

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP  
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**QUAL O DESEMPENHO DE DENSIDADES AMOSTRAIS E  
INTERPOLADORES PARA ELABORAÇÃO DE MAPAS DE  
CALAGEM EM ARGISSOLO?**

**Isabella Dinardo Miranda  
Engenheira Agrônoma**

**2020**

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP  
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**QUAL O DESEMPENHO DE DENSIDADES AMOSTRAIS E  
INTERPOLADORES PARA ELABORAÇÃO DE MAPAS DE  
CALAGEM EM ARGISSOLO?**

**Isabella Dinardo Miranda**

**Orientador: Prof. Dr. Cristiano Zerbato**

**Coorientador: Prof. Dr. Daniel De Bortoli Teixeira**

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – UNESP, Câmpus de Jaboticabal, como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Agronomia (Produção Vegetal).

**2020**

M672q      Miranda, Isabella Dinardo  
Qual o desempenho de densidades amostrais e interpoladores para  
elaboração de mapas de calagem em Argissolo? / Isabella Dinardo  
Miranda. -- Jaboticabal, 2020  
62 p. : il., tabs., 5 v.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp),  
Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal  
Orientador: Cristiano Zerbato  
Coorientador: Daniel De Bortoli Teixeira

1. Geoestatística. 2. Agricultura de Precisão. 3. Pontos  
Georreferenciados. I. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de  
Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Jaboticabal



**CERTIFICADO DE APROVAÇÃO**

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: QUAL O DESEMPENHO DE DENSIDADES AMOSTRAIS E INTERPOLADORES PARA ELABORAÇÃO DE MAPAS DE CALAGEM EM ARGISSOLO?

**AUTORA: ISABELLA DINARDO MIRANDA**

**ORIENTADOR: CRISTIANO ZERBATO**

**COORIENTADOR: DANIEL DE BORTOLI TEIXEIRA**

Aprovada como parte das exigências para obtenção do Título de Mestra em AGRONOMIA (PRODUÇÃO VEGETAL), pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. CRISTIANO ZERBATO  
Departamento de Engenharia Rural / FCAV / UNESP - Jaboticabal

Prof. Dr. MURILO MESQUITA BAESSO (VIDEOCONFERÊNCIA)  
Departamento de Engenharia Agrícola / FZEA/USP - Pirassununga/SP

Prof. Dr. MURILO APARECIDO VOLTARELLI (VIDEOCONFERÊNCIA)  
Centro de Ciências da Natureza / Câmpus de Lagoa do Sino - UFSCar - Buri/SP

Jaboticabal, 08 de julho de 2020

## **DADOS CURRICULARES DO AUTOR**

ISABELLA DINARDO MIRANDA – Nascida no dia 23 de novembro de 1991, em Ribeirão Preto/SP. Graduada em Engenharia Agrônômica pela Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (2013) (Título da Monografia: Modos de aplicação de zinco na nutrição e produtividade de variedades de soja). No ano de 2018, ingressou no curso de Mestrado em Agronomia pelo programa de Produção Vegetal sob orientação do Prof. Dr. Cristiano Zerbato e coorientação do Dr. Daniel de Bortoli Teixeira na mesma instituição.

## SUMÁRIO

<b>RESUMO</b> .....	iii
<b>ABSTRACT</b> .....	iv
<b>LISTA DE FIGURAS</b> .....	vi
<b>LISTA DE TABELAS</b> .....	v
<b>LISTA DE ANEXOS</b> .....	vii
<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	1
<b>2. REVISÃO DE LITERATURA</b> .....	2
<b>3. MATERIAL E MÉTODOS</b> .....	9
<b>4. RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	12
<b>5. CONCLUSÕES</b> .....	30
<b>6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	31

## QUAL O DESEMPENHO DE DENSIDADES AMOSTRAIS E INTERPOLADORES PARA ELABORAÇÃO DE MAPAS DE CALAGEM EM ARGISSOLO?

### RESUMO

O conhecimento detalhado da propriedade agrícola, por meio de amostragens e análises de solo, permite a obtenção da correta distribuição espacial dos atributos do solo. Tal conhecimento é relevante para o planejamento agrícola, uma vez que identifica as necessidades de correção do solo e permite a aplicação localizada de insumos. Os objetivos do presente trabalho foram avaliar a influência do número de pontos amostrados e do interpolador empregado na qualidade dos mapas de CTC, V% e necessidade de calcário e de estimar o número ideal de pontos para amostragens de solo georreferenciada em dois argissolos cultivados com cana-de-açúcar, para que ocorra uma minimização dos erros nos mapas gerados. As duas áreas amostradas estão localizadas no centro-oeste do estado de São Paulo, sendo uma delas (Área A) de 313,53 ha, no município de Pongai/SP e a outra (Área B), de 312,40 ha, no município de Cafelândia/SP. Foram coletadas amostras compostas por 10 subamostras, em duas profundidades (0-0,25 m e 0,25-0,50 m), na densidade amostral de 1:1 ha. As amostras foram encaminhadas ao laboratório para análise química, visando a determinação dos parâmetros de fertilidade do solo. Foram calculados os parâmetros CTC e saturação por bases (V%). Posteriormente, por meio da exclusão de pontos, foram obtidas diferentes densidades amostrais (1:2, 1:3, 1:4 e 1:5). Os dados de CTC e V% em cada densidade amostral foram então submetidos às análises estatística descritiva e geoestatística e os mapas de distribuição espacial desses dois parâmetros de solo foram gerados tanto por interpolação por krigagem quanto pelo inverso do quadrado da distância. Foram também gerados mapas de aplicação de calcário para as diferentes densidades amostrais e pelos dois interpoladores. Comparando os mapas interpolados de V% e CTC e os mapas de aplicação de calcário das duas áreas conclui-se que se deve utilizar densidade amostral de 1:2 ha e inverso do quadrado da distância como interpolador.

**Palavras-chave:** Geoestatística, agricultura de precisão, pontos georreferenciados.

## WHAT IS THE PERFORMANCE OF SAMPLE DENSITIES AND INTERPOLATORS FOR MAP'S ELABORATION OF LIMESTONE NEEDS IN ARGISOL?

### ABSTRACT

Detailed knowledge of the agricultural property, through sampling and soil analysis, allows obtaining the correct spatial distribution of soil attributes. Such knowledge is relevant to agricultural planning, since it identifies the needs for soil correction and allows the localized application of agricultural inputs. This work aimed to evaluate the influence of the number of sampled points and the interpolator used on the quality of the CTC, V% maps and the need for limestone in two argisols grown with sugarcane, and to estimate the ideal number of points for soil sampling georeferenced in argisols, so that errors in the generated maps are minimized. The two sampled areas are located in the center-west of the state of São Paulo, one of them (Area A) of 313.53 ha, in the county of Pongaí/SP and the other (Area B), of 312.40 ha, in the county of Cafelândia/SP. Composite samples were collected at two depths (0-0.25 m and 0.25-0.50 m), at a sampling density of 1: 1 ha. The samples were sent to the laboratory for chemical analysis, in order to determine the soil fertility parameters. The CTC parameters and base saturation (V%) were calculated. Subsequently, different sample densities (1: 2, 1: 3, 1: 4 and 1: 5) were obtained by excluding points. CTC and V% data were submitted to descriptive statistical and geostatistical analyzes and the maps of those two soil parameters were created by interpolation analyzes by kriging and by the inverse of the square of the distance. Limestone application maps were also generated for the different sample densities and by the two interpolators. Comparing the V% and CTC interpolated maps and the limestone application maps of the two areas, it is concluded that the sample density of 1: 2 ha and inverse of the square of the distance should be used as interpolator.

**Keywords:** Geostatistics, precision agriculture, georeferenced points.

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1.</b> Estatísticas descritivas dos teores de CTC ( $\text{mmolc.dm}^{-3}$ ) e V% determinados nas diferentes densidades amostrais na Área A.....	14
<b>Tabela 2.</b> Estatísticas descritivas dos teores de CTC ( $\text{mmolc.dm}^{-3}$ ) e V% determinados nas diferentes densidades amostrais na Área B.....	15
<b>Tabela 3.</b> Parâmetros dos modelos de variogramas ajustados para as diferentes densidades amostrais na Área A. ....	18
<b>Tabela 4.</b> Parâmetros dos modelos de variogramas ajustados para as diferentes densidades amostrais na Área B. ....	19
<b>Tabela 5.</b> Coeficiente lineares (a) e coeficientes angulares (b) fornecidos pelas validações cruzadas nas Áreas A e B.....	22

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Localização das áreas amostradas .....	9
<b>Figura 2.</b> Esquema de amostragem de solo, com 10 subamostras para formar uma amostra composta, coletadas aleatoriamente em um raio de 5 m do ponto georreferenciado. ....	10
<b>Figura 3.</b> Valores de RMSE de CTC e V% para as diferentes densidades amostrais e interpoladores nas áreas A e B. ....	23
<b>Figura 4.</b> Valores de correlação de CTC e V% para as diferentes densidades amostrais e interpoladores nas áreas A e B.....	24
<b>Figura 5.</b> Correlação (r) e valores de RMSE entre o mapa de aplicação de calcário na densidade de um ponto a cada 1 ha com os mapas das densidades de um ponto a cada 2;3;4 e 5.....	29

## LISTA DE ANEXOS

<b>Anexo 1.</b> Distribuição da frequência de dados de CTC e V%, nas densidades amostrais 1:1, 1:2, 1:3, 1:4 e 1:5 ha (Área A).....	38
<b>Anexo 2.</b> Distribuição da frequência de dados de CTC e V%, nas densidades amostrais 1:1, 1:2, 1:3, 1:4 e 1:5 ha (Área B).....	39
<b>Anexo 3.</b> Variogramas ajustados de CTC e V% nas densidades amostrais 1:1, 1:2, 1:3, 1:4 e 1:5 ha (Área A). ....	40
<b>Anexo 4.</b> Variogramas ajustados de CTC e V% nas densidades amostrais 1:1, 1:2, 1:3, 1:4 e 1:5 ha (Área B). ....	41
<b>Anexo 5.</b> Validação cruzada dos dados estimados pelo método do inverso do quadrado da distância (IQD) (Área A). ....	42
<b>Anexo 6.</b> Validação cruzada dos dados estimados pelo método da krigagem (Área A).....	43
<b>Anexo 7.</b> Validação cruzada dos dados estimados pelo método do inverso do quadrado da distância (IQD) (Área B). ....	44
<b>Anexo 8.</b> Validação cruzada dos dados estimados pelo método da krigagem (Área B).....	45
<b>Anexo 9.</b> Mapas interpolados de CTC por IQD nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A). ....	46
<b>Anexo 10.</b> Mapas interpolados de CTC pelo método da krigagem nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A).....	48
<b>Anexo 11.</b> Mapas interpolados de CTC por IQD nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área B). ....	50

<b>Anexo 12.</b> Mapas interpolados de CTC pelo método da krigagem nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A).....	52
<b>Anexo 13.</b> Mapas interpolados de V% por IQD camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A). ....	54
<b>Anexo 14.</b> Mapas interpolados de V% pelo método da krigagem nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A).....	56
<b>Anexo 15.</b> Mapas interpolados de V% por IQD nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área B). ....	57
<b>Anexo 16.</b> Mapas interpolados de V% pelo método da krigagem nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área B).....	59
<b>Anexo 17.</b> Mapas de aplicação de calcário interpolados pelo inverso do quadrado da distância (1) e pela krigagem (2) nas diferentes densidades amostrais (Área A).....	60
<b>Anexo 18.</b> Mapas de aplicação de calcário interpolados pelo inverso do quadrado da distância (1) e pela krigagem (2) nas diferentes densidades amostrais (Área B).....	62

## 1. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas tem se observado aumento contínuo da produtividade das culturas (CONAB, 2019), resultando em incremento e fortalecimento do setor agrícola. O aumento de produtividade pode ser atribuído, em grande parte, ao uso crescente de tecnologias, que englobam desde variedades mais adaptadas às diversas regiões de cultivo, como aquelas que propiciam maior praticidade e facilidade na execução de tarefas (Landell e Bressiani, 2008; Noetzold et al., 2018).

Uma dessas tecnologias é a agricultura de precisão que, por ser capaz de promover um manejo localizado e preciso da área cultivada, permite a otimização do uso de insumos agrícolas e a possibilidade de aumento da produtividade (Montanari et al., 2008).

Em relação ao mapeamento da fertilidade do solo, entre as tecnologias de Agricultura de Precisão (AP) mais empregadas pelos produtores estão a amostragem de solo em grades georreferenciadas, o mapeamento das propriedades do solo e a aplicação de fertilizantes e corretivos em taxas variáveis (Inamasu e Bernardi, 2014). Essas técnicas possibilitam gerar mapas de atributos do solo e, por meio deles, orientar aplicações de fertilizantes e corretivos de acordo com as necessidades locais evidenciadas pelos mapas (Colaço e Molin, 2015).

No Brasil, os primeiros mapeamentos da fertilidade do solo e aplicações de fertilizantes em taxas variadas foram praticados no final da década de 1990, em culturas de cereais e de cana-de-açúcar (Molin et al., 2015). Atualmente, em cana-de-açúcar, as tecnologias de AP são empregadas principalmente para aplicações em taxas variadas de calcário e gesso, embora algumas unidades venham investindo na aplicação de fertilizantes fosfatados e potássicos. Vale ressaltar que, segundo Cantarella e Rosetto (2010), entre as culturas plantadas no Brasil, a cana-de-açúcar é a terceira em consumo de fertilizantes, logo atrás de soja e milho.

Para a confecção dos mapas de fertilidade de solo e da necessidade de fertilizantes e corretivos é preciso coletar e analisar amostras de solo. Entretanto, ainda é necessário definir alguns parâmetros para a amostragem de solo georreferenciada, principalmente relacionados à dimensão da malha amostral (Nanni

et al., 2011; Montanari et al., 2012; Stepien et al., 2013; Cherubin et al., 2014; Souza et al., 2014), inclusive para a cana-de-açúcar, que é cultivada nos mais diferentes tipos de solo.

Outro fator que pode interferir nos mapas de necessidade de fertilizantes e corretivos são os interpoladores utilizados para a confecção dos mesmos, os quais estimam valores dos atributos avaliados em locais não amostrados com base em medições nos locais próximos com determinados pesos atribuídos a cada uma das medições. A Krigagem e o inverso do quadrado da distância (IQD) são duas técnicas comumente utilizadas para caracterizar a variação espacial e interpolar os pontos amostrados (Gotway et al., 1996).

Assim, os objetivos do presente trabalho foram avaliar a influência do número de pontos amostrados e do interpolador empregado na qualidade dos mapas de Capacidade de Troca Catiônica Total (CTC), saturação de bases (V%) e necessidade de calcário em argissolos cultivados com cana-de-açúcar, e definir a densidade amostral ideal para amostragens de solo georreferenciadas em argissolos, para que ocorra uma minimização dos erros nos mapas gerados.

## **2. REVISÃO DE LITERATURA**

Variedades e técnicas agrícolas mais modernas, equipamentos e insumos mais eficientes têm transformado a agricultura, tornando-a uma atividade que requer constante gerenciamento dos processos produtivos (Soares Filho e Da Cunha, 2015).

O sistema de Agricultura de Precisão (AP) engloba o manejo localizado do solo e da cultura, e considera a variabilidade das características locais e climáticas de uma área, com o objetivo de aumentar a produtividade, otimizar o uso dos recursos e reduzir o impacto ambiental da agricultura (Corá et al., 2004). A Comissão Brasileira de Agricultura de Precisão do Ministério da Agricultura (CBAP/MAPA) define a Agricultura de Precisão como “um conjunto de ferramentas e tecnologias aplicadas para permitir um sistema de gerenciamento agrícola, baseado na variabilidade espacial e temporal da unidade produtiva, visando ao aumento de retorno econômico

e a redução do impacto ao ambiente” (BRASIL, 2013, p.1). Entre as ferramentas e tecnologias estão incluídas as técnicas de coleta de dados por sensores, as amostragens georreferenciadas, os mapeamentos, os sistemas de informação geográficas, as máquinas e equipamentos de aplicação a taxa variada (Mozambani et al., 2018).

O setor sucroenergético vem investindo fortemente em tecnologias de agricultura de precisão, devido à preocupação crescente com o ambiente e à necessidade de comprovar a viabilidade do etanol como fonte de energia economicamente viável e sustentável do ponto de vista ambiental. Contudo, segundo Grego et al. (2014), as tecnologias de agricultura de precisão não podem ser adotadas sem os conhecimentos básicos sobre a coleta de informações ou amostras para avaliar as variações existentes no campo e sem a interpretação correta dos resultados. Em razão disso, os autores afirmaram ser dois os grandes desafios da AP: a mensuração nas áreas de produção dos parâmetros de solo, planta e clima, com adequada frequência espacial e temporal, e a determinação da correlação entre esses parâmetros e a produtividade.

A mensuração detalhada da variabilidade das propriedades do solo pode ser obtida por meio da amostragem georreferenciada, seguida pelas análises laboratoriais (Rodrigues et al., 2012; Santi et al., 2012). Entretanto, definir a densidade amostral adequada é um dos pontos críticos no processo amostragem de solo é definir a densidade amostral adequada, pois há uma correlação entre o número de amostras coletadas e a qualidade dos resultados obtidos (Cherubin et al., 2014a; 2014b; 2015).

Embora a amostragem georreferenciada venha sendo largamente utilizada no Brasil, incluindo em lavouras de cana-de-açúcar, não existe um consenso ou uma recomendação a respeito da densidade amostral a ser empregada. É consenso, entretanto, que a qualidade de um plano amostral de solo depende do conhecimento anterior da estrutura da variabilidade espacial e temporal dos atributos de solo (Corá e Beraldo, 2006; Cherubin et al., 2016).

A variabilidade dos atributos de solo, entretanto, depende de vários fatores, tais como tipo de solo (Montanari et al., 2008), relevo (Souza et al., 2006; Montanari et al., 2008) e distância entre as amostras (Kerry et al., 2010; Nanni et al., 2011). A variabilidade depende ainda do atributo de solo considerado, uma vez que certos

atributos sofrem maior alteração no seu padrão de distribuição espacial do que outros, principalmente devido ao manejo do solo, e podem exigir diferentes intensidades de amostragem (Corá e Beraldo, 2006; Bottega et al., 2013). Portanto, são grandes os desafios para elaborar um plano de amostragem, pois é preciso utilizar uma malha amostral com espaçamento único, embora sejam vários os atributos do solo envolvidos (Montanari et al., 2012).

A dificuldade em definir a densidade amostral pode ser verificada em um estudo conduzido por Cherubin et al. (2014a; 2014b), em Latossolos Vermelhos no Rio Grande do Sul, localizados em 30 áreas agrícolas e manejados com agricultura de precisão, nas quais foram coletadas amostras de solo georreferenciadas, em densidades de uma amostra a cada 1, 3 ou 5 ha. Os autores verificaram que, embora as áreas apresentassem teores de Ca ( $> 4,0 \text{ cmol c dm}^{-3}$ ) e Mg ( $> 1,0 \text{ cmol c dm}^{-3}$ ) elevados, havia problemas localizados de acidez (pH água  $< 5,5$  ou  $V < 65\%$ ), justificando a calagem em locais específicos. Entretanto, as malhas amostrais empregadas no estudo foram insuficientes para captar a variabilidade espacial dos atributos de pH em água,  $V\%$ , teores de Ca e Mg, entre outros, o que, segundo os autores, poderia comprometer a acurácia das prescrições de corretivos em locais específicos. Em função dos resultados, Cherubin et al. (2014a; 2014b) sugeriram que fossem evitadas densidades amostrais que resultassem na obtenção de poucas amostras por área, o que poderia levar à caracterização da variabilidade espacial dos atributos de solo com pouca acurácia.

Dada à dificuldade em definir a densidade amostral ideal, alguns autores sugerem uma análise prévia da área a ser amostrada, com a coleta de poucas amostras, com o objetivo de orientar a amostragem do solo para construção de mapas mais específicos. Esse procedimento, entretanto, é inviável na prática, pois implica em aumento de custos e de tempo para sua realização (Souza et al., 2014).

Em cana-de-açúcar, as malhas amostrais mais frequentemente adotadas correspondem a uma amostra cada 3 ou a cada 5 ha, definidas principalmente com base em razões econômicas e práticas, e sem considerar, muitas vezes, os princípios geoestatísticos como a dependência espacial, o que pode afetar a acurácia dos resultados (Vieira, 2000; Webster e Oliver, 2007; Cherubin et al., 2014).

Um dos trabalhos desenvolvidos em canaviais está o de Souza et al. (2014), que coletaram amostras de solo em grades regulares em dois Latossolos Vermelhos. Após as análises químicas, foram gerados mapas de necessidade de calcário, cloreto de potássio e superfosfato simples, usando krigagem como interpolador. Os autores observaram que a redução no número de pontos amostrados levou a aumento do erro na estimativa por krigagem. Entretanto, amostragens com mais de 100 pontos na área de 36 ha não resultaram em redução significativa do erro da estimativa ou em diferença na quantidade de insumos aplicados no campo.

A densidade amostral não é o único parâmetro que interfere na detecção da variabilidade dos atributos de solo e, conseqüentemente, na acurácia dos mapas de distribuição espacial de tais atributos e dos mapas de necessidade de fertilizantes e corretivos. Como os mapas são gerados em um processo de interpolação de dados, o interpolador também pode interferir na acurácia dos mapas gerados (Tieppo et al., 2007; Couto et al., 2002; Souza et al., 2010).

Visto que os atributos do solo não ocorrem de maneira aleatória em campo, mas de acordo com um arranjo estrutural com uma dimensão característica, que é o seu domínio e que corresponde à distância dentro da qual há interdependência dos valores medidos (Corá et al., 2004), a geoestatística é a ferramenta de análise mais adequada para analisar a variabilidade espacial de atributos do solo (Vieira, 2000).

