno, não existindo, assim, replicação do fenômeno. Isto é, em análise espacial, quando temos  $n$  pontos amostrados, não se tem uma amostra de tamanho  $n$  (como é na estatística clássica), mas, sim, têm-se  $n$  amostras de tamanho 1.

Uma variável aleatória  $Z(x)$  é estacionária se o desenvolvimento desse processo no tempo ou no espaço ocorrer de maneira mais ou menos homogênea, com oscilações aleatórias contínuas em torno de um valor médio, em que tanto a amplitude média como as oscilações não mudam bruscamente no tempo ou no espaço. Segundo Cressie (1993), existem várias definições de estacionariedade e, de acordo com Valência, Meirelles e Bettini (2004), as mais comuns são a estacionariedade de segunda ordem e a hipótese intrínseca.

A hipótese intrínseca é a mais frequentemente utilizada em geoestatística, por ser menos restritiva. O semivariograma exige apenas esta hipótese, o que o torna a ferramenta mais difundida na geoestatística.

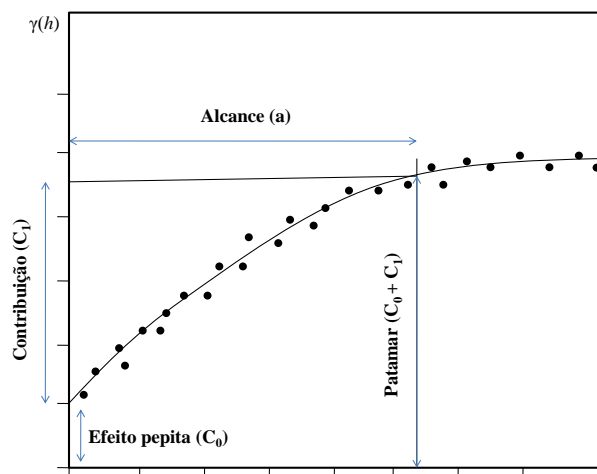
Quando há dependência da distância e da direção, o fenômeno chama-se anisotrópico e, quando depende somente da distância, denomina-se isotrópico. Neste trabalho foi considerada apenas dependência isotrópica e empregado o símbolo  $h$  para representar distância.

Para analisar a dependência espacial foi utilizado o semivariograma. A semivariância é estimada pela equação 1.

$$\gamma(h) = \left[ \frac{1}{2N(h)} \right] * \sum_{i=1}^{n(h)} [z(x_i) - z(x_i+h)]^2 \quad (1)$$

em que  $N(h)$  é o número de pares experimentais de observações,  $Z(x_i)$  e  $Z(x_i + h)$ , separados por uma distância  $h$  (CRESSIE, 1993). O semivariograma é representado pelo gráfico  $\gamma(h)$  versus  $h$ . Do ajuste de um modelo matemático aos valores calculados de  $\gamma(h)$  são estimados os coeficientes do modelo teórico para o semivariograma denominado de efeito pepita ( $C_0$ ), patamar ( $C_0+C_1$ ) e o alcance ( $a$ ), conforme descrito por Bachmaier e Backers (2008) (Gráfico 1). Foram utilizados o método dos mínimos quadrados ponderados e o modelo esférico, exponencial ou gaussiano para os atributos estudados.

Gráfico 1 - Semivariograma experimental (pontos) com modelo teórico ajustado (linha) e seus parâmetros.



Em geral, o modelo de ajuste do semivariograma esférico é o mais utilizado em estudos geoestatísticos, segundo afirmam Webster e Oliver (2007), em estudos aplicados a geociências (ANDRIOTTI, 2003) e em estudos aplicados à cultura do cafeeiro (FERRAZ, 2012).



O alcance ( $a$ ) é a distância dentro da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente. Os valores do alcance relativos aos semivariogramas têm uma importância considerável na determinação do limite da dependência espacial, o que pode ser também um indicativo do intervalo entre unidades de mapeamento de solos (TRANGMAR; YOST; UEHARA, 1985; WEBSTER; LARK, 2012). O patamar é o valor do semivariograma 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 torna-se invariante com a distância. Efeito pepita ( $C_0$ ) é a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. Parte desta descontinuidade pode ser também devido a erros de medição (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989), mas é impossível quantificar se a maior contribuição provém dos erros de medição ou da variabilidade de pequena escala não captada pela amostragem. A contribuição ( $C_1$ ) é a diferença entre o patamar ( $C_1$ ) e o efeito pepita ( $C_0$ ).

### **3.2 Krigagem**

Krigagem é um método de interpolação da geoestatística que utiliza a dependência espacial expressa no semivariograma entre amostras vizinhas para estimar valores em qualquer posição dentro do campo, sem tendência e com variância mínima. A condição de não tendência significa que, em média, a diferença entre valores estimados e medidos seja nula, e a condição de variância mínima significa que, embora possam existir diferenças ponto por ponto entre o valor estimado e o medido, essas diferenças são mínimas (WEBSTER; LARK, 2012).

Na maioria das vezes, o interesse da análise geoestatística não se limita à obtenção de um modelo de dependência espacial, desejando-se, também,

predizer valores em pontos não amostrados. O interesse pode ser em um ou mais pontos específicos da área, ou obter uma malha de pontos interpolados que permitam visualizar o comportamento da variável na região, por meio de um mapa de isolinhas ou de superfície (SILVA, 2007).

Segundo Guimarães (2004), na aplicação da krigagem, assume-se que sejam conhecidas as realizações  $z(t_1), z(t_2), \dots, z(t_n)$  da variável aleatória espacial  $Z(t)$ , nos locais  $t_1, t_2, \dots, t_n$ ; que o semivariograma da variável já tenha sido determinado e que o interesse seja estimar um valor  $z^*$  na posição  $t_0$ .

O valor estimado  $z^*(t_0)$  é dado por

$$z^*(t_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(t_i) \quad (2)$$

em que  $n$  é o número de amostras de  $Z(t)$  envolvidas na estimativa de  $z^*(t_0)$  e  $\lambda_i$  são os pesos associados a cada valor medido,  $z(t_i)$ .

Guimarães (2004) afirma que, se existe a dependência espacial, os pesos  $\lambda_i$  são variáveis de acordo com a distância entre o ponto a ser estimado  $z^*(t_0)$  e os valores  $z(t_i)$  envolvidos nas estimativas. Ocorre a independência espacial, então  $\lambda_i = 1/n$  e, portanto, temos a média aritmética simples.

A melhor estimativa de  $z^*(t_0)$  é obtida quando o estimador é não tendencioso  $E[z^*(t_0) - z(t_0)] = 0$  e a variância da estimativa é mínima  $Var[z^*(t_0) - z(t_0)] = \text{mínimo}$ .

Para que  $z^*$  seja uma estimativa não tendenciosa de  $z$ , a soma dos pesos das amostras tem que se igualar a 1  $\sum \lambda_i = 1$ .

Para obter a variância mínima sob a condição de  $\sum \lambda_i = 1$ , introduz-se o multiplicador de Lagrange para a dedução das equações e o sistema de

krigagem resultante é  $\sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{t_i, t_j} + \mu = \gamma_{t_i, t_0}$ , em que  $\mu$  é o multiplicador de Lagrange.

A geoestatística incorpora na sua teoria a estrutura de dependência espacial, buscando o melhor ajuste do semivariograma, dessa forma fornecendo um preditor espacial ótimo. A krigagem, então, permite a confecção de mapas temáticos confiáveis e mais próximos da realidade.

### 3.3 Validação

De acordo com Andriotti (2003), validação é o procedimento mediante o qual cada amostra é retirada do conjunto de dados e é feita uma krigagem para avaliar seu valor. O valor médio das diferenças será tão mais próximo de zero quanto melhor for a estimativa.

A validação de um procedimento analítico constitui importante ferramenta da garantia da qualidade dos dados.

Uma das maneiras de se avaliar a qualidade da estimação e ajuste dos semivariogramas e, também, de outras características da pesquisa (malha de amostragem) é pela validação. Faraco et al. (2008) citam que os métodos de validação comparam valores da krigagem (isto é, valores preditos) e os valores empíricos obtidos na amostragem (isto é, valores observados).

Um dos tipos de validação é a autovalidação que tanto a estimação e o ajuste de semivariogramas quanto a comparação por krigagem entre valores preditos e observados são feitos na massa de dados total, sem qualquer divisão. Neste trabalho foi utilizada a autovalidação.

De acordo com Isaaks e Srivastava (1989), a validação é a técnica de avaliação de erros de estimativa que permite comparar valores preditos com os amostrados. O valor  $z$  da amostra, em certa localização  $x_i$  (isto é, o valor  $z(x_i)$ ), é

temporariamente descartado do conjunto de dados e, então, é feita uma predição  $Z(x_i)$  por krigagem no local, utilizando-se outros pontos amostrados.

O valor da amostra, em certa localização  $Z(x_i)$ , é temporariamente descartado do conjunto de dados e, então, é feita uma previsão por krigagem (ordinária) no local  $\hat{Z}|x_i$ , utilizando-se as amostras restantes.

## REFERÊNCIAS

ALVES, E. A.; QUEIROZ, D. M. de; PINTO, F. de A. de C. Cafeicultura de precisão. In: ZAMBOLIM, L. (Ed.). **Boas práticas agrícolas na produção de café**. Viçosa, MG: UFV, 2006. p. 189-223.

ALVES, M. C. et al. Geostatistical analysis of the spatial variation of the berry borer and leaf miner in a coffee agroecosystem. **Precision Agriculture**, Dordrecht, v. 10, n. 12, p. 1-14, Dec. 2009.

ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de estatística e geoestatística**. São Leopoldo: UNISINOS, 2003. 165 p.

BACHMAIER, M.; BACKERS, M. Variogram or semivariogram: understanding the variances in a variogram. **Precision Agriculture**, Dordrecht, v. 9, p. 173-175, Feb. 2008.

BALASTREIRE, L. A. et al. Agricultura de precisão: mapeamento da produtividade de uma cultura de café. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 30., 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** Jaboticabal: SBEA, 2001. 1 CD-ROM.

BLISKA, F. M. M. et al. Custos de produção de café nas principais regiões produtoras do Brasil. **Informações Econômicas**, São Paulo, v. 29, n. 8, p. 5-20, ago. 2009.

CARVALHO, L. C. C. et al. Variabilidade espacial de atributos físicos do solo e características agronômicas da cultura do café. **Coffee Science**, Lavras, v. 8, n. 3, p. 265-275, 2014.

CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**. New York: J. Wiley, 1993. 900 p.

CRESTANA, S.; FRAGALLE, E. P. A trilha da quinta potência: um primeiro ensaio sobre ciência e inovação, agricultura e instrumentação agropecuária brasileiras. **Revista Eixo**, Brasília, DF, v. 1, n. 1, p. 6-27, 2012.

FARACO, M. A. et al. 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, MG, v. 32, n. 2, p. 463-476, mar./abr. 2008.

FAULIN, G. C. **Influência da adubação em doses variadas na produtividade e no estado nutricional da cultura do café (*Coffea arabica* L.)**. 2010. 103 p. Tese (Doutorado em Fitotecnia) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, 2010.

FERRAZ, G. A. S. **Cafeicultura de precisão: malhas amostrais para o mapeamento de atributos do solo, da planta e recomendações**. 2012. 129 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola)-Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2012.

FERRAZ, G. A. S. et al. Agricultura de precisão no estudo de atributos químicos do solo e da produtividade de lavoura cafeeira. **Coffee Science**, Lavras, v. 7, n. 1, p. 59-67, jan./abr. 2012a.

FERRAZ, G. A. S. et al. Geostatistical analysis of fruit yield and detachment force in coffee. **Precision Agriculture**, Dordrecht, v. 13, n. 1, p. 76-89, Jan. 2012b.

FERRAZ, G. A. S. et al. Variabilidade espacial da dose de P<sub>2</sub>O<sub>5</sub> e K<sub>2</sub>O para adubação diferenciada e convencional em lavoura cafeeira. **Coffee Science**, Lavras, v. 10, n. 3, p. 346-356, jul./set. 2015.

FLOWERS, M.; WEISZ, R.; WHITE, J.G. Yield-based management zones and grid sampling strategies: describing soil test and nutrient variability. **Agronomy Journal**, Madison, v. 97, p. 968-982, May/June 2005.

FONSECA, A. S. et al. Spatial variability of the productivity and the nutritional condition of coffee canephora. **Coffee Science**, Lavras, v. 10, n. 4, p. 420-428, 2015.

GUIMARÃES, E. C. **Geoestatística básica e aplicada**. Uberlândia: UFU, 2004. v. 1, 78 p.

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

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. Caldwell: Blackburn, 2003. 600 p.

LANNA, G. B. M.; TEIXEIRA, E. C.; REIS, R. P. Determinantes da adoção da tecnologia de despolpamento na cafeicultura: estudo de uma região produtora da Zona da Mata de Minas Gerais. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, Lavras, v. 13, n. 3, p. 352-362, 2011.

LIMA, J.S.S. et al. Variabilidade espacial e temporal da produtividade do cafeeiro canephora. **Coffee Science**, Lavras, v. 9, n. 3, p. 400-407, jul./set. 2014.

MANTOVANI, E.C.; QUEIROZ, D.M.; DIAS, G.P. Máquinas e operações utilizadas na agricultura de precisão. In: SILVA, F. M. da(Coord.). **Mecanização e agricultura de precisão**. Poços de Caldas: UFLA/SBEA, 1998. p.109-157.

MARQUES JÚNIOR, J. et al. Variabilidade espacial de propriedades químicas e físicas de latossolos em áreas de cerrado sob cultivo de café, em patrocínio, MG. In: BALASTREIRE, L. A. (Ed.). **O estado-da-arte da agricultura de precisão no Brasil**. Piracicaba: ESALQ, 2000. p. 105-112.

MATIELLO, J. B. et al. **Cultura de café no Brasil**: manual de recomendações. Varginha: MAPA/PROCAFÉ, 2010. 544 p.

MOLIN, J. P. et al. Teste procedure for variable rate fertilizer on coffee. **Acta Scientiarum Agronomy**, Maringá, v. 32, n. 4, p. 569-575, 2010.

MORGAN, M.; ESS, D. **The precision farming guide for agriculturists**. Moline: Deere, 1997. 117 p.

NANNI, M. R. et al. Optimum size in grid soil sampling for variable rate application in site-specific management. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v.68, n. 3, p. 386-392, May/June 2011.

OLEA, R.A. A six-step practical approach to semivariogram modeling. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, New York, v. 20, p. 307-318, 2006.

OLIVEIRA, E. et al. Eliminação de linhas em cafeeiros adensados por meio semimecanizado. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 31, n. 6, p. 1826-1830, nov./dez. 2007.

QUARTEZANI, W.Z. et al. Validação da estimativa por cokrigagem e krigagem para produtividade do café conillon. In: SIMPÓSIO DE GEOESTATÍSTICA APLICADA EM CIÊNCIAS AGRÁRIAS, 1.,2011, Botucatu. **Anais...Botucatu**, 2011. 1 CD-ROM.

SEIDEL, E.J.; OLIVEIRA, M. S. Novo índice geoestatístico para a mensuração da dependência espacial. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v.38, n. 3, p.699-705, mar. 2014.

SILVA, F. C. **Efeito da força de desprendimento e maturação dos frutos de cafeeiros na colheita mecanizada**. 2008. 106 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola)-Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2008.

SILVA, F. M. da et al. Efeitos da colheita manual na bienalidade do cafeeiro em Ijaci, Minas Gerais. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 34, n. 3, p.625-632, maio/jun. 2010.

SILVA, F. M. da et al. Variabilidade espacial de atributos químicos e de produtividade na cultura do café. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 37, n. 2, p. 401-407, mar./abr. 2007.

SOUZA, C. K. **Variabilidade espacial de atributos de solo e produtividade em área cultivada com café orgânico e convencional**. 2006. 65 p. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2006.

TRANGMAR, B. B.; YOST, R. S.; UEHARA, G. Applications of geostatistics to spatial studies of soil properties. **Advances in Agronomy**, San Diego, v. 38, n. 1, p. 45-94, Feb. 1985.

VALÊNCIA, L. I. O.; MEIRELLES, M. S. P.; BETTINI, C. Geoestatística aplicada à agricultura de precisão. In: MACHADO, P. L. O. de A.; BERNARDI, A. C. de C.; SILVA, C. A. (Ed.). **Agricultura de precisão para o manejo da fertilidade do solo em sistema plantio direto**. Rio de Janeiro: EMBRAPA Solos, 2004. p. 37-56.

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

WEBSTER, R.; LARK, M. **Field sampling for environmental science and management**. London: Routledge, 2012. 200 p.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. **Geostatistics for environmental scientists**. Chichester: J. Wiley, 2007. 315 p.



## CAPÍTULO 2

### Metodologia para a determinação da melhor malha amostral em cafeicultura de precisão

#### RESUMO

Objetivou-se propor, desenvolver e testar uma metodologia para avaliar a qualidade de malhas amostrais para lavouras cafeeiras de até 100 hectares e, ainda, testar esta metodologia para atributos do solo e da planta de cafeeiros, uma vez que, para caracterizar a existência da dependência espacial dos atributos, utilizou-se o semivariograma ajustado pelo método dos mínimos quadrados ponderados e pelo modelo esférico, exponencial ou gaussiano, conforme melhor ajuste e a validação para avaliar a qualidade da estimação e ajuste dos semivariogramas. Para testar a metodologia, o experimento foi desenvolvido na fazenda Três Pontas, localizada no município de Presidente Olegário, Minas Gerais, em três diferentes áreas (112,0 ha, 50,0 ha e 26,0 ha), todas de lavoura de cafeeiro (*Coffea arabica* L.) da cultivar Catuaí IAC 144, plantadas em dezembro/2005, dezembro/2011 e dezembro/2004 respectivamente, no espaçamento de 4,0 m entre linhas e 0,5m entre plantas. Os atributos químicos do solo foram fósforo, potássio, cálcio, magnésio, pH em água, MO, CTC potencial (T), saturação por bases (V%), enxofre (S), alumínio, H+Al, soma de bases (S.B) e atributo da planta: produtividade, amostrados em pontos georreferenciados. Foram propostos, desenvolvidos e testados o índice de exatidão padronizado (IEP), o índice de precisão padronizado (IPP) e o indicador de malha ótima padronizado (IMOP), que possibilita a escolha da melhor malha amostral. Para se testar a metodologia, foram desenvolvidas e comparadas quatro malhas amostrais que foram aplicadas aos atributos do solo e da planta. Foi possível caracterizar a magnitude da variabilidade espacial dos atributos do solo em estudo. O índice de exatidão padronizado (IEP) e o índice de precisão padronizado (IPP) se mostraram importantes para analisar a qualidade das malhas amostrais em estudo. O IMOP permitiu a escolha da malha amostral que mais bem representou os atributos do solo, tendo a malha 1, com maior número de pontos amostrais, sido a melhor, nas três áreas estudadas.

Palavras-chave: Agricultura de Precisão. Geoestatística. Cafeeiro. *Grids*. Fertilidade do solo.

## ABSTRACT

In this chapter aimed to propose, develop and test a methodology for assessing the quality of sample loops for coffee plantations up to 100 hectares, and to test this methodology for soil properties and the coffee plant, as to characterize the existence of spatial dependence of the attributes used the semivariogram, adjusted by the method of ponderated least squares and the spherical model, exponential or Gaussian as best fit. And validation to evaluate the quality of the estimation and adjustment of the semivariogram. To test the methodology experiment was developed on the farm Três Pontas, located in the municipality of Presidente Olegario, Minas Gerais, in three different areas (112.00 ha, 50.00 ha and 26.00 ha) of all coffee crop (*Coffea arabica* L.) cultivar Catuai IAC 144, planted in Dezember/2005 Dezember/ 2011 and Decemzer/2004 respectively, spaced 4.0 m between rows and 0.5 m between plants. The soil chemical properties were as follows: phosphorus, potassium, calcium, magnesium, pH, MO, CTC (T), base saturation (V%), S, Aluminum, H + Al, Soma bases (SB) and plant attribute: productivity, sampled georeferenced points. It has been proposed, developed and tested the standardized accuracy index (IEP), the paradronized precision index (IPP) and the standardized great mesh indicator (IMOP), which allows to choose the best sampling grid. To test the methodology were developed and compared sample 04 meshes were applied to soil and plant attributes. It was possible to characterize the magnitude of the spatial variability of soil attributes under study. The standard accuracy index (IEP) and the standardized precision index (IPP) are very important to analyze the quality of the sample meshes study. The IMOP allowed the choice of the sampling grid and that best represented the attributes of the soil, and the mesh 1 with the highest number of sampling points was the best in the three areas studied.

Keywords: Precision Agriculture. Geostatistics. Coffee. *Grids*. Soil Fertility.

## 1 INTRODUÇÃO

A cafeicultura é uma importante atividade agrícola para o Brasil e está entre as commodities mais negociadas do mercado, apesar da constante oscilação nos preços.

Devido a esta importância, técnicas como a agricultura de precisão (AP) vêm ganhando espaço por ser uma tecnologia que permite o conhecimento da variabilidade espacial da área. A partir desta análise, o agricultor define como aplicar, no local correto e no momento adequado, as quantidades de insumos necessários à produção agrícola, visando redução de custos, menor impacto ambiental e uso racional dos insumos.

A agricultura de precisão (AP) envolve um conjunto de conceitos inovadores e desafiadores, e a modernização dos processos na cafeicultura passa pela implantação da agricultura de precisão nas lavouras cafeeiras. Segundo Ferraz (2012), a agricultura de precisão na cafeicultura vem sendo denominada de cafeicultura de precisão e Ferraz et al. (2012b) a definem como um conjunto de técnicas e tecnologias capazes de auxiliar o cafeicultor a manejar sua lavoura, baseando-se na variabilidade espacial dos atributos do solo e da planta, visando maximizar a rentabilidade, aumentar eficiência da adubação, da pulverização e da colheita, culminando na elevação da produtividade e da qualidade final do produto. Além disso, de acordo com Ferraz et al. (2011), a cafeicultura de precisão pode ser uma técnica economicamente viável para os produtores.

A cafeicultura de precisão é uma técnica que utiliza a tecnologia para corrigir as desuniformidades que influenciam a produção desde o plantio até a fase adulta da planta.

Observa-se que o cultivo de cafeeiros no Brasil se dá dentro de uma diversidade de fatores os quais podem influenciar fortemente a produtividade do cafeeiro. O manejo da lavoura de forma homogênea pode acarretar redução de

rentabilidade do produtor rural. Nesse sentido, análises espaciais de produtividade tendem a possibilitar o gerenciamento mais eficiente do processo produtivo (ALVES et al., 2009). Com os mapas de variabilidade espacial da produtividade, os produtores podem identificar áreas de uma lavoura onde a produtividade pode ser melhorada ou onde há a necessidade de ajustes na recomendação de adubos, visando otimizar a renda da propriedade (PIERCE et al., 1997).

A variabilidade espacial dos atributos dos solos é resultado de processos pedogenéticos e pode ser demonstrada por resultados dos levantamentos e análises dos solos, bem como pelas diferenças encontradas nas produções das plantas (SILVA et al., 2010).

Para o conhecimento da variabilidade espacial na lavoura exige-se uma maior quantidade de informações, as quais podem ser obtidas a partir de operações de amostragens de solo (SOUZA; MARQUES JÚNIOR; PEREIRA, 2004). Tais amostragens, principalmente referentes às malhas amostrais, ainda geram discussões entre cientistas, técnicos, comerciantes e produtores, que ainda não têm padrões bem estabelecidos para glebas de café de até 100 hectares. Oliveira (1991) informa que a amostragem espacial deve ser realizada sempre se utilizando malhas regulares, pois a alocação aleatória dos pontos amostrados no campo impedirá o aproveitamento ótimo de toda a informação espacial obtida pela amostragem.

De acordo com Ferraz (2012), a utilização de malhas de tamanho insatisfatório pode gerar mapas que não refletem aquilo que se encontra no campo e, dessa maneira, gerar recomendações técnicas errôneas, o que poderá causar prejuízos aos seus usuários. Assim, o estudo de malhas amostrais se torna de fundamental importância para o gerenciamento mais preciso da variabilidade espacial dos atributos do solo e da planta em uma lavoura cafeeira,

principalmente visando à aplicação da adubação em taxas variáveis e ao gerenciamento da colheita dos frutos de cafeeiros.

Neste trabalho, objetivou-se propor, desenvolver e testar uma metodologia que possa avaliar e comparar a qualidade de diferentes malhas amostrais e definir a que melhor caracterize a variabilidade espacial para cada atributo testado. Na literatura, são encontradas metodologias para avaliar o tamanho das malhas amostrais recomendadas para lavouras cafeeiras de até 25 ha, sendo necessário replicar e validar estas técnicas metodológicas para áreas maiores, sendo este um dos objetivos deste trabalho.

Até o momento, poucos são os estudos que definem o tamanho da malha amostral recomendada para a cultura do cafeeiro, em termos de número de pontos amostrais tecnicamente e economicamente viáveis.

## 2 MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1 Caracterização das áreas experimentais

O experimento foi desenvolvido na fazenda Três Pontas, localizada no município de Presidente Olegário, Minas Gerais (Figura 1), nos anos de 2014 e 2015, em três diferentes áreas (112 ha, 50 ha e 26 ha), todas de lavoura de cafeeiro irrigada (*Coffea arabica* L.) da cultivar Catuaí IAC 144, plantadas em dezembro/2005 (lavoura com 11 anos), dezembro/2011 (5 anos) e dezembro/2004 (12 anos), respectivamente, no espaçamento de 4,0 m entre linhas e 0,5m entre plantas, totalizando 5.000 plantas.ha<sup>-1</sup>.

As coordenadas geográficas do ponto central do pivô de 112,00 ha são 18°02'2.93" de latitude sul e 46°27'16.80" de longitude oeste de Greenwich. Da área de 50,00 ha, as coordenadas são 18°05'3.96" de latitude sul e 46°27'46.94" de longitude oeste de Greenwich. A área de 26,00 ha localiza-se a 18°04'50.54" de latitude sul e a 46°28'26.25" de longitude oeste de Greenwich. A altitude máxima das três áreas é de 970,9, 981,5 e 983,6 m, respectivamente. Os pontos limites da área foram obtidos por meio do uso de GPS topográfico.

O manejo destas áreas é feito de forma diferenciada, desde o plantio das lavouras, baseado na agricultura de precisão. As adubações com fontes de nitrogênio, fósforo, potássio e correção do pH com calcário são aplicadas em taxa variável, de acordo com a necessidade de cada área.

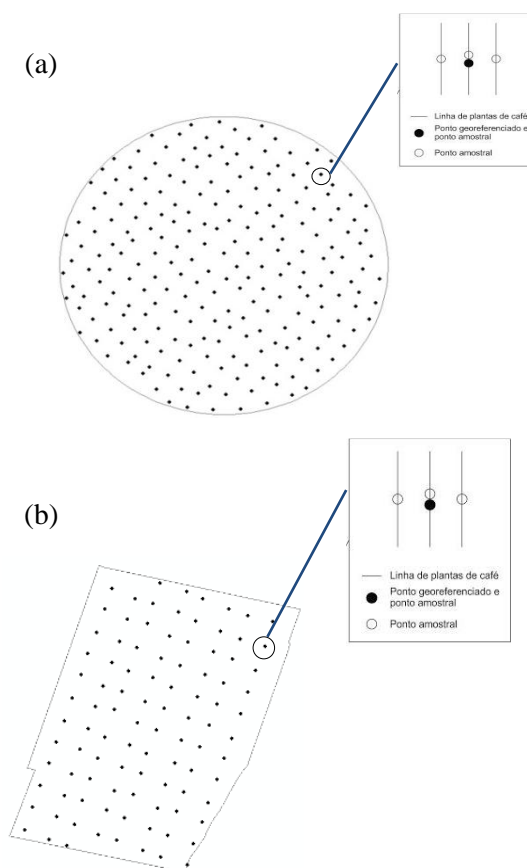
Figura 1 - Localização da área experimental (GOOGLE EARTH PRO, 2016).



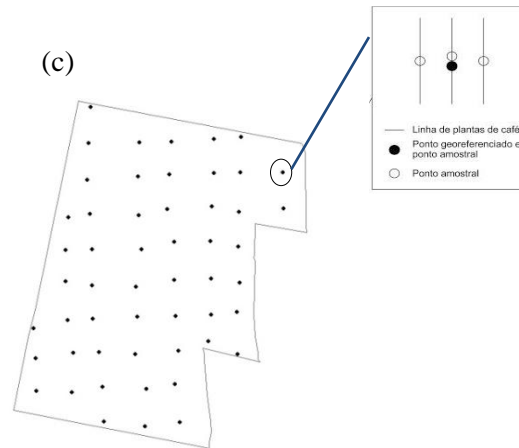
## 2.2 Georreferenciamento das áreas

Demarcaram-se, nas áreas de 112 ha, 50 ha e 26 ha em estudo, com a utilização do GPS topográfico (com erro médio de 10 cm) 224, 100 e 52 pontos amostrais georreferenciados, respectivamente (em média 2,0 pontos por hectare). Em cada ponto georreferenciado na área foi feita a coleta dos dados de fertilidade de solo e produtividade do cafeeiro, e cada ponto amostral correspondeu a quatro plantas: duas localizadas na linha dos cafeeiros em que o ponto foi georreferenciado e as outras duas localizadas em cada linha lateral ao ponto de referência, conforme ilustrado no Gráfico 1.

Gráfico 2 - Pontos georreferenciados e detalhamento da amostragem da área de 112 ha (a), 50 ha (b) e 26 ha (c). (Conclusão)







### 2.3 Malhas amostrais

A partir da malha 1 foram adotadas mais três malhas amostrais, aplicadas a variáveis da fertilidade do solo e produtividade de plantas, sendo elas:

- a) malha 1, com 2,0 pontos por ha;
- b) malha 2, com 1,0 ponto por ha;
- c) malha 3, com 0,7 ponto por ha;
- d) malha 4, com 0,5 ponto por ha.

A classificação das malhas, bem como a quantidade de pontos georreferenciados e a relação pontos por hectare, está apresentada na Tabela 1.

Tabela 1 - Classificação das malhas amostrais, seus respectivos números de pontos georreferenciados e relação da quantidade de pontos por hectare

<b>Nº Malha</b>	<b>Nº pontos georreferenciados</b>	<b>Nº pontos por hectare</b>
<i>Área de 112 há</i>		
1	224	2,00
2	112	1,00
3	79	0,70
4	57	0,50
<i>Área de 50 há</i>		
1	100	2,00
2	50	1,00
3	33	0,66
4	25	0,50
<i>Área de 26 há</i>		
1	52	2,00
2	26	1,00
3	17	0,65
4	13	0,50

Gráfico 3 - Malhas amostrais testadas para área de 112 ha, sendo (a) 2,0 pontos/ha; (b) 1,0 ponto/ha; (c) 0,7 ponto/ha e (d) 0,5 ponto/ha.

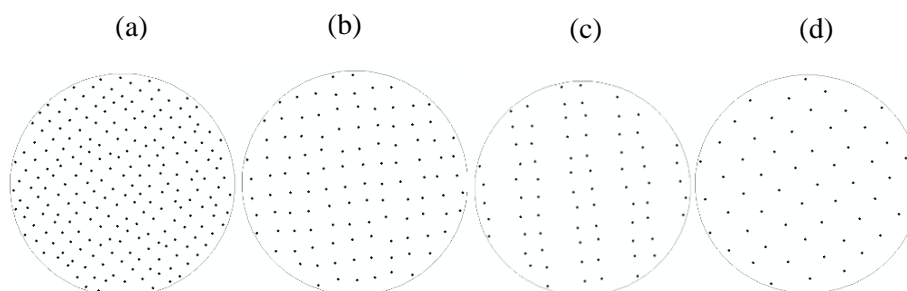


Gráfico 4 - Malhas amostrais testadas para área de 50 ha, sendo (a) 2,0 pontos/ha; (b) 1,0 ponto/ha; (c) 0,66 ponto/ha e (d) 0,5 ponto/ha.

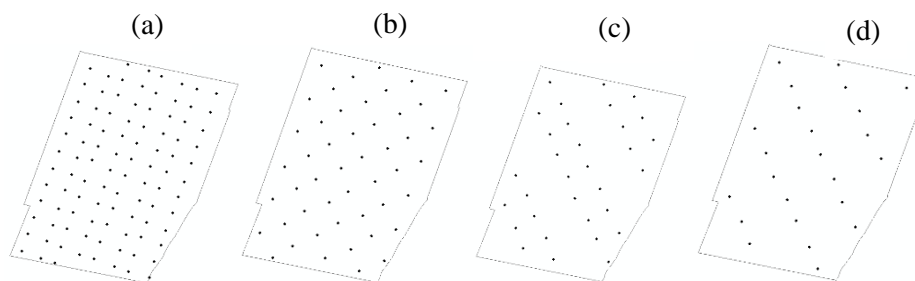
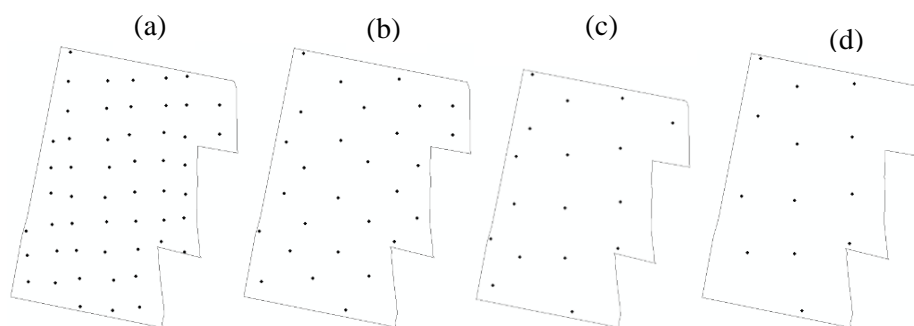


Gráfico 5 - Malhas amostrais testadas para área de 26 ha, sendo (a) 2,0 pontos/ha; (b) 1,0 ponto/ha; (c) 0,65 ponto/ha e (d) 0,5 ponto/ha.



## 2.4 Coleta de dados

### 2.4.1 Fertilidade do solo

As coletas das amostras de solo foram realizadas em julho de 2014 e julho de 2015, com uso de um quadríciclo, por meio da retirada de subamostras na projeção da copa do cafeeiro na profundidade de 0 a 20 cm. Em cada planta correspondente ao ponto amostral foram retiradas quatro subamostras, as quais foram homogêneas para formar a amostra composta representativa do ponto em questão. Visando à redução de custos com a coleta das amostras de solo, em

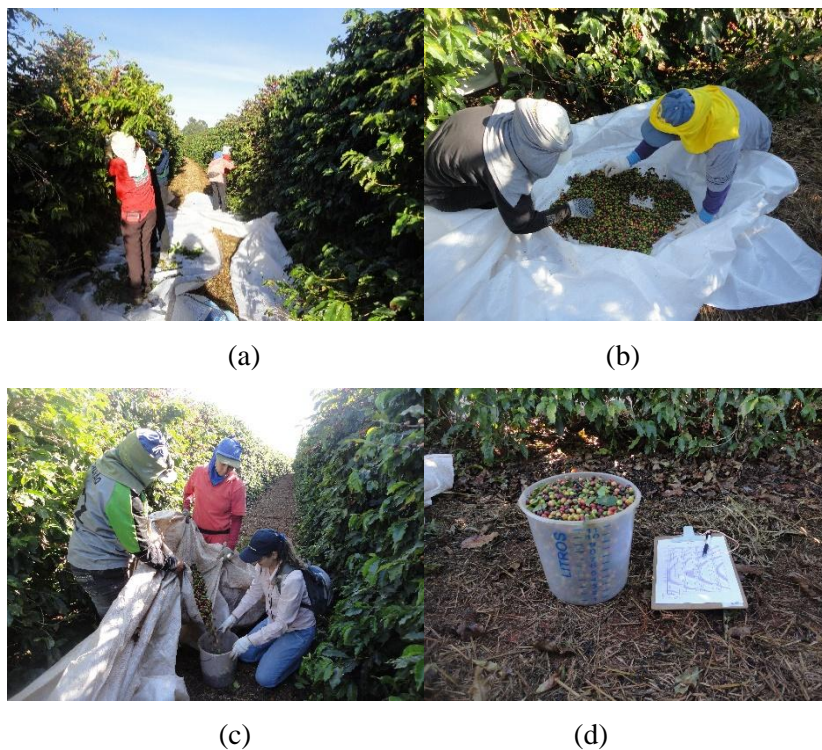
2015, para a área de 112 ha, a amostragem foi feita em cima da malha 2, referente a 1 ponto por hectare.

