



RAFAEL DE OLIVEIRA FARIA

MALHA AMOSTRAL PARA CAFEICULTURA DE PRECISÃO

**LAVRAS – MG
2019**

RAFAEL DE OLIVEIRA FARIA

MALHA AMOSTRAL PARA CAFEICULTURA DE PRECISÃO

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

Prof. Dr. Fábio Moreira da Silva

Orientador

Prof. Dr. Gabriel Araújo e Silva Ferraz

Coorientador

LAVRAS – MG

2019

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

Faria, Rafael de Oliveira.

Malha amostral para cafeicultura de precisão / Rafael de Oliveira Faria. –
2019.

118 p. : il.

Orientador(a): Fábio Moreira da Silva.

Coorientador(a): Gabriel Araújo e Silva Ferraz.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Lavras, 2019.

Bibliografia.

1. Geoestatística. 2. Cafeeiro. 3. Agricultura de precisão. I. Silva, Fábio
Moreira da. II. Ferraz, Gabriel Araújo e Silva. III. Título.

RAFAEL DE OLIVEIRA FARIA

MALHA AMOSTRAL PARA CAFEICULTURA DE PRECISÃO

SAMPLE GRIDS FOR PRECISION COFFEE FARMING

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

APROVADO em 4 de outubro de 2019

Dr. Marcelo Silva de Oliveira	DEX UFLA
Dr. Gladyston Rodrigues Carvalho	EPAMIG
Dra. Vanessa Castro Figueiredo	EPAMIG
Dr. Fábio Lucio Santos	DEG UFLA

Prof. Dr. Fábio Moreira da Silva
Orientador

Prof. Dr. Gabriel Araújo e Silva Ferraz
Coorientador

**LAVRAS – MG
2019**

A Deus,
OFEREÇO

*A Antônio Galvão, meu pai, e Celina, minha mãe, pelo amor, confiança, dedicação e incentivo das
mais variadas formas.*

A minha esposa, Luisa, por todo amor, carinho, paciência e companheirismo

A minha filha Stela, pelo carinho e amor.

Às minhas irmãs, Sheilla e Cíntia, pela amizade e carinho.

Aos meus avós, vô Zote, vó Aurea, vô Faria e vó Fiita, por serem um exemplo de vida.

Aos meu sogro Josué e sogra Cristina, pelo incentivo e amizade.

DEDICO

AGRADECIMENTOS

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

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

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes), 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 contribuições para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao professor Dr. Marcelo Carvalho Alves, pela amizade e contribuições para o desenvolvimento deste trabalho.

À professora Dr. Luisa Pereira Figueiredo, MINHA ESPOSA, pela a dedicação e várias correções do presente trabalho, além de sempre me incentivar, apoiar e me manter no caminho.

À Fazenda Samambaia, em Santo Antônio do Amparo, MG, nas pessoas de Henrique Cambraia, proprietário, e toda a sua equipe, Fabrício Teixeira, Daniel Veiga, Éder de Souza, Sirlei Paulino Donisete, todas as trabalhadoras rurais (Rosa, Luzia, Néia, Deila, Maria Antônia, Luciana, Marilza, Rozineia), por toda ajuda e disponibilização da propriedade, dos funcionários, das análises, e dos dados que foram imprescindíveis para a realização deste trabalho.

Ao meu sogro Josué Figueiredo e a meu cunhado Lucas Figueiredo pela amizade, incentivo e pelos ensinamentos agrônômicos, técnicos e práticos em cafeicultura.

A todos os funcionários da Fazenda Bom Jardim que contribuíram para o trabalho e pelos conhecimentos práticos em cafeicultura.

Aos professores e funcionários do Departamento de Engenharia Agrícola/UFLA, pela convivência, em especial os técnicos Helen, Eder, Josi e Pedrinho.

Aos meus amigos de pós-graduação, Diego Alonso, Alan Andrade, Miguel Angel Herrera, Brenon Diennevan, Lucas Santana, Daniel Veiga, Diego Marin, Marcia e Luana pela convivência e troca de informações.

Aos meus alunos do grupo de máquinas e mecanização agrícola (GEMMA) pela participação direta e indireta neste trabalho, em especial, José Salmasso, Daniele Carmo e Kirsthenn Correia que me ajudaram no campo.

Aos professores Marcelo de Carvalho Alves, Rubens José Guimarães, Michele Duarte de Menezes e Carlos Eduardo Silva Volpato pela participação e pelas contribuições ao trabalho na etapa de qualificação.

Aos professores Marcelo Silva de Oliveira, Flávio Castro da Silva, Fábio Lucio Santos, Carlos Eduardo Silva Volpato e pesquisadores Gladyston Rodrigues Carvalho e Vanessa Castro Figueiredo, 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 OBRIGADO!

“A maior recompensa pelo nosso trabalho não é o que nos pagam por ele, mas aquilo em que ele nos transforma” (John Ruskin)

RESUMO

A área plantada com cafeeiros no Brasil não está se alterando nos últimos anos, diferentemente da produção que vem expandindo. Isso se deve ao aumento da produtividade das áreas, com investimento em novas tecnologias por parte dos produtores. A agricultura de precisão é uma das ferramentas consolidada em culturas anuais e em ascensão em culturas perenes como o cafeeiro. Nos últimos nove anos de pesquisa, este manejo foi nomeado de cafeicultura de precisão. Superior nas análises químicas de solo georreferenciadas e aplicações de fertilizantes em taxa variável, o mapa de produtividade é de grande importância para o ciclo da cafeicultura de precisão. Assim este trabalho, de amostragem e interpolação espacial de atributos do solo, planta e produtividade, tem por prerrogativa fazer o levantamento de mapas temáticos de solos e planta, utilizando malha com dois pontos por hectare. Os ensaios de levantamento dos mapas de atributos de solo, folhas e produtividade foram feitos em lavoura de 54,65 ha, durante duas safras consecutivas, com adubações feitas em taxa variada, conforme recomendações baseadas nos mapas de atributos de solo, com acompanhamento dos mapas de análise foliar, buscando estabelecer correlação entre os parâmetros avaliados e determinar parâmetros para o manejo da lavoura cafeeira. Conclui-se que a malha amostral de dois pontos por hectare foi suficiente para verificar a dependência espacial dos atributos de solo, folha e produtividade, sendo indicada para aplicação na cafeicultura de precisão.

Palavras chave: Cafeeiro; Geoestatística; Análise multivariada; agricultura de precisão.

ABSTRACT

The area planted with coffee trees in Brazil is not changing in recent years, differently the production that has been expanding. This is linked directly the increased productivity of the areas with investment in new technologies by farmers. Precision agriculture is one of the tools consolidated in annual crops and rise in perennial crops such as coffee. In the last nine years of research, this management has been named precision coffee farming. Superior in georeferenced soil chemical analysis and variable rate fertilizer applications, the productivity map is of great importance for the precision coffee farming cycle. Thus, this work, of sampling and spatial interpolation of soil, plant and productivity attributes, has the prerogative to survey thematic maps of soils and plant, using two points per hectare grid. The rehearsal of soil attribute, leaf and yield maps was done in 54.65 ha crop, during two consecutive harvests, with fertilization at varying rates, according to recommendations based on the soil attribute maps, with accompaniment of the maps. of leaf analysis, seeking to establish correlation between the evaluated parameters and to determine parameters for the management of the coffee crop. It is concluded that the two-point sampling per hectare grid was enough to verify the spatial dependence of soil, leaf and yield attributes, being indicated for application in precision coffee farming.

Keywords: Coffee tree; Geostatistics; Multivariate analysis; precision agriculture

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	10
2.	REVISÃO DE LITERATURA	13
2.1.	Cafecultura de precisão	14
2.2.	Malhas amostrais	15
2.3.	Geoestatística	18
2.3.1.	Semivariograma	19
2.3.2.	Krigagem	20
2.4.	Correlação dos atributos em cafeeicultura de precisão	21
2.5.	Mapas de Produtividade	22
2.6.	Aplicação de fertilizantes em taxa variada	23
2.7.	Métodos de Clusters	24
2.8.	Estatística Multivariada: Análise de componentes Principais.	25
3.	METODOLOGIA	27
3.1.	Caracterização da área dos ensaios	27
3.2.	Proposta da metodologia da malha amostral	27
3.3.	Demarcação da malha amostral	33
3.4.	Coleta de dados	34
3.4.1.	Fertilidade do solo	34
3.4.2.	Análise de nutrição foliar	35
3.4.3.	Produtividade do cafeeiro	36
3.5.	Análise e processamento dos dados	37
3.5.1.	Geoestatística	37
3.5.2.	Dependência espacial	37
3.6.	Análise Multivariada ou Custers	38
3.7.	Aplicação de fertilizantes em taxa variável	39
4.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	40
4.1.	Rotas de Caminhamento	40
4.2.	Análise estatística descritiva	42
4.3.	Análise multivariada	44
4.4.	Geoestatística	54
4.4.1.	Produtividade	55
4.4.2.	Atributos químicos do solo	56
4.4.2.1.	Fosforo (P Solo)	57
4.4.2.2.	Potássio (K Solo)	58
4.4.2.3.	CTC a pH 7,0 (T Solo)	59
4.4.2.4.	Matéria orgânica (M.O. Solo)	60
4.4.2.5.	Enxofre (S solo)	60
4.4.3.	Atributos químicos da folha	61
4.4.3.1.	Fósforo (P folha)	62
4.4.3.2.	Enxofre (S folha)	62
4.4.3.3.	Zinco na Folha (Zn Folha)	63
4.4.4.	Semivariogramas experimentais e teóricos ajustados	64
4.4.5.	Mapeamento de atributos da fertilidade do solo, da folha e produtividade para a cafeeicultura de precisão	73
4.4.5.1.	Mapas Temáticos e Mapas do desvio padrão da krigagem	73
5.	CONCLUSÕES	77
6.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	78
7.	Apêndice A	89

1. INTRODUÇÃO

O café é um dos principais produtos agrícolas do agronegócio brasileiro, constituindo um grande fornecedor de receitas cambiais e, ainda, é um produto no qual o país se destaca como líder em tecnologia e produção mundial. 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. Assim torna-se necessário o aumento da eficiência de todo o processo produtivo para manter a atividade sustentável.

O manejo localizado de cultivos agrícolas pode ser considerado uma tecnologia recente mediante os atuais recursos da tecnologia da informação, todavia, essa ideia é tão antiga quanto a agricultura. Durante a mecanização da agricultura no século XX, houve um forte pressão econômica para tratar grandes campos com práticas agrônomicas uniformes (BONGIOVANNI; LOWENBERG-DEBOER, 2004).

A Agricultura de Precisão, também conhecida como manejo localizado das culturas, taxa variável de aplicação ou agricultura de malha, pode ser definida como uma estratégia holística, com benefícios ecológicos e econômicos, em que os produtores podem variar a utilização de insumos e métodos de cultivo de acordo com o tipo de solo e condições da cultura em uma gleba ou área.

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, no que se refere às malhas amostrais, que ainda não possuem padrões bem estabelecidos para a cafeicultura, tem gerado discussões entre pesquisadores, técnicos e produtores. A utilização de malhas amostrais de tamanho insatisfatório pode gerar mapas que não refletem a realidade do campo podendo resultar em recomendações técnicas errôneas e resultados insatisfatórios. Malhas com número de pontos elevados podem incorrer em inviabilidade econômica.

Estudos desenvolvidos por Carvalho et al. (2017a; 2017b); Ferraz et al. (2017a) e Figueiredo et al. (2018), verificaram que as correlações entre atributos do solo e folha e as respostas das plantas em produtividade são baixas. Um dos motivos detectados foi a bialidade fisiológica da produtividade da lavoura cafeeira, intercalando anos de alta e baixa produtividade, quase que independente do manejo realizado. Outro fato já detectado é a alternância de produção cafeeira dentro de mesma safra, ou seja, plantas que produzem mais e outras menos na mesma safra, invertendo o comportamento na safra seguinte.

Acredita-se que para se estabelecer o manejo da lavoura em cafeicultura de precisão é necessário corrigir o solo em fertilidade e posteriormente realizar o plantio, e ainda, em se tratando de lavouras já estabelecidas, equilibrar o solo e posteriormente manejar a lavoura com sistemas de poda para que inicie seu desenvolvimento e histórico de produtividade sob menor influência da bienalidade espacial e temporal.

2. OBJETIVOS E OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Este trabalho tem por objetivo aplicar as técnicas de cafeicultura de precisão no manejo da lavoura cafeeira, por meio do levantamento dos mapas temáticos de fertilidade do solo, análise foliar e produtividade, durante duas safras consecutivas, em lavoura recém podada e manejada com adubação em taxa variada.

Os objetivos específicos são:

Definir o modo de navegação e caminhamento dos pontos em lavouras implantadas em nível;

Avaliar ao longo de duas safras os resultados de correlação dos mapas de atributos de solo e folhas, com o mapa de produtividade;

Validar a viabilidade técnica da malha amostral de 2 pontos por hectare para o manejo da Cafeicultura de Precisão na amostragem do solo, folhas e produtividade.

3. REVISÃO DE LITERATURA

Os avanços tecnológicos aplicados na agricultura são 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 da produtividade, de qualidade e de eficiência na conservação dos alimentos, enquanto se busca a conservação e preservação dos recursos naturais (SHIBUSAWA, 2001). É o caso do desenvolvimento de áreas como a automação e controle, robótica, nanotecnologia, agricultura de precisão, pós-colheita, agro-energia, ciência dos solos, 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; AUERNHAMMER, 1997; DUHAN et al., 2017).

A agricultura de precisão (AP) se caracteriza como um conjunto de tecnologias capaz de auxiliar o produtor rural a identificar as estratégias a serem adotadas para aumentar a eficiência no gerenciamento da agricultura. Inclui a maximização das receitas obtidas, tornando o agronegócio mais competitivo e sustentável (SILVA et al., 2008 AUERNHAMMER, 2001). Todavia, as tecnologias de agricultura de precisão são principalmente desenvolvidas e fornecidas por empresas privadas, que geralmente não possuem a experiência em sistemas agrícolas ou conhecimento para apoiar adequadamente o uso e a adaptação na fazenda (EASTWOOD et al., 2016).

A agricultura localizada pode contribuir de várias maneiras para a sustentabilidade da produção agrícola a longo prazo, confirmando a ideia intuitiva de que a agricultura de precisão deve reduzir as cargas ambientais aplicando insumos, como fertilizantes, somente onde forem necessários, quando necessários e em quantidades específicas do local (BONGIOVANNI; LOWENBERG-DEBOER, 2004). O gerenciamento localizado da cultura visa otimizar a produção agrícola, manejando a cultura e o solo, observando as diferentes condições encontradas em cada campo (EASTWOOD; KLERKX; NETTLE, 2017).

A AP requer informações detalhadas sobre a heterogeneidade dos campos para adaptar o cultivo do solo, a semeadura, a fertilização e a aplicação de produtos fitossanitários às condições locais. Na agricultura convencional as informações existentes sobre solo e planta

raramente correspondem aos requisitos exigidos para produção (SCHMIDHALTER et al., 2008).

Os solos e as culturas não são uniformes, variam de acordo com a localização espacial. Para obter informações sobre sua variabilidade espacial e sua distribuição local, o solo, a colheita e os parâmetros de produtividade devem ser medidos no maior número de pontos possíveis no campo, e esses pontos devem ser definidos por informações de posição geográfica (FINCH; SAMUEL; LANE, 2014).

3.1. Cafeicultura de precisão

A primeira vez que foi designado o termo cafeicultura de precisão foi pelos autores Alves, Queiroz e Pinto (2007). Alguns anos depois surgiu o primeiro livro com teorias e práticas de agricultura de precisão no ambiente da cafeicultura, denominado pelos autores Silva e Alves (2013) de “Cafeicultura de Precisão”(CP). Desta forma, a CP pode ser definida como um conjunto de técnicas que visa à otimização do uso dos insumos agrícolas (fertilizantes, corretivos e defensivos) em função da variabilidade espacial e temporal de fatores associados ao sistema água-solo-planta e atmosfera (KOUADIO et al., 2018; SANCHEZ et al., 2013; SIQUEIRA; MARQUES; PEREIRA, 2010; STOCKDALE et al., 2006).

Ferraz et al. (2012b), definiu a CP como o conjunto de técnicas e tecnologias habilitadas para auxiliar o cafeicultor a manejar sua lavoura, para isso baseia-se na variabilidade espacial dos atributos do solo, da folha e da planta, visando potencializar desenvolvimento sustentável, aumentar eficiência da adubação, pulverização e colheita, resultando na elevação da produtividade e da qualidade final do produto.

Na cultura do cafeeiro, há um campo vasto para a pesquisa e aplicação da 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 Eastwood, Klerkx e Nettle (2017), a agricultura de precisão, ainda é uma tecnologia a ser implantada a longo prazo, mas há uma forte tendência para que seja adotada, pela eficiência, sustentabilidade ecológica e econômica.

Na literatura existem vários trabalhos que utilizam a cafeicultura de precisão envolvendo o estudo de variabilidade temporal e espacial de diversos atributos, como doenças, atributos químicos e físicos do solo, nutrição foliar, clima, produtividade, entre outros (ALMEIDA; GUIMARÃES, 2017; ANDRADE et al., 2018; BARROS, 2010; CARVALHO et al., 2013, 2017; SILVA et al., 2016; BARROS et al., 2015; FARIA et al., 2017; FAULIN; MOLIN, 2007;

FERRAZ et al., 2012a, 2012b, 2017a; FERRAZ, 2012; FIGUEIREDO, 2016; FIGUEIREDO et al., 2018; FRANCO et al., 2016; GONTIJO et al., 2007; JACINTHO, 2016; JACINTHO et al., 2017; ROCHA et al., 2016; ROSAS et al., 2017, 2017; SILVA; LIMA, 2013).

3.2. Malhas amostrais

A forma convencionalmente utilizada para se amostrar atributos de uma determinada lavoura é a amostragem aleatória, conforme preconizado pela estatística clássica (não-espacial). Desta maneira, implicitamente, trata-se a área como suficientemente homogênea desconsiderando a posição espacial do atributo para realização do manejo (CARVALHO et al., 2013; FROGBROOK et al., 2002)

Na cafeicultura é difundida a amostragem convencional de solo que deve ser realizada de 0 a 20 cm de profundidade na projeção da copa da planta do café, de ambos os lados da linha de plantio, com no mínimo 20 subamostras por gleba homogênea quanto ao tipo de solo, idade, variedade e espaçamento da cultura (MATIELLO et al., 2005).

As características do solo e da cultura variam no espaço (distância e profundidade) e no tempo, consideradas variabilidades espacial e temporal, respectivamente (FINCH; SAMUEL; LANE, 2014). A coleta das amostras de solo viabiliza a caracterização da capacidade do solo em fornecer nutrientes para as plantas, identificando a presença de acidez e/ou elementos tóxicos, orientando programas de adubação e correção do solo (EASTWOOD; KLERKX; NETTLE, 2017; ITICHA; TAKELE, 2019).

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 que, torna-se imprescindível a criação das chamadas malhas amostrais (*grids* amostrais) (CRESSIE; WIKLE, 2015; SAHOO, 2005)

Dividir áreas em seções quadradas ou retangulares de tamanhos similares e sintetizados é a forma de criação das malhas amostrais regulares (MORGAN; ESS, 1997). Oliveira et al. (2011), realizaram levantamento do tipo de malha amostral, tamanho de área e número de pontos utilizados, em trabalhos de geoestatística publicados na plataforma Scielo, entre os anos de 1997 a 2010 e verificaram, que 82,54% dos artigos publicados utilizaram malha regular, enquanto 17,46% utilizaram malhas irregulares de amostragem do solo.

As estratégias para amostragem em malha mais utilizada é a amostragem pontual, ou seja, amostras são coletadas no ponto central da quadricula (COLAÇO; MOLIN, 2015; INAMASU; MOLIN, 2013; OLIVEIRA et al., 2011). Atualmente, na implantação do cafeeiro em áreas declivosas ainda usual o sulcamento do terreno obedece a um alinhamento feito pelas niveladas básicas, ou em terrenos com topografia favorável pode fazer alocação e o sulcamento, em linhas retas e paralelas (MESQUITA et al., 2016; NOGUEIRA, 1998), que desfavorecem a amostragem por malhas regulares, pois gasta-se muito tempo para procurar os pontos entre as entrelinhas do cafeeiro.

Existem várias ferramentas que viabilizam a coleta, armazenamento e análise de dados, possibilitando estudos da variabilidade espacial. Porém, existe um impasse entre os prestadores de serviços e pelas unidades pesquisadoras quanto o tamanho da malha amostral para o mapeamento dos atributos químicos e físicos do solo que variam com a metodologia escolhida (FERRAZ, 2012).

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

Utilizando-se de duas subáreas plantadas com cafeeiros (*Coffea arabica* L.), Marques Junior et al. (2000) instalaram uma parcela de 200 por 850 metros (17,00 ha), dividindo-as numa malha com espaçamento regular de 50 metros 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 2,00 ha submetida ao sistema convencional de produção por seis anos, e outra com 2,80 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 6,40 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 linha de plantio 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, possuía 8,64 ha e na primeira safra em estudo a malha amostral foi de 11 pontos, na segunda, 13 pontos e na terceira e quarta safras, 28 pontos. A área 2 possuía 5,94 ha e foi estudada a partir da segunda safra com uma malha de 12 pontos, na terceira e quarta safras 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 utilizaram uma malha de 23 pontos e na quarta safra uma malha de 25 pontos. A área 4 possuía 4,67 ha e a malha amostral desenvolvida para a segunda safra possuía 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 linha de plantio em 0,6 m e agrupadas num intervalo de aproximadamente um metro.

Observa-se que nos estudos supracitados foram utilizadas diferentes malhas amostrais e técnicas de amostragem em malha. Uma característica comum a eles é que em todos foi possível identificar a variabilidade espacial dos atributos químicos do solo nas áreas estudadas.

Neste sentido, Carvalho et al. (2017b) e Ferraz et al. (2017a) propõem que os ajustes dos semivariogramas sejam feitos por meio do método dos mínimos quadrados ordinários, utilizando-se o modelo esférico. Para a avaliação das malhas de amostragem foi proposto o Índice de Exatidão (IE) e o Índice de Precisão (IP).

Utilizando esta metodologia, Carvalho et al. (2017b) avaliou a qualidade de quatro diferentes malhas de amostragem em lavoura cafeeira, na caracterização de variáveis de fertilidade do solo, de nutrição foliar e de produtividade, em três épocas de amostragem com a finalidade de identificar qual a malha mais adequada a ser utilizada em Cafeicultura de Precisão. Para tanto, determinou o indicador de malha ótima (IMO) para cada variável, em cada malha em estudo. Para a fertilidade do solo e análise foliar, o IMO apontou a malha de 2 pontos/ha como a mais recomendada para amostragem em Cafeicultura de Precisão.

Igualmente, Figueiredo et al. (2018) trabalharam no estabelecimento da densidade amostral para a cafeicultura de precisão visando maior acurácia nos mapas de fertilidade do solo e produtividade, aprimorando a metodologia de Ferraz (2012), e desenvolvendo o indicador de malha ótima padronizado (IMOP) para áreas de até 100 ha.

Para a cafeicultura de precisão, Figueiredo et al. (2018) nos anos de 2014 e 2015 na fazenda Três Pontas, Presidente Olegário/MG, em três áreas de 112, 50 e 26 ha, comparou malhas amostrais para os atributos P, K, Ca, Mg, Al, H+Al, pH, V%, SB, CTC(T) e MO. Com aplicação da metodologia foi possível observar a variabilidade espacial em todas as malhas estudadas e a diminuição da densidade amostral depreciou a acurácia dos mapas gerados, sendo a malha com 2 pontos por hectare a mais recomendada.

3.3. Geoestatística

A geoestatística está sendo amplamente usada em muitas subdisciplinas das ciências da terra porque fornece ferramentas adequadas para estimar valores médios de atributos entre pontos amostrais. A teoria e a prática da geoestatística permanecem afastadas da geologia e das estatísticas matemáticas. Os geoestatísticos não estão preocupados com a gênese de objetos como por exemplo depósitos de minério, mas sim com variáveis aleatórias no espaço tridimensional (AGTERBERG, 1991).

O variograma foi introduzido como uma ferramenta geoestatística básica. Ao utilizar o variograma em combinação com a análise de regressão é possível estimar os valores médios entre pontos de amostragem por ponderação dos valores na vizinhança. Para homenagear o primeiro praticante desta abordagem criou-se o termo "krigeage" no francês, que mais tarde foi traduzido para o inglês como "kriging", e para o português "krigagem".

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; AGTERBERG, 1991).

A Geoestatística consiste em um conjunto de metodologias importantes para análise de dados no âmbito da agricultura de precisão. Pode ser usada no planejamento e 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, utilizando o princípio da variabilidade espacial a fim de se identificarem interrelações desses atributos no espaço e no tempo, além de permitir estudar padrões de amostragem adequada (VIEIRA, 2000; SAHOO, 2005).

3.3.1. Semivariograma

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 (SILVA, 1988). Neste caso, 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.

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 $x = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$, onde u é a latitude e v a longitude.

A variabilidade entre as variáveis aleatórias $Z(x)$ e $Z(x+h)$ é caracterizada pelo semivariograma. Para o uso da estimativa 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, tem-se n amostras de tamanho um.

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. Nesse caso tanto a amplitude média como as oscilações não mudam bruscamente no tempo ou no espaço.

A hipótese intrínseca é a mais frequentemente usada em Geoestatística, por ser menos restritiva. O semivariograma exige apenas esta hipótese o que o torna como a ferramenta mais difundida na Geoestatística (CRESSIE; WIKLE, 2015).

Existem vários modelos matemáticos de semivariogramas aplicados na geoestatística, porém, de acordo com (LUCAS; JUNIOR; APPEL, 2018) entre os anos 2006 a 2015 o modelo matemático esférico de ajuste de semivariograma foi o mais frequente nos trabalhos publicados na plataforma SciElo Brasil.

Na cafeicultura de precisão, alguns trabalhos utilizaram o modelo esférico para o ajuste do semivariograma. Silva et al. (2007, 2008), em uma lavoura cafeeira ajustaram pelo modelo esférico os semivariogramas, tanto para as variáveis fósforo e potássio quanto para a produtividade. Silva et al. (2010), em três safras de acompanhamento da lavoura cafeeira, ajustaram o modelo esférico para a produtividade. (ALVES et al., 2011), ajustaram o modelo esférico para descrever a magnitude da variação espacial das infestações de bicho mineiro e da broca do café. (FERRAZ et al., 2012b) avaliaram a disponibilidade de fósforo, potássio e a produtividade do cafeeiro por meio de análises dos semivariogramas utilizando o modelo esférico.

3.3.2. Krigagem

Na maioria das vezes, o interesse da análise geoestatística não se limita à obtenção de um modelo de dependência espacial, desejando-se, também, prever 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, 2006).

A interpolação espacial é o processo de predição de uma variável em posições não amostradas, usando a informação de uma amostra (VALÊNCIA; MEIRELLES; BETTINI, 2004). A krigagem é o 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. Estas duas características fazem da krigagem um interpolador ótimo. 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 (BURGESS; WEBSTER, 1980).

Segundo Vieira (2000), para a aplicação da krigagem, assume-se que sejam conhecidas as realizações $z(x_1), z(x_2), \dots, z(x_n)$ da variável aleatória espacial $Z(x)$, nos locais x_1, x_2, \dots, x_n , (amostra); que o semivariograma da variável já tenha sido determinado; e que o interesse seja estimar um valor $Z(x)$ na posição x . O estimador $\hat{Z}(x)$ de $Z(x)$ é dado pela Equação 1.

$$\hat{Z}(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad \text{Equação 1}$$

em que n é o número de amostra, $Z(x_i)$, envolvidos na estimativa, e λ_i são os pesos associados a cada valor medido. Para atender as condições de interpolador ótimo (krigagem), deve atender as Equações 2 e 3.

$$E\{\hat{Z}(x) - Z(x)\} = 0 \quad \text{Equação 2}$$

$$\text{Var}\{\hat{Z}(x) - Z(x)\} = E\{[\hat{Z}(x) - Z(x)]^2\} = \textit{mínima} \quad \text{Equação 3}$$

Para que $\hat{Z}(x)$ seja um estimador não tendencioso de $Z(x)$, a soma dos pesos das amostras tem que se igualar a um (Equação 4).

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad \text{Equação 4}$$

3.4. Correlação dos atributos em cafeicultura de precisão

O conhecimento da variabilidade espacial e dos fatores que afetam a produtividade do cafeeiro é de grande relevância para o levantamento e manejo da cultura, planejamento de esquemas de amostragem e gerenciamento de práticas agrícolas (FONSECA et al., 2010). A avaliação da extensão e da intensidade da dependência espacial destes fatores deve ser realizada antes de buscar qualquer relação destes elementos com a cultura, de forma isolada ou em conjunto com outros parâmetros (GANDAH et al., 2000).

Ferraz (2012), Carvalho (2016) e Figueiredo (2016) verificaram que as correlações entre atributos do solo e as respostas das plantas em termos de produtividade são baixas. Um dos motivos detectados é a bienalidade fisiológica da produtividade da lavoura cafeeira, intercalando anos de alta e baixa produtividade, independente do manejo realizado. Outro fato já detectado é o efeito de bienalidade na lavoura dentro da mesma safra, ou seja, plantas que

produziram mais e outras menos na mesma safra, invertendo o comportamento na safra seguinte, mesmo sobre solo heterogêneo (FERRAZ et al., 2012a).

Segundo Matielo et al. (2005) e Rena e Maestri (1985) a bienalidade de produtividade é um fenômeno fisiológico do cafeeiro. A vista disso, as tentativas de aplicação comercial das técnicas de Agricultura de Precisão na lavoura cafeeira tem frustrado empresas e cafeicultores por não ter uma resposta direta a produtividade de um ano para o outro. Uma possível solução para minimizar esta questão seria primeiramente equalizar o solo em fertilidade e depois fazer o plantio da lavoura, ou ainda em se tratando de lavouras já estabelecidas, equalizar o solo e depois podar a lavoura para que inicie seu desenvolvimento e histórico de produtividade sob menor influência da bienalidade de produtividade, espacial e temporal.

Segundo Thomaziello (2013), com a poda por esqueletamento, a lavoura fica renovada e na primeira safra após este manejo os efeitos de bienalidade não existem. Desse modo, sobre um solo que recebeu adubação em taxa variada, corrigindo as diferenças espaciais, baseado em mapas de atributos representativos, será mais provável obter correlação entre os atributos do solo e folhas, com a produtividade esperada da lavoura. Já Matiello, Stockl e Stockl (2017) citam que várias alternativas agrônômicas para reduzir a bienalidade entre safras tem sido frustradas, e uma das técnicas que se pode aplicar é o sistema de podas para produzir safras altas em seguidas de safras zeradas, ou seja, diminuindo o efeito da bienalidade espacial.

3.5. Mapas de Produtividade

O setor cafeeiro exige ferramentas eficazes para gerenciar as atividades agrícolas voltadas à sustentabilidade e não apenas à produtividade, mas também à qualidade. Além das análises de solo georreferenciadas e aplicações de fertilizantes em taxa variável, o mapa de produtividade é de grande importância para a cafeicultura de precisão, principalmente com intuito de comparar os produtos aplicados com a produtividade localizada do cafeeiro e para se conhecer os padrões de produção de uma lavoura (FAULIN; MOLIN, 2007; FERRAZ et al., 2012b, 2017b; FIGUEIREDO et al., 2013; MOLIN et al., 2010; MOLIN; FAULIN; STANISLAVSKI, 2009; SILVA; ALVES, 2013). A utilização dos mapas de produtividade podem aprimorar diversos manejos da lavoura, como a intensidade de amostragem do solo, ao indicar as zonas que requerem maior e menor intensidade de amostras (FERRAZ et al., 2017b; MOLIN et al., 2007; SANCHEZ et al., 2013). Os mapas de produtividade permitem que os produtores melhorem seu planejamento de atividades agrícolas (CARVALHO et al., 2004) e também de fechar o ciclo da cafeicultura de precisão, que inicia na amostragem, análise dos

dados, interpretação dos mapas, aplicação em taxa variável de corretivos, acompanhamento da lavoura e por final o mapa de produtividade (MOLIN; FAULIN; STRANISLAVSKI, 2009).

3.6. Aplicação de fertilizantes em taxa variada

A variabilidade espacial e temporal nos atributos do solo e nas condições meteorológicas pode afetar o crescimento da colheita, a produtividade e os parâmetros de qualidade da produção na mesma safra. Para se produzir mapas de prescrição é necessário avaliar a variabilidade do campo com precisão, com o objetivo de desenvolver recomendações de fertilizantes de taxa espacialmente variável (EASTWOOD; KLERKX; NETTLE, 2017)

Um fator a ser analisado na cafeicultura é a aplicação de quantidades corretas de fertilizantes e corretivos no solo. De acordo com Mialhe (1996), esses fatores têm influência direta sobre a produtividade da cultura, sendo que o excesso pode prejudicar a lavoura, além do gasto desnecessário do produto e a falta, certamente, resultará em menor produtividade pela diferença de nutrientes. Outro aspecto fundamental se refere ao efeito sobre o meio ambiente, onde doses excessivas, além de prejudicarem as culturas podem acarretar problemas de poluição, por exemplo, a contaminação dos lençóis freáticos. A dose a ser aplicada depende da correta interpretação dos resultados das análises químicas do solo, das características originais de projeto da máquina de aplicação e do correto manejo do campo (BARROS, 2010).

A aplicação de fertilizantes e corretivos em taxa variável na lavoura cafeeira, já vem sendo feita por alguns produtores com controladores e atuadores em máquinas comerciais disponíveis no mercado. Igualmente foi desenvolvido junto ao Departamento de Engenharia da Universidade Federal de Lavras um controlador de campo, adaptado a uma distribuidora de fertilizantes, que aplica adubo à taxa variável, atendendo as características do maquinário utilizado na produção do café, distribuindo simultaneamente dois produtos nas doses igualmente requeridas pela cafeicultura (BARROS 2014; ANDRADE et al., 2018).