A ideia básica da geoestatística é incorporar a correlação espacial entre as observações descritas, principalmente por meio da modelagem de variogramas, em um processo de estimativa dos valores para os locais não amostrados (Journel e Huijbregts, 1978; Isaaks e Srivastava, 1989). Assim, a partir de modelagem matemática por métodos de interpolação, e com base em um determinado número de pontos observados em campo, são estimados os valores para locais não amostrados. Para estimar os valores em locais não amostrados, há na literatura vários métodos de interpolação, com diversos níveis de complexidade (Carvalho et al., 2002). Dependendo do método utilizado, pode haver diferenças entre os mapas gerados, (Tieppo et al., 2007), com resultados que podem subestimar ou superestimar o valor do atributo em estudo (Couto et al., 2002). Em função disso, os métodos de interpolação são ferramentas relevantes para estimar os valores em locais não amostrados.

A Krigagem e o inverso do quadrado da distância são as duas técnicas mais frequentemente usadas para caracterizar a variação espacial e interpolar os pontos amostrados (Gotway et al., 1996; Carvalho e Assad, 2005; Silva et al., 2008). Ambos os métodos estimam valores de locais não amostrados com base em medições nos locais próximos com determinados pesos atribuídos a cada uma das medições (Kravchenko e Bullock, 1999).

O método da krigagem ou geostatístico considera a dependência espacial entre amostras vizinhas, expressa no semivariograma, para estimar valores em locais não amostrados dentro do campo, sem tendência e com variância mínima; por isso é considerado um estimador ótimo (Carvalho e Assad, 2005). No método do inverso do quadrado da distância, o fator de ponderação é o inverso do quadrado da distância euclidiana entre o ponto conhecido e o estimado. Esse método é simples e de fácil aplicação do que a krigagem, porém é menos acurado, visto que não considera o padrão da estrutura da dependência espacial (Kravchenko e Bullock, 1999; Mello et al., 2003; Silva et al., 2008). Ambos os interpoladores podem ser utilizados com sucesso na inferência de dados, mas a definição do mais adequado entre os dois depende principalmente do atributo a ser estimado (Couto et al., 2002).

Trabalhando com a estimativa de parâmetros da equação de chuvas intensas e comparando os dois métodos de interpolação, Mello et al. (2003) verificaram que ambos apresentaram boa precisão, mas a krigagem gerou menores erros médios, o que resultou em melhorias consideráveis para tempos de retorno e tempos de duração da precipitação, levando os autores a considerar a krigagem o método mais adequado para aquele tipo de trabalho. Também Carvalho et al. (2012) observaram que a krigagem apresentou melhor resultado que o inverso do quadrado da distância, na estimativa da distribuição espacial da precipitação anual média no Estado de São Paulo, concluindo que a krigagem deveria ser utilizada como interpolador para esse fim. Da mesma forma, Pasini et al. (2015) compararam os dois métodos de interpolação na geração de mapas de distribuição espacial de *Zaprionus indianus* (Diptera: Drosophilidae), a mosca do figo, e concluíram que os dois métodos subestimaram a população da praga, mas a krigagem apresentou maior eficiência na interpolação de dados para estimativa de sua população.

Por outro lado, Wollenhaupt et al. (1994) demonstraram que o inverso do quadrado da distância era o método mais adequado para mapear a disponibilidade de fósforo e potássio no solo, assim como Gotway e Hartford (1996), que também verificaram que tal método era mais eficiente para mapear o teor de matéria orgânica e  $\text{NO}_3^-$  no solo. Ainda comparando os interpoladores e trabalhando com estratificação de povoamentos de eucalipto, Kanegae Júnior et al. (2006) obtiveram maior redução na variância média e no erro da amostragem quando utilizaram o inverso do quadrado da distância, em comparação com a krigagem ordinária. Aspúrua e Dos Ramos (2010), trabalhando com campo eletromagnético e três métodos de interpolação de dados, concluíram que havia diferenças substanciais entre eles quanto à capacidade de estimativa, sendo que o melhor desempenho geral foi do método do inverso do quadrado da distância.

Estudando os atributos químicos de solo, Silva et al. (2008) verificaram que a estimativa de valores de CTC em locais não amostrados apresentou erros médios pequenos, tanto ao interpolar por krigagem como pelo inverso do quadrado da distância; no entanto, para a variável V% os erros médios foram altos, especialmente quando se empregou o inverso do quadrado da distância. Também Silva et al. (2010), comparando diversos métodos de interpolação para estimar o pH em solo sob cultivo de cafeeiro arábica, verificaram que os menores erros na estimativa dos dados foram obtidos tanto utilizando o inverso do quadrado da distância como a krigagem. Souza et al. (2010) compararam os dois interpoladores na geração de mapas de pH, H+Al e soma de bases (SB) em um Argissolo Vermelho-Amarelo e concluíram que não houve diferenças significativas entre os mapas gerados por krigagem ou pelo inverso do quadrado da distância, para aqueles atributos químicos em estudo, embora se observasse diferença visual entre os mapas interpolados pelos dois métodos, principalmente para a SB, com maior variabilidade no mapa gerado pelo inverso do quadrado da distância. Apesar disso, considerando a validação cruzada, os autores concluíram que os dois interpoladores foram eficientes na estimativa de valores para locais não amostrados dos três atributos químicos estudados.

Em agricultura de precisão, o passo seguinte à geração dos mapas de atributos de solo envolve a geração dos mapas de necessidade de fertilizantes e corretivos a serem aplicados em taxas variáveis.

A tecnologia de aplicação em taxa variável de insumos (*variable rate technology*, VRT) é uma ferramenta essencial por permitir a aplicação de fertilizantes e corretivos em doses variáveis no campo. Essa ferramenta permite, a partir das amostragens de solo georreferenciadas e as análises geoestatísticas dos dados laboratoriais das amostras, a elaboração dos mapas de atributos químicos do solo. Com base nesses mapas e na necessidade da cultura, são elaborados os mapas para aplicação em taxa variável de fertilizantes e corretivos, resultando no uso mais racional desses insumos (Bernardi et al., 2004; Resende et al., 2014; Colaço e Molin, 2017).

Em cana-de-açúcar, a aplicação em taxa variada é feita mais frequentemente para calcário e gesso e, em menor grau, para adubos fosfatados, e tem-se mostrado ferramenta valiosa para manejo da fertilidade do solo, uma vez que a cultura é conduzida nos mais diferentes ambientes de produção.

Regiões tropicais apresentam grandes áreas cultiváveis com baixos valores de pH, o que reflete em menor saturação por base (Costa et al., 2016), devido aos processos intempéricos e material de origem. Segundo Oliveira et al. (2015), a calagem é uma técnica indispensável na agricultura brasileira, por diminuir a acidez potencial do solo, pois eleva o pH em níveis adequados para as culturas, conseqüentemente melhorando as bases trocáveis (SB), a capacidade de troca catiônica (CTC) e saturação por bases (V%) do solo, além de outros benefícios que contribuem para elevar a produtividade das culturas.

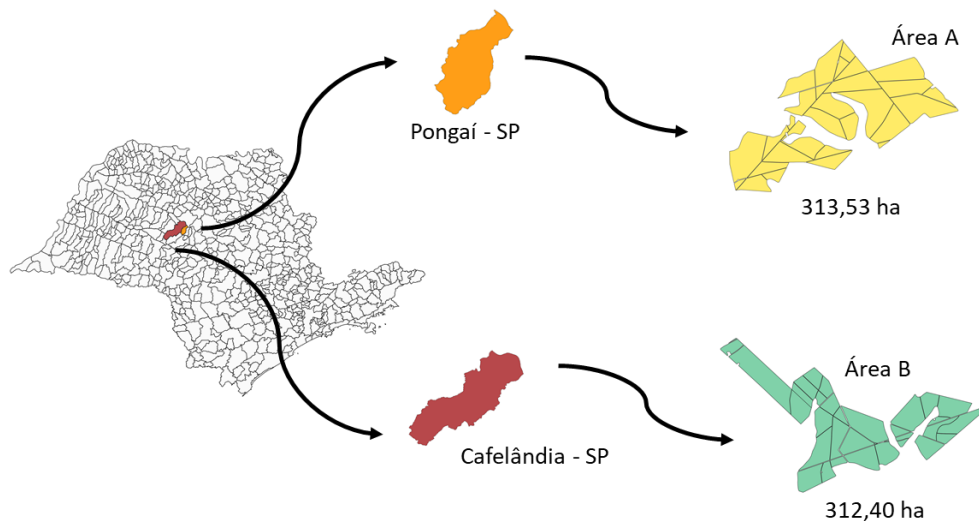
Apesar da cana-de-açúcar ser considerada bastante tolerante à acidez, quando comparada com outras culturas (Quaggio e Van Raij, 2008), há vários trabalhos que mostram ganhos significativos e econômicos, tanto em cana-planta como em soqueira, em resposta à calagem e à gessagem (Penatti, 2013).

Argissolos são solos minerais com evidente diferenciação entre os horizontes, reconhecida em campo principalmente pelo aumento, por vezes abrupto, nos teores de argila em profundidade, o que caracteriza um gradiente textural ao longo do perfil (Oliveira et al., 1999; Santos et al., 2018). Os Argissolos representam aproximadamente 24% da superfície do país, sendo encontrados praticamente em todas as regiões do Brasil e diversas condições de clima e relevo (Santos et al., 2018). Além disso, segundo Corá et al. (2014) áreas pedologicamente idênticas, se

submetidas a diferentes práticas de manejo, podem apresentar variabilidade distinta em atributos de solo.

### 3. MATERIAL E MÉTODOS

Foram amostradas duas áreas, localizadas no estado de São Paulo (Figura 1), sendo uma delas (Área A) de 313,53 ha, no município de Pongai/SP, cujo centro está nas coordenadas geográficas 21° 45' 56,75"S e 49° 24' 52,53"O e a outra, (Área B) de 312,40 ha, no município de Cafelândia/SP, cujo centro está nas coordenadas geográficas 21° 46' 21,98"S e 49° 27' 32,17"O.

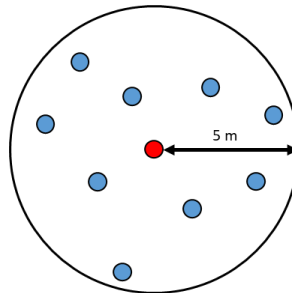


**Figura 1.** Localização das áreas amostradas

A análise granulométrica de todas as amostras revelou que a composição granulométrica média da Área A, na camada 0-0,25 m é 82,6 % de areia, 5,4 % de silte e 12,0 % de argila, e na camada 0,25-0,50 m, 79,1 % de areia, 5,9 % de silte e 15,0 % de argila. Na Área B, a composição granulométrica média é 82,3% de areia, 4,7 % de silte e 13,0 % de argila na camada 0-0,25 m e 79,1 % de areia, 5,3 % de silte e 15,6 % de argila na camada 0,25-0,50 m. De acordo com levantamento pedológico realizado pela usina, os solos de ambas as áreas foram classificados em

Argissolo Amarelo eutrófico (PAe), Argissolo Vermelho-Amarelo álico (PVAa), Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico (PVAd), Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico (PVAe) e Argissolo Vermelho álico (PVa). Atualmente, as duas áreas estão cultivadas com cana-de-açúcar, cujos plantio e colheita são mecanizados.

Em cada área, foram coletadas amostras na densidade amostral de 1:1 ha, com utilização de trado tipo rosca; cada amostra foi composta por 10 subamostras, sendo a central georreferenciada e as demais, coletadas em até 5 m de distância da central (Figura 2). Cada ponto amostral foi representado por duas amostras compostas; uma amostra coletada na profundidade de 0-0,25 m e a outra amostra coletada na profundidade de 0,25-0,50 m. Para a localização dos pontos de amostragem em campo foi utilizado receptor GNSS modelo Garmin eTrex 30.



**Figura 2.** Esquema de amostragem de solo, com 10 subamostras para formar uma amostra composta, coletadas aleatoriamente em um raio de 5 m do ponto georreferenciado.

### **Análises laboratoriais**

Após as coletas, as amostras foram encaminhadas ao laboratório para análise química dos parâmetros utilizados para caracterizar a fertilidade do solo e, com base nesses dados, foram calculadas a CTC Total e saturação por bases (V%) segundo procedimentos descritos por Raij et al. (1987).

### **Análises dos dados**

Para avaliar a variabilidade dos atributos químicos do solo, a partir do mapa de densidade de um ponto a cada 1 ha de cada área, foram excluídos aleatoriamente pontos e construídos mapas nas densidades de um ponto a cada 2; 3; 4 e 5 ha. Os

pontos foram retirados, de modo que uma amostra passasse a representar uma área onde anteriormente duas ou mais amostras a representavam.

Os atributos escolhidos para esse estudo foram CTC e saturação por bases (V%), por serem os parâmetros utilizados no cálculo de necessidade de calagem para a cultura de cana-de-açúcar (Raij et al., 1987).

Os dados de CTC e V% foram submetidos à análise estatística descritiva, para obtenção da média, mediana, valores máximo e mínimo, desvio padrão, coeficiente de variação (CV), coeficiente de assimetria e curtose e distribuição da frequência dos dados utilizando o programa SAS (SAS Institute, 1995). Com base nos valores de CV obtidos, as dispersões dos dados foram classificadas em: baixa, para  $CV < 15\%$ ; moderada, para CV de 15% a 35%; e alta, para  $CV > 35\%$  (Wilding e Drees, 1983). Para verificar a hipótese de normalidade dos dados, conduziu-se o teste de Shapiro e Wilk (1965), utilizando o programa SAS (SAS Institute, 1995).

Em seguida, os dados foram submetidos à análise geoestatística por meio da modelagem do variograma experimental utilizando o software GS+ (Robertson, 1998). A escolha do modelo ajustado aos variogramas foi baseada no coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e nos coeficientes linear (a) e angular (b), obtidos nos procedimentos de validação cruzada (Vieira, 2000). Na validação cruzada, cada valor observado é retirado e, posteriormente, estimado, utilizando os parâmetros do modelo ajustado e os valores observados nas amostras vizinhas.

Com base no modelo utilizado para o ajuste dos dados, foram obtidos os seguintes parâmetros do variograma: efeito pepita ( $C_0$ ); patamar ( $C_0+C_1$ ) e o alcance da dependência espacial (a). A partir desses dados calculou-se o grau de dependência espacial proposto por Seidel e Oliveira (2016), dado pelas seguintes expressões para os modelos esférico (Equação 1), exponencial (Equação 2) e gaussiano (Equação 3), respectivamente:

$$IDE_{\text{Esférico}}(\%) = 0,375 \times \left( \frac{C_1}{C_0+C_1} \right) \times \left( \frac{a}{0,5MD} \right) \times 100 \quad \text{Eq. 1}$$

$$IDE_{\text{Exponencial}}(\%) = 0,317 \times \left( \frac{C_1}{C_0+C_1} \right) \times \left( \frac{a}{0,5MD} \right) \times 100 \quad \text{Eq. 2}$$

$$IDE_{\text{Gaussiano}}(\%) = 0,514 \times \left( \frac{C_1}{C_0+C_1} \right) \times \left( \frac{a}{0,5MD} \right) \times 100 \quad \text{Eq. 3}$$

onde  $0,5MD$  é a metade da distância máxima entre os pontos amostrados e atribuiu-se valor 1 à relação  $\left(\frac{a}{0,5MD}\right)$ , quando esta resulta em valor maior do que 1.

Baseado nos resultados, para o modelo esférico considerou-se dependência espacial fraca quando o IDE  $\leq 7\%$ ; moderada, quando  $7\% < IDE \leq 15\%$  e forte quando o IDE  $> 15\%$ ; para o modelo exponencial, considerou-se dependência espacial fraca quando IDE  $\leq 6\%$ ; moderada, quando  $6\% < IDE \leq 13\%$  e forte quando o IDE  $> 13\%$  e para o modelo gaussiano, considerou-se dependência espacial fraca quando IDE  $\leq 9\%$ ; moderada, quando  $9\% < IDE \leq 20\%$  e forte quando o IDE  $> 20\%$ .

Após a modelagem dos variogramas, utilizando os dados da validação cruzada de cada densidade amostral e de cada interpolador, os pontos reais e estimados foram comparados por meio da correlação ( $r$ ), interpretado como um índice de precisão e do RMSE (“root mean square error” - Raiz do Erro Quadrático Médio), que fornece a estimativa do erro médio, interpretado como um índice de acurácia (Li e Heap, 2008; Siqueira et al., 2015).

Os dados das diferentes densidades amostrais foram interpolados por meio da krigagem ordinária e inverso do quadrado da distância, utilizando o software SMS Advanced (Ag Leader Technology, 2017). Utilizando o mesmo programa e a mesma metodologia, foram gerados mapas de necessidade de calagem, elevando a saturação por bases do solo a 70% e utilizando o calcário com PRNT de 85%, por serem esses os parâmetros mais utilizados atualmente pelas usinas sucroalcooleiras no estado de São Paulo.

Os mapas de aplicação gerados nas densidades amostrais 1:2, 1:3, 1:4 e 1:5 pelos dois interpoladores foram comparados com o mapa interpolado na densidade amostral 1:1 por meio da correlação linear de pearson ( $r$ ) e do RMSE (“root mean square error” - Raiz do Erro Quadrático Médio).

#### **4. RESULTADOS E DISCUSSÃO**

Os valores médios de CTC foram muito semelhantes do ponto de vista agrônômico nas diferentes densidades amostrais (Tabelas 1 e 2), evidenciando que a

diminuição da densidade amostral não produz grandes efeitos na caracterização média das duas áreas estudadas. Na área A, na profundidade de 0-0,25 m os valores médios variaram de 41,46  $\text{mmol}_c.\text{dm}^{-3}$  (1:3 ha) a 42,66  $\text{mmol}_c.\text{dm}^{-3}$  (1:4 ha), ou seja, a variação média foi de 2,6%, enquanto que na camada de 0,25-0,50 m, a CTC média variou de 40,10  $\text{mmol}_c.\text{dm}^{-3}$  (1:4 ha) a 41,35  $\text{mmol}_c.\text{dm}^{-3}$  (1:5 ha), variação de 3,1% (Tabela 1). Na área B, os valores médios de CTC tiveram uma variação de 2,9% na camada de 0-0,25 m, entre 36,02  $\text{mmol}_c.\text{dm}^{-3}$  (1:2 ha) a 37,125  $\text{mmol}_c.\text{dm}^{-3}$  (1:5 ha) e 2,1% na camada de 0,25-0,50 m, variando 32,66  $\text{mmol}_c.\text{dm}^{-3}$  (1:3 ha) a 33,01  $\text{mmol}_c.\text{dm}^{-3}$  (1:4 ha) (Tabela 2).

Em relação ao V%, os valores médios na camada de 0-0,25 m variaram de 53,32% (1:5 ha) a 55,37% (1:4 ha) na área A e 57,83% (1:4 ha) a 60,32% (1:5) na área B, enquanto que na camada de 0,25-0,50 m, os valores médios de V% da área A variaram de 45,19% na densidade amostral de 1:5 ha a 46,38% na densidade amostral de 1:3 ha (Tabela 1) e na área B variaram de 49,32% na densidade amostral de 1:4 ha a 50,71% na densidade amostral de 1:5 ha (Tabelas 1 e 2). Esses valores podem ser considerados semelhantes do ponto de vista agrônômico. Segundo de Raij et al. (1997), os valores de V% obtidos são classificados como médios ( $51\% < V\% < 70\%$ ) na profundidade 0-0,25 m e baixos ( $26\% < V\% < 50\%$ ), na profundidade de 0,25-0,50 m. De acordo com Ronquim (2010), os solos podem ser considerados férteis quando o V% é superior à 50% e pouco férteis quando V% é inferior à 50%. Assim as duas áreas estudadas podem ser consideradas de média fertilidade na camada de 0-0,25 m, mas pouco férteis, na camada de 0,25-0,50 m.

**Tabela 1.** Estatísticas descritivas dos teores de CTC ( $\text{mmolc.dm}^{-3}$ ) e V% determinados nas diferentes densidades amostrais na Área A.

Atributo	Profundidade (m)	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Variância	CV	Coeficiente		Shapiro-Wilk
									Assimetria	Curtose	p-value
1 ponto a cada 1 ha (n=314)											
CTC	0-0,25	42,08	40,33	100,83	25,24	10,06	101,21	23,91	1,89	6,27	<0,0001
	0,25-0,50	40,33	38,26	117,92	25,44	10,22	104,40	25,33	2,42	12,16	<0,0001
V%	0-0,25	54,56	55,60	83,14	21,57	10,44	108,62	19,13	-0,36	0,26	0,0405
	0,25-0,50	46,06	47,30	81,34	21,39	11,24	126,39	24,38	-0,02	0,31	0,0092
1 ponto a cada 2 ha (n=157)											
CTC	0-0,25	41,78	39,98	81,98	27,87	8,81	77,54	21,14	1,36	2,82	<0,0001
	0,25-0,50	40,10	37,93	78,83	26,52	9,04	81,63	22,60	1,42	2,62	<0,0001
V%	0-0,25	54,04	55,44	79,26	21,57	9,75	95,05	18,10	-0,57	0,54	0,0074
	0,25-0,50	46,07	47,86	78,43	21,39	10,91	118,97	23,75	-0,06	-0,3	0,0682
1 ponto a cada 3 ha (n=107)											
CTC	0-0,25	41,46	40,16	82,83	25,24	9,08	82,43	21,90	1,42	3,70	<0,0001
	0,25-0,50	41,28	39,36	118,76	27,11	10,89	118,76	26,40	3,52	21,25	<0,0001
V%	0-0,25	53,47	53,79	75,85	31,03	10,18	103,63	19,04	-0,12	-0,65	0,4318
	0,25-0,50	46,50	47,49	81,34	21,70	11,18	125,02	24,05	0,01	-0,13	0,2733
1 ponto a cada 4 ha (n=76)											
CTC	0-0,25	42,66	41,42	84,64	25,73	11,42	130,32	26,94	1,85	4,10	<0,0001
	0,25-0,50	40,1	36,36	91,9	25,76	11,44	130,82	28,71	1,94	5,36	<0,0001
V%	0-0,25	55,37	56,94	81,05	24,64	10,82	117,13	19,68	-0,44	0,86	0,0493
	0,25-0,50	45,31	46,15	78,43	22,28	11,68	136,46	25,95	0,19	-0,34	0,5452
1 ponto a cada 5 ha (n=61)											
CTC	0-0,25	42,31	42,05	73,88	27,87	9,473	89,74	22,57	1,24	1,83	0,0001
	0,25-0,50	41,35	39,32	66,21	28,96	8,398	70,52	20,48	0,9	0,12	0,0019
V%	0-0,25	53,32	52,07	81,05	21,57	11,11	123,48	21,01	-0,15	0,32	0,8891
	0,25-0,50	45,19	45,32	68,88	23,05	11,12	123,69	24,81	-0,09	-0,68	0,4024

**Tabela 2.** Estatísticas descritivas dos teores de CTC ( $\text{mmolc.dm}^{-3}$ ) e V% determinados nas diferentes densidades amostrais na Área B.