As amostras foram enviadas para o Laboratório Brasileiro de Análises Agrícolas (LABRAS), em Monte Carmelo, MG. Os atributos químicos do solo utilizados foram P ( $\text{mg}\cdot\text{dm}^{-3}$ ), K ( $\text{mg}\cdot\text{dm}^{-3}$ ), Ca ( $\text{cmol}_c\cdot\text{dm}^{-3}$ ), Mg ( $\text{cmol}_c\cdot\text{dm}^{-3}$ ), Al ( $\text{cmol}_c\cdot\text{dm}^{-3}$ ), H + Al ( $\text{cmol}_c\cdot\text{dm}^{-3}$ ), soma de bases - SB ( $\text{cmol}_c\cdot\text{dm}^{-3}$ ), capacidade de troca catiônica - CTCa pH 7 (T) ( $\text{cmol}_c\cdot\text{dm}^{-3}$ ), acidez ativa do solo (pH em água), saturação por bases (V%), matéria orgânica – MO (dag/kg) e enxofre – S ( $\text{mg}\cdot\text{dm}^{-3}$ ), que foram submetidos à avaliação da dependência espacial.

#### **2.4.2 Produtividade do cafeeiro**

Em relação aos atributos da planta, foi avaliada a produtividade das lavouras da área de 112,00ha, em maio de 2014 e junho de 2016. Da área de 26,00ha, a coleta foi em junho de 2014. De ambas as áreas, a produtividade de café ( $\text{L}\cdot\text{planta}^{-1}$ ) foi obtida por meio da colheita manual (Figura 2a) sobre panos de quatro plantas em torno do ponto amostral, e o volume colhido de cada planta, após abanação (Figura 2b), foi medido em um recipiente graduado em litros (Figura 2c e 2d). Após medição, foi obtida média de produção das quatro plantas, resultando no valor de produtividade para cada ponto amostral.

Figura 2 - Derrça manual (a), abanação (b) e medição da produtividade (c, d).



## 2.5 Desenvolvimento de uma metodologia para estudo das malhas amostrais

Com os dados de fertilidade do solo e produtividade do cafeeiro foi realizada a análise exploratória, avaliando-se os histogramas de frequência, média, mediana, desvio padrão e coeficiente de variação (%) dos atributos estudados para cada malha a ser testada. Após a análise exploratória de dados, foi observada a estrutura espacial.

Para analisar a dependência espacial das variáveis aleatórias (atributos) em estudo foram utilizados semivariogramas. A semivariância é classicamente estimada pela equação 1.

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} \frac{|Z(x_i) - Z(x_i + h)|}{2} \quad (1)$$

em que  $N(h)$  é o número de pares experimentais de observações  $Z(x_i)$  e  $Z(x_i + h)$ , separados por uma distância  $h$ . O semivariograma é representado pelo gráfico  $\hat{\gamma}(h)$  versus  $h$ . Do ajuste de um modelo matemático aos valores calculados de  $\hat{\gamma}(h)$  são estimados os coeficientes do modelo teórico para o semivariograma denominado de efeito pepita ( $C_0$ ), patamar ( $C_0 + C_1$ ) e o alcance ( $a$ ), conforme descrito por Bachmaier e Backers (2008).

Foram utilizados o método dos mínimos quadrados ponderados e os modelos esférico, exponencial e gaussiano, conforme o que melhor se ajustava para cada atributo estudado e para as malhas testadas. Com os semivariogramas prontos, foram feitas a krigagem ordinária e os procedimentos de validação de krigagem para aferir a qualidade da interpolação.

O software utilizado para as análises geoestatísticas e a geração dos mapas foi o ArcGIS 10.

O índice geoestatístico, proposto por Seidel e Oliveira (2014), foi utilizado para mensurar a dependência espacial, que leva em consideração aspectos geométrico do semivariograma e do correlograma. A dependência espacial é fraca quando a razão for inferior a 12,5%; dependência espacial moderada, quando a razão for entre 12,5% e 25% e dependência espacial forte, quando a razão for superior a 25%. Esse índice pode ser utilizado para os modelos de semivariograma esférico, exponencial e gaussiano, o qual é expresso pela equação 2.

$$IDE_{Modelo(\%)} = FM \cdot \frac{C_1}{C_0 + C_1} \cdot \frac{a}{q.MD} \cdot 100 \quad (2)$$

em que FM é o fator do modelo;  $C_0$  é o efeito pepita;  $C_1$  é a contribuição;  $a$  é o alcance prático e  $q.MD$  é o valor que corresponde à fração ( $q$ ) atingida da máxima distância (MD) entre pontos amostrados. Caso a relação ( $a/q.MD$ ) resulte em valor maior que 1, essa razão é, então, fixada em 1, para que assumam apenas valores entre zero e 1. Além disso, quanto maior o valor de FM, maior é a força da dependência espacial do modelo.

O melhor desempenho do índice (IDE) para os cenários simulados, a incorporação de uma base teórica é o fato de contemplar mais aspectos do semivariograma, se comparado aos índices já existentes.

O IDE de Seidel e Oliveira (2014) é inteiramente viável, sendo teoricamente embasado e calculável nas análises e nos estudos práticos, se considerado em fenômenos espaciais que atendam às condições apresentadas. Seu único inconveniente seria a incontornável perda de informações quando se quer resumir um gráfico todo por um número apenas, mas essa limitação foi, e será o inconveniente de todo índice que pretenda fazer tal redução. Porém, nesse inexorável destino dos índices redutores de gráficos, o novo índice deixa escapar menos informação do que os atuais índices, justificando, assim, sua utilização.

Uma das maneiras de se avaliar a qualidade da estimação e ajuste dos semivariogramas, e também de outras características da pesquisa, tais como a malha amostral, é por meio da validação. De acordo com Isaaks e Srivastava (1989), a validação é a técnica de avaliação de erros de estimativa que permite comparar valores preditos com os amostrados. O valor da amostra, em certa localização  $Z(x_i)$ , é temporariamente descartado do conjunto de dados e, então, é feita uma previsão por krigagem (ordinária) no local  $\hat{Z}|x_i$ , utilizando-se as amostras restantes. Dessa forma, é possível retirar, por meio da validação, alguns valores que são muito úteis para a observação dos erros apresentados por cada malha, tais como a média do erro padronizado ( $M_{EP}$ ) (equação 3), que deve

apresentar o valor mais próximo de zero, e o desvio padrão do erro padronizado ( $DP_{EP}$ ) (equação 4), que deve ser o menor possível.

$$M_{(EP)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Z(x_i) - \hat{Z}(x_i)}{\sigma_{k(x_i)}} \quad (3)$$

$$DP_{(EP)} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(Z(x_i) - \hat{Z}(x_i))^2}{\sigma_{k(x_i)}^2}} \quad (4)$$

em que  $n$  é o número de dados;  $\hat{Z}(x_i)$  é valor predito ou estimado por krigagem ordinária no ponto  $x_i$ , sem considerar a observação  $Z(x_i)$ ;  $Z(x_i)$  é o valor observado no ponto  $x_i$  e  $\sigma_{k(x_i)}$  é o desvio padrão.

Por meio destes valores foi proposta, desenvolvida e testada uma metodologia cuja principal característica é a utilização dos erros padronizados, a qual pode ser aplicada em várias circunstâncias, como, por exemplo, na comparação entre malhas de culturas diferentes, grande diferencial em relação a outras metodologias desenvolvidas.

### 2.5.1 Teste da metodologia desenvolvida

Por meio dos valores da média do erro padronizado ( $M_{EP}$ ) e do desvio padrão do erro padronizado ( $DP_{EP}$ ) foram propostos, desenvolvidos e testados dois índices, que representam a melhor malha amostral para áreas de até 100 ha.

Os índices desenvolvidos foram o índice de exatidão padronizado (IEP) e o índice de precisão padronizado (IPP).

Para teste destes índices foram utilizados atributos do solo dos anos de 2014 e 2015 (fertilidade do solo) das três áreas estudadas (112 ha, 50 ha e 26



ha) e da planta (produtividade) do cafeeiro, nos anos de 2014 e 2016, para a área de 112 ha. Para a área de 26 ha, a produtividade foi apenas do ano de 2014. Em relação à área de 50 há, não foram coletados os dados de produtividade, devido ao adiantamento da maturação dos frutos da lavoura.

Em 2015, foi feita a poda (esqueletamento e decote) na lavoura cafeeira de 112 ha e, por isso, as lavouras não tiveram produção no ano de 2015. Esta é uma prática comum em lavouras cafeeiras, visando à recuperação da estrutura produtiva (ramos), promovendo bons níveis de produtividade (VIEIRA, 2008).

O valor da média do erro padronizado ( $M_{EP}$ ), obtido por validação, reflete a exatidão que a malha amostral irá apresentar, pois, conceitualmente, exatidão dá a ideia do grau de conformidade de um valor medido ou calculado em relação a uma referência padrão. O resultado da ( $M_{EP}$ ) compara os valores obtidos por validação com os valores reais obtidos pelas amostragens de campo. Para determinar um componente de exatidão que possibilitasse a comparação entre as malhas, foi proposto e desenvolvido o conceito do índice de exatidão padronizado (IEP) (equação 5).

$$IEP = 1 - \frac{M_{EP}}{mM_{EP}} \quad (5)$$

em que  $M_{(EP)}$  é o valor da média do erro padronizado, em módulo, da malha que se deseja comparar e  $mM_{(EP)}$  é o maior valor da média do erro padronizado, em módulo, dentre todas as malhas analisadas. O valor de IEP varia de zero a 1, sendo que quanto mais próximo de 1 mais exata é a malha amostral e quanto mais próximo de zero mais inexata é a malha amostral.

Já o valor do desvio padrão do erro padronizado ( $DP_{EP}$ ), obtido por validação, reflete a precisão da malha que, por definição, é utilizada para expressar a dispersão de resultados. Também no intuito de se comparar a

componente de precisão da malha entre as diferentes malhas estudadas, foi desenvolvido e proposto o índice de precisão padronizado (IPP) (equação 6).

$$IPP = 1 - \frac{DP_{EP}}{mDP_{EP}} \quad (6)$$

em que  $DP_{EP}$  é o valor do desvio padrão do erro padronizado da malha que se deseja estudar e  $mDP_{EP}$  é o maior valor do desvio padrão erro padronizado apresentado pelo grupo de malhas analisadas. O valor do IPP varia de zero a 1 e, quanto mais próximo de 1, mais precisa é a malha amostral e quanto mais próximo de zero, mais imprecisa a malha amostral.

Para a escolha da melhor malha amostral (malha ótima) dentre as malhas em estudo, foi proposto, desenvolvido e testado o indicador de malha ótima padronizado (IMOP), que leva em consideração a ponderação entre o índice de exatidão padronizado e o de precisão padronizado (equação 7).

$$IMOP = (0,5 \times IEP) + (0,5 \times IPP) \quad (7)$$

O IMOP varia de zero a 1 e, quanto mais próximo de 1 (ou 100%), melhor a malha (mais exata e mais precisa) e, quanto mais próximo de zero (0%), pior (mais inexata e mais imprecisa) a malha será.

### **3 RESULTADOS E DISCUSSÃO**

#### **3.1 Teste dos índices de exatidão padronizado, índice de precisão padronizado e indicador de malha ótima padronizado**

##### **3.1.1 Fertilidade do solo**

Os atributos químicos do solo, P ( $\text{mg.dm}^{-3}$ ), K ( $\text{mg.dm}^{-3}$ ), Ca ( $\text{cmolc.dm}^{-3}$ ), Mg ( $\text{cmolc.dm}^{-3}$ ), Al ( $\text{cmolc.dm}^{-3}$ ), H + Al ( $\text{cmolc.dm}^{-3}$ ), soma de bases - SB ( $\text{cmolc.dm}^{-3}$ ), capacidade de troca catiônica - CTC a pH 7 (T) ( $\text{cmolc.dm}^{-3}$ ), acidez ativa do solo (pH em água), saturação por bases (V%), matéria orgânica - MO (dag/kg) e enxofre - S ( $\text{mg.dm}^{-3}$ ) foram submetidos à avaliação da estrutura espacial. Aplicando a metodologia em estudo foi possível identificar a existência de dependência espacial destes atributos em todas as malhas amostrais estudadas.

Com os resultados em mãos, partiu-se para aplicação da metodologia em estudo, quando foi possível identificar a existência de dependência espacial desses atributos em todas as malhas amostrais estudadas.

Os resultados da fertilidade do solo, dos anos de 2014 e 2015, estão apresentados nas Tabelas de 2 a 73.

##### **3.1.1.1 Fósforo (P)**

Para o P ( $\text{mg.dm}^{-3}$ ) na área de 112 ha, em 2014, o efeito pepita variou de 1.395,83 a 2.100,03. Todas as malhas apresentaram dependência espacial fraca. A malha 3 foi a que teve maior valor de alcance (1.093,17 m). Em 2015, o efeito pepita variou na casa de 527,63 a 805,02; o IDE foi novamente fraco em todas as malhas. Os resultados do IMOP indicam que as melhores malhas foram a 1, a 2 e a 3, em 2014 e malhas 2 e 4, em 2015, conforme Tabelas 2 e 3.

Na área de 50 ha, o maior efeito pepita foi 1.287,53, em 2014 e 381,34, em 2015. O índice de dependência espacial entre as malhas variou de fraco a moderado. Os coeficientes de variação nos dois anos variaram de 41,58 a 49,68, de acordo com as Tabelas 4 e 5. A melhor malha para esta área foi a 2, no primeiro ano e a 4, no segundo ano.

Para a área de 26 ha, a malha 1 foi a que apresentou menor efeito pepita em ambos os anos (Tabelas 6 e 7); o menor CV(%) foi da malha 3, de acordo com IMOP. As malhas que se destacaram em 2014 foram a 2 e a 3 e, em 2015, a 1 e a 3, podendo-se observar destaque da malha 3 nos dois anos.

Cherubin et al. (2015), estudando o atributo fósforo, observaram que à medida que a dimensão da malha amostral aumentou, houve redução na amplitude entre os valores mínimos e máximos obtidos. Assim, o aumento no número de amostras coletadas (n), proporcionado por malhas amostrais menores, possibilita identificar locais da área onde os teores de P são extremos e, se não corrigidos, podem induzir à ocorrência de zonas de restrição à produtividade das culturas. O uso de malhas amostrais menores ou iguais a 100x100 m, com uma ou mais amostras por hectare, é indicado para caracterizar a variabilidade espacial de P e K em áreas sob agricultura de precisão no estado do Rio Grande do Sul.

Apesar de ser uma técnica de grande utilidade e de possibilitar a maximização de lucratividade ao produtor, a AP tem algumas limitações a serem consideradas. Resende et al. (2006) estudaram amostragens em malhas variando entre 0,25 e 9,0 ha e obtiveram dependência espacial para todos os atributos ao utilizar malhas de até 2,25 ha, exceto para o fósforo (P), que apresentou dependência somente em malhas de 0,25 ha ou quatro amostragens por hectare.

Assim, o trabalho evidenciou que o P apresenta alta variabilidade espacial e que as malhas de amostragens geralmente utilizados na prática pelos produtores, de 2,0 a 3,0 hectares, podem não representar fielmente a fertilidade

do solo para o P. Portanto, para uma boa amostragem do solo, incluindo o elemento P, o agricultor deve trabalhar com malhas menores, o que aumentaria os custos das amostragens.

Tabela 2 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo fósforo (P), na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	224	2100,03	103,02	2203,05	166,31	0,50	Fra	33,45	0,0119	0,9697	0,5704	0,0260	29,82
2*	112	1395,83	833,87	2229,70	174,12	4,18	Fra	33,03	0,0139	0,9817	0,4982	0,0140	25,61
3*	79	1941,97	0,00	1941,97	1093,17	0,00	Fra	31,22	0,0073	0,9580	0,7365	0,0377	38,71
4*	57	2008,40	0,00	2008,40	434,93	0,00	Fra	31,54	0,0277	0,9956	0,0000	0,0000	0,00

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 3 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo exponencial \*\*, para o atributo fósforo (P), na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
2**	112	536,18	615,51	1151,69	228,23	6,62	Fra	25,87	0,0084	1,0118	0,5307	0,0180	27,43
3**	79	527,63	490,51	1018,14	176,39	4,62	Fra	25,75	0,0179	1,0303	0,0000	0,0000	0,00
4**	57	805,02	193,85	998,87	246,24	2,61	Fra	26,07	0,0015	1,0086	0,9162	0,0211	46,86

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 4 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e exponencial\*\*, para o atributo fósforo (P), na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	900,11	553,15	1453,26	120,48	3,50	Fra	49,68	0,0193	1,0116	0,5896	0,0455	31,76
2*	50	881,78	885,71	1616,41	658,95	12,19	Fra	44,28	0,0150	1,0318	0,6809	0,0264	35,36
3**	33	782,41	1166,08	1856,10	770,09	16,39	Mod	42,69	0,0333	1,0598	0,2915	0,0000	14,57
4*	25	1287,53	0,00	1287,53	1058,60	0,00	Fra	41,58	0,0470	1,0313	0,0000	0,0269	1,34

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 5 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e exponencial\*\*, para o atributo fósforo (P), na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1**	100	247,47	203,37	450,84	167,56	5,77	Fra	43,09	0,0115	0,9871	0,6338	0,1016	36,77
2*	50	365,64	150,74	516,38	910,77	10,62	Fra	42,99	0,0119	1,0785	0,6210	0,0184	31,97
3*	33	381,34	264,56	645,90	993,74	16,31	Mod	45,47	0,0314	1,0987	0,0000	0,0000	0,00
4*	25	295,88	327,65	623,53	705,73	14,81	Mod	46,39	0,0009	1,0787	0,9713	0,0182	49,48

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 6 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* egaussiano\*\*\*, para o atributo fósforo (P), na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Enio Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1***	52	64,92	1912,09	1977,01	112,03	16,50 Mod	39,58	0,0088	0,9526	0,4500	0,0811	26,56
2*	26	1600,37	801,01	2401,38	525,38	9,93 Fra	42,64	0,0037	1,0367	0,7688	0,0000	38,44
3*	17	1699,97	67,69	1767,66	317,38	1,38 Fra	36,57	0,0055	0,943	0,6563	0,0904	37,33
4*	13	2084,43	804,59	2889,02	684,51	11,59 Fra	38,94	0,0160	1,0191	0,0000	0,0170	0,85

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> – Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 7 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo fósforo (P), na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	0,00	1415,65	1415,65	130,66	14,80 Mod	42,81	0,0173	0,9120	0,4627	0,1095	28,61
2*	112	424,68	810,82	1235,50	185,00	13,75 Mod	37,64	0,0239	1,0242	0,2578	0,0000	12,89
3*	79	1159,76	0,00	1159,76	813,13	0,00 Fra	34,57	0,0138	0,9378	0,5714	0,0844	32,79
4*	57	1118,67	0,00	1118,67	821,42	0,00 Fra	36,43	0,0322	0,9670	0,0000	0,0558	2,79

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> – Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.



### 3.1.1.2 Potássio (K)

Em relação ao K, para área de 112 ha, o menor efeito pepita foi de 640,22, para a malha 3, em 2014; o índice de dependência espacial de Seidel foi fraco para todas as malhas. A malha 4 apresentou, em 2015, efeito pepita igual a zero. O alcance variou de 264,97 a 289,83 m, para as malhas estudadas, conforme Tabela 9. Quanto aos resultados do IMOP, a que apresentou maior valor, em 2014, foi a malha 1, seguida pela malha 4, em 2015, indicando que, no primeiro ano, é aconselhável fazer uma coleta de dados mais detalhada, podendo, nos próximos anos, reduzir o custo com as amostragens.

Já para área de 50 ha, o efeito pepita variou de 1.185,50 a 1.692,79, em 2014 e de 122,17 a 626,58, em 2015. O índice de dependência espacial foi fraco para todas as malhas. A malha mais exata e precisa, de acordo com IMOP, em 2014 e 2015, foi a malha 1 (Tabelas 10 e 11), sendo a mais indicada para este atributo.

Para área de 26 ha, o K apresentou efeito pepita igual a 0,00 na malha 1; para as malhas 2, 3 e 4, foi de 673,89; 816,07 e 878,64, respectivamente, em 2014. Em 2015, o efeito pepita variou de 22,00 a 95,11. O alcance foi de 110,60 a 813,13, para as quatro malhas, de acordo com os dados das Tabelas 12 e 13. Aplicando o IMOP, a melhor malha para esta área foi a 1.

Observou-se, para o atributo K, que a malha com maior número de pontos amostrados foi a mais indicada, nas três áreas estudadas, corroborando os resultados encontrados por Cherubin et al. (2014). Estes autores recomendam evitar a utilização de malhas amostrais que condicionem a obtenção de poucas amostras nas áreas, uma vez que isso limita a acurácia da caracterização e o manejo da variabilidade espacial dos atributos analisados.

Tabela 8 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e exponencial\*\*, para o atributo potássio (K), na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	1516,27	343,21	1859,48	167,95	1,99 Fra	33,29	0,0061	0,9796	0,8365	0,0000	41,82
2*	112	1476,09	808,29	2284,38	522,04	11,87 Fra	33,48	0,0122	0,9562	0,6729	0,0239	34,84
3*	79	640,22	1508,17	2148,39	161,53	7,31 Fra	34,63	0,0096	0,9125	0,7426	0,0685	40,56
4**	57	1897,91	0,00	1897,91	258,26	0,00 Fra	37,02	0,0373	0,9555	0,0000	0,0246	1,23

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> – Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a – alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>(EP)</sub> – Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 9 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo potássio (K), na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
2*	112	1035,23	854,72	1889,95	281,92	8,18 Fra	65,58	0,0077	0,9748	0,6435	0,0000	32,18
3*	79	1677,76	242,76	1920,52	289,83	2,35 Fra	68,60	0,0216	0,9429	0,0000	0,0327	1,64
4*	57	0,00	1351,08	1351,08	264,97	17,09 Mod	59,26	0,0025	0,9637	0,8843	0,0114	44,78

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> – Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a – alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>(EP)</sub> – Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 10 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo potássio (K), na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	1185,50	729,43	1914,93	386,94	11,25	Fra	32,09	0,0103	1,0379	0,6971	0,0332	36,51
2*	50	1440,04	500,16	1940,20	1092,93	11,25	Fra	28,99	0,0289	1,0665	0,1500	0,0065	7,83
3*	33	1523,92	191,04	1714,96	287,65	2,57	Fra	31,20	0,0340	1,0735	0,0000	0,0000	0,00
4*	25	1692,79	0,00	1692,79	705,73	0,00	Fra	30,73	0,0214	1,0328	0,3706	0,0379	20,42

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 11 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo potássio (K), na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	159,29	439,32	598,61	134,91	7,55	Fra	46,04	0,0092	0,9539	0,8999	0,1334	51,67
2*	50	482,20	86,29	568,49	176,40	2,14	Fra	46,93	0,0306	0,9918	0,6670	0,0990	38,30
3*	33	626,58	76,05	702,63	203,50	1,76	Fra	51,33	0,0079	1,0264	0,9140	0,0676	49,08
4*	25	122,17	203,09	325,26	213,44	10,64	Fra	42,02	0,0919	1,1008	0,0000	0,0000	0,00

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 12 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo potássio (K), na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	0,00	779,92	779,92	110,60	12,53	Mod	28,63	0,0115	1,0145	0,6875	0,0305	35,90
2*	26	673,89	178,26	852,16	293,52	6,96	Fra	28,79	0,0140	1,0465	0,6195	0,0000	30,98
3*	17	816,07	69,38	885,46	813,13	3,61	Fra	27,77	0,0368	1,0224	0,0000	0,0230	1,15
4*	13	878,64	0,00	878,64	547,61	0,00	Fra	27,24	0,0165	0,9665	0,5516	0,0764	31,40

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 13 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e gaussiano\*\*\*, para o atributo potássio (K), na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	95,11	62,41	157,52	153,23	6,88	Fra	24,95	0,0004	0,9657	0,9934	0,1074	55,04
2***	26	39,89	119,72	159,61	183,96	15,63	Mod	23,34	0,0325	0,9925	0,4646	0,0826	27,36
3*	17	75,71	29,14	104,85	470,71	7,41	Fra	19,03	0,0080	1,0819	0,8682	0,0000	43,41
4***	13	22,00	84,64	106,64	284,38	27,44	For	19,17	0,0607	1,0781	0,0000	0,0035	0,18

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – indicador de malha ótima padronizado.

### 3.1.1.3 Cálcio

Para o Ca, na área de 112 ha, de acordo com os dados das Tabelas 14 e 15, o efeito pepita variou, nos dois anos, entre 0,60 a 1,69. O IDE variou entre fraco a moderado. O menor valor de alcance (208,14 m) foi encontrado na malha 2 e o maior valor (390,83 m), na malha 4, para o ano de 2014. Em 2015, a malha 2 teve alcance de 1.583,29 m. Carvalho et al. (2014), no estudo de malhas amostrais, encontraram, para o atributo Ca, valores de alcance na faixa de 102,1 a 245,0 m.

Aplicando-se a metodologia, a mais exata, em 2014, foi a malha 1, seguida das malhas 2 e 3. Em 2015, a malha mais precisa e exata para este atributo foi a malha 2.

Na área de 50 ha, avaliando o Ca, o efeito pepita teve uma variação na faixa de 0,83 a 2,01, nos anos de 2014 e 2015. O maior valor de alcance, em 2014, foi de 1.137,19 m; já em 2015, foi de 372,15 m. A dependência espacial foi fraca para todas as malhas em ambos os anos. Pela análise do IMOP, as malhas que se destacaram, em 2014, foram a 2, a 3 e a 1. Em 2015, a melhor malha foi a 1 (Tabelas 16 e 17).

No caso da área de 26 ha, o efeito pepita variou de 0,79, para a malha 2, em 2014, até 2,39, para a malha 3, em 2015. O IDE ficou entre fraco e moderado entre as malhas, nos dois anos. O CV(%) variou de 34,57% a 54,04%. A malha mais exata e precisa, tanto em 2014 quanto em 2015, foi a malha 1, com maior número de pontos georreferenciados.

Tabela 14 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	1,08	0,06	1,14	296,00	1,08 Fra	64,66	0,0031	0,9690	0,8495	0,0532	45,14
2*	112	0,89	0,65	1,54	208,14	5,62 Fra	69,22	0,0056	0,9720	0,7282	0,0503	38,92
3*	79	0,60	1,40	2,00	214,02	9,65 Fra	74,91	0,0039	0,9707	0,8107	0,0516	43,11
4*	57	1,69	0,00	1,69	390,83	0,00 Fra	71,57	0,0206	1,0235	0,0000	0,0000	0,00

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 15 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
2*	112	1,51	0,28	1,79	1583,29	15,92 Fra	60,06	0,0036	1,0235	0,8992	0,0000	44,96
3*	79	1,41	0,38	1,79	1571,7	13,32 Mod	59,20	0,0357	1,0197	0,0000	0,0037	0,19
4*	57	0,74	0,68	1,42	246,24	7,60 Fra	63,34	0,0098	1,0005	0,7255	0,0225	37,40

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 16 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	1,53	0,17	1,70	1137,16	4,40	Fra	42,00	0,0068	0,9932	0,5310	0,0259	27,85
2*	50	1,66	0,18	1,83	1092,93	4,18	Fra	38,95	0,0057	1,0196	0,6069	0,0000	30,34
3*	33	1,78	0,34	2,13	993,74	6,40	Fra	39,22	0,0066	0,9820	0,5448	0,0369	29,09
4*	25	1,82	0,17	2,00	1058,60	3,66	Fra	40,92	0,0145	0,9882	0,0000	0,0308	1,54

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 17 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	0,96	1,55	2,51	154,07	7,26	Fra	47,80	0,0009	0,9715	0,9833	0,0506	51,70
2*	50	0,83	1,44	2,27	197,23	9,99	Fra	46,02	0,0182	1,0074	0,6630	0,0155	33,93
3*	33	2,01	0,01	2,02	229,56	0,09	Fra	43,39	0,0540	0,9265	0,0000	0,0946	4,73
4*	25	1,80	0,00	1,80	372,15	0,00	Fra	46,07	0,0134	1,0233	0,7519	0,0000	37,59

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 18 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	1,26	1,08	2,34	259,44	13,60	Mod	46,09	0,0064	1,0234	0,8867	0,0000	44,34
2*	26	0,79	1,18	1,98	213,01	14,45	Mod	40,75	0,0565	0,9463	0,0000	0,0753	3,77
3*	17	1,18	0,59	1,77	284,09	10,75	Fra	38,32	0,0306	0,9467	0,4584	0,0749	26,67
4*	13	1,50	0,00	1,50	547,61	0,00	Fra	34,57	0,0237	0,9550	0,5805	0,0668	32,37

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do Erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 19 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo cálcio (Ca), na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	A	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	1,66	0,89	2,55	114,87	5,07	Fra	54,04	0,0148	1,0275	0,5502	0,0000	27,51
2*	50	2,30	0,00	2,30	359,06	0,00	Fra	47,77	0,0223	0,9772	0,3222	0,0490	18,56
3*	33	2,39	0,00	2,39	505,14	0,00	Fra	49,43	0,0329	0,9982	0,0000	0,0285	1,43
4*	25	1,34	0,00	1,34	547,61	0,00	Fra	39,46	0,0187	1,0136	0,4316	0,0135	22,26

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.



### 3.1.1.4 Magnésio

Para o Mg, as malhas estudadas na área de 112 ha, nos dois anos, apresentaram efeito pepita menor que 1,00. Em 2014, o IDE foi, na maioria, fraco, para as malhas estudadas. O menor alcance foi de 258,26 m, para a malha 4, em 2014. No ano de 2015, a malha que obteve menor valor de alcance foi a 3, com 176,4 m (Tabelas 20 e 21). O alcance é a distância a partir da qual o semivariograma apresenta pouca ou nenhuma dependência espacial entre as variáveis.

As malhas mais exatas e precisas, em 2014, foram a 1 e a 4; em 2015, foram as malhas 2 e 4. Pela observação do IMOP, a malha ótima, em 2014 e em 2015, foram as malhas 1 e 4, e a 2 e a 4, respectivamente.

O Mg, na área de 50 ha, apresentou efeito pepita 0,05, em 2014, para a malha 4 e as malhas 1, 2 e 3 tiveram efeito pepita entre 0,13 a 0,32. Em 2015, o efeito pepita variou de 0,25 a 0,38, entre as malhas estudadas. O IDE entre as malhas foi fraco, exceto para malha 4, em 2014, que foi moderado. Pela análise dos resultados do IMOP, verifica-se que a mais indicada, em 2014, foi a malha 2e, em 2015, a malha mais indicada foi a malha 1, seguida pelas malhas 4 e 2, conforme Tabelas 22 e 23.

Para área de 26 ha, o efeito pepita variou de 0,11 a 0,59, em 2014 e em 2015. O IDE foi fraco para todas as malhas estudadas, exceto para a malha 3, em 2014, que foi moderado. O CV(%) entre as malhas estudadas, nos dois anos, foi de 43,69% a 61,50%. Santos, Gontijo e Silva (2013), estudando a variabilidade espacial dos atributos químicos do solo em lavoura de café conilon, observaram, pela análise exploratória dos dados, que a variabilidade dos atributos, medida pelo coeficiente de variação (CV), foi de 41,7%, para o atributo Ca. O IMOP apontou, como as melhores malhas, a 1 e a 4, em 2014. Em 2015, a melhor malha foi a 4, seguida das malhas 2 e 1.

Tabela 20 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	0,50	0,15	0,65	313,12	4,65 Fra	65,89	0,0031	0,9775	0,8622	0,0044	43,33
2*	112	0,46	0,30	0,76	266,78	6,80 Fra	66,86	0,0225	0,9708	0,0000	0,0112	0,56
3*	79	0,52	0,43	0,95	267,17	7,71 Fra	71,72	0,0196	0,9443	0,1289	0,0382	8,35
4*	57	0,37	0,35	0,72	258,26	8,15 Fra	64,34	0,0042	0,9818	0,8133	0,0000	40,67

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 21 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
2*	112	0,35	0,12	0,47	1583,29	12,99 Mod	77,98	0,0036	1,0475	0,8487	0,0000	42,44
3*	79	0,34	0,03	0,37	176,40	0,92 Fra	79,19	0,0238	1,0180	0,0000	0,0282	1,41
4*	57	0,26	0,06	0,32	530,25	6,41 Fra	81,34	0,0055	1,0032	0,7689	0,0423	40,56

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 22 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e gaussiano\*\*\*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	0,31	0,06	0,37	159,02	2,00	Fra	73,09	0,0158	0,9952	0,5798	0,1017	34,08
2*	50	0,32	0,07	0,39	235,97	3,17	Fra	71,90	0,0047	1,0246	0,8750	0,0752	47,51
3*	33	0,13	0,30	0,44	224,47	12,49	Fra	71,57	0,0376	1,0024	0,0000	0,0952	4,76
4***	25	0,05	0,49	0,54	223,86	21,79	Mod	76,12	0,0131	1,1079	0,6516	0,0000	32,58

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 23 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	0,25	0,18	0,43	161,41	5,16	Fra	67,64	0,0122	0,9656	0,8082	0,0724	44,03
2*	50	0,25	0,16	0,41	185,00	5,77	Fra	68,77	0,0222	1,0410	0,6509	0,0000	32,55
3*	33	0,33	0,00	0,33	418,25	0,00	Fra	65,16	0,0636	1,0264	0,0000	0,0140	0,70
4*	25	0,38	0,00	0,38	1058,60	0,00	Fra	69,72	0,0103	1,0276	0,8381	0,0129	42,55

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de Dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 24 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado, pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	0,30	0,09	0,38	162,48	4,16	Fra	51,04	0,0042	1,0024	0,9302	0,0039	46,71
2*	26	0,19	0,13	0,32	244,26	11,26	Fra	45,77	0,0525	1,0063	0,1279	0,0000	6,40
3*	17	0,11	0,24	0,35	255,30	19,73	Mod	46,10	0,0602	0,9400	0,0000	0,0659	3,29
4*	13	0,26	0,08	0,34	821,42	12,04	Fra	43,69	0,0196	0,9477	0,6744	0,0582	36,63

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 25 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo magnésio (Mg), na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	0,34	0,12	0,46	120,48	3,56	Fra	61,50	0,0100	1,0399	0,5215	0,0143	26,79
2*	26	0,50	0,04	0,54	813,38	3,41	Fra	55,67	0,0065	1,0131	0,6890	0,0397	36,44
3*	17	0,59	0,02	0,61	813,13	1,51	Fra	57,19	0,0209	1,0550	0,0000	0,0000	0,00
4*	13	0,36	0,00	0,36	821,42	0,00	Fra	46,17	0,0056	1,0240	0,7321	0,0294	38,07

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

### 3.1.1.5 Alumínio (Al)

Para o Al, a área de 112 ha (Tabelas 26 e 27), as malhas apresentaram efeito pepita entre 0,12 a 0,24, valores próximos aos encontrados por Carvalho et al. (2014), de 0,00 a 0,13. Em relação ao IDE, observou-se a classe fraco para a maioria das malhas estudadas. O alcance foi de 258,26 a 569,37, entre as malhas em estudo. As malhas mais exatas e precisas no ano de 2014 foram a 1 e a 2

Na área de 50 ha, o efeito pepita ( $C_0$ ) ficou entre 0,04 a 0,12, conforme apresentado nas Tabelas 28 e 29. O  $C_0$  é resultado tanto da variabilidade espacial dos fenômenos em estudo como da escala de amostragem. Devido a isso, é de suma importância o estudo da melhor malha a ser utilizada. Pela observação do IMOP, a malha 1, com maior número de pontos georreferenciados amostrados, foi a que se destacou nos dois anos.