Barros et al. (2014), demonstraram que a aplicação de superfosfato simples a taxa variável de forma geral, apresenta bons resultados, sendo que o erro médio geral foi de -3.31%, depositando ao solo sempre uma dose inferior a esperada. O equipamento desenvolvido pela equipe de pesquisa atingiu a expectativa na aplicação de fertilizantes utilizando diferentes condições de campo, viabilizando o método desenvolvido.

3.7. Métodos de Clusters

O método *k-Means*, proposto por Macqueen (1967), é o procedimento executado de uma maneira simples e fácil de classificar um determinado conjunto de dados por meio de um certo número de clusters. O *K-Means Clustering* é um algoritmo de aprendizado não supervisionado que tenta agrupar dados com base em sua similaridade. O aprendizado não supervisionado significa que não há resultado a ser predito, pois, o algoritmo tenta apenas encontrar padrões nos dados. Desta forma, o algoritmo tem a especificação do número de clusters nos quais se deseja trabalhar (WU et al., 2008).

O algoritmo atribui aleatoriamente cada observação a um cluster e localiza o centroide de cada cluster. Em seguida, o algoritmo itera através de duas etapas, redistribuição dos pontos de dados para o cluster cujo centroide está mais próximo, e calcula o novo centroide de cada cluster. Essas duas etapas são repetidas até que a variação dentro do cluster não possa mais ser reduzida. A variação dentro do cluster é calculada como a soma da distância euclidiana entre os pontos de dados e seus respectivos centroides do cluster (CELEBI; KINGRAVI; VELA, 2013).

Segundo Macqueen (1967), matematicamente, o processo é executado da seguinte forma: Dado um conjunto de observações (x_1, x_2, \dots, x_n) , em que cada observação é um vetor real tridimensional, o agrupamento *k-means* visa particionar as n observações nos conjuntos $k(\leq n) S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ para minimizar a soma dos quadrados dentro do cluster. Formalmente, o objetivo é encontrar a Equação 6.

$$\arg \min_{\mathbf{S}} \sum_{i=1}^k \sum_{\mathbf{x} \in S_i} \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i\|^2 = \arg \min_{\mathbf{S}} \sum_{i=1}^k |S_i| \text{Var } S_i \quad \text{Equação 5}$$

onde μ_i é a média dos pontos em S_i .

Já a Equação 7, visa minimizar os desvios ao quadrado dos pares no mesmo cluster.

$$\arg \min_{\mathbf{S}} \sum_{i=1}^k \frac{1}{2|S_i|} \sum_{\mathbf{x}, \mathbf{y} \in S_i} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 \quad \text{Equação 6}$$

A equivalência pode ser deduzida da identidade, Equação 8.

$$\sum_{\mathbf{x} \in S_i} \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i\|^2 = \sum_{\mathbf{x} \neq \mathbf{y} \in S_i} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)(\boldsymbol{\mu}_i - \mathbf{y})$$

Equação 7

Como a variação total é constante, isso equivale a maximizar a soma dos desvios ao quadrado entre os pontos nos diferentes clusters. Onde, $\|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i\|^2$, medida de distância escolhida entre um ponto de dados, \mathbf{x} , e o centro do cluster $\boldsymbol{\mu}_i$ é um indicador da distância dos n pontos de dados dos respectivos centros do cluster (MACQUEEN, 1967).

Valente et al. (2012) utilizaram o algoritmo *k-means* para delimitar zonas de manejo para o cafeeiro (*Coffea Arabica* L.) em campos de produção baseados na variabilidade espacial da condutividade elétrica aparente do solo. Galambosová et al. (2014) concluíram que é benéfico a utilização do *k-means clustering* para delinear zonas de manejo para agricultura de precisão em três safras de cevada, colve-nabiça e trigo, nos anos de 2009, 2010 e 2011, respectivamente. Sanchez et al. (2013) concluíram que a análise multivariada em combinação com a geoestatística podem ser usadas como ferramentas estratégicas para o mapeamento de áreas de cultivo de café.

3.8. Estatística Multivariada: Análise de componentes Principais.

Para Johnson e Wichern (2007), os objetivos das pesquisas científicas para os quais os métodos multivariados são mais utilizados, são a redução de dados ou simplificação estrutural, classificação e agrupamento, investigação da dependência entre variáveis e revisão.

Uma técnica bastante útil em modelagem de dados é a análise estatística multivariada de componentes principais (PCA), que se fundamenta em transformar um conjunto original de variáveis em outro conjunto de componentes principais (ou em componentes ortogonais), de dimensões proporcionais, buscando reduzir a massa de dados (CARVALHO et al., 2004).

Na PCA pode-se definir a variância total existente em um conjunto de dados multivariados, isso se faz por meio da soma das variâncias de cada uma das variáveis. Os coeficientes das equações lineares de cada componente principal que transformam os dados originais em contagens (scores) são denominados autovetores. A soma dos autovalores da matriz de covariâncias é igual ao traço dessa matriz, representa também, a variabilidade total da mesma e a contribuição de cada autovalor, em termos de variabilidade. Ao primeiro corresponderá a maior variabilidade possível e, ao segundo, a maior variabilidade possível restante (HÄRDLE; SIMAR, 2015).

A importância relativa de um componente principal é avaliada pela porcentagem da variância total que ele explica. A soma dos primeiros autovalores dividida pela de todos os autovalores, representa a proporção da variância total explicada pelos respectivos primeiros componentes principais (COOLEY; LOHNES, 1971).

Weill et al. (1999) utilizaram um modelo multivariado simples para identificar os principais fatores limitantes ao cafeeiro nas produções observadas entre 1984 e 1989, e concluíram que modelos selecionados se revelaram ferramentas promissoras de planejamento e de recomendação de manejo da cultura.

Silva e Lima (2012), analisaram a variabilidade espacial no estado nutricional e na produtividade do café arábica utilizando a análise de componentes principais (PCA) e a geoestatística, e concluíram que o uso combinado de PCA e geoestatística permitiu o estudo eficiente do estado nutricional das plantas.

Teixeira et al. (TEIXEIRA et al., 2013) identificaram por meio de PCA, quais são os caracteres morfológicos de maior importância na discriminação entre genótipos juvenis de Coffea arabica. E concluíram que o comprimento do primeiro ramo plagiotrópico, vigor, diâmetro do caule e número de nós do primeiro ramo plagiotrópico são as variáveis de maior importância na distinção dos acessos.

Sanches et al. (2013) com o objetivo de prever a qualidade do grão de café a partir dos atributos do solo e suas relações com relevo buscaram identificar e mapear zonas de manejo na cultura do café, e concluíram que a análise multivariada em combinação com a geoestatística podem ser usadas como ferramentas estratégicas para o mapeamento de áreas de cultivo de café.

Franco et al. (2016, 2017) concluíram que a estimativa de produtividade a partir de modelos de regressão múltipla utilizando PCA minimizou a amplitude de variação do rendimento da cultura do café, e retornou valores semelhantes aos observados para os dados reais, sem causar sub ou superestimativas.

Ferraz et al. (2019b), utilizando análise de componentes principais nos atributos do solo e produtividade em uma lavoura cafeeira em Três Pontas-MG, concluíram que foi possível utilizar o PCA para estudar a relação entre a produção de café entre os atributos estudados. Assim, com os resultados apresentados, o cafeicultor poderia se concentrar mais em algumas variáveis, reduzindo assim o tempo gasto na análise de todos os muitos dados que a agricultura de precisão pode gerar.

4. METODOLOGIA

4.1. Caracterização da área dos ensaios

O experimento foi desenvolvido na fazenda Samambaia, no município de Santo Antônio do Amparo, Sul do Estado de Minas Gerais, entre as coordenadas geográficas 20°58'19.92" latitude Sul e 44°53'24.18" longitude Oeste. A Área experimental possui 54,65 hectares de cafeeiros *Coffea arabica* L. do cultivar Acaiá IAC 474-19, implantada no ano 2000 com espaçamento de 3,6 metros entre linhas e 0,8 metros entre plantas. A área é dividida em 4 glebas nomeadas por ZE02 (5,90 ha), ZE03 (30,25 ha), ZE06 (8,50 ha) e ZE08 (10,00 ha). A última condução de poda na área experimental foi de recepa no ano de 2014 para a gleba ZE02 e recepa no ano de 2015 para as demais lavouras.

O solo foi classificado como Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico com textura argilosa e suave ondulado. Na camada de 0,0-0,20 m, as frações granulométricas médias são: 38% argila; 10% silte; 52% areia, terreno leve ondulado. O clima do local é caracterizado como ameno, tropical de altitude, com temperaturas moderadas, verão quente e chuvoso, classificado por Köppen como Cwa. Salienta-se que estas lavouras têm o levantamento dos mapas de atributos químicos do solo das últimas três safras (2014, 2015 e 2016), com mapas feitos com malha de um ponto por hectare.

4.2. Proposta da metodologia da malha amostral

Considerando que a maioria dos cafezais implantados do Sul de Minas Gerais possuem disposição das linhas de plantio em nível, foi desenvolvida uma metodologia baseada na malha amostral quadrada equidistante, que visa diminuir o caminhar dentro do talhão utilizando “rotas de caminhar”. A Figura 1 ilustra a rota de caminhar de fácil navegação com pontos na mesma rota, sem a necessidade do amostrador ficar atravessando linhas de plantio.

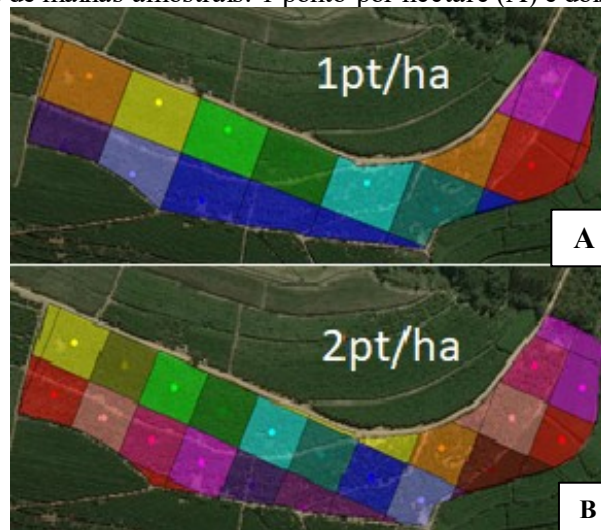
Figura 1 -Exemplo de rota de caminhada de fácil navegação.



Fonte: do autor, 2019.

Conforme ilustrado na Figura 2A, a malha amostral de um ponto por hectare é representada por um quadrado de 100 por 100 metros. Já para a malha de 2 pontos por hectare o quadrado equidistante é representado por um quadrado de 70,71 por 70,71 metros, Figura 2B.

Figura 2 - Demonstração de malhas amostrais: 1 ponto por hectare (A) e dois pontos por hectare (B).



Fonte: do autor, 2019.

O desenvolvimento dessa metodologia necessita de imagem de satélite atual, como o Google Earth PRO, e de boa resolução do talhão, para que o usuário possa distinguir linhas de plantio, entrelinhas, carregadores, falhas, entre outros. A maneira como os pontos estão distribuídos na gleba influencia diretamente nos resultados posteriores a interpolação dos pontos. Sendo assim, a escolha de um dos lados da gleba que esteja paralelo a linha de plantio é de extrema importância.

A primeira rota de caminhada pode ser traçada a partir da metade da distância entre pontos, neste caso 35 metros, em relação a bordadura da gleba, conforme Figura 3. A partir

desta primeira linha, as subsequentes serão a 70 metros. Nota-se que existem lavouras onde a variação de uma linha de plantio para outra não apresentarão mesma distância, isso se dá pela variação da distância dos renques de plantio e pela variação da largura dos carregadores em nível.

Figura 3 - Exemplo do talhão ZE08 após traçadas as primeiras rotas de caminhamento utilizando malha amostral de dois pontos por hectare.



Fonte: do autor, 2019.

Após traçadas as linhas de navegação em toda a gleba (Figura 4), é necessário traçar as linhas de auxílio para determinar o ponto de amostragem. Estas linhas devem ser iniciadas paralela ao outro lado do terreno, ou seja, o lado perpendicular as rotas de caminhamento. A primeira linha auxiliar deve manter também a distância mínima de 35 metros da borda do talhão e preferencialmente passando a 90° das linhas de caminhamento, conforme ilustrado na Figura 5.

Figura 4 - Talhão ZE08 após traçados as rotas de caminhamento utilizando a metodologia supracitada.



Fonte: do autor, 2019.

Figura 5 - Linhas auxiliares sendo traçadas no talhão ZE08.



Fonte: do autor, 2019.

Depois de criada a linha auxiliar principal é necessário criar as linhas auxiliares paralelas, também chamadas de *offset*. O número de linhas auxiliares irá depender do desenho do talhão, sendo assim, para esta gleba foi traçado linhas de offset a esquerda e a direita até cobrir todo o terreno. Na gleba ZE08 foram instaladas seis linhas, duas à esquerda e quatro à direita, conforme ilustrado na Figura 6.

Figura 6 - Linhas auxiliares paralelas traçadas no talhão ZE08, sendo quatro a direita e seis a esquerda da linha auxiliar principal.



Fonte: do autor, 2019.

Nos cruzamentos da rota de caminhamento e linha auxiliar foram alocados os pontos de amostragem. Contudo a numeração dos pontos de amostragem deve seguir a possível ordem de caminhamento a fim de evitar transtornos no momento da amostragem de campo, vide Figura 10.

Em alguns casos, pode ocorrer que o ponto amostral não esteja em um local na gleba que seja representativo, como, carregadores, falhas, entre outros. Para isso é necessário mover o ponto para um local mais representativo, porém dentro da rota de caminharmento. Para este exemplo, note que o ponto 14 da Figura 7, foi movido para dentro da lavoura.

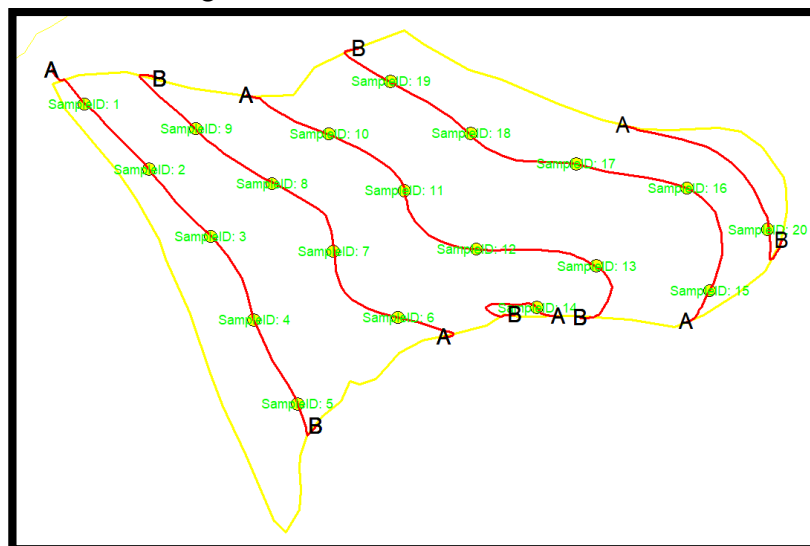
Figura 7 - Alocação dos pontos de amostragem no talhão ZE08 seguindo a sequência de amostragem.



Fonte: do autor, 2019.

Após a alocação dos pontos, pode-se retirar as linhas de auxílio, sendo necessário apenas manter as linhas de navegação, que posteriormente serão utilizadas no campo para auxiliar a entrada da entrelinha correta para amostragem, conforme Figura 8.

Figura 8 - Talhão ZE08 com as rotas de caminharmento (linhas em vermelho, início em A e fim em B), e os pontos de amostragem alocados no talhão.



Fonte: do autor, 2019.

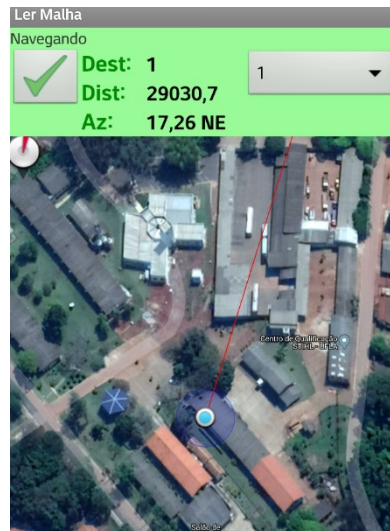
A navegação no campo foi assistida por um smartphone SONY Z3 compact Android com Sistema de Navegação Global por Satélite (GNSS), juntamente com os aplicativos C7 GPS Malha, desenvolvido pelo Laboratório de Geomática da Universidade Federal de Santa Maria e navegação das rotas de caminhamento pelo aplicativo MAPinr (UFSM, 2017; XYLEM, 2019). Para utilização do C7 GPS Malha, é necessário transformar as coordenadas geográficas do FARMWORKS, que possui informações de pontos, latitude e longitude em um arquivo com extensão texto (*.txt). Após transferido o arquivo para o smartphone, já na plataforma do aplicativo, selecionar “Malha de Amostragem”, “Ler malha”, e o talhão desejado (Figura 9). O próximo passo é escolher qual o ponto se deseja navegar que o aplicativo mostrará o azimute, distância e uma linha vermelha na direção do ponto a ser navegado, conforme ilustrado na Figura 10.

Figura 9 – Tela de impressão no Smartphone Android do aplicativo CR campeão 7.



Fonte: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.crcampeiro>

Figura 10 - Tela do CR Campeiro 7, buscar ponto com distância do ponto e o azimute.

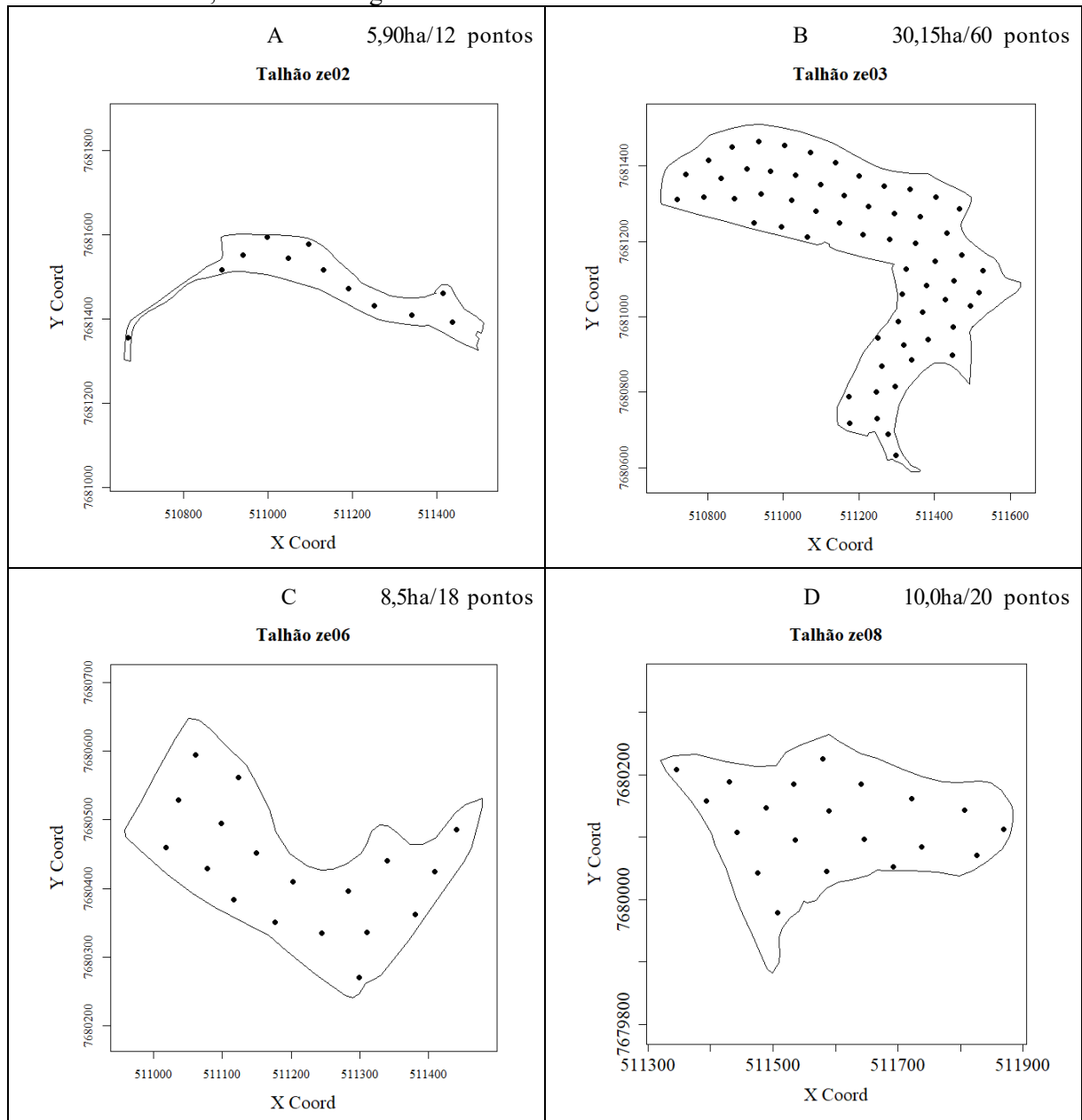


Fonte: do autor, 2019.

4.3. Demarcação da malha amostral

A lavoura em estudo foi demarcada utilizando o programa FARMWORKS devidamente licenciado, em malha amostral com metodologia proposta com 2 pontos por hectare, conforme proposto nos estudos de índice de malha ótima para cafeicultura de precisão (CARVALHO, 2016; CARVALHO et al., 2017a; FERRAZ et al., 2017b; FIGUEIREDO, 2016; FIGUEIREDO et al., 2017) (FIGUEIREDO et al., 2018), totalizando 111 pontos amostrais georreferenciados, distribuídos na gleba ZE02 (12 pontos), ZE03 (60 pontos), ZE06 (18 pontos) e ZE08 (20 pontos) (Figura 11, A, B, C e D). A estratégia para amostragem em grade utilizada foi a amostragem pontual, cujas amostras são coletadas no ponto central da quadrícula (COLAÇO; MOLIN, 2015; INAMASU; MOLIN, 2013; OLIVEIRA et al., 2011). Nestes pontos foram retiradas as amostras de solo, coletadas as folhas e realizado o levantamento de produtividade das plantas.

Figura 11 - Croquis das malhas de amostragem nas lavouras ZE02 (A), ZE03(B), ZE06(C) E ZE08(D), Y coord é Latitude, X Coord é longitude em metros



Fonte: do autor, 2019.

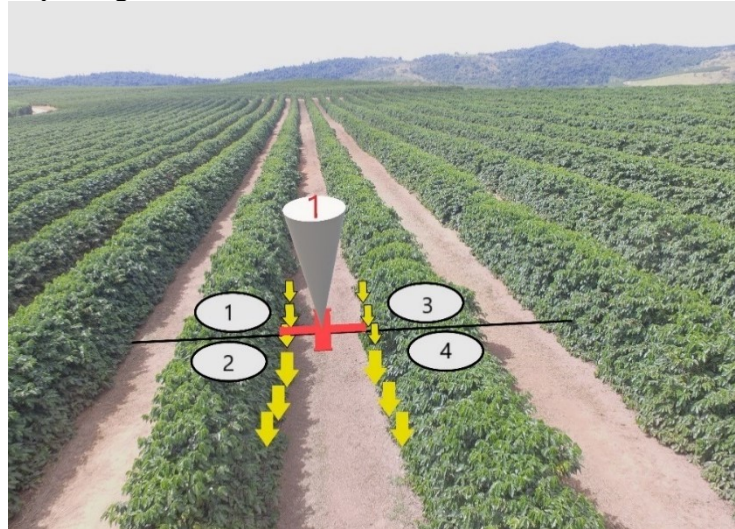
4.4. Coleta de dados

4.4.1. Fertilidade do solo

As coletas das amostras de solo foram realizadas em maio de cada ano/safra (05/2017 e 05/2018) utilizando as rotas de caminhada e um amostrador de solo elétrico modelo SACI S40, por meio da retirada de subamostras na projeção da copa do cafeeiro na profundidade de 0 a 20 cm. Em cada ponto amostral, foram retiradas 12 subamostras, sendo três em cada planta demarcada e próximas ao ponto georreferenciado, respeitando o erro do receptor GNSS que

varia de 3 a 5 metros (Figura 12), e posteriormente foram homogeneizadas para formar a amostra composta representativa (COLAÇO; MOLIN, 2015).

Figura 12 - Amostragem de fertilidade do solo: 12 subamostras, sendo três em cada planta demarcada e próximas ao ponto georreferenciado.



Fonte: do autor, 2019.

As amostras foram enviadas para o Laboratório de Análise de Solos 3RLAB em Lavras - MG. Os atributos químicos do solo analisados foram P ($\text{mg}\cdot\text{dm}^{-3}$), K ($\text{mg}\cdot\text{dm}^{-3}$), Ca ($\text{cmolc}\cdot\text{dm}^{-3}$) e Mg ($\text{cmolc}\cdot\text{dm}^{-3}$), Al ($\text{cmolc}\cdot\text{dm}^{-3}$), H + Al ($\text{cmolc}\cdot\text{dm}^{-3}$), Soma de Bases - SB ($\text{cmolc}\cdot\text{dm}^{-3}$), CTC – Capacidade de Troca Catiônica a pH 7 (T) ($\text{cmolc}\cdot\text{dm}^{-3}$), Acidez ativa do solo (pH em água), Saturação por bases (V%), e a Matéria Orgânica – MO (dag/kg).

4.4.2. Análise de nutrição foliar

As amostras de nutrição foliar foram coletadas na mesma data da amostragem de solo e nas mesmas plantas demarcadas, em que foram determinados os teores dos macronutrientes N (%), P (%), K (%), Ca (%), Mg (%) e S (%). A coleta das amostras foliares foi realizada de acordo com Carvalho et al. (2010) adaptado, utilizando as mesmas quatro plantas demarcadas para coleta de folhas, a fim de constituir uma amostra (Figura 13). Para cada planta, nos pontos laterais a linha de caminhamento, serão coletados o terceiro ou o quarto par de folhas no terço médio, livres de lesões ocasionadas por doenças, pragas, fenômenos climáticos e tratos culturais, quatro pares de folhas por planta. Dessa forma, cada amostra será constituída de 32 folhas, sendo 4 pares por planta demarcada. As amostras foram encaminhadas para processamento e análise, no Laboratório da Fundação Procafé, em Varginha - MG.

Figura 13 - Análise de nutrição foliar: coletados o terceiro ou o quarto par de folhas no terço médio, livres de lesões ocasionadas por doenças, pragas, fenômenos climáticos e tratos culturais, quatro pares de folhas por planta.

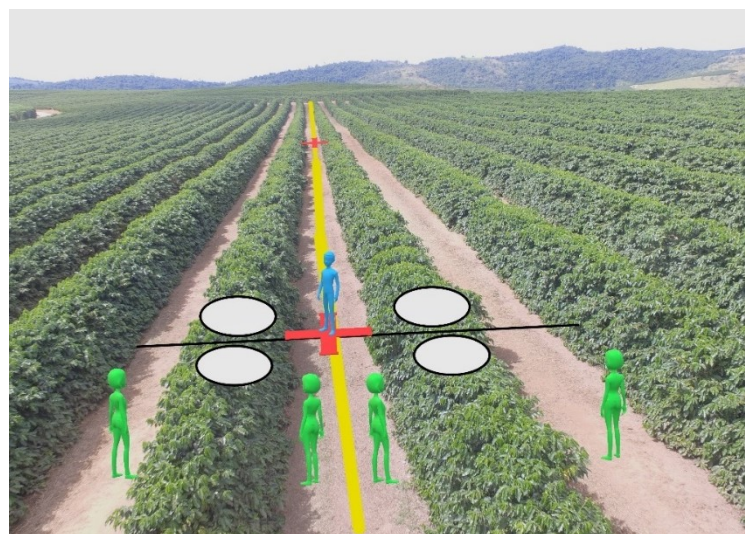


Fonte: do autor, 2019.

4.4.3. Produtividade do cafeeiro

Em relação aos atributos da planta, foi avaliada a produtividade da lavoura em junho de cada ano/safra. A amostragem de produtividade de ponto amostral correspondeu a quatro plantas: duas plantas localizadas a direita do ponto georreferenciado e as outras duas plantas localizadas à esquerda do ponto (Figura 14).

Figura 14 – Esboço referente a coleta dos frutos do cafeeiro pelo método de derriça manual nos pontos georreferenciados.



Fonte: do autor, 2019.

A produtividade de café ($L.planta^{-1}$) foi obtida por meio da colheita manual sobre panos das quatro plantas supracitadas, utilizando trabalho de quadro trabalhadores rurais com

experiência na colheita do café acompanhando de um técnico para a navegação e anotação das medições. Cada trabalhador rural derriçou um dos lados de duas plantas (Figura 15), desta maneira a colheita do ponto amostral foi mais rápida porque não teve a necessidade de atravessar a linha de plantio para colher o outro lado da planta.

A metodologia seguida por Santinato et al. (2015) e Silva et al. (2010) para a derriça manual foi executada conforme a prática de cada trabalhador com seus devidos equipamentos de proteção individual (EPI) e o pano e posterior a abanação manual utilizando peneiras. Em seguida o volume colhido foi medido por um recipiente graduado em litros ($\text{litros.planta}^{-1}$) e os tempos foram obtidos por meio do cronômetro digital do próprio smartphone.

4.5. Análise e processamento dos dados

4.5.1. Geoestatística

A análise geoestatística foi feita pela identificação da variabilidade espacial dos atributos estudados, por meio de ajustes de semivariogramas, pelo estimador clássico de (JOURNEL; HUIJBREGTS, 1978), conforme descrito na Equação 9.

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad \text{Equação 8}$$

Sendo $N(h)$ o número de pares de valores medidos $Z(x_i)$ e $Z(x_i+h)$, separados por um vetor h . O semivariograma é representado pelo Gráfico $\hat{\gamma}(h)$ versus h . Do ajuste de um modelo matemático aos valores calculados de $\hat{\gamma}(h)$, serão estimados os coeficientes do modelo teórico para o semivariograma denominados efeito pepita, C_0 ; patamar, C_0+C_1 ; e o alcance, a .

Para a análise geoestatística e a criação dos mapas, foi utilizado o *software* R x64 3.5.3 de distribuição livre, por meio do pacote geoR (R CORE TEAM, 2014; RIBEIRO JUNIOR; DIGGLE, 2001).

A fim de verificar a confiança dos valores interpolados, seguiu a metodologia de Carvalho (2016), utilizando os mapas de erro-padrão da predição da krigagem executados também pelo Software R e o pacote geoR (R CORE TEAM, 2014; RIBEIRO JUNIOR; DIGGLE, 2001).

4.5.2. Dependência espacial

Um dos parâmetros importantes do semivariograma é o efeito pepita (C_0), ele indica variabilidade não explicada, considerando a distância de amostragem utilizada (MCBRATNEY; WEBSTER, 1986). Esse parâmetro pode ser expresso como porcentagem do patamar e tem o objetivo de facilitar a comparação do grau de dependência espacial das

variáveis em estudo (TRANGMAR, 1985). Um índice atualizado para mensurar essa dependência espacial é o IDE2, proposto por (SEIDEL; OLIVEIRA, 2015), que é descrito pela equação 10.

$$IDE2(\%) = FM \cdot \left(\frac{C_1}{C_0 + C_1} \right) \cdot 100 \quad \text{Equação 9}$$

em que, FM é o fator de modelo, para o esférico FM=0,375, exponencial FM=0,317 e gaussiano FM=0,504, Co é o efeito pepita e C1 é a contribuição.

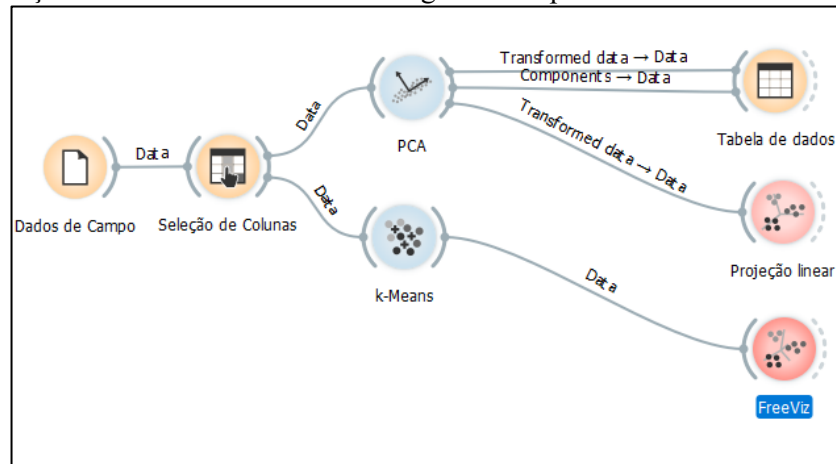
O IDE2 é mais completo que o índice de “DE” de Cambardella et al. (1994), pois considera o fator de modelo matemático utilizado, porém, esse índice possui a fragilidade de só considerar a contribuição e o efeito pepita, não contemplando o alcance.

4.6. Análise Multivariada ou Custers

A execução das análises de componentes principais (PCA) e *K-means Clustering* (KMC) para verificar a correlação dos dados de produtividade com os atributos químicos do solo e da folha dos dois anos em estudo foi realizada utilizando o *software Orange Widgets and Canvas*.

No Orange Canvas foi criado um fluxo de trabalho iniciando com os dados tabulados de campo e, posteriormente, com o widget de “seleção de colunas”, que permite a seleção de dados de entrada relevantes para o estudo. Na sequência os dados foram enviados para os widgets PCA e em paralelo para o *K-means*. O resultado do PCA foi enviado para dois widgets “tabela de dados”, onde foram tabulados as componentes principais do PCA e a projeção linear, gerando graficamente as componentes do PCA. Posterior ao widget do *K-means* tem-se apenas o *freeViz*, que gera os resultados do widget anterior e otimiza a visualização (Figura 15) (BIOINFORMATICS LAB, 2019).

Figura 15 - Ilustração do fluxo de trabalho no Orange Canvas para análise de PCA e KMC.



Fonte: do autor, 2019.