Atributo	Profundidade (m)	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Variância	CV	Coeficiente		Shapiro-Wilk
									Assimetria	Curtose	p-value
1 ponto a cada 1 ha (n=316)											
CTC	0-0,25	39,50	35,01	75,95	22,00	6,63	43,91	18,16	1,64	4,93	<0,0001
	0,25-0,50	32,86	31,34	60,37	23,01	5,59	31,21	17,01	1,53	3,14	<0,0001
V%	0-0,25	59,08	59,96	86,83	13,51	10,32	106,57	17,48	-0,67	1,40	<0,0001
	0,25-0,50	49,95	49,99	81,78	11,79	10,79	116,52	21,61	-0,21	0,08	0,3727
1 ponto a cada 2 ha (n=158)											
CTC	0-0,25	36,02	34,38	75,95	22,00	7,04	49,48	19,54	1,95	6,91	<0,0001
	0,25-0,50	32,76	31,46	60,37	23,01	5,83	33,99	17,80	1,60	3,88	<0,0001
V%	0-0,25	58,16	59,61	86,83	13,51	11,32	128,12	19,45	-0,72	1,39	<0,0001
	0,25-0,50	49,39	49,40	81,78	11,79	11,61	134,73	23,50	-0,30	0,12	0,4213
1 ponto a cada 3 ha (n=102)											
CTC	0-0,25	36,09	34,82	63,99	24,46	6,31	39,87	17,50	1,42	3,12	<0,0001
	0,25-0,50	32,66	31,31	60,37	23,01	6,11	37,29	18,70	1,89	4,62	<0,0001
V%	0-0,25	58,76	60,51	78,12	30,50	9,78	95,56	16,64	-0,50	-0,29	0,0300
	0,25-0,50	49,55	49,92	81,78	26,12	10,56	111,58	21,32	0,06	-0,16	0,2867
1 ponto a cada 4 ha (n=81)											
CTC	0-0,25	35,67	33,95	63,99	22,00	6,91	47,81	19,38	4,49	3,00	<0,0001
	0,25-0,50	33,01	31,58	60,37	23,01	6,44	41,53	19,52	1,69	4,01	<0,0001
V%	0-0,25	57,83	58,91	81,10	30,50	10,06	101,21	17,40	-0,18	-0,18	0,8292
	0,25-0,50	49,32	49,87	81,78	26,12	10,32	115,28	21,77	0,16	0,00	0,5190
1 ponto a cada 5 ha (n=64)											
CTC	0-0,25	37,13	36,23	52,91	27,66	5,82	33,86	15,67	1,21	1,15	<0,0001
	0,25-0,50	32,86	31,81	50,28	25,63	4,69	21,96	14,26	1,53	3,21	<0,0001
V%	0-0,25	60,32	59,93	81,10	35,60	8,76	76,70	14,52	-0,09	0,32	0,3883
	0,25-0,50	50,71	49,57	71,44	22,68	10,29	105,95	20,30	-0,29	-0,09	0,7149

Nas duas áreas, à medida que a densidade amostral diminuiu (menor número de pontos amostrados), a amplitude entre os valores mínimos e máximos, tanto da CTC quanto do V%, também diminuiu (Tabelas 1 e 2). Dessa forma, densidades amostrais maiores, que implicam em maiores números de amostras coletadas, possibilitam identificar locais com valores extremos de CTC e V%, que, se não corrigidos, podem induzir à ocorrência de zonas de restrição à produtividade. Tais resultados corroboram Cherubin et al. (2015) ao estudarem os teores de P e K em Latossolo Vermelho observando que a redução da densidade amostral diminuiu a acurácia na caracterização da variabilidade espacial de P e K.

Na área A, o teste de Shapiro e Wilk (1965) mostrou que somente os dados referentes à V% na camada de 0-0,25 m, na densidade de 1:1 ha, V% na camada de 0,25-0,50 cm, na densidade amostral de 1:2 ha e V% nas duas camadas de profundidade nas densidades amostrais 1:3, 1:4, 1:5 ha apresentaram distribuição normal ( $p > 0,01$ ) (Tabela 1). Fato semelhante foi verificado na área B, na qual somente os dados de V% na camada 0-0,25 m em todas as densidades amostrais e na camada 0,25-0,50 nas densidades amostrais 1:3, 1:4 e 1:5 apresentaram distribuição normal ( $p > 0,01$ ) (Tabela 2). Porém, para todos os parâmetros, os valores de média e mediana foram semelhantes (Tabelas 1 e 2) e, segundo Little e Hills (1978), quando os valores das médias e medianas são semelhantes, os dados apresentam distribuição próxima da normal ou não apresentam assimetria acentuada. De fato, os valores de assimetria e curtose também indicam distribuição próxima ao normal, pois são próximos de zero. Vale ressaltar que Cressie (1991) relatou que a normalidade dos dados não é imprescindível para análise geoestatística; é conveniente, somente, que a curva não tenha uma longa cauda, o que pode prejudicar as análises. As distribuições das frequências dos dados das áreas A e B podem ser observadas nos anexos 1 e 2.

Considerando a dispersão relativa dos dados fornecida pelo CV, os parâmetros CTC e V% nas duas áreas amostradas, em todas as camadas e densidades amostrais, apresentaram CVs moderados, concordando com vários autores, entre os quais Cherubin et al. (2014; 2015), Nanni et al. (2011) e Santi et al. (2012), que também encontraram CVs moderados para diversos parâmetros de fertilidade do solo.

Na área A, o modelo matemático ajustado para a variável CTC em todas as profundidades e densidades amostrais foi o esférico (Tabela 3, Anexo 3). Na área B, também foi o modelo matemático esférico que melhor se ajustou à variável CTC, exceto na densidade amostral 1:5 ha na camada 0-0,25 m, na qual não foi possível captar estrutura de dependência espacial, caracterizando assim o efeito pepita puro (EPP) (Tabela 4, Anexo 4). Portanto, na densidade amostral de 1:5 ha na área B, a distância entre os pontos de amostragem foi grande demais para permitir a detecção da dependência espacial entre eles, em relação à CTC; com essa densidade amostral, o uso de interpoladores geoestatísticos, como a krigagem, para confecção de mapas já não seria mais recomendado. De acordo com Webster e Oliver (2007) e Webster e Lark (2012), o aumento da distância entre os pontos amostrais, reduzindo o número de pontos coletados, diminui a precisão dos modelos ajustados até a perda de sua estrutura de dependência espacial, indicando um sistema aleatório.

Em relação ao V%, os modelos matemáticos que se ajustaram ao variograma experimental variaram entre as áreas amostradas e entre as densidades amostrais. Na área A, o modelo esférico foi o que melhor se ajustou na densidade amostral 1:1 ha nas duas camadas e na densidade amostral 1:2 ha na segunda camada (0,25-0,50 m); o modelo exponencial foi o que melhor se ajustou nas densidades amostrais 1:2 ha na camada 0-0,25 m, 1:4 ha na camada de 0,25-0,50 m e 1:5 nas duas camadas; não foi possível capturar dependência espacial da variável V% nas densidades amostrais 1:3 ha nas duas camadas e 1:4 ha na camada de 0-0,25 m, caracterizando o EPP (Tabela 3, Anexo 3). O fato de ter-se conseguido capturar a dependência espacial de V% na densidade amostral de 1:5, mas não na de 1:3, pode ser atribuído a escolhas dos pontos amostrados para o ajuste dos variogramas.

Na área B, o modelo matemático que melhor se ajustou foi o exponencial, com exceção da densidade amostral de 1:2 ha, na qual houve melhor ajuste do modelo esférico nas duas camadas, e da densidade amostral 1:5, na qual não foi possível capturar a estrutura de dependência espacial (Tabela 4, Anexo 4). Segundo Oliver e Webster (2014), a mudança do modelo exponencial para o esférico está relacionada à representatividade de mudanças abruptas ao longo da paisagem.

**Tabela 3.** Parâmetros dos modelos de variogramas ajustados para as diferentes densidades amostrais na Área A.

Atributos	Profundidade (m)	Modelo	C <sub>0</sub>	C <sub>0</sub> +C <sub>1</sub>	Alcance (m)	R <sup>2</sup>	IDE
1:1 ha (n=314)							
CTC	0-0,25	Esférico	46,60	101,90	701	0,91	20,35
	0,25-0,50	Esférico	51,50	103,10	858	0,91	18,77
V%	0-0,25	Esférico	70,00	106,10	400	0,56	12,76
	0,25-0,50	Esférico	75,00	123,90	430	0,58	14,80
1:2 ha (n=157)							
CTC	0-0,25	Esférico	36,90	78,49	636	0,88	19,87
	0,25-0,50	Esférico	40,10	80,98	824	0,94	18,93
V%	0-0,25	Exponencial	40,00	94,00	380	0,66	18,21
	0,25-0,50	Esférico	50,00	118,00	300	0,57	21,61
1:3 ha (n=107)							
CTC	0-0,25	Esférico	34,40	82,11	610	0,91	21,79
	0,25-0,50	Esférico	24,30	116,00	530	0,75	29,64
V%	0-0,25	Efeito Pepita Puro					
	0,25-0,50	Efeito Pepita Puro					
1:4 ha (n=76)							
CTC	0-0,25	Esférico	28,20	133,90	523	0,93	29,60
	0,25-0,50	Esférico	28,80	129,80	501	0,67	29,18
V%	0-0,25	Efeito Pepita Puro					
	0,25-0,50	Exponencial	24,20	152,30	624	0,83	26,66
1:5 ha (n=61)							
CTC	0-0,25	Esférico	8,00	99,90	621	0,87	34,50
	0,25-0,50	Esférico	13,00	72,61	739	0,74	30,79
V%	0-0,25	Exponencial	50,00	125,00	500	0,75	19,02
	0,25-0,50	Exponencial	40,00	125,00	500	0,90	21,56

C<sub>0</sub>-Efeito pepita, C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub>- Patamar; R<sup>2</sup>-coeficiente de determinação do modelo ajustado; CTC-Capacidade de Troca Catiônica (mmolc.dm<sup>-3</sup>); V%-Saturação por Bases; IDE-Índice de Dependência Espacial proposto por Seidel e Oliveira (2016).

**Tabela 4.** Parâmetros dos modelos de variogramas ajustados para as diferentes densidades amostrais na Área B.

Atributos	Profundidade (m)	Modelo	C <sub>0</sub>	C <sub>0</sub> +C <sub>1</sub>	Alcance (m)	R <sup>2</sup>	IDE
1:1 ha							
CTC	0-0,25	Esférico	23,16	46,33	692	0,66	18,75
	0,25-0,50	Esférico	15,75	33,88	1048	0,86	20,07
V%	0-0,25	Exponencial	58,10	116,30	1074	0,80	15,86
	0,25-0,50	Exponencial	42,96	120,10	294	0,65	20,36
1:2 ha							
CTC	0-0,25	Esférico	23,83	52,43	634	0,44	20,46
	0,25-0,50	Esférico	16,77	36,43	740	0,67	20,24
V%	0-0,25	Esférico	75,00	138,50	931	0,71	17,19
	0,25-0,50	Esférico	63,90	139,80	516	0,58	20,36
1:3 ha							
CTC	0-0,25	Esférico	16,21	42,25	800	0,79	23,11
	0,25-0,50	Esférico	15,90	39,96	716	0,64	22,58
V%	0-0,25	Exponencial	52,00	101,00	800	0,83	15,87
	0,25-0,50	Exponencial	29,00	114,90	321	0,38	23,70
1:4 ha							
CTC	0-0,25	Esférico	20,50	52,29	1143	0,78	22,80
	0,25-0,50	Esférico	23,97	47,95	1100	0,59	18,75
V%	0-0,25	Exponencial	37,70	111,20	1164	0,87	20,95
	0,25-0,50	Exponencial	0,10	122,20	465	0,53	31,67
1:5 ha							
CTC	0-0,25	Efeito Pepita Puro					
	0,25-0,50	Esférico	3,72	21,85	597	0,52	31,12
V%	0-0,25	Efeito Pepita Puro					
	0,25-0,50	Efeito Pepita Puro					

C<sub>0</sub>-Efeito pepita, C<sub>0</sub>+C<sub>1</sub>- Patamar; R<sup>2</sup>-coeficiente de determinação do modelo ajustado; CTC-Capacidade de Troca Catiônica (mmolc.dm<sup>-3</sup>); V%-Saturação por Bases; IDE-Índice de Dependência Espacial proposto por Seidel e Oliveira (2016).

McBratney e Webster (1986) estudaram modelos de ajustes dos variogramas para as propriedades do solo e relataram que os modelos esférico e exponencial eram os mais frequentemente encontrados. Outros estudos, como os de Trangmar et al. (1987), Souza (1992), Cambardella et al. (1994), Salviano (1996), Grego e Vieira (2005), Dalchiavon et al. (2012) e Siqueira et al. (2014), também descreveram o modelo esférico como o mais adaptado para captar o comportamento de variogramas de atributos de solo e planta.

Assim, os variogramas ajustados de CTC e V% no presente trabalho coincidem com os encontrados em literatura.

O alcance do variograma pode ser utilizado como indicador da heterogeneidade do atributo estudado e pode auxiliar no planejamento amostral (Montanari et al., 2012), pois representa a distância dentro da qual as amostras estão correlacionadas espacialmente (Ferrari et al., 2018). Considerando cada densidade amostral, nota-se que, em todas elas, o valor do alcance para CTC diferiu do valor do alcance para V%; para um mesmo atributo, o valor do alcance na profundidade 0-0,25 m também diferiu do alcance na profundidade 0,25-0,50 m. Esses resultados revelam que, além da variabilidade horizontal, há variação vertical. Diferenças nos valores do alcance para diferentes atributos na mesma profundidade e diferenças nos valores de alcance para um mesmo atributo em profundidades diferentes podem dificultar o planejamento amostral.

Variabilidade horizontal e vertical de vários atributos de solo, inclusive de V%, também foi observada por Dalchiavon et al. (2012), em estudo conduzido em Latossolo Vermelho distroférico sob sistema de plantio direto.

Segundo Gontijo et al. (2012), atributos que apresentam maior alcance de dependência espacial tendem a se apresentar mais homogêneos espacialmente. Por outro lado, baixos valores de alcance podem influir negativamente na qualidade das estimativas, uma vez que poucos pontos são usados para fazer a interpolação (Corá et al., 2004). Esse fato pode ser confirmado pela diferença nos valores de alcance obtidos nas diferentes densidades amostrais para os dois atributos: quando a densidade amostral foi maior, em geral os valores de alcance da CTC e V% foram maiores; à medida que a densidade amostral diminuiu, ou seja, à medida que o número de pontos amostrais diminuiu, os alcances dos dois atributos em geral diminuíram e, assim, as estimativas obtidas por interpolação podem se apresentar menos precisas (Gontijo et al., 2012).

Visto que, pelo menos em uma das áreas (Área A) não se conseguiu detectar a dependência espacial entre os pontos para ao menos um dos atributos de solo (V%) ao utilizar densidade amostral de 1:3 ha, sugere-se que a amostragem seja feita utilizando grade amostral de 1:2 ha.

De acordo com o IDE proposto por Seidel e Oliveira (2016), os dois parâmetros avaliados apresentaram forte dependência espacial, independentemente da camada e da área avaliada. Siqueira et al. (2015) também encontrou grau de dependência espacial forte para vários atributos de solo, inclusive V%, em duas profundidades (0-0,25 e 0,25-0,50 m), em seu estudo conduzido em Latossolo. Por outro lado, Grego e Vieira (2005) e Zanão Júnior et al. (2010) encontraram diferentes classificações de dependência espacial, que variaram em função das profundidades amostradas. Segundo Grego e Vieira (2005), a diferença de dependência espacial entre as duas camadas pode estar associada ao preparo do solo, já que os equipamentos de preparo podem movimentar demasiadamente a camada superior. Vale ressaltar que esses autores utilizaram o método de Cambardella (1994) para avaliar a dependência espacial, enquanto no presente trabalho foi utilizado o método de Seidel e Oliveira (2016).

A validação cruzada dos dados estimados por Krigagem ordinária (Krig) e pelo inverso do quadrado da distância (IQD) nas duas áreas gerou informações semelhantes: à medida que a densidade amostral diminuiu, o coeficiente angular (b) se distanciou do valor ideal 1 (Tabela 5, Anexos 5 a 8), demonstrando que, com a menor densidade amostral, há perda na detecção da variabilidade no campo. Esses resultados são semelhantes aos de Siqueira et al. (2015), ao estudar a variabilidade da suscetibilidade magnética e de V%, em diferentes densidades amostrais em Latossolo, no município de Guataparã-SP, e também detectou que o coeficiente angular (b) da validação cruzada por Krigagem afastava-se do valor ideal à medida que aumentava a densidade amostral.

A validação cruzada de ambos os métodos de interpolação também revelou que, para CTC, quanto menor o número de pontos amostrados, a interpolação pelo IQD resultou em coeficiente angular (b) mais próximo do valor ideal, em comparação com a interpolação por Krigagem. Para V%, esse fato não foi tão nítido (Tabela 5, Anexos 5 a 8).

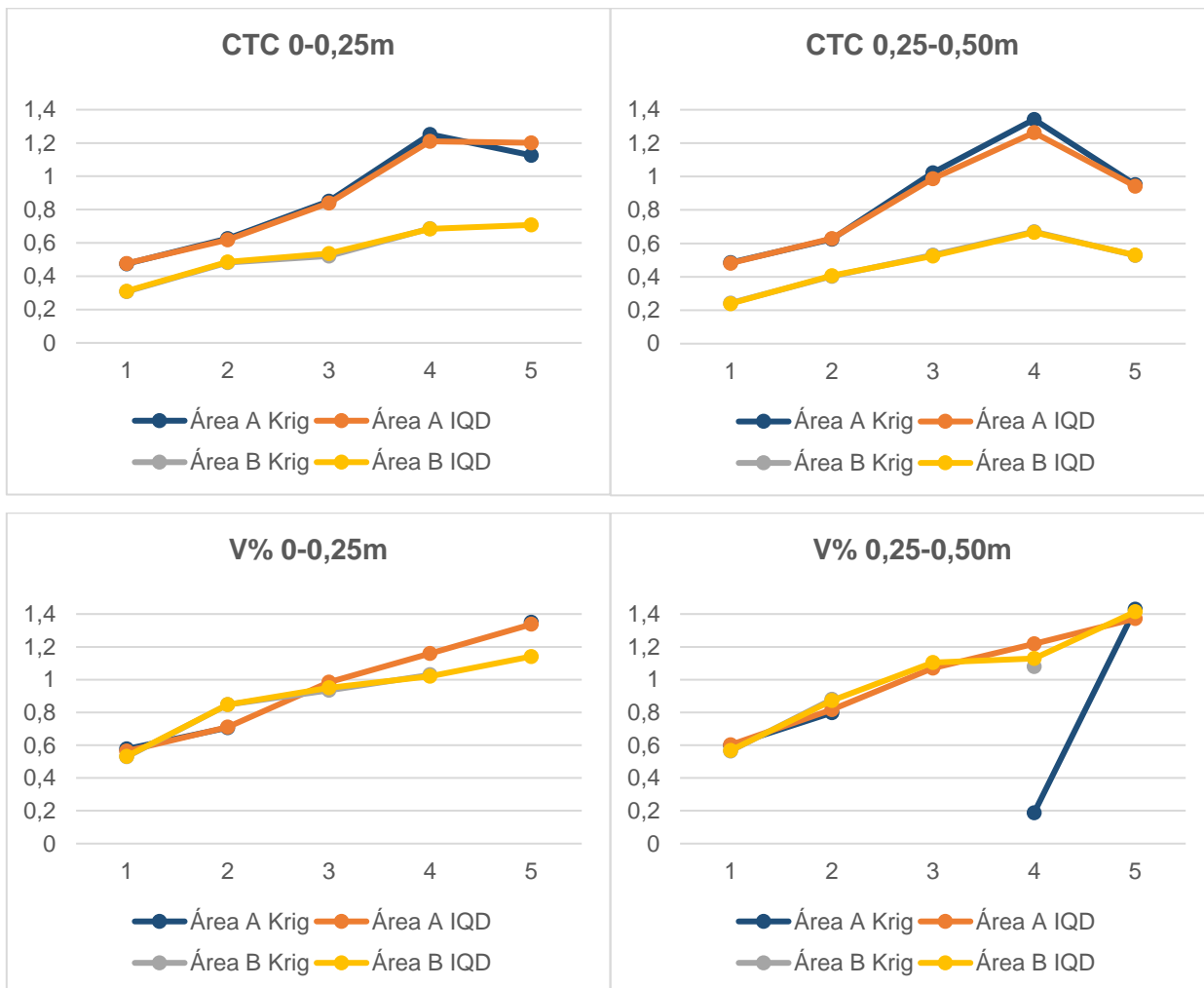
**Tabela 5.** Coeficiente lineares (a) e coeficientes angulares (b) fornecidos pelas validações cruzadas nas Áreas A e B.