De acordo com os dados das Tabelas 30 e 31, a área de 26 ha apresentou efeito pepita na casa de 0,02 a 0,22, alcance de 158,36 m a 677,81 m e IMOP mais alto para a malha 1.

Tabela 26 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo alumínio (Al), na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	0,24	0,03	0,27	463,19	3,30 Fra	82,04	0,0086	0,9963	0,6109	0,0597	33,53
2*	112	0,18	0,10	0,28	368,60	8,46 Fra	88,95	0,014	1,0089	0,3665	0,0478	20,71
3*	79	0,12	0,18	0,30	326,45	12,63 Mod	89,59	0,0200	0,9685	0,0950	0,0859	9,05
4*	57	0,20	0,03	0,23	381,47	3,21 Fra	87,49	0,0221	1,0595	0,0000	0,0000	0,00

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 27 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo alumínio(Al), na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
2*	112	0,19	0,02	0,21	569,37	3,48 Fra	101,45	0,0093	1,0136	0,0000	0,0000	0,00
3*	79	0,17	0,02	0,19	276,05	1,87 Fra	101,83	0,0017	1,0086	0,8172	0,0049	41,11
4*	57	0,14	0,07	0,21	258,26	5,55 Fra	94,02	0,0046	0,9942	0,5054	0,0191	26,23

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 28 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo alumínio(Al), na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	0,15	0,01	0,16	120,48	0,57	Fra	123,90	0,0113	1,0368	0,5388	0,0573	29,80
2*	50	0,09	0,07	0,16	910,77	15,91	Mod	129,56	0,0097	1,0998	0,6041	0,0000	30,20
3*	33	0,12	0,07	0,19	828,11	12,22	Fra	134,07	0,0245	1,0983	0,0000	0,0014	0,07
4*	25	0,09	0,04	0,13	705,73	8,67	Fra	134,96	0,0206	1,0389	0,1592	0,0554	10,73

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 29 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e exponencial\*\*, para o atributo alumínio(Al), na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1	100	0,10	0,07	0,17	243,23	7,64	Fra	125,36	0,0117	0,9636	0,7304	0,0019	36,61
2	50	0,08	0,10	0,18	288,21	12,79	Mod	117,62	0,0263	0,9576	0,3940	0,0081	20,10
3**	33	0,06	0,11	0,17	203,50	8,92	Fra	123,18	0,0434	0,9354	0,0000	0,0311	1,55
4	25	0,04	0,11	0,15	223,85	13,11	Mod	108,35	0,0333	0,9654	0,2327	0,0000	11,64

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 30 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo alumínio(Al), na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	0,04	0,03	0,07	278,39	7,65	Fra	113,34	0,0309	1,0510	0,4257	0,0343	23,00
2*	26	0,04	0,03	0,07	410,75	11,31	Fra	118,01	0,0378	1,0611	0,2974	0,0250	16,12
3*	17	0,03	0,05	0,08	677,61	13,66	Mod	137,21	0,0425	1,0150	0,2100	0,0674	13,87
4*	13	0,02	0,03	0,05	547,61	21,19	Mod	151,03	0,0538	1,0883	0,0000	0,0000	0,00

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 31 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo alumínio(Al), na área de 26ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	0,22	0,01	0,23	158,36	0,44	Fra	113,42	0,0107	0,9153	0,6515	0,1236	38,75
2*	26	0,16	0,00	0,16	677,81	0,00	Fra	122,15	0,0307	0,9816	0,0000	0,0601	3,01
3*	17	0,12	0,00	0,12	677,61	0,00	Fra	114,38	0,0300	1,0444	0,0228	0,0000	1,14
4*	13	0,06	0,03	0,09	297,95	6,40	Fra	112,21	0,0159	0,9635	0,4821	0,0775	27,98

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.



### 3.1.1.6 H + Al

Para área de 112 ha, de acordo com as Tabelas 32 e 33, o menor efeito pepita, em 2014, foi o da malha 3, de 0,55 e o maior valor ficou com a malha 4, em 2015. O efeito pepita indica a variabilidade não explicada, que teoricamente esse valor deveria ser zero. O índice de dependência espacial foi fraco para todas as malhas estudadas, exceto para a malha 3, em 2014, que foi moderado. Já o valor do CV% ficou entre 33,15% a 39,34%, valor considerável. Com aplicação do IMOP, a melhor malha foi a 2, em ambos os anos estudados.

Na área de 50 ha, o efeito pepita ficou entre 2,19 a 3,87, em 2014 e 0,56 a 2,04, no ano de 2015, como observado nas Tabelas 34 e 35. O menor valor de alcance, em 2014, foi da malha 1, com 120,48 m e, no ano de 2015, a malha 2 foi a que apresentou menor alcance, de 236,81 m. A malha ótima, nos dois anos estudados, foi a malha 2, com IMOP de 43,22% e 44,79%, respectivamente.

A área de 26 ha apresentou alcances variados, variando na casa de 202,45 m a 677,81 m. O IDE ficou entre fraco e moderado e a malha ótima para esta área foram as malhas 2, 4 e 1, em 2014. Em 2015, a melhor malha foi a 4, seguida das malhas 1 e 2. Este resultado mostra que as mesmas malhas amostrais foram as melhores em ambos os anos, porém, em ordens diferentes, o que permite concluir que, no primeiro ano, é importante uma coleta mais detalhada, com maior número de pontos georreferenciados e, no ano seguinte, esta coleta pode ser diminuída, com menos pontos por hectare, com isso tendo redução de custo na amostragem e garantindo a qualidade da malha.

Tabela 32 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo hidrogênio + alumínio (H + Al), na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	224	3,41	0,36	3,77	458,53	2,81	Fra	33,15	0,0117	1,0059	0,0000	0,0496	2,48
2*	112	2,84	1,12	3,96	378,98	6,89	Fra	35,09	0,0068	0,9996	0,4188	0,0556	23,72
3*	79	0,55	3,88	4,43	224,27	12,67	Mod	37,38	0,0085	0,9495	0,2735	0,1029	18,82
4*	57	3,55	0,81	4,36	1343,91	8,05	Fra	35,20	0,0077	1,0584	0,3419	0,0000	17,09

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 33 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo hidrogênio + alumínio (H + Al), na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
2*	112	6,60	2,80	9,4	475,81	9,09	Fra	37,59	0,0013	0,9858	0,9343	0,0165	47,54
3*	79	3,82	4,46	8,28	189,05	6,54	Fra	35,68	0,0069	1,0023	0,6515	0,0000	32,58
4*	57	8,64	2,11	10,75	464,99	5,89	Fra	39,34	0,0198	0,9777	0,0000	0,0245	1,23

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 34 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo hidrogênio +alumínio (H + Al), na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	100	3,87	1,71	5,58	120,48	2,82 Fra	36,44	0,0050	1,0034	0,8645	0,0000	43,22
2*	50	3,85	1,58	5,43	494,13	11,48 Fra	36,78	0,0188	0,9817	0,4905	0,0216	25,61
3*	33	2,19	3,85	6,04	230,29	11,76 Fra	36,79	0,0369	0,9244	0,0000	0,0787	3,94
4*	25	2,35	3,47	5,82	223,85	10,66 Fra	38,17	0,0214	0,8952	0,4201	0,1078	26,39

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 35 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo hidrogênio +alumínio (H + Al), na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	100	2,04	1,40	3,44	529,05	8,21 Fra	30,88	0,0041	0,973	0,8703	0,0255	44,79
2*	50	0,56	2,43	2,99	236,81	15,37 Mod	30,80	0,0148	0,982	0,5316	0,0165	27,41
3*	33	1,52	1,98	3,50	427,24	19,37 Mod	31,44	0,0316	0,9876	0,0000	0,0109	0,55
4*	25	1,66	2,07	3,73	748,20	16,58 Mod	31,25	0,0033	0,9985	0,8956	0,0000	44,78

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 36 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo hidrogênio +alumínio (H + Al), na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	52	3,86	1,11	4,97	418,92	6,00 Fra	33,19	0,0353	1,0466	0,3377	0,0071	17,24
2*	26	4,26	1,41	5,67	387,63	6,20 Fra	34,66	0,0347	1,019	0,3490	0,0333	19,11
3*	17	1,18	3,87	5,05	537,70	26,57 For	33,42	0,0533	0,9606	0,0000	0,0887	4,44
4*	13	0,86	2,59	3,45	616,06	14,91 Mod	29,63	0,0343	1,0541	0,3565	0,0000	17,82

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 37 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo hidrogênio +alumínio (H + Al), na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	52	2,89	0,78	3,67	202,45	2,76 Fra	32,29	0,0275	0,9663	0,6032	0,0597	33,14
2*	26	3,29	0,45	3,74	677,81	2,62 Fra	33,70	0,0339	0,9762	0,5108	0,0500	28,04
3*	17	3,42	0,00	3,42	677,61	0,00 Fra	32,39	0,0693	1,0276	0,0000	0,0000	0,00
4*	13	1,05	2,21	3,26	297,95	13,03 Mod	29,63	0,0052	1,0108	0,9250	0,0163	47,07

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

### 3.1.1.7 CTC a pH 7,0 (T)

A capacidade de troca catiônica (CTC) da área de 112 ha apresentou efeito pepita entre 1,08 a 3,39 (Tabelas 38 e 39). O IDE das malhas estudadas ficou entre fraco e moderado e, de acordo com o IMOP aplicado, as malhas de destaque foram a 1 e a 4, em 2014 e em 2015; a melhores foram a 2 e 4.

Para área de 50 ha, o alcance, valores que têm importância na determinação do limite da dependência espacial ficaram entre 114,87 m a 600,05 m, variando de fraco a moderado. O coeficiente de variação ficou dentro do recomendado, na casa de 12,57% a 14,78%. As malhas mais exatas e precisas nesta área, em ambos os anos estudados, foram as malhas 1 e 4.

Na área de 26 ha, os resultados foram próximos aos das áreas de 112 e 50 ha, efeito pepita entre 0,79 a 1,89; alcance entre 215,42 m a 821,42 m e coeficiente de variação de 9,58% a 15,27%. As malhas com maior IMOP, em 2014, foram as malhas 1, 2 e 4, e, em 2015, as malhas 1, 2 e 3 (Tabelas 42 e 43).

Em uma área de 725,9 ha, em sistema de cultivo mínimo, com plantio de soja na safra e milho na safrinha, Ragagnin, Sena Júnior e Silveira Neto (2010) estudaram a variabilidade e a dependência espacial da capacidade de troca catiônica (CTC) e o efeito sobre a recomendação de corretivo de três intensidades simuladas de amostragem (154,76 e 38 pontos). Os autores verificaram que, com a redução da intensidade de amostragem, resultava em diferenças na distribuição espacial da recomendação da calagem, sendo viável a sua adoção ao considerar a redução do custo econômico e a diferença entre a recomendação das malhas mais densas.

Tabela 38 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo CTC (T), na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	1,21	0,33	1,54	496,00	6,80 Fra	13,85	0,0122	1,0211	0,1921	0,0567	12,44
2*	112	1,25	0,95	2,20	1612,70	22,38 Mod	14,30	0,0151	1,0728	0,0000	0,0090	0,45
3*	79	1,16	1,01	2,17	1612,70	24,20 Mod	13,98	0,0130	1,0825	0,1391	0,0000	6,95
4*	57	1,08	0,75	1,83	649,27	8,58 Fra	14,50	0,0126	1,0151	0,1656	0,0623	11,39

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 39 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo CTC (T), na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
2*	112	3,39	0,67	4,06	1583,29	8,40 Fra	62,07	0,0039	1,0268	0,8889	0,0000	44,44
3*	79	3,16	0,96	4,12	1571,7	11,81 Fra	61,44	0,0351	1,0244	0,0000	0,0023	0,12
4*	57	2,58	0,47	3,05	445,34	4,43 Fra	64,61	0,0027	0,9924	0,9231	0,0335	47,83

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 40 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo Método dos Mínimos Ponderados e pelo modelo esférico\* para o atributo CTC (T), na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	100	0,83	1,67	2,50	114,87	5,84 Fra	14,78	0,0066	1,0441	0,8565	0,0000	42,83
2*	50	1,16	1,28	2,44	310,66	12,98 Mod	14,39	0,0286	1,0151	0,3783	0,0278	20,30
3*	33	1,07	1,70	2,77	370,96	18,23 Mod	14,68	0,0460	1,0205	0,0000	0,0226	1,13
4*	25	1,48	1,00	2,48	222,12	7,14 Fra	14,72	0,0102	0,9540	0,7783	0,0863	43,23

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 41 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo exponencial\*\*, para o atributo CTC (T), na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1**	100	0,14	1,35	1,49	120,48	7,04 Fra	13,17	0,0048	1,0035	0,8674	0,0570	46,22
2**	50	0,62	0,62	1,24	176,40	5,96 Fra	12,57	0,0222	1,0642	0,3867	0,0000	19,34
3**	33	0,86	53,00	53,86	194,03	12,93 Mod	14,32	0,0362	1,0363	0,0000	0,0262	1,31
4**	25	0,31	1,41	1,72	600,05	16,61 Mod	12,86	0,0051	0,9990	0,8591	0,0613	46,02

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 42 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo CTC (T), na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	52	1,51	0,23	1,74	215,42	3,23 Fra	11,81	0,0412	1,0052	0,5531	0,0439	29,85
2*	26	1,89	0,15	2,04	382,84	3,18 Fra	12,15	0,0100	0,9903	0,8915	0,0580	47,48
3*	17	1,58	0,20	1,78	350,76	4,47 Fra	11,75	0,0922	1,0034	0,0000	0,0456	2,28
4*	13	1,36	0,46	1,82	821,42	12,61 Mod	11,90	0,0270	1,0513	0,7072	0,0000	35,36

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha padronizado.

Tabela 43 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e gaussiano\*\*\*, para o atributo CTC (T), na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	52	1,29	1,34	2,63	463,96	13,39 Mod	15,27	0,0206	1,0728	0,7503	0,0000	37,52
2*	26	1,61	0,49	2,10	455,80	6,02 Fra	13,78	0,0440	1,0317	0,4667	0,0383	25,25
3***	17	1,33	0,46	1,79	813,13	11,84 Fra	11,84	0,0356	1,0712	0,5685	0,0015	28,50
4*	13	0,79	0,16	0,95	421,69	5,80 Fra	9,58	0,0825	1,0353	0,0000	0,0350	1,75

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.



### 3.1.1.8 pH em água

De acordo com os dados das Tabelas 44, 45, 46, 47, 48 e 49, para o atributo pH em água, o efeito pepita para as três áreas (112 ha, 50 ha e 26 ha) estudadas ficou entre 0,08 a 0,30. O maior valor de coeficiente de variação foi de 11,96%, semelhante ao relatado por Cherubin et al. (2014), que encontraram valores de pH da água apresentando baixa dispersão (CV: <15%).

Ainda de acordo com Cherubin et al. (2015), a utilização de malhas amostrais com baixo número de pontos e/ou pontos demasiadamente distantes ( $\geq 100\text{m}$ ) pode limitar a eficiência da interpolação, comprometendo a acurácia das predições nos locais não amostrados.

As malhas com maior valor de IMOP para a área de 112 ha foram aquelas com maior número de pontos amostrais coletados. O mesmo ocorreu na área de 50 ha, com destaque, em ambos os anos, para a malha 1. Já na área de 26 ha, as malhas mais exatas e precisas foram a 4, em 2014 e a 2, em 2015.

Tabela 44 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo pH em água, na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	224	0,21	0,04	0,25	359,86	4,06	Fra	9,36	0,0030	0,4811	0,8551	0,1211	48,81
2*	112	0,16	0,11	0,27	280,74	7,41	Fra	9,76	0,0131	0,4817	0,3671	0,1200	24,36
3*	79	0,09	0,24	0,33	242,72	11,58	Fra	10,51	0,0057	0,4915	0,7246	0,1021	41,34
4*	57	0,22	0,05	0,28	299,67	3,75	Fra	9,65	0,0207	0,5474	0,0000	0,0000	0,00

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 45 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo pH em água, na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
2*	112	0,14	0,09	0,23	1583,29	19,91	Mod	8,65	0,0019	1,0884	0,9294	0,0000	46,47
3*	79	0,14	0,03	0,17	187,92	2,14	Fra	8,75	0,0269	1,0618	0,0000	0,0244	1,22
4*	57	0,14	0,05	0,19	246,24	4,18	Fra	9,59	0,0145	1,0329	0,4610	0,0510	25,60

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 46 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo pH em água, na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	0,22	0,09	0,31	120,48	2,60	Fra	11,44	0,0019	1,0169	0,9619	0,0000	48,10
2*	50	0,27	0,09	0,36	541,75	5,23	Fra	11,50	0,0185	0,9883	0,6292	0,0281	32,87
3*	33	0,31	0,04	0,34	454,53	4,18	Fra	11,54	0,0499	0,9822	0,0000	0,0341	1,71
4*	25	0,26	0,14	0,40	354,13	9,75	Fra	11,96	0,0328	0,9742	0,3426	0,0419	19,23

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima.

Tabela 47 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo pH em água, na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	0,06	0,19	0,25	137,97	8,00	Fra	9,17	0,0006	0,9764	0,9906	0,0439	51,72
2*	50	0,06	0,20	0,26	180,23	11,07	Fra	9,49	0,0142	1,0028	0,7764	0,0180	39,72
3*	33	0,21	0,05	0,26	292,94	4,51	Fra	9,46	0,0635	1,0212	0,0000	0,0000	0,00
4*	25	0,24	0,02	0,26	360,81	2,22	Fra	9,98	0,0343	1,0083	0,4598	0,0126	23,62

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro Padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima.

Tabela 48 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo pH em água, na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C0	C1	C0 + C1	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	0,13	0,07	0,20	114,87	4,55	Fra	9,07	0,0364	1,0497	0,5978	0,0000	29,89
2*	26	0,19	0,05	0,24	543,55	12,83	Fra	9,37	0,0557	1,0213	0,3845	0,0271	20,58
3*	17	0,08	0,14	0,22	255,30	18,41	Mod	9,17	0,0905	0,9922	0,0000	0,0548	2,74
4*	13	0,10	0,09	0,19	821,42	47,30	Fra	7,51	0,0252	1,0403	0,7215	0,0090	36,53

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 49 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo pH em água, na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	0,11	0,12	0,23	120,13	7,10	Fra	8,91	0,0116	1,0350	0,7315	0,0000	36,57
2*	26	0,17	0,04	0,21	813,38	8,78	Fra	8,12	0,0009	1,0133	0,9792	0,0210	50,01
3*	17	0,21	0,00	0,21	542,08	0,00	Fra	8,55	0,0432	1,0118	0,0000	0,0224	1,12
4*	13	0,18	0,01	0,19	465,50	2,98	Fra	7,89	0,0338	0,9867	0,2176	0,0467	13,21

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

### 3.1.1.9 Matéria orgânica

A matéria orgânica (MO) é um atributo que afeta as características químicas, físicas e biológicas do solo, daí a importância de estudar a variabilidade espacial deste elemento.

Na área de 112 ha, o efeito pepita variou de 0,09 a 0,49 (Tabelas 50 e 51). A melhor malha, em 2014, foi a 1, com maior número de pontos georreferenciados. No ano de 2015, as melhores malhas foram a 2 e a 4, respectivamente.

Para área de 50 ha, a malha 2, em 2014, apresentou alcance de 1.092,93 m. O IDE, em ambos os anos, foi fraco. O CV% variou de 11,79% a 16,90%. Coeficientes de variação maiores dão a ideia de maior variabilidade e, conseqüentemente, menor dependência espacial entre os pontos. Nesta área, a malha mais precisa e exata foi a 4, em 2014 e, em 2015, foi novamente a malha 4, com IMOP de 51,73%, seguida da malha 2, com IMOP de 50,37%.

Em relação à área 26 ha, o IDE foi fraco para todas as malhas estudadas no ano de 2014. Em 2015, as malhas 1 e 2 repetiram com dependência espacial fraca e as malhas 3 e 4 obtiveram dependência forte. As melhores malhas, em ambos os anos, foram a 1 e a 3, conforme Tabelas 54 e 55.

Tabela 50 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo matéria orgânica, na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel		CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	0,23	0,08	0,30	162,00	2,61	Fra	17,79	0,0044	0,9814	0,7500	0,0049	37,74
2*	112	0,22	0,23	0,45	293,97	9,67	Fra	19,27	0,0155	0,9862	0,1193	0,0000	5,97
3*	79	0,29	0,13	0,42	228,62	4,49	Fra	19,26	0,0176	0,9615	0,0000	0,0250	1,25
4*	57	0,36	0,13	0,48	511,89	8,63	Fra	20,01	0,0147	0,9806	0,1648	0,0057	8,52

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 51 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo matéria orgânica, na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel		CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
2*	112	0,46	0,10	0,56	569,34	6,52	Fra	19,65	0,0005	0,9822	0,7222	0,0447	38,35
3*	79	0,49	0,09	0,58	549,93	5,48	Fra	19,93	0,0018	0,9539	0,0000	0,0723	3,61
4*	57	0,09	0,45	0,54	246,24	13,23	Mod	19,90	0,0004	1,0282	0,7778	0,0000	38,89

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 52- Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e gaussiano\*\*\*, para o atributo matéria orgânica, na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	0,12	0,20	0,32	121,32	5,71	Fra	13,77	0,0222	0,9651	0,0472	0,0818	6,45
2***	50	0,27	0,01	0,28	1092,93	1,32	Fra	12,98	0,0233	1,0511	0,0000	0,0000	0,00
3*	33	0,25	0,00	0,25	662,49	0,00	Fra	12,08	0,016	1,0019	0,3133	0,0468	18,01
4*	25	0,28	0,00	0,28	592,16	0,00	Fra	13,04	0,0062	1,0029	0,7339	0,0459	38,99

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; GD – Grau de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 53- Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo matéria orgânica, na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	0,13	0,33	0,46	167,56	9,17	Fra	16,90	0,0076	1,0079	0,5979	0,0689	33,34
2*	50	0,27	0,06	0,33	310,66	4,51	Fra	14,99	0,0006	1,0402	0,9683	0,0391	50,37
3*	33	0,29	0,10	0,39	351,11	7,21	Fra	16,34	0,0189	1,0825	0,0000	0,0000	0,00
4*	25	0,07	0,12	0,19	213,44	10,77	Fra	11,79	0,0004	1,0221	0,9788	0,0558	51,73

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; GD – Grau de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 54- Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo matéria orgânica, na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	0,16	0,04	0,20	196,93	4,79	Fra	9,67	0,0018	0,9745	0,9583	0,0238	49,11
2*	26	0,13	0,09	0,22	185,00	8,79	Fra	9,49	0,0432	0,9713	0,0000	0,0270	1,35
3*	17	0,20	0,00	0,20	813,13	0,00	Fra	10,02	0,0036	0,9937	0,9167	0,0046	46,06
4*	13	0,23	0,00	0,23	465,50	0,00	Fra	10,89	0,0167	0,9983	0,6134	0,0000	30,67

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 55- Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo matéria orgânica, na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	0,22	0,08	0,30	253,36	7,65	Fra	14,59	0,0202	1,0046	0,6314	0,0479	33,96
2*	26	0,23	0,05	0,28	258,19	5,22	Fra	14,75	0,0548	0,9672	0,0000	0,0833	4,17
3*	17	0,21	0,32	0,53	813,13	27,81	For	16,65	0,0073	1,0551	0,8668	0,0000	43,34
4*	13	0,07	0,35	0,42	547,61	27,74	For	15,35	0,053	0,9821	0,0328	0,0692	5,10

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.



### **3.1.1.10 Saturação por bases (V%)**

A área de 112 ha apresentou efeito pepita variando de 52,39 a 645,71. O IDE foi fraco para todas as malhas amostrais e, de acordo com IMOP aplicado, as malhas 3 e 4 se destacaram em 2014 e a malha 2, em 2015.

Para as áreas de 50 ha e 26 ha, a malha 1, com maior número de pontos amostrados, ou seja, uma amostragem mais detalhada, foi a que apresentou maior valor de IMOP (Tabelas 58 a 61). Nanni et al. (2011), em uma lavoura de cana-de-açúcar, no estado de São Paulo, de 184 hectares, em cinco malhas amostrais (uma amostra a cada 1; 2,07; 2,88; 3,75 e 7,20 hectares), avaliaram a dependência espacial da saturação de bases (V%), matéria orgânica (MO) e teor de argila. Os mapas de cada variável foram comparados para as malhas propostas. Os autores verificaram que, para V%, é necessário o uso de amostragem mais fina que a malha de uma amostra por hectare.

Tabela 56 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (V%), na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	224	284,49	47,30	331,78	327,8200	3,00	Fra	51,42	0,0089	0,9908	0,4943	0,0000	24,72
2*	112	187,60	177,15	364,75	232,6100	7,26	Fra	51,53	0,0176	0,9886	0,0000	0,0022	0,11
3*	79	52,40	394,72	447,12	205,0900	11,68	Fra	55,02	0,0042	0,9518	0,7614	0,0394	40,04
4*	57	318,14	27,36	345,50	271,1900	1,38	Fra	48,60	0,0051	0,9623	0,7102	0,0288	36,95

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 57 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (V%), na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
2*	112	317,77	167,90	485,67	174,78	3,88	Fra	20,01	0,0006	0,9619	0,9684	0,0275	49,80
3*	79	266,83	227,07	493,90	169,23	5,02	Fra	19,72	0,0141	0,9891	0,2579	0,0000	12,89
4*	57	645,71	0,00	645,71	266,73	0,00	Fra	22,59	0,0190	0,9498	0,0000	0,0397	1,99

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 58 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (V%), na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	290,25	14,81	305,06	450,5	1,67	Fra	43,37	0,0049	0,9726	0,8939	0,0291	46,15
2*	50	296,69	8,70	305,39	500,95	0,57	Fra	40,00	0,0195	0,9780	0,5779	0,0238	30,08
3*	33	280,91	53,85	334,76	221,79	2,86	Fra	40,10	0,0462	1,0018	0,0000	0,0000	0,00
4*	25	235,03	116,90	351,93	188,31	5,00	Fra	42,12	0,0074	0,8868	0,8398	0,1148	47,73

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 59 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (V%), na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	100	124,33	240,10	364,43	161,41	8,11	Fra	44,02	0,0014	0,9641	0,9737	0,0357	50,47
2*	50	55,39	291,16	346,55	202,29	13,57	Mod	44,02	0,0239	0,9761	0,5508	0,0237	28,72
3*	33	277,61	17,31	294,92	770,09	1,81	Fra	40,35	0,0532	0,9730	0,0000	0,0268	1,34
4*	25	263,40	82,34	345,74	213,44	4,06	Fra	45,51	0,0338	0,9998	0,3647	0,0000	18,23

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 60 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (V%), na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	214,02	81,59	295,61	278,39	8,704802	Fra	40,02	0,0185	1,0208	0,7132	0,0000	35,66
2*	26	163,66	114,17	277,83	264,96	12,3358	Fra	38,06	0,0553	0,9968	0,1426	0,0235	8,31
3*	17	3,27	261,54	264,81	284,09	31,78757	For	34,24	0,0645	0,8432	0,0000	0,1740	8,70
4*	13	132,17	70,84	203,02	374,84	7,949937	Fra	29,24	0,0244	0,9625	0,6217	0,0571	33,94

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 61 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (V%), na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	285,18	71,74	356,92	120,12	2,7353	Fra	45,32	0,0097	1,0049	0,7840	0,0274	40,57
2*	26	328,78	17,00	345,78	813,37	2,2652	Fra	41,09	0,0131	0,9747	0,7082	0,0566	38,24
3*	17	342,85	13,79	356,64	813,13	1,7810	Fra	42,62	0,0326	1,0332	0,2739	0,0000	13,70
4*	13	253,77	0,00	253,77	684,51	0,0000	Fra	36,71	0,0449	1,0123	0,0000	0,0202	1,01

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

### 3.1.1.11 Enxofre

A área de 112 ha apresentou menor efeito pepita de 194,94 e maior de 534,45, de acordo com Tabelas 62 e 63. O IDE foi fraco e moderado. A malha 1 foi a mais bem caracterizada no ano de 2014, seguida pela malha 2, em 2015.

Na área de 50 ha, o maior alcance foi da malha 2, no ano de 2014 (Tabela 64). Alcances longos proporcionam a possibilidade de uma amostragem mais espaçada (COELHO, 2005), porém, não significam que a retirada de amostras apresentará alta precisão quando feita nas mesmas distâncias dos alcances, pois distâncias menores apresentam maior dependência espacial e, à medida que aumentam, acabam por reduzir a dependência gradualmente, até o limite do alcance (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989). Alcances longos, no entanto, oferecem maior qualidade da estimativa de dados interpolados para a produção de mapas (CORÁ et al., 2004; LANDIM, 2006).

Para área de 26 ha, o efeito pepita variou de 11,49 a 144,75. Os IDE ficaram entre fraco e moderado e as malhas de destaque, em 2014, foram a 1 e a 2. Já em 2015, as malhas que apresentaram maior valor de IMOP foram a 2 e a 3.

Tabela 62 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (S), na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	224	345,50	312,06	657,56	104,43	3,18	Fra	54,77	0,0026	1,0134	0,9268	0,0150	47,09
2*	112	194,94	531,12	726,06	168,19	7,91	Fra	56,80	0,0199	1,0233	0,4394	0,0053	22,24
3*	79	534,45	365,65	900,10	560,38	14,68	Mod	58,99	0,0161	1,0013	0,5465	0,0267	28,66
4*	57	260,71	378,90	639,61	283,71	10,84	Fra	53,20	0,0355	1,0288	0,0000	0,0000	0,00

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 63 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (S), na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
2*	112	274,65	104,78	379,43	1583,29	14,05	Mod	62,04	0,0033	1,0345	0,7988	0,0000	39,94
3*	79	227,94	62,19	290,13	176,40	2,44	Fra	61,45	0,0164	1,0316	0,0000	0,0028	0,14
4*	57	213,04	135,29	348,33	685,16	8,58	Fra	67,62	0,0068	1,0259	0,5854	0,0083	29,68

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 64 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (S), na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	100	10,00	24,46	34,46	114,87	6,22 Fra	47,69	0,0059	1,0711	0,7005	0,0623	38,14
2*	50	35,30	53,02	88,32	1092,93	26,20 For	55,63	0,0043	1,1078	0,7817	0,0302	40,60
3*	33	32,81	19,29	52,10	745,3	11,06 Fra	50,88	0,0197	1,1423	0,0000	0,0000	0,00
4*	25	50,09	40,61	90,70	705,73	12,62 Mod	60,70	0,0142	1,0496	0,2792	0,0812	18,02

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 65 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e exponencial\*\*, para o atributo (S), na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1**	100	44,02	326,69	370,71	307,42	17,47 Mod	66,98	0,0068	0,9990	0,8392	0,0072	42,32
2*	50	33,67	434,70	468,37	255,21	18,92 Mod	70,53	0,0392	1,0062	0,0733	0,0000	3,66
3	33	171,35	302,68	474,03	268,04	13,71 Mod	73,08	0,0331	0,9183	0,2175	0,0874	15,24
4**	25	88,53	236,13	324,66	213,44	10,48 Fra	60,91	0,0423	0,9898	0,0000	0,0163	0,81

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 66 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo (S), na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	144,75	0,00	144,75	813,38	0,00	Fra	80,99	0,0181	0,9721	0,8083	0,1177	46,30
2*	26	35,16	27,52	62,68	586,62	14,59	Mod	57,03	0,0273	1,0379	0,7108	0,0580	38,44
3*	17	16,65	6,29	22,94	284,08	8,82	Fra	44,28	0,0915	0,9688	0,0307	0,1207	7,57
4*	13	12,69	8,70	21,39	297,95	14,73	Mod	47,71	0,0944	1,1018	0,0000	0,0000	0,00

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do Erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 67 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\* e exponencial\*\*, para o atributo (S), na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1**	52	60,74	34,49	95,23	120,48	4,1789	Fra	67,34	0,0395	0,9848	0,0000	0,0641	3,21
2*	26	45,13	25,85	70,98	813,38	16,7800	Mod	59,54	0,0048	1,0523	0,8785	0,0000	43,92
3*	17	11,49	5,43	16,92	284,08	10,3286	Fra	33,33	0,0098	0,9564	0,7519	0,0911	42,15
4*	13	15,36	0,00	15,36	821,42	0,0000	Fra	34,42	0,0194	0,9769	0,5089	0,0717	29,03

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.



### 3.1.1.12 Soma de bases

A soma de bases (SB) de um solo representa a soma dos teores de cátions,  $SB = Ca^{2+} + Mg^{2+} + K^+$ . O efeito pepita das áreas estudadas (112 ha, 50 ha e 26 ha) variou de 1,23 a 8,51, de acordo com os dados das Tabelas 68 a 73.

O IDE de todas as áreas, em ambos os anos, foi fraco. A dependência espacial é uma característica inerente à representação de dados por meio de subdivisões de áreas. Ela pode ser entendida como uma tendência de que o valor de uma variável, associada a uma determinada localização, assemelha-se mais ao valor de suas amostras vizinhas do que ao restante das localizações do conjunto amostral.

Souza et al. (2008), estudando a variabilidade espacial de atributos químicos em pastagem, encontraram dependência espacial (IDE) moderada para os atributos  $K^+$ ,  $Ca^{2+}$ ,  $Mg^{2+}$ , SB.

O maior valor de alcance, para área de 112 ha, foi o da malha 4, em 2015, com 511,49 m (Tabela 69). A malha 3 da área de 50 ha, ano 2015, teve maior alcance, de 910,93 m (Tabela 71). Na área de 26 ha, o maior alcance ficou para a malha 4, em 2015, com 821,42 m (Tabela 73).

Maiores alcances indicam maior continuidade espacial na área, contribuindo para a estimativa mais confiável do atributo, pelo método de krigagem.

De acordo com IMOP, a melhor malha para o atributo SB foi a malha com maior número de pontos georreferenciados, ou seja, amostragem mais detalhada.