4.7. Aplicação de fertilizantes em taxa variável

A aplicação dos fertilizantes na lavoura foi feita entre novembro e outubro de cada safra, em taxa variável, conforme recomendação do agrônomo responsável, embasados nos mapas krigados de atributos químicos do solo e análises foliares. Os mapas de aplicação fertilizantes, gessagem e calagem podem ser visualizados no Apêndice A.

Para a aplicação em taxa variada foi utilizado um aplicador de fertilizantes desenvolvido e adaptado no Departamento de Engenharia da Universidade Federal de Lavras, conforme projeto CNPq 484117/2011-4: “Desenvolvimento de um aplicador de fertilizantes à taxa variável para a cultura do café”. Este aplicador de fertilizantes vai acoplado ao trator pelas barras inferiores do sistema hidráulico (acoplamento semi-montado). Isso é equipado com duas esteiras para distribuição do adubo, mecanismos dosadores volumétricos de abertura variável, distribuidores centrífugos de discos horizontais, com aplicação direcionada à linha de plantio. A esteira dosadora dupla é acionada por sistema de engrenagens e correntes de rolos cilíndricos, a partir da rotação de sustentação da distribuidora. Os discos distribuidores são acionados individualmente por motor hidráulico dotado de válvula reguladora de vazão, através do sistema de controle hidráulico do trator.

O aplicador de fertilizantes possui um volume de carga de $1,10\text{m}^3$, largura total 1,50 m, comprimento 3,36 m, altura 1,40 m e bitola de 1,25 m. o implemento tem capacidade de aplicar dois produtos simultaneamente em doses variando de 28 a 818 gramas por metro linear, independente do produto a ser aplicado no cafeeiro. A aplicação de dois produtos se justifica por uma maior precisão de distribuição e diminuição dos custos devido a não utilização de produtos formulados.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1. Rotas de Caminhamento

Em muitas lavouras comerciais de café onde serão iniciadas as técnicas de cafeicultura de precisão possuem glebas com formas aleatórias e geralmente instaladas acompanhando o nível. Quando se utiliza a malha amostral quadrada equidistante o caminhamento para amostragem dentro da gleba é muito árduo. Por exemplo, grande parte dos agricultores já faz o uso de quadriciclos amostradores de solo no cafeeiro. Para ir de um ponto ao outro deve-se percorrer grandes distancias, haja vista, que os pontos geralmente não estão na mesma entrelinha, tal como ilustrado na Figura 16.

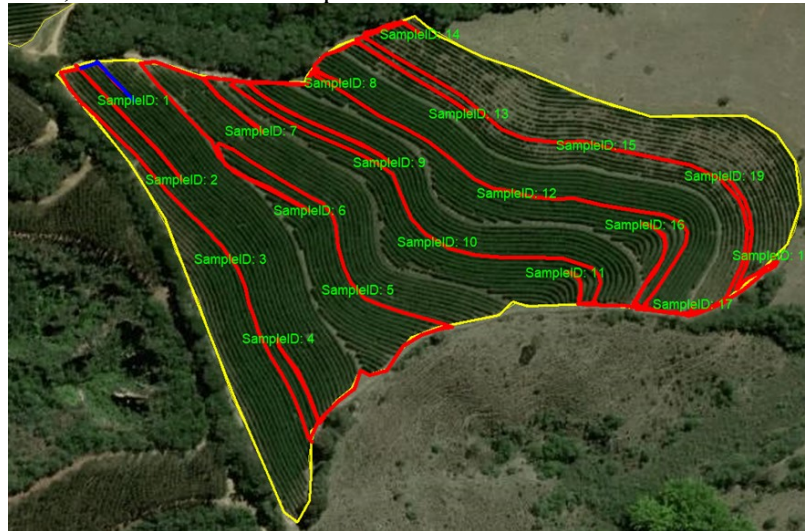
Figura 16 - Ilustração da dificuldade de caminhamento em malha amostral regular em cafeeiro plantado com entrelinhas próximas a 0,5m.



Fonte: do autor, 2019.

Foi realizado um estudo comparando a metodologia mais usual no campo, malha quadrada equidistante e a metodologia proposta neste trabalho. Para isso, foi considerado que o amostrador já sabe em quais entrelinhas entrar e que ele não pode atravessar a linha de plantio (Figura 17).

Figura 17 – Simulação de caminhada do amostrador para atingir os pontos em uma malha quadrada equidistante, o mais usual no campo.



Fonte: do autor, 2019.

Na demarcação das linhas de caminhada na lavoura, foi observado certa variação de distância de uma linha dos cafeeiros para outra, que se dá pela variação da distância de plantio, declividade e da largura dos carregadores, o que demonstra a necessidade de traçar as rotas de caminhada. A simulação da metodologia convencional resultou em um deslocamento médio entre pontos amostrais de 263,2 metros, lembrando que foi considerado que o amostrador conhece de antemão as entre linha que irá percorrer. Nas simulações para a metodologia proposta, o amostrador percorre em média 132,8 metros entre pontos amostrais (Tabela 3), diminuindo abruptamente o deslocamento em 130,4 metros e por conseguinte o tempo e custo de amostragens.

Tabela 1 - Distância média percorrida em cada lavoura para alcançar o ponto de amostragem, na metodologia convencional e metodologia proposta.

Lavoura	Metodologia Convencional*	Metodologia Proposta*
ZE06	191,7	136,1
ZE08	215,0	117,5
ZE03	199,3	103,9
ZE02	448,3	170,8
Média	263,2	132,8

*Distância percorrida entre pontos em metros

Analisando a Tabela 3, verifica-se que a metodologia proposta apresentou resultados com média de redução do percurso de 50,1% entre pontos amostrais. Esta redução de percurso resulta em diminuição dos custos de amostragem em campo, viabilizando ainda mais a

aplicação das tecnologias em “Cafecultura de Precisão”. É possível considerar ainda a criação virtual das rotas recomendadas de caminhada, através de aplicativos de navegação, em smartphone ou equipamento com sistema de navegação global por satélites (GNSS). A exemplo pode-se citar o aplicativo MAPinr (XYLEM, 2019) e para a navegação entre os pontos amostrais e o aplicativo Android: C7 GPS Malha, desenvolvido pelo Laboratório de Geomática da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, 2017), todos aplicativos gratuitos e de fácil acesso aos agricultores.

5.2. Análise estatística descritiva

Por meio da análise estatística descritiva (Tabela 4), verifica-se distribuição simétrica ($|a| < 0.15$) para os atributos litros por planta, pH solo, K-folha e S-folha e distribuição assimétrica à esquerda ($a < -0.15$), ou negativamente assimétricas, para V(%) e P folha. Os demais atributos com assimetria a direita, ou positivamente assimétricos, indicam maior concentração dos dados abaixo da média.

O coeficiente de variação (CV), demonstra que, apenas as variáveis pH do solo e N na folha possuem coeficiente de variação menor do que 10%, que de acordo com Gomes e Garcia (2002) são considerados valores homogêneos e pela classificação proposta por Warrick e Nielsen (1980), baixa variação para $CV < 12\%$; média variação de $12\% < CV < 60\%$ e alta variação para $CV > 60\%$. Portanto, a maioria dos atributos são classificados como variação média, com exceção da produtividade cafeeira (litros por planta), Al solo, m% solo, B solo, S solo, Zn folha e Cu folha que apresentaram variação alta.

Estudos de Burak, Santos e Passos (2016) em áreas de *Coffea canephora*, o pH do solo também ficou abaixo de 10%. Já para o Nitrogênio na folha, Silva & Lima (2012) atingiram os mesmos níveis de coeficiente de variação, em 10,43%. Os demais atributos avaliados com a variabilidade alta (CV), podem ser considerados como os primeiros indicativos da existência de heterogeneidade nos dados (FROGBROOK et al., 2002).

Tabela 2 – Valores dos atributos químicos do solo (Abreviação seguido de Solo), atributos químicos da folha (abreviação seguido de folha), e produtividade em litros por planta (l/planta) dos dois anos estudados e padrões de equilíbrio nutricional para os atributos químicos do solo e da folha para solo com textura média segundo 5ª aproximação adaptada pela fundação Procafé (FUNDAÇÃO PROCAFÉ, 2019).

Atributo	Padrão	Média	Máximo	Mínimo	Moda	Desvio Padrão	CV%	Curtose	a
Prod.	NA	8,60	18,38	0,13	2,88	5,57	65%	-1,56	0,03
Ph Solo	Bom	5,94	7,21	4,55	5,97	0,53	9%	-0,66	0,08
P Solo	Muito Bom	44,32	121,06	2,75	23,51	21,81	49%	0,86	0,93
K Solo	Muito Bom	131,89	333,01	62,33	139,07	36,08	27%	4,15	1,42
Ca Solo	Bom	3,72	7,99	1,49	3,16	1,43	39%	-0,42	0,61
Mg Solo	Muito Bom	1,88	4,12	0,77	1,83	0,65	34%	-0,15	0,53
Al Solo	Muito Baixo	0,15	0,81	0,00	0,10	0,12	83%	6,02	2,06
H+Al Solo	Médio	3,17	8,70	1,10	3,17	1,35	43%	1,63	1,12
Sb Solo	Bom	5,94	11,88	2,48	4,37	2,08	35%	-0,36	0,56
t Solo	Bom	6,08	11,98	2,76	4,59	2,04	34%	-0,32	0,57
T Solo	Bom	9,10	13,91	4,89	10,69	2,03	22%	-0,73	0,31
m Solo	Muito Baixo	0,03	0,17	0,00	0,01	0,03	102%	3,83	1,85
V% Solo	Bom	65,00	89,00	28,02	59,50	1,4	21%	-0,76	-0,32
MO Solo	Médio	0,03	0,07	0,01	0,02	0,01	40%	-0,63	0,66
B Solo	Médio	0,86	4,36	0,10	0,31	0,77	89%	2,86	1,74
S Solo	Bom	20,47	86,22	0,01	0,10	16,84	82%	0,70	0,89
N Folha	Limiar	2,99	4,67	2,08	3,11	0,29	10%	5,26	0,76
P Folha	Adequada	0,14	0,19	0,06	0,14	0,02	15%	0,36	-0,40
k Folha	Adequada	2,16	3,20	1,03	2,10	0,41	19%	-0,45	-0,11
Ca Folha	Adequada	1,68	7,69	0,83	1,26	0,81	48%	26,01	4,00
Mg Folha	Adequada	0,41	2,28	0,25	0,38	0,18	43%	64,75	6,95
S Folha	Adequada	0,21	0,38	0,07	0,12	0,10	47%	-1,79	0,06
Zn Folha	Adequada	24,31	87,00	6,06	17,00	15,56	64%	0,73	0,99
Fe Folha	Adequada	144,87	486,90	77,92	112,0	58,30	40%	9,46	2,68
Mn Folha	Adequada	120,47	403,00	21,00	146,0	50,39	42%	5,48	1,75
Cu Folha	Adequada	22,38	113,00	11,66	16,00	15,20	68%	15,78	3,84
B Folha	Limiar	63,64	119,14	24,14	47,50	16,63	26%	1,83	1,16

Legenda: Coluna: Padrão, classificação segundo (FUNDAÇÃO PROCAFÉ, 2019); CV%, coeficiente de variação em %; a, assimetria. Prod.: produtividade: litros de café da lavoura por planta; pH em água (pH solo); atributos químicos do solo em mg/dm³: potássio (K solo), fosforo (P solo), boro (B solo) e enxofre (S solo); em Cmol/dm³: cálcio (Ca solo), magnésio (Mg solo), alumínio (Al solo), acidez potencial (Al + H solo), soma de bases (Sb solo), capacidade de troca de cátions efetiva (t solo), capacidade de troca de cátions a pH 7,0 (T solo); em percentagem: saturação por bases (V% solo), saturação por alumínio (m% solo), matéria orgânica (M.O% solo); atributos químicos da folha em dag/Kg: nitrogênio (N folha), potássio (K folha), fosforo (P folha), enxofre (S folha), cálcio (Ca folha), magnésio (Mg folha); em mg/Kg: boro (B folha), cobre (cu folha), manganês (Mn folha).

Diante dos dados da Tabela 4, a lavoura apresenta-se em equilíbrio nutricional quando avaliada em sua média de cada atributo, de acordo com os níveis utilizados em lavouras produtivas comerciais de solos com texturas e propostas pelo 5ª aproximação, adaptado pela Fundação PROCAFÉ (FUNDAÇÃO PROCAFÉ, 2019; RIBEIRO; GUIMARÃES; ALVAREZ, 1999). Para análise foliar, as médias dos atributos P, K, Ca, Mg, S, Zn, Fe, Mn, Cu e B, estão em níveis adequados. Apenas o atributo químico N, é classificado como Limiar. Seguindo a mesma recomendação da PROCAFÉ, os atributos do solo: P, Ca, Mg, V%, M.O% e S estão classificados como alto, ph, K, H+Al e B são médios e o atributo químico Al está em um nível excelente (FUNDAÇÃO PROCAFÉ, 2019).

Martinez et al. (2008) afirmam que os nutrientes K, Mg, S e Zn são de extrema importância para o crescimento vegetativo e desenvolvimento dos frutos da planta de café, sendo que o desequilíbrio desses elementos pode acarretar significativas perdas na produtividade da cultura.

5.3. Análise multivariada

A modelagem biofísica em sistemas agrícolas requer um conhecimento preciso dos diferentes processos envolvidos na relação solo-planta-atmosfera que atuam para gerar uma produtividade ideal no ato da colheita do café (KOUADIO et al., 2018).

A fertilidade do solo é o resultado de processos físicos, químicos e biológicos interagindo juntos para alterar o crescimento das culturas (STOCKDALE et al., 2006). Vários estudos que avaliaram o impacto de agroquímicos, calagem e cobertura morta sobre parâmetros de fertilidade e produtividade do solo demonstraram a importância dos nutrientes do solo na obtenção da produtividade esperada na cafeicultura (CHEMURA et al., 2013; KOVAR; GRANT, 2011; NJOROGE, 2000; PAULO; FURLANI JR., 2010; VAN DER VOSSEN, 2005).

O estado nutricional de uma área cafeeira também pode ser avaliado pela interpretação e classificação das concentrações de nutrientes das folhas (GONTIJO et al., 2007; KALRA, 1997; MALAVOLTA, 1993; MALAVOLTA; VITTI; OLIVEIRA, 1997; MATIELLO, 1997; REUTER; ROBINSON, 1997). A análise dos nutrientes das folhas juntamente com a análise do solo é uma ferramenta importante para a recomendação de fertilização equilibrada e econômica da plantação de café (PAULO; FURLANI JR., 2010).

No presente estudo não foram consideradas outras condições ambientais que impactam na produtividade do cafeeiro como o clima, aplicação de fertilizantes e impactos de pragas e

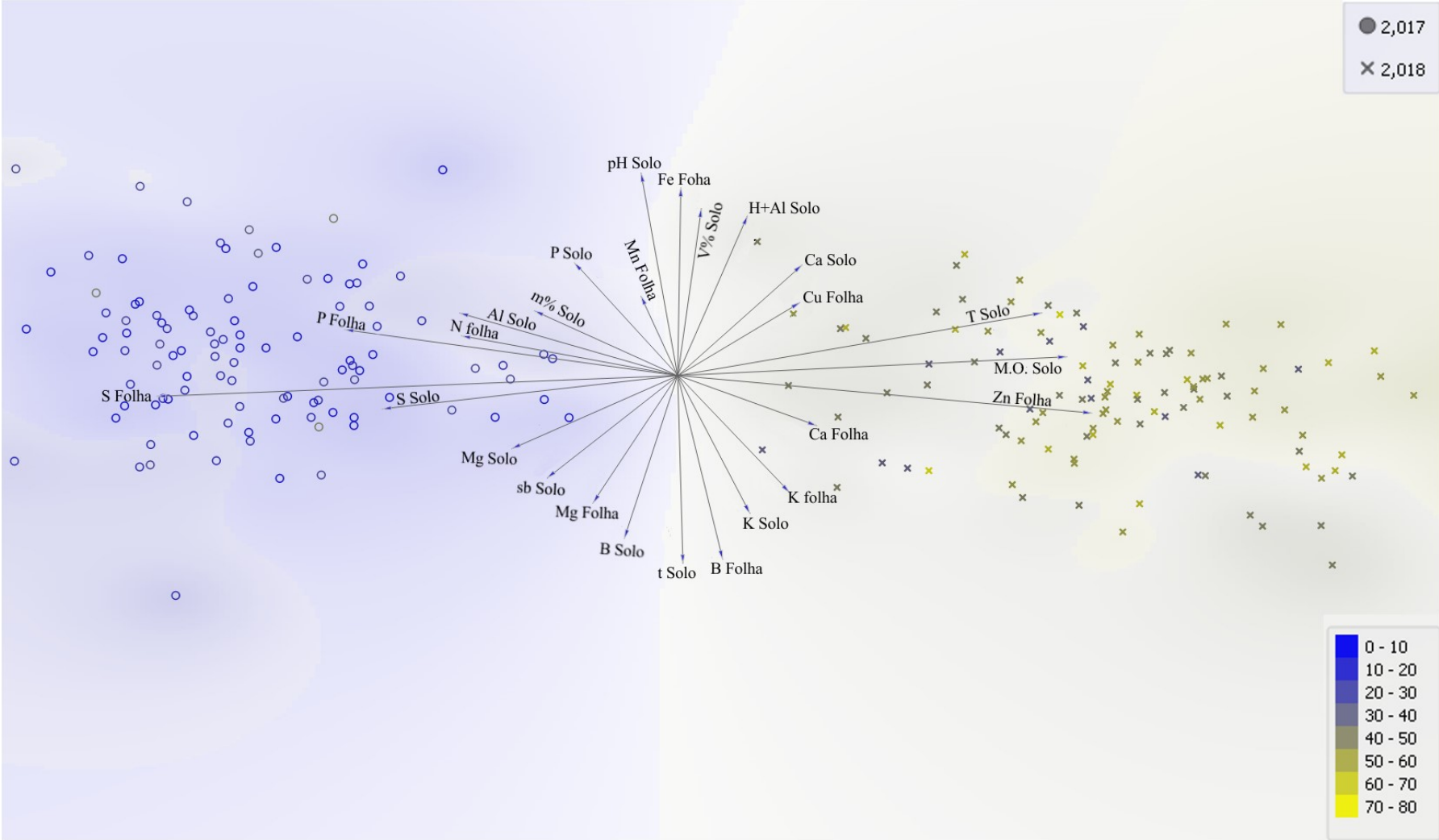
doenças, embora sejam consideradas muito importantes conforme citados por (KOUADIO et al., 2018)(WEILL et al., 1999).

Uma das formas de selecionar atributos que possuem maior correlação com o atributo alvo de estudo, que no presente trabalho trata-se da produtividade, é a utilização de clusters (ALBASHISH; BRAIK; BANI-AHMAD, 2011; CELEBI; KINGRAVI; VELA, 2013; GALAMBOŠOVÁ et al., 2014; LIANG et al., 2003; MACQUEEN, 1967; VALENTE et al., 2012). Entre os vários métodos existentes o *K-means* é amplamente difundido em diversas áreas da ciência.

A ferramenta utilizada para visualização da resposta do “*k-means*” foi o *FreeViz* do *software Orange Canvas*. O funcionamento do *FreeViz* usa um paradigma emprestado da física de partículas, nos quais pontos da mesma classe se atraem, pontos de diferentes classes se repelem e as forças resultantes são exercidas nas âncoras dos atributos, ou seja, nos vetores unitários de cada uma das dimensões (eixos). A opção de otimização automática facilita entender como uma alteração de uma âncora afeta as posições dos pontos de dados, que para este trabalho é a produtividade (DEMSAR et al., 2013).

Na técnica *k-means clustering*, o número de clusters é gerenciado pelo usuário. Desta forma, para o presente trabalho utilizou-se 4 clusters fixos com um número de 300 interações (vizinhos). Na Figura 18 tem-se a resposta da aplicação da técnica do *K-means* pelo visualizador *FreeViz*.

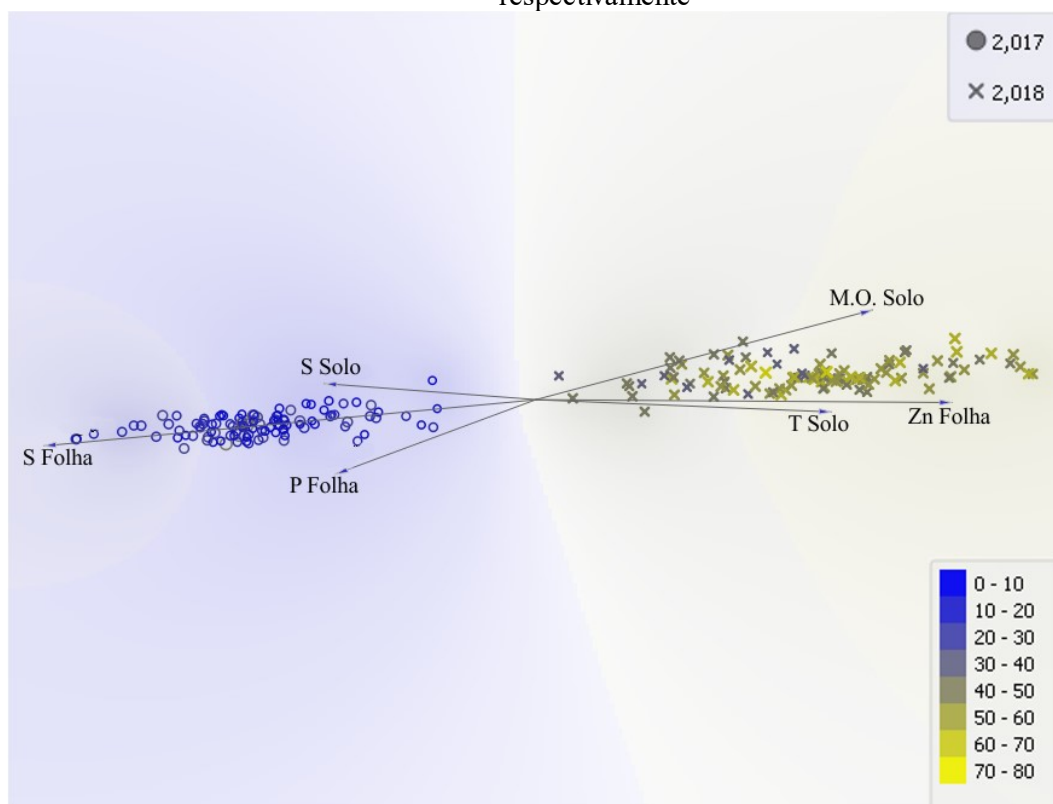
Figura 18 - Resposta da aplicação da técnica do *K-means* pelo visualizador *FreeViz*, de todos os atributos estudados nos dois anos. Cor do ponto representa a produtividade e as formas redondo e em cruz os anos de 2017 e 2018, respectivamente.



Verifica-se na Figura 18 que existe uma separação clara entre os anos estudados. Os pontos referentes as produtividades dos anos de 2017 estão posicionados à esquerda e os de 2018 à direita. Pela colorização do plano de fundo da Figura 18 é possível identificar quais atributos estão exercendo maior influência para a separação da produtividade. Também é possível verificar que para as produtividades do ano de 2017, os atributos que mais influenciaram foram S Folha (maior vetor) seguido de P Folha e S Solo. A correlação de Pearson (Tabela 5) utilizando análise univariada correlaciona tais atributos negativamente com a produtividade, mas é importante ressaltar que a lavoura se encontra no estágio bienal de safra baixa que pode dificultar a interpretação por meio da análise univariada, justificando a relevância da análise multivariada nesse estudo. Já para as produtividades de 2018 os atributos que mais influenciaram foram Zn Folha (maior vetor), M.O. Solo e T Solo.

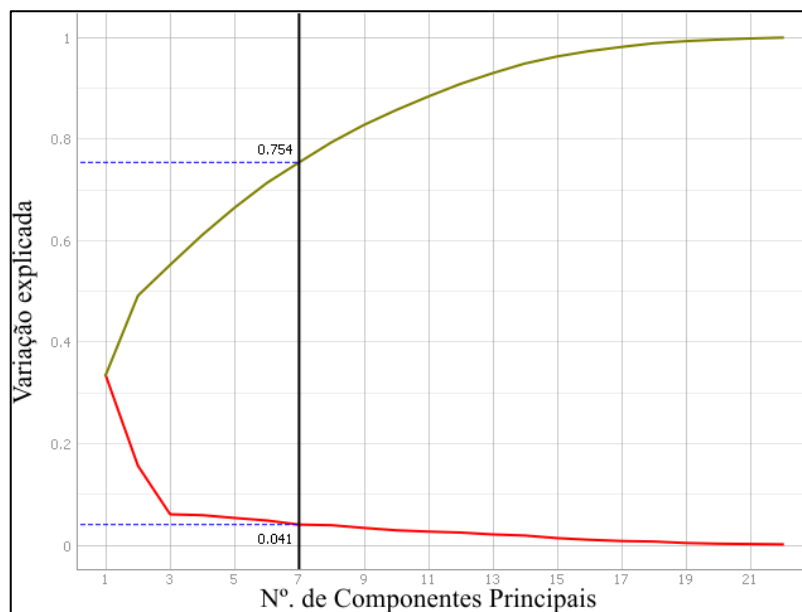
Aplicando o algoritmo *K-means* apenas nos atributos (S folha, P folha, S solo, T solo, M.O. Solo e Zn folha) que obtiveram maior correlação com a produtividade na primeira análise (Figura 18), o refinamento e aglomeração das safras e das produtividades ficam mais acentuados (Figura 19).

Figura 19 - Resposta da aplicação da técnica do *K-means* pelo visualizador *FreeViz*, dos atributos pré selecionados (S folha, P folha, S solo, T solo, M.O. Solo e Zn folha) nos dois anos. Cor do ponto representa a produtividade e as formas redondo e em cruz os anos de 2017 e 2018, respectivamente



Outra forma de avaliar as correlações dos atributos analisados com a produtividade é através da análise multivariada de componentes principais (PCA) (CARVALHO et al., 2004; SANCHEZ et al., 2013; SIQUEIRA; MARQUES; PEREIRA, 2010). Sanchez et al. (2013), adaptado de Carvalho et al., (2004), sugere que os componentes selecionados devem responder conjuntamente por pelo menos 70% da variabilidade dos dados. No presente estudo, o critério específico utilizado para selecionar o número de componentes principais (PCs) foi a variabilidade percentual explicada. Os principais componentes foram estabelecidos a partir de uma matriz de correlação contendo 27 atributos (Figura 20).

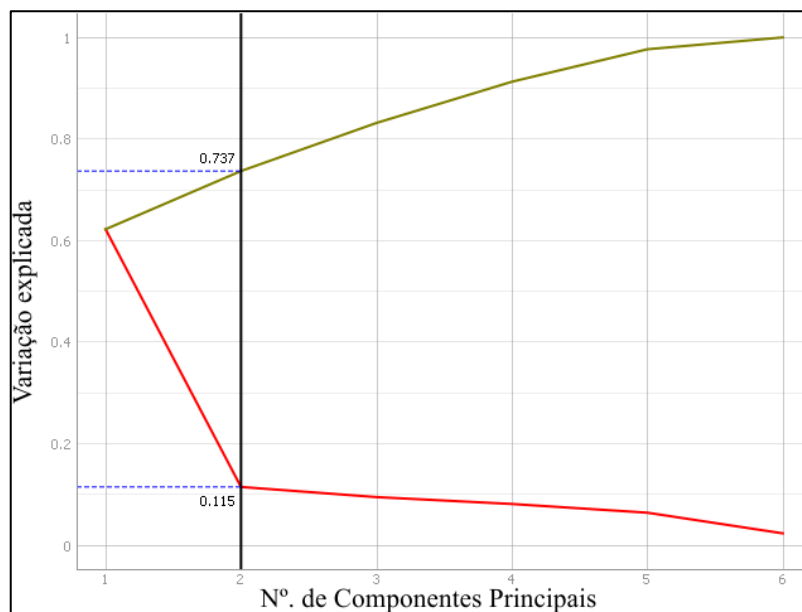
Figura 20 - Número de componentes principais PC's (7) e variabilidade explicada de 0,754 para 27 atributos analisados em dois anos.



Analisando a Figura 20, verifica-se que para explicar 75,40% da variabilidade da produtividade são necessárias 7 componentes principais. Sanches et al. (2013) estudando dezesseis atributos químicos e físicos do solo (volume total de poros, densidade do solo, teor de argila, areia total, P, MO, pH, Ca, Mg, H + Al, B, Cu, Fe, Mn e Zn) explicaram 80% da variabilidade usando 5 PCs. Ferraz et al. (2019b), utilizando PCA para análise de atributos do solo e produtividade em uma lavoura cafeeira em Três Pontas-MG, obteve 20 componentes principais, destes, 7 foram selecionados e representaram 88,98% da variação dos dados.

Córdoba et al. (2016) criaram um protocolo para zonas de manejo e aplicaram clusters *K-means* para os atributos a fim de associar e diminuir o ruído das informações das diferentes variáveis. No presente estudo, visando diminuir a quantidade de componentes principais necessárias para explicar a variabilidade dos dados realizou-se uma nova análise de componentes principais (PCA) utilizando os atributos (S folha, P folha, S solo, T solo, M.O. Solo e Zn folha) que obtiveram maior correlação com a produtividade obtidos pela metodologia do *K-means clustering* citada anteriormente (Figura 19). Por consequência, na Figura 21, pode-se observar a variação explicada de 73,70%, com apenas duas componentes principais. Desta forma, esses componentes poderão substituir as observações originais sem perda substancial de informações (JOHNSON; WICHERN, 2007).

Figura 21- Número de componentes principais PC's (2) e a variabilidade explicada, de 0,737 para 6 atributos analisados em dois anos.



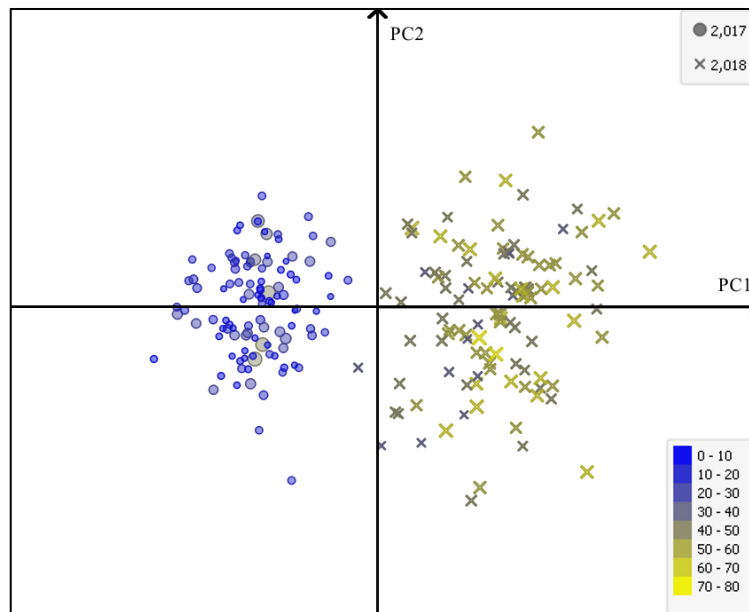
Na Tabela 6 tem-se a correlação entre os atributos analisados e os dois PCs selecionados. Verifica-se que os autovetores que mais influenciaram na componente principal PC1 foram Zn folha, S folha e S solo. Para a PC2, os autovetores de maior influência foram M.O. solo, T solo e P folha.

Tabela 3 - Autovetores dos componentes principais 1 e 2.

Atributo	Componente Principal	
	PC1	PC2
Zn_Folha	0.409	-0.072
S_Folha	-0.478	-0.042
S_Solo	-0.403	0.009
M.O%_Solo	0.4	-0.488
T_Solo	0.4	-0.214
P_Folha	-0.349	-0.842

A distribuição espacial da produtividade nos componentes principais PC1 e PC2 pode ser visualizada na Figura 22.

Figura 22 - Componentes principais 1 e 2 utilizando os atributos (S folha, P folha, S solo, T solo, M.O. Solo e Zn folha) para os dois anos estudados. Cor do ponto representa a produtividade e as formas redondo e em cruz os anos de 2017 e 2018, respectivamente.



Analisando a Figura 22 verifica-se que existe uma separação clara dos dados em relação a produtividade, assim como nos resultados obtidos pelo método *K-means* (Figura 19).

É importante ressaltar que os outros atributos químicos do solo e da folha, pH em água (pH solo), potássio (K solo), fósforo (P solo), boro (B solo), cálcio (Ca solo), magnésio (Mg solo), alumínio (Al solo), acidez potencial (Al + H solo), soma de bases (Sb solo), capacidade de troca de cátions efetiva (t solo), saturação por bases (V% solo), saturação por alumínio (m% solo), nitrogênio (N folha), potássio (K folha), cálcio (Ca folha), magnésio (Mg folha), boro (B folha), cobre (Cu folha), manganês (Mn folha), são essenciais para o desenvolvimento da planta, das flores, das folhas e do fruto (WINSTON et al., 2005), mas para este estudo não apresentaram alta correlação com a produtividade. Dentre os atributos que não apresentaram alta correlação com a produtividade do cafeeiro no presente estudo, tem-se o cálcio, necessário para garantir um bom crescimento das raízes e das folhas, enquanto, o boro é importante nos estágio de floração para o pegamento dos chumbinhos, melhorando assim o a produtividade do cafeeiro (KUIT; JANSEN; NGUYEN, 2004).

O papel da matéria orgânica na produção agrícola pode estar diretamente correlacionada a produtividade (BAUER; BLACK, 1994). Desta forma, seu papel pode ter relações com nutrição de plantas, disponibilidade de micronutrientes, água disponível no solo, e a capacidade de tamponamento do solo (LOVELAND, 2003). O matéria orgânica no solo, que contém a maior parte da reserva de nitrogênio do solo e grandes porções de fósforo e enxofre,

desempenha um papel vital em termos de disponibilidade e absorção de nutrientes pelas plantas (BERRY et al., 2002; STOCKDALE et al., 2006).

A matéria orgânica apresenta a maior participação no valor da capacidade de troca de cátions (CTC), isso ocorre porque afeta amplamente propriedades e processos químicos, físicos e biológicos nos solos (MALAVOLTA, 1981). Nos ambientes tropicais, a matéria orgânica do solo tem importância elevada, já que a argila desses solos, em sua maioria possuem CTC variável, ou seja, é dependente do pH do solo (BERGAYA; LAGALY; VAYER, 2013). A capacidade de troca de cátions a pH 7,00 tem grande importância para a recomendação de calagem pelo Método Baseado na Elevação da Saturação por Bases (RAIJ, 1981).