			Área A				Área B			
			Krig		IQD		Krig		IQD	
			a	b	a	b	a	b	a	b
1:1 ha	CTC	0-0,25	1,05	0,98	0,90	0,99	0,46	0,99	1,43	0,96
		0,25-0,50	0,35	0,99	0,39	1,00	-1,77	1,06	-1,85	1,06
	V%	0-0,25	15,16	0,72	16,80	0,69	10,33	0,83	12,86	0,78
		0,25-0,50	4,72	0,91	13,70	0,70	8,90	0,82	9,51	0,81
1:2 ha	CTC	0-0,25	5,95	0,86	2,13	0,95	3,10	0,91	1,68	0,96
		0,25-0,50	12,47	0,73	1,26	0,98	2,64	0,92	1,74	0,95
	V%	0-0,25	8,64	0,84	6,08	0,89	14,56	0,75	16,01	0,72
		0,25-0,50	5,38	0,88	7,25	0,84	12,05	0,76	12,05	0,76
1:3 ha	CTC	0-0,25	17,04	0,59	14,24	0,66	1,05	0,97	3,16	0,92
		0,25-0,50	18,25	0,56	12,18	0,71	4,34	0,87	3,25	0,91
	V%	0-0,25	-	-	28,24	0,47	21,71	0,63	26,71	0,55
		0,25-0,50	-	-	22,09	0,53	-	-	42,13	0,15
1:4 ha	CTC	0-0,25	15,38	0,64	-5,18	1,13	5,01	0,86	1,98	0,95
		0,25-0,50	23,55	0,42	8,82	0,79	7,91	0,76	6,30	0,81
	V%	0-0,25	-	-	9,56	0,83	14,93	0,75	12,92	0,78
		0,25-0,50	3,78	0,92	0,64	0,99	1,98	0,96	10,92	0,78
1:5 ha	CTC	0-0,25	11,04	0,74	17,41	0,59	-	-	12,39	0,67
		0,25-0,50	10,07	0,74	2,98	0,93	7,61	0,77	3,16	0,91
	V%	0-0,25	9,12	0,83	8,32	0,85	-	-	53,59	0,11
		0,25-0,50	24,17	0,459	10,27	0,77	-	-	106,51	-1,09

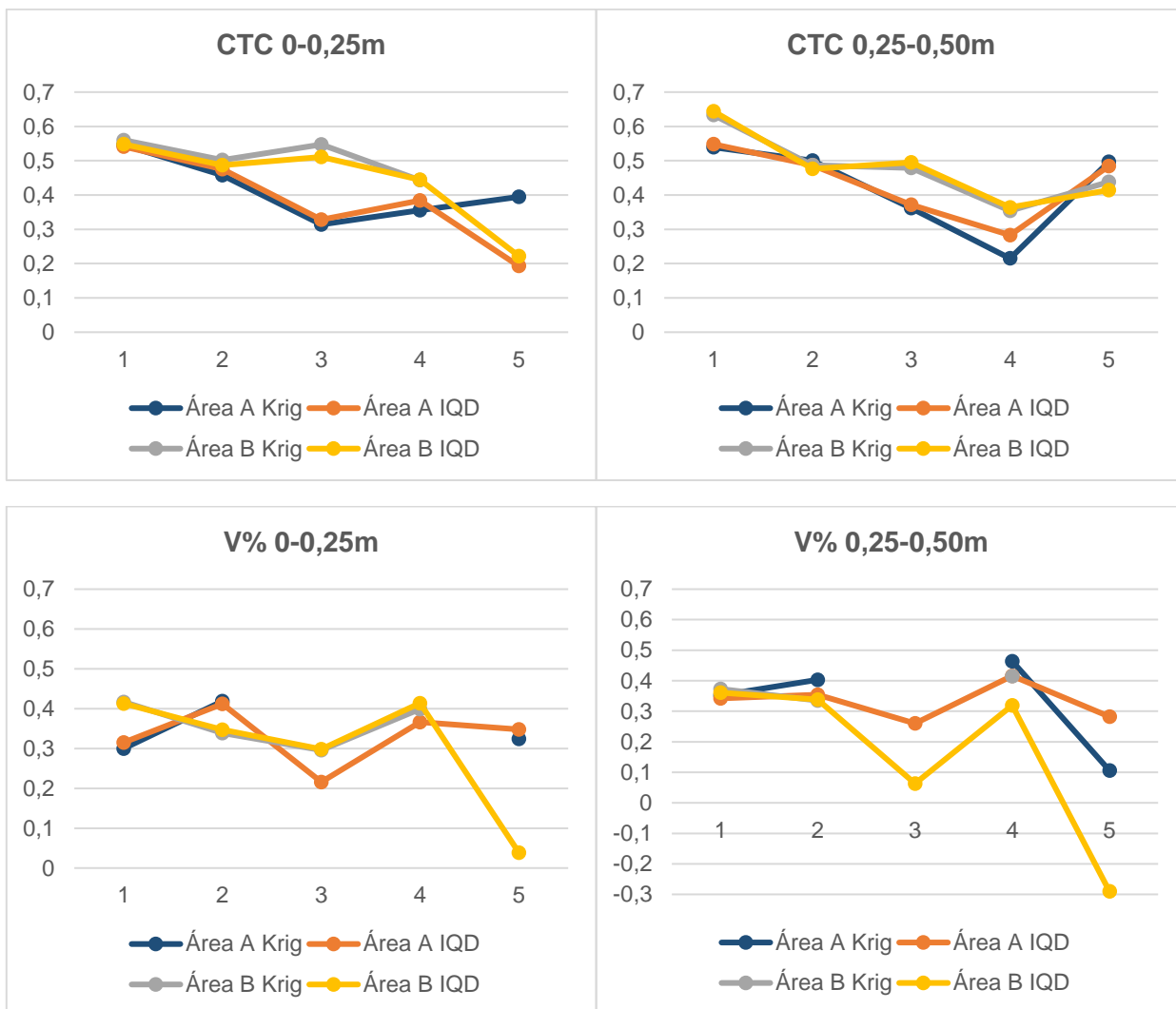
CTC - Capacidade de Troca Catiônica ( $\text{mmolc.dm}^{-3}$ ); V% - Saturação de Bases; (a)-Coeficiente linear; (b)-Coeficiente angular; Krig-Krigagem; IQD-Inverso do Quadrado da Distância

Segundo Siqueira et al. (2015), o valor da correlação (r) pode ser interpretado como um índice de precisão, e o RMSE, como um índice de acurácia. Considerando os dois interpoladores e comparando os resultados do coeficiente de correlação linear (r) e RMSE (Figuras 2 e 3), constatou-se que, para as duas áreas, à medida em que diminuiu a densidade amostral e, conseqüentemente, aumentou a distância entre os pontos amostrais, os valores de correlação (r) entre os pontos diminuíram e os valores de RMSE aumentaram, ou seja, a medida que a densidade amostral diminui, os valores estimados pelas interpolações dos pontos apresentaram maiores dissimilaridades. Esses resultados são similares aos encontrados por Cherubin et al. (2015) ao estudarem a variabilidade espacial de fósforo e potássio em Latossolo Vermelho, e por Siqueira et al. (2015), que

avaliou a influência da densidade amostral para argila e soma de bases em Latossolo no município de Guatapar-SP.



**Figura 3.** Valores de RMSE de CTC e V% para as diferentes densidades amostrais e interpoladores nas reas A e B.



**Figura 4.** Valores de correlação de CTC e V% para as diferentes densidades amostrais e interpoladores nas áreas A e B

Considerando a mesma área, mesmo parâmetro de solo, mesma densidade amostral e mesma camada de solo, os valores de  $r$  e RMSE ao utilizar krigagem foram semelhantes aos valores encontrados quando se utilizou IQD (Figuras 2 e 3), revelando que não houve diferença entre os interpoladores para a espacialização de CTC e V%. Souza et al. (2012) também concluíram que esses dois métodos de interpolação foram eficientes na inferência de dados de pH, H+Al e soma de bases, sem se mostrarem significativamente diferentes entre si. Fato semelhante foi observado por Amaral e Justina

(2019), que estudaram os dois interpoladores na espacialização de K em três áreas no estado de São Paulo.

Apesar dos valores de  $r$  e RMSE indicarem semelhança entre os dois interpoladores, em relação a CTC e V%, os mapas gerados para cada atributo diferem ligeiramente entre si, em função do interpolador utilizado (Anexos 7 a 13). Somente foram interpolados pela krigagem os parâmetros que apresentaram dependência espacial, por não ser possível a interpolação por esse método quando não se capta a estrutura de dependência espacial, ou seja, quando se tem efeito pepita puro. Em relação ao IQD como interpolador, optou-se pela não construção dos mapas quando a validação cruzada dos pontos foi negativa, por indicar relação inversa aos pontos reais e estimados (Figura 4).

Nas duas áreas estudadas, os valores de CTC e V% em ambas as camadas estimados pelos dois interpoladores foram distribuídos em 5 classes, adaptadas do Boletim 100 (Raij et al., 1984). As áreas (ha) contidas em cada classe de CTC ou V%, nas duas camadas, estão nas Tabelas 6 (Área A) e 7 (Área B). Em cada área de estudo, para um mesmo parâmetro e camada amostrada, a interpolação por Krigagem resultou em áreas (ha) com valores extremos em maior frequência do que quando o interpolador foi o IQD, independentemente da densidade amostral. Esse resultado foi mais nítido para V%.

Comparando os mesmos parâmetros e interpoladores, Silva et al. (2008) observaram pequenas diferenças entre os mapas de CTC em função dos métodos de interpolação, mas notaram diferenças maiores entre os mapas de V% em função dos interpoladores, com menor continuidade dos valores no mapa estimado pelo IQD em comparação com o mapa elaborado por krigagem.

**Tabela 6.** Representatividade das classes de variabilidade de CTC e V% em hectares (Área A).

		Área A									
		IQD					Kri				
		1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5
CTC - 0-0,25	70,00 - 300,00	1,93	0	0	0	0	5,73	1,24	1,71	8,99	5,85
	35,00 - 70,00	301,24	304,814	295,85	299,39	311,938	260,42	273,16	268,88	246,37	256,08
	20,00 - 35,00	9,9	8,253	17,22	13,67	1,129	46,91	38,66	42,48	57,71	51,14
	10,00 - 20,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0,01 - 10,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CTC - 0,25-0,50	70,00 - 300,00	1,11	0	0,2	0,3	0	3,54	1,31	1,93	5,3	0
	35,00 - 70,00	253,01	268,96	282,41	246,64	276,86	223,4	235,28	261,8	206,4	237,08
	20,00 - 35,00	58,95	44,1	30,45	66,13	36,31	86,13	76,48	49,34	101,4	75,98
	10,00 - 20,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0,01 - 10,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V% - 0-0,25	70,00 - 100,00	0,6	0	0	2,8	0	5,1	2,5	---	---	17,4
	55,00 - 70,00	134,1	133,9	103,5	174,9	100,3	145,1	145,7	---	---	106,4
	40,00 - 55,00	175,3	179	209,6	133,1	209,9	149,8	151,3	---	---	167,6
	25,00 - 40,00	3	0,1	0	2,4	2,9	12,7	13,4	---	---	18,7
	0,01 - 25,00	0	0	0	0	0	0,4	0	---	---	3
V% - 0,25-0,50	70,00 - 100,00	0	0	0	0	0	1,39	0,86	---	4,9	0
	55,00 - 70,00	18,28	16,6	14,89	20,87	14,14	45,27	41,97	---	31,4	42,28
	40,00 - 55,00	245,85	249,27	255,81	224,54	248,19	187,58	195,87	---	172,7	190,73
	25,00 - 40,00	48,93	47,2	42,36	67,66	50,74	78,63	73,79	---	103,8	77,42
	0,01 - 25,00	0	0	0	0	0	0,19	0,58	---	0,3	2,64

**Tabela 7.** Representatividade das classes de variabilidade de CTC e V% em hectares (Área B).

		Área B									
		IQD					Kri				
		1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5
CTC - 0-0,25	70,00 - 300,00	0	0	0	0	0	0	0,1	0	0	---
	35,00 - 70,00	174,9	160,1	143,3	152,6	254,77	160,3	143,7	149,8	127	---
	20,00 - 35,00	137	151,8	168,7	159,4	57,18	151,6	168,1	162,1	185	---
	10,00 - 20,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	---
	0,01 - 10,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	---
CTC - 0,25-0,50	70,00 - 300,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	35,00 - 70,00	54,45	61,48	60,96	71,9	51,7	71,4	71,19	61	79,79	61,39
	20,00 - 35,00	257,5	250,47	250,99	240,05	260,25	240,55	240,76	250,95	232,15	250,56
	10,00 - 20,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0,01 - 10,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V% - 0-0,25	70,00 - 100,00	0	4,31	0	0,26	0,39	20,92	21,18	8,2	11,9	---
	55,00 - 70,00	251,34	212,66	218,55	212,8	299,63	201,76	187,34	207,35	192,6	---
	40,00 - 55,00	60,61	94,85	93,1	98,89	11,92	86,14	99,11	93,86	102,2	---
	25,00 - 40,00	0	0,13	0	0	0	2,9	4,03	2,53	5,2	---
	0,01 - 25,00	0	0	0	0	0	0,23	0,3	0	0	---
V% - 0,25-0,50	70,00 - 100,00	0	0	0	0	0	0,78	0,59	0,75	4,36	---
	55,00 - 70,00	56,82	52,3	21,18	40,05	26,2	89,71	89,58	68,01	75,72	---
	40,00 - 55,00	252,16	241,15	290,77	262,39	282,6	187,54	178,09	201,97	179,62	---
	25,00 - 40,00	2,96	18,51	0	9,51	3,15	33,46	43,16	41,22	52,25	---
	0,01 - 25,00	0	0	0	0	0	0,46	0,53	0	0	---

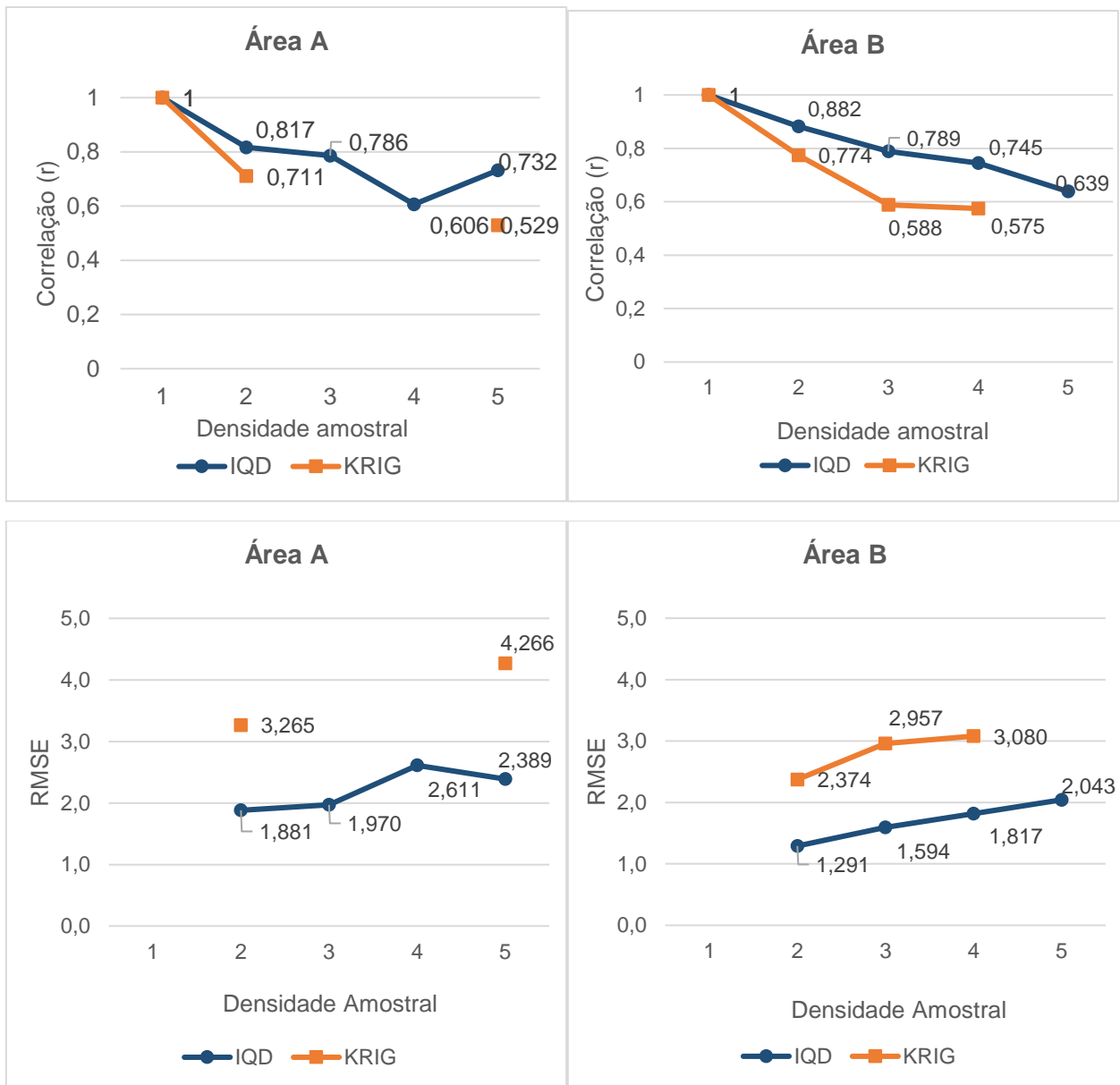
Os valores de correlação ( $r$ ) entre os mapas de necessidade de calcário em ambas as áreas mostram que, à medida que a densidade amostral diminuiu, os mapas ficaram mais distintos do mapa de densidade amostral 1:1 para ambos os métodos de interpolação (Figura 5). Apesar disso, nas duas áreas, os mapas de necessidade de calcário, gerados por meio do IQD, na densidade amostral 1:2 e 1:3 apresentam correlações similares com o mapa 1:1 (Área A:  $r=0,817$  ( $p<0,01$ ) e  $r=0,786$  ( $p<0,01$ ); Área B:  $r=0,882$  ( $p<0,01$ ) e  $r=0,789$  ( $p<0,01$ ), respectivamente).

Na área A, apesar do valor de correlação do mapa de necessidade de calcário na densidade 1:5 ter sido maior do que na densidade 1:4 e o valor de RMSE ter sido menor, isso pode ter ocorrido devido a flutuações dos dados, e não influenciam nos resultados finais, já que os valores são similares entre si ( $r=0,606$  ( $p<0,01$ ) e  $r=0,732$  ( $p<0,01$ ),  $RMSE=2,611$  e  $RMSE=2,389$ , nas densidades amostrais 1:4 e 1:5, respectivamente), fato que não ocorreu na área B. Observa-se também que os valores da correlação se reduzem menos ao diminuir a densidade amostral quando se interpola pelo IQD do que quando se usa a krigagem (Figura 5).

Em relação ao RMSE (Figura 5), nota-se também que as duas áreas tiveram comportamentos semelhantes: em densidades amostrais maiores, o RMSE foi maior para os mapas interpolados por krigagem do que para os mapas interpolados pelo IQD.

Os dados acima sugerem que a interpolação pelo IQD se mostrou mais adequada para confecção de mapas de necessidade de calcário, em ambas as áreas. Tais resultados são similares aos encontrados por Kravchenko (2003), que, com base neles, também recomendou que a interpolação pelo IQD fosse usada para conjuntos de dados para os quais os parâmetros do variograma não fossem conhecidos por meio de amostragens anteriores e para os conjuntos de dados com grandes distâncias entre os pontos da grade.

Kerry e Oliver (2008) também afirmaram que não se deve utilizar a krigagem com variogramas calculados a partir de poucos pontos espaçados em grandes distâncias, pois os mapas dos atributos do solo utilizados para determinar as taxas variáveis de fertilizantes e/ou defensivos não refletirão os principais padrões de variação presentes.



**Figura 5.** Correlação (r) e valores de RMSE entre o mapa de aplicação de calcário na densidade de um ponto a cada 1 ha com os mapas das densidades de um ponto a cada 2;3;4 e 5.

Embora, na teoria, a krigagem seja o procedimento de interpolação ideal (Isaaks e Srivastava, 1989), a sua aplicação correta requer uma determinação precisa da

estrutura espacial via construção de variograma e ajuste do modelo, sendo que podem ser necessárias pelo menos 100 amostras para obter um variograma confiável, que descreva corretamente a estrutura espacial (Webster e Oliver, 1992).

Baseado nos valores de correlação (Figura 5), pode-se inferir que, utilizando IQD para construção do mapa de necessidade de calcário, na densidade amostral 1:2 ha, na área A, haveria redução de 18,3 % na precisão e 1,97 % na acurácia, enquanto na Área B redução de 11,8% na precisão e 1,59% na acurácia, em relação aos mapas de necessidade de calcário na densidade de 1:1 ha.

## 5. CONCLUSÕES

A utilização de densidades amostrais maiores do que 1:2 ha não permite detectar a dependência espacial entre pontos para pelo menos um dos atributos do solo estudados.

Os mapas de CTC, V% e necessidade de calcário variaram em função do interpolador empregado, sendo que a interpolação pelo inverso do quadrado da distância tiveram valores de correlação e RMSE melhores ou semelhantes aos mapas interpolados por krigagem.

Para confecção de mapas de CTC, V% e de necessidade de calcário em Argissolos cultivados com cana-de-açúcar, deve-se utilizar densidade amostral de 1:2 ha e inverso do quadrado da distância como interpolador.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Amaral LR, Justina DDD (2019) Spatial dependence degree and sampling neighborhood influence on interpolation process for fertilizer prescription maps. **Engenharia Agrícola**, 39(SPE), 85-95. DOI: 10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v39nep85-95/2019

Azpurua MA, Ramos KD (2010) A comparison of spatial interpolation methods for estimation of average electromagnetic field magnitude. **Progress in electromagnetics research**, 14, 135-145.

Bernardi ADC, Gimenez LM, Machado PLOA, Silva CA (2004) Aplicação de fertilizantes a taxas variáveis. In: Machad PLOA, Bernardi ACC, Silva CA (Org.). **Agricultura de precisão para o manejo da fertilidade do solo em sistema plantio direto**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 153-164.