Tabela 68 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo SB, na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	2,81	0,53	3,34	321,17	3,27 Fra	56,22	0,0029	0,9742	0,8761	0,0115	44,38
2*	112	2,18	1,89	4,07	234,73	7,01 Fra	58,69	0,0234	0,9743	0,0000	0,0114	0,57
3*	79	1,51	3,85	5,36	237,91	11,02 Fra	62,69	0,0185	0,9496	0,2094	0,0364	12,29
4*	57	2,73	1,26	3,99	274,59	5,59 Fra	55,95	0,0122	0,9855	0,4786	0,0000	23,93

NPG – Número de Pontos da Malha Amostral; C<sub>0</sub> – Efeito Pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de Dependência Espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do Erro Padronizado; DP<sub>EP</sub> . Desvio Padrão do Erro Padronizado; IEP – Índice de Exatidão Padronizado; IPP – Índice de Precisão Padronizado; IMOP – Indicador de Malha Ótima Padronizado.

Tabela 69 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo SB, na área de 112 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
2*	112	6,66	2,59	9,25	455,64	8,20 Fra	37,59	0,0016	0,9836	0,9153	0,0187	46,70
3*	79	3,82	4,45	8,27	189,05	6,56 Fra	35,68	0,0069	1,0023	0,6349	0,0000	31,75
4*	57	8,51	2,49	11	511,49	7,47 Fra	39,34	0,0189	0,9782	0,0000	0,0240	1,20

NPG – Número de Pontos da Malha Amostral; C<sub>0</sub> – Efeito Pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de Dependência Espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do Erro Padronizado; DP<sub>EP</sub> . Desvio Padrão do Erro Padronizado; IEP – Índice de Exatidão Padronizado; IPP – Índice de Precisão Padronizado; IMOP – Indicador de Malha Ótima Padronizado.

Tabela 70 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo SB, na área de 50 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	2,88	0,12	3,00	497,89	1,52 Fra	41,11	0,0119	0,9847	0,0000	0,0359	1,80
2*	112	2,85	0,34	3,19	910,77	3,88 Fra	37,67	0,0017	1,0214	0,8571	0,0000	42,86
3*	79	2,95	0,26	3,21	828,11	2,69 Fra	37,06	0,0117	0,9748	0,0168	0,0456	3,12
4*	57	3,07	0,29	3,36	882,17	3,04 Fra	39,25	0,0021	0,9714	0,8235	0,0490	43,62

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 71 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo SB, na área de 50 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	1,73	3,31	5,04	155,89	7,81 Fra	49,81	0,0027	0,9750	0,9403	0,0583	49,93
2*	112	1,64	2,71	4,35	185,00	9,21 Fra	48,32	0,0270	1,0170	0,4027	0,0178	21,02
3*	79	3,45	0,43	3,88	910,93	4,04 Fra	45,80	0,0452	1,0306	0,0000	0,0046	0,23
4*	57	3,67	0,00	3,67	882,17	0,00 Fra	49,41	0,0115	1,0354	0,7456	0,0000	37,28

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub> - Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 72 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo SB, na área de 26 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	1,92	2,45	4,37	204,18	7,34 Fra	42,89	0,0120	1,0466	0,8174	0,0000	40,87
2*	112	1,57	1,98	3,55	227,19	8,14 Fra	37,84	0,0657	0,9540	0,0000	0,0885	4,42
3*	79	1,23	2,34	3,57	284,08	12,01 Fra	36,33	0,0353	0,8945	0,4627	0,1453	30,40
4*	57	2,92	0,00	2,92	684,52	0,00 Fra	33,66	0,0245	0,9437	0,6271	0,0983	36,27

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito Pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 73 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo SB, na área de 26 ha, em 2015.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP
1*	224	3,37	1,61	4,98	114,87	2,38 Fra	53,46	0,0141	1,0356	0,0662	0,0283	4,73
2*	112	4,84	0,13	4,97	677,82	1,14 Fra	47,78	0,0081	0,9907	0,4636	0,0705	26,70
3*	79	4,86	1,08	5,94	813,13	9,53 Fra	49,62	0,0127	1,0658	0,1589	0,0000	7,95
4*	57	2,88	0,00	2,88	821,42	0,00 Fra	38,82	0,0151	1,0201	0,0000	0,0429	2,14

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

### **3.2 Teste dos índices padronizados e do indicador de malha ótima padronizado para o atributo da planta**

Baseando-se na metodologia de análise geoestatística, foi possível quantificar a magnitude e a estrutura de dependência espacial da produtividade. Nas Tabelas 74, 75 e 76 encontram-se os resultados da produtividade do cafeeiro da área de 112 ha, de 2014 e 2016 e da área de 26 ha, do ano de 2014.

Em 2015 não houve coleta de dados de produção porque foi realizada a poda nas lavouras. Esse sistema visa à produtividade elevada do cafeeiro no ano seguinte.

Para a área de 112 ha, o efeito pepita variou de 0,72 a 2,70, nos anos estudados, conforme Tabelas 74 e 75. O IDE ficou entre fraco e moderado. O alcance das malhas, em 2014, variou de 755,40 m a 1.075,13 m; em 2016 a variação foi de 217,45 m a 416,05 m. A malha de destaque para a produtividade do cafeeiro foi a malha 1, com 2,0 pontos/ha. A malha mais exata e precisa foi a malha 4, seguida das malhas 3 e 1.

A área de 26 ha apresentou efeito pepita entre 1,09 e 3,79. O menor valor de alcance foi verificado na malha 4 e o maior valor na malha 1, sendo iguais a 273,80 m e 813,38 m, respectivamente. A dependência espacial foi fraca para todas as malhas estudadas. Quanto aos resultados do IMOP, a malha recomendada é a 1, seguida pelas malhas de 4 e 3. Estes resultados são semelhantes ao encontrado por Carvalho (2016) que, estudando a densidade amostral ótima para cafeicultura de precisão em área de 26 ha, encontrou que, para a produtividade do cafeeiro, a malha mais adequada foi a B (referente a 2,0 pontos/ha).

Tabela 74 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo produtividade, na área de 112 ha, em 2014.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	224	2,65	2,55	5,2	963,21	15,15	Mod	21,45	0,0093	0,9916	0,4000	0,0297	21,48
2*	112	2,70	2,00	4,69	755,40	10,32	Fra	20,84	0,0155	1,0160	0,000	0,0058	0,29
3*	79	2,22	2,87	5,09	893,45	16,26	Mod	20,77	0,0087	1,0211	0,4387	0,0008	21,97
4*	57	1,88	2,34	4,21	1075,13	19,23	Mod	18,57	0,0078	1,0219	0,4968	0,0000	24,84

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 75 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo produtividade, na área de 112 ha, em 2016.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	224	1,10	0,65	1,75	217,45	2,59	Fra	31,72	0,0024	1,0279	0,8800	0,0186	44,93
2*	112	0,72	0,68	1,40	233,79	3,65	Fra	29,66	0,0132	1,0054	0,3400	0,0401	19,00
3*	79	1,08	0,58	1,66	416,05	4,69	Fra	29,18	0,0062	1,0057	0,6900	0,0398	36,49
4*	57	1,06	0,37	1,43	270,86	2,26	Fra	29,84	0,0200	1,0474	0,0000	0,0000	0,00

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

Tabela 76 - Parâmetros estimados pelo semivariograma ajustado pelo método dos mínimos ponderados e pelo modelo esférico\*, para o atributo produtividade, na área de 26 ha.

Malha	NPG	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>0</sub> + C <sub>1</sub>	a	IDE_Seidel	CV(%)	M <sub>(EP)</sub>	DP <sub>(EP)</sub>	IEP	IPP	IMOP	
1*	52	3,79	0,00	3,79	813,38	0,00	Fra	27,04	0,0111	0,9864	0,8377	0,0084	42,31
2*	26	2,71	0,00	2,71	542,25	0,00	Fra	21,98	0,0616	0,9948	0,0000	0,0000	0,00
3*	17	2,95	0,00	2,95	357,00	0,00	Fra	23,78	0,0305	0,9424	0,5048	0,0527	27,87
4*	13	1,09	1,66	2,75	273,80	10,66	Fra	20,34	0,1069	0,9540	0,7354	0,0410	38,82

NPG – Número de pontos da malha amostral; C<sub>0</sub> – Efeito pepita; C<sub>1</sub> - Contribuição; C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub> – Patamar; a - alcance; IDE – Índice de dependência espacial; For – Forte; Mod – Moderada; Fra – Fraca; CV(%) – Coeficiente de variação; M<sub>(EP)</sub> – Média do Erro padronizado; DP<sub>EP</sub>. Desvio padrão do erro padronizado; IEP – Índice de exatidão padronizado; IPP – Índice de precisão padronizado; IMOP – Indicador de malha ótima padronizado.

### **3.3 Uso do IMOP no gerenciamento das malhas amostrais**

Os índices de exatidão e precisão padronizado permitiram a comparação e a dispersão dos resultados das malhas amostrais e o IMOP permitiu identificar, por meio da ponderação entre os índices de exatidão e precisão, as malhas que mais bem representam a variabilidade espacial dos atributos no campo. Porém, quando se realiza a amostragem do solo, espera-se não somente analisar um atributo químico do solo em separado, mas, sim, um conjunto destes, de forma a otimizar e a reduzir os custos da operação de amostragem e de análises laboratoriais. Dessa maneira, para estabelecer uma única malha para o conjunto de variáveis estudadas, foi realizado o cálculo do IMOP médio, que nada mais é que o valor médio do IMOP apresentado pelos atributos para cada malha.

#### **3.3.1 Fertilidade do solo**

No caso da fertilidade do solo, observa-se, pelos dados da Tabela 77, que, para a área de 112 ha, no ano de 2014, as malhas recomendadas foram a 1 e a 3 e, em 2015, as malhas que se destacaram foram as malhas 2 e 4, não se diferenciando entre si, estatisticamente.

Para área de 50 ha, no ano de 2014, as malhas 1, 2 e 4 não tiveram diferença estatística, com IMOP de 32,22%, 28,63% e 25,32%, respectivamente. Em 2015, a malha 1, com maior número de pontos georreferenciados, foi a mais recomendada, de acordo com o IMOP.

Para área de 26 ha, fazendo a média do IMOP para fertilidade do solo, verifica-se que a malha mais indicada foi a 1, em 2014 e, em 2015, as malhas estudadas não apresentaram diferença estatística.



Para aplicar o Teste Scott Knott nas variáveis foi utilizado o programa Assistat 7.0, colocando as malhas amostrais testadas como tratamentos e os atributos da fertilidade do solo como repetições.

Tabela 77 - Ranking das malhas amostrais em função do IMOP médio, para os nutrientes da fertilidade do solo (P, K, Ca, Mg, Al, H + Al, S.B, pH água, M.O, CTC(T), V% e enxofre, para os anos de 2014 e 2015.

Ano da amostragem	Ranking	Malha	Número de pontos	IMOP Médio (%)
<b>ÁREA DE 112 ha</b>				
2014	1°	1	224	34,28 a
	1°	3	79	24,09 a
	2°	2	112	16,51 b
	2°	4	57	11,65 b
2015	1°	2	112	38,35 a
	1°	4	57	28,52 a
	2°	3	79	10,56 b
	3°	1	224	*
<b>ÁREA DE 50 ha</b>				
2014	1°	1	100	32,22 a
	1°	2	50	28,63 a
	1°	4	25	25,32 a
	2°	3	33	6,37 b
2015	1°	1	100	44,96 a
	2°	4	25	30,31 b
	2°	2	50	28,92 b
	3°	3	33	6,23 c
<b>ÁREA DE 26 ha</b>				
2014	1°	1	52	34,62 a
	2°	4	13	24,32 b
	2°	2	26	19,62 b
	2°	3	17	15,38 b
2015	1°	1	52	30,53 a
	1°	2	26	26,22 a
	1°	3	17	17,96 a
	1°	4	13	15,05 a

As médias seguidas pela mesma letra não diferem estatisticamente entre si, pelo Teste de Scott Knott, a 5% de probabilidade.

\* No ano de 2015, para área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

### 3.3.2 Produtividade

De acordo com os dados da Tabela 78, para área de 112 ha, em 2014, as malhas 1, 3 e 4 apresentaram valores bem próximos; já em 2016, a malha mais recomendada foi a 1, com maior número de pontos amostrados. Na área de 26 ha, a malha que apresentou maior IMOP também foi a malha 1.

Tabela 78 - Ranking das malhas amostrais em função do IMOP, para a produtividade do cafeeiro, em 2014 e em 2016, para a área de 112 ha e, em 2014, para área de 26 ha.

<b>Ano da amostragem</b>	<b>Ranking</b>	<b>Malha</b>	<b>Número de pontos</b>	<b>IMOP(%)</b>
<b>ÁREA DE 112 ha</b>				
2014	1°	4	57	24,84
	2°	3	79	21,97
	3°	1	224	21,48
	4°	2	112	0,29
2016	1°	1	224	44,93
	2°	3	79	36,49
	3°	2	112	19,00
	4°	4	57	0,00
<b>ÁREA DE 26 ha</b>				
2014	1°	1	52	42,31
	2°	4	13	38,82
	3°	3	17	27,87
	4°	2	26	0,00

### 3.3.3 Variáveis

Por fim, foi feita a determinação do IMOP médio (Tabela 79), levando-se em consideração a fertilidade do solo e os dois anos de coleta.

Verifica-se que as malhas consideradas mais adequadas para a área de 112 ha foram as malhas 1 e 2, não se diferenciando entre si, estatisticamente. Para as áreas de 50 ha e 26 ha, a malha 1 é mais recomendada, seguida pelas malhas 2, 4 e 3. Sendo assim, para a cafeicultura de precisão, com base nas condições deste trabalho, recomenda-se a utilização de uma malha com 2,0 a 1,0 pontos/ha, para as áreas acima de 100,0 hectares e uma malha com 2,0 pontos/ha, para áreas de 50,0 ha ou menor.

Carvalho (2016), estudando a densidade amostral ótima para cafeicultura de precisão em área de 22 ha, encontrou, para a produtividade e a fertilidade do solo do cafeeiro, que a malha mais adequada foi a B (referente a 2,0 pontos/ha).

Na avaliação de malhas amostrais para área de 22 ha, Ferraz (2012), aplicando outra metodologia, encontrou, como mais indicada, a malha de três pontos por hectare, analisando as variáveis de fertilidade do solo (P, P-rem, K e T).

Em outros trabalhos também foram realizados estudos comparativos na avaliação de malhas amostrais para diferentes variáveis. Cherubin et al. (2014), Nanni et al. (2011) e Ragagnin, Sena Júnior e Silveira Neto (2010) recomendam a utilização de uma amostragem com mais pontos por hectare.

Tabela 79 - Ranking das malhas em função do IMOP médio (%), considerando a fertilidade do solo e as épocas de coleta.

Área	Ranking	Malha	Número de pontos	IMOP Médio (%)
112ha	1°	1	224	34,28 a
	1°	2	112	27,43 a
	2°	4	57	20,08 b
	2°	3	79	17,32 b
50ha	1°	1	100	38,59 a
	2°	2	50	28,78 b
	2°	4	25	27,81 b
	3°	3	33	6,30 c
26ha	1°	1	52	32,58 a
	2°	2	26	22,92 b
	2°	4	13	19,68 b
	2°	3	17	16,67 b

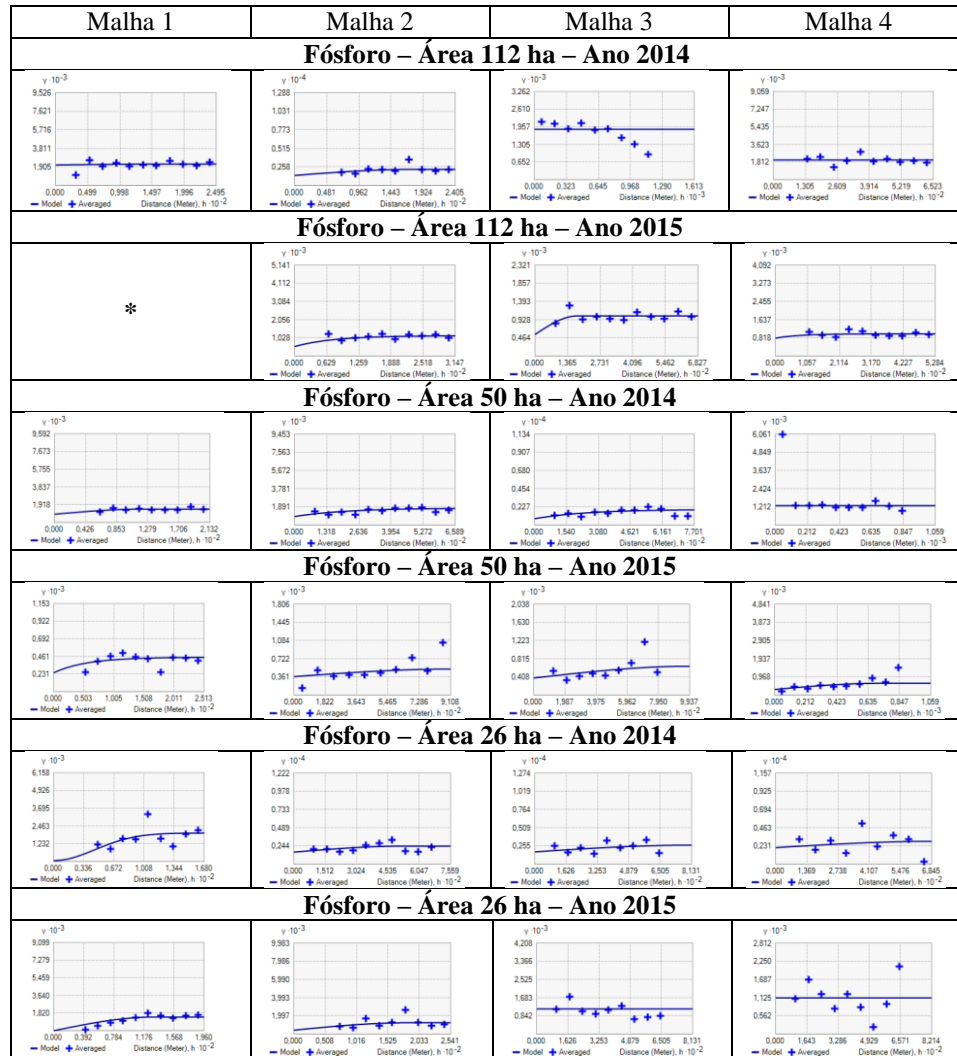
As médias seguidas pela mesma letra não diferem estatisticamente entre si, pelo Teste de Scott Knott, a 5% de probabilidade.

### 3.4 Semivariogramas em função do ranqueamento das malhas estudadas

Ferraz et al. (2012a), estudando diferentes métodos e modelos, constataram que o modelo esférico foi o que melhor se ajustou para a maioria dos atributos do solo e a produtividade do cafeeiro.

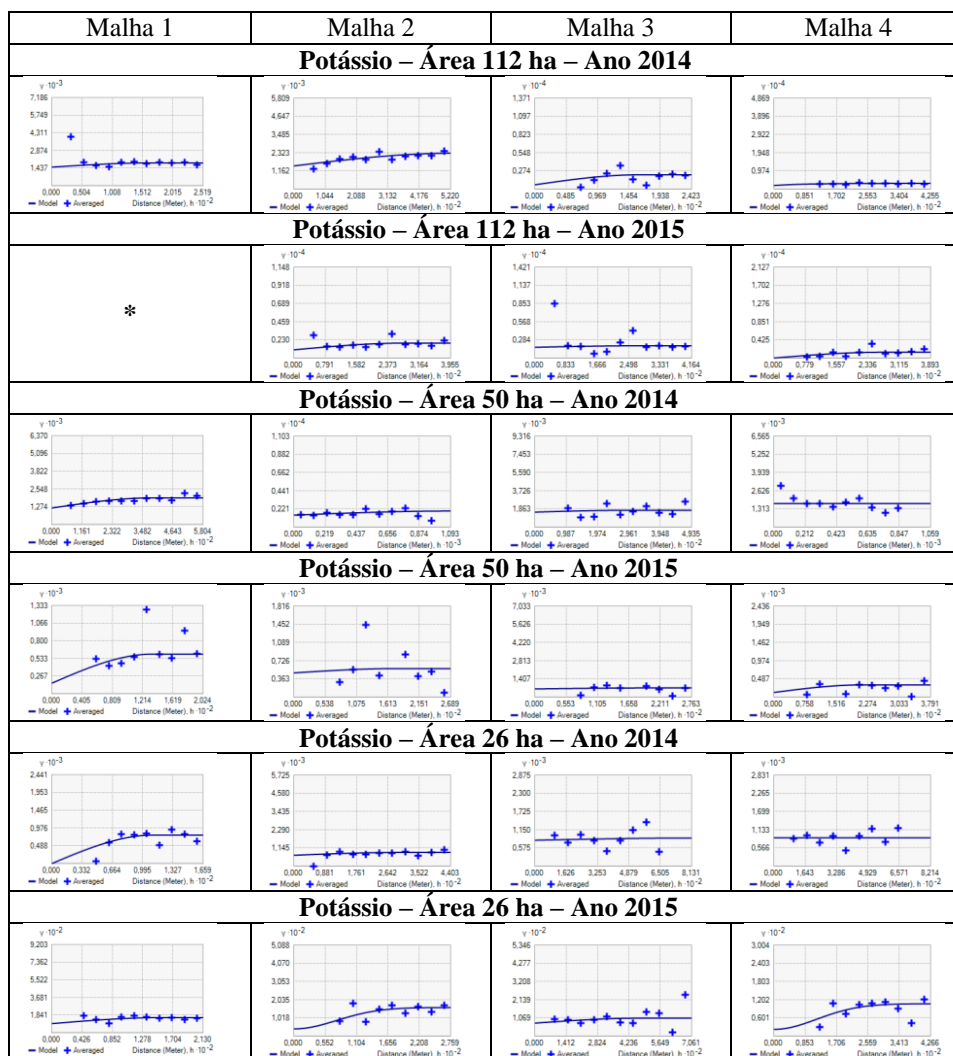
Este modelo é muito utilizado em trabalhos que estudam a variabilidade espacial em lavouras cafeeiras, sendo aplicado a atributos do solo, produtividade, desfolha, força de desprendimento de frutos e infestação de praga (ALVES et al., 2009; FERRAZ et al., 2012b; MOLIN et al., 2010; SILVA, 2008; SILVA et al., 2007; SILVA, S. et al., 2010).

Figura 3 – Semivariogramas das malhas estudadas do atributo fósforo (P), dos anos de 2014 e 2015.



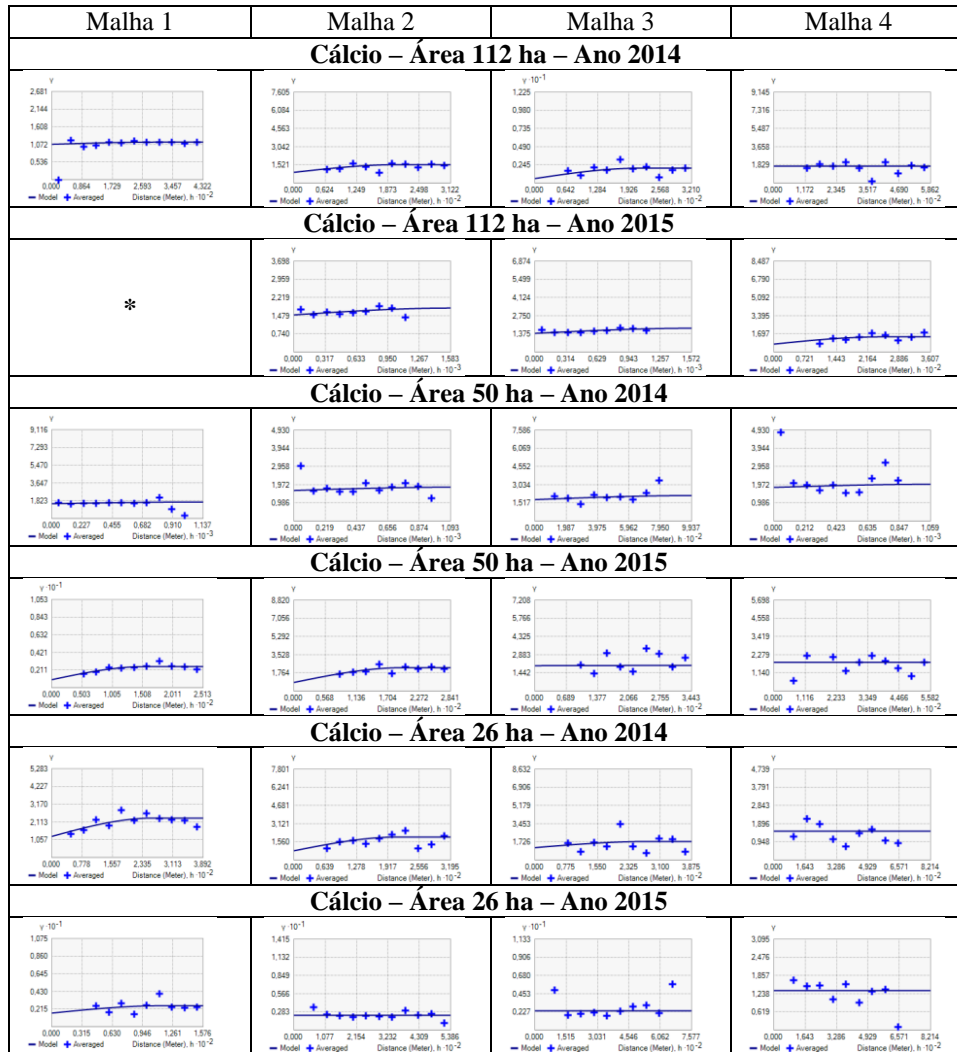
\* Neste ano de 2015, para área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando redução de custos com a amostragem.

Figura 4 – Semivariogramas das malhas estudadas do atributo potássio (K), dos anos de 2014 e 2015.



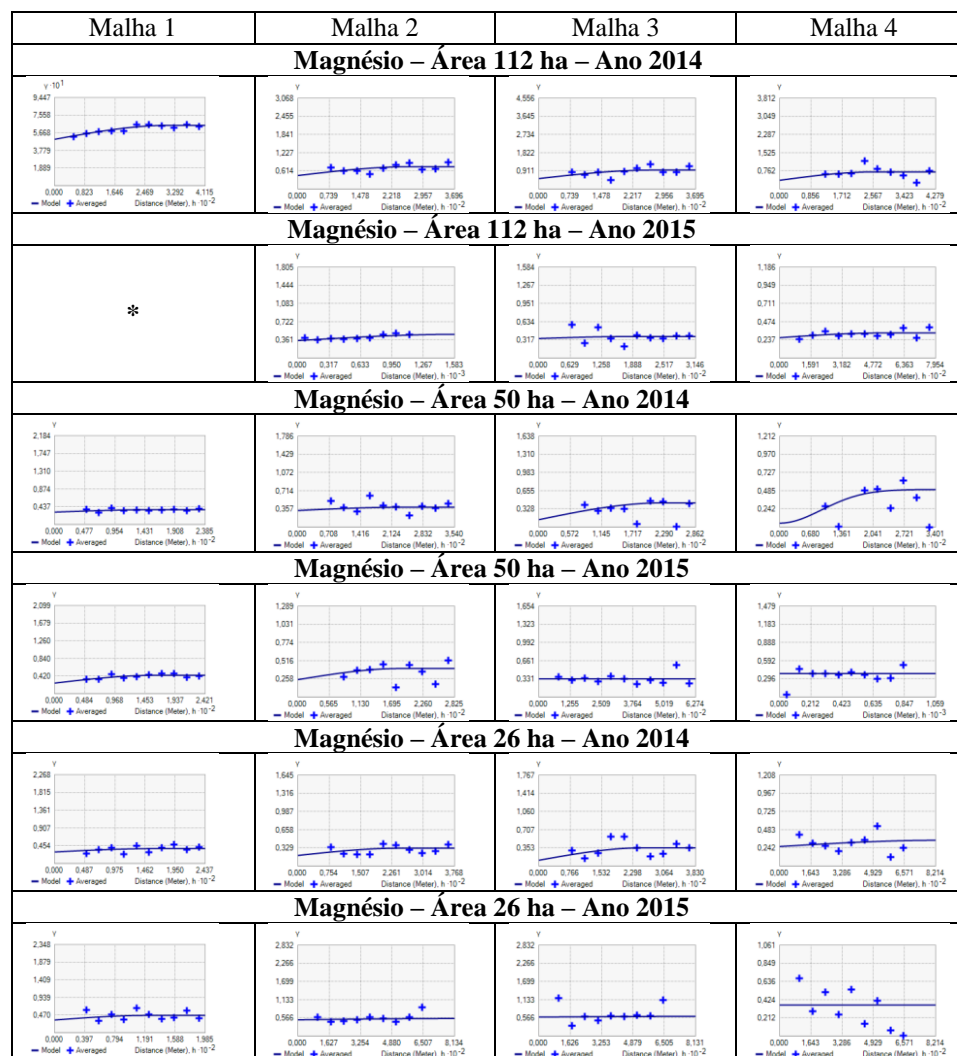
\* Neste ano de 2015, para área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando redução de custos com a amostragem.

Figura 5 – Semivariogramas das malhas estudadas do atributo cálcio (Ca), dos anos de 2014 e 2015.



\* Neste ano de 2015, para a área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

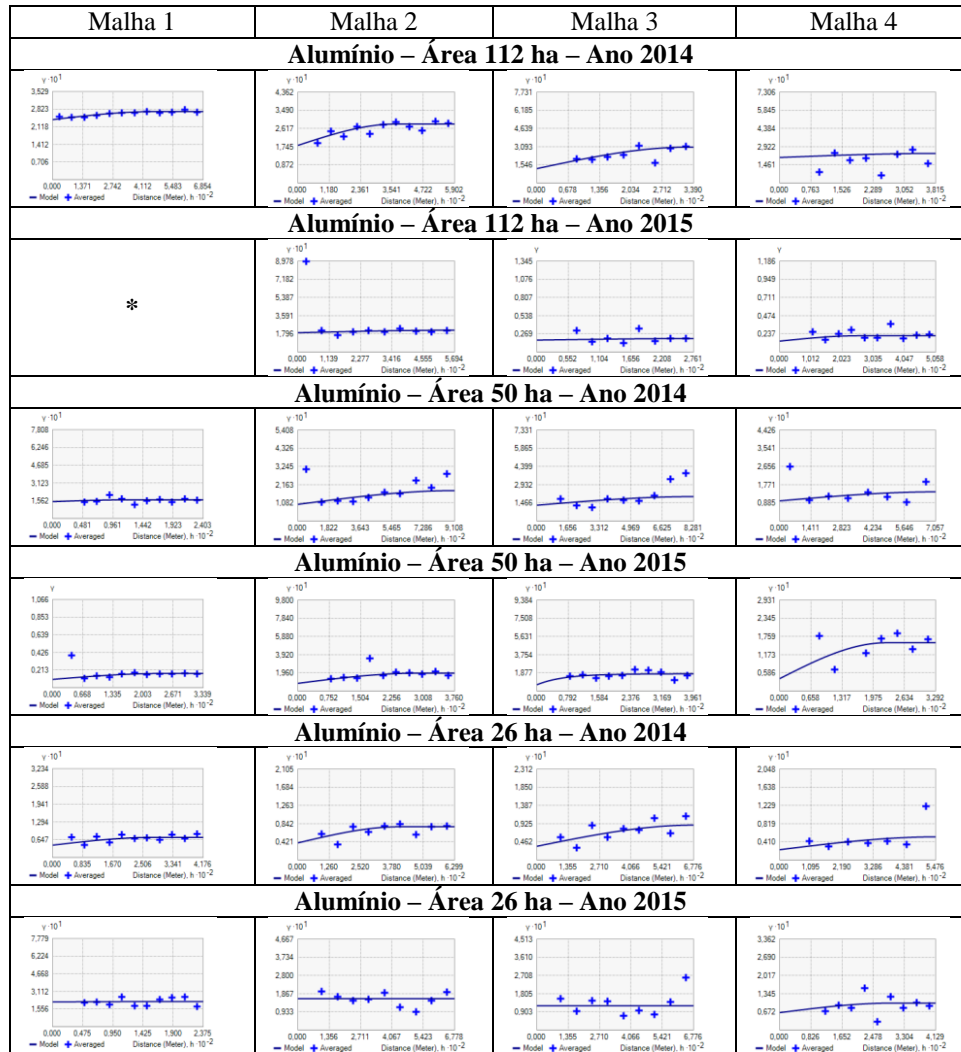
Figura 6 – Semivariogramas das malhas estudadas do atributo magnésio (Mg), dos anos de 2014 e 2015.



\* Neste ano de 2015, para área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

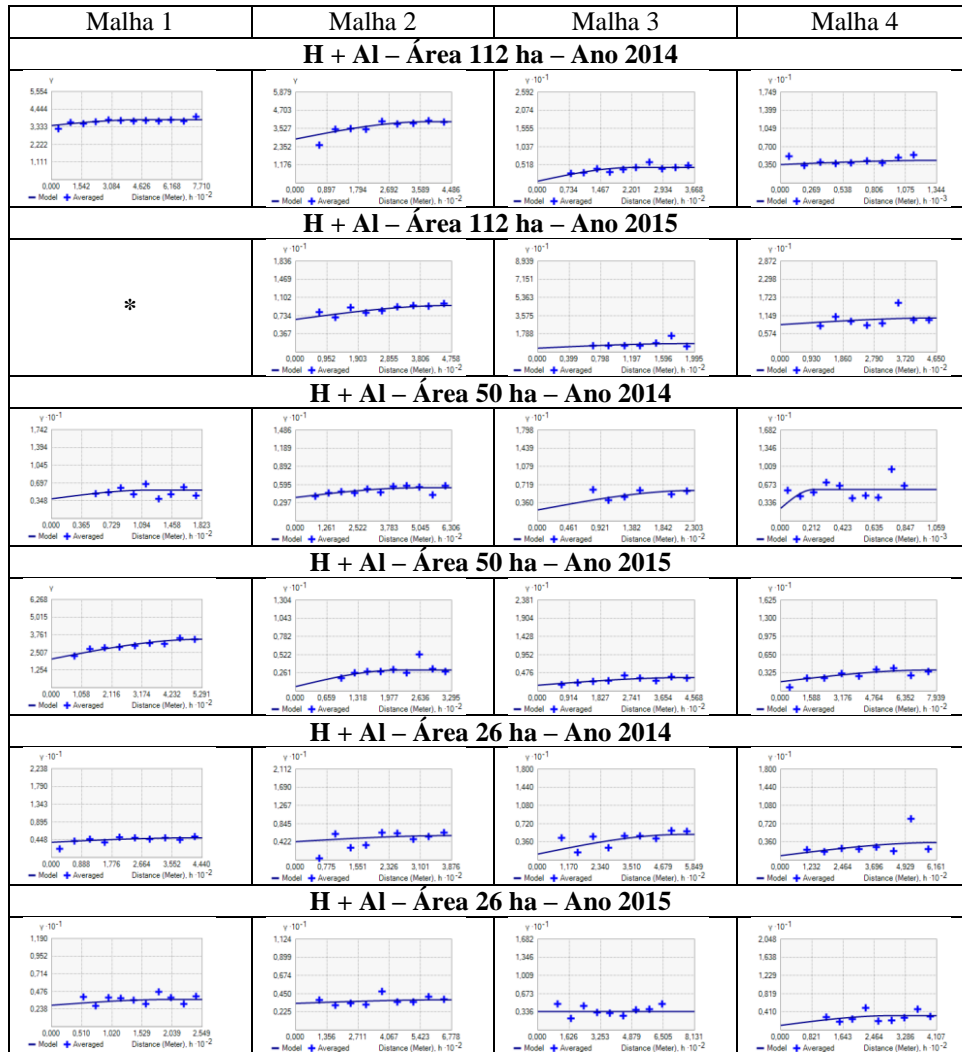


Figura 7 – Semivariogramas das malhas estudadas do atributo alumínio (Al), dos anos de 2014 e 2015.