O enxofre é considerado um macronutriente secundário, após a nitrogênio, fósforo e potássio dos macronutrientes primários, mas é necessário pelas plantas em níveis comparáveis aos da deficiência de P. Qualquer deficiência prejudica as funções metabólicas básicas das plantas, reduzindo assim a produtividade e o vigor das culturas (KOVAR et al., 2011). Segundo Bergaya, Lagaly e Vayer(2013) e Winston et al. (2005), o enxofre tem papel fundamental no desenvolvimento vegetal, sendo um componente importante das proteínas e essencial na fotossíntese, além de conferir maior resistência às plantas em relação a condições adversas de cultivo, como baixas temperaturas.

O Zinco é altamente exigido para a síntese de aminoácidos essenciais que são precursores do ácido indolacético, que promove o alongamento celular diferencial e funciona como regulador do crescimento dos vegetais. A deficiência de zinco causa redução de entrenós, folhas menores, formação de rosetas, baixa produção de matéria seca, que afeta o enchimento e o tamanho do fruto e, conseqüentemente, a produtividade final (TOMAZ et al., 2015).

De maneira oposta a Tomaz et al. (2015) e ao encontrado no presente trabalho, nos estudos de Silva, Lima e Bottega (2013), o Zn apresentou um efeito oposto na produção e no rendimento do café, com resultados realizados em nível local, com confiança de 99%.

O cafeeiro é considerado pouco responsivo à fertilização com fósforo durante o período de produção. No entanto, alguns estudos têm mostrado respostas expressivas à adição desse nutriente em algumas regiões produtoras como Campo das Vertentes em Minas Gerais e Distrito Federal (GALLO et al., 1999; REIS et al., 2011). Mesmo assim, não se deve extrapolar as conclusões e/ou recomendações obtidas para outras regiões de cultivo, dada a diversidade de ambientes e condições de manejo da cultura. Além disso, os estudos geralmente não consideram o efeito no ciclo bienal de produção da planta do café (VALADARES et al., 2014).

Segundo Silva, Lima e Bottega (2013), o cafeeiro é altamente eficiente na extração do fósforo do solo, e em termos quantitativos é o macronutriente menos exigido para o crescimento e produção. Porém, exerce grande importância na floração, frutificação e maturação dos frutos, o que condiz com os resultados obtidos neste trabalho.

Com o estudo das análises multivariadas de componentes principais e de *K-means* foi possível correlacionar alguns atributos químicos da folha e do solo com a produtividade do cafeeiro. Vários fatores podem alterar o ciclo de produção bienal de cafeeiro, que basicamente está associado a falta de sincronismo entre a sua vegetação e crescimento reprodutivo (DAMATTA; RENA, 2002). Matiello, Stockl e Stockl (2017) citam que várias alternativas agronômicas para reduzir a bienalidade entre safras tem sido frustradas, e que uma das técnicas que se pode aplicar é o sistema de podas por esqueletamento para se produzir safras altas seguidas de safras zeradas.

O estudo de Valadares et al. (2013), constatou que a bienalidade de produção analisada pelo coeficiente de variação de cada parcela, foi menor nos tratamentos com maiores doses de N e K, ao longo das oito safras avaliadas, e resultou em maior estabilidade produtiva do cafeeiro.

Uma investigação detalhada de cada área a ser aplicada as técnicas de cafeicultura de precisão é fundamental para que o cafeicultor ou técnico que o suporta, tenha mais informações de sua lavoura, e assim, possa aplicar os corretivos de forma localizada objetivado diminuir a variação da produtividade espacial, pois a produtividade temporal é própria da fisiologia do cafeeiro.

Tanto a análise estatística multivariada de componentes principais, quanto o *K-means clustering* podem, em parte, ajudar a orientar pesquisas para melhorar a tomada de decisões sobre fertilização em propriedades cafeeiras. A aplicação combinada de análises multivariadas e geoestatística em conjunto já foram propostas, mas usando diferentes *softwares* e métodos multivariados não espaciais. Siqueira, Marques e Pereira (2010), Silva e Lima (2012) e Sanchez et al. (2013) usaram análise multivariada e geoestatística para analisar o uso potencial de covariáveis para prever a variabilidade de importantes características agronômicas.

Neste trabalho os dados disponíveis para processamento foram de vinte e sete atributos do solo, da folha e produtividade, em dois anos de estudo 2017 e 2018, em quatro áreas avaliadas: ZE02, ZE03, ZE06 e ZE08. Desta forma, a quantidade necessária de mapas para krigagem seria no total de 216. Porém, para assegurar que a malha de amostragem com dois

pontos por hectare é suficiente para a cafeicultura de precisão, é proposto neste trabalho utilizar os seis atributos que obtiveram maior correlação nas análises de *K-means* e PCA, sendo eles: S folha, P folha, S solo, T solo, M.O. Solo e Zn folha, em adição os atributos de produtividade, K Solo e P Solo, que são essenciais para as recomendações agronômicas de fertilização de NPK. No entanto, vale ressaltar, conforme supracitado, que os demais atributos são de extrema importância para a cafeicultura.

5.4. Geoestatística

Na análise estatística clássica dos dados em estudo foi possível verificar uma variação considerável dos coeficientes de variação para os 27 atributos analisados, tanto para os valores mínimos, máximos, médios, entre outros. Todavia, somente o conhecimento destas variações não é suficiente para se identificar os locais onde se encontram os maiores ou menores valores de um atributo. Neste caso, o uso da geoestatística, permite identificar se existe variabilidade espacial, e utilizando métodos de interpolação é possível elaborar mapas temáticos, de forma a facilitar o gerenciamento mais preciso das intervenções de campo necessárias.

Para os atributos estudados, o modelo esférico foi o que melhor se ajustou ao semivariograma para as variáveis classificadas pela estatística multivariada anteriormente apresentada. São eles: produtividade, em sacas de café beneficiadas por hectare; atributos químicos do solo: potássio, fósforo e enxofre; capacidade de troca de cátions a pH 7,0; matéria orgânica e atributos químicos da folha: potássio, fósforo, enxofre e zinco.

Para quantificar a dependência espacial dos atributos em estudo utilizou-se o Índice de Dependência Espacial 2 (IDE2). Sendo assim, para o modelo esférico têm-se a seguinte classificação: $IDE2(\%) \leq 9\% \Rightarrow$ Fraca dependência espacial; $9\% < IDE2(\%) \leq 28\% \Rightarrow$ Moderada dependência; $IDE2(\%) > 28\% \Rightarrow$ Forte dependência espacial (SEIDEL; OLIVEIRA, 2015).

Segundo Andriotti (2003), os valores de alcance do semivariograma separa o campo estruturado, que possui dependência espacial da variável, do campo aleatório, no qual os pares não mais apresentam a dependência (patamar). Ou seja, ele tem 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) ou também dos atributos relacionados às plantas (FERRAZ et al., 2012).

A soma de quadrado minimizadas (SQM) presente em todas as tabelas de semivariância, são apenas informativas e podem servir para comparações de futuros trabalhos na mesma área e para os atributos em estudo.

5.4.1. Produtividade

A metodologia de análise geoestatística, viabilizou quantificar a magnitude e a estrutura de dependência espacial da produtividade. Na Tabela 8, tem-se os resultados desta análise para a produtividade do cafeeiro das áreas ZE02, ZE03, ZE06 e ZE08, dos anos de 2017 e 2018.

Tabela 4 - Estimativa de parâmetros do modelo esférico ajustado pelo método de mínimos quadrados ordinários e coeficientes geoestatísticos de qualidade dos ajustes para a variável produtividade.

Lavoura	Ano	C ₀	C ₁	a	%IDE2	SQM	
ZE02	2017	1,44	196,36	155,87	37,2%	Forte	305,74
ZE02	2018	44,58	47,09	224,85	19,3%	Moderada	0
ZE03	2017	8,08	36,11	209,30	30,6%	Forte	304,96
ZE03	2018	0	51,27	112,47	37,5%	Forte	140,78
ZE06	2017	0,28	57,72	118,52	37,3%	Forte	2,33
ZE06	2018	0,22	61,84	125,79	37,4%	Forte	14,74
ZE08	2017	0	10,99	167,68	37,5%	Forte	0,57
ZE08	2018	36,86	52,95	78,95	22,1%	Moderada	2,45

C₀ – Efeito pepita; C₁ - Contribuição; a - alcance(metros); IDE2 – Índice de dependência espacial 2 (Forte, Moderada e Fraca); SQM-Soma de Quadrados Minimizadas;

Pela análise da estimativa de parâmetros do modelo esférico da variável produtividade, é possível avaliar o efeito pepita, alcance e dependência espacial (Tabela 8). Para a área ZE02, o efeito pepita variou de 1,44 a 44,58, nos anos estudados. O IDE2 ficou entre moderado em 2018 e forte em 2017. O alcance foi de 155,87 m e 224,85 m, nos anos de 2017 e 2018, respectivamente.

Na área ZE03, o efeito pepita variou de 0 a 8,08, nos anos estudados. O índice de dependência espacial foi forte nos dois anos. O alcance foi de 209,30 m e 112,47 m, nos anos de 2017 e 2018, respectivamente.

Para a área ZE06, o efeito pepita foi de 0,22 no ano de 2018 e 0,28 no ano de 2017. O índice de dependência espacial foi forte nos dois anos. O alcance em 2017 foi de 118,52 m e 125,79 m para o ano de 2018.

O efeito pepita na área ZE08, variou de 0 a 36,86, em 2017 e 2018, respectivamente. O IDE2 ficou entre moderado em 2018 e forte em 2017. O alcance foi de 167,68 m e 78,95 m, nos anos de 2017 e 2018, respectivamente.

Os valores de alcance (Tabela 8) corroboram com vários estudos realizados. No estudo de Ferraz et al. (2017b), em uma área de 22 ha, de 2,09 pontos por hectare, o atributo produtividade do cafeeiro obteve alcance de 165,34 metros e o grau de dependência espacial foi classificado como forte, utilizando o índice “DE” de Cambardella et al. (1994). Resultados semelhantes foram encontrados por Carvalho (2016), que estudando a densidade amostral ótima para cafeeicultura de precisão em área de 26 ha, para a produtividade do cafeeiro em uma malha de dois pontos por hectare, encontrou alcance entre 139,0 até 236,1 m, e o grau de dependência espacial classificado de moderado a forte, também utilizando o índice de dependência espacial de “DE” de Cambardella et al. (1994). Figueiredo (2016), também trabalhando com dois pontos por hectare e produtividade do cafeeiro, encontrou alcance entre 217,45 m à 963,21 m. O índice de dependência espacial utilizado foi o de Seidel e Oliveira (2015), variando de moderado a fraco.

Verifica-se na Tabela 8 que o alcance mais baixo encontrado foi do ano de 2018 na lavoura ZE08, de 78,95 m, alcance ainda maior do que encontrados por (ROCHA et al., 2016), de 45,00 metros para uma malha de 50 pontos por ha.

Lima et al. (2016) em avaliação da estimativa da produtividade de café conilon no estado do Espírito Santo utilizando técnicas de cokrigagem e modelo esférico, encontraram alcances de apenas 42,0 m.

5.4.2. Atributos químicos do solo

Os atributos químicos do solo, P (mg.dm^{-3}), K (mg.dm^{-3}), capacidade de troca catiônica - CTC a pH 7 (T) (cmolc.dm^{-3}), matéria orgânica – MO (dag/kg) e enxofre – S (mg.dm^{-3}) foram submetidos à avaliação da estrutura espacial. Por meio da metodologia em estudo foi possível identificar a existência da magnitude e dependência espacial destes atributos em todas as lavouras estudadas.

Em seguida foi realizada a aplicação o índice de dependência espacial 2 criado por Seidel e Oliveira (2015), sendo possível identificar a existência de dependência espacial desses atributos em todas áreas estudadas.

Os resultados da fertilidade do solo que apresentaram correlação com a produtividade na análise multivariada, nos anos de 2017 e 2018, das lavouras ZE02, ZE03, ZE06 e ZE08 estão apresentados nas Tabelas de 9 a 13.

5.4.2.1. Fosforo (P Solo)

Para o P Solo ($\text{mg}\cdot\text{dm}^{-3}$) o efeito pepita (C_0) foi zero nas lavouras ZE02, ZE03, ZE08 nos anos de 2017 e na lavoura ZE03 no ano de 2018. Para o ano de 2018 nas Lavouras ZE02, ZE06 e ZE08 o efeito pepita foi de 58,24, 4,63 e 18,34, respectivamente. Já para a lavoura ZE06 em 2017 foi de 0,26 (Tabela 9).

O Alcance para o P Solo, variou de 112,54 m no ano de 2017 na lavoura ZE06 até 283,05 m na lavoura ZE06 no ano de 2018. O índice de dependência espacial 2 de Seidel e Oliveira (2015), foi classificado como forte em quase todas as lavouras nos dois anos, exceto a ZE02 no ano de 2018, classificado como moderado (Tabela 9).

Tabela 5 - Estimativa de parâmetros do modelo esférico ajustado pelo método de mínimos quadrados ordinários e coeficientes geoestatísticos de qualidade dos ajustes para a variável P Solo.

Lavoura	Ano	C_0	C_1	a	%IDE2	SQM	
ZE02	2017	0	329,46	167,77	37,5%	Forte	14,72
ZE02	2018	58,24	99,03	163,51	23,6%	Moderada	123,49
ZE03	2017	0	495,44	155,76	37,5%	Forte	21778,09
ZE03	2018	0	249,99	145,48	37,5%	Forte	4229,58
ZE06	2017	0,26	282,21	112,54	37,5%	Forte	270,59
ZE06	2018	4,63	395,24	117,32	37,1%	Forte	0
ZE08	2017	0	841,75	134,69	37,5%	Forte	812,12
ZE08	2018	18,34	702,82	283,05	36,5%	Forte	4311,12

C_0 – Efeito pepita; C_1 - Contribuição; a - alcance(metros); IDE2 – Índice de dependência espacial 2 (Forte, Moderada e Fraca); SQM-Soma de Quadrados Minimizadas;

Ferraz et al. (2017b), estudando o atributo fósforo em uma área de cafeeiro, em várias malhas amostrais, observou que a malha 10, que representa 2 pontos por hectare, obteve um efeito pepita de zero e um alcance de 112,41 m. Carvalho (2016), avaliando o fósforo em uma gleba cafeeira de 22 ha, na malha B de dois pontos por hectare, encontrou alcance de 174 m para o ano e 2012 e 373,6 m para o ano 2013, classificação fraca e forte, respectivamente para o índice de “DE” de Cambardella et al. (1994). Figueiredo (2016), em uma área de 112ha, o alcance para os níveis de fosforo no solo para malha de dois pontos por hectare foi de 166,31m e o IDE de Seidel e Oliveira (2015), classificado como fraco. Verifica-se portanto, que o resultado do presente trabalho corrobora com avaliações realizadas em locais distintos, conforme citadas, fundamentando que os dois pontos por hectare são suficientes para verificar

a dependência espacial do fósforo. É importante ressaltar que quanto mais pontos amostrados por hectare, melhor será a precisão dos mapas, porém os custos com amostragem e análises laboratoriais se elevam muito para o agricultor.

Cherubin et al. (2015), estudando o atributo fósforo em áreas de agricultura de precisão no estado do Rio Grande do Sul, observaram que malhas menores a um ponto por hectare possibilitaram identificar áreas com níveis extremos de P no solo, que, se não corrigidos por meio da aplicação em taxa variável, podem provocar a ocorrência de zonas de restrição à produtividade das culturas.

5.4.2.2. Potássio (K Solo)

Em relação ao K no solo (Tabela 10), o efeito pepita (C0) não se igualou a zero, mostrando que existe uma parte da variabilidade espacial não explicada, considerando a distância de amostragem (MCBRATNEY; WEBSTER, 1986). O efeito pepita variou de 2,60 a 500,23 na lavoura ZE02 em 2017 e ZE03 em 2018, respectivamente. Em contrapartida, o índice de dependência espacial 2 de Seidel e Oliveira (2015) os classificou como forte, demonstrando que mesmo com efeito pepita alto a contribuição do modelo gerado foi aceitável.

Tabela 6 - Estimativa de parâmetros do modelo esférico ajustado pelo método de mínimos quadrados ordinários e coeficientes geoestatísticos de qualidade dos ajustes para a variável K solo.

Lavoura	Ano	C ₀	C ₁	a	%IDE2		SQM
ZE02	2017	89.92	553.51	111.45	32.3%	Forte	242.93
ZE02	2018	2.60	289.85	102.78	37.2%	Forte	113.94
ZE03	2017	48.37	262.57	248.37	31.7%	Forte	11825.82
ZE03	2018	500.23	1794.89	424.09	29.3%	Forte	300677.70
ZE06	2017	50.04	397.58	167.65	33.3%	Forte	4272.77
ZE06	2018	216.37	1354.41	170.75	32.3%	Forte	2467.79
ZE08	2017	489.74	691.73	371.37	22.0%	Forte	22149.33
ZE08	2018	133.50	1630.66	139.92	34.7%	Forte	17683.14

C0 – Efeito pepita; C1 - Contribuição; a - alcance(metros); IDE2 – Índice de dependência espacial 2 (Forte, Moderada e Fraca); SQM-Soma de Quadrados Minimizadas;

O alcance (a) (Tabela 10), que têm importância na determinação do limite da dependência do atributo K no solo, variou de 102,78 m a 424,09 m, nas lavouras ZE02 e ZE03 ambas no ano de 2018, respectivamente. Figueiredo (2016), observou que para o atributo potássio no solo e orientou a fazer uma coleta de dados com mais pontos por hectare, ou seja, dois pontos por hectare, podendo nos próximos anos, aumentar a malha amostral, portanto, a amostragem do solo não é feita de forma separada para os atributos químicos do solo, desta forma, deve-se verificar quais os alcances dos outros atributos. Já os alcances encontrados em

seu estudo para dois pontos por hectare, em área de 50 ha foi de 386,94 m e 137,91 m, anos de 2014 e 2015, respectivamente. Para área de 112 ha, encontrou um alcance de 167,95m, que corrobora com os valores encontrados no presente trabalho.

O efeito pepita atua como um fator de suavização, um valor pequeno é suficiente para eliminar o ruído, enquanto um valor maior pode anular as características do terreno (GROHMANN, 2006).

5.4.2.3. CTC a pH 7,0 (T Solo)

A capacidade de troca catiônica a pH 7,0, T solo (Tabela 11) apresentou efeito pepita 0 nas áreas ZE03 em 2018 e ZE06 em 2017. O maior efeito pepita para a variável T Solo, foi para o ano de 2018 na lavoura ZE08 igual a 1.53. O IDE2 de Seidel e Oliveira (2015), classificou como forte as lavouras ZE02, ZE03 e ZE06 nos anos de 2017 e 2018. Para lavoura ZE08 nos dois anos avaliados foi classificado como moderado. Silva e Lima (2009) utilizando lógica fuzzy e mapeando as variáveis de fertilidade de solo, classificou a capacidade de troca de cátions como forte dependência espacial utilizando o índice “DE” de Cambardella et al. (1994), corroborando com o presente trabalho.

Os alcances do atributo T solo variaram de 79,97 m a 233,44 m para as lavouras ZE06 em 2018 e 2017, respectivamente.

Tabela 7 - Estimativa de parâmetros do modelo esférico ajustado pelo método de mínimos quadrados ordinários e coeficientes geoestatísticos de qualidade dos ajustes para as variável T Solo.

Lavoura	Ano	C ₀	C ₁	a	%IDE2		SQM
ZE02	2017	0.26	1.59	79.99	32.3%	Forte	0
ZE02	2018	0.11	0.74	166.41	32.7%	Forte	0.01
ZE03	2017	0.42	1.14	179.01	27.4%	Forte	0
ZE03	2018	0	1.80	85.42	37.5%	Forte	0.01
ZE06	2017	0	2.26	233.44	37.5%	Forte	233
ZE06	2018	0.15	1.37	79.97	33.8%	Forte	0.03
ZE08	2017	0.74	0.34	99.99	11.8%	Moderada	0
ZE08	2018	1.53	0.53	199.99	9.6%	Moderada	0

C₀ – Efeito pepita; C₁ - Contribuição; a - alcance(metros); IDE2 – Índice de dependência espacial 2 (Forte, Moderada e Fraca); SQM-Soma de Quadrados Minimizadas;

Figueiredo (2016), utilizando o indicador de malha ótima padronizado (IMOP) observou que as malhas 1 e 4 foram as mais exatas e precisas para o atributo capacidade de troca catiônica a pH 7,0. Para a malha 1, o tamanho da área amostral foi 50 m x 50 m, ou seja, dois pontos por hectare, corroborando com o presente trabalho.

5.4.2.4. Matéria orgânica (M.O. Solo)

Para o atributo matéria orgânica no solo, M.O. (Tabela 12), para as lavouras ZE02, ZE06 e ZE08 nos dois anos estudados o efeito pepita (C0) foi igual a zero. Apenas para a lavoura ZE03 no ano de 2018 o C0 foi de 0,25, e o %IDE2 também foi afetado e classificado com moderada dependência espacial.

Para a lavoura ZE08, em 2017 o índice de dependência espacial também foi classificado como moderado. As demais lavouras e repetições foram classificadas como forte dependência.

O alcance da variável M.O., obteve menor distância para lavoura ZE06 em 2018 de 86,91 m, e maior distância na lavoura Z02 em 2017 com valor de 294,20 m.

Tabela 8 - Estimativa de parâmetros do modelo esférico ajustado pelo método de mínimos quadrados ordinários e coeficientes geoestatísticos de qualidade dos ajustes para a variável M.O. Solo.

Lavoura	Ano	C ₀	C ₁	a	%IDE2		SQM
ZE02	2017	0	0.31	294.20	37.5%	Forte	4E-03
ZE02	2018	0	0.05	200.00	37.5%	Forte	0
ZE03	2017	0	0.19	230.00	32.9%	Forte	0
ZE03	2018	0.23	0.12	427	12.5%	Moderada	0
ZE06	2017	0	0.12	230	37.5%	Forte	0
ZE06	2018	0	0.15	86.91	37.5%	Forte	0
ZE08	2017	0	0.07	190.00	18.3%	Moderada	0
ZE08	2018	0	0.21	221.79	35.1%	Forte	0

C0 – Efeito pepita; C1 - Contribuição; a - alcance(metros); IDE2 – Índice de dependência espacial 2 (Forte, Moderada e Fraca); SQM-Soma de Quadrados Minimizadas;

Figueiredo (2016), avaliando o atributo de solo matéria orgânica utilizando cafeicultura de precisão, nos anos de 2014 e 2015, em uma área de 26 ha, encontrou os melhores resultados pelo indicador de malha ótima padronizado para as malhas 1 e 3. Sendo a malha 1 de dois pontos por hectare.

A matéria orgânica (M.O.%) é dentre os atributos estudados o que mais influencia as características químicas, físicas e biológicas do solo, além de aumentar a capacidade de retenção de água, aeração e infiltração do solo (KOUADIO et al., 2018), justificando a importância de se estudar a variabilidade espacial deste elemento.

5.4.2.5. Enxofre (S solo)

Para enxofre (S solo) (Tabela 13) foi encontrado efeito pepita igual à zero nas lavouras ZE03 e ZE08 nos anos de 2017 e 2018. Na lavoura ZE02 o efeito pepita foi o maior dentre as áreas estudadas com valor igual a 97,78. O índice IDE2 de Seidel e Oliveira (2015) permitiu

classificar como forte a maioria das lavouras nos dois anos, exceto a lavoura ZE02 em 2017 e 2018, classificadas como moderada e fraca, respectivamente.

De acordo com Wang, Zhang e Huang (2009) e Sulieman e Algarni (2019), uma forte dependência espacial das propriedades do solo é atribuída às características intrínsecas do solo, como rocha matriz, textura do solo, topografia e vegetação. Os alcances para o atributo enxofre no solo variaram de 69,52 m na lavoura ZE06 no ano de 2018 a 292,44 m para a ZE08 no ano de 2018.

Tabela 9 - Estimativa de parâmetros do modelo esférico ajustado pelo método de mínimos quadrados ordinários e coeficientes geoestatísticos de qualidade dos ajustes para a variável enxofre (S solo).

Lavoura	Ano	C ₀	C ₁	a	%IDE2		SQM
ZE02	2017	97.78	45.24	244.17	11.9%	Moderada	244.17
ZE02	2018	15.72	4.12	130.18	7.8%	Fraca	3.11
ZE03	2017	0	99.52	140.14	37.5%	Forte	1080.17
ZE03	2018	0	16.17	138.84	37.5%	Forte	2.62
ZE06	2017	45.37	227.78	183.09	31.3%	Forte	169.93
ZE06	2018	11.51	121.55	69.41	34.3%	Forte	147.26
ZE08	2017	0	169.86	120.32	37.5%	Forte	102.80
ZE08	2018	0	76.12	292.44	37.5%	Forte	368.39

C₀ – Efeito pepita; C₁ - Contribuição; a - alcance(metros); IDE2 – Índice de dependência espacial 2 (Forte, Moderada e Fraca); SQM-Soma de Quadrados Minimizadas;

5.4.3. Atributos químicos da folha

Os atributos químicos da folha, fósforo P (dag/kg), enxofre (dag/kg) e zinco Zn (dag/kg) foram submetidos à avaliação da estrutura espacial. Empregando a metodologia de geoestatística foi possível identificar a existência da magnitude e dependência espacial destes atributos em todas as lavouras estudadas.

Para Fonseca et al. (2015) a diagnose foliar é essencial para o entendimento do estado nutricional de uma lavoura, sendo importante para a recomendação de fertilizantes de forma equilibrada e com menor custo possível. O mapeamento das concentrações dos nutrientes na área auxilia nessa recomendação, indicando em qual região da área deve-se dar maior atenção durante a aplicação dos fertilizantes.

Em seguida foi realizada a aplicação o índice de dependência espacial 2 criado por Seidel e Oliveira (2015), sendo possível identificar a existência de dependência espacial desses atributos em todas áreas estudadas nos dois anos de avaliação.

Os resultados dos atributos químicos da folha que apresentaram correlação com a produtividade na análise multivariada, nos anos de 2017 e 2018, das lavouras ZE02, ZE03, ZE06 e ZE08 estão apresentados nas Tabelas de 14 a 16.

5.4.3.1. Fósforo (P folha)

Para o atributo fósforo na folha (P Folha) (Tabela 14) observa-se que o efeito pepita para todas as lavouras nos dois anos estudados tem o valor igual a zero. A contribuição do semivariograma foi extremamente baixa, porém o índice IDE2 de Seidel e Oliveira (2015), classificaram todas as lavouras como dependência forte. O alcance variou de 88,00 m no ano de 2017 na lavoura ZE02 até 200,00 m na lavoura ZE08 também no ano de 2018.

Tabela 10 - Estimativa de parâmetros do modelo esférico ajustado pelo método de mínimos quadrados ordinários e coeficientes geoestatísticos de qualidade dos ajustes para a variável fósforo na folha (P Folha).

Lavoura	Ano	C ₀	C ₁	a	%IDE2		SQM
ZE02	2017	0	3E-04	88	37.5%	Forte	0
ZE02	2018	0	5E-04	130	37.5%	Forte	0
ZE03	2017	0	3E-04	98	37.5%	Forte	0
ZE03	2018	0	2E-04	175	37.5%	Forte	0
ZE06	2017	0	1E-04	130	37.5%	Forte	0
ZE06	2018	0	3E-04	120	37.5%	Forte	0
ZE08	2017	0	1E-04	130	37.5%	Forte	0
ZE08	2018	0	5E-04	200	37.5%	Forte	0

C₀ – Efeito pepita; C₁ - Contribuição; a - alcance(metros); IDE2 – Índice de dependência espacial 2 (Forte, Moderada e Fraca); SQM-Soma de Quadrados Minimizadas;

5.4.3.2. Enxofre (S folha)

O efeito pepita do atributo enxofre na folha (S Folha) (Tabela 15) para todas as lavouras nos anos de 2017 e 2018 foi igual a zero. A dependência espacial do atributo foi classificada como forte para todos os anos e todas as lavouras, segundo o IDE2 de Seidel e Oliveira (2015). O alcance variou de 94,00 m para área ZE08 no ano de 2017 até 210 m para área ZE03 no ano de 2018.

Tabela 11 - Estimativa de parâmetros do modelo esférico ajustado pelo método de mínimos quadrados ordinários e coeficientes geoestatísticos de qualidade dos ajustes para a variável enxofre (S folha).

Lavoura	Ano	C ₀	C ₁	a	%IDE2		SQM
ZE02	2017	0	6E-04	100	37.5%	Forte	0
ZE02	2018	0	6E-04	100	37.5%	Forte	0
ZE03	2017	0	1E-03	150	37.5%	Forte	0
ZE03	2018	0	2E-04	210	37.5%	Forte	0
ZE06	2017	0	4E-04	125	37.5%	Forte	0
ZE06	2018	0	4E-04	110	37.5%	Forte	0
ZE08	2017	0	2E-04	94	37.5%	Forte	0
ZE08	2018	0	4E-04	100	37.5%	Forte	0

C₀ – Efeito pepita; C₁ - Contribuição; a - alcance(metros); IDE2 – Índice de dependência espacial 2 (Forte, Moderada e Fraca); SQM-Soma de Quadrados Minimizadas;

5.4.3.3. Zinco na Folha (Zn Folha)

O efeito pepita para o atributo zinco na folha (Zn Folha, Tabela 16) foi igual a zero nas lavouras ZE02 em 2017, ZE06 em 2017 e 2018 e ZE08 no ano de 2018. O valor máximo de efeito pepita (11,95) foi observado na área ZE03 no ano de 2018. A maioria das lavouras e dos anos avaliados foram classificadas como forte dependência espacial, apenas a lavoura ZE08 no ano de 2017 foi classificada como moderada dependência pelo índice IDE2 de Seidel e Oliveira (2015). O alcance (a) variou de 91,34 m até 355,43 m nas lavouras ZE03 e ZE08 em 2018, respectivamente (Tabela 16).

Almeida e Guimarães (2017) em uma área cafeeira em Araguari-MG, concluíram que o micronutriente Zinco apresentou forte dependência espacial e alcance de 747,47m, porém ajustada por modelo matemático gaussiano.

Tabela 12 - Estimativa de parâmetros do modelo esférico ajustado pelo método de mínimos quadrados ordinários e coeficientes geoestatísticos de qualidade dos ajustes para as a variável zinco na folha (Zn Folha).

Lavoura	Ano	C ₀	C ₁	a	%IDE2		SQM
ZE02	2017	0	29.56	222.40	37.5%	Forte	12.23
ZE02	2018	2.38	8.33	232.09	29.2%	Forte	3.28
ZE03	2017	11.95	59.37	108.69	31.2%	Forte	1.69
ZE03	2018	7.04	101.11	91.34	35.1%	Forte	19.71
ZE06	2017	0	21.45	132.15	37.5%	Forte	2.16
ZE06	2018	0	19.72	212.20	37.5%	Forte	1.75
ZE08	2017	0.87	1.03	179.98	20.4%	Moderada	0
ZE08	2018	0	248.10	355.43	37.5%	Forte	859.88

C₀ – Efeito pepita; C₁ - Contribuição; a - alcance(metros); IDE2 – Índice de dependência espacial 2 (Forte, Moderada e Fraca); SQM-Soma de Quadrados Minimizadas;

Observa-se nas Tabelas 9 a 16, que os valores de alcance variam em função das variáveis estudadas, tanto de produtividade, quanto atributos químicos do solo e da folha. O menor alcance de todas as variáveis estudadas foi encontrado para o atributo S Solo em 2018 na lavoura ZE06, com um valor de 69,41 m. Já o maior alcance, de 426,85 m, foi encontrado para o atributo M.O., do ano de 2018 na lavoura ZE03. Segundo Ferraz et Al. (2017) essas diferenças no alcance podem ser justificadas pelo manejo da cultura, idade da lavoura, cultivar escolhida, pragas e doenças, tipo de solo, clima, entre outros fatores.

Valores de alcances longos possibilitam uma amostragem mais espaçada e ajuda no planejamento das futuras amostragens do solo (ALMEIDA; GUIMARÃES, 2017). No entanto, não asseguram que o aumento da grade amostral irá manter a dependência espacial, pois, pontos com distâncias menores apresentam maior dependência espacial e, à medida que se aumenta a distância, reduz-se a dependência progressivamente até o limite do alcance (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989). Como exemplo podemos citar o estudo de Silva, Lima e Bottega (2013), para uma malha de 100 pontos por hectare, na Zona da Mata - MG que resultou em um alcance de 9,00 m a 32,00 m, para os atributos químicos da folha estudados.