Bottega EL, Queiroz DMD, Pinto FDADC, Souza CMAD (2013) Variabilidade espacial de atributos do solo em sistema de semeadura direta com rotação de culturas no cerrado brasileiro. **Revista Ciência Agrônômica**, 44(1), 1-9. DOI: 10.1590/S1806-66902013000100001

BRASIL, Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, Secretaria de Desenvolvimento Agropecuário e Cooperativismo, Boletim técnico – Agricultura de Precisão, Brasília, 36 p, 2013

Cambardella CA, Moorman TB, Parkin TB, Karlen DL, Novak JM, Turco RF, Konopka AE (1994) Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil science society of America journal**, 58(5), 1501-1511.

Cantarella H, Rossetto R (2010) Fertilizers for sugar cane. In: Cortez LAB (Ed.). **Sugarcane bioethanol**. São Paulo: Blucher. 405-422.

Carvalho JRD, Assad ED (2005) Análise espacial da precipitação pluviométrica no Estado de São Paulo: comparação de métodos de interpolação. **Engenharia Agrícola**, 377-384.

Carvalho JRPD, Assad ED, Pinto HS (2012) Interpoladores geoestatísticos na análise da distribuição espacial da precipitação anual e de sua relação com altitude. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 47(9),1235-1242. DOI: 10.1590/S0100-204X2012000900008.

Cherubin MR, Santi AL, Eitelwein MT, Da Ros CO, Bisognin MB (2014) Sampling grids used to characterise the spatial variability of pH, Ca, Mg and V% in Oxisols. **Revista Ciência Agrônômica**, 45(4), 659-672.

Cherubin MR, Sant AL, Eitelwein MT, Menegol DR, Da Ros CO, de Castro Pias OH, Berghetti J (2014) Eficiência de malhas amostrais utilizadas na caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio. **Ciência Rural**, 44(3), 425-432.

Cherubin MR, Santi AL, Eitelwein MT, Amado TJC, Simon DH, Damian JM (2015) Dimensão da malha amostral para caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio em Latossolo Vermelho. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 50(2), 168-177. DOI: 10.1590/S0100-204X2015000200009

Cherubin MR, Santi AL, Pias OHC, Eitelwein MT, Basso CJ, Della Flora LP, Damian JM (2016) Amostragem de solo na agricultura de precisão. **Agricultura de precisão no Rio Grande do Sul**. CESPOL, 79-98.

Colaço AF, Molin JP (2015) **Amostragem Georreferenciada**. Disponível em: <[http://www.agriculturadeprecisao.org.br/upimg/publicacoes/pub\\_boletim-tecnico-02---amostragem-georreferenciada-03-02-2015.pdf](http://www.agriculturadeprecisao.org.br/upimg/publicacoes/pub_boletim-tecnico-02---amostragem-georreferenciada-03-02-2015.pdf)>.

Colaço AF, Molin JP (2017) Variable rate fertilization in citrus: A long term study. **Precision agriculture**, 18(2), 169-191.

CONAB, B. (2017). Safras: Séries históricas Cana-de-Açúcar. Acesso em 02/06/2019.

Cor JE, Araújo AV, Pereira GT, Beraldo JMG (2004) 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**, 28(6), 1013-1021.

Corá JE, Beraldo JM (2006) Variabilidade espacial de atributos do solo antes e após calagem e fosfatagem em doses variadas na cultura de cana-de-açúcar. **Engenharia Agrícola**, 26(2), 374-387.

Couto EG, Scaramuzza JF, Maraschini L (2002) Influência dos métodos de interpolação dos dados nos mapas usados na agricultura de precisão. **Simpósio Internacional de Agricultura de Precisão**, 2, 1-5.

Cressie N (1991) **Statistics for spatial data**. New York: John Wiley. 900p.

Dalchiavon FC, Carvalho MDP, Andreotti M, Montanari R (2012) Variabilidade espacial de atributos da fertilidade de um Latossolo Vermelho Distroférico sob Sistema Plantio Direto. **Revista Ciência Agronômica**, 43(3), 453-461.

Ferrari JMS, Gabriel CPC, Silva TBG, Mota FD, Gabriel Filho RA, Tanaka EM (2018) Análise da Variabilidade Espacial da Resistência à Penetração do Solo em Diferentes Profundidades/Analysis of the Spatial Variability of Resistance to Soil Penetration at Different Depths. **Revista Brasileira de Engenharia de Biosistemas**, 12(2), 164-175.

Gontijo I, Nicole LR, Partelli FL, Bonomo R, Santos EODJ (2012) Variabilidade e correlação espacial de micronutrientes e matéria orgânica do solo com a produtividade da pimenta-do-reino. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 36(4), 1093-1102. DOI: 10.1590/S0100-06832012000400004

Gotway CA, Ferguson RB, Hergert GW, Peterson TA (1996) Comparison of kriging and inverse-distance methods for mapping soil parameters. **Soil Science Society of America Journal**, 60(4), 1237-1247.

Grego CR, Vieira SR (2005) Variabilidade espacial de propriedades físicas do solo em uma parcela experimental. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 29(2), 169-177.

Inamasu RY, Bernardi ACC (2014) Agricultura de Precisão. In: Bernardi ACC, Naime JM, Resende AV, Bassoi LH, Inamasu RY (ed.) **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, Embrapa, p. 21.

Isaaks EH, Srivastava RM (1989) **An Introduction to Applied Geostatistics**. Oxford University Press, New York, p. 561.

Journel A, Huijbregts CJ (1978) **Mining Geostatistics**. Academic Press, New York, 1978, p. 600.

Kanegae Junior H, Scolforo JR, de Mello, JM, de Oliveira, AD (2006) Avaliação de interpoladores estatísticos e determinísticos como instrumento de estratificação de povoamentos clonais de Eucalyptus sp. **Cerne**, 12(2), 123-136.

Kerry R, Oliver MA (2003) Variograms of ancillary data to aid sampling for soil surveys. **Precision Agriculture**, 4(3), 261-278. DOI: 10.1023/A:1024952406744.

Landell MGA, Bressiani JA (2008) Melhoramento genético, caracterização e manejo varietal. In: Dinardo-Miranda LL, Vasconcelos ACM, Landell, MGA (Ed.). **Cana-de-açúcar**. Campinas: Instituto Agrônomo, p. 101-155.

Li J, Heap AD (2008) **A review of spatial interpolation methods for environmental scientists**. Geoscience Australia, Record 2008/23, p. 137.

Little TM, Hills FJ (1978) **Agricultural experimentation**. New York: John Wiley & Sons, p. 350.

McBratney AB, Webster R (1986). Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sampling estimates. **Journal of soil Science**, 37(4), 617-639.

Mello CRD, Silva AMD, Lima JMD, Ferreira DF, Oliveira MSD (2003). Modelos matemáticos para predição da chuva de projeto para regiões do Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, 7(1), 121-128.

Molin JP (2015) Agricultura de precisão: uso de AP na produção de cana-de-açúcar. In: **Processos agrícolas e mecanização da cana-de-açúcar**. Jaboticabal.

Montanari R, Pereira GT, Marques Júnior J, Souza, ZMD, Pazeto, RJ, Camargo, LA (2008). Variabilidade espacial de atributos químicos em Latossolo e Argissolos. **Ciência Rural**, 38(5), 1266-1272.

Montanari R, Souza GSA, Pereira GT, Marques J, Siqueira DS, Siqueira GM (2012) The use of scaled semivariograms to plan soil sampling in sugarcane fields. **Precision Agriculture**, 13(5), 542-552.

Mozambani C, de Souza Filho HM, Vinholis MD (2018) Determinantes da adoção de tecnologias de agricultura de precisão: uma revisão de estudos empíricos. In Embrapa Pecuária Sudeste-Artigo em anais de congresso (ALICE). In: CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E SOCIOLOGIA RURAL, 56., 2018, Campinas, SP. **Anais...** Campinas, SP: SOBER.

Nanni MR, Povh FP, Demattê JAM, Oliveira RBD, Chicati ML, Cezar E (2011) Optimum size in grid soil sampling for variable rate application in site-specific management. **Scientia Agricola**, 68(3), 386-392. DOI: 10.1590/ S0103-90162011000300017

Noetzold R, Da Silva LM, Schoninger EL, Tomé PCDT, Alves MC (2018) Variabilidade espacial e temporal de atributos químicos do solo durante cinco safras. **Revista Brasileira de Geomática**, 6(4), 328-345. DOI: 10.3895/rbgeo.v6n4.8102

de Oliveira JB, Camargo MN, Rossi M, Calderano Filho B (1999) Mapa pedológico do Estado de São Paulo: legenda expandida (No. 631.498161 M297). **Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária**. Centro Nacional de Pesquisa de Solos Instituto Agronômico, Campinas, SP (Brasil).

Oliver MA, Webster AR (2014) A tutorial guide to geostatistics: computing and modelling variograms and kriging. **Catena** 113, 56–69. DOI: 10.1016/j. catena.2013.09.006

Pasini MPB, Lúcio ADC, Fronza D, de Souza Weber, L (2015). Krigagem ordinária e inverso da distância ponderada aplicados na espacialização da população da mosca-do-figo. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, 10(3), 452-459.

Penatti CP (2013). **Adubação da cana-de-açúcar: 30 anos de experiência**. Ottoni Editora: São Paulo.

Quaggio JA, Raij BV (2008) Cálcio, magnésio e correção da acidez do solo. In: Dinardo-Miranda LL, Vasconcelos ACM, Landell, MGA (Ed.). **Cana-de-açúcar**. Campinas: Instituto Agronômico, 313-321.

Raij BV, Quaggio JA, Cantarella H, Ferreir ME, Lopes AS, Bataglia OC (1987) **Análise química do solo para fins de fertilidade**. Campinas: Fundação Cargill.

de Resende AV, Shiratsuchi L, Coelho A, Corazza E, Vilela MDF, Inamasu R, Naime, JDM (2014) Agricultura de precisão no Brasil: avanços e impactos no manejo e na conservação do solo, na sustentabilidade e na segurança alimentar. In: Leite LFC, Maciel GA, Araújo ASF (Ed.) **Agricultura conservacionista no Brasil**. Brasília, DF: Embrapa, p. 468-488

Robertson GP (1998). **GS+: Geostatistics for the environmental sciences**. Versão 5.03 Beta, Plainwell, Gamma Design Software, p. 152.

Rodrigues CAG, Grego CR, Almeida CGF, Furtado ALS, Torresan FE (2012) **Uso e cobertura das terras em área rural de Guararapes, SP: 1972, 1990 e 2009**. Campinas: Embrapa Territorial-Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento (INFOTECA-E).

Ronquim CC (2010) **Conceitos de fertilidade do solo e manejo adequado para as regiões tropicais**. Campinas: Embrapa; 2010. (Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento, 8)

Salviano AAC (1996) **Variabilidade de atributos de solo e de *Crotalaria juncea* em solo degradado do município de Piracicaba-SP**. 91f. Tese (Doutorado) – Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz"- USP, Piracicaba.

Santi AL, Amado TJC, Cherubin MR, Martin TN, Pires JL, Flora LPD, Basso CJ (2012) Análise de componentes principais de atributos químicos e físicos do solo limitantes à produtividade de grãos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 47(9), 1346-1357. DOI: 10.1590/S0100-204X2012000900020.

dos Santos HG, Jacomine PKT, dos Anjos LHC, Oliveira VA, Oliveira JB, Coelho MR, Lumberras JF, Cunha TJF (eds.) **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 5.ed. rev. e ampl. Brasília: Embrapa, 2018. 353p.

SAS INSTITUTE (1995) **Statistical analysis system for Windows**: computer program manual. Cary: SAS Institute, p. 705.

Seidel EJ, Oliveira SD (2016) A classification for a geostatistical index of spatial dependence. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 40. DOI: 10.1590/18069657rbcS20160007.

SHAPIRO, S.S.; WILK, M.B. An analysis of variance test for normality: complete samples. **Biometrika**, v.52, p.591-611, 1965.

Silva SDA, Souza Lima JSD, Souza GSD, Oliveira RBD (2008) Avaliação de interpoladores estatísticos e determinísticos na estimativa de atributos do solo em agricultura de precisão. **Idesia (Arica)**, 26(2), 75-81.

da Silva AF, de Souza Lima JS, de Oliveira RB (2010) Métodos de interpolação para estimar o ph em solo sob dois manejos de café Arábica. **Idesia**, 61-66.

Siqueira DS, Marques Jr J, Pereira GT, Barbosa RS, Teixeira DB, Peluco RG (2014). Sampling density and proportion for the characterization of the variability of Oxisol attributes on different materials. **Geoderma**, 232, 172-182.

Siqueira DS, Marques Jr J, Pereira GT, Teixeira DB, Vasconcelos V, Júnior OC, Martins, EDS (2015). Detailed mapping unit design based on soil–landscape relation and spatial variability of magnetic susceptibility and soil color. **Catena**, 135, 149-162.

SMS Advanced – Spacial Management System (2017) **Ag Leader Technology**. Versão: 17.05.

Stępień M, Gozdowski D, Samborski S (2013) A case study on the estimation accuracy of soil properties and fertilizer rates for different soil-sampling grids. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, 176(1), 57-68.

Soares Filho R, da Cunha J (2015). Agricultura de precisão: particularidades de sua adoção no sudoeste de Goiás–Brasil. **Engenharia Agrícola**, 35(4), 689-698. DOI: 10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v35n4p689-698/2015

SOUZA LS (1992) **Variabilidade espacial do solo em sistema de manejo**. 1992. 162f. Tese (Doutorado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

de Souza GS, Xavier AC, da Rocha WSD (2010). Krigagem ordinária e inverso do quadrado da distância aplicados na espacialização de atributos químicos de um argissolo. **Scientia agraria**, 11(1), 073-081.

Souza ZMD, Souza GSD, Marques Júnior J, Pereira GT (2014) Número de amostras na análise geoestatística e na krigagem de mapas de atributos do solo. **Ciência Rural**, 44, p. 261-268. DOI: 10.1590/S0103-84782014000200011.

Tieppo RC, Souza EG, Uribe Opazo MA, Silveira JCM (2007). Avaliação de diferentes interpoladores na geração de mapas temáticos da produtividade de soja em agricultura de precisão. In: IV Simpósio Internacional de Agricultura de Precisão, Viçosa, 2007. **Anais... IV SIAP**, Viçosa.

Trangmar BB, Yost RS, Uehara G (1985) Application of geostatistics to spatial studies of soil. **Advances in agronomy**, 38, 45-94.

Vieira SR (2000) Uso de geoestatística em estudos de variabilidade espacial de propriedades do solo. In: Novais RF, Alvarez VH, Schaefer CEGR (Org.). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa, MG: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, p. 1-54.

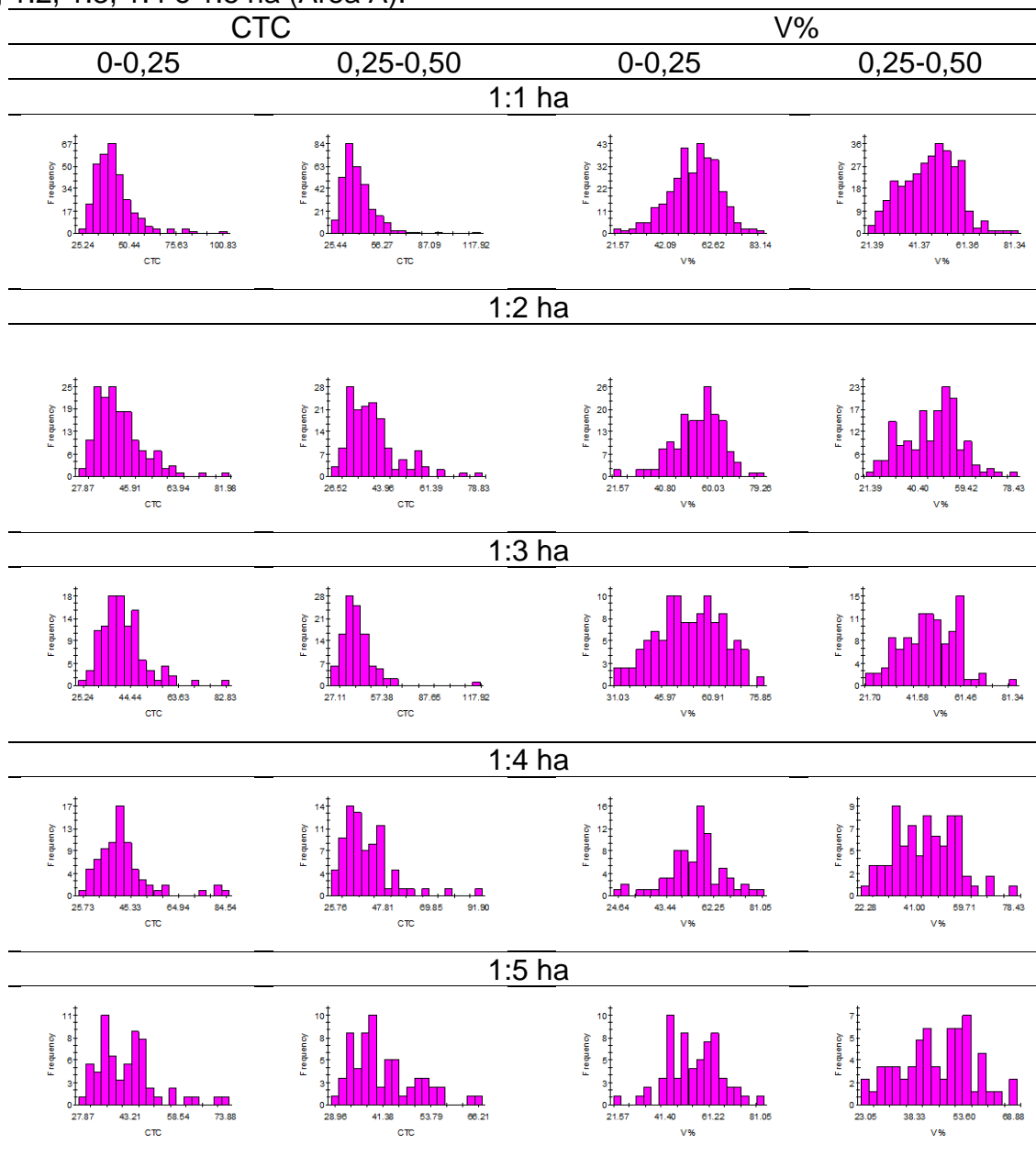
Webster R, Lark M (2012) **Field Sampling for Environmental Science and Management**. 1° ed. London: Routledge. 200p.

Webster R, Oliver MA (2007) **Geostatistics for Environmental Scientists**. 2° ed. Chichester: John Wiley & Sons Ltd. 330p.

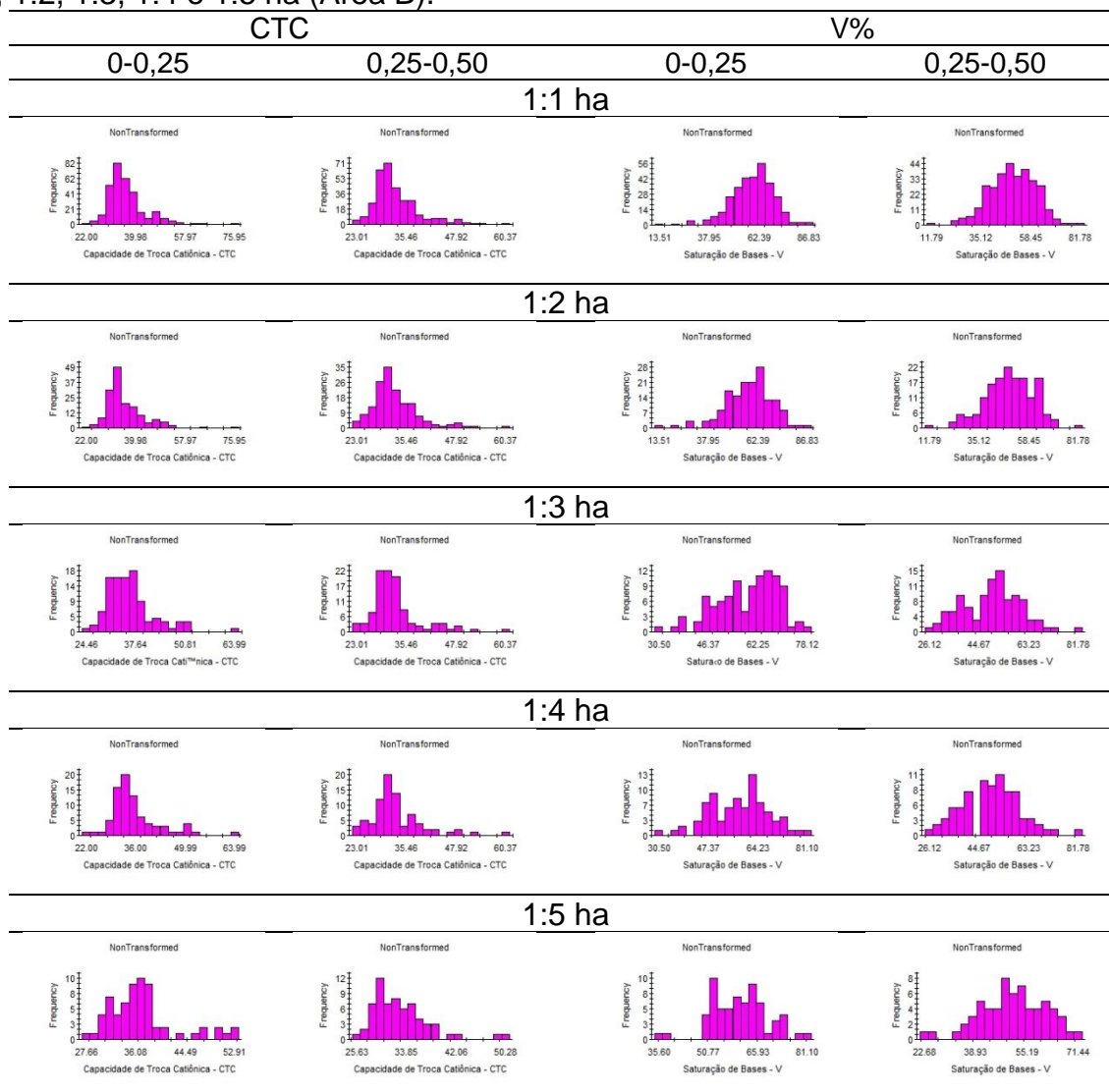
Wilding LP, Drees LR (1983) Spatial variability and pedology. In: Wilding LP, Smeck NE, Hall GF (Ed.). **Pedogenesis and soil taxonomy. I. Concepts and Interactions**. Amsterdam: Elsevier, 1983. p.83-116. DOI: 10.1016/S0166-2481(08)70599-3.