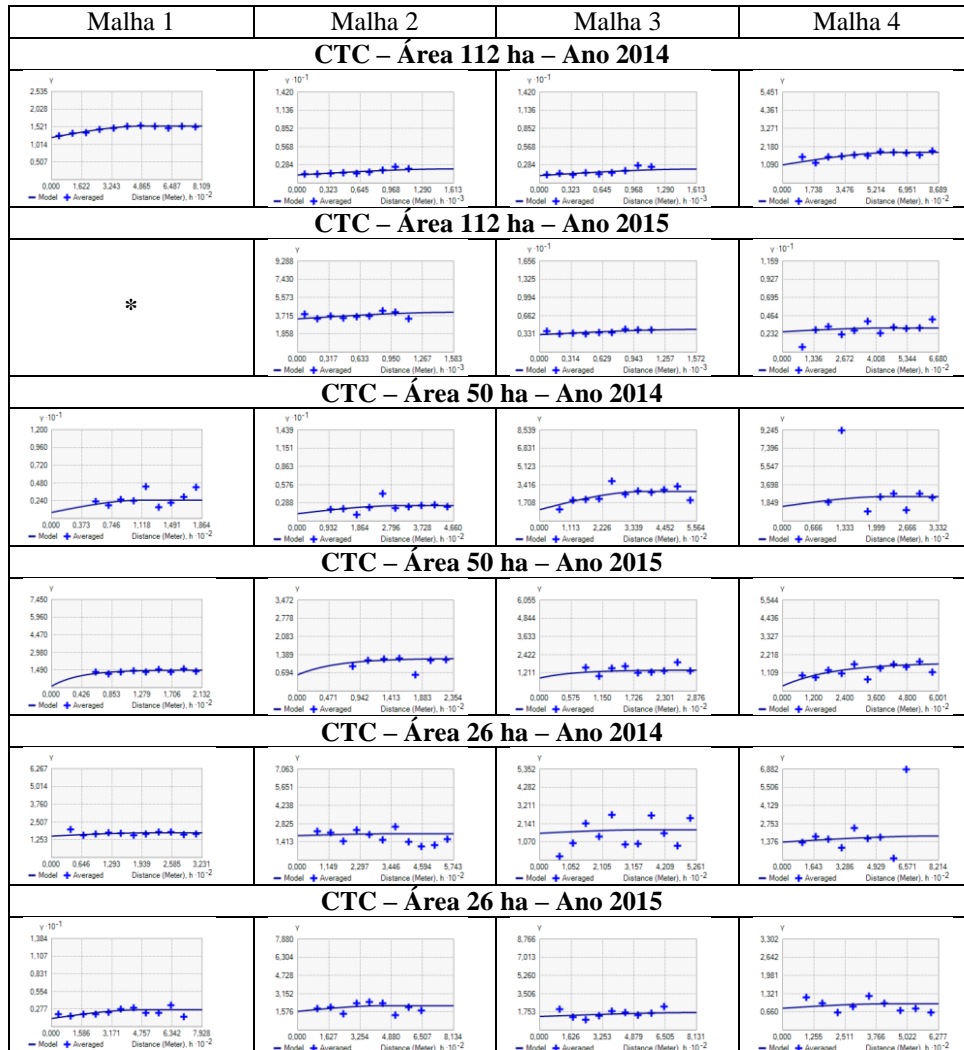
\* Neste ano de 2015, para área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

Figura 8 – Semivariogramas das malhas estudadas do atributo hidrogênio + alumínio (H + Al), dos anos de 2014 e 2015.



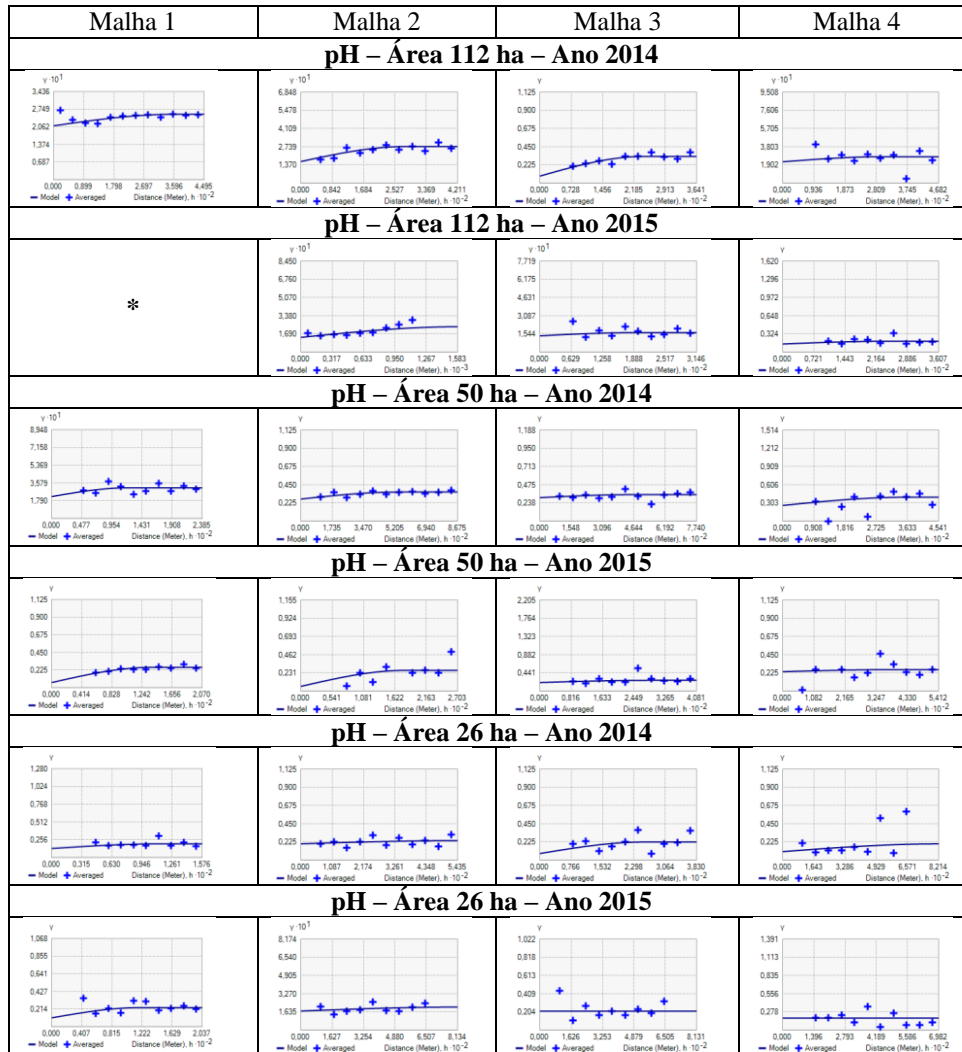
\* Neste ano de 2015, para a área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

Figura 9 – Semivariogramas das malhas estudadas do atributo capacidade de troca catiônica (CTC), dos anos de 2014 e 2015.



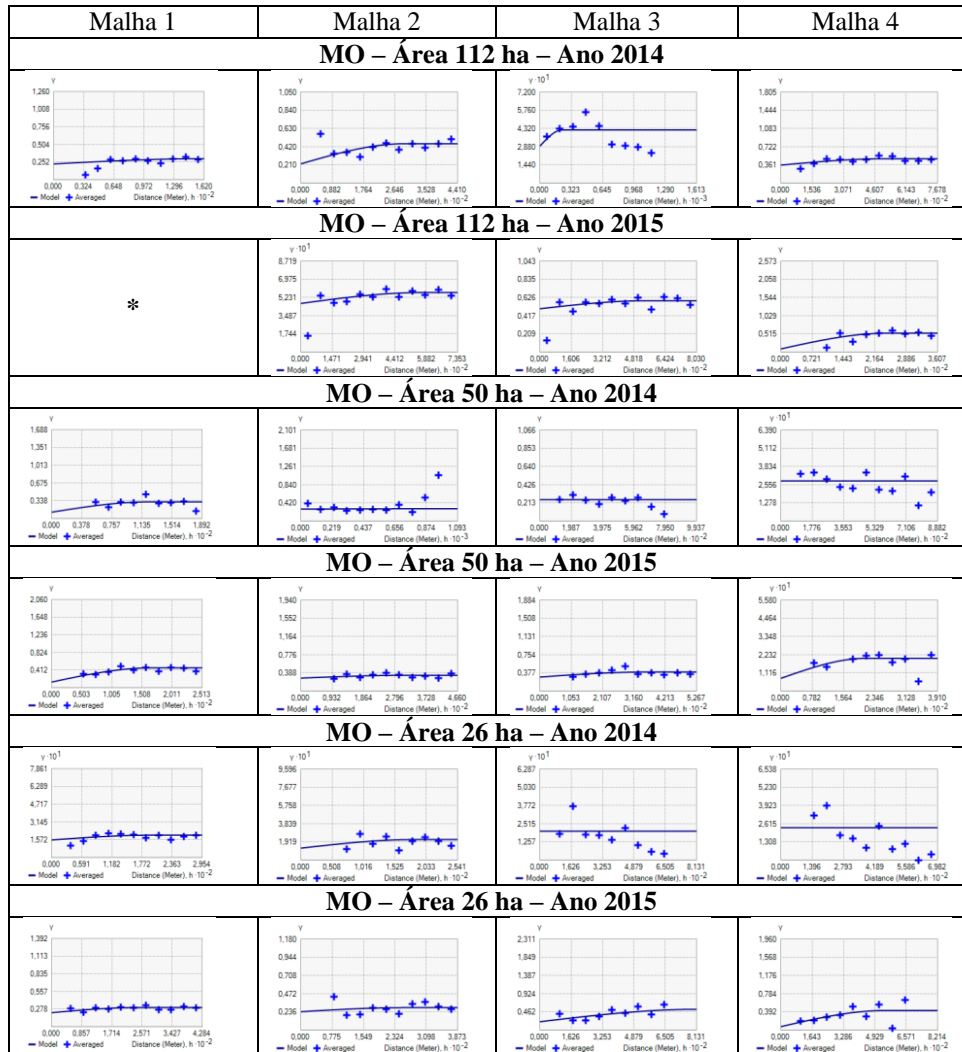
\* Neste ano de 2015, para a área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

Figura 10 – Semivariogramas das malhas estudadas do atributo pH, dos anos de 2014 e 2015.



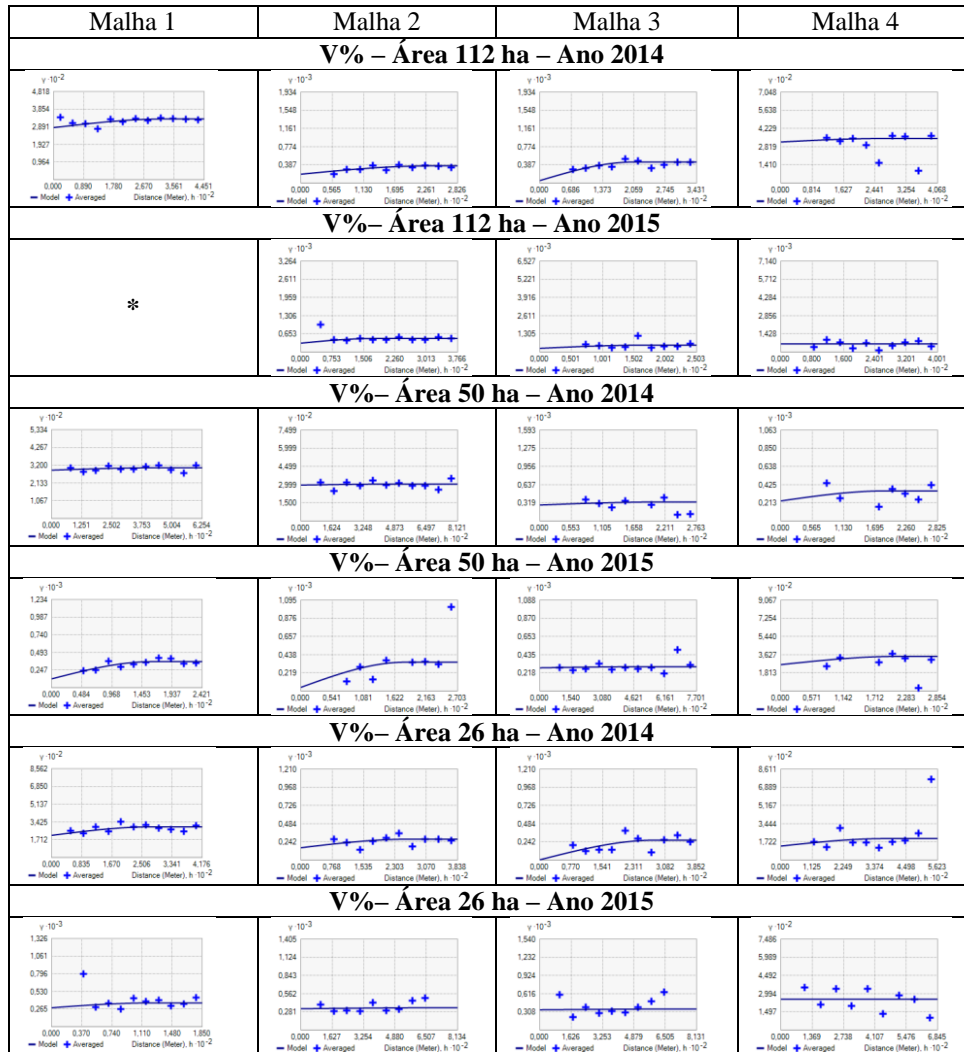
\* Neste ano de 2015, para a área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

Figura 11 – Semivariogramas das malhas estudadas do atributo matéria Orgânica (MO), dos anos de 2014 e 2015.



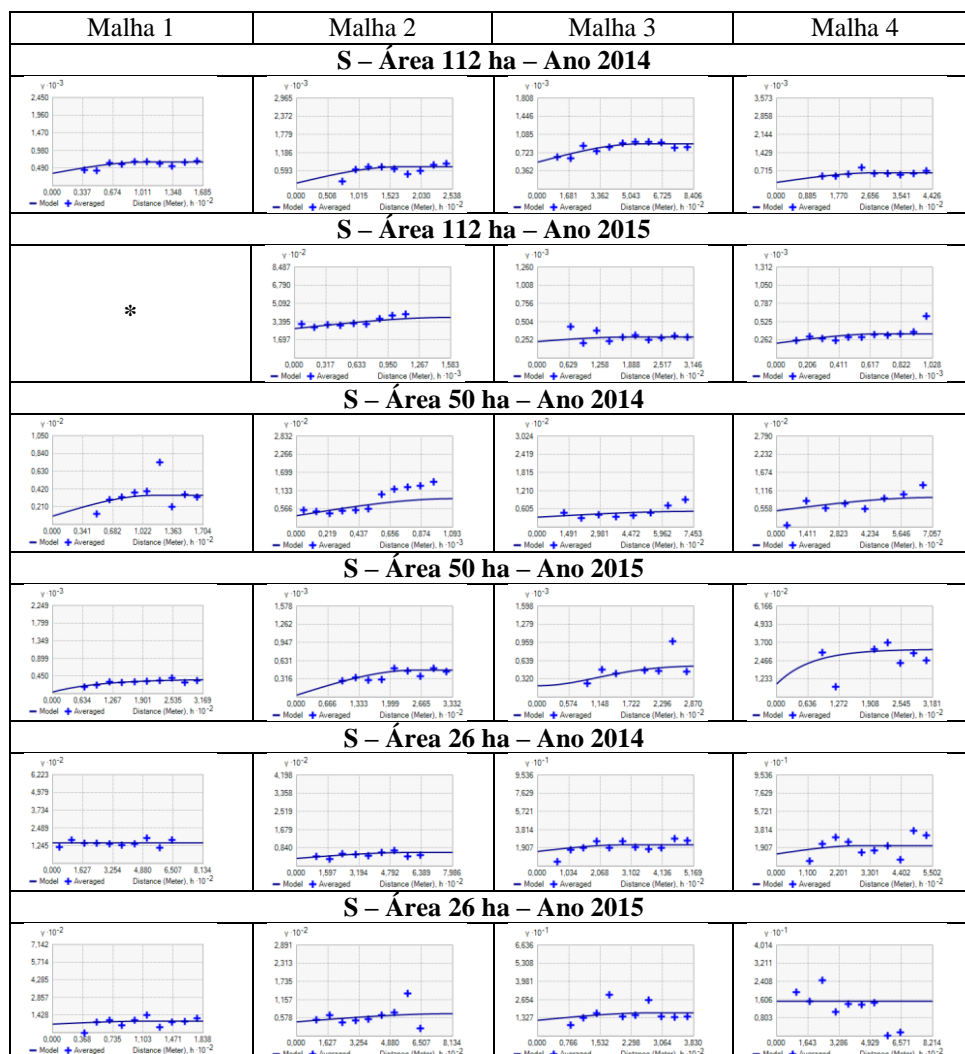
\* Neste ano de 2015, para a área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

Figura 12 - Semivariogramas das malhas estudadas do atributo saturação de bases (V%), dos anos de 2014 e 2015.



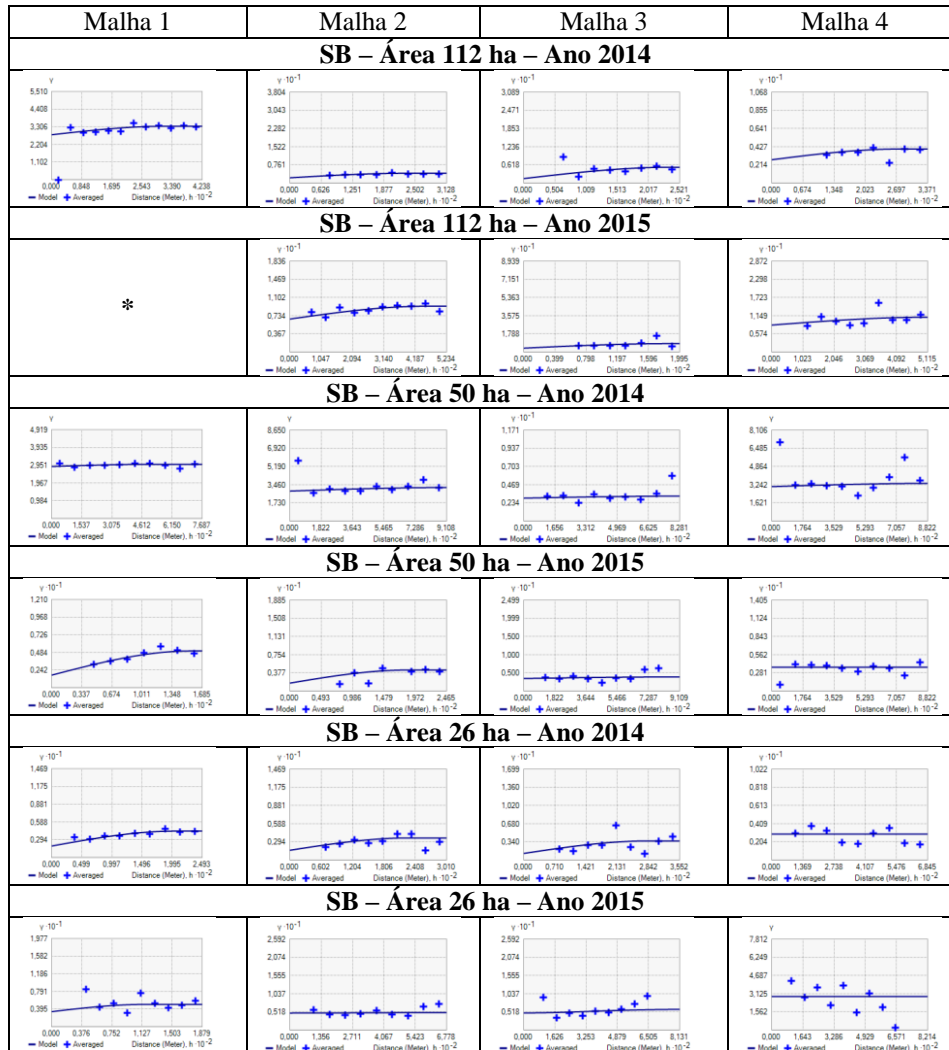
\* Neste ano de 2015, para a área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

Figura 13 - Semivariogramas das malhas estudadas do atributo enxofre (S), dos anos de 2014 e 2015.



\* Neste ano de 2015, para a área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.

Figura 14 - Semivariogramas das malhas estudadas do atributo soma de bases (SB), dos anos de 2014 e 2015.



\* Neste ano de 2015, para a área de 112 ha, a coleta de dados foi a partir da malha 2, com 1,0 ponto por hectare, visando à redução de custos com a amostragem.



### **3.5 Mapeamento de atributos da fertilidade do solo e produtividade para a cafeicultura de precisão em diferentes densidades amostrais**

A variabilidade espacial é uma característica presente nas áreas. Para Ragaganin et al. (2010), considerando a existência da variabilidade espacial dos atributos do solo, o conhecimento e o detalhamento da mesma são de grande importância e devem ser incorporados no planejamento do manejo das culturas, tratando o solo de maneira diferenciada em cada porção do terreno em busca do aumento da eficiência de produção, uniformidade e máxima exploração do potencial produtivo (RAGAGNIN et al., 2010)

A confecção de mapas, para cada atributo, permite visualizar a sua distribuição espacial na área, fato que não ocorre quando se utiliza somente análise da estatística clássica.

Atualmente, a amostragem de solo em grades georreferenciadas, o mapeamento das propriedades do solo e a aplicação de corretivos e fertilizantes em taxas variáveis são as tecnologias de AP mais utilizadas pelos produtores (BERNARDI; INAMASU, 2014).

Resende et al. (2014) relataram o grande crescimento na utilização de amostragens georreferenciadas para mapeamento da fertilidade do solo e distribuição de corretivos e fertilizantes em taxa variável que tem havido no Brasil, nos últimos cinco anos.

Esses mapas são a informação mais completa para visualizar a variabilidade espacial das lavouras em relação aos fatores de produção. O mapeamento da produtividade também está muito difundido para a cultura de grãos (em especial milho e soja), pois as colhedoras já vêm equipadas com monitores de colheita que possibilitam realizar esses mapas (BERNARDI; INAMASU, 2014). No entanto, o emprego do mapeamento de produtividade é ainda muito baixo nas principais regiões produtoras do país, principalmente se

comparado com o uso nos Estados Unidos e da Argentina (RESENDE et al., 2014).

### **3.5.1 Confecção dos mapas de atributos de solo e da planta**

Com os resultados em mãos partiu-se para a aplicação da metodologia em estudo, tendo sido possível identificar a existência de dependência espacial desses atributos em todas as malhas amostrais estudadas. Em seguida, foi feito o ajuste de um modelo matemático aos semivariogramas dos atributos químicos do solo e da planta, conforme apresentado nas Figuras 3 a 14. Logo, foram gerados os mapas de distribuição espacial pelo método da krigagem ordinária utilizando o programa Arc Gis. Por meio dos mapas foi possível observar a distribuição espacial das variáveis, em função das malhas amostrais.

Os mapas desempenham papel fundamental no processo de tomada de decisão, quando se está trabalhando com agricultura de precisão. É a informação mais completa para se visualizar a variabilidade espacial das lavouras.

Dessa forma, a utilização das tecnologias, como a geoestatística, permite amparar decisões estratégicas e complexas em relação ao sistema de manejo adotado, seus efeitos ambientais e na produtividade das diferentes culturas. Essa é a contribuição da geoestatística para o desenvolvimento de uma produção agrícola sustentável em agricultura de precisão (GREGO; OLIVEIRA; VIEIRA, 2014).

De acordo com os mapas das Figuras 15 a 89, o comportamento observado na maioria dos mapas de atributos é que classes que ocupam porções menores do terreno são envolvidas por classes mais abundantes e deixam de existir, perdendo representatividade à medida que a densidade amostral diminui. Ou seja, à medida que a densidade amostral diminui, menor é a variabilidade espacial na área observada.

Todas as densidades amostrais diferiram entre si para todos os atributos estudados, evidenciando que, dentre os detalhamentos propostos no trabalho, não foi encontrada uma estabilização dos resultados, nem estabilização da precisão com a diminuição da densidade amostral, nem estabilização da densidade amostral com aumento do detalhamento amostral.

De acordo com os mapas das Figuras 15 a 89, foi possível observar que a malha com maior número de pontos georreferenciados proporcionou, na maioria dos casos, mapas de melhor qualidade e melhor detalhamento da variabilidade espacial da área.

A análise dos dados por meio dos mapas possibilitou a distinção de regiões com menor e maior variabilidade dos atributos avaliados.

Para Caon (2013), na densidade amostral de uma amostra a cada 1 ha, os atributos apresentaram boa qualidade de exatidão em relação aos mapas gerados com a maior densidade amostral. As demais densidades amostrais que compreendem uma amostra a cada 2 e 4 ha apresentaram qualidade de razoável a ruim, sendo, então, ineficiente para utilização em agricultura de precisão que preza, justamente, a qualidade de representação das características encontradas a campo. Pressupondo que uma maior densidade amostral corresponde mais fortemente à realidade encontrada a campo, e que são necessários mapas de dados que apresentem, no mínimo, boa qualidade de exatidão para a sua utilização, é possível atrelar à densidade amostral de uma amostra por hectare a suficiência de qualidade para uso na agricultura de precisão.

Para avaliar a correlação entre os dados, foi aplicada, entre as variáveis estudadas, a correlação simples, por meio do programa Assistat 7.7.

Foi encontrado, para área de 112 ha, que apenas a matéria orgânica teve correlação com a produtividade. Já para área de 26 ha, nenhum atributo deu correlação com a produção. Mas, uma característica interessante observada em todas as áreas foi a correlação entre os nutrientes. Esta correlação foi feita por

meio do programa Assisat, como, por exemplo, na área de 112 ha, os nutrientes que tiveram correlação positiva foram os seguintes:

- a) a MO com o pH, Ca, Mg, Al, SB, V%, K, CTC, S;
- b) o atributo P com o Ca, Mg, CTC e S;
- c) o K correlacionou positivamente com pH, H + Al, SB, V%, Ca e Mg;
- d) o pH teve correlação com Ca, Mg, H + Al, SB, V%, S e CTC, e correlação inversa com o atributo Al;
- e) os atributos Ca e Mg apresentaram correlação inversa com Al e H + Al, e correlação positiva com SB, V%, S, Mg, CTC, fato observado tanto na área de 50 ha quanto na de 26 ha.

Na área de 50 ha, ano 2014, pode-se observar que o teor de Ca foi mais alto na região norte, o mesmo acontecendo para os atributos Mg, pH, V% e MO e o Al, com teor mais baixo também na região norte, o mesmo acontecendo na área de 26 ha.

Oliveira (2007), estudando a correlação de atributos do solo e da planta do café, encontrou que os parâmetros químicos do solo não foram consistentes na explicação da produtividade observada. Assim, para os anos agrícolas avaliados, os atributos químicos tiveram pouca influência na produtividade.

Molin et al. (2002) também encontraram correlação baixa entre a produtividade de café e componentes de fertilidade do solo, em duas áreas pilotos. As variações na produtividade observadas na área de estudo podem ter sido provocadas por outros fatores, que não a fertilidade do solo, o que vem a concordar com os trabalhos de diversos autores, dentre eles Gimenez e Molin (2002) e Molin et al. (2002), que constataram baixas correlações entre os atributos de solo e a produtividade.

Enfim, esta análise de correlação entre os atributos do solo e da produtividade pode estar dependente de outros fatores além da nutrição mineral,

tais como as condições de temperatura e precipitação. No entanto, deve-se ter como perspectiva a utilização do diagnóstico foliar como meio de intervenção para corrigir, *a priori*, desequilíbrios que, eventualmente, possam condicionar a produção do cafeeiro.

Figura 15 - Distribuição espacial do fósforo (P), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

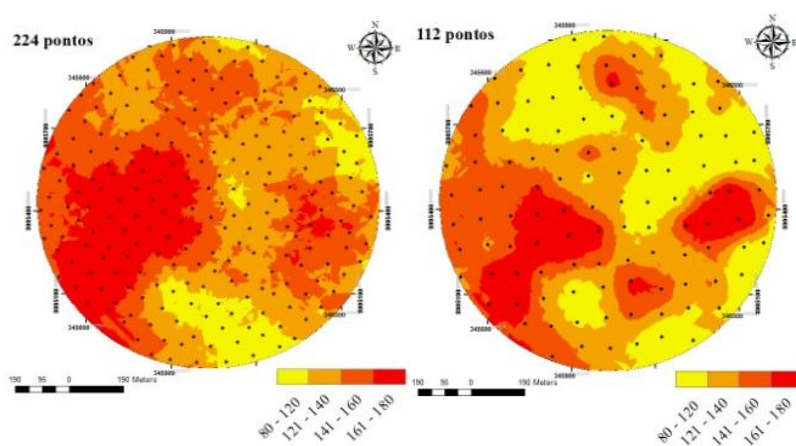


Figura 16 - Distribuição espacial do fósforo (P), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

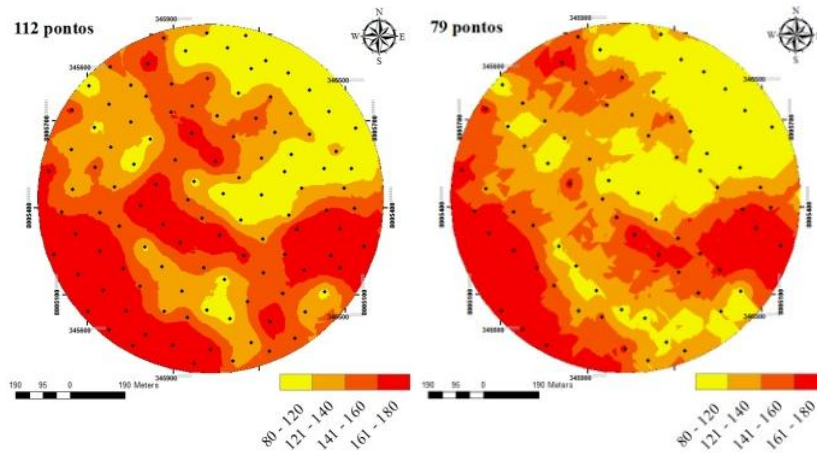


Figura 17 - Distribuição espacial do fósforo (P), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

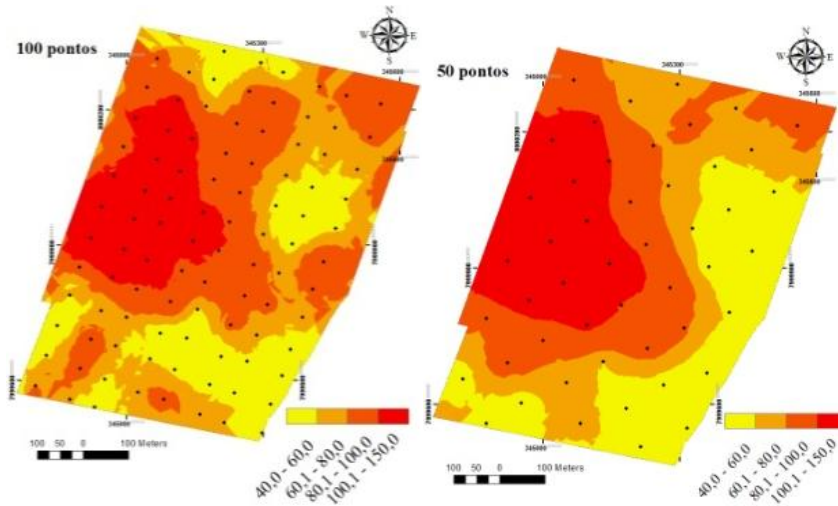


Figura 18 - Distribuição espacial do fósforo (P), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

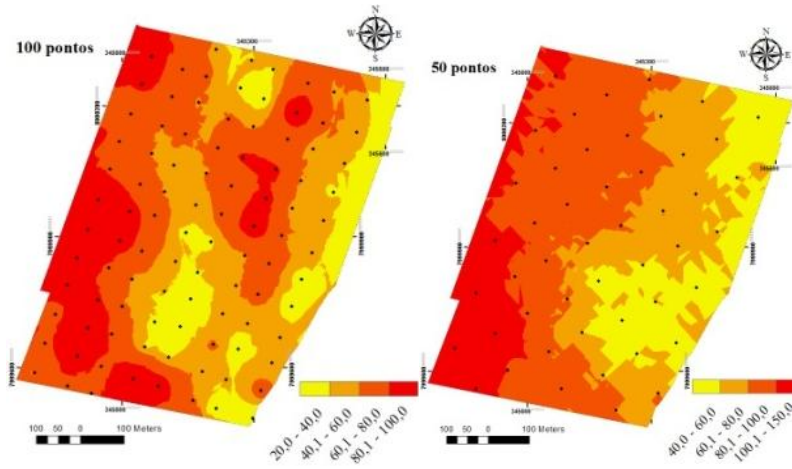


Figura 19 - Distribuição espacial do fósforo (P), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

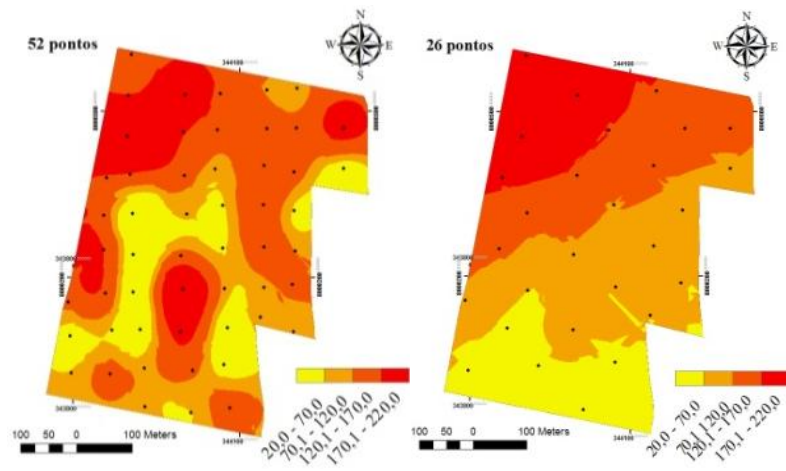


Figura 20 - Distribuição espacial do fósforo (P), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