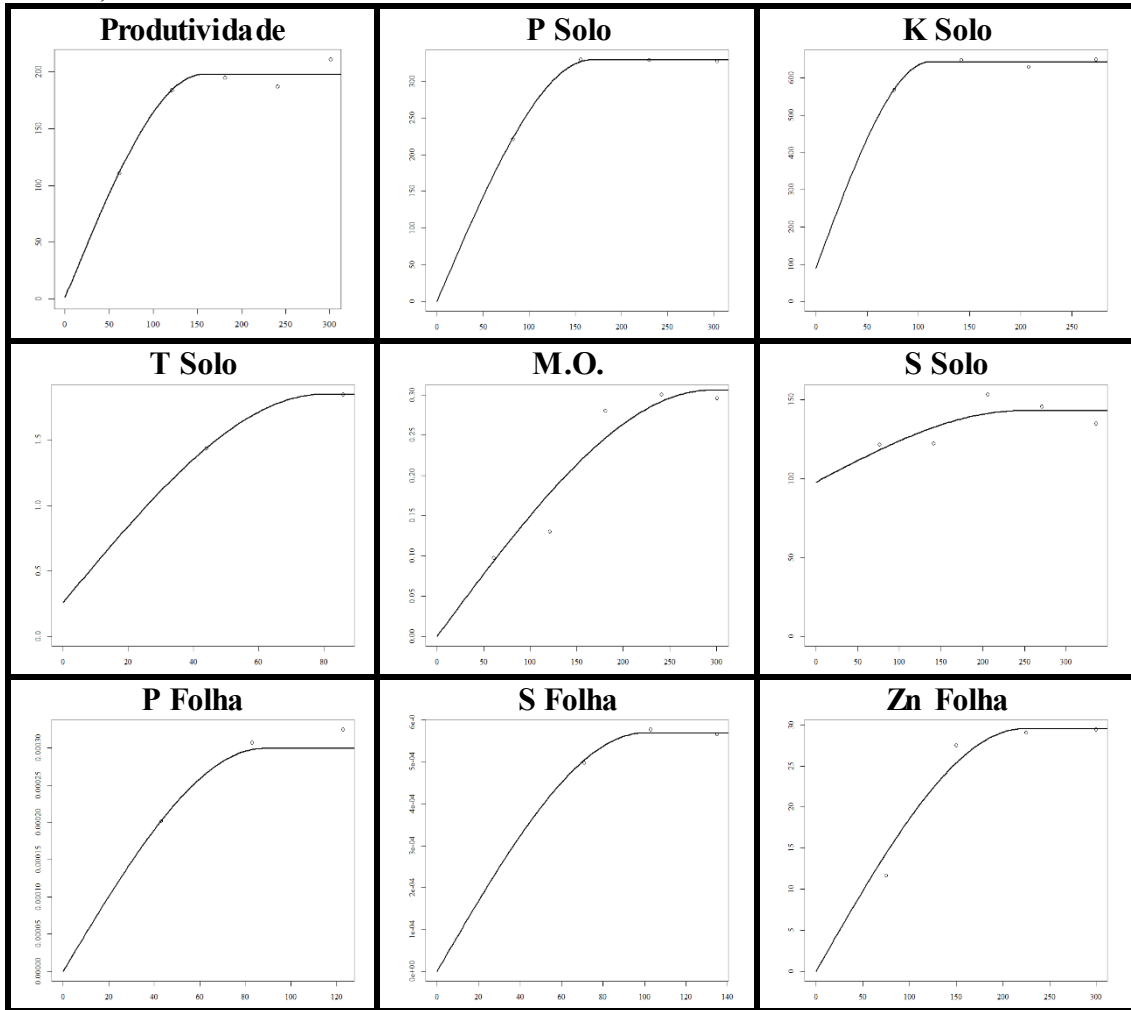
O alcance é uma importante medida na modelagem dos semivariogramas para planejamento e avaliação experimental, podendo auxiliar na definição de procedimentos amostrais (ANDRIOTTI, 2003). Os alcances encontrados neste trabalho possibilitam a amostragem na cafeicultura de precisão utilizando dois pontos por hectare, visto que, a distância média entre pontos nessa grade amostral é de 70 metros (grade de 70 x 70 metros), corroborando com os trabalhos anteriormente realizados por Carvalho et al. (2013, 2017a), Ferraz et al. (2012b, 2017c) e Figueiredo et al. (2018). É importante salientar que fica a critério do cafeicultor utilizar mais de dois pontos por hectare visando obter uma maior qualidade dos mapas temáticos gerados pela geoestatística.

5.4.4. Semivariogramas experimentais e teóricos ajustados

Além das análises numéricas do semivariograma descritas no tópico anterior, é possível julgar a qualidade e a força de dependência espacial das variáveis estudadas através da avaliação visual dos semivariogramas experimentais e teóricos ajustados.

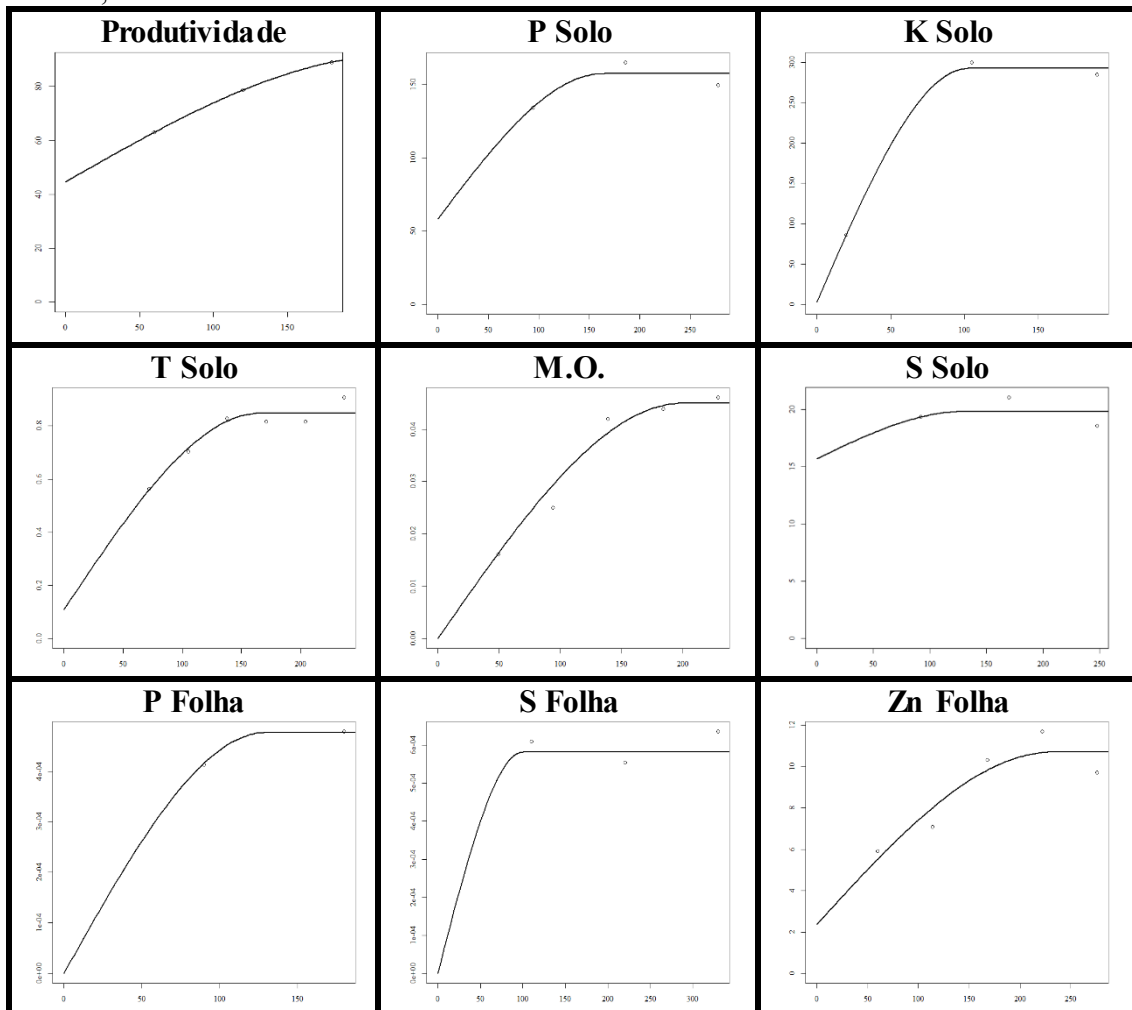
Para a lavoura ZE02 no ano de 2017 os melhores ajustes foram observados para as variáveis produtividade, P solo, M.O. e Zn Folha, seguidos das variáveis T solo, S Solo, K solo, P folha e S folha (Figura 23).

Figura 23 - Semivariogramas experimentais (pontos) e teóricos ajustados (linha sólida) da lavoura ZE02 no ano de 2017, para as variáveis de produtividade (sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); atributos químicos do solo em mg/dm³: potássio (K solo), fósforo (P solo), enxofre (S solo); em Cmol/dm³: capacidade de troca de cátions a pH 7,0 (T solo); em percentagem: matéria orgânica (M.O% solo); atributos químicos da folha em dag/Kg: potássio (K folha), fósforo (P folha), enxofre (S folha), zinco (Zn folha). Eixo y, semivariância e eixo x, distância em metros.



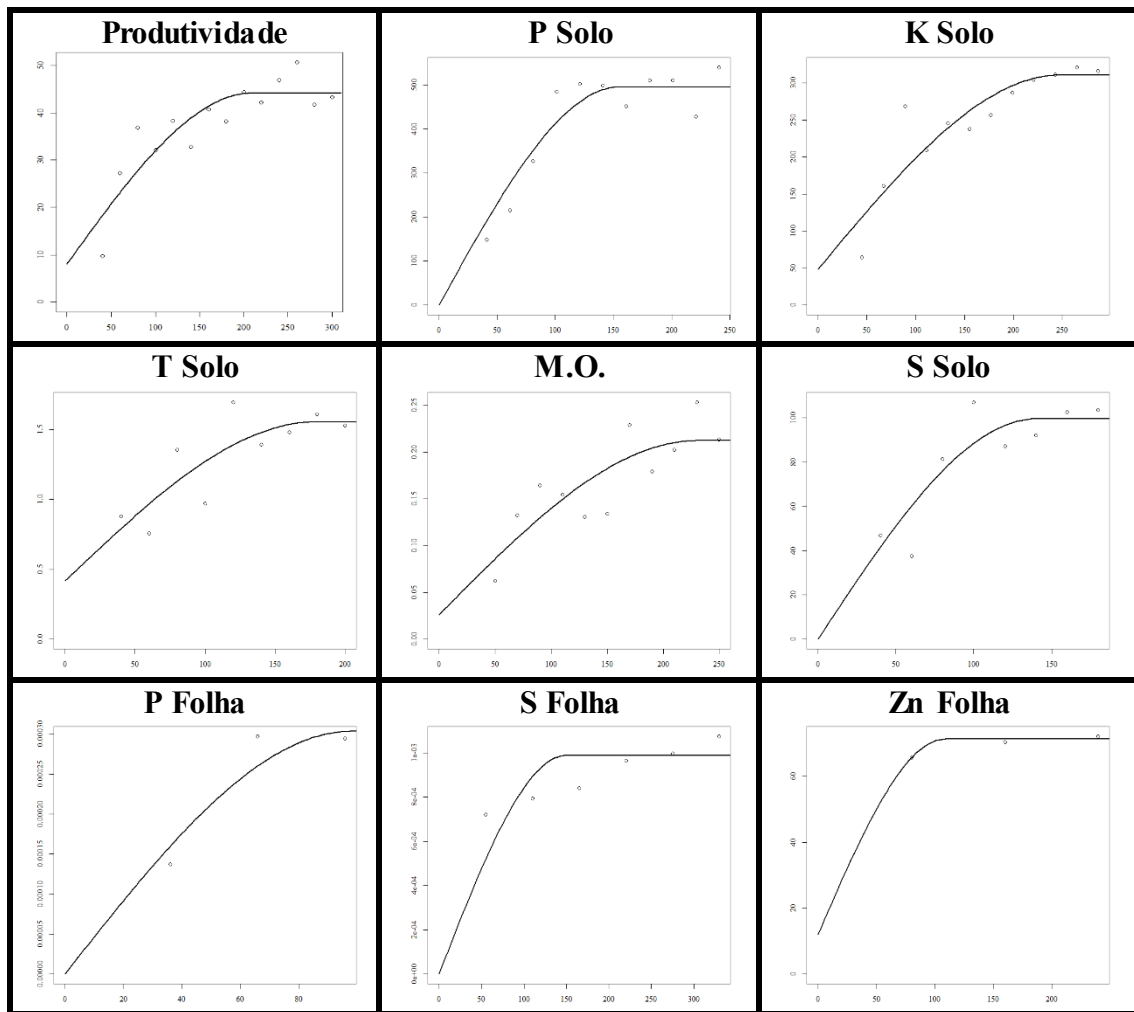
Para a lavoura ZE02 no ano de 2018 os melhores ajustes foram observados para as variáveis Zn folha, T solo, M.O. seguidas de produtividade, P Solo, P folha, K solo, S folha e S solo (Figura 24).

Figura 24 - Semivariogramas experimentais (pontos) e teóricos ajustados (linha sólida) da lavoura ZE02 no ano de 2018, para as variáveis de produtividade (sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); atributos químicos do solo em mg/dm³: potássio (K solo), fósforo (P solo), enxofre (S solo); em Cmol/dm³: capacidade de troca de cátions a pH 7,0 (T solo); em percentagem: matéria orgânica (M.O% solo); atributos químicos da folha em dag/Kg: potássio (K folha), fósforo (P folha), enxofre (S folha), zinco (Zn folha). Eixo y, semivariância e eixo x, distância em metros.



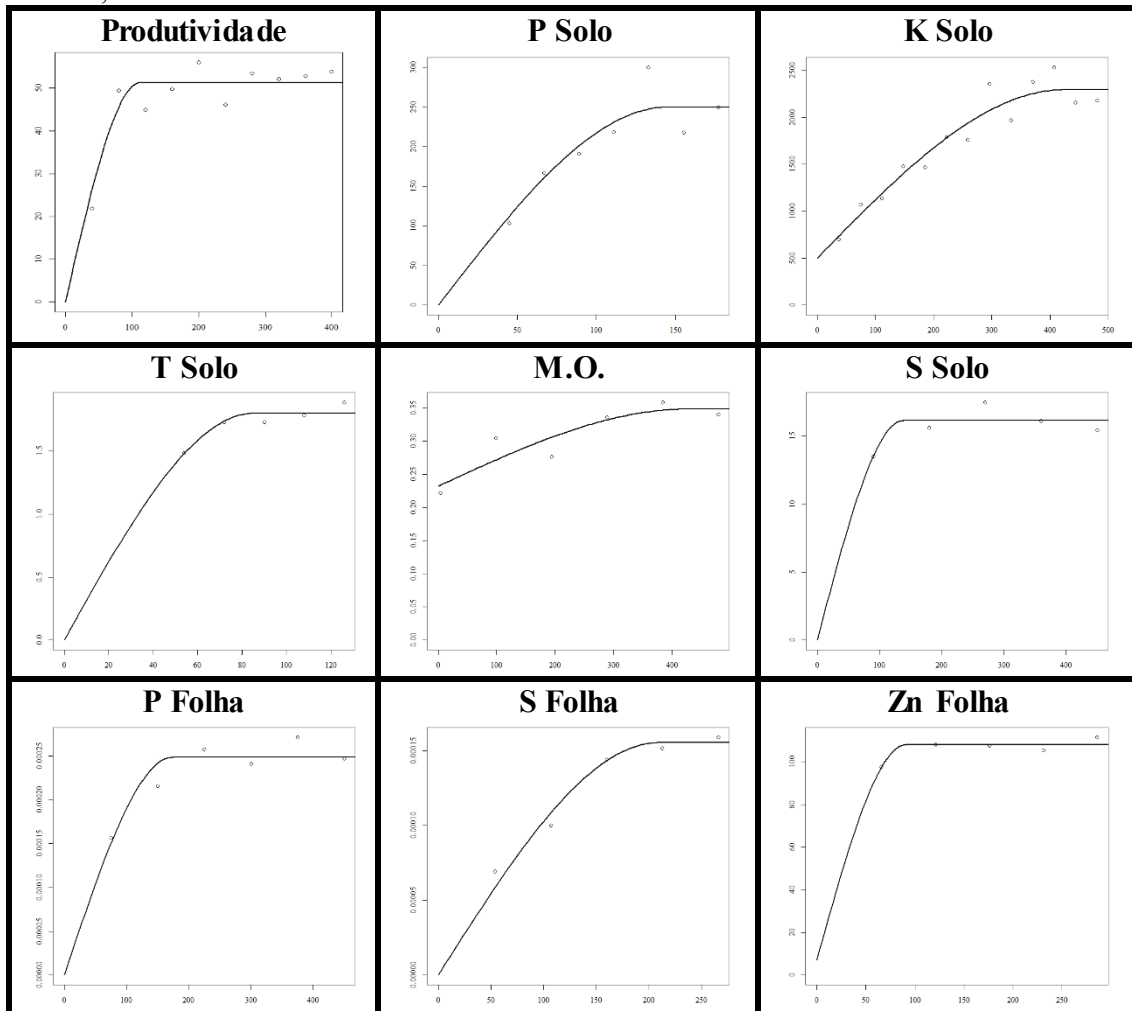
Os melhores ajustes teóricos, linha sólida da Figura 25, da lavoura ZE03 no ano de 2017, foram observados para as variáveis P solo, K solo, produtividade, T solo, M.O., S solo, seguidas de P folha, S folha e Zn Folha.

Figura 25 - Semivariogramas experimentais (pontos) e teóricos ajustados (linha sólida) da lavoura ZE03 no ano de 2017, para as variáveis de produtividade (sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); atributos químicos do solo em mg/dm³: potássio (K solo), fósforo (P solo), enxofre (S solo); em Cmol/dm³: capacidade de troca de cátions a pH 7,0 (T solo); em percentagem: matéria orgânica (M.O% solo); atributos químicos da folha em dag/Kg: potássio (K folha), fósforo (P folha), enxofre (S folha), zinco (Zn folha). Eixo y, semivariância e eixo x, distância em metros.



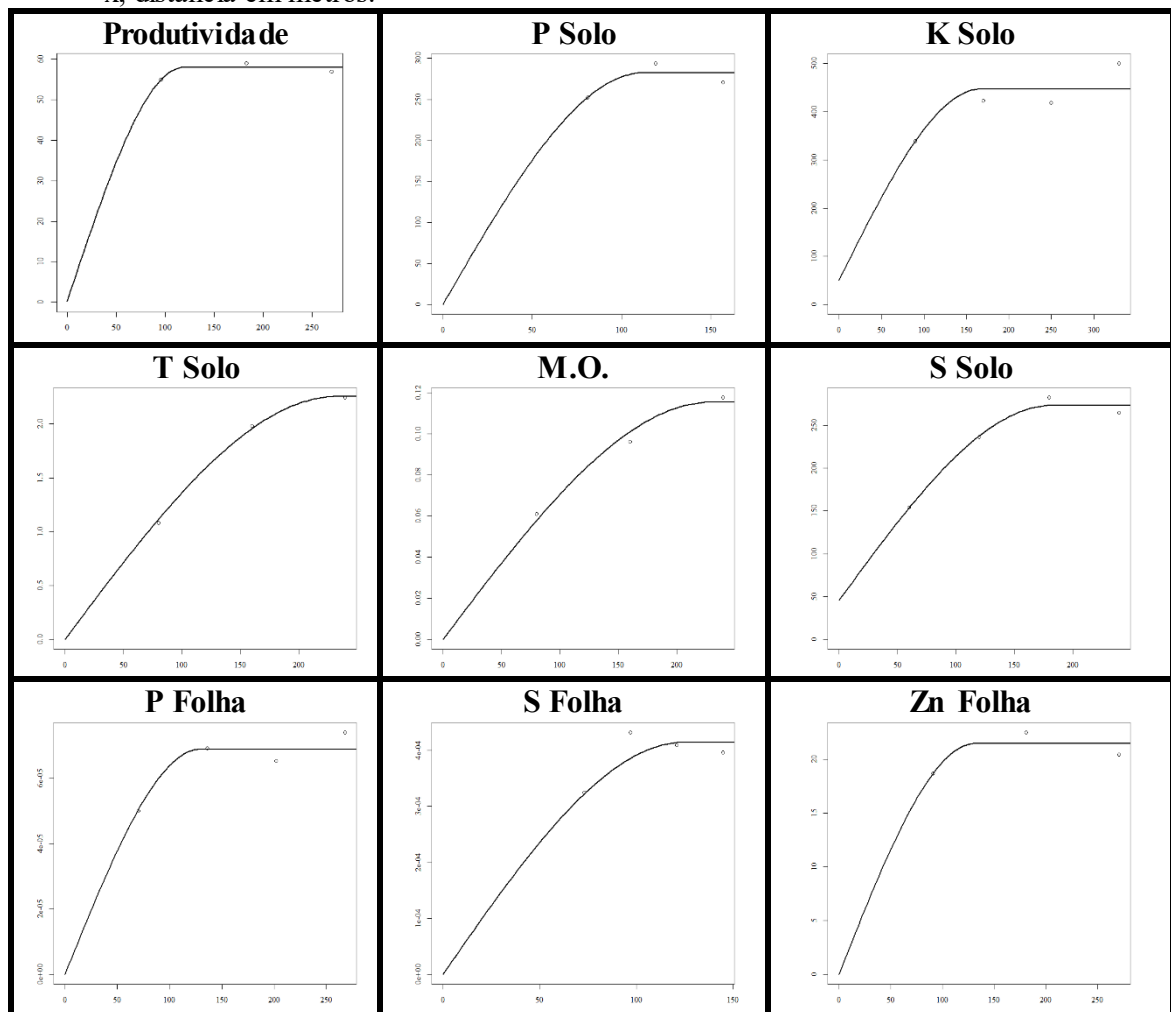
Na lavoura ZE03 no ano de 2018, os semivariogramas teóricos ajustados que obtiveram os melhores resultados (Figura 26) foram as variáveis de K solo, P Solo, produtividade, S folha, M. O., seguidas das T solo, S solo, P folha e Zn folha.

Figura 26 - Semivariogramas experimentais (pontos) e teóricos ajustados (linha sólida) da lavoura ZE03 no ano de 2018, para as variáveis de produtividade (sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); atributos químicos do solo em mg/dm³: potássio (K solo), fósforo (P solo), enxofre (S solo); em Cmol/dm³: capacidade de troca de cátions a pH 7,0 (T solo); em percentagem: matéria orgânica (M.O% solo); atributos químicos da folha em dag/Kg: potássio (K folha), fósforo (P folha), enxofre (S folha), zinco (Zn folha). Eixo y, semivariância e eixo x, distância em metros.



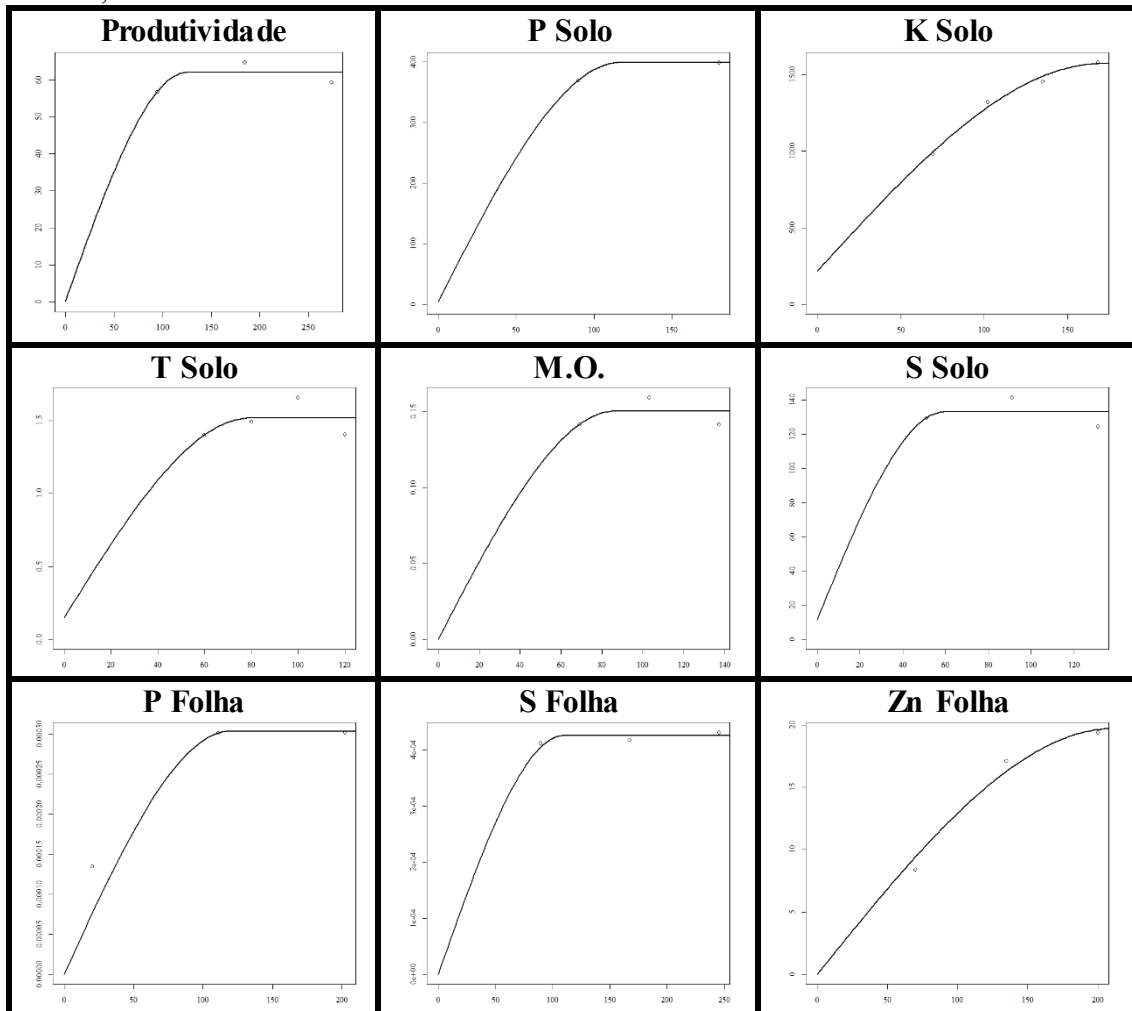
Para a lavoura ZE06 no ano de 2017 os melhores ajustes foram observados para as variáveis M.O., S solo, T solo, K solo, seguidas da P folha, S folha, Zn Folha, P solo e produtividade (Figura 27).

Figura 27 - Semivariogramas experimentais (pontos) e teóricos ajustados (linha sólida) da lavoura ZE06 no ano de 2017, para as variáveis de produtividade (sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); atributos químicos do solo em mg/dm³: potássio (K solo), fósforo (P solo), enxofre (S solo); em Cmol/dm³: capacidade de troca de cátions a pH 7,0 (T solo); em porcentagem: matéria orgânica (M.O.% solo); atributos químicos da folha em dag/Kg: potássio (K folha), fósforo (P folha), enxofre (S folha), zinco (Zn folha). Eixo y, semivariância e eixo x, distância em metros.



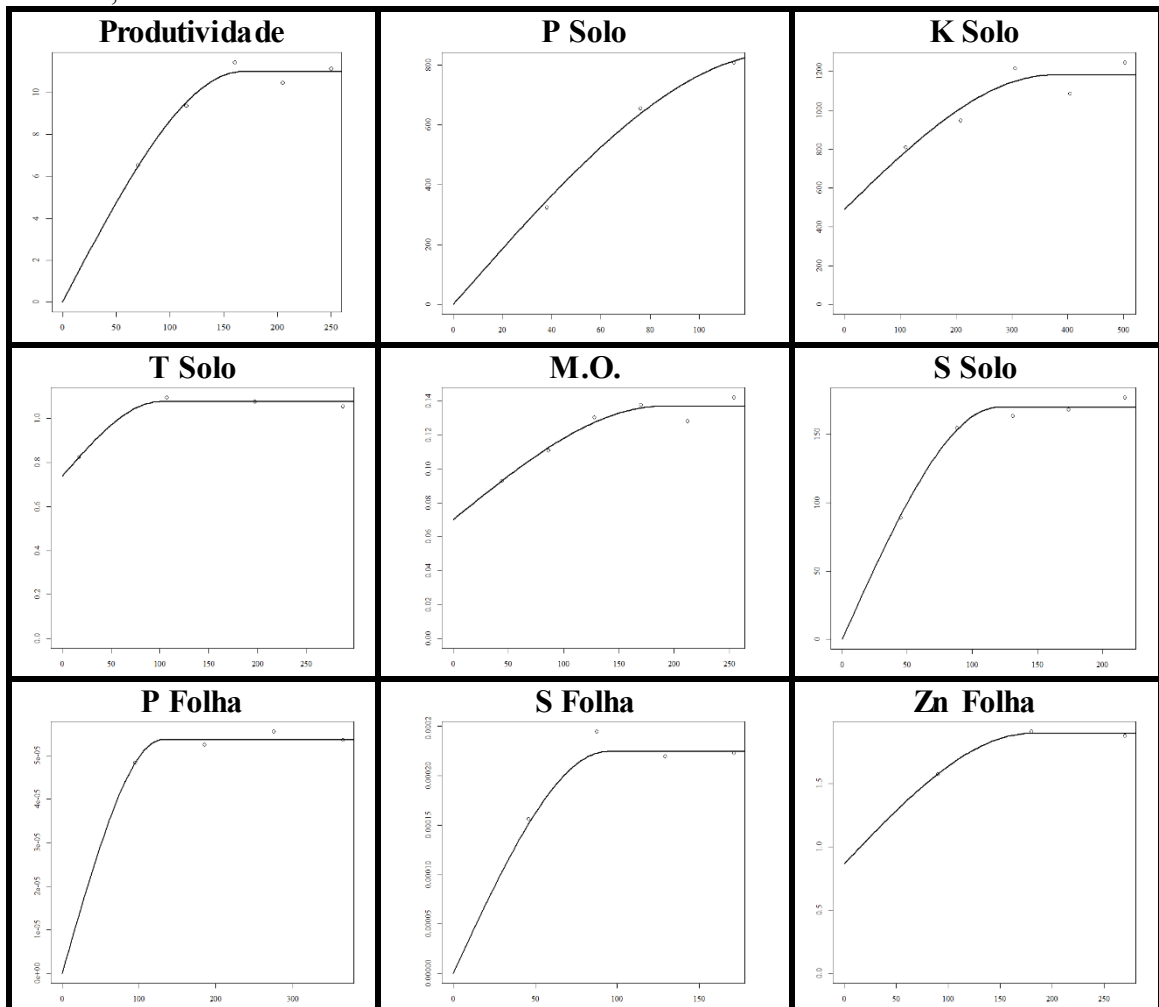
Os melhores ajustes observados para as variáveis para a lavoura ZE06 no ano de 2018, Figura 28, foram o de K solo, Zn Folha, P folha, seguidos da Produtividade, T solo, M.O., S solo, S folha e P solo.

Figura 28 - Semivariogramas experimentais (pontos) e teóricos ajustados (linha sólida) da lavoura ZE06 no ano de 2018, para as variáveis de produtividade (sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); atributos químicos do solo em mg/dm³: potássio (K solo), fósforo (P solo), enxofre (S solo); em Cmol/dm³: capacidade de troca de cátions a pH 7,0 (T solo); em porcentagem: matéria orgânica (M.O% solo); atributos químicos da folha em dag/Kg: potássio (K folha), fósforo (P folha), enxofre (S folha), zinco (Zn folha). Eixo y, semivariância e eixo x, distância em metros.



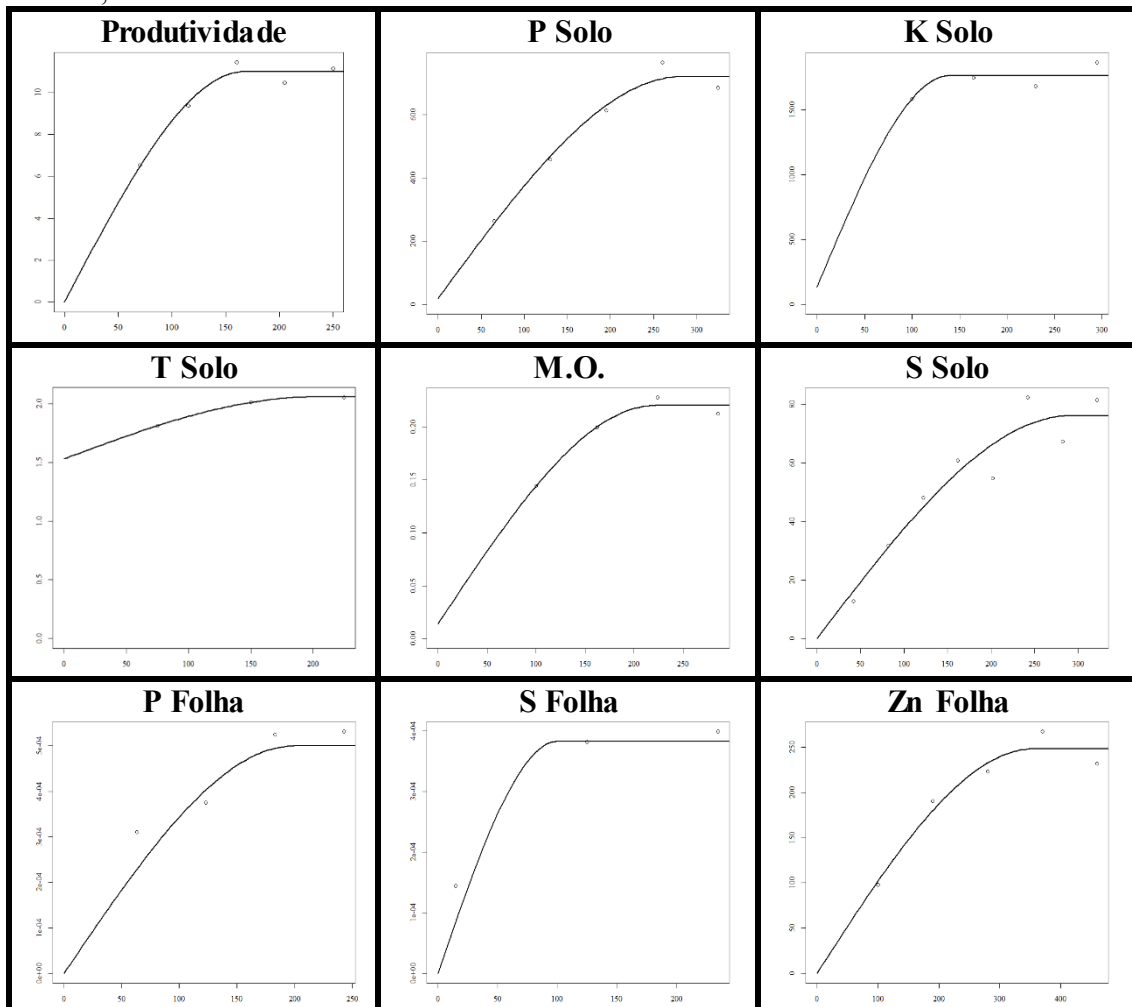
Para a lavoura ZE08 em 2017 os semivariogramas teóricos que obtiveram melhores ajustes foram para as variáveis produtividade, M.O., K solo, S solo, seguidas da T Solo, P solo, S folha, P folha e Zn Folha (Figura 29).