Wollenhaupt NC, Wolkowski RP, Clayton MK (1994). Mapping soil test phosphorus and potassium for variable-rate fertilizer application. **Journal of production agriculture**, 7(4), 441-448.

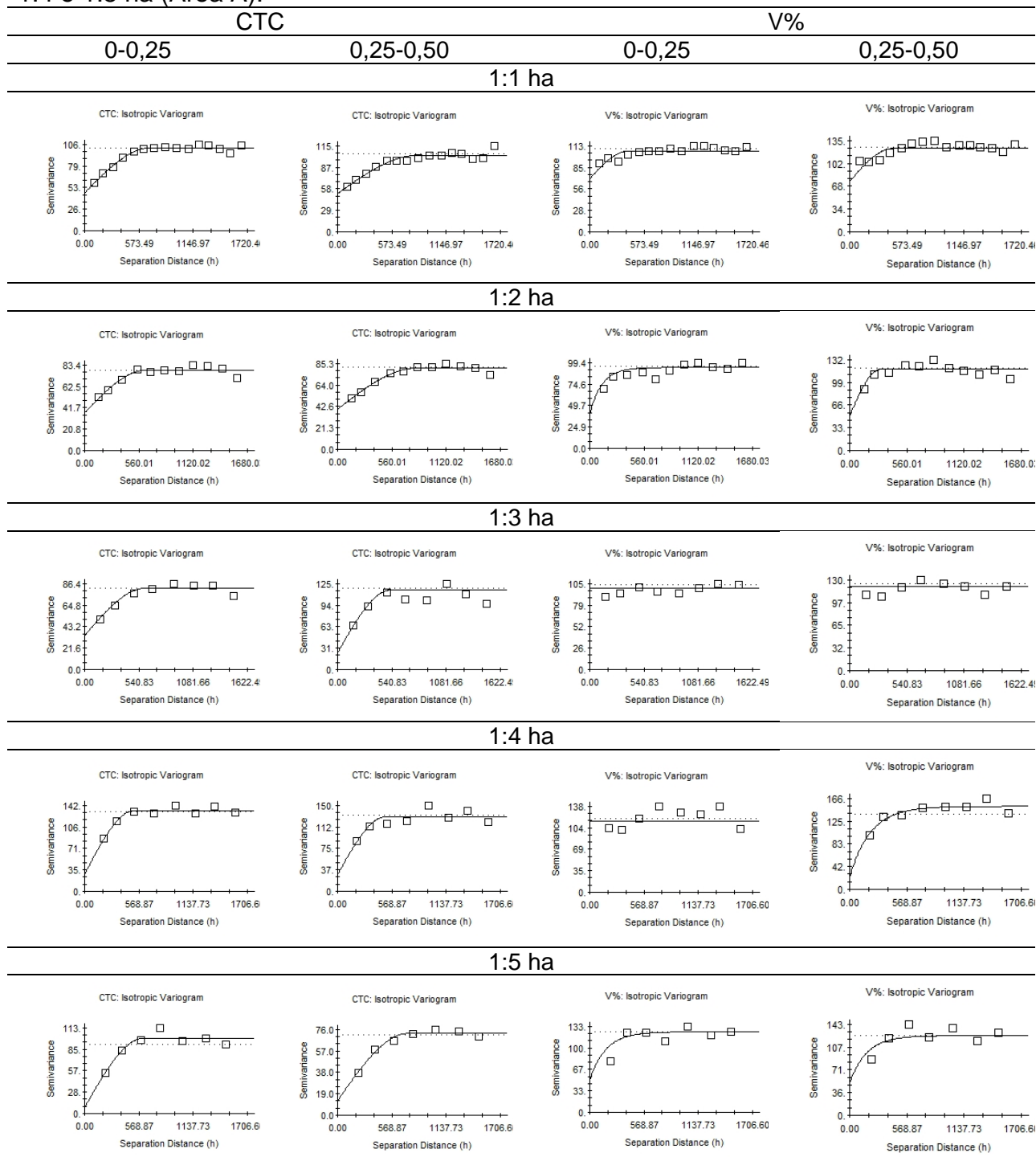
## ANEXOS

**Anexo 1.** Distribuição da frequência de dados de CTC e V%, nas densidades amostrais 1:1, 1:2, 1:3, 1:4 e 1:5 ha (Área A).


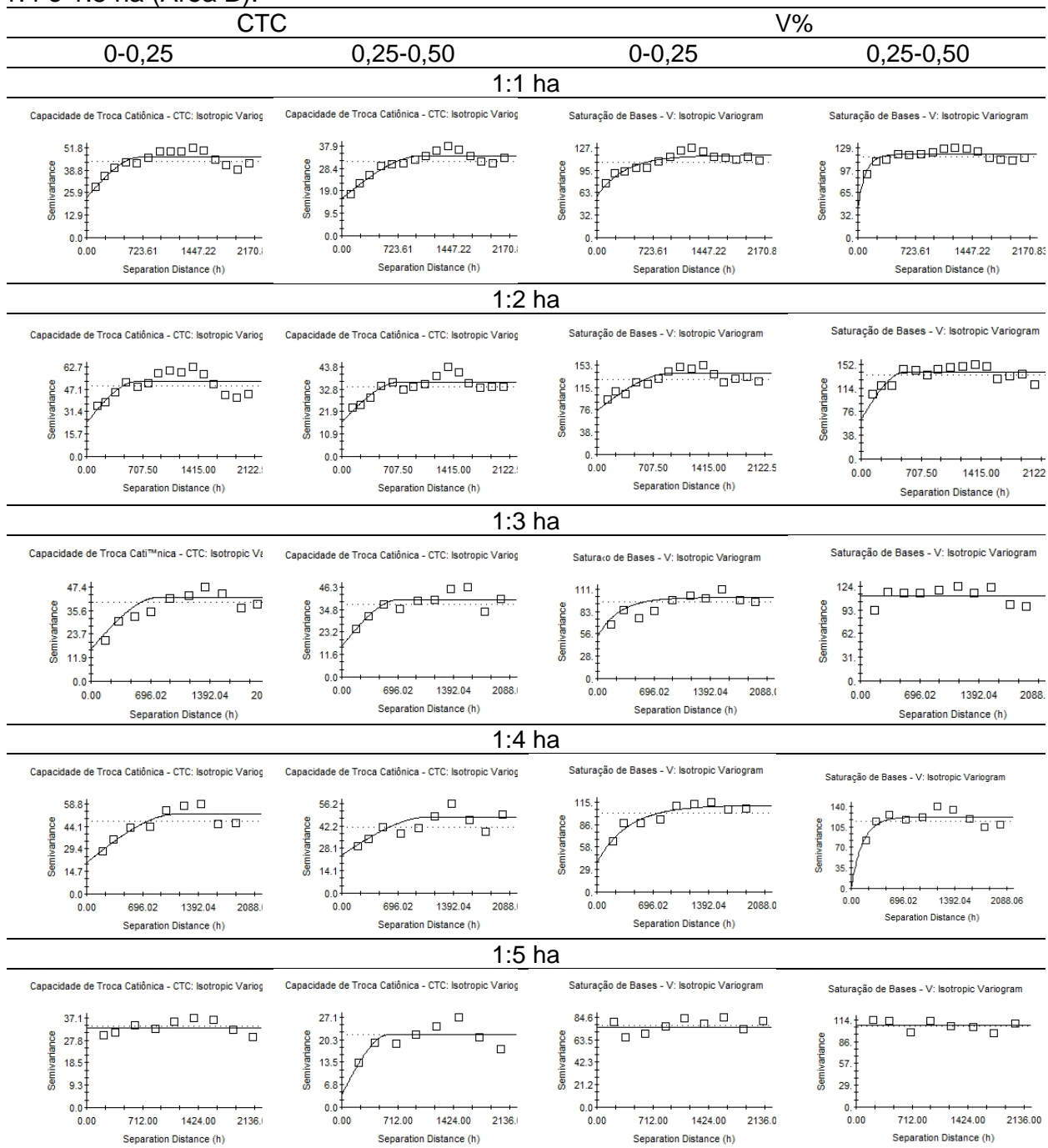
## Anexo 2. Distribuição da frequência de dados de CTC e V%, nas densidades amostrais 1:1, 1:2, 1:3, 1:4 e 1:5 ha (Área B).



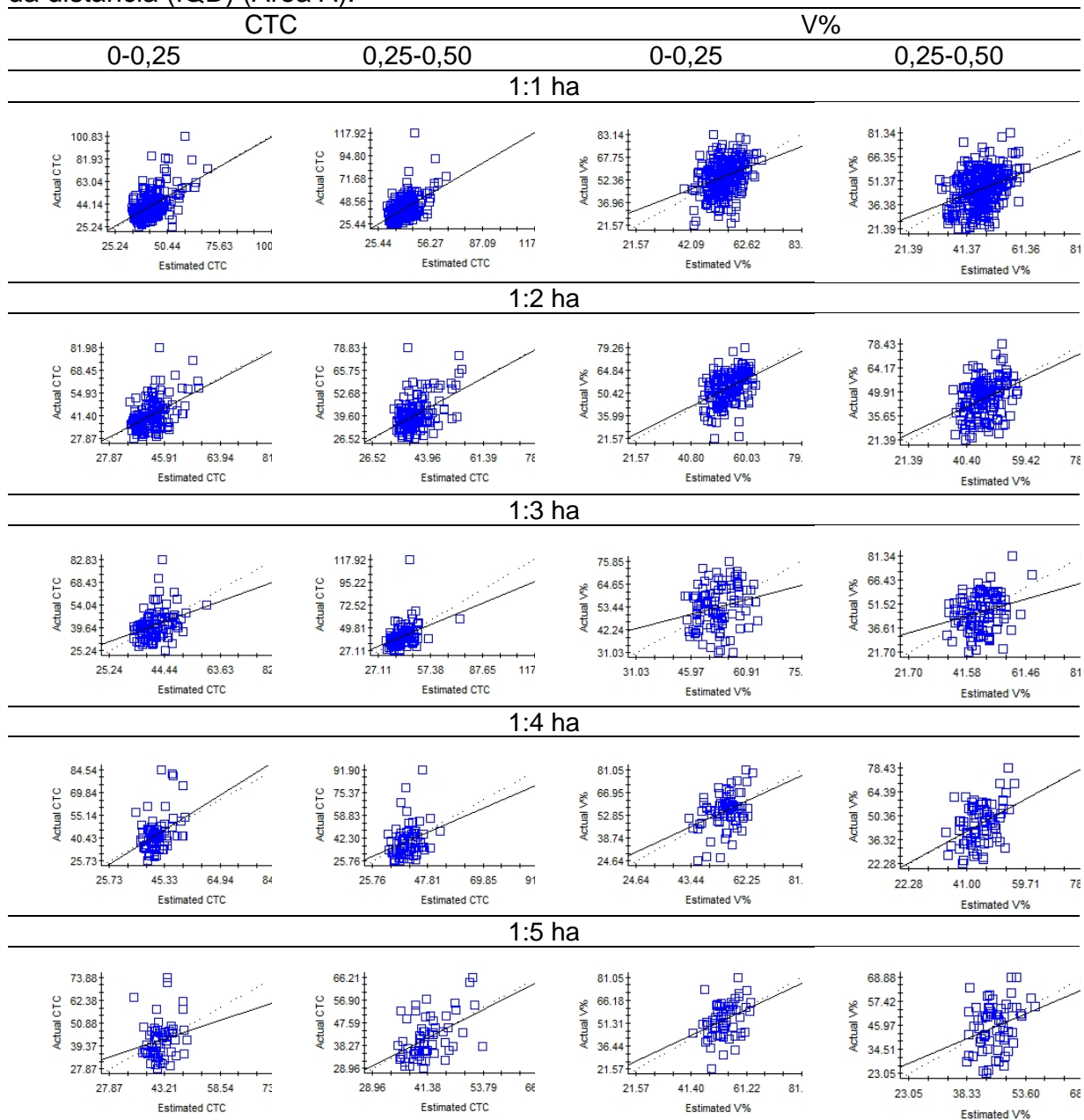
**Anexo 3. Variogramas ajustados de CTC e V% nas densidades amostrais 1:1, 1:2, 1:3, 1:4 e 1:5 ha (Área A).**



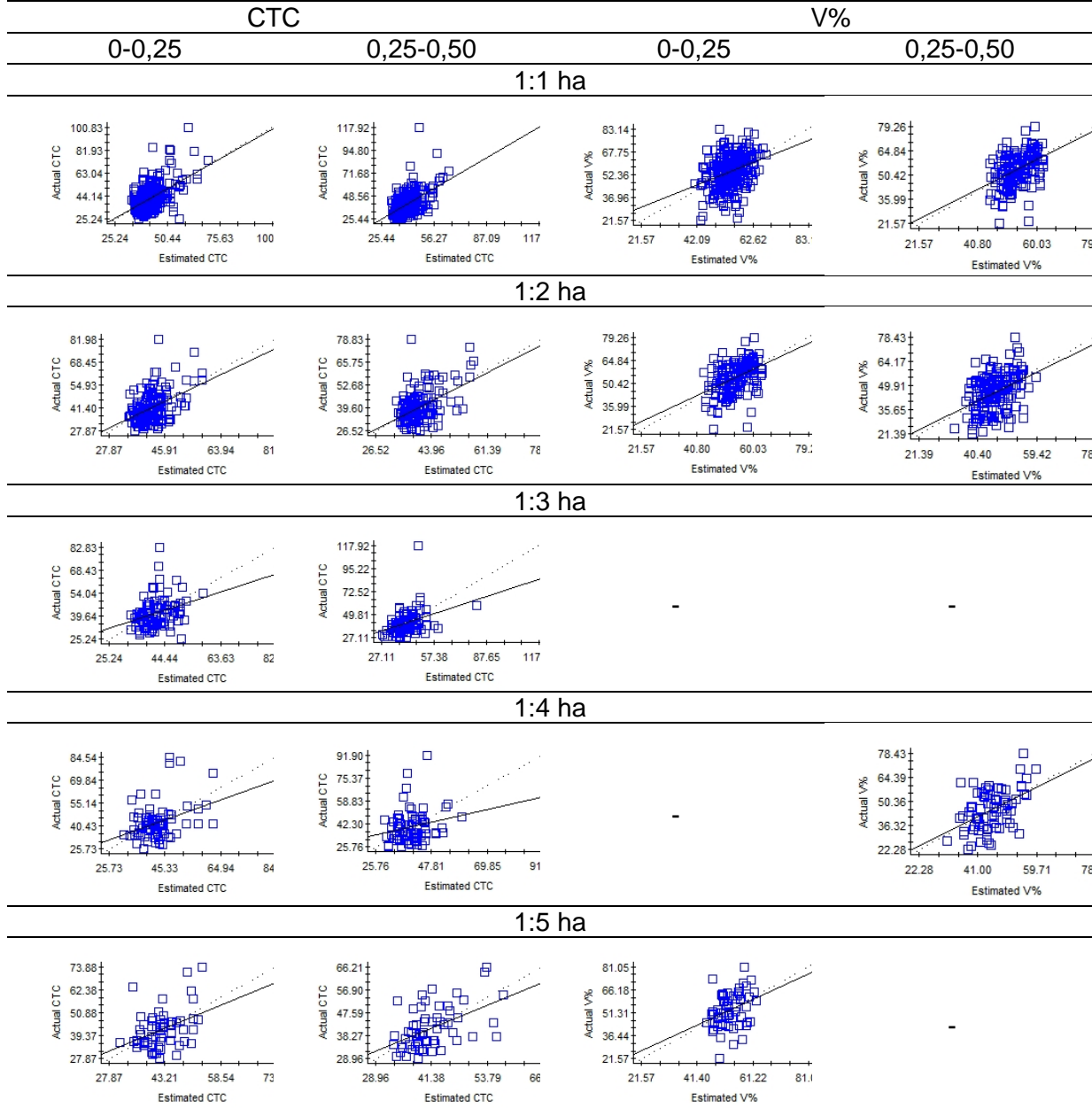
### Anexo 4. Variogramas ajustados de CTC e V% nas densidades amostrais 1:1, 1:2, 1:3, 1:4 e 1:5 ha (Área B).



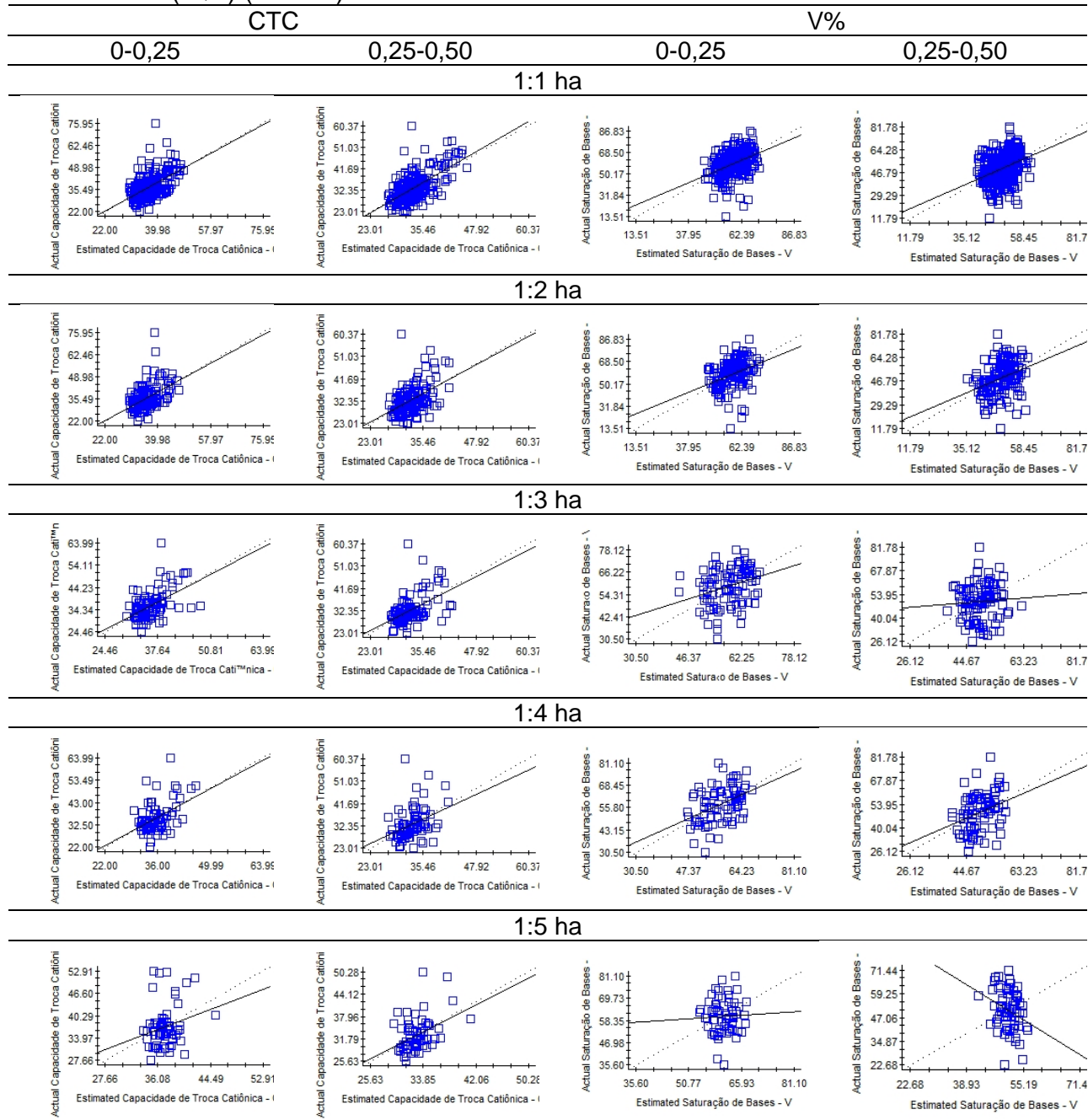
**Anexo 5. Validação cruzada dos dados estimados pelo método do inverso do quadrado da distância (IQD) (Área A).**



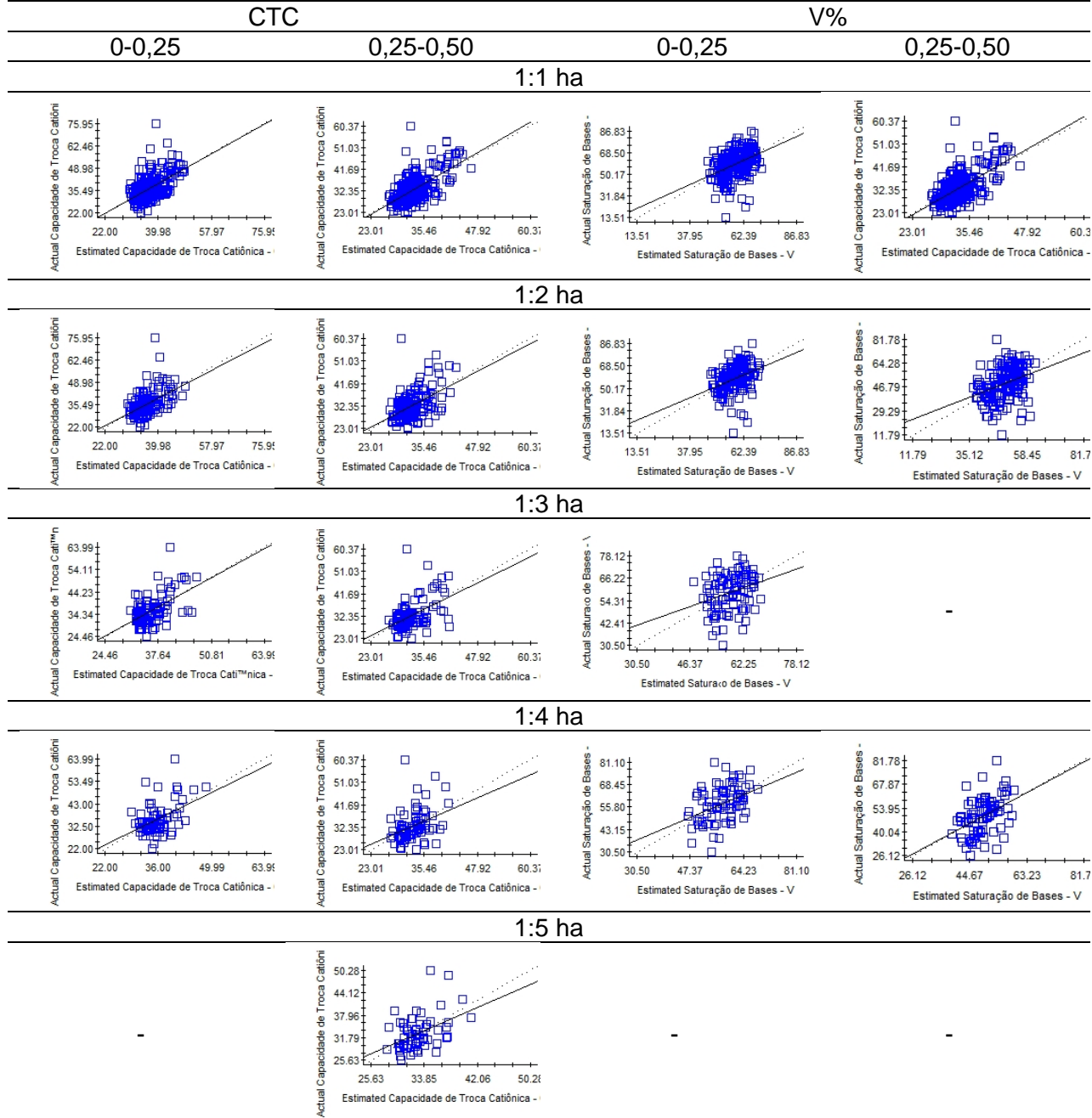
## Anexo 6. Validação cruzada dos dados estimados pelo método da krigagem (Área A).