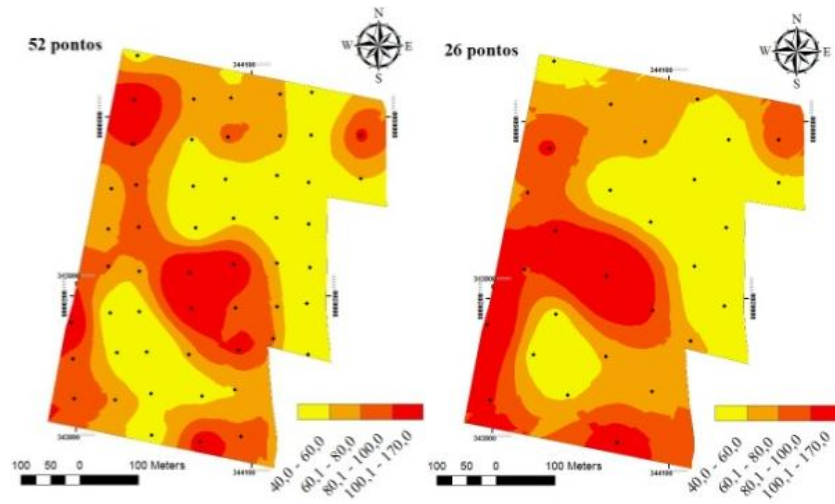


Figura 21 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

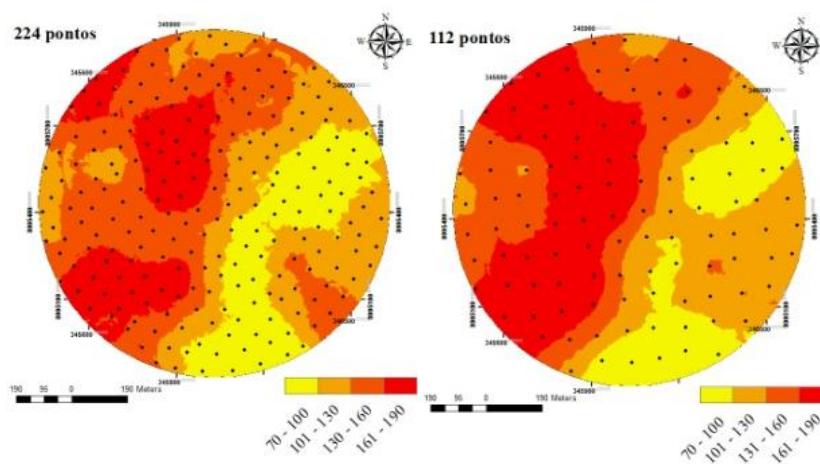




Figura 22 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

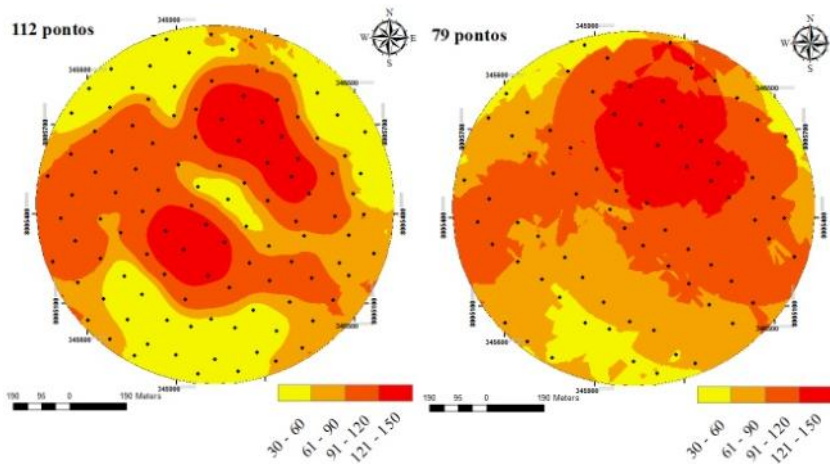


Figura 23 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

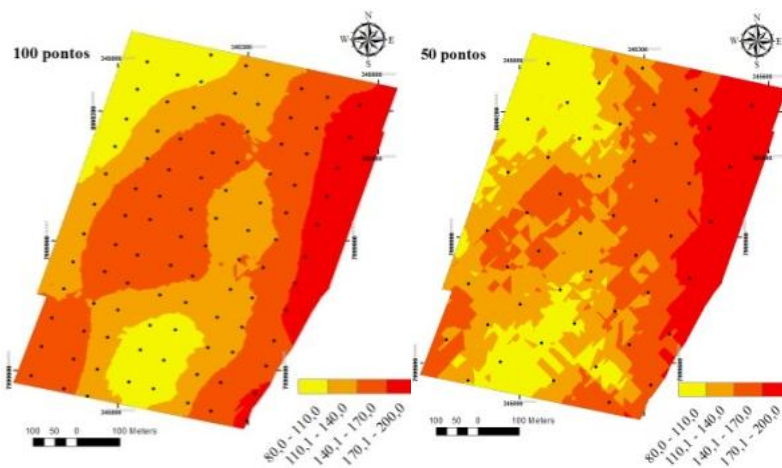


Figura 24 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

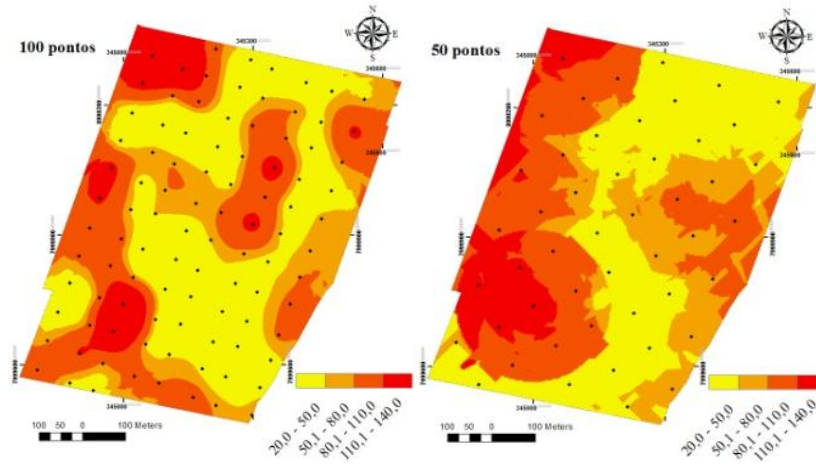


Figura 25 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

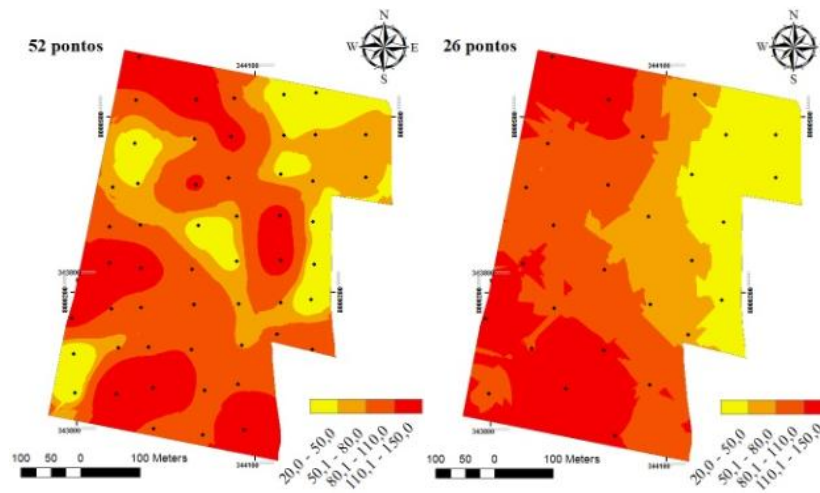


Figura 26 - Distribuição espacial do potássio (K), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

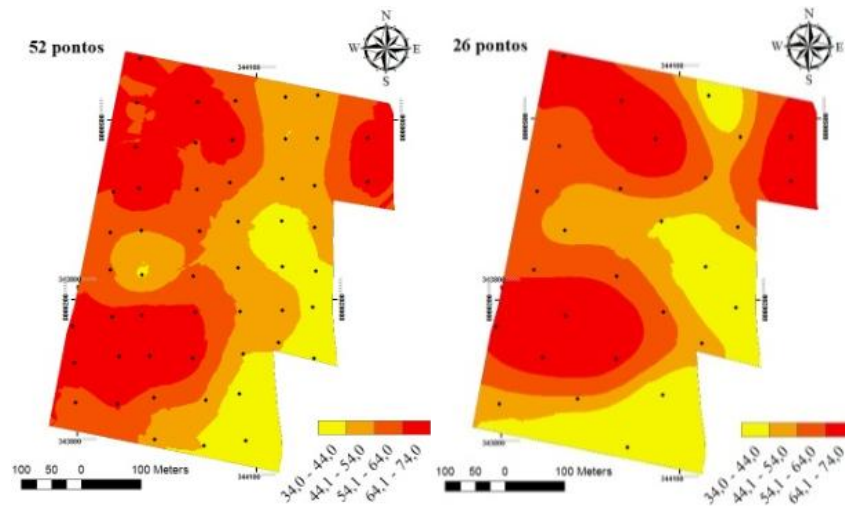


Figura 27 - Distribuição espacial do cálcio (Ca) em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

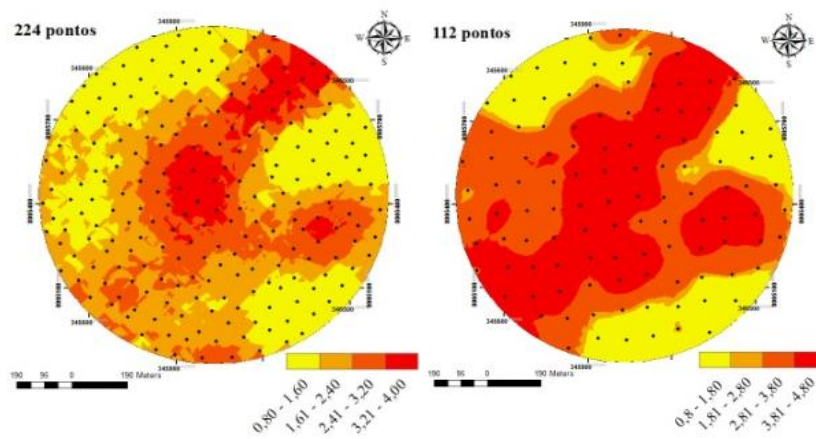


Figura 28 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2015, para área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

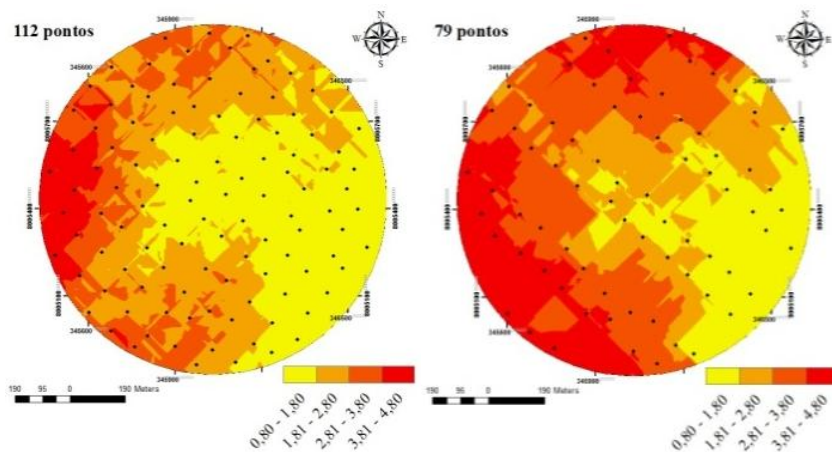


Figura 29 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2014, para área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

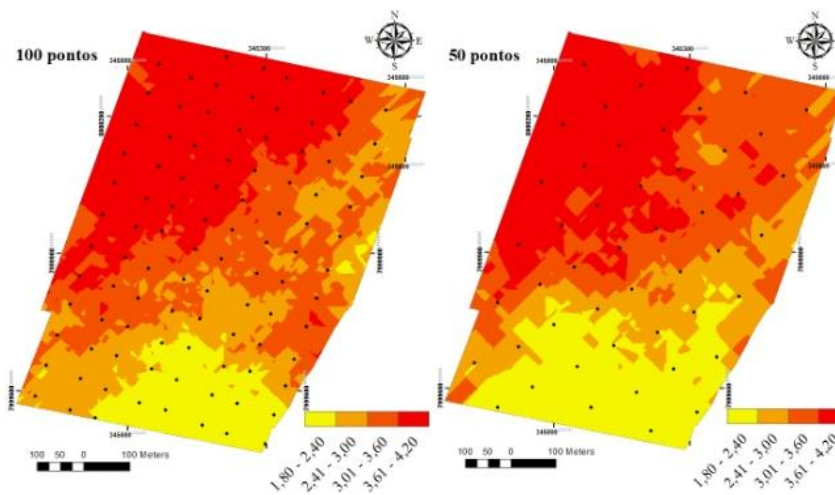


Figura 30 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

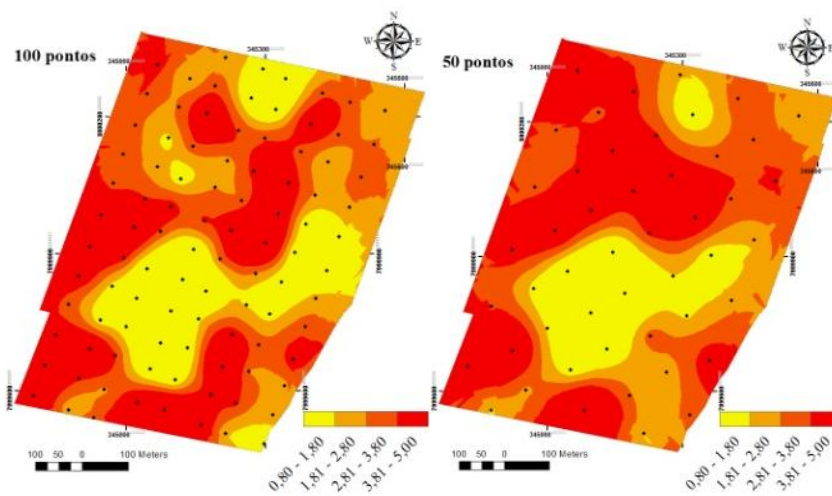


Figura 31 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

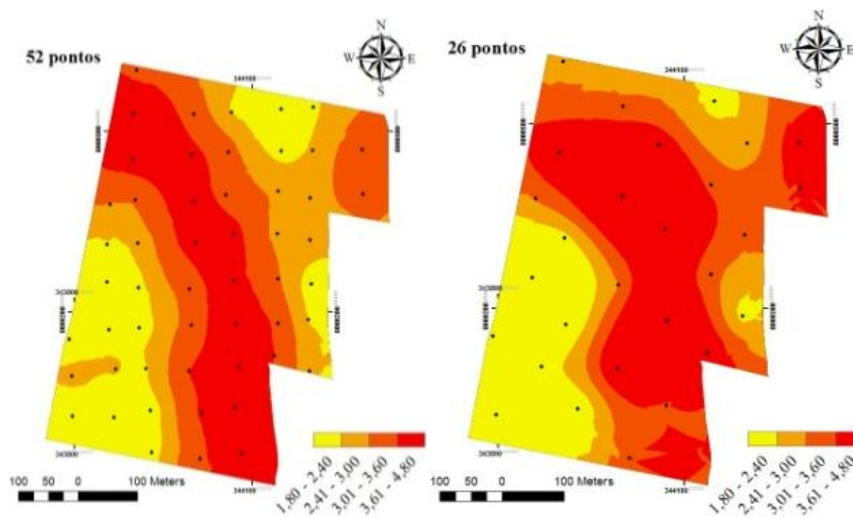


Figura 32 - Distribuição espacial do cálcio (Ca), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

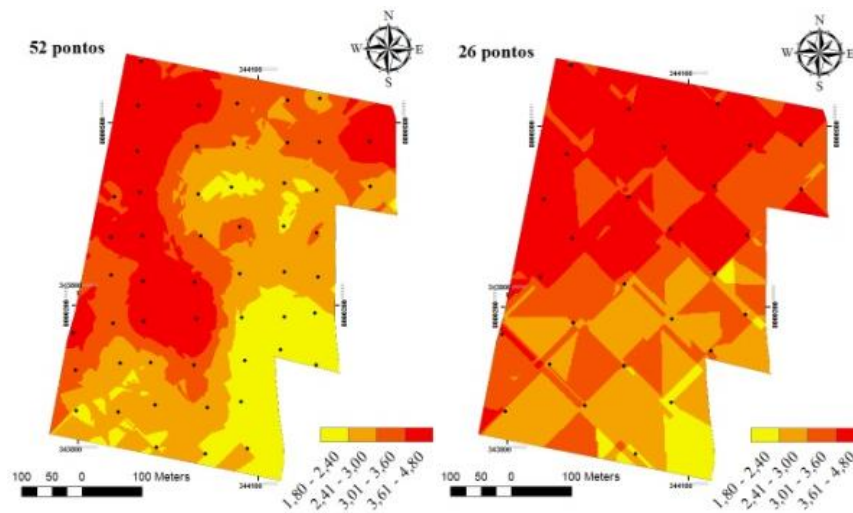


Figura 33 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

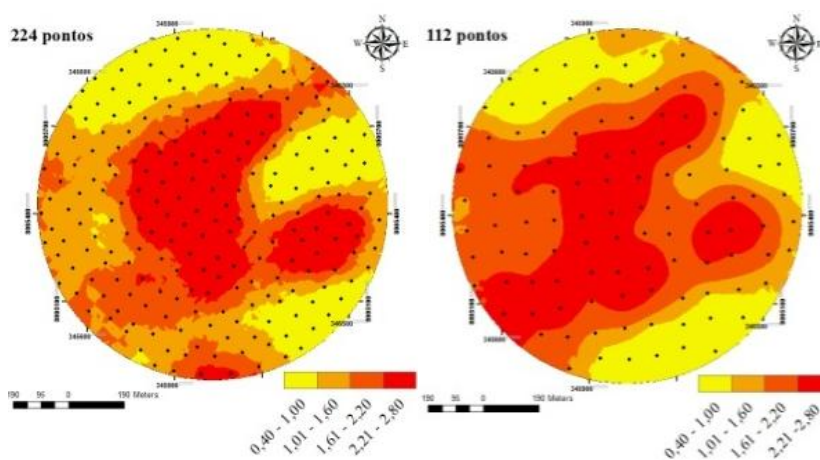


Figura 34 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

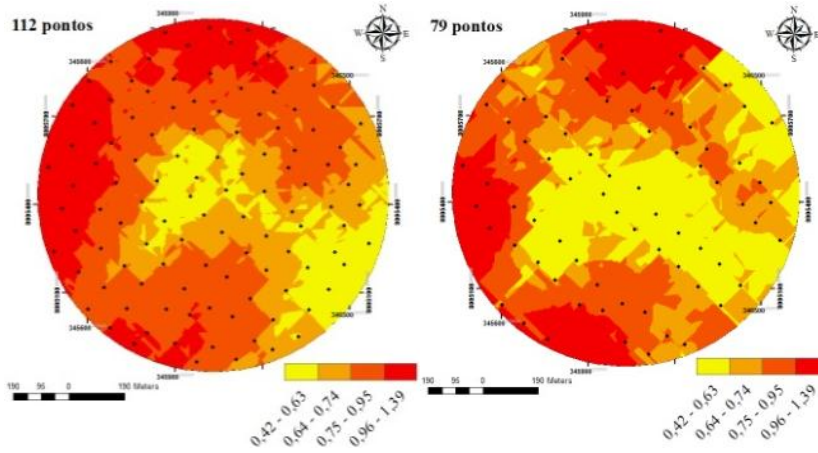


Figura 35 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

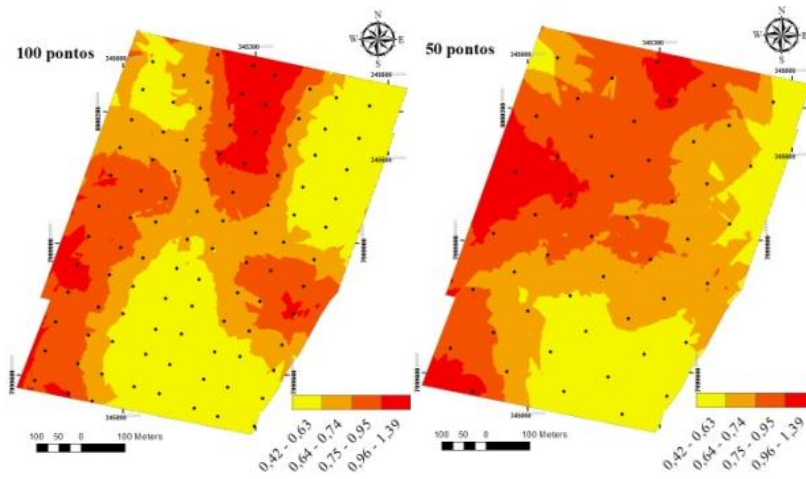


Figura 36 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

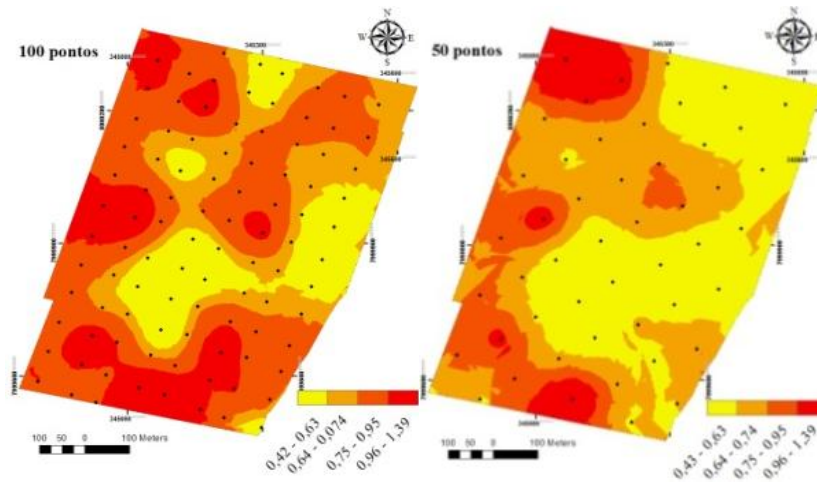


Figura 37 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

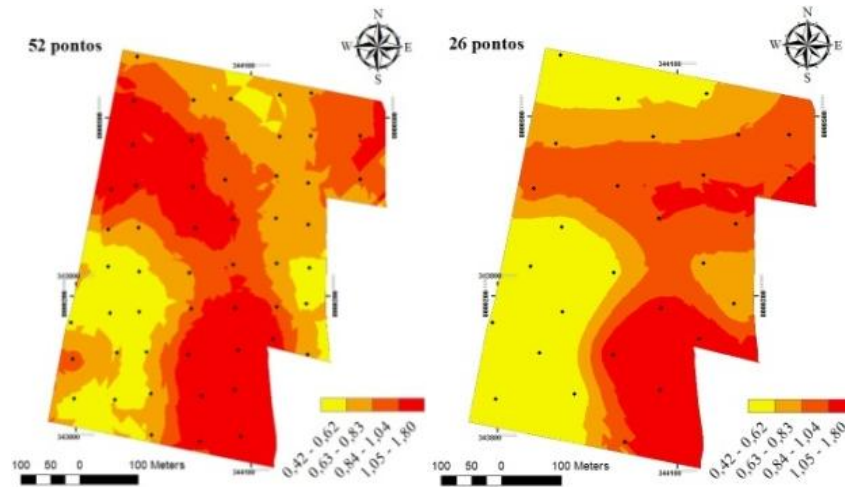




Figura 38 - Distribuição espacial do magnésio (Mg), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

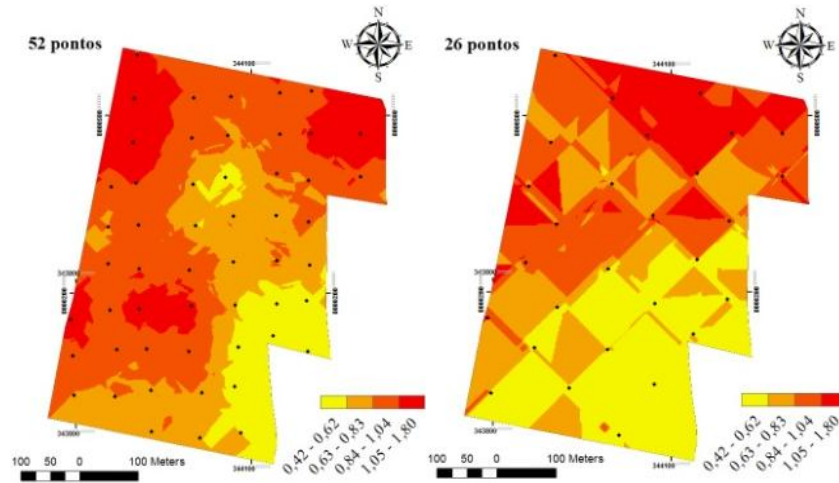


Figura 39 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

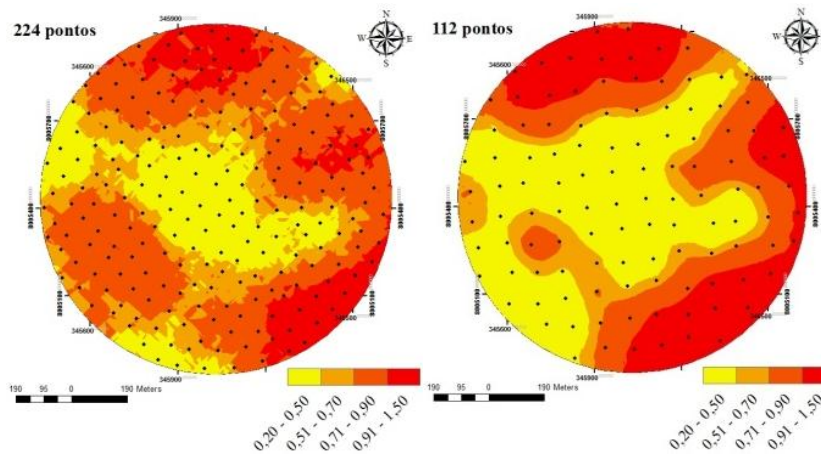


Figura 40 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

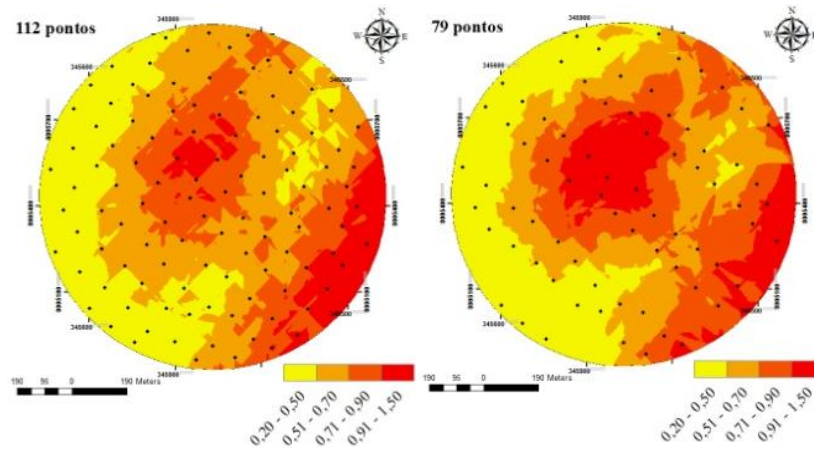


Figura 41 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

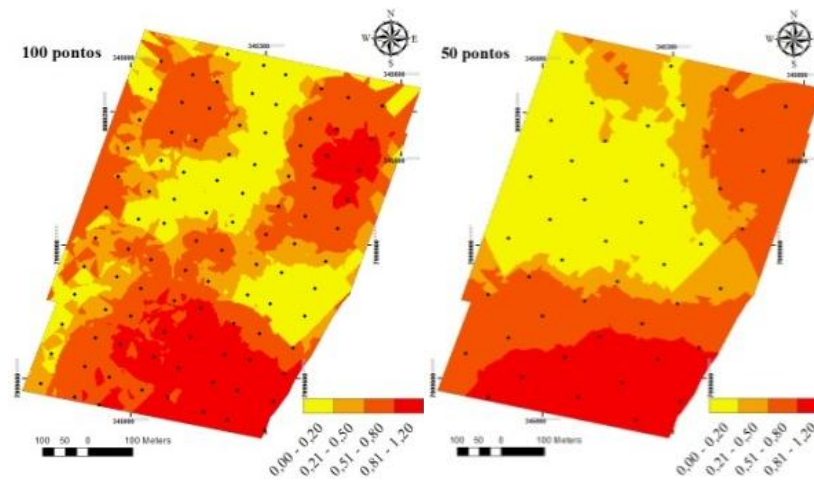


Figura 42 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

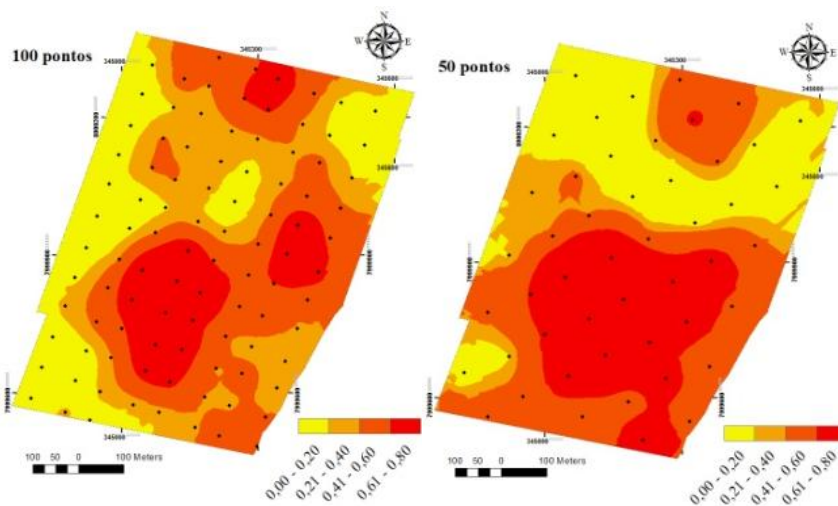


Figura 43 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

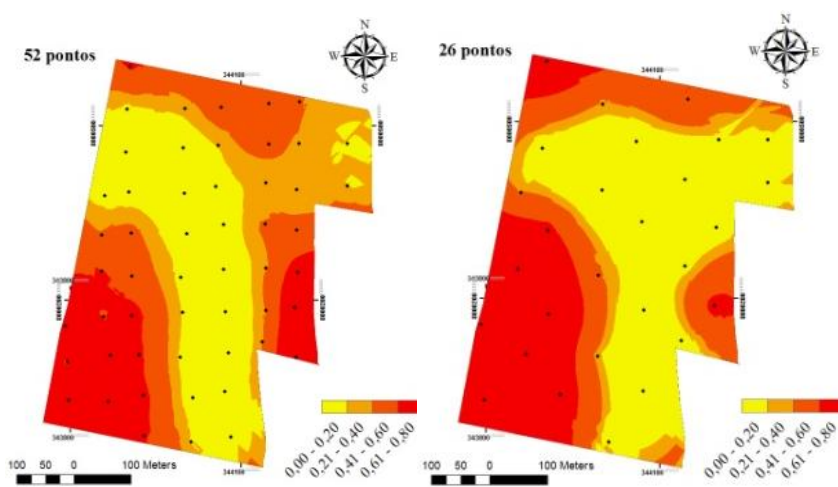


Figura 44 - Distribuição espacial do alumínio (Al), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

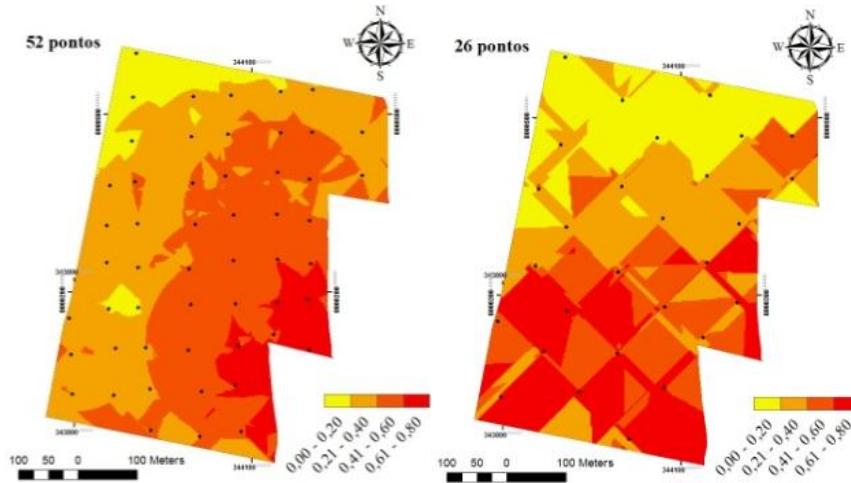


Figura 45 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H + Al), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

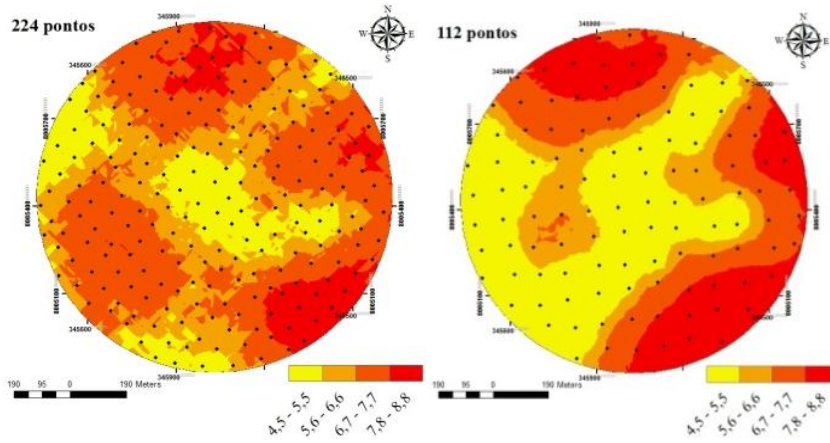


Figura 46 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H + Al), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

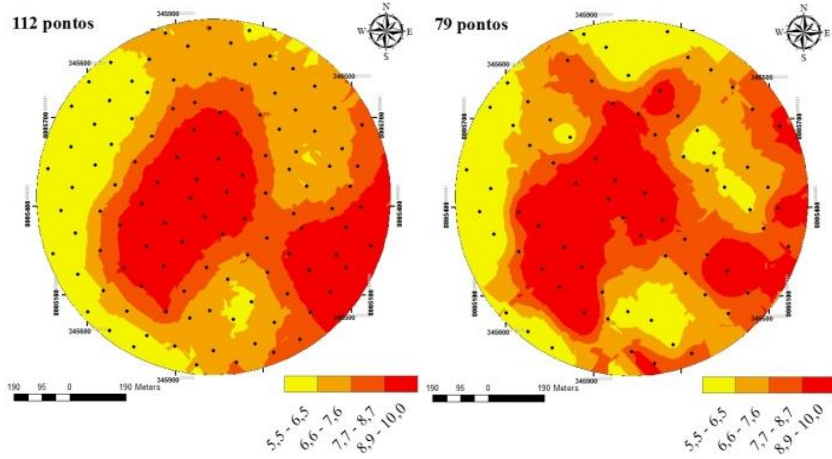


Figura 47 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H + Al), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