Figura 29 - Semivariogramas experimentais (pontos) e teóricos ajustados (linha sólida) da lavoura ZE08 no ano de 2017, para as variáveis de produtividade (sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); atributos químicos do solo em mg/dm³: potássio (K solo), fósforo (P solo), enxofre (S solo); em Cmol/dm³: capacidade de troca de cátions a pH 7,0 (T solo); em percentagem: matéria orgânica (M.O% solo); atributos químicos da folha em dag/Kg: potássio (K folha), fósforo (P folha), enxofre (S folha), zinco (Zn folha). Eixo y, semivariância e eixo x, distância em metros.



Os melhores ajustes teóricos (Figura 30) da lavoura ZE08 no ano de 2018, foram observados para as variáveis S solo, Zn Folha, P solo, produtividade, P folha, seguidas por M.O., K Solo, S folha, T solo.

Figura 30 - Semivariogramas experimentais (pontos) e teóricos ajustados (linha sólida) da lavoura ZE08 no ano de 2018, para as variáveis de produtividade (sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); atributos químicos do solo em mg/dm³: potássio (K solo), fósforo (P solo), enxofre (S solo); em Cmol/dm³: capacidade de troca de cátions a pH 7,0 (T solo); em percentagem: matéria orgânica (M.O% solo); atributos químicos da folha em dag/Kg: potássio (K folha), fósforo (P folha), enxofre (S folha), zinco (Zn folha). Eixo y, semivariância e eixo x, distância em metros.



5.4.5. Mapeamento de atributos da fertilidade do solo, da folha e produtividade para a cafeicultura de precisão

A confecção de mapas para cada atributo estudado permite visualizar a sua distribuição espacial na área, fato que não ocorre quando se utiliza somente a análise estatística clássica (FIGUEIREDO, 2016).

As informações extraídas dos mapas temáticos permitem a realização de recomendações agronômicas de adubação e de calagem (NAJAFIAN et al., 2012). Molin et al. (2010), compararam a aplicação de fertilizantes em doses variáveis e fixas na cultura do café, e observaram que áreas que foram aplicadas doses variadas a produtividade teve um incremento de 34% quando comparado a dose fixa.

Os mapas temáticos permitem obter informações mais completas sobre a variabilidade espacial das lavouras em relação a produtividade (ITICHA; TAKELE, 2019). Para a cultura do café os subsídios eletrônicos de precisão acoplados às colhedoras são muito escassos, principalmente para a geração de mapas de produtividade. Diante disto, a derriça dos caféeiros que compõem a malha amostral para geração destes mapas pode ser realizada manualmente (FERRAZ et al., 2012b).

A utilização dos mapas de produtividade podem aprimorar manejos da lavoura, como a intensidade de amostragem do solo, ao indicar as zonas que requerem maior ou menor intensidade de amostras (FERRAZ et al., 2017; MOLIN et al., 2007).

5.4.5.1. Mapas Temáticos e Mapas do desvio padrão da krigagem

Utilizando a metodologia estudada por meio dos mapas de desvio padrão da krigagem foi possível observar a magnitude do erro nas áreas interpoladas (GROHMANN, 2006). Em todos os casos os menores erros foram observados próximos aos pontos amostrais, com um aumento gradual da incerteza dos mapas do centro para a extremidade do ponto amostral. Em alguns cenários é possível verificar maior incerteza próximo a região de contorno da lavoura.

Ferraz et al. (2015) analisaram os mapas de erro-padrão da predição e concluíram que os maiores erros se encontram nas bordaduras da área, e nos locais mais próximos aos pontos amostrais os erros são menores, validando os resultados obtidos neste trabalho.

Os mapas de desvio padrão da krigagem (Figuras 31 a 54, 2º coluna, Apêndice A), observam-se que as estimativas foram bem realizadas, pois os erros foram relativamente baixos com relação às variações apresentadas pelos atributos em estudo, já descritos na Tabela 4. Em sua maioria obtiveram valores médios do desvio padrão de 10% em relação ao maior valor da variável krigada (Mapas de krigagem a esquerda, 1ª coluna, ou valores exatos na Tabela 4).

Porém, alguns mapas não apresentaram este mesmo comportamento. A variável P solo da lavoura ZE06 em 2017 obteve desvio padrão máximo (DPM) de 17,14% sobre o valor máximo krigado (VMK). A variável Zn na folha da lavoura ZE06 em 2017 apresentou DPM de 20,58% sobre o VMK. Para o atributo S solo na lavoura ZE06 em 2018 o DPM foi de 25,04% sobre o VMK, e o pior caso foi do atributo T solo, lavoura ZE06 em 2018, que atingiu um desvio padrão máximo de 62,50% sobre o valor máximo krigado. Isso pode ser justificado pela insistência do modelo esférico para estimar os semivariogramas teóricos e estimados. No entanto, é natural a ocorrência de erros, pois a predição espacial remete-se a dedução sobre a realização de um processo de um sinal não praticado.

Por meio dos mapas temáticos krigados pela metodologia estudada foi possível observar as variações dos atributos estudados, bem como, do mapa de produtividade em conjunto com a visualização de outros tipos de mapas como os de atributos químicos do solo e da folha.

A partir das Figuras (31 a 54, 1º coluna, Apêndice A) é possível fazer comparações que podem contribuir para encontrar os pretextos da ocorrência da variabilidade da produtividade, principalmente em se tratando de baixas produtividades. A avaliação das variações dos elementos tanto no solo quanto na folha possibilita a correção das falhas, proporcionando minimizar problemas com a correção do atributo na próxima safra. Desse modo, o cafeicultor pode ter benefícios com as informações históricas da área proveniente de mapeamentos dos anos precedentes para gerenciar o manejo de adubação e tomar decisões essenciais para a eficiência da produção cafeeira.

É importante ressaltar que os mapas confeccionados possuem escalas diferentes, ou seja, a mesma cor em diferentes mapas pode indicar valores distintos. Os mapas de potássio e fósforo do solo não obtiveram relação direta com a produtividade utilizando a análise multivariada no presente estudo. No entanto, a confecção de seus mapas temáticos é essencial para fazer recomendação agrônômica da adubação de macronutrientes.

Vários estudos apontam que a qualidade dos mapas temáticos e dos mapas de erro está intimamente ligada as malhas com mais pontos amostrais, ou seja, quanto mais pontos na

mesma área, melhor será a qualidade do mapa krigado, e conseqüentemente menor o erro de estimação nos locais não amostrados, visualizados nos mapas de desvio padrão da krigagem (ALMEIDA; GUIMARÃES, 2017; CHERUBIN et al., 2015; CRESSIE, 1992; CRESSIE; HAWKINS, 1980; FERRAZ et al., 2015, 2019b; JOURNEL; HUIJBREGTS, 1978; KERRY; OLIVER, 2008; LONG, 1998; SOUZA et al., 2014; SULIEMAN; ALGARNI, 2019).

Ferraz et al (2019), compararam duas metodologias de amostragem de pH do solo, a primeira com uma malha de um ponto por hectare, e a segunda com um sensor *on-the-go* de pH do solo que amostra 200 pontos por hectare. Os autores concluíram que o maior número de pontos amostrados acarreta uma melhor representação visual da variável pH no solo.

Cherubin et al. (2015) relataram que a amostragem com grade reduzida melhora a precisão e a caracterização da variabilidade das propriedades químicas do solo através de mapas temáticos.

Souza et al. (2014) estudaram a intensidade da amostragem em latossolos vermelhos em relação à precisão dos valores estimados por krigagem e relataram que o número de pontos de amostragem influenciou a predição de valores para pontos não amostrados por krigagem, e enfatizaram que é necessário um mínimo de 100 amostras para análise geostatística, a fim de preparar mapas temáticos para orientar o manejo agrônomo.

Kerry e Oliver (2008) também recomendam que os usuários das técnicas de agricultura de precisão não usem o processo de krigagem com semivariogramas para dados obtidos com um baixo número de amostras e com grandes distâncias entre pontos, pois podem levar a interpretações errôneas na aplicação de insumos agrícolas e produtos fitossanitários comprometendo os resultados da AP.

Os trabalhos anteriores sugerem que maiores números de pontos geram menor erro e maior qualidade dos mapas krigados. Todavia, na maioria das áreas cafeeiras atuais a amostragem é realizada de forma convencional, com apenas uma amostragem composta por talhão. O cafeeiro, assim como outros produtores rurais, tende a ser resistente a mudanças e inserção de novas tecnologias (FREDERICO, 2013), e a transição para o manejo em cafeeiro de precisão está suscetível a esta resistência. O custo da amostragem e das análises químicas nos laboratórios está diretamente ligado ao número de amostras, ou seja, quanto menor a grade amostral mais oneroso ficará o levantamento dos atributos (EASTWOOD et al., 2016).

Outro ponto a ser discutido é o tamanho das áreas cafeeiras. Vilela e Rufino (2010) relataram que as propriedades do sul de Minas Gerais possuem três classificações: pequenas, médias e grandes áreas cafeeiras, com áreas de 14,40 ha, 41,30 ha e 129,3 ha, respectivamente. Neste sentido, a utilização de 100 pontos amostrais na área a ser aplicada a técnica de agricultura de precisão, indicados por Souza et. al (2014), torna-se inviável financeiramente para as propriedades rurais cafeeiras. Vale destacar que muitas propriedades possuem divisões de talhões dentro da área, dificultando ainda mais a utilização da técnica.

Desta forma, o uso de dois pontos amostrais por hectare na cafeicultura, conforme sugeridos nos trabalhos de Carvalho et al. (2017b, 2017a); Ferraz et al. (2017a) e Figueiredo et al. (2018), é suficiente, pois no presente estudo (Figuras de 23 a 30) observa-se dependência espacial dos atributos estudados em todas as áreas, inclusive na menor lavoura ZE02 de 5,90 ha.

Ao escolher o tamanho da grade amostral existe um conflito entre manter a precisão espacial, selecionando uma grade fina (mais pontos por hectares) ou tornar os dados mais gerenciáveis com menores ruídos, selecionando uma grade mais grossa (menos pontos por hectares) (LONG, 1998). Na prática, a seleção do tamanho de grade amostral apropriada requer entendimento das relações entre o tamanho da grade, a variabilidade da produtividade e a qualidade do mapa espacial resultante (CÓRDOBA et al., 2016).

Cabe ressaltar ainda, que medir a relação custo-benefício da cafeicultura de precisão é muito complexo e intuitivo, pois, a “informação” temporal e espacial dos atributos do solo, folhas e produtividade é um investimento para o agricultor. Contudo, para se mensurar a prerrogativa de uma nova tecnologia é fundamental executá-la por completo, e essa tem sido a dificuldade maior, pois requer informação, tempo e dinheiro (SILVA; MORETTO; RODRIGUES, 2000).

6. CONCLUSÕES

A utilização da metodologia proposta de rotas de caminhada reduziu o deslocamento entre os pontos amostrais em 50,1%.

Ao longo de duas safras as análises de cluster *K-means* e de PCA permitiram correlacionar atributos químicos de solo e da folha com a produtividade.

A metodologia estudada permitiu identificar a variabilidade espacial e temporal das variáveis P solo, S solo, T Solo, M.O. Solo, Zn folha, P folha, S folha e produtividade.

A malha amostral de dois pontos por hectare foi suficiente para verificar a dependência espacial dos atributos de solo, folha e produtividade, sendo indicada para aplicação na cafeicultura de precisão.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGTERBERG, F. P. Geostatistics. **Computers & Geosciences**, v. 17, n. 9, p. 1345–1347, 1991.

ALBASHISH, D.; BRAIK, M.; BANI-AHMAD, S. Detection and Classification of Leaf Diseases using K-means-based Segmentation and Neural-networks-based Classification. **Information Technology Journal**, v. 10, 2011.

ALMEIDA, L. DA S.; GUIMARÃES, E. C. Geoestatística para determinação e modelagem da variabilidade espacial de micronutrientes no solo cultivado com cafeeiro no município de Araguari–mg. **Cultura Agrônômica**, v. 26, n. 2, p. 158–173, 2017.

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, p. 234, 2007.

ALVES, M. C. et al. Geostatistical analysis of the spatial variation of the berry borer and leaf miner in a coffee agroecosystem. **Precision Agriculture**, v. 12, n. 1, p. 18–31, 2011.

ANDRADE, A. D. et al. **Avaliação da uniformidade de distribuição de uma máquina para aplicação de fertilizantes à taxa variável na cafeicultura**. Anais do Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão. **Anais...**Curitiba-PR: 2018

ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de estatística e geoestatística**. 1. ed. Porto Alegre/RS: Editora UNISINOS, 2003.

AUERNHAMMER, H. **Elektronische Traktor-Gerätekommunikation LBS**. (H. B. of the J. S. of A. Machinery, Ed.)Proceedings of the International Symposium on Mobile Agricultural Bus-System LBS and PA for the Large-Scale Farm Mechanization. **Anais...**1997

AUERNHAMMER, H. Precision farming — the environmental challenge. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 30, n. 1–3, p. 31–43, fev. 2001.

BARROS, M. M. DE. **Avaliação de um sistema de distribuição de fertilizantes à taxa variável para a cultura do café**. [s.l.] Universidade Federal de Lavras, 2010.

BARROS, M.M. **Desenvolvimento de sistema para aplicação de fertilizantes em taxa variável para a cultura do café**. 2014. 53p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Lavras, 2014

BARROS, M. M. et al. Avaliação de um sistema de aplicação de fertilizantes a taxa variável adaptado à cultura cafeeira. **Coffee Science**, v. 10, n. 2, p. 223–232, 2015.

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

BAUER, A.; BLACK, A. L. Quantification of the Effect of Soil Organic Matter Content on Soil Productivity. **Soil Science Society of America Journal**, v. 58, n. 1, p. 185, 1994.

BERGAYA, F.; LAGALY, G.; VAYER, M. Cation and Anion Exchange. In: BERGAYA, F.; LAGALY, G. (Eds.). **Handbook of Clay Science**. [s.l.] Elsevier Ltd, p. 333–359, 2013.

BERRY, P. M. et al. **The Supply of Available Nitrogen**, p. 248–255, 2002.

BIOINFORMATICS LAB. **Classroom Training**. Disponível em: <<https://orange.biolab.si/training/introduction-to-data-mining/>>. Acesso em: 16 fev. 2019.

BONGIOVANNI, R.; LOWENBERG-DEBOER, J. Precision Agriculture and Sustainability. **Precision Agriculture**, v. 5, n. 4, p. 359–387, ago. 2004.

BURAK, D. L.; SANTOS, D. A.; PASSOS, R. R. Variabilidade espacial de atributos físicos: relação com relevo, matéria orgânica e produtividade em café conilon. **Coffee Science**, v. 11, n. 4, p. 455–466, 2016.

BURGESS, T. M.; WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties: II., block kriging. **Journal of Soil Science**, Baltimore, v. 31, n. 2, p. 333–341, Feb. 1980.

CAMBARDELLA, C. A. et al. Field-Scale Variability of Soil Properties in Central Iowa Soils. **Soil Science Society of America Journal**, v. 58, n. 5, p. 1501, 1994.

CARVALHO, L. G. DE et al. Modelo de regressão para a previsão de produtividade de cafeeiros no Estado de Minas Gerais. 2004.

CARVALHO, L. C. C. et al. Variabilidade espacial de atributos físicos do solo e características agrônômicas da cultura do café. **Coffee Science**, v. 8, n. 3, p. 265–275, 2013.

CARVALHO, L. C. C. **Determinação da densidade amostral ótima para a geração de mapas temáticos na cafeicultura de precisão**. [s.l.] UFLA, 2016.

CARVALHO, L. C. C. et al. Comparação entre amostragem foliar convencional e de precisão para análise de micronutrientes na cafeicultura. **Coffee Science**, v. 12, n. 2, p. 272–281, 2017a.

CARVALHO, L. C. C. et al. Geostatistical analysis of Arabic coffee yield in two crop seasons. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 21, n. 6, p. 410–414, 2017b.

CARVALHO, J. G. et al. Sintomas de desordens nutricionais em cafeeiro. In: GUIMARÃES, R. J.; MENDES, A. N. G.; BALIZA, D. P. (Ed.). **Semiologia do cafeeiro: sintomas de desordens nutricionais, fitossanitárias e fisiológicas**. Lavras: UFLA, p. 69-101, 2010.

CELEBI, M. E.; KINGRAVI, H. A.; VELA, P. A. A comparative study of efficient initialization methods for the k-means clustering algorithm. **Expert systems with applications**, v. 40, n. 1, p. 200–210, 2013.

CHEMURA, A. et al. **The growth response of coffee plants to organic manure, inorganic fertilizers and integrated soil fertility management under different irrigation levels**. Proceedings of the RCZ International Research Symposium. **Anais...HICC**, Research Council of Zimbabwe, 2013

- CHERUBIN, M. R. et al. Dimensão da malha amostral para caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio em Latossolo Vermelho. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 50, n. 2, p. 168–177, fev. 2015.
- COLAÇO, A. F.; MOLIN, J. P. **Agricultura de Precisão - Boletim Técnico 02** Piracicaba-SP, 2015.
- COOLEY, W.; LOHNES, P. R. **Multivariate data analysis**, Wiley, 1971.
- CÓRDOBA, M. A. et al. Protocol for multivariate homogeneous zone delineation in precision agriculture. **Biosystems Engineering**, v. 143, p. 95–107, 2016.
- CRESSIE, N. Statistics for spatial data. **Terra Nova**, v. 4, n. 5, p. 613–617, set. 1992.
- CRESSIE, N.; HAWKINS, D. M. Robust estimation of the variogram: I. **Journal of the International Association for Mathematical Geology**, v. 12, n. 2, p. 115–125, abr. 1980.
- CRESSIE, N.; WIKLE, C. K. **Statistics for spatio-temporal data**. [s.l.] John Wiley & Sons, 2015.
- 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, v. 1, n. 1, p. 6-27, 2012.
- DAMATTA, F. M.; RENA, A. B. Ecofisiologia de cafezais sombreados e a pleno sol. **O estado da arte de tecnologias na produção de café. Viçosa: UFV**, p. 93–135, 2002.
- DEMSAR, J. et al. Orange: Data Mining Toolbox in Python. **Journal of Machine Learning Research**, v. 14, n. 14, p. 2349–2353, 2013.
- DUHAN, J. S. et al. Nanotechnology: The new perspective in precision agriculture. **Biotechnology Reports**, v. 15, p. 11–23, 2017.
- EASTWOOD, C.; KLERKX, L.; NETTLE, R. Dynamics and distribution of public and private research and extension roles for technological innovation and diffusion: Case studies of the implementation and adaptation of precision farming technologies. **Journal of Rural Studies**, v. 49, p. 1–12, jan. 2017.
- EASTWOOD, C. R. et al. Getting the most out of advanced farm management technologies: roles of technology suppliers and dairy industry organisations in supporting precision dairy farmers. **Animal Production Science**, v. 56, n. 10, p. 1752–1760, 2016.
- FAULIN, G. D. C.; MOLIN, J. P. Utilização dos conceitos da agricultura de precisão na cultura do café (*Coffea arabica* L.). **5 simposio de pesquisas dos cafes do Brasil**, n. 1998, p. 70–75, 2007.
- 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. **Cafecultura De Precisão : Malhas Amostrais Para O Mapeamento De Atributos Do Solo, Da Planta E Recomendações**. 2012.

- FERRAZ, G. A. S. et al. Variabilidade espacial e temporal do fósforo, potássio e da produtividade de uma lavoura cafeeira. **Engenharia Agrícola**, v. 32, n. 1, p. 140–150, 2012a.
- FERRAZ, G. A. S. et al. Agricultura de precisão no estudo de atributos químicos do solo e da produtividade de lavoura cafeeira. **Coffee Science**, v. 7, n. 1, p. 59–67, 2012b.
- FERRAZ, G. A. S. et al. Variabilidade espacial da dose de P_2O_5 e K_2O para adubação diferenciada e convencional em lavoura cafeeira. **Coffee Science**, v. 10, n. 3, p. 346–356, 2015.
- FERRAZ, G. A. S. et al. Comparativo entre os atributos químicos do solo amostrados de forma convencional e em malha. **Coffee Science**, v. 12, n. 1, p. 17–29, 2017a.
- FERRAZ, G. A. S. et al. Methodology to determine the soil sampling grid for precision agriculture in a coffee field. **Dyna**, v. 84, n. 200, p. 316–325, 2017b.
- FERRAZ, G. A. S. et al. Variabilidade espacial dos atributos da planta de uma lavoura cafeeira. **Revista Ciencia Agronomica**, v. 48, n. 1, p. 81–91, 2017c.
- FERRAZ, G. A. S. et al. Principal components in the study of soil and plant properties in precision coffee farming. **Agronomy Research**, v. 17, n. 2, p. 418–429, 2019a.
- FERRAZ, G. A. S. et al. Spatial variability of soil pH sampled by two methodologies used in precision agriculture in farms under crop rotation. **Dyna**, v. 86, n. 209, p. 289–297, 2019b.
- FIGUEIREDO, V. C. et al. Levantamento da fertilidade do solo de lavouras cafeeiras em produção, no sul de Minas Gerais. **Coffee Science**, v. 8, n. 3, p. 306–313, 2013.
- FIGUEIREDO, V. C. **Estudo de malhas amostrais em cafeicultura de precisão**. [s.l.] Universidade Federal de Lavras, 2016.
- FIGUEIREDO, V. C. et al. Analysis of spatial variability of force detachment of coffee fruits in central pivot. **Coffee Science**, v. 12, n. 2, p. 84–92, 2017.
- FIGUEIREDO, V. C. et al. Development of a methodology to determine the best grid sampling in precision coffee growing. **Coffee Science**, v. 13, n. 3, p. 312–323, 2018.
- FINCH, H. J. S.; SAMUEL, A. M.; LANE, G. P. F. Precision farming. In: **Lockhart & Wiseman's Crop Husbandry Including Grassland**. [s.l.] Elsevier, p. 235–244, 2014.
- FONSECA, A. S. DA et al. **ANALISE ESPACIAL DA NECESSIDADE DE CALAGEM EM ÁREA SOB CAFÉ CONILON**. (Universidade do Vale do Paraíba, Ed.) XIV Encontro Latino Americano de Iniciação Científica e X Encontro Latino Americano de Pós-Graduação. **Anais...**São José dos Campos, 2010
- FONSECA, A. S. DA et al. Spatial variability of the productivity and the nutritional condition of coffee *Canephora*. **Coffee Science**, v. 10, n. 4, p. 420–428, 2015.
- FRANCO, L. B. et al. Atributos químicos do solo para estimativa da produtividade de café com base em componentes principais. **Revista Univap**, v. 22, n. 40, p. 288–289, 2016.

FRANCO, L. B. et al. Componentes principais e regressão múltipla na estimativa da produtividade de café com base em nutrientes foliares. **Revista Univap**, v. 22, n. 40, p. 290, 12 jan. 2017.

FREDERICO, S. Agricultura científica globalizada e fronteira agrícola moderna no Brasil. **Confins**, n. 17, 16 mar. 2013.

FROGBROOK, Z. L. et al. and Soil Chemical Properties and the Implications for Sampling. 2002.

FUNDAÇÃO PROCAFÉ. **Padrões referenciais médios para avaliação de resultados de análise de solos e análise foliar na cultura do café**. Disponível em: <<http://www.fundacaoprocafe.com.br/laboratorio/solos-e-folhas/padroes-referenciais>>. Acesso em: 19 out. 2018.

GALAMBOŠOVÁ, J. et al. Determining the management zones with hierarchic and non-hierarchic clustering methods. **Research in Agricultural Engineering**, v. 60, n. 2000, p. S44–S51, 2014.

GALLO, P. B. et al. Resposta de cafezais adensados à adubação NPK. **Bragantia**, v. 58, n. 2, p. 341–351, 1999.

GANDAH, M. et al. Dynamics of spatial variability of millet growth and yields at three sites in Niger, West Africa and implications for precision agriculture research. **Agricultural Systems**, v. 63, n. 2, p. 123–140, 2000.

GOMES, F. P.; GARCIA, C. H. **Estatística aplicada a experimentos agrônômicos e florestais**. Piracicaba-SP: FEALQ, 2002.

GONTIJO, R. A. N. et al. critical ranges of leaf micronutrient levels in coffee seedlings (*Coffea arabica* L.). **Coffee Science**, v. 2, n. 2, p. 135–141, 2007.

GROHMANN, C. H. Resampling SRTM 03''-data with kriging. **GRASS/OSGeo News**, v. 4, n. December, p. 20–25, 2006.

GUIMARÃES, P. T. G.; ALVAREZ, V. H.; RIBEIRO, A. C. Recomendações Para o Uso de Corretivos e Fertilizantes em Minas Gerais. **5ª Aproximação**, p. 359, 1999.

INAMASU, R. Y.; MOLIN, J. P. **Agricultura de Precisão - Boletim Técnico**. Brasília DF, 2013.

ITICHA, B.; TAKELE, C. Digital soil mapping for site-specific management of soils. **Geoderma**, v. 351, p. 85–91, 2019.

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

JACINTHO, J. L. **Zonas de manejo na cafeicultura de precisão**. [s.l.] UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO, 2016.

JACINTHO, J. L. et al. Management zones in coffee cultivation 95 Management zones in coffee cultivation. **Bras. Eng. Agríc. Ambiental**, 2017.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 6ª ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice hall Upper Saddle River, NJ, v. 5, 2007.

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. [s.l.] Academic press London, v. 600, 1978.

KALRA, Y. **Handbook of reference methods for plant analysis**. [s.l.] CRC press, 1997.

KERRY, R.; OLIVER, M. A. Determining nugget:sill ratios of standardized variograms from aerial photographs to kriging sparse soil data. **Precision Agriculture**, v. 9, n. 1–2, p. 33–56, 11 abr. 2008.

KOUADIO, L. et al. Artificial intelligence approach for the prediction of Robusta coffee yield using soil fertility properties. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 155, n. August, p. 324–338, 2018.

KOVAR, J. L. et al. Nutrient Cycling in Soils: Sulfur. 2011.

KOVAR, J. L.; GRANT, C. A. Nutrient cycling in soils: Sulfur. 2011.

KUIT, M.; JANSEN, D. M.; NGUYEN, V. T. Manual for Arabica cultivation. **Tan Lam Agricultural Product Joint Stock Company, Quang Tri**, 2004.

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.

LIANG, Z. et al. K-means clustering to improve the accuracy of decision tree response classification. **Information Technology Journal**, v. 11, n. 2, p. 2000–2005, 2003.

LIMA, J. S. DE S. et al. Estimativa da produtividade de café conilon utilizando técnicas de cokrigagem. **Revista Ceres**, v. 63, n. 1, p. 54–61, 2016.

LONG, D. S. Spatial autoregression modeling of site-specific wheat yield. **Geoderma**, v. 85, n. 2–3, p. 181–197, 1998.

LOVELAND, P. Is there a critical level of organic matter in the agricultural soils of temperate regions: a review. **Soil and Tillage Research**, v. 70, n. 1, p. 1–18, mar. 2003.

LUCAS, E.; JUNIOR, E.; APPEL, E. Aspectos Práticos Sobre a Variabilidade Espacial em Atributos do Solo. 2018.

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, p. 105-112, 2000.

MACQUEEN, J. **Some methods for classification and analysis of multivariate observations**. Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1: Statistics. **Anais...: Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability**. Berkeley, Calif.: University of California Press, 1967.

MCBRATNEY, A. B., WEBSTER, R., Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sampling estimates. **Journal of Soil Science**. v37, n. 4. p. 617-639, 1986.

MALAVOLTA, E. **Manual de química agrícola: adubos e adubação**. 3ª ed. Piracicaba-SP: Editora Agronômica Ceres, 1981.

MALAVOLTA, E. **Mineral Nutrition and Fertilization of Coffee: Maximum Economic Yields**. Agronomica Ceres, São Paulo, SP, Brazil, 1993.

MALAVOLTA, E.; VITTI, G. C.; OLIVEIRA, S. A. **Evaluation of Nutritional Plant Status: Principles and Applications**. Potafós, Piracicaba, SP, Brazil, 1997.

MARTINEZ, H. E. P. et al. Diagnose foliar em cafeeiro. In. **Nutrição de Plantas - Diagnose Foliar em Grandes Culturas**. 1ed. Jaboticabal: GENPLANT/UNESP, v. 1, p. 267-301, 2008.

MATIELLO, J. B. Gosto do meu cafezal. **Publicações Globo Rural**, 1997.

MATIELLO, J. B. et al. **Cultura de café no Brasil: novo manual de recomendações**. Varginha: Ministério da Agricultura, da Pecuária e do Abastecimento, Brasília, DF (Brasil), 2005.

MATIELLO, J. B.; STOCKL, F.; STOCKL, J. **Bienalidade do cafeeiro, mesmo dentro da planta**. Disponível em: <http://www.fundacaoprocafe.com.br/sites/default/files/publicacoes/pdf/folhas/Folha_371_Bienalidade_do_cafeeiro%2C_mesmo_dentro_da_planta.pdf>. Acesso em: 1 fev. 2018.

MESQUITA, C. M. DE et al. Manual do Café: **Implantação de Cafezais**. p. 50, 2016.

MIALHE, L. G. **Máquinas Agrícolas, Ensaio & Certificação**, v.1, 722p. Editora Shekinah, São Paulo. 1996.

MOLIN, J. P. et al. Variação Espacial Na Produtividade De Milho Safrinha Devido Aos Macronutrientes E À População De Plantas. **Revista Brasileira de Milho e Sorgo**, v. 6, n. 3, p. 309–324, 2007.

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

MOLIN, J. P.; FAULIN, G. D. C.; STANISLAVSKI, W. M. Yield mapping and variable rate of fertilizers for coffee in brazil. **Acta Horticulturae**, n. 824, p. 261–266, abr. 2009.

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

NAJAFIAN, A. et al. Geostatistical Assessment of the Spatial Distribution of Some Chemical Properties in Calcareous Soils. **Journal of Integrative Agriculture**, v. 11, n. 10, p. 1729–1737, 2012.

NJOROGE, J. M. **Advances in coffee agronomy**. Proceedings of the International Scientific Symposium on Coffee. **Anais...2000**

NOGUEIRA, F. A. A. **A Cultura do Café no Sul de Minas Gerais**. Florianópolis-SC: Universidade Federal de Santa Catarina, 1998.

OLIVEIRA, R. B. DE et al. **Levantamento do tipo de malha amostral, tamanho de área e número de pontos utilizados em análise geostatísticaII Simpósio de Geoestatística Aplicada em Ciências Agrárias**. UNESP, Botucatu-SP, 2011.

PAULO, E. M.; FURLANI JR., E. Yield performance and leaf nutrient levels of coffee cultivars under different plant densities. **Scientia Agricola**, v. 67, n. 6, p. 720–726, 2010.

R CORE TEAM, **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2014.

RAIJ, B. VAN. **Avaliação da Fertilidade do Solo**. Piracicaba-SP: POTAFOS, 1981.

REIS, T. H. P. et al. Soil phosphorus dynamics and availability and irrigated coffee yield. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 35, n. 2, p. 503–515, 2011.

RENA, A. B.; MAESTRI, M. Fisiologia do cafeeiro. **Informe Agropecuario (Brasil)**, v. 11, n. 126, p. 26–46, 1985.

REUTER, D.; ROBINSON, J. **Plant Analysis: An Interpretation Manual**. [s.l.] Csiro Publishing, 1997.

RIBEIRO, A. C.; GUIMARÃES, P. T. G.; ALVAREZ, V. H. **5ª Aproximação - Recomendação para uso de Corretivos e Fertilizantes em Minas Gerais**. Viçosa MG: SBCS UFV, 1999.

RIBEIRO JUNIOR, P.J.; DIGGLE, P.J. geoR: a package from geostatistical analysis. **RNEWS**, v.1, n.2, p.15-18, 2001

ROCHA, H. G. et al. Coffee productivity mapping from mathematical models for prediction of harvest. **Coffee Science**, v. 11, n. 1, p. 108–116, 2016.

ROSAS, J. T. F. et al. Atributos De Solo Na Estimativa Da Produtividade De Café Arábica Através De Regressão Múltipla. **Revista Univap**, v. 22, n. 40, p. 741, 2017.

SAHOO, R. N. Geostatistics in Geoinformatics for managing spatial variability. **Indian Agricultural Research Institut, PUSA, New Delhi**, 2005.

SANCHEZ, M. G. B. et al. Delineation of specific management areas for coffee cultivation based on the soil-relief relationship and numerical classification. **Precision Agriculture**, v. 14, n. 2, p. 201–214, 2013.

SANTINATO, F. et al. Economic analysis of harvesting coffee using repeat operations. **Coffee Science**, v. 10, n. 3, p. 402–411, 2015.

SCHMIDHALTER, U. et al. Precision Farming – Adaptation of Land Use Management to Small Scale Heterogeneity. In: **Perspectives for Agroecosystem Management: Balancing Environmental and Socio-Economic Demands**. [s.l.] Elsevier, 2008. p. 121–199.

SEIDEL, E. J.; OLIVEIRA, M. S. DE. Medidas De Dependência Espacial Baseadas Em

Duas Perspectivas Do Semivariograma Paramétrico. **Ciência e Natura**, v. 37, n. 3, p. 20–27, 2015.

SHIBUSAWA, S. Precision Farming Approaches for Small Scale Farms. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 34, n. 11, p. 22–27, ago. 2001.

SILVA, A. P. **Variabilidade espacial de atributos físicos do solo**. 1988. 105 f. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, 1988.

SILVA, P. M. O. **Modelagem do escoamento superficial e da erosão hídrica na sub-bacia hidrográfica do ribeirão Marcela, Alto Rio Grande, MG**. 2006. 155 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2006.

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, C.; MORETTO, A.; RODRIGUES, R. Viabilidade Econômica Da Agricultura De Precisão: O Caso Do Paraná. **72.29.69.19**, p. 1–10, 2000.

SILVA, F. M. DA; ALVES, M. DE C. **Cafeicultura de Precisão**. Lavras: Editora UFLA, 2013.

SILVA, F. M. et al. Efeitos da colheita manual na bienalidade do cafeeiro em Ijaci, Minas Gerais. **Ciencia e Agrotecnologia**, v. 34, n. 3, p. 625–632, 2010.