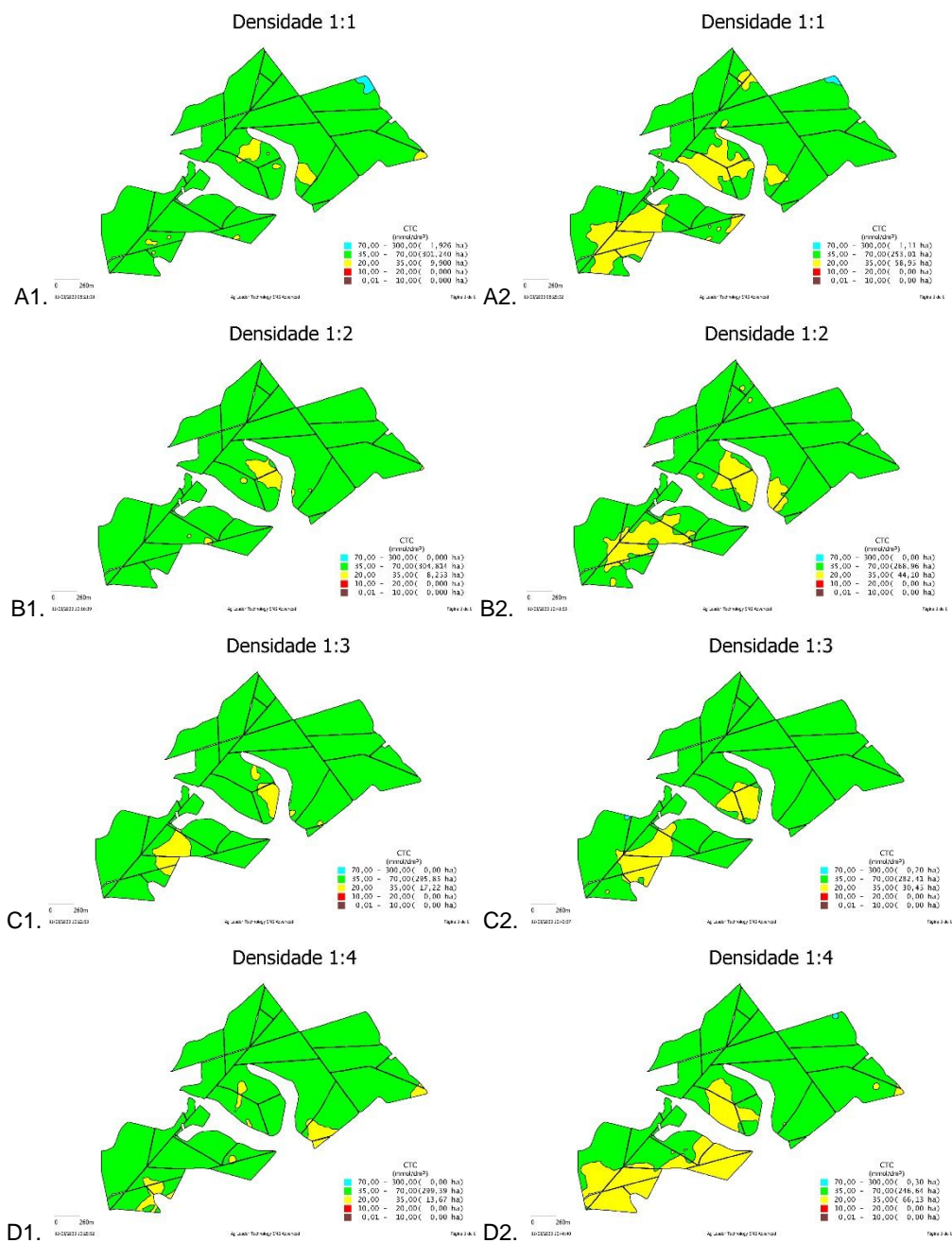
## Anexo 7. Validação cruzada dos dados estimados pelo método do inverso do quadrado da distância (IQD) (Área B).

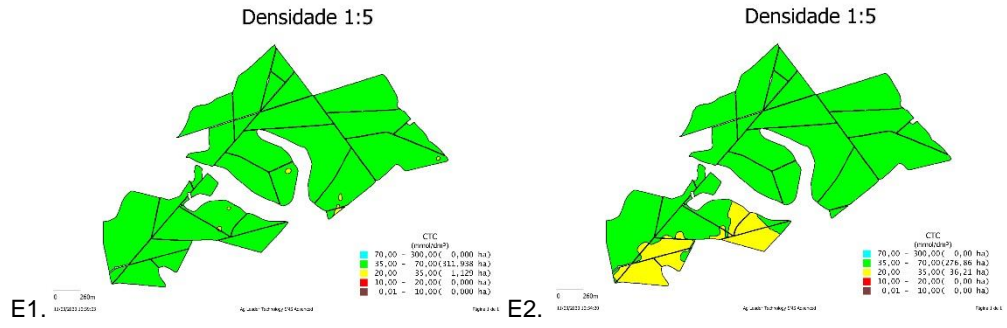


## Anexo 8. Validação cruzada dos dados estimados pelo método da krigagem (Área B).

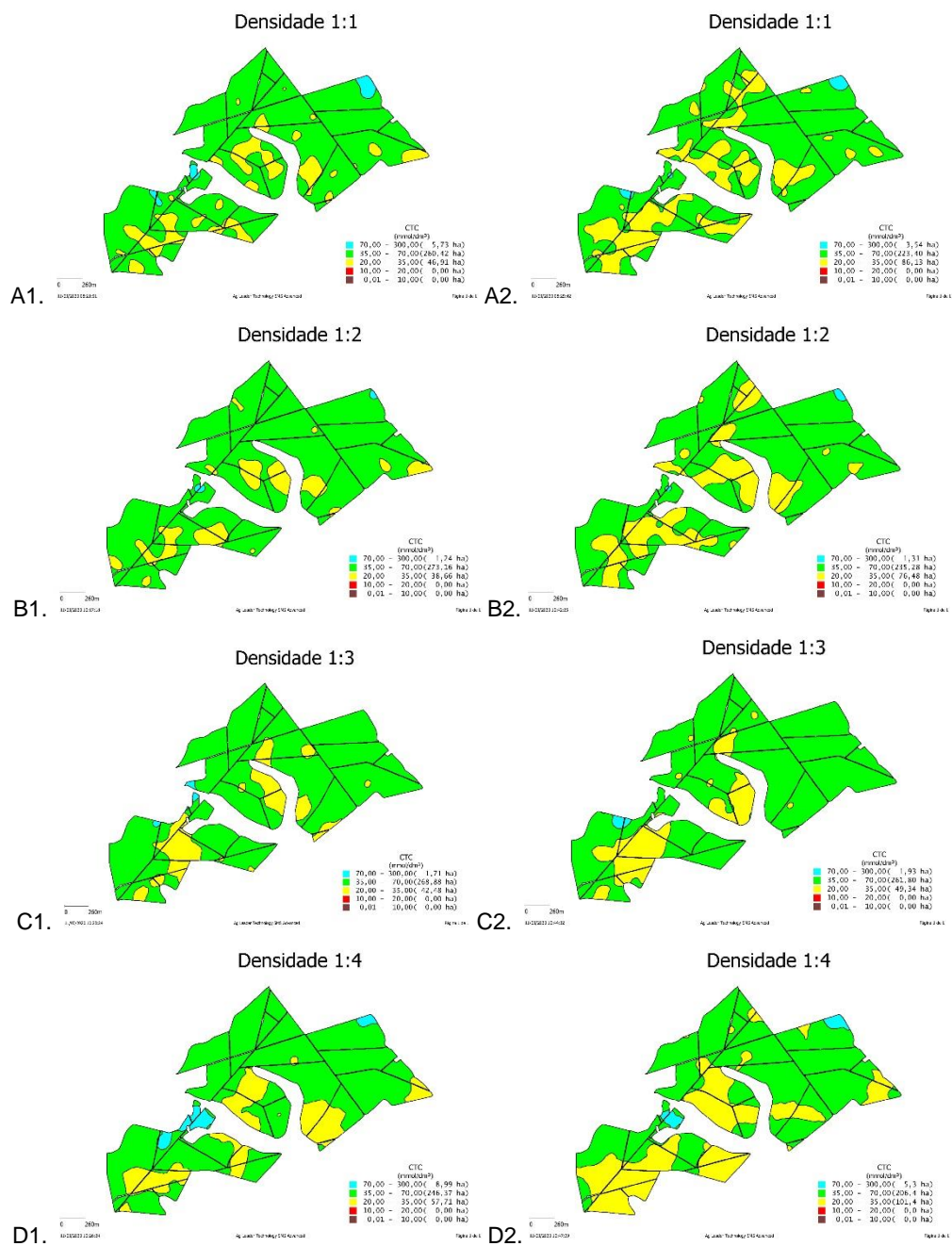


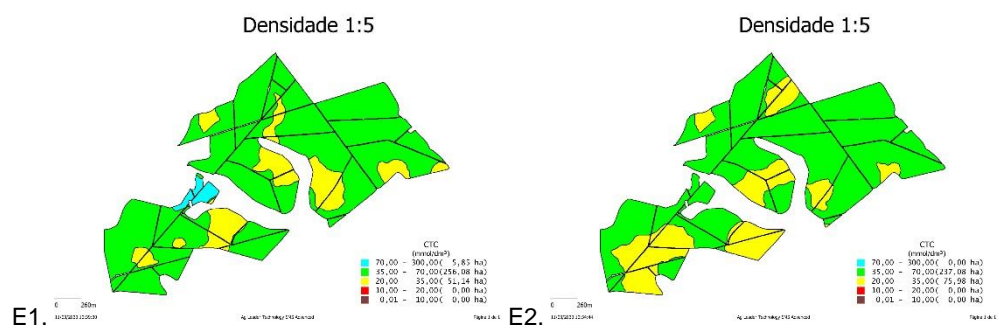
**Anexo 9.** Mapas interpolados de CTC por IQD nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A).



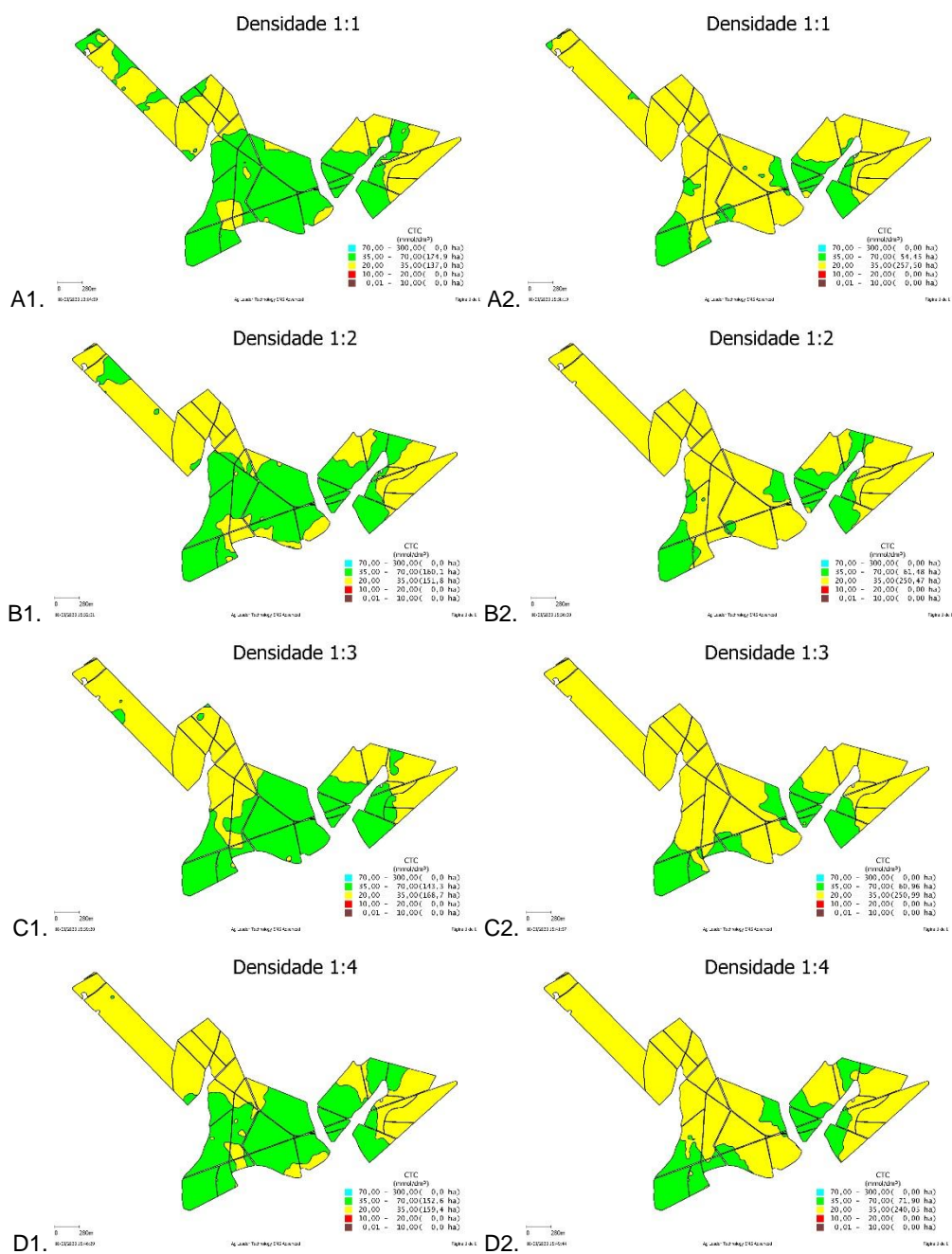


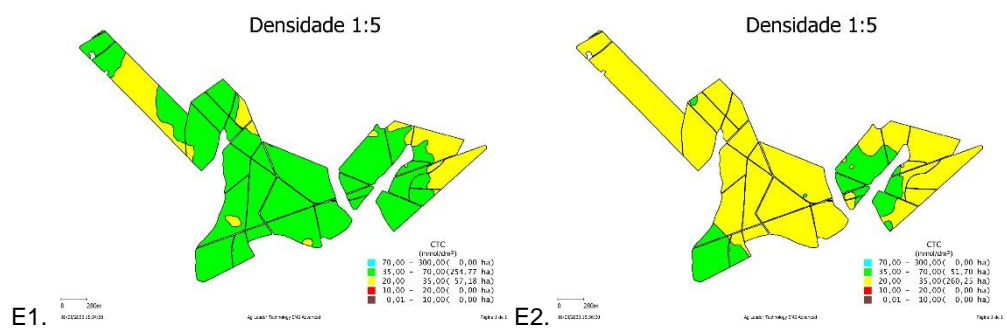
**Anexo 10.** Mapas interpolados de CTC pelo método da krigagem nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A).



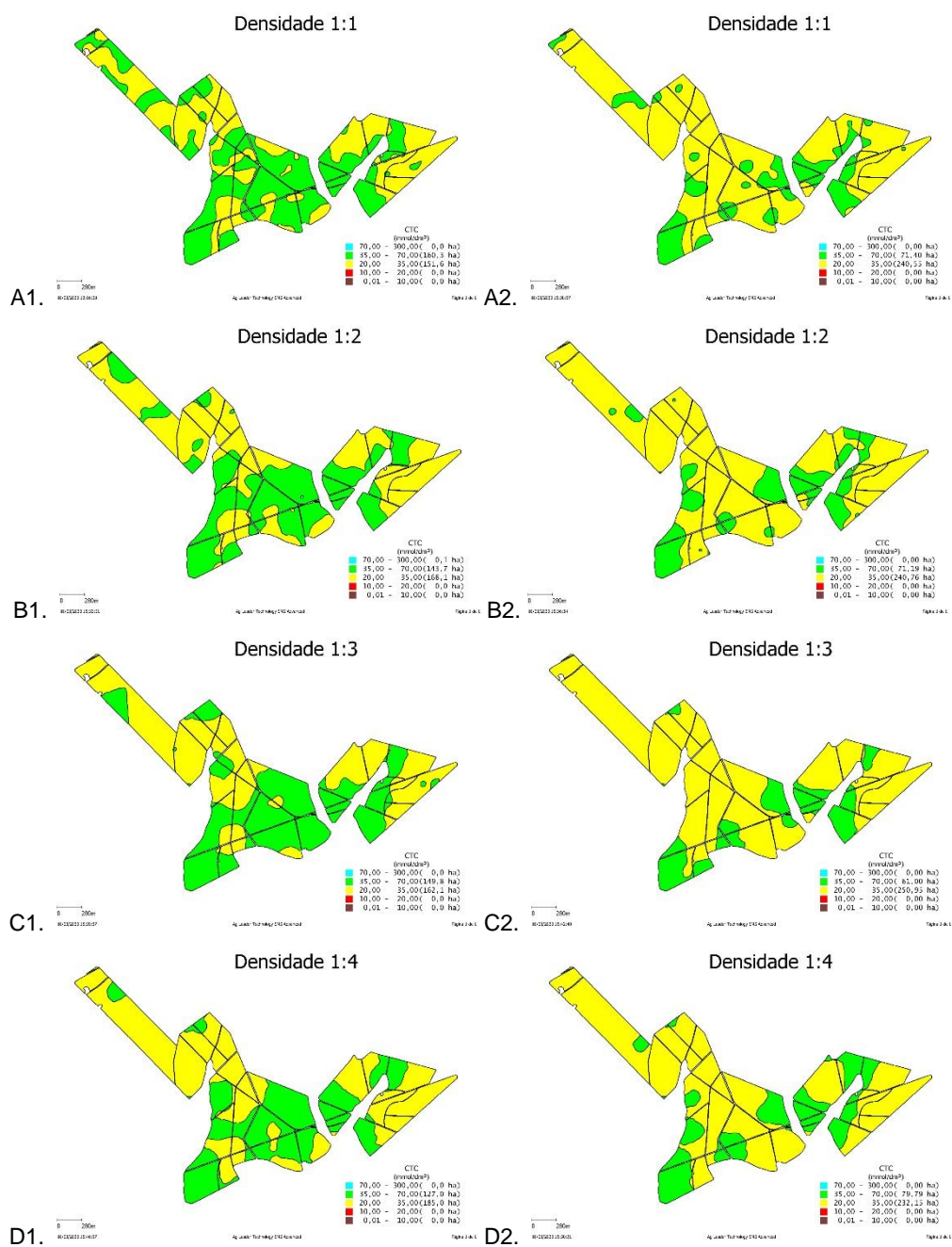


**Anexo 11.** Mapas interpolados de CTC por IQD nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área B).



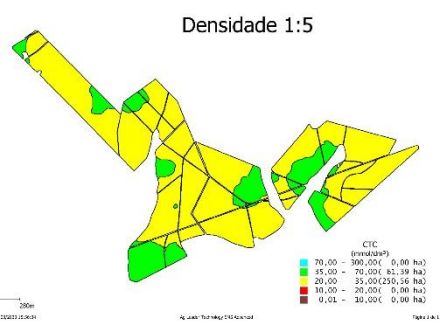


**Anexo 12.** Mapas interpolados de CTC pelo método da krigagem nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A).