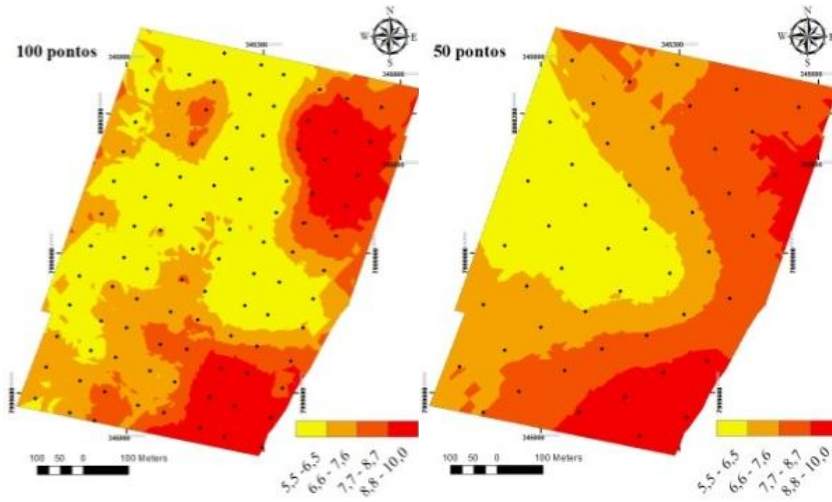


Figura 48 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H + Al), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

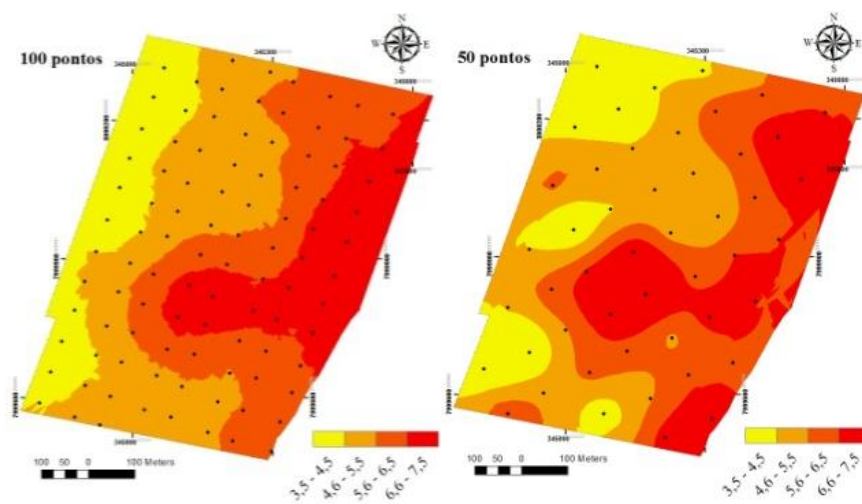


Figura 49 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H + Al), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

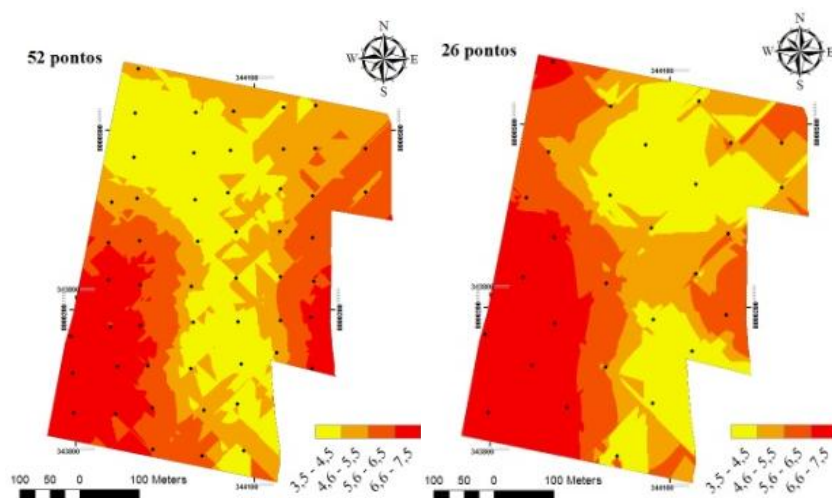


Figura 50 - Distribuição espacial do hidrogênio + alumínio (H + Al), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

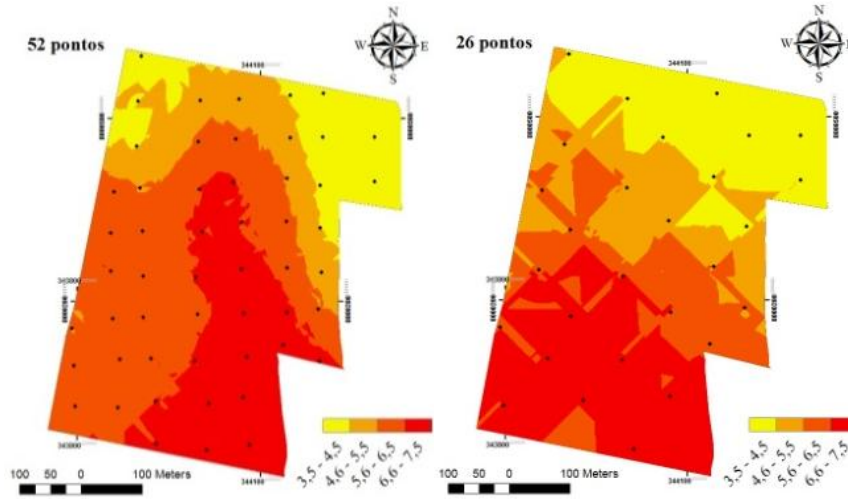


Figura 51 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

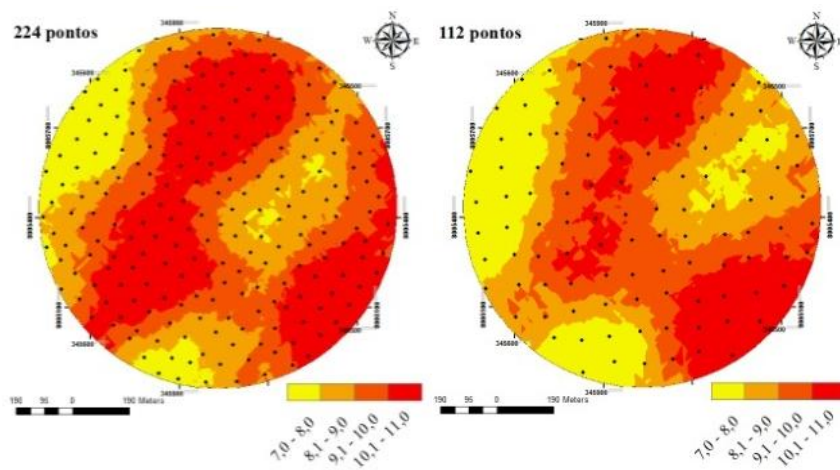


Figura 52 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

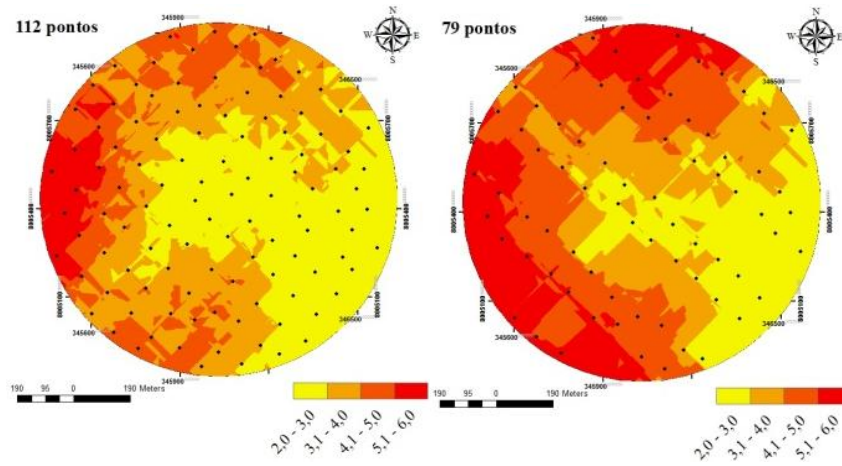


Figura 53 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

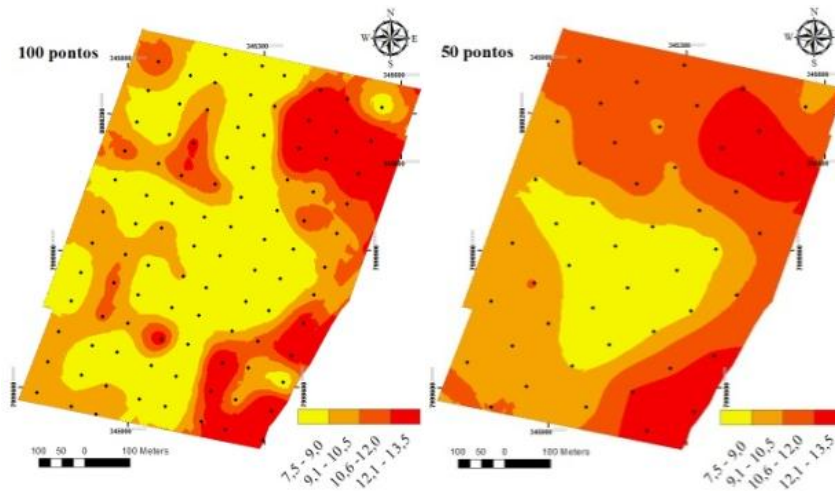




Figura 54 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

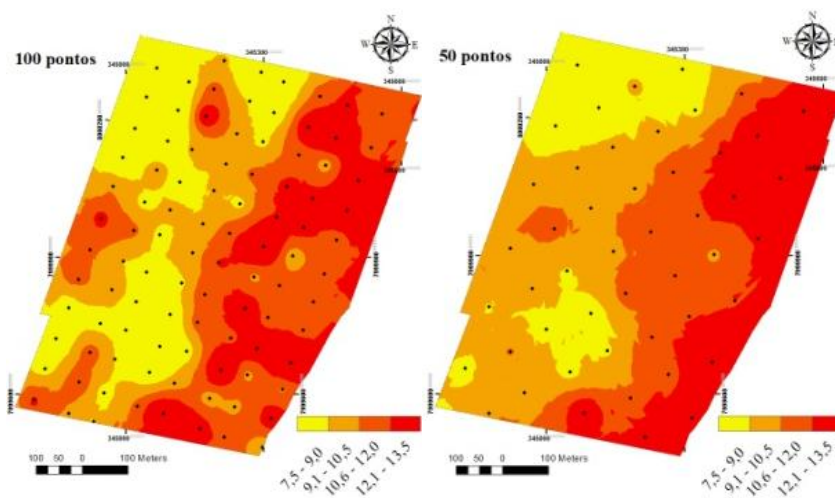


Figura 55 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

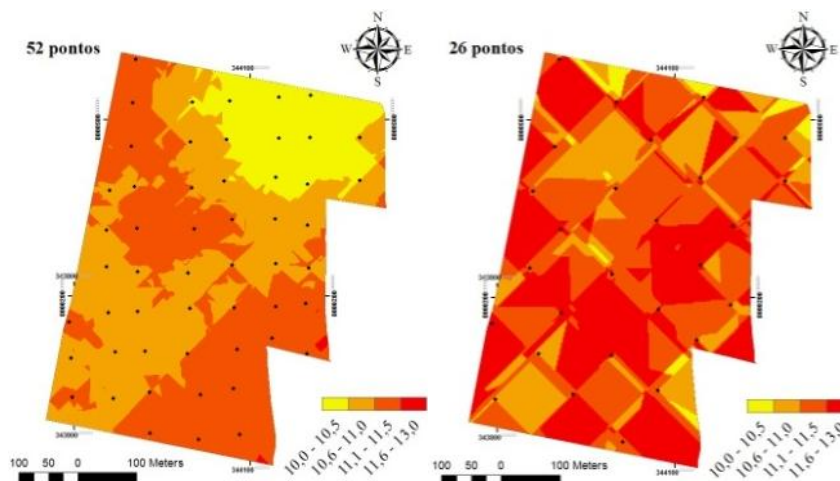


Figura 56 - Distribuição espacial da capacidade de troca catiônica (CTC), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

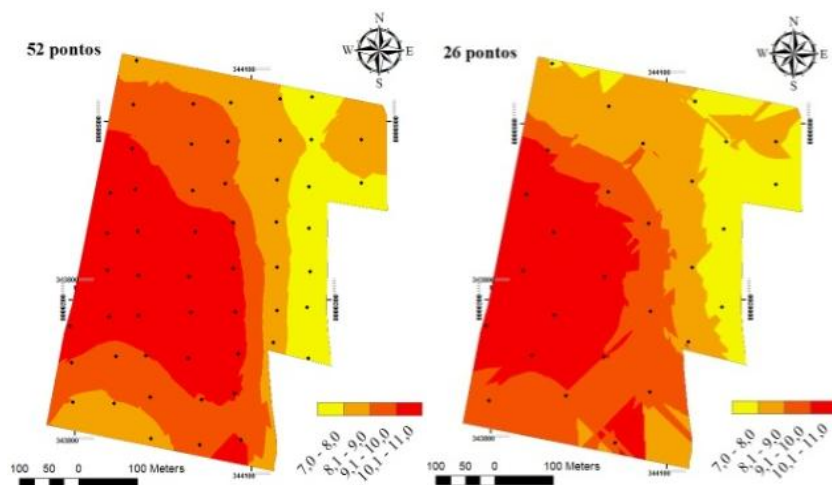


Figura 57 - Distribuição espacial do pH, em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

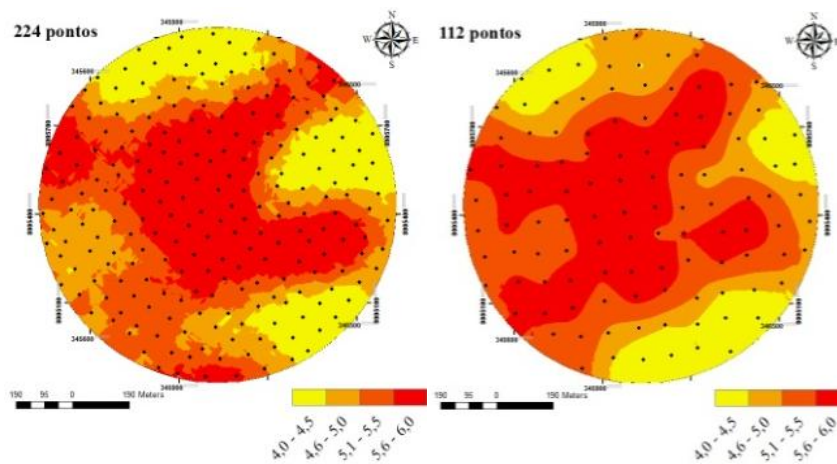


Figura 58 - Distribuição espacial do pH, em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

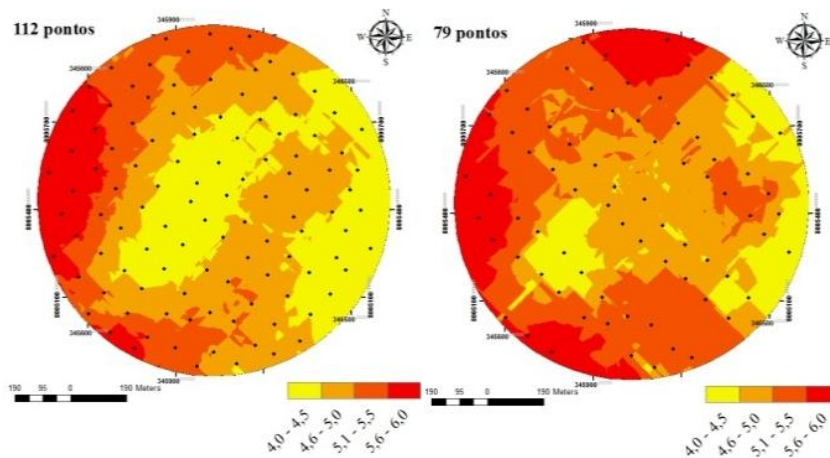


Figura 59 - Distribuição espacial do pH, em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

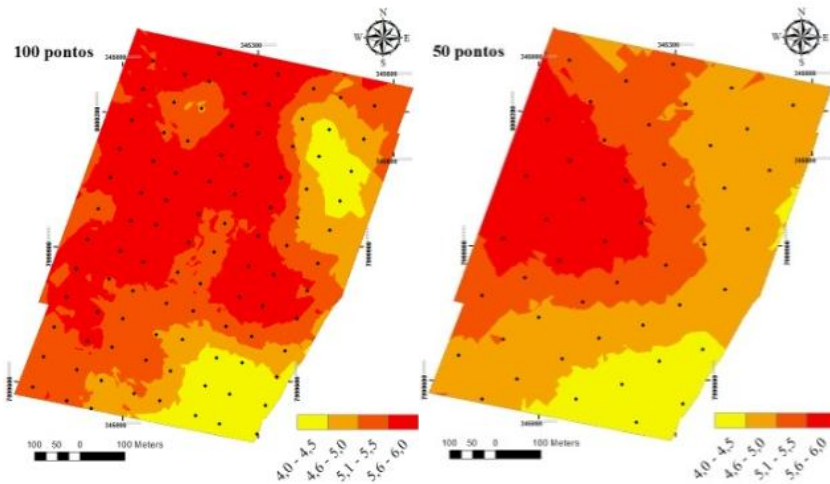


Figura 60 - Distribuição espacial do pH, em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

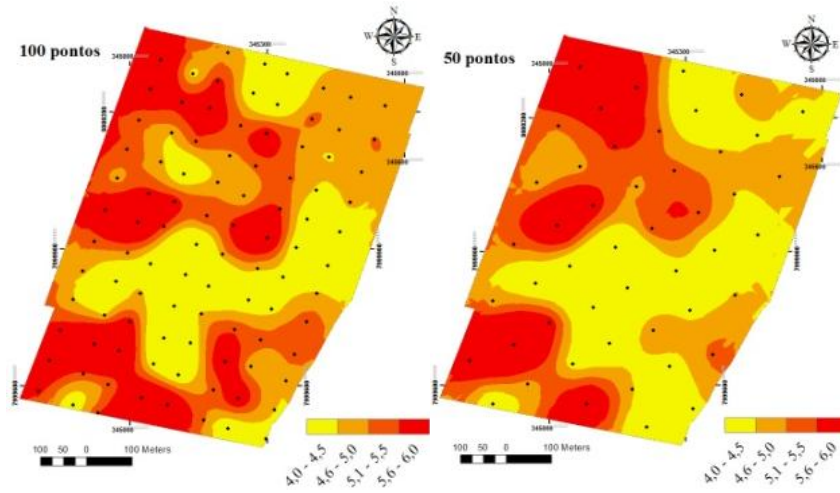


Figura 61 - Distribuição espacial do pH, em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

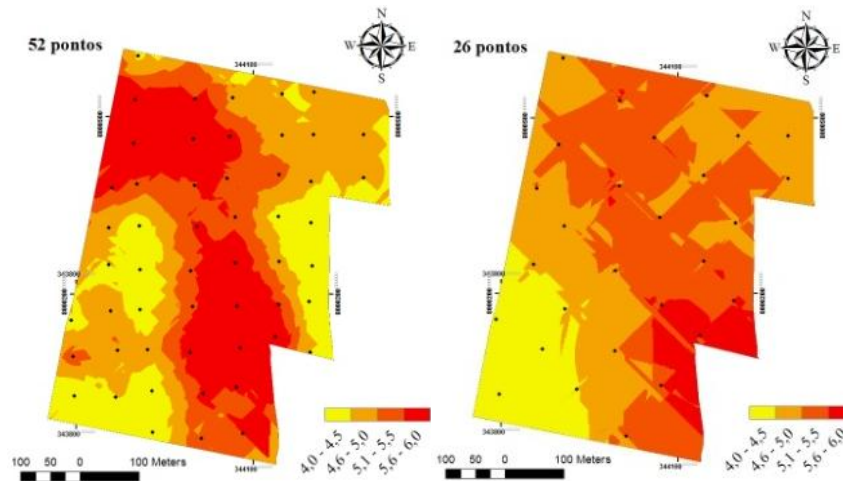


Figura 62 - Distribuição espacial do pH, em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

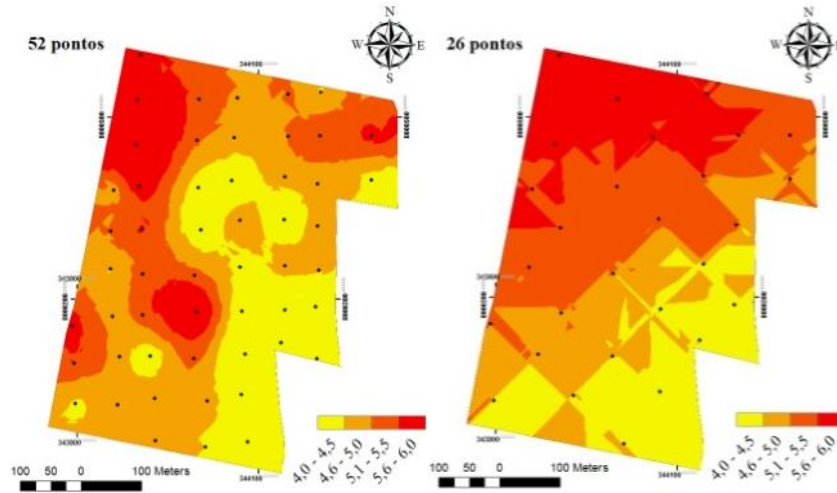


Figura 63 - Distribuição espacial da MO, em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

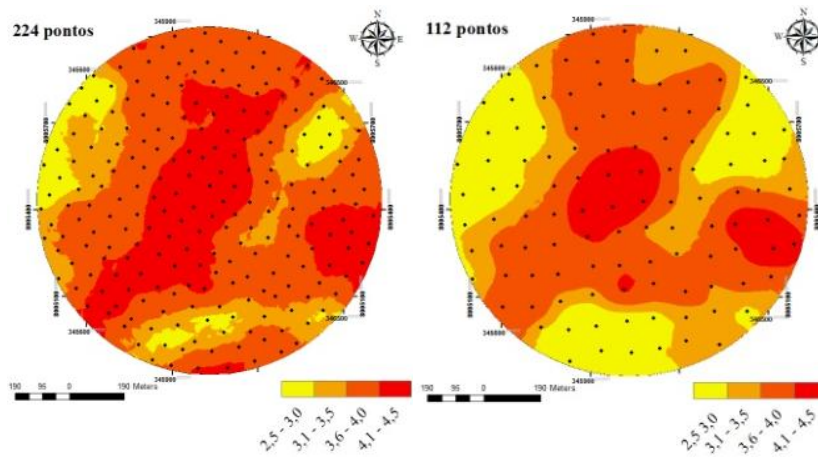


Figura 64 - Distribuição espacial da MO, em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

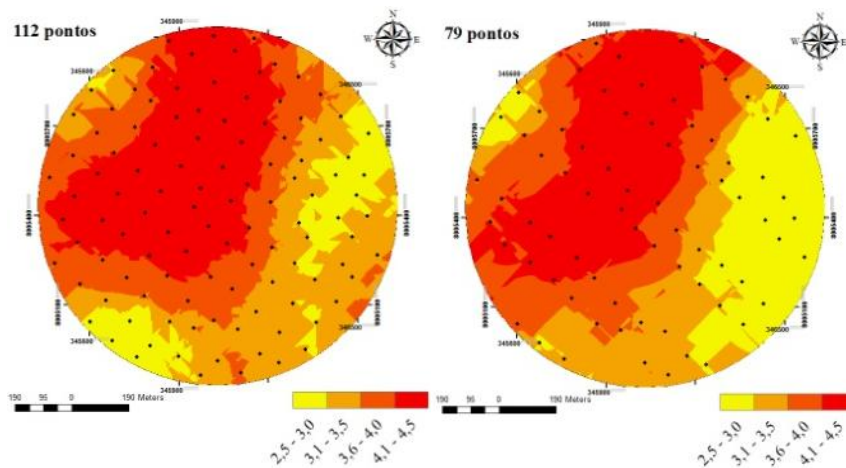


Figura 65 - Distribuição espacial da MO, em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

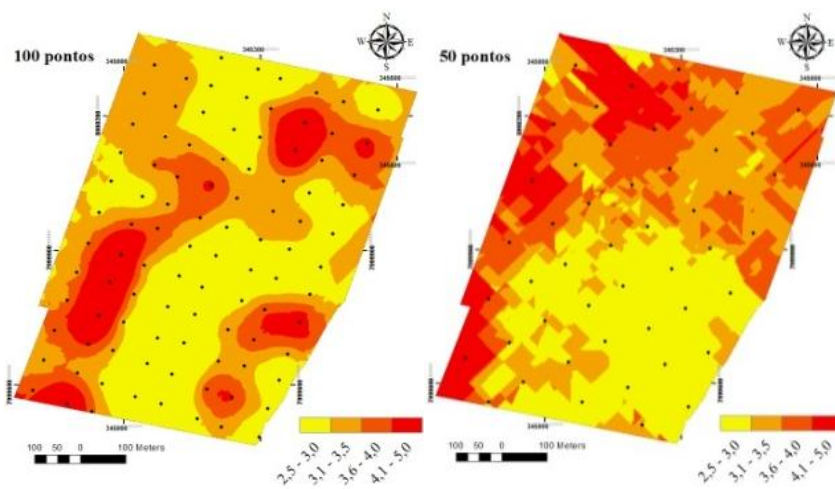


Figura 66 - Distribuição espacial da MO, em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

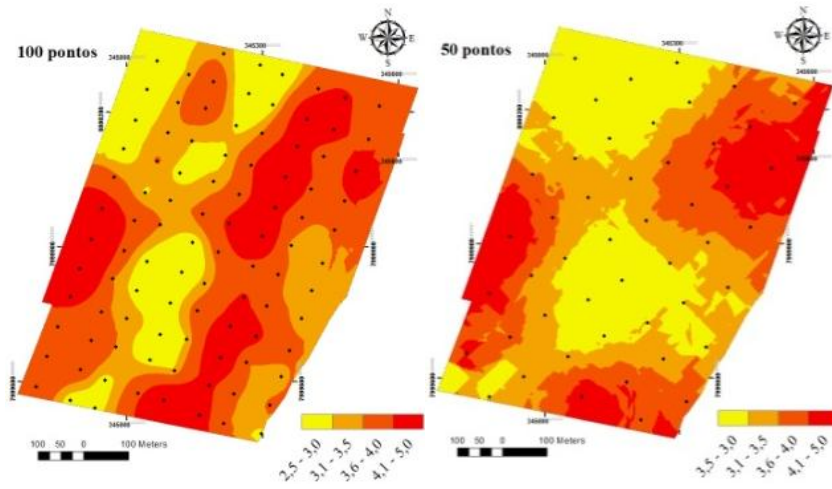


Figura 67 - Distribuição espacial da MO, em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

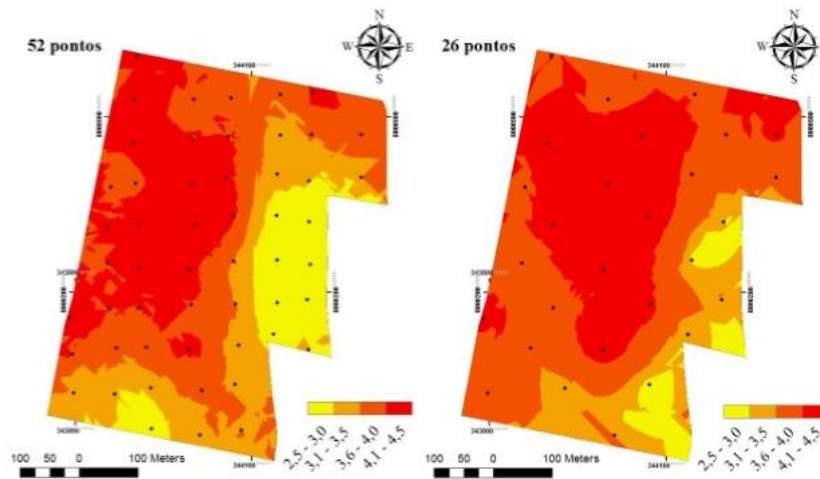


Figura 68 - Distribuição espacial da MO, em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

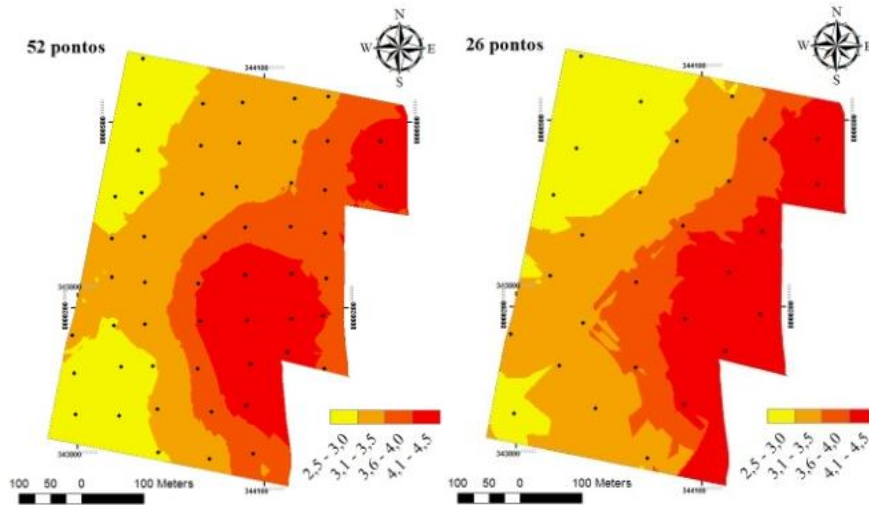


Figura 69 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

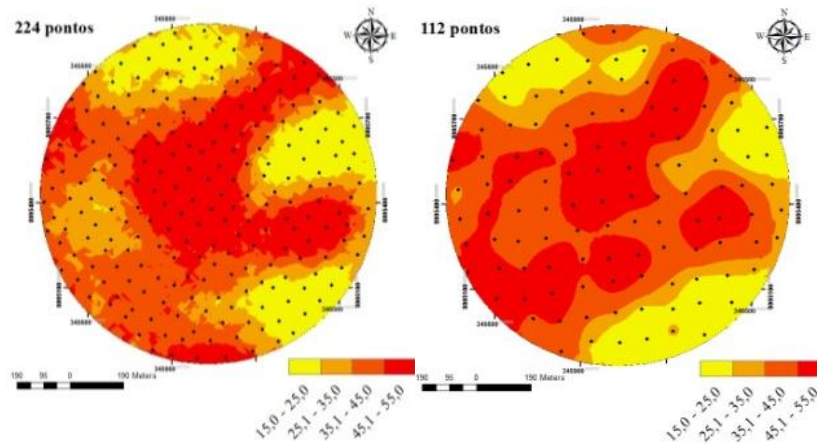




Figura 70 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

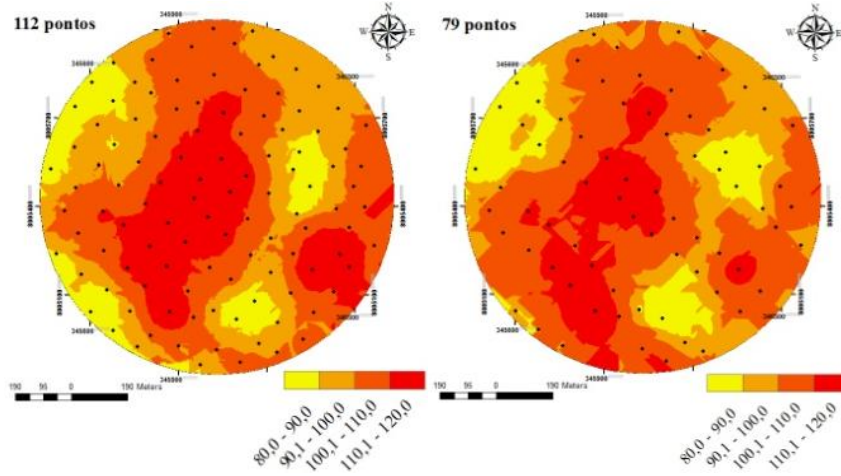


Figura 71 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

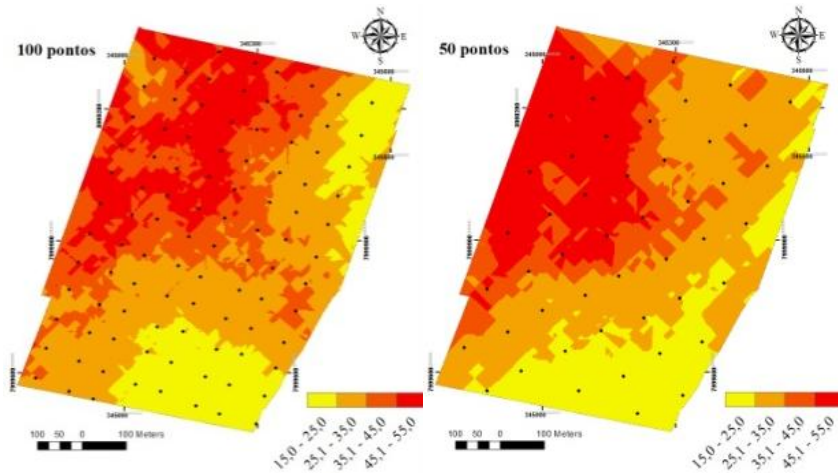


Figura 72 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

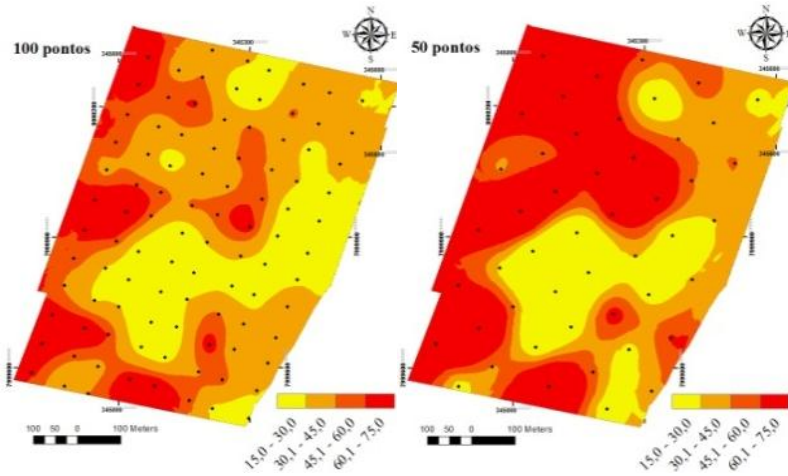


Figura 73 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

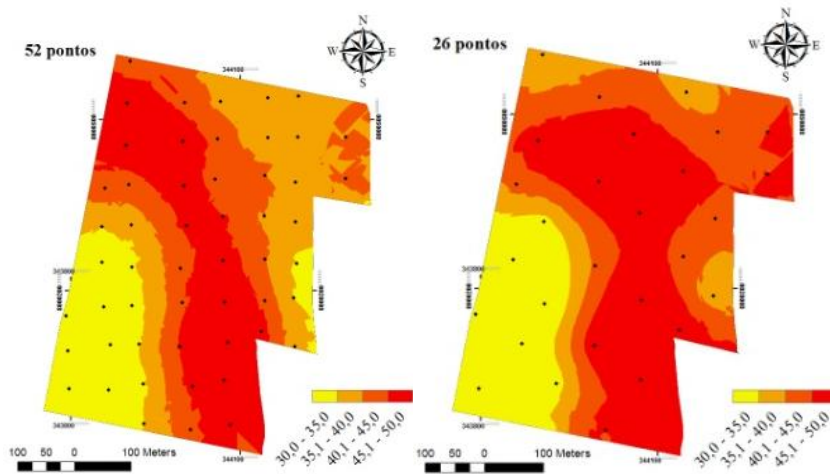


Figura 74 - Distribuição espacial da saturação por bases (V%), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