SILVA, S. .; LIMA, J. S. .; BOTTEGA, E. . Yield mapping of arabic coffee and their relationship with plant nutritional status. **Journal of soil science and plant nutrition**, v. 13, 2013.

SILVA, F. C. et al. Correlação da força de desprendimento dos frutos em cafeeiros Sob diferentes condições nutricionais. **Coffee Science**, v. 11, n. 2, p. 169–179, 2016.

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, S. DE A.; LIMA, J. S. DE S. Avaliação de fatores edafoclimáticos e do manejo na produção de cafeeiros (Coffea Arabica L.) no oeste paulista. **IDESIA (Chile)**, v. 27, n. 4, p. 41–46, 2009.

SILVA, F. M. DA; ALVES, M. DE C. **Cafeicultura de Precisão**. Lavras: Editora UFLA, 2013.

SILVA, S. DE A.; LIMA, J. S. DE S. Avaliação da variabilidade do estado nutricional e produtividade de café por meio da análise de componentes principais e geoestatística. **Revista Ceres**, v. 59, n. 2, p. 271–277, 2012.

SILVA, S. DE A.; LIMA, J. S. DE S. Atributos físicos do solo e sua relação espacial com a produtividade do café Arábica. **Coffee Science**, v. 8, n. 4, p. 395–403, 2013.

SIQUEIRA, D. S.; MARQUES, J.; PEREIRA, G. T. The use of landforms to predict the

variability of soil and orange attributes. **Geoderma**, v. 155, n. 1–2, p. 55–66, 2010.

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.

SOUZA, Z. M. et al. Número de amostras na análise geoestatística e na krigagem de mapas de atributos do solo. **Ciencia Rural**, v. 44, n. 2, p. 261–268, 2014.

STAFFORD, J. V., AMBLER, B., BOLAM, H. C. Cut width sensors to improve the accuracy of yield mapping systems. In: EUROPEAN CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 1, 1997. Warwick. **Proceedings...** Oxford: BIOS Scientific Publishers, p.519-528, 1997.

STOCKDALE, E. A. et al. Soil fertility in organic farming systems - fundamentally different? **Soil Use and Management**, v. 18, p. 301–308, 19 jan. 2006.

SULIEMAN, M. M.; ALGARNI, A. M. Soil organic carbon mapping and prediction based on depth intervals using kriging technique: A case of study in alluvial soil from sudan. **Eurasian Journal of Soil Science**, v. 8, n. 1, p. 44–53, 2019.

TEIXEIRA, A. L. et al. Principal component analysis on morphological traits in juvenile stage arabica coffee. **Coffee Science**, v. 8, n. 2, p. 205–211, 2013.

THOMAZIELLO, R. A. Uso da poda no cafeeiro : por que , quando e tipos utilizados. **visão agrícola**, v. 12, p. 33–36, 2013.

TOMAZ, M. A. et al. Eficiência de absorção e utilização de boro, zinco, cobre e manganês em mudas enxertadas de cafeeiro. **Ceres**, v. 58, n. 1, 2015.

TRANGMAR, B. B., Yost, R. S., Uehara, G., Application of geostatistics to spatial studies of soil properties. In: **Advances in agronomy**. Vol. 38. Elsevier, pp. 45–94, 1986.

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, 1985.

UFSM, L. DE G. **Software CR Campeiro: C7 GPS Malha para a plataforma Android**. Disponível em: <http://www.crcampeiro.net/novo/Pages/apps_android> Acesso em: 1 fev. 2019.

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, p. 37-56, 2004.

VALADARES, S. V. et al. Produtividade e bienalidade da produção de cafezais adensados, sob diferentes doses de N e K. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira**, v. 48, n. 3, p. 296–303, 2013.

VALADARES, S. V. et al. Yield gains of coffee plants from phosphorus fertilization may not be generalized for high density planting. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 3, p. 905–911, 2014.

VALENTE, D. S. M. et al. Definition of management zones in coffee production fields based on apparent soil electrical conductivity. **Scientia Agricola**, v. 69, n. 3, p. 173–179, 2012.

VAN DER VOSSEN, H. A. M. A critical analysis of the agronomic and economic sustainability of organic coffee production. **Experimental agriculture**, v. 41, n. 4, p. 449–473, 2005.

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, v. 1, p. 15, 2000.

VILELA, P.; RUFINO, J. **Caracterização da cafeicultura de montanha de Minas Gerais Cadeias Produtivas Café: 1**. Belo Horizonte MG, 2010.

WANG, Y.; ZHANG, X.; HUANG, C. Spatial variability of soil total nitrogen and soil total phosphorus under different land uses in a small watershed on the Loess Plateau, China. **Geoderma**, v. 150, n. 1–2, p. 141–149, 2009.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial Variability of Soil Physical Properties in the Field. In: **Applications of Soil Physics**. [s.l.] Elsevier, p. 319–344, 1980.

WEILL, M. A. M. et al. AVALIAÇÃO DE FATORES EDAFOCLIMÁTICOS E DO MANEJO NA PRODUÇÃO DE CAFEEIROS (Coffea arabica L.) NO OESTE PAULISTA. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 23, n. 4, p. 891–901, 1999.

WINSTON, E. et al. **Arabica coffee manual for Lao-PDR**: Bangkok, Tailândia. 2005.

WU, X. et al. **Top 10 algorithms in data mining**. [s.l: s.n.]. v. 14, 2008.

XYLEM. **MAPinr-KML/KMZ/WMS/GPX/OFFLINE**. Disponível em: <https://play.google.com/store/apps/details?id=at.xylem.mapin&hl=pt_BR>. Acesso em: 1 fev. 2019.

8. APÊNDICE A

Figura 31 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial de produtividade (sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); fosforo em mg/dm³ (P solo) e potássio em mg/dm³ (K solo) da lavoura ZE02 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

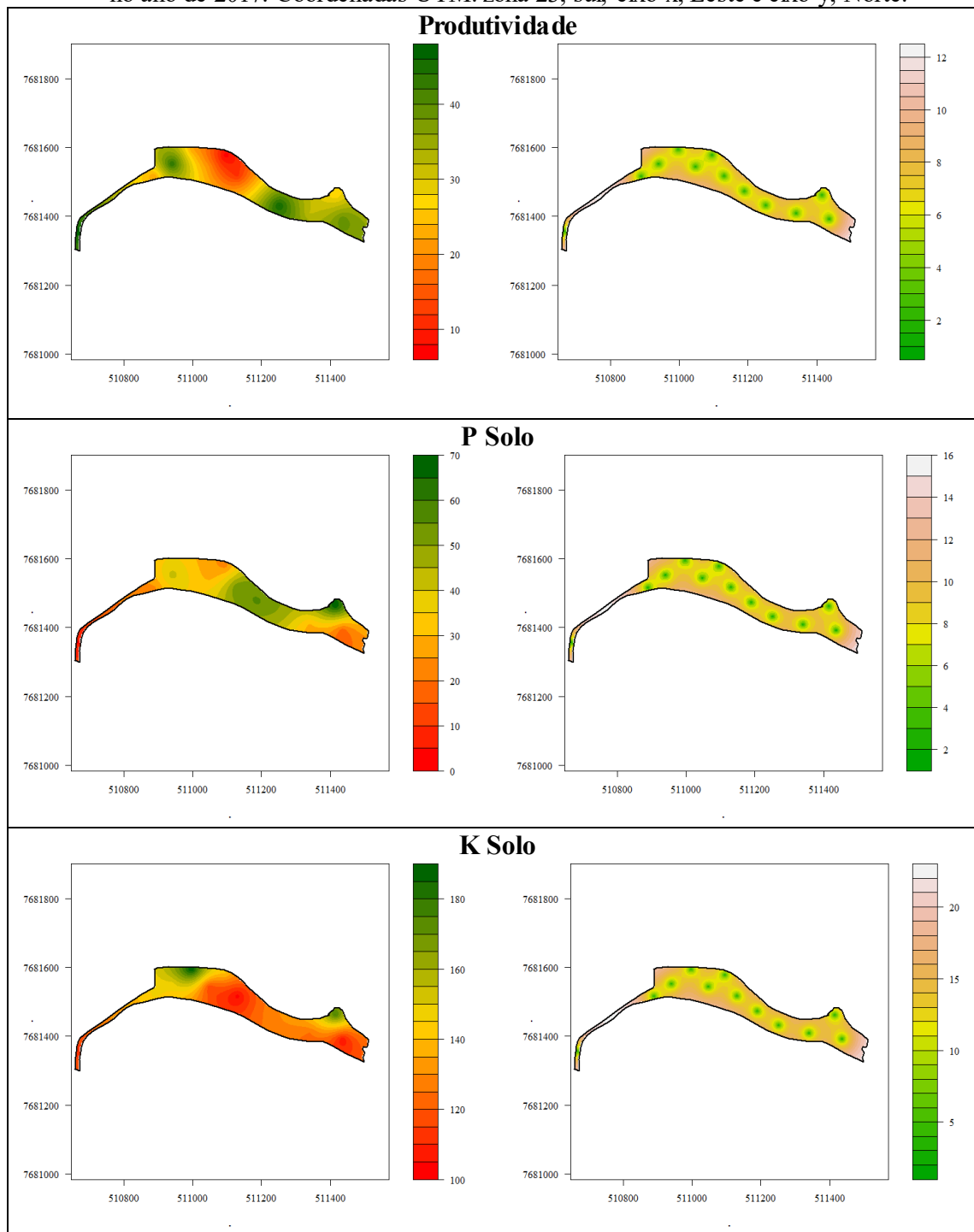


Figura 32 Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial enxofre em mg/dm^3 (S solo); capacidade de troca de cátions a pH 7,0 em Cmol/dm^3 (T solo) e matéria orgânica em percentagem (M.O% solo) da lavoura ZE02 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

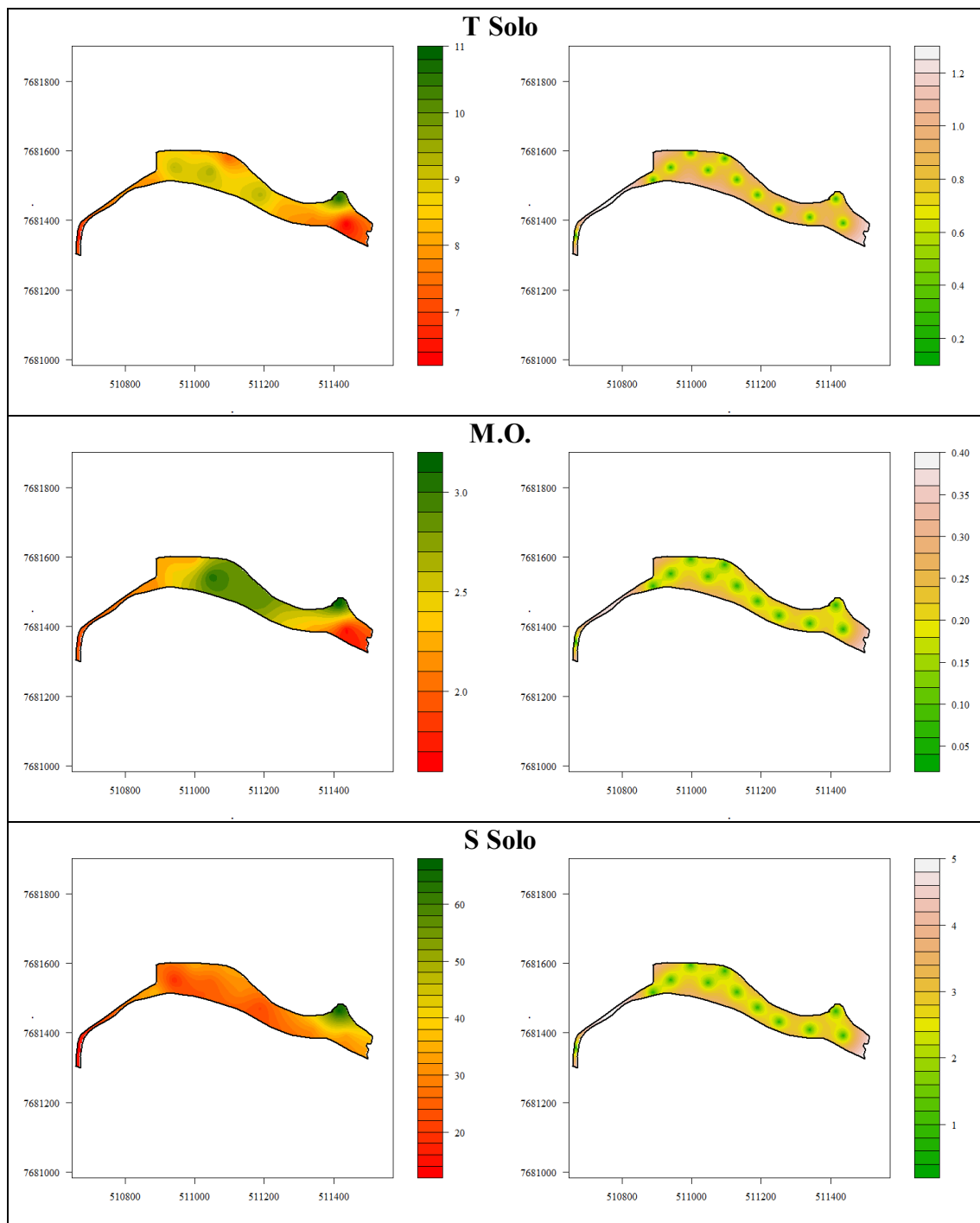


Figura 33 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial dos atributos químicos da folha em dag/Kg: fosforo (P folha), Enxofre (S folha) e Zinco (Zn folha) da lavoura ZE02 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

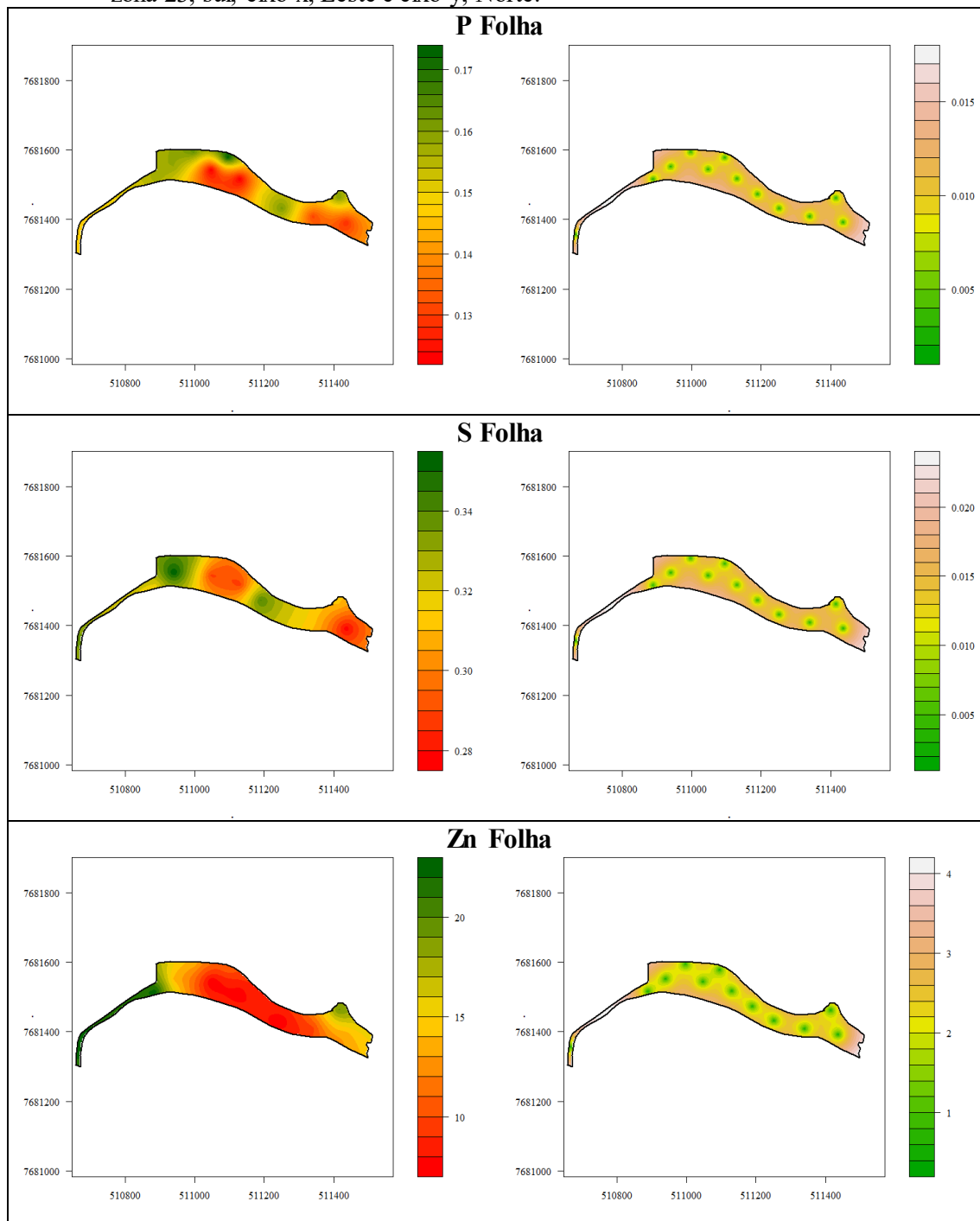


Figura 34 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial de Produtividade (Sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); fosforo em mg/dm³ (P solo) e potássio em mg/dm³ (K solo) da lavoura ZE02 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

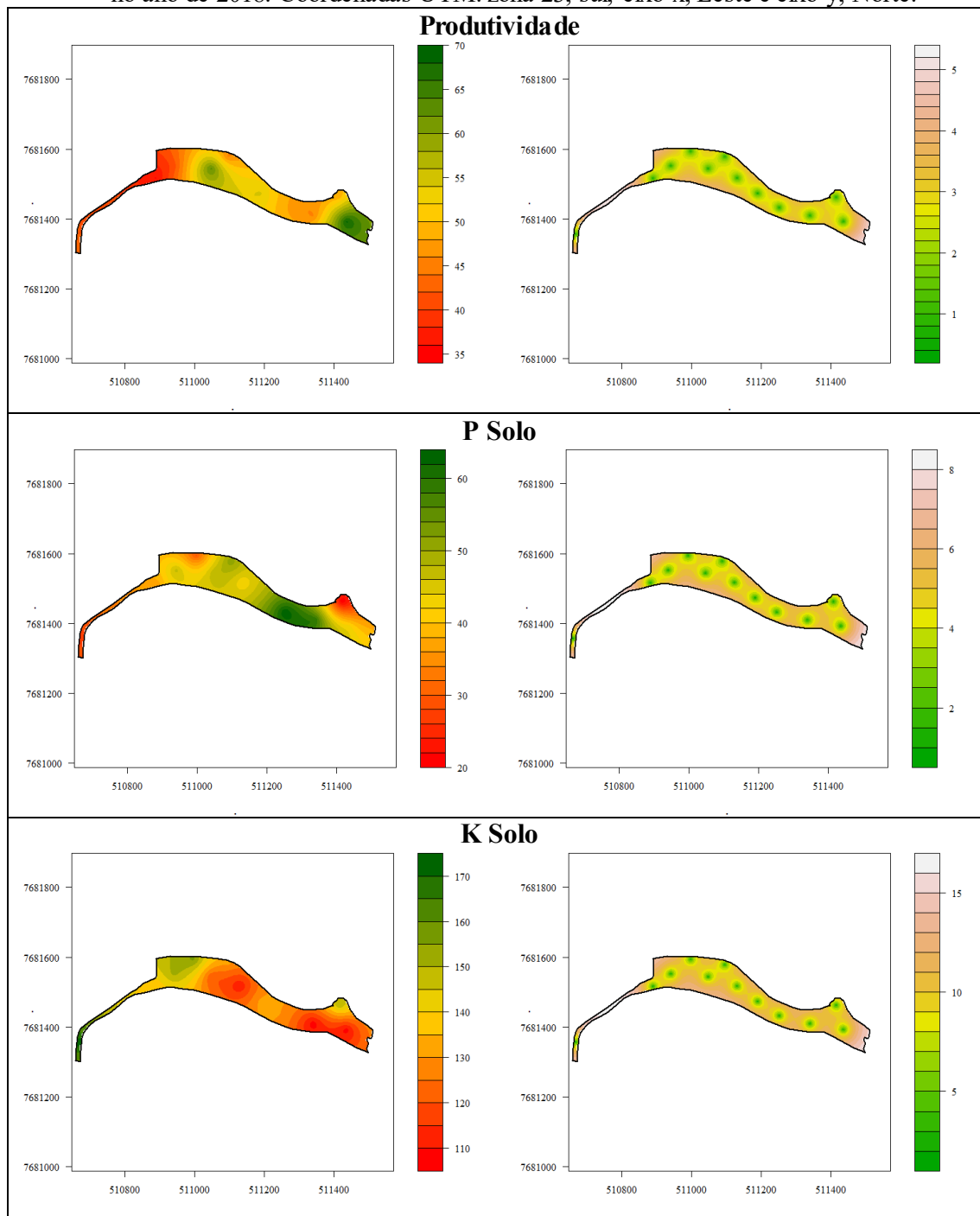


Figura 35 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial enxofre em mg/dm^3 (S solo); capacidade de troca de cátions a pH 7,0 em Cmol/dm^3 (T solo) e matéria orgânica em percentagem (M.O% solo) da lavoura ZE02 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

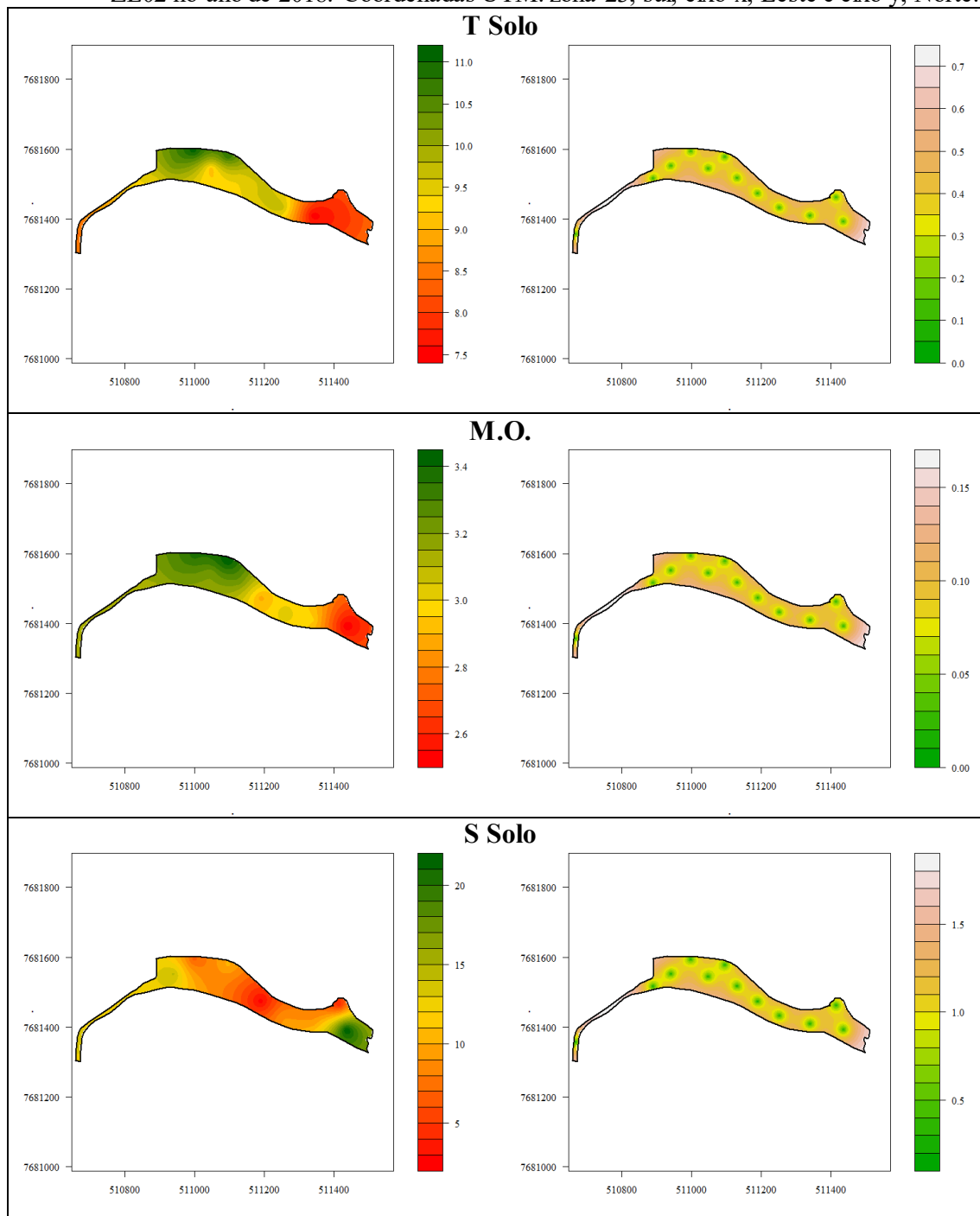


Figura 36 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial dos atributos químicos da folha em dag/Kg: fosforo (P folha), Enxofre (S folha) e Zinco (Zn folha) da lavoura ZE02 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

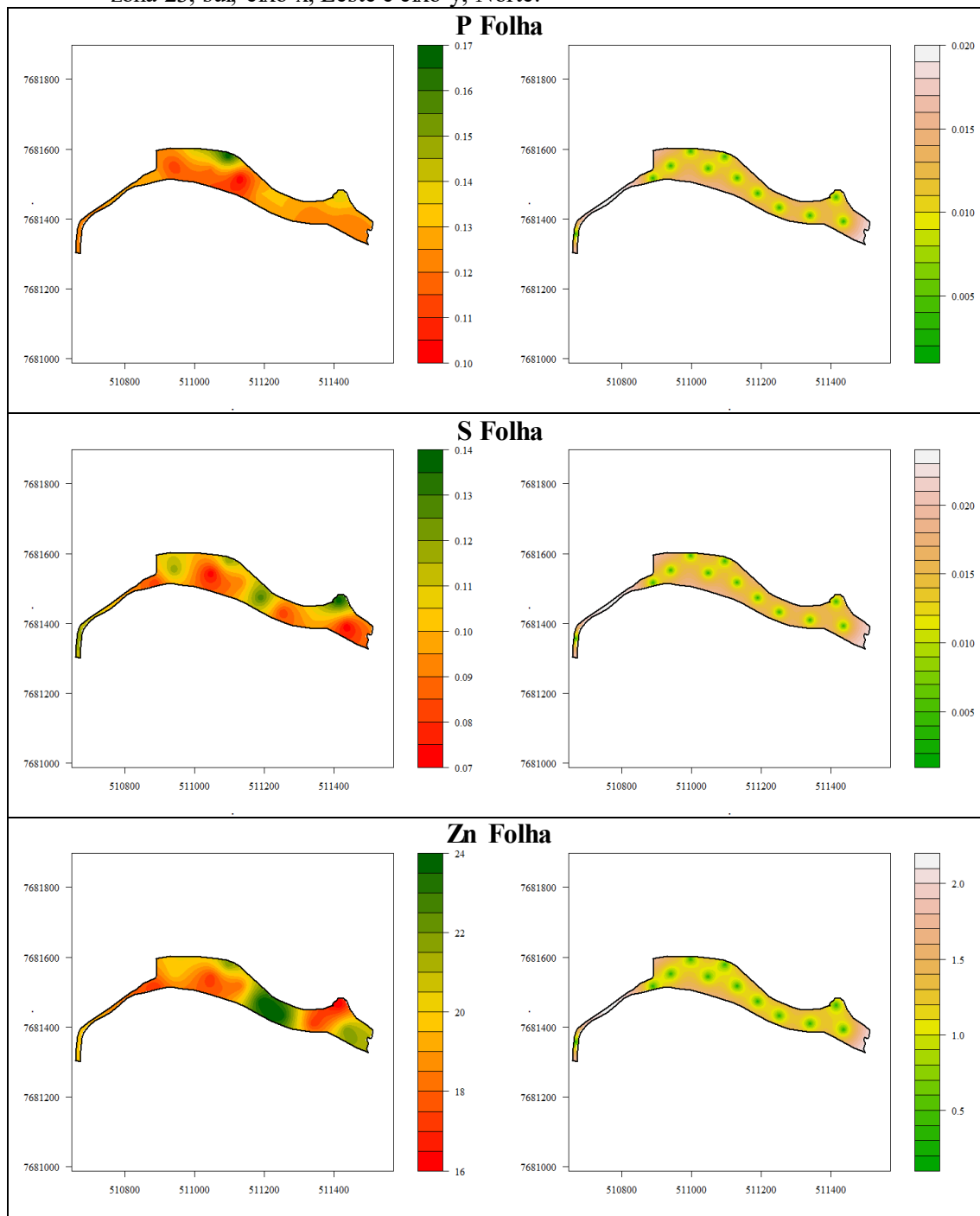


Figura 37 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial de Produtividade (Sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); fosforo em mg/dm³ (P solo) e potássio em mg/dm³ (K solo) da lavoura ZE03 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

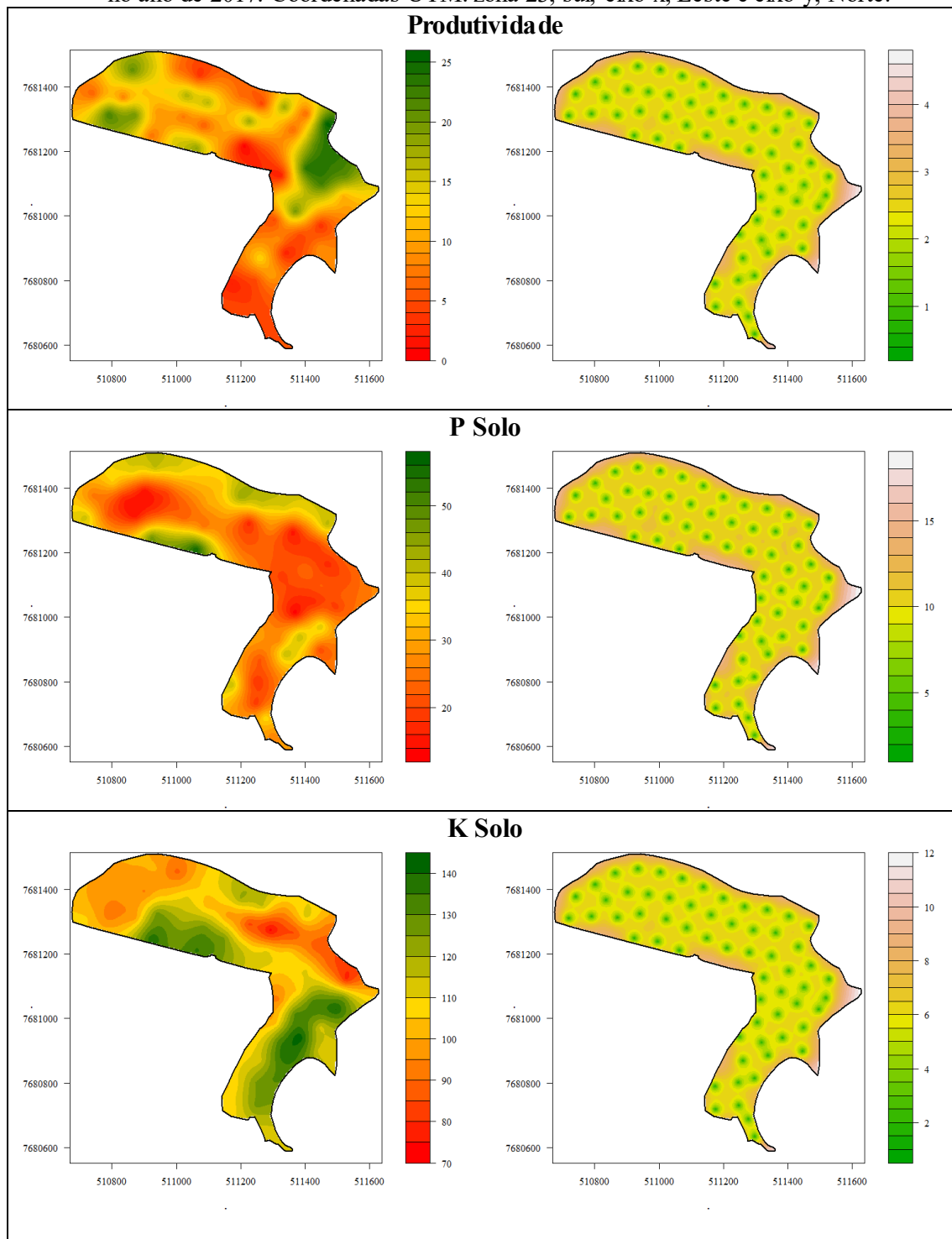


Figura 38 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial enxofre em mg/dm^3 (S solo); capacidade de troca de cátions a pH 7,0 em Cmol/dm^3 (T solo) e matéria orgânica em percentagem (M.O% solo) da lavoura ZE03 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