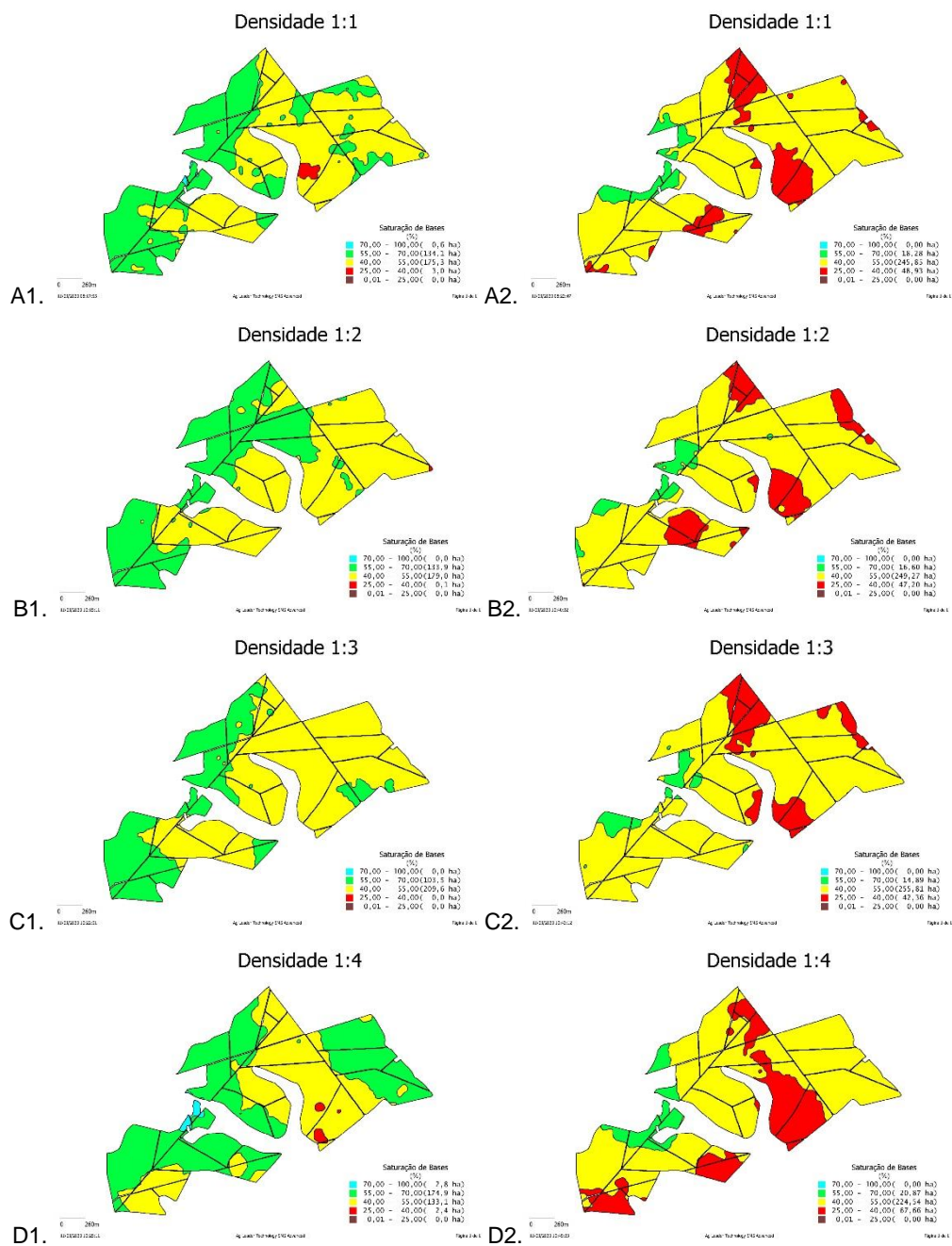


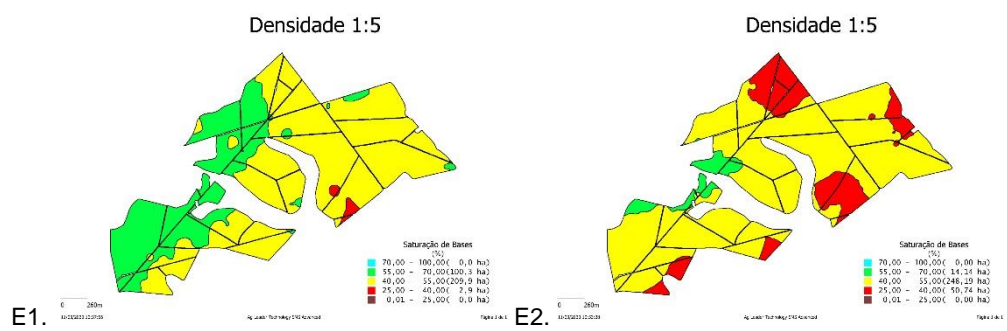
E1. Efeito Pepita Puro

E2.

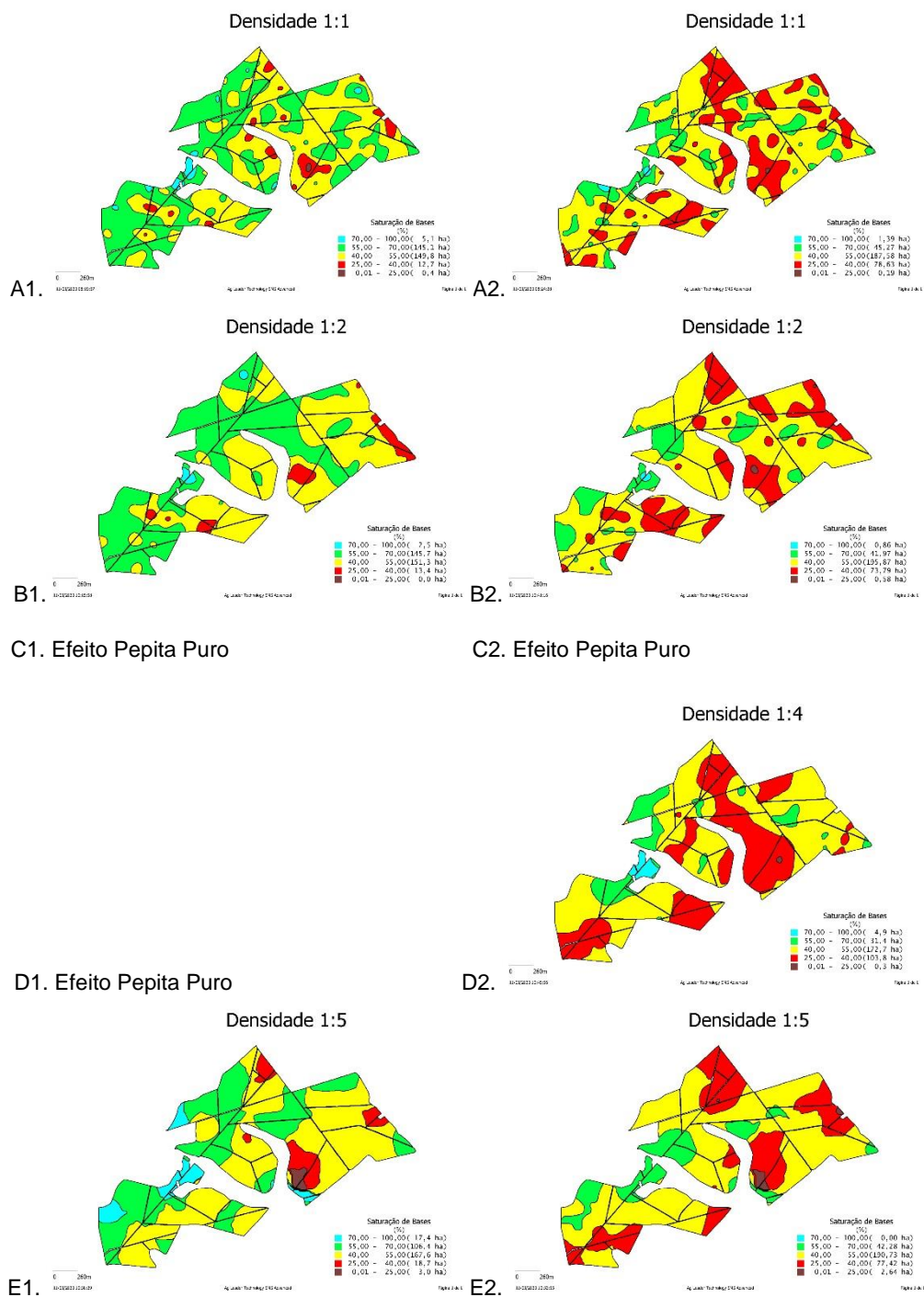


**Anexo 13.** Mapas interpolados de V% por IQD camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A).

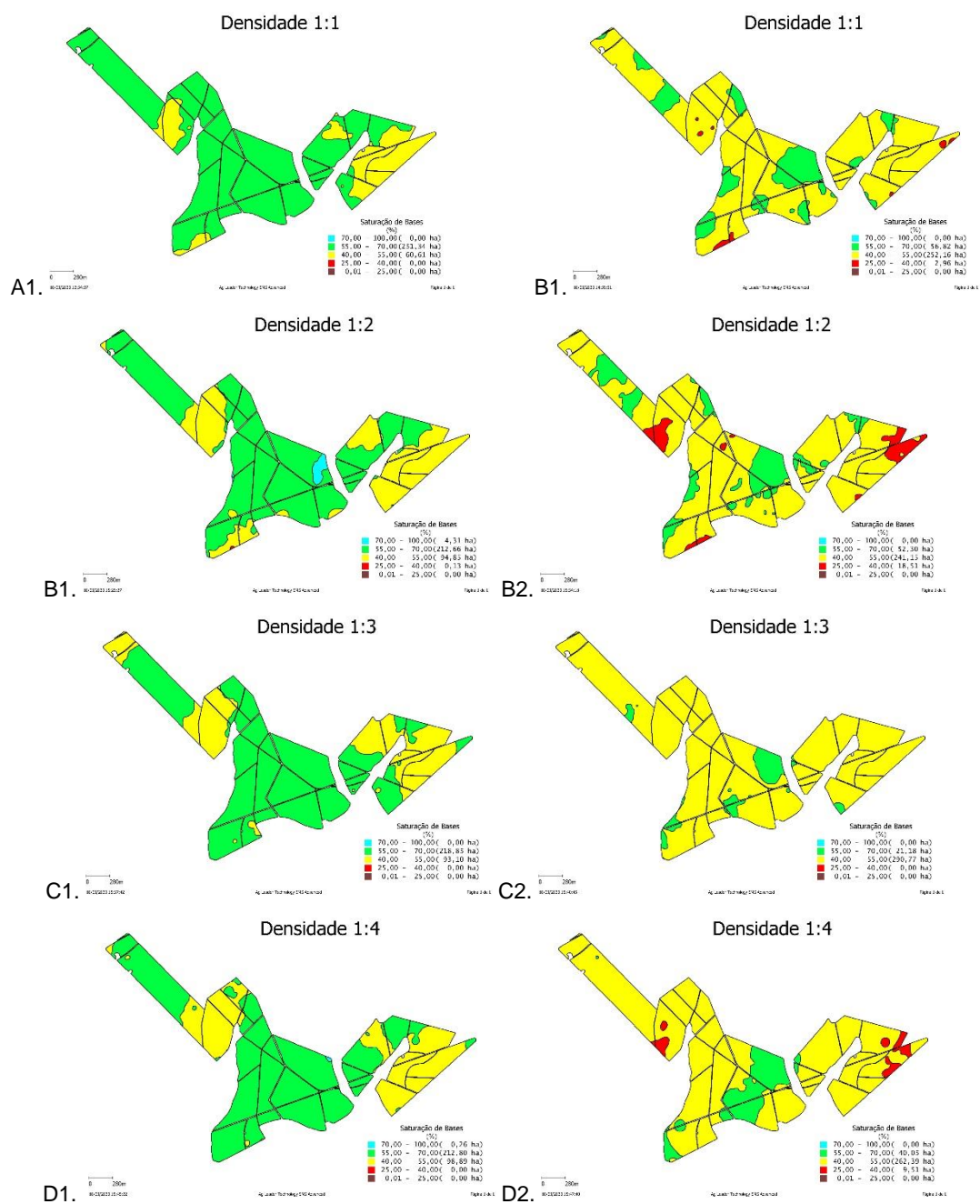


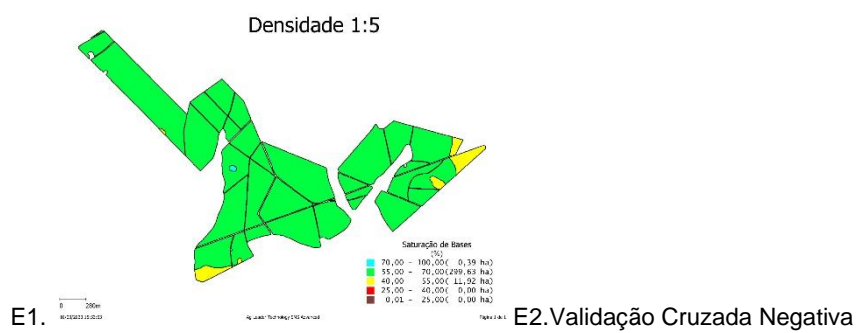


**Anexo 14.** Mapas interpolados de V% pelo método da krigagem nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área A).

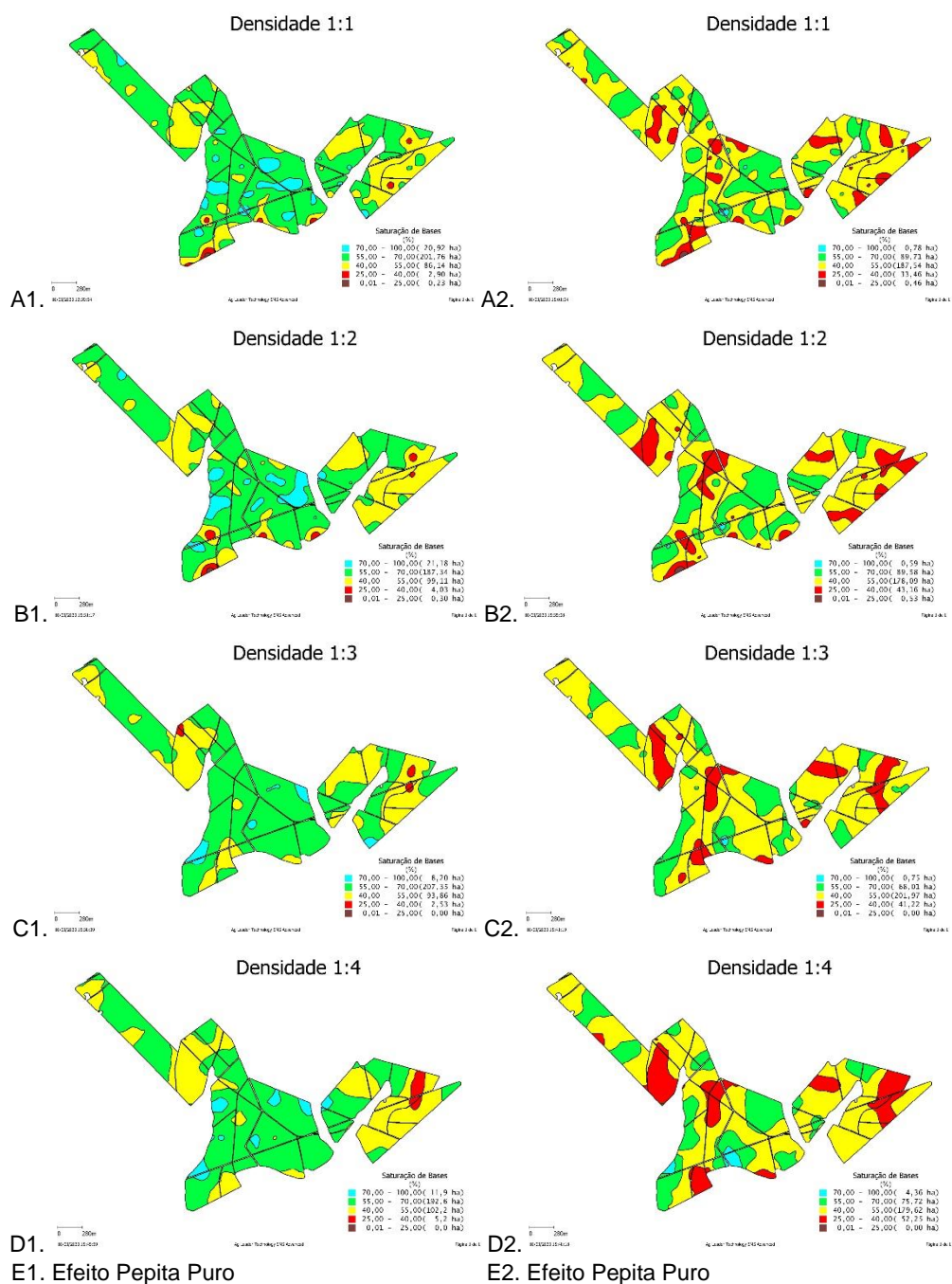


**Anexo 15.** Mapas interpolados de V% por IQD nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área B).

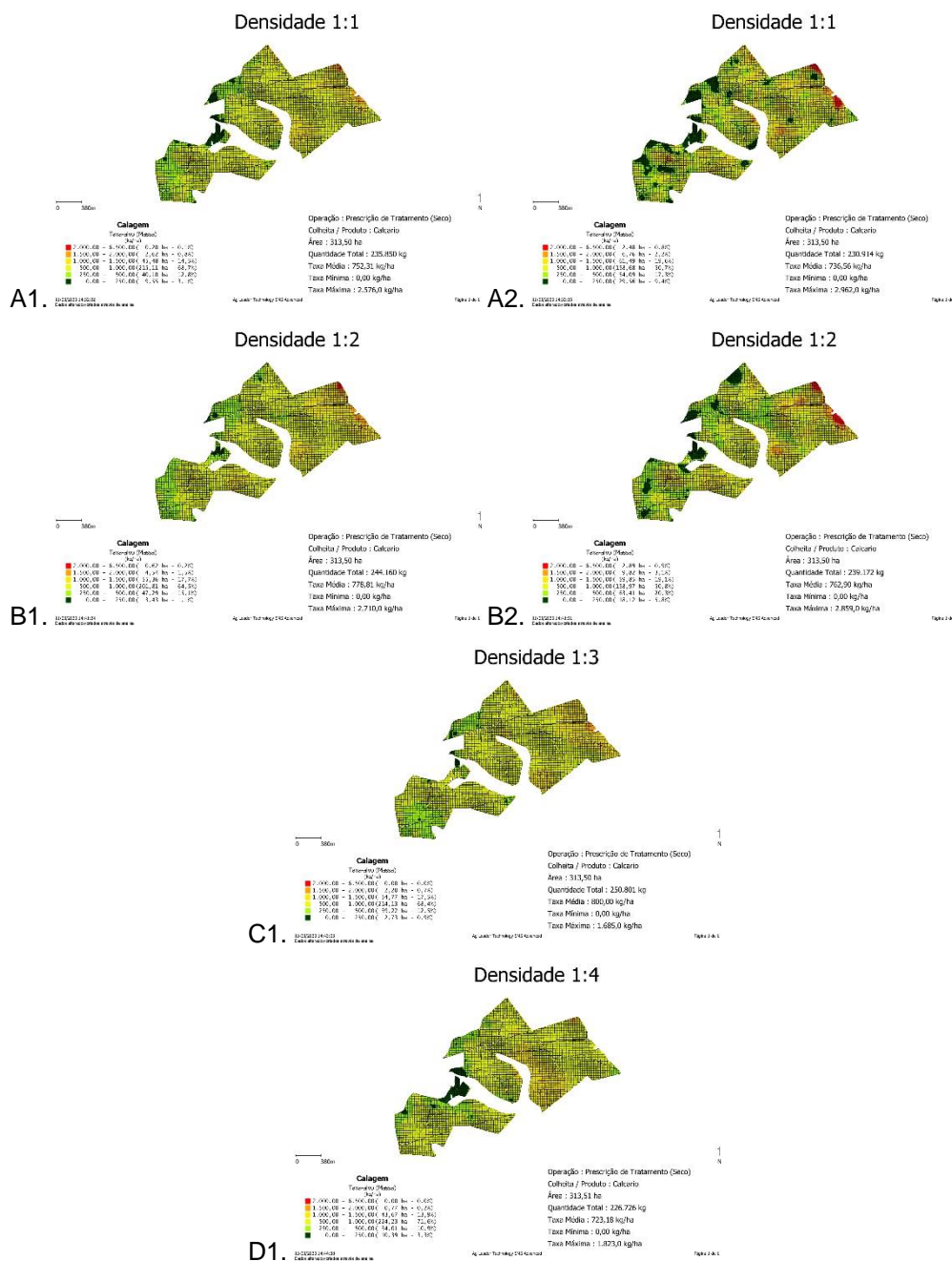


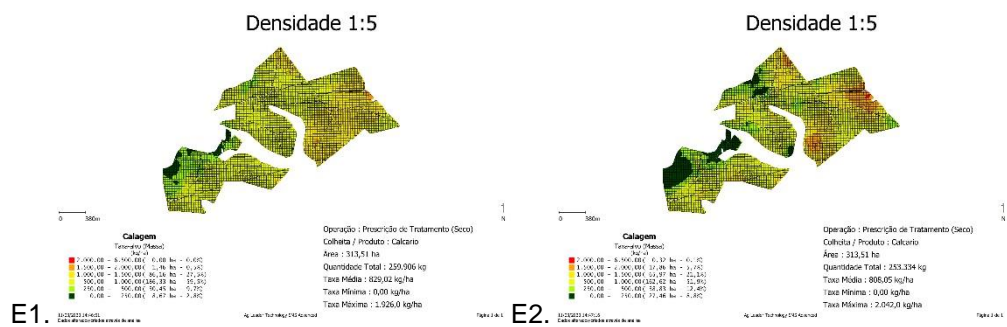


**Anexo 16.** Mapas interpolados de V% pelo método da krigagem nas camadas 0-0,25 m e 0,25-0,50 m (1 e 2, respectivamente) nas diferentes densidades amostrais (Área B).



**Anexo 17.** Mapas de aplicação de calcário interpolados pelo inverso da distância (1) e pela krigagem (2) nas diferentes densidades amostrais (Área A).





**Anexo 18.** Mapas de aplicação de calcário interpolados pelo inverso do quadrado da distância (1) e pela krigagem (2) nas diferentes densidades amostrais (Área B).