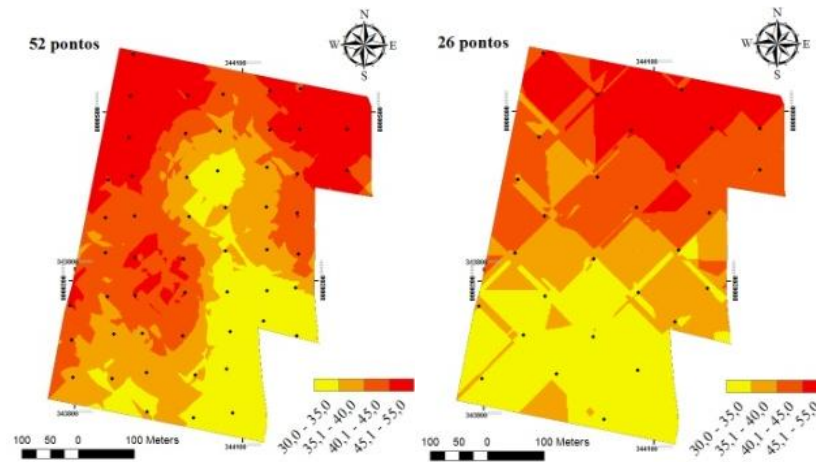


Figura 75 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

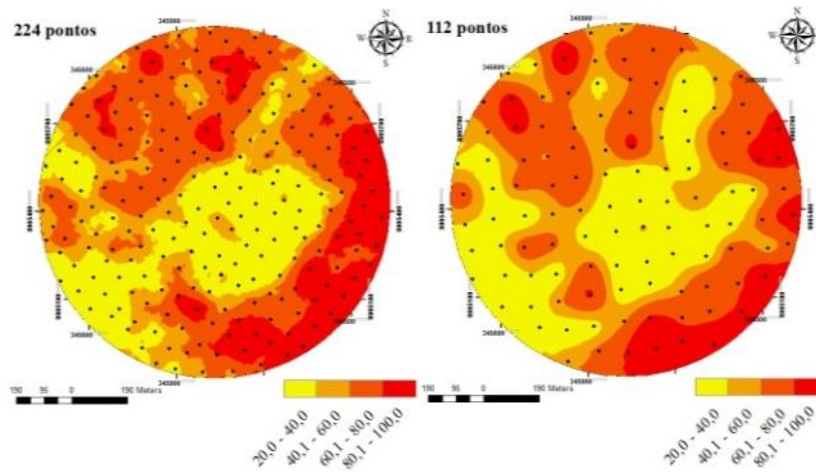


Figura 76 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

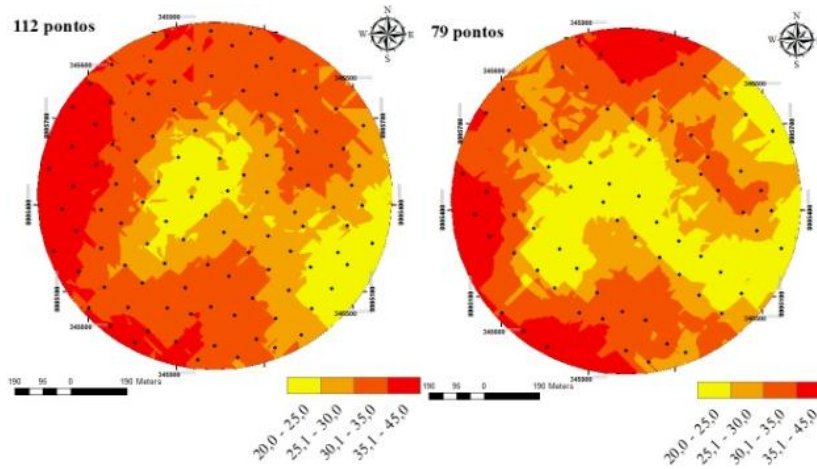


Figura 77 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

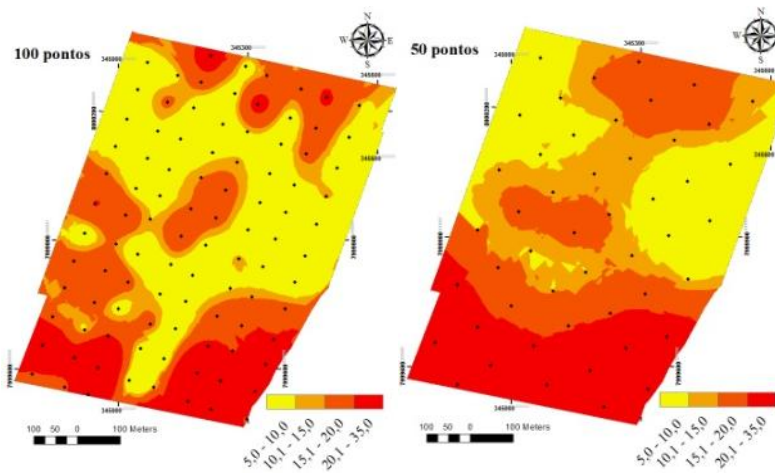


Figura 78 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

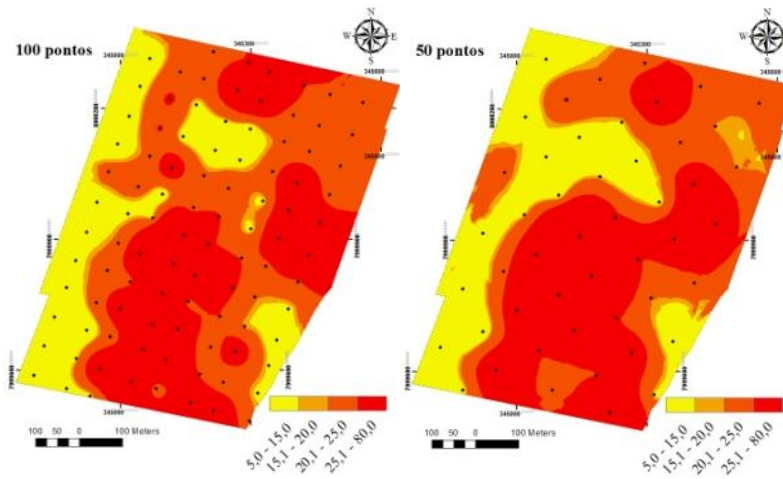


Figura 79 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

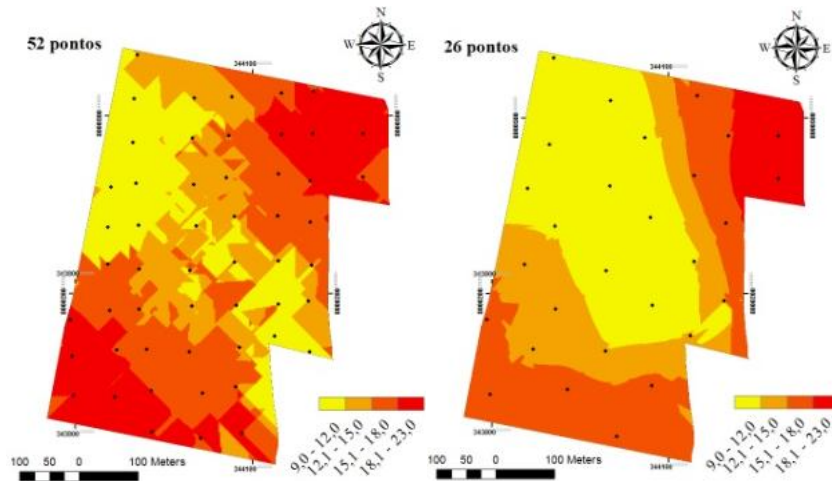


Figura 80 - Distribuição espacial do enxofre (S), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

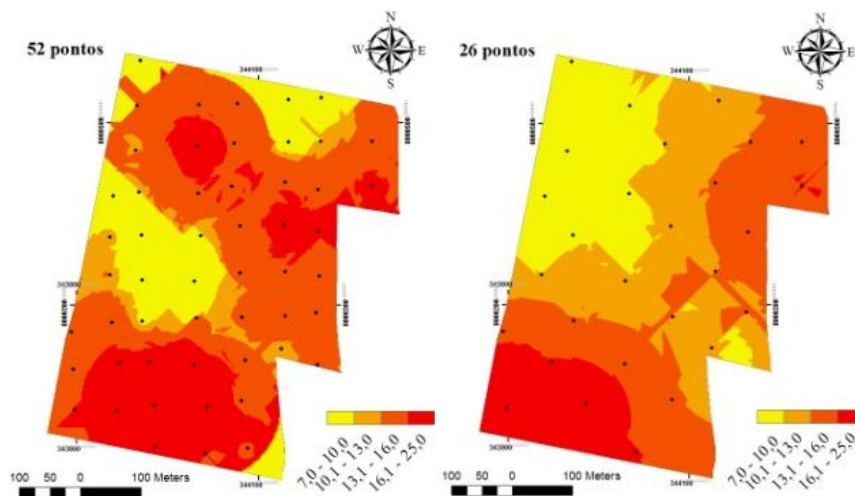


Figura 81 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

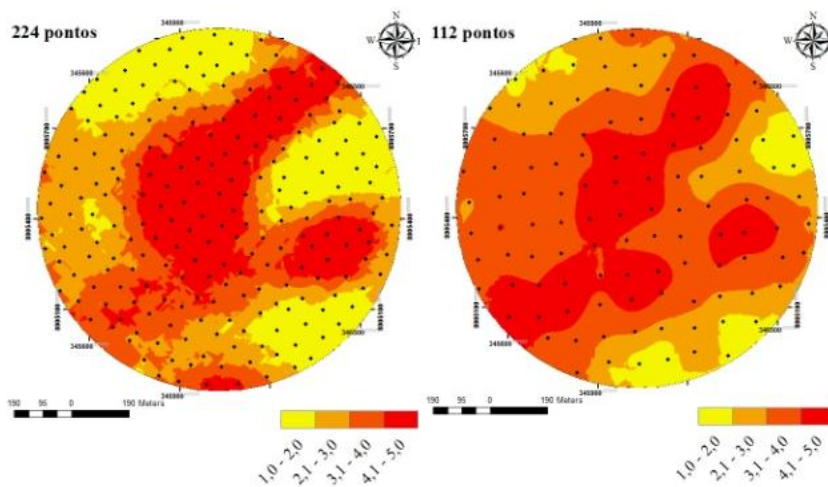


Figura 82 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2015, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

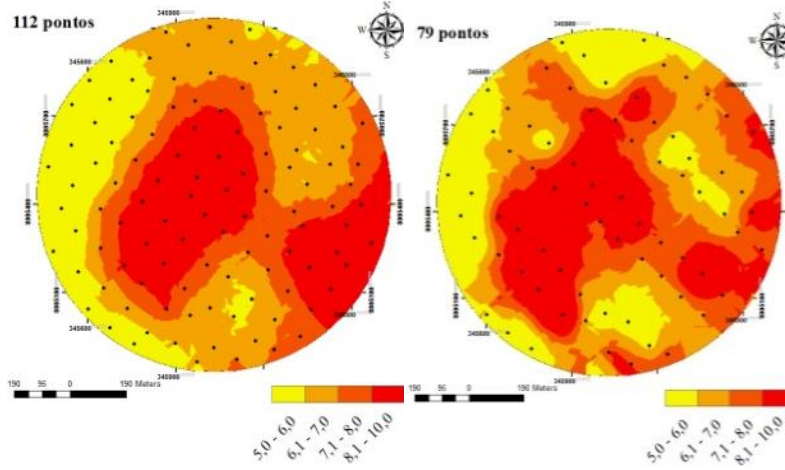


Figura 83 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2014, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

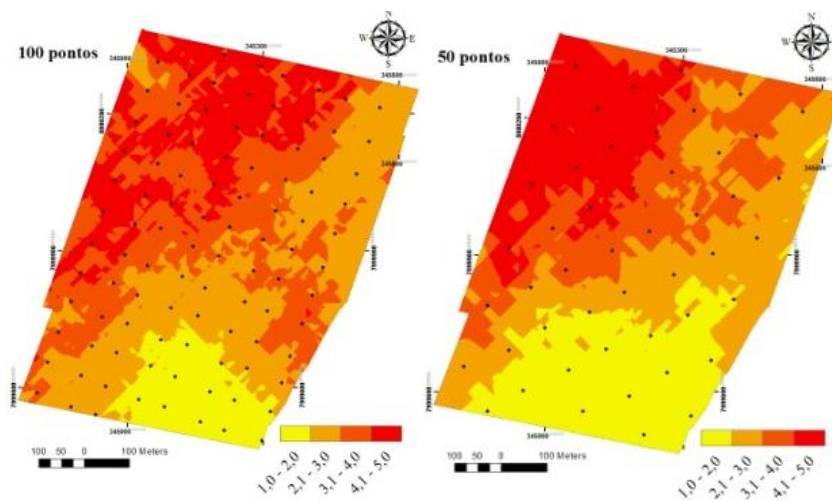


Figura 84 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2015, para a área de 50 ha, nas diferentes malhas amostrais.

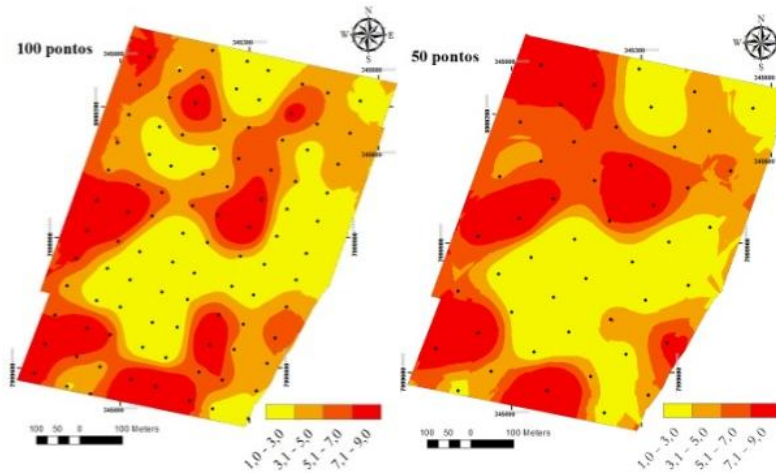


Figura 85 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

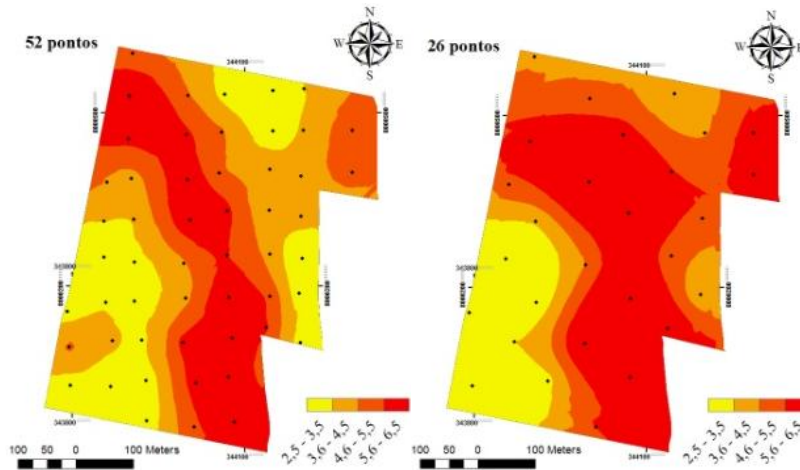




Figura 86 - Distribuição espacial da soma de bases (SB), em 2015, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

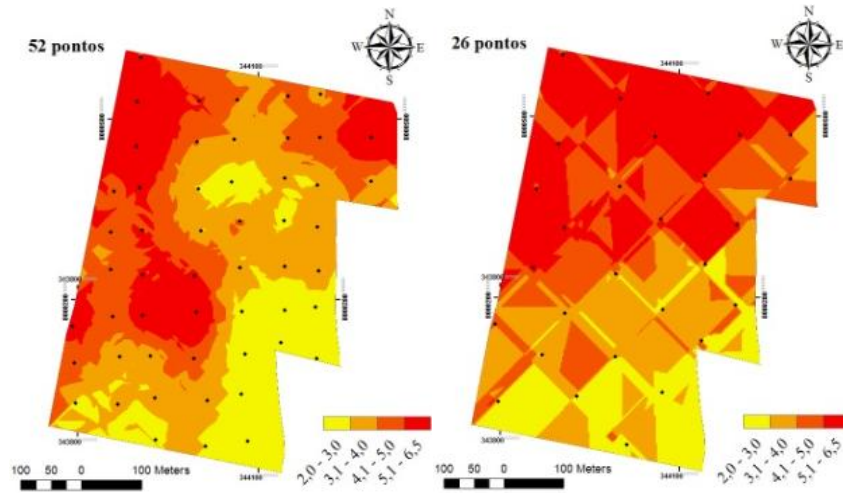


Figura 87 - Distribuição espacial da produtividade (litros/planta), em 2014, para a área de 26 ha, nas diferentes malhas amostrais.

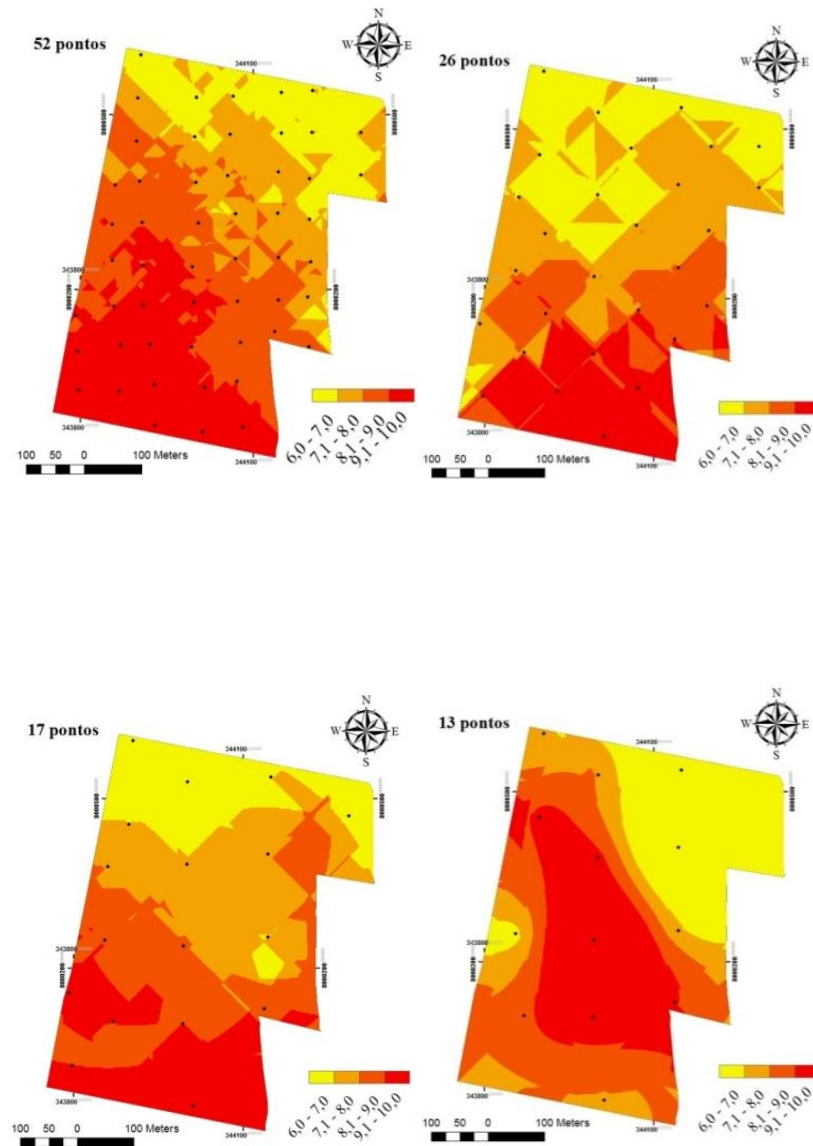


Figura 88 - Distribuição espacial da produtividade (litros/planta), em 2014, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.

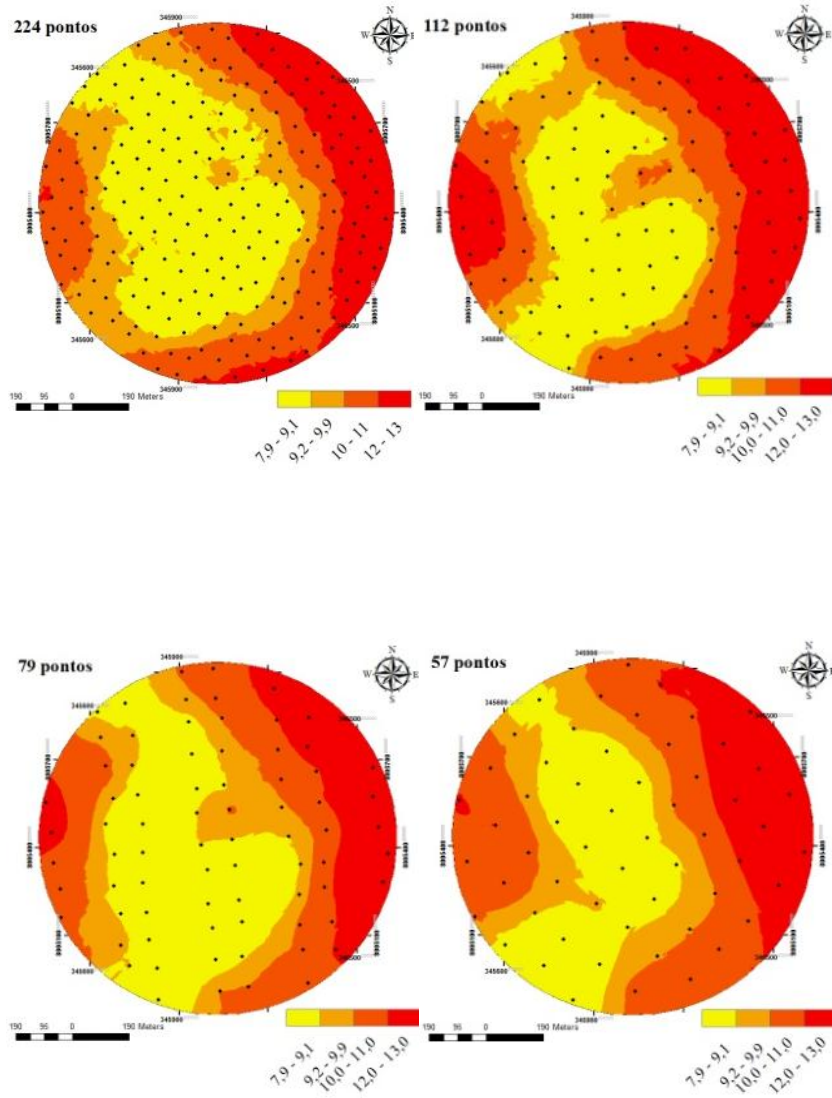
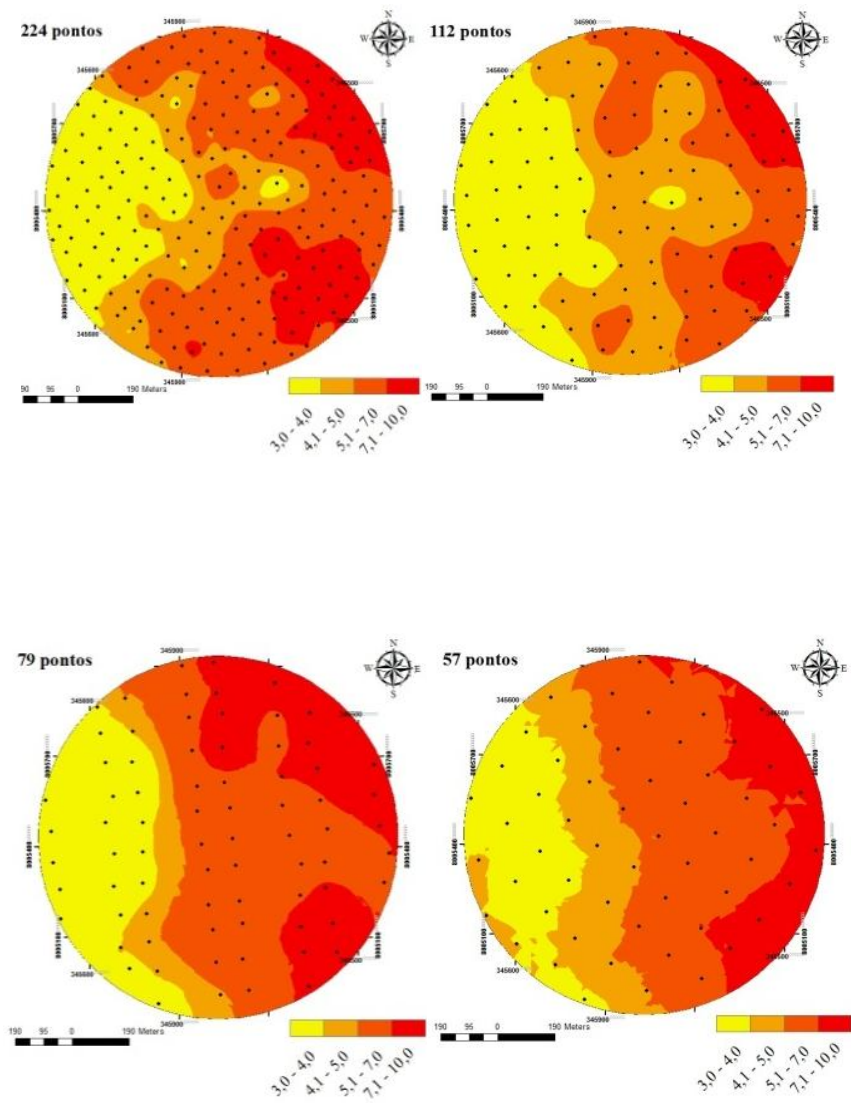


Figura 89 - Distribuição espacial da produtividade (litros/planta), em 2016, para a área de 112 ha, nas diferentes malhas amostrais.



#### 4 CONCLUSÕES

Foi possível quantificar a existência da variabilidade espacial em todas as malhas amostrais estudadas.

Com a aplicação da metodologia, por meio dos IEP, IPP e IMOP, foi possível identificar a malha mais recomendada para os atributos testados. Para a produtividade, pode-se observar que a malha 1, com maior número de pontos amostrados, foi a mais recomendada para as áreas (26 ha e 112 ha), indicando que em uma amostragem mais detalhada, a variabilidade espacial pode ser mais bem observada.

Para os atributos da fertilidade do solo, foi possível identificar que a malha mais recomendada, de acordo com IMOP, foi a malha 1.

Com base nas condições deste trabalho, recomenda-se que, na cafeicultura de precisão, a retirada de amostras georreferenciadas seja realizada obedecendo à retirada de 2,0 pontos por hectare.

Pela análise geoestatística, combinada às técnicas de geoprocessamento, é possível mapear a variabilidade espacial e identificar a dependência espacial dos atributos do solo e da planta, mostrando-se uma ferramenta extremamente útil para auxiliar em programas de agricultura de precisão para a cafeicultura.

Os mapas, para cada atributo, permitiram visualizar a distribuição espacial na área, com mais detalhamento para as malhas com maior número de pontos amostrados, fato que não ocorre quando se utiliza somente análise da estatística clássica.

## REFERÊNCIAS

- ALVES, M. C. et al. Geostatistical analysis of the spatial variation of the berry borer and leaf miner in a coffee agroecosystem. **Precision Agriculture**, Dordrecht, v. 10, n. 12, p. 1-14, Dec. 2009.
- BACHMAIER, M.; BACKERS, M. Variogram or semivariogram: understanding the variances in a variogram. **Precision Agriculture**, Dordrecht, v. 9, p. 173-175, Feb. 2008.
- BERNARDI, A. C. C.; INAMASU, R. Y. Adoção da agricultura de precisão no Brasil. In: BERNARDI, A. C. C.; NAIME, J. M.; RESENDE, A. V.; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (Ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa, 2014. p. 559-577.
- CAON, D.; Mapeamento de atributos químicos em diferentes densidades amostrais e influência na adubação e calagem. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental – Agriambi**, 2013, v. 17, p. 629. Disponível em: < <http://www.periodicos.capes.gov.br>.
- CARVALHO, L. C. C. et al. Variabilidade espacial de atributos físicos do solo e características agronômicas da cultura do café. **Coffee Science**, Lavras, v. 8, n. 3, p. 265-275, 2014.
- CARVALHO, L.C.C. **Determinação da densidade amostral ótima para a geração de mapas temáticos na Cafeicultura de Precisão**. 2016. 230 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2016.
- CHERUBIN, M. R. et al. Dimensão da malha amostral para caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio em Latossolo Vermelho. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v.50, n.2, p.168-177, fev. 2015.
- CHERUBIN, M. R. et al. Eficiência de malhas amostrais utilizadas na caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 44, n. 3, p. 425-432, mar. 2014.
- COELHO, A. M. Agricultura de precisão: manejo da variabilidade espacial e temporal dos solos e das culturas. In: NOVAIS, R.F. et al. (Ed.). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa, MG: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2005. v.1, p.249-290.

CORÁ, J. E. et al. Variabilidade espacial de atributos do solo para adoção do sistema de agricultura de precisão na cultura de cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 28, n. 6, p. 1013-1021, nov./dez.2004.

FERRAZ, G. A. S. **Cafeicultura de precisão: malhas amostrais para o mapeamento de atributos do solo, da planta e recomendações**. 2012. 134 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola)-Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2012.

FERRAZ, G. A. S. et al. Agricultura de precisão no estudo de atributos químicos do solo e da produtividade de lavoura cafeeira. **Coffee Science**, Lavras, v. 7, n. 1, p. 59-67, jan./abr. 2012a.

FERRAZ, G. A. S. et al. Geostatistical analysis of fruit yield and detachment force in coffee. **Precision Agriculture**, Dordrecht, v. 13, n. 1, p. 76-89, Jan. 2012b.

FERRAZ, G. A. S. et al. Viabilidade econômica do sistema de adubação diferenciado comparado ao sistema de adubação convencional em lavoura cafeeira: um estudo de caso. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 31, n. 5, p. 906-915, set./out. 2011.

GIMENEZ, L. M.; MOLIN, J. P. Fertilidade do solo e sua influência no rendimento das culturas – propostas de uma metodologia para definição de unidades de manejo. **Avanços na Agricultura de Precisão no Brasil no período de 1999-2001**. Piracicaba, SP, 2002.

GOOGLE EARTH PRO. Disponível em:  
<<https://www.google.com.br/earth/download/gep/agree.html>>. Acesso em: 10 mar. 2016.

GREGO, C. R.; OLIVEIRA, R. P.; VIEIRA, S. R. Geoestatística aplicada a agricultura de precisão. In: BERNARDI, A. C. C. et al. (Ed.). **Agricultura de precisão resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: EMBRAPA, 2014. cap. 5, p. 74-83.

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

LANDIM, P. M. B. Sobre geoestatística e mapas. **Terræ Didática**, Campinas, v.2, n. 1, p. 19-33, 2006.

MOLIN, J. P. et al. **Mapeamento da produtividade do café e sua correlação com componentes de fertilidade do solo em duas áreas pilotos.** In: BALASTREIRE, L. A. Avanços na agricultura de precisão no Brasil no período de 199-2001. Piracicaba, 2002. p. 58-65.

MOLIN, J. P. et al. Teste procedure for variable rate fertilizer on coffee. **Acta Scientiarum Agronomy**, Maringá, v. 32, n. 4, p. 569-575, 2010.

NANNI, M. R. et al. Optimum size in grid soil sampling for variable rate application in site-specific management. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 68, n. 3, p. 386-392, May/June 2011.

OLIVEIRA, M. S. **Planos amostrais para variáveis espaciais utilizando geoestatística.** 1991. 100f. Dissertação (Mestrado em Estatística) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1991.

OLIVEIRA, R.B. **Mapeamento e Correlação de atributos do solo e de plantas de café conilon para fins de Agricultura de Precisão.** 2007. 129 p. Dissertação (Mestrado em Produção Vegetal) - Universidade Federal do Espírito Santo, Alegre/ES, 2007.

PIERCE, F. J. et al. (Ed.). **The state of site-specific management for agriculture.** Madison: ASA; CSSA; SSSA, 1997. 243 p.

RAGAGNIN, V. A. et al. Recomendação de calagem a taxa variada sob diferentes intensidades de amostragem. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. vol.14, n.6, p. 600-607, 2010.

RAGAGNIN, V. A.; SENA JUNIOR, D. G. de; SILVEIRA NETO, A. N. da. Recomendação de calagem a taxa variada sob diferentes intensidades de amostragem. **Revista Brasileira Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 14, n. 6, p. 600-607, 2010.

RESENDE, A. V. et al. M. Agricultura de precisão no Brasil: avanços e impactos no manejo e na conservação do solo, na sustentabilidade e na segurança alimentar. In: LEITE, L. F. C.; MACIEL, G. A.; ARAÚJO, A. S. F. (Ed.). **Agricultura conservacionista no Brasil.** Brasília, DF: Embrapa, 2014. p. 468-488. 2014.



RESENDE, A.V. et al. Grades amostrais para fins de mapeamento da fertilidade do solo em área de cerrado. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGRICULTURA DE PRECISÃO, 2., 2006, São Pedro. **Anais...** Piracicaba: ESALQ, 2006. 1 CD-ROM.

SANTOS, E. O. J.; GONTIJO, I.; SILVA, M. B. Planejamento amostral de propriedades químicas do solo em lavoura de café conilon. **Coffee Science**, Lavras, v. 8, n. 4, p. 423-431, 2013.

SEIDEL, E.J.; OLIVEIRA, M. S. Novo índice geoestatístico para a mensuração da dependência espacial. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v.38, n. 3, p.699-705, mar. 2014.

SILVA, F. C. **Efeito da força de desprendimento e maturação dos frutos de cafeeiros na colheita mecanizada**. 2008. 106 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola)-Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2008.

SILVA, F. M. da et al. Efeitos da colheita manual na bienalidade do cafeeiro em Ijaci, Minas Gerais. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 34, n. 3, p. 625-632, maio/jun. 2010.

SILVA, F. M. da et al. Variabilidade espacial de atributos químicos e de produtividade na cultura do café. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 37, n. 2, p. 401-407, mar./abr. 2007.

SILVA, S. A. et al. Variabilidade espacial do fósforo e das frações granulométricas de um Latossolo Vermelho Amarelo. **Revista Ciência Agronômica**, Fortaleza, v. 41, n. 1, p. 1-8, 2010.

SOUZA, G.S. et al. Variabilidade espacial de atributos químicos em um Argissolo sob pastagem. **Acta Scientiarum Agronomy**, Maringá, v. 30, n. 4, p. 589-596, 2008.

SOUZA, Z.M.; MARQUES JÚNIOR, J.; PEREIRA, G. T. Variabilidade espacial da estabilidade de agregados e matéria orgânica em solos de relevos diferentes. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v.39, n.5, p. 491-499, 2004.

VIEIRA, B.F. **Manejo de podas visando a equalização da bienalidade da produção na propriedade cafeeira**. 2008. 30p. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso)-Escola Agrotécnica Federal de Muzambinho, Muzambinho, 2008.