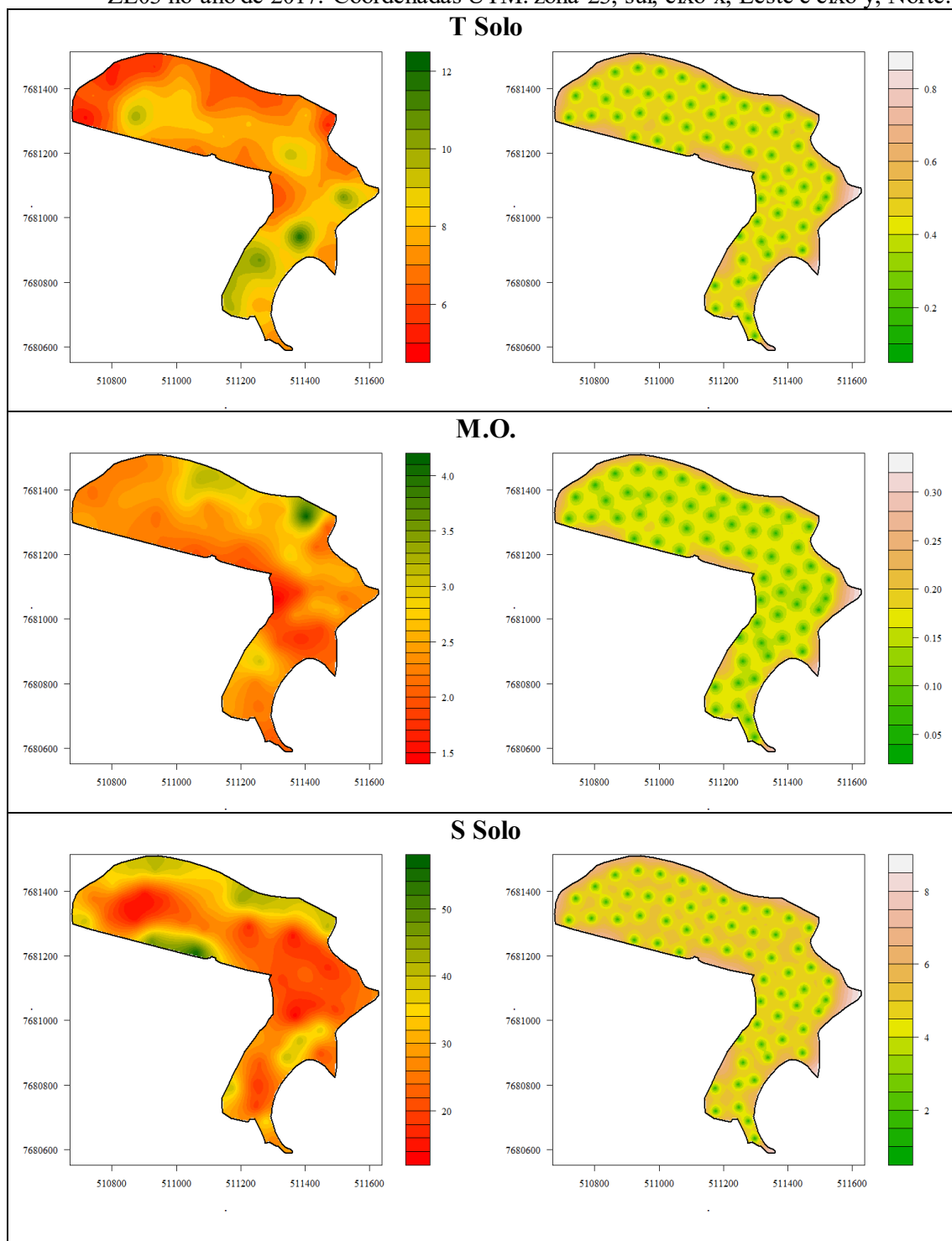


Figura 39 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial dos atributos químicos da folha em dag/Kg: fósforo (P folha), Enxofre (S folha) e Zinco (Zn folha) da lavoura ZE03 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

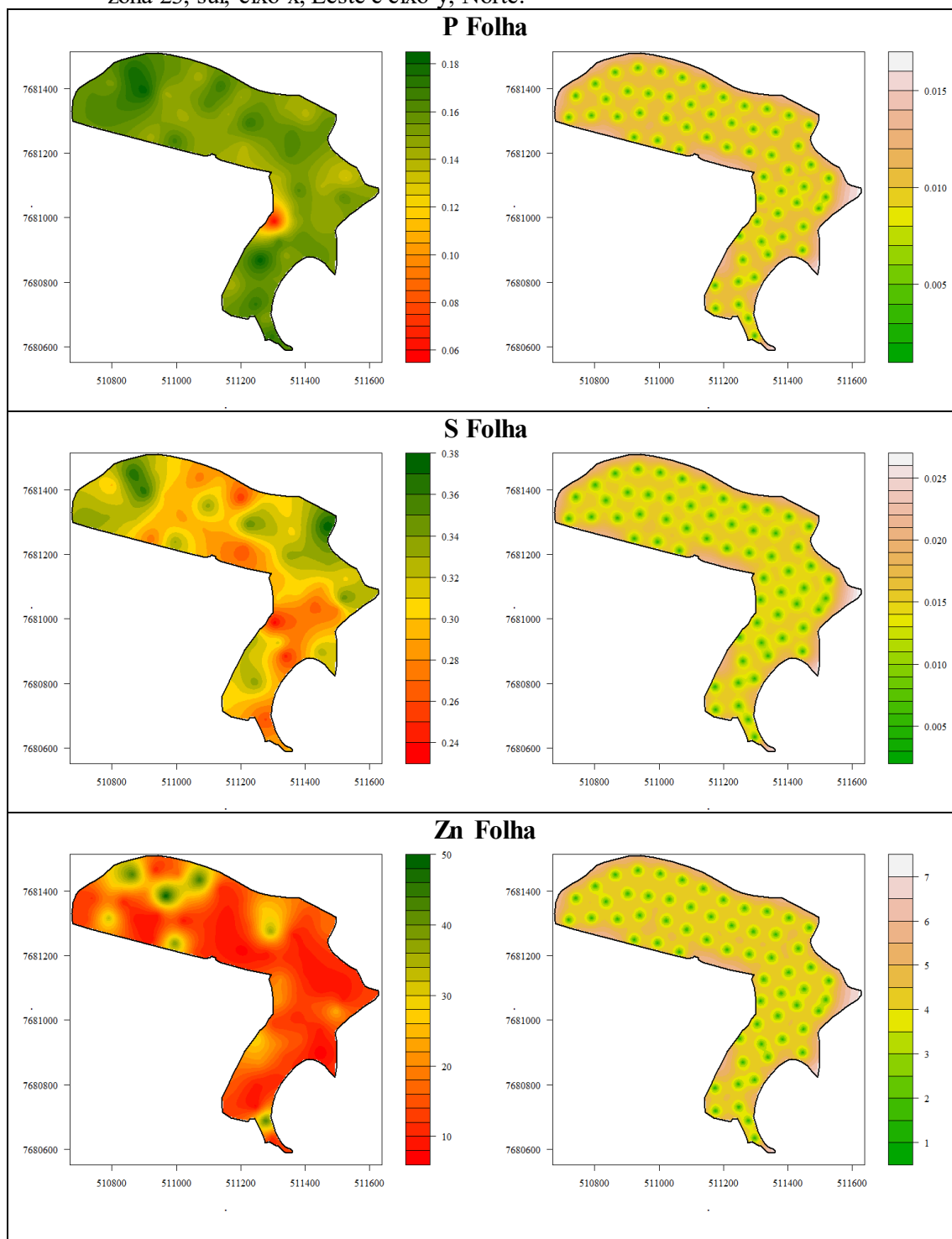


Figura 40 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial de Produtividade (Sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); fosforo em mg/dm³ (P solo) e potássio em mg/dm³ (K solo) da lavoura ZE03 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

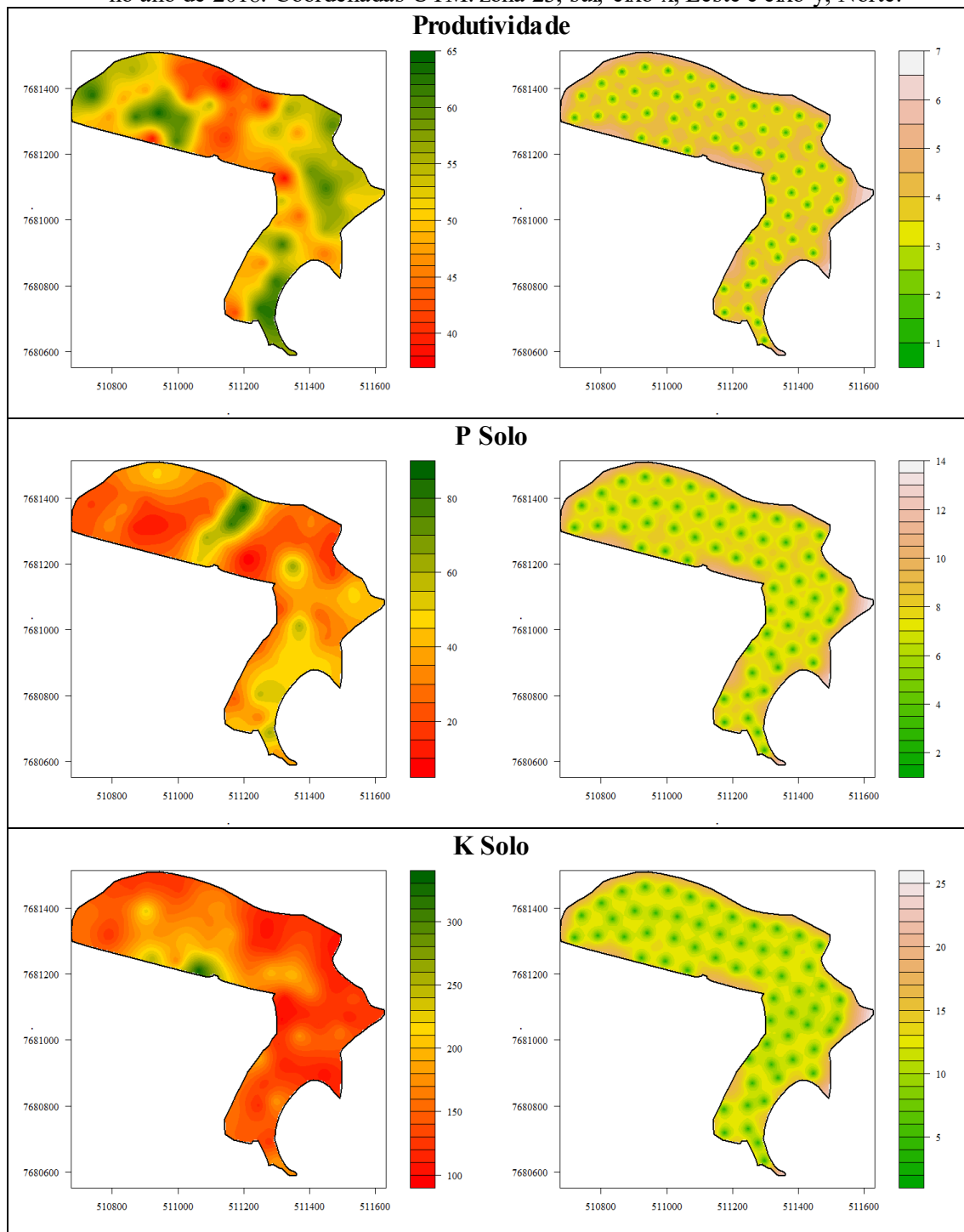


Figura 41 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial do enxofre em mg/dm^3 (S solo); capacidade de troca de cátions a pH 7,0 em Cmol/dm^3 (T solo) e matéria orgânica em percentagem (M.O% solo) da lavoura ZE03 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

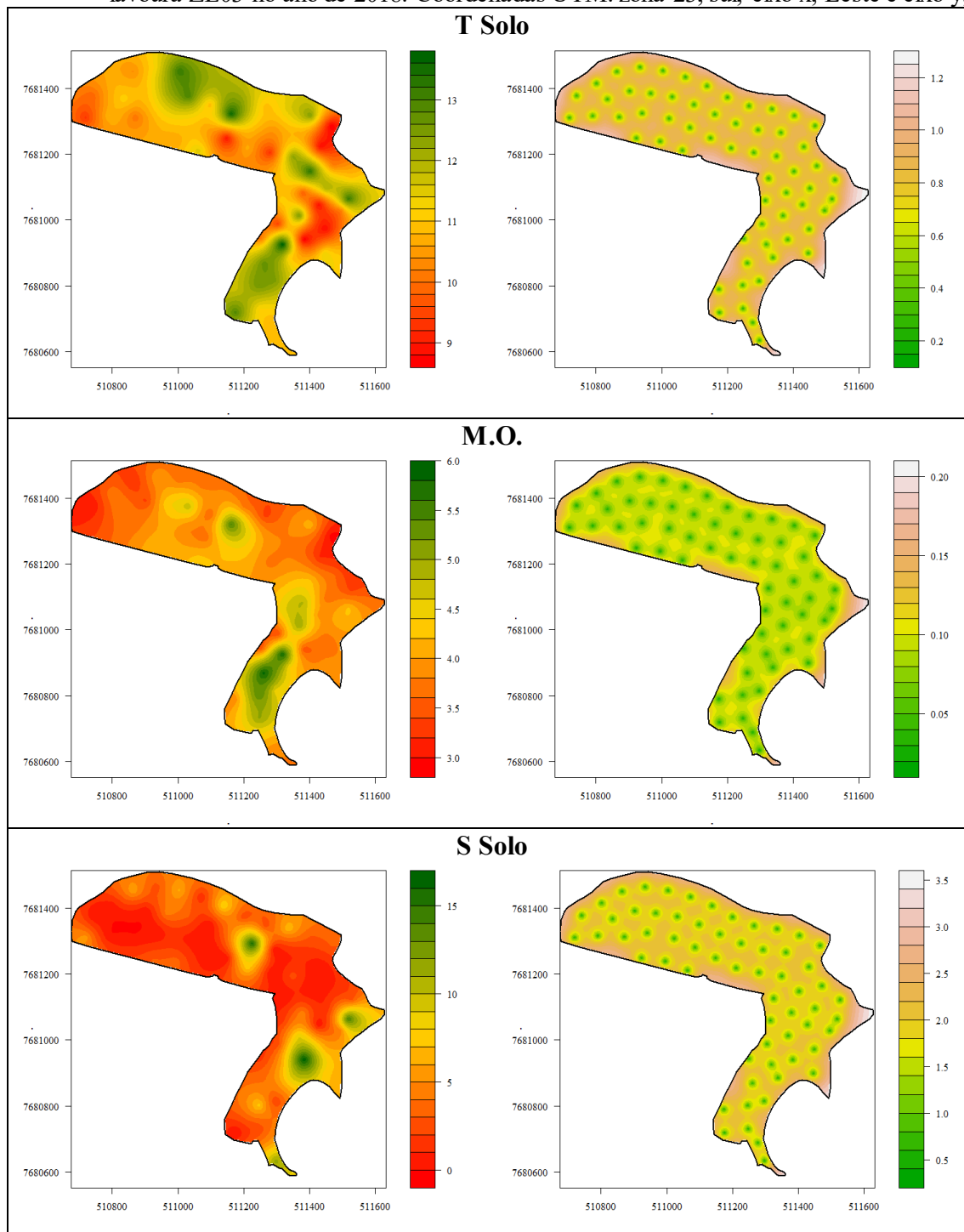


Figura 42 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial dos atributos químicos da folha em dag/Kg: fosforo (P folha), Enxofre (S folha) e Zinco (Zn folha) da lavoura ZE03 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

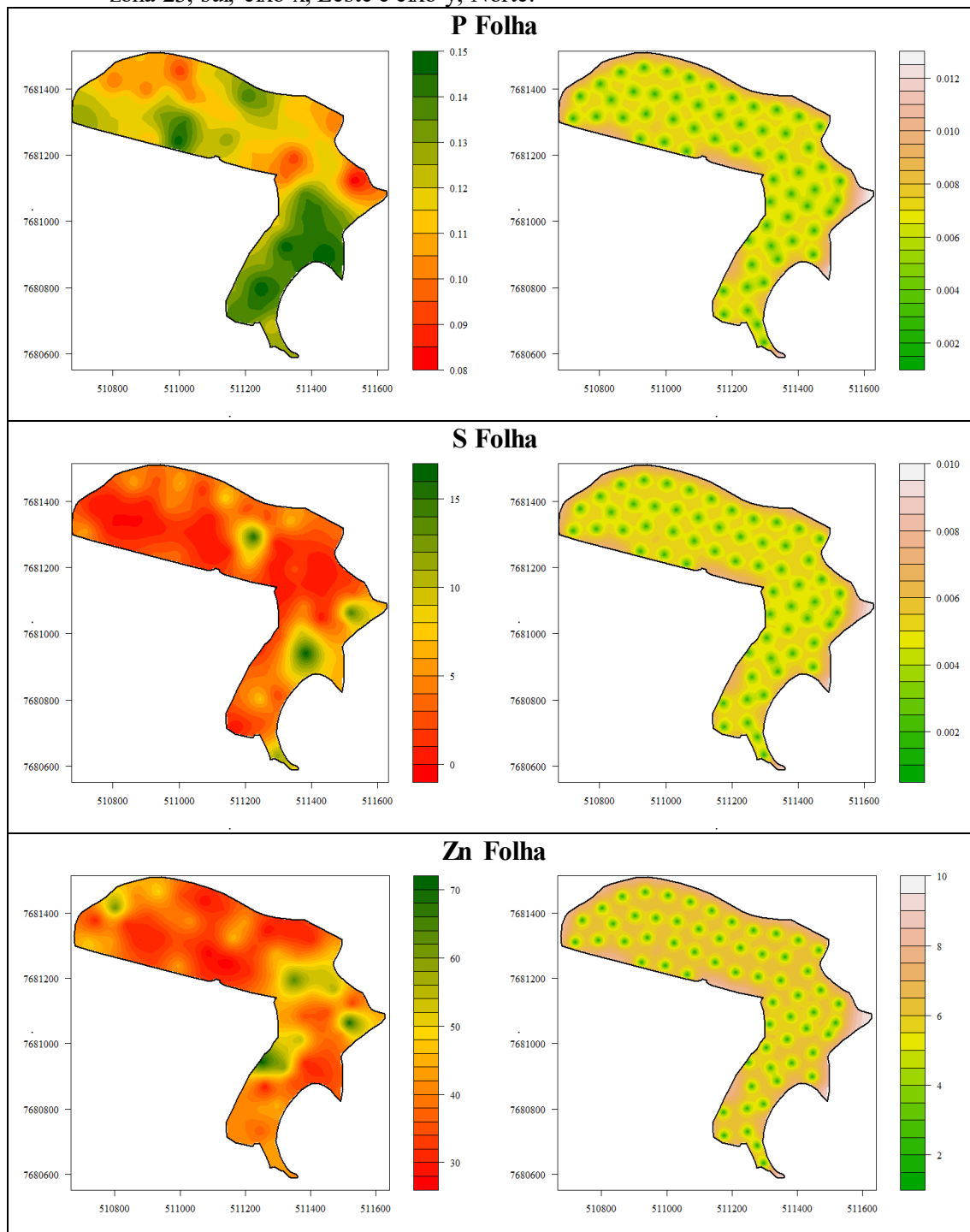


Figura 43 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial de Produtividade (Sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); fosforo em mg/dm³ (P solo) e potássio em mg/dm³ (K solo) da lavoura ZE06 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

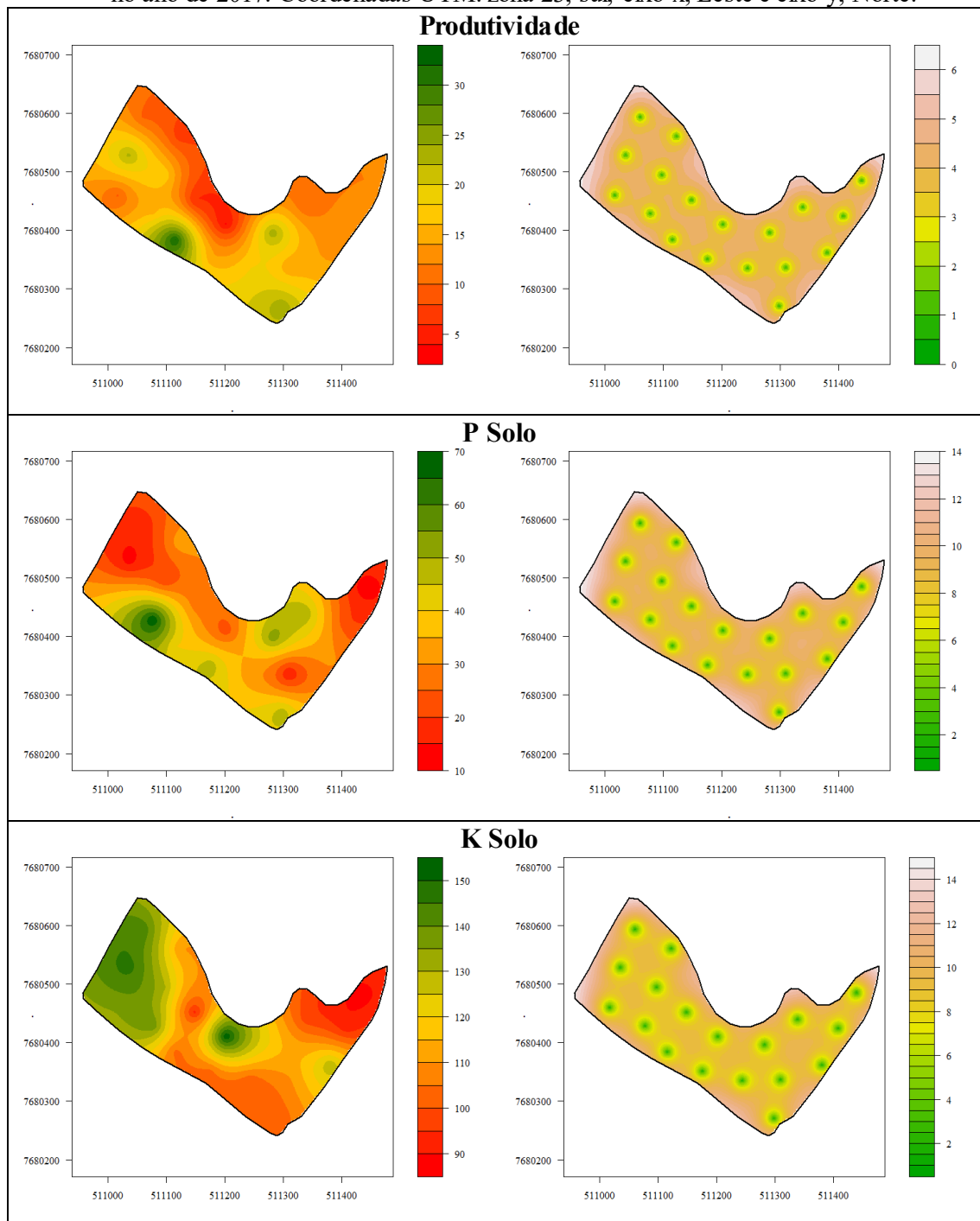


Figura 44 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial do enxofre em mg/dm^3 (S solo); capacidade de troca de cátions a pH 7,0 em Cmol/dm^3 (T solo) e matéria orgânica em percentagem (M.O% solo) da lavoura ZE06 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

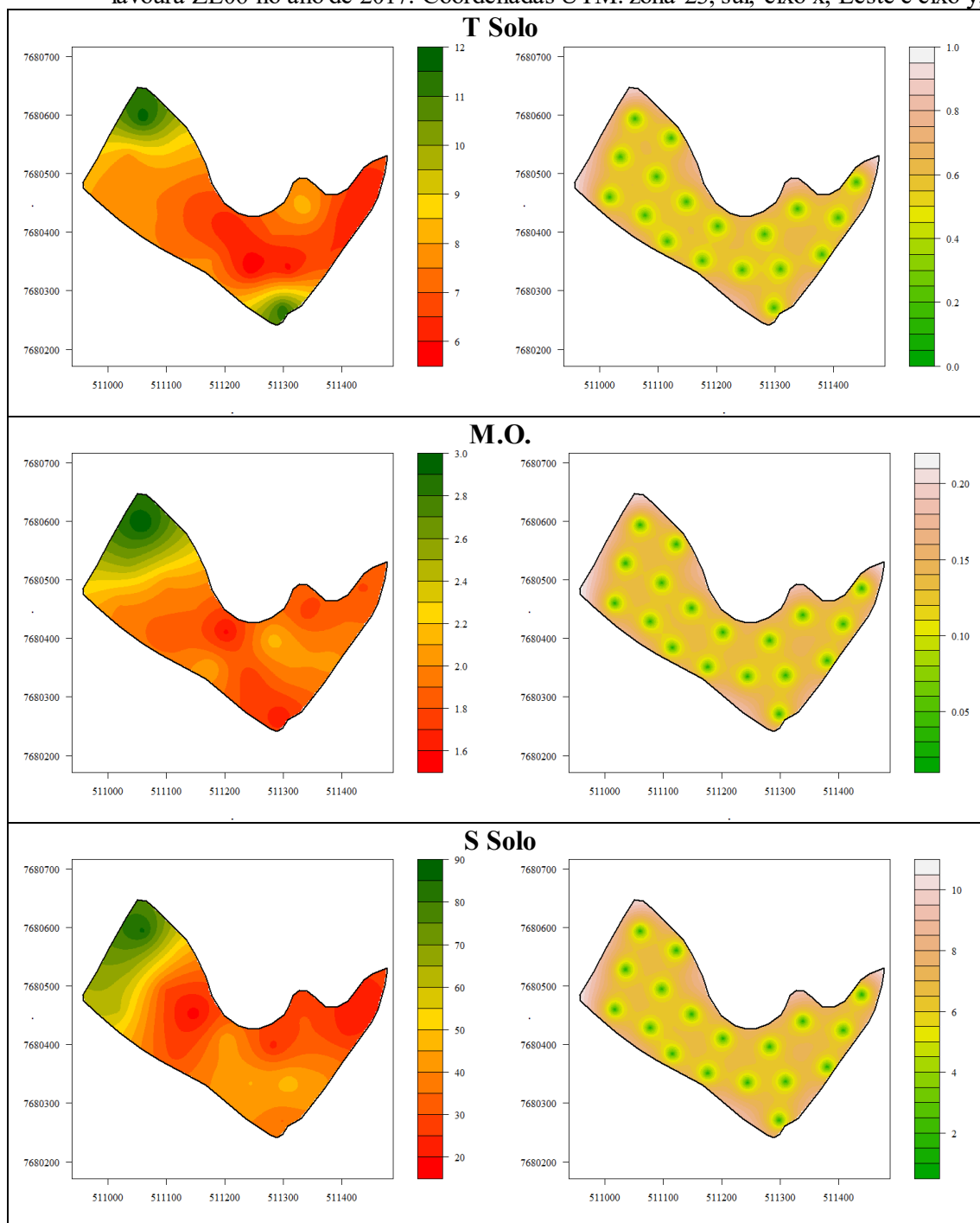


Figura 45 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial dos atributos químicos da folha em dag/Kg: fosforo (P folha), Enxofre (S folha) e Zinco (Zn folha) da lavoura ZE06 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

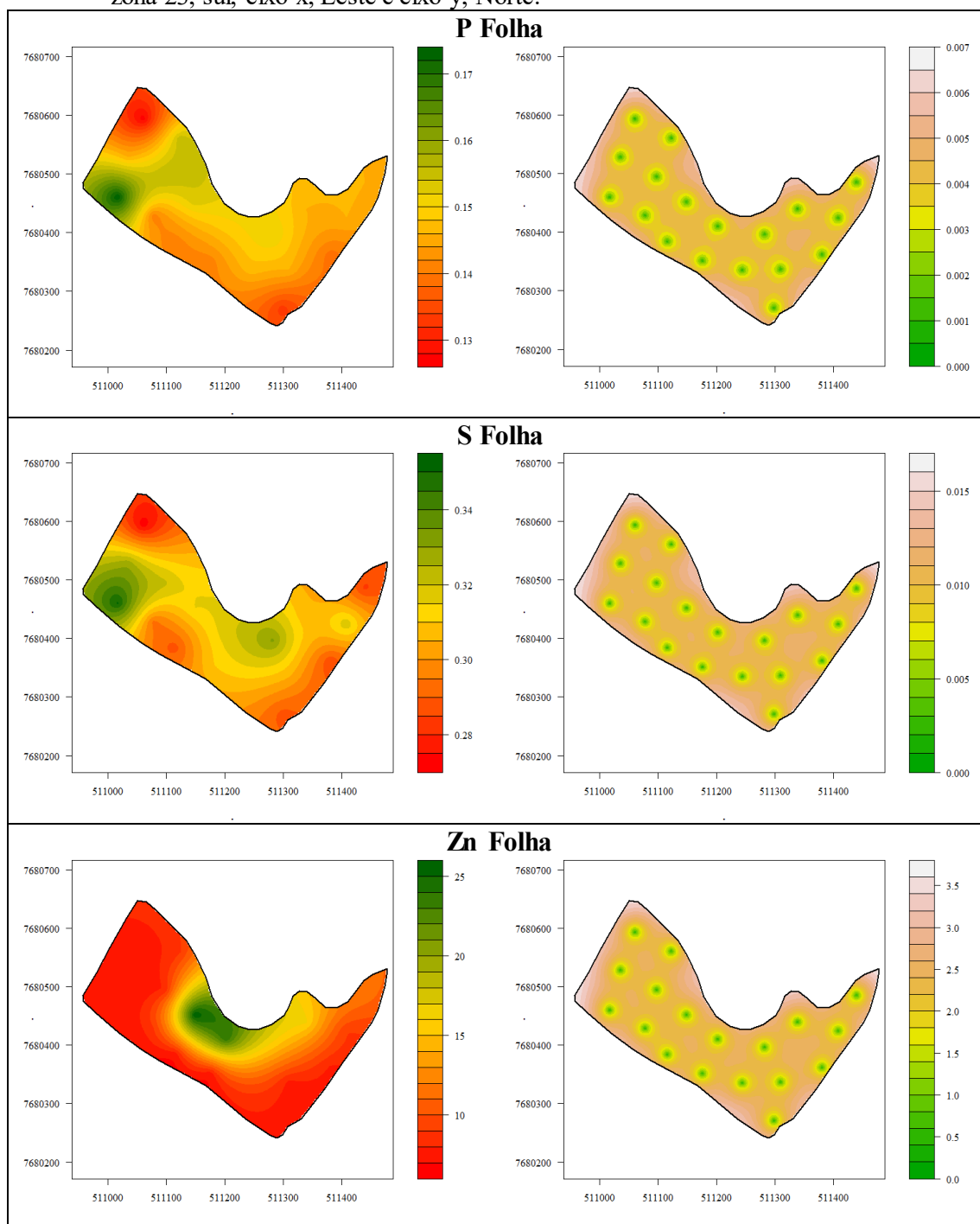


Figura 46 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial de Produtividade (Sacas de café beneficiadas por

hectare(sc/ha)); fosforo em mg/dm^3 (P solo) e potássio em mg/dm^3 (K solo) da lavoura ZE06 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

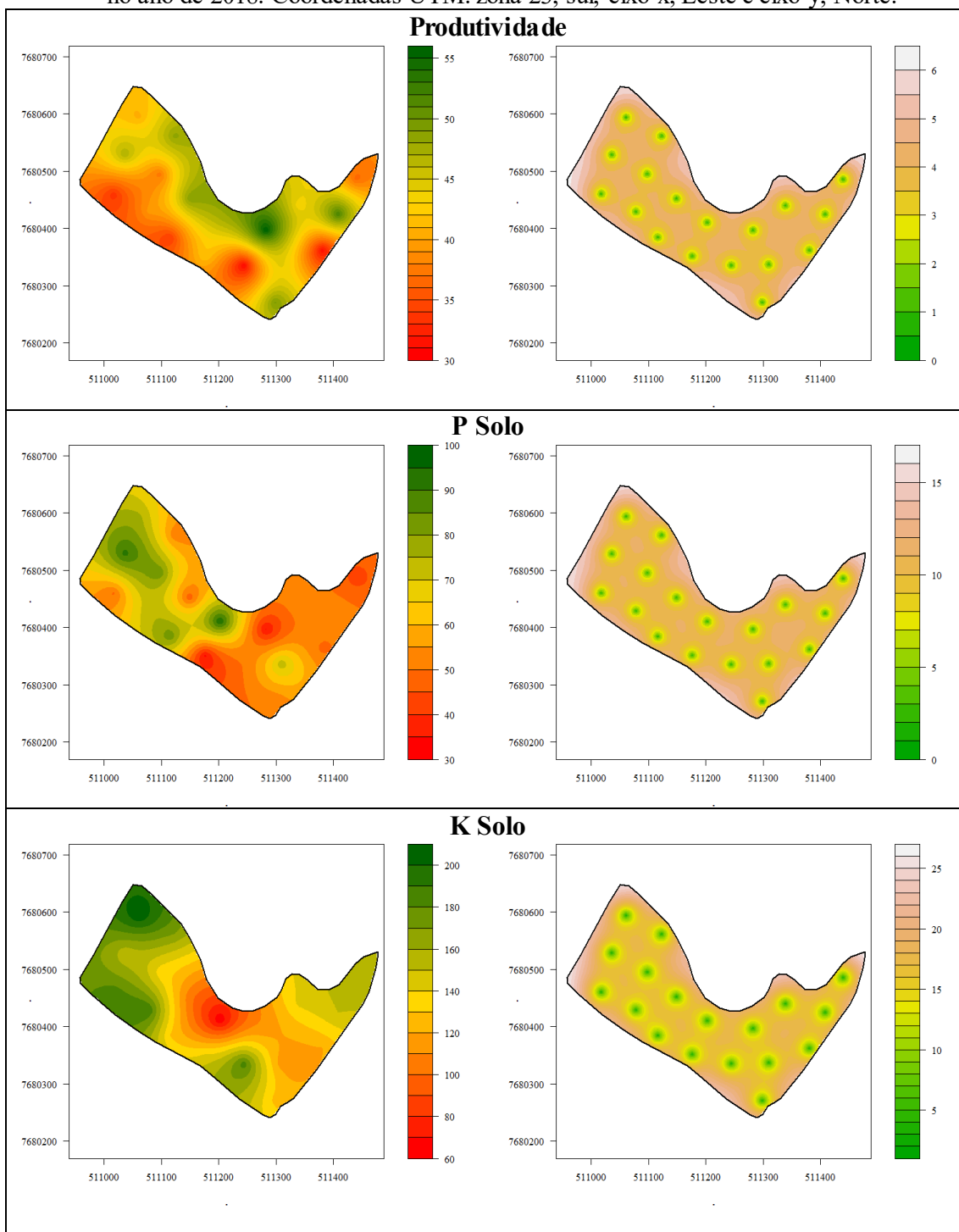


Figura 47 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial do enxofre em mg/dm^3 (S solo); capacidade de troca de cátions a pH 7,0 em Cmol/dm^3 (T solo) e matéria orgânica em percentagem (M.O% solo) da lavoura ZE06 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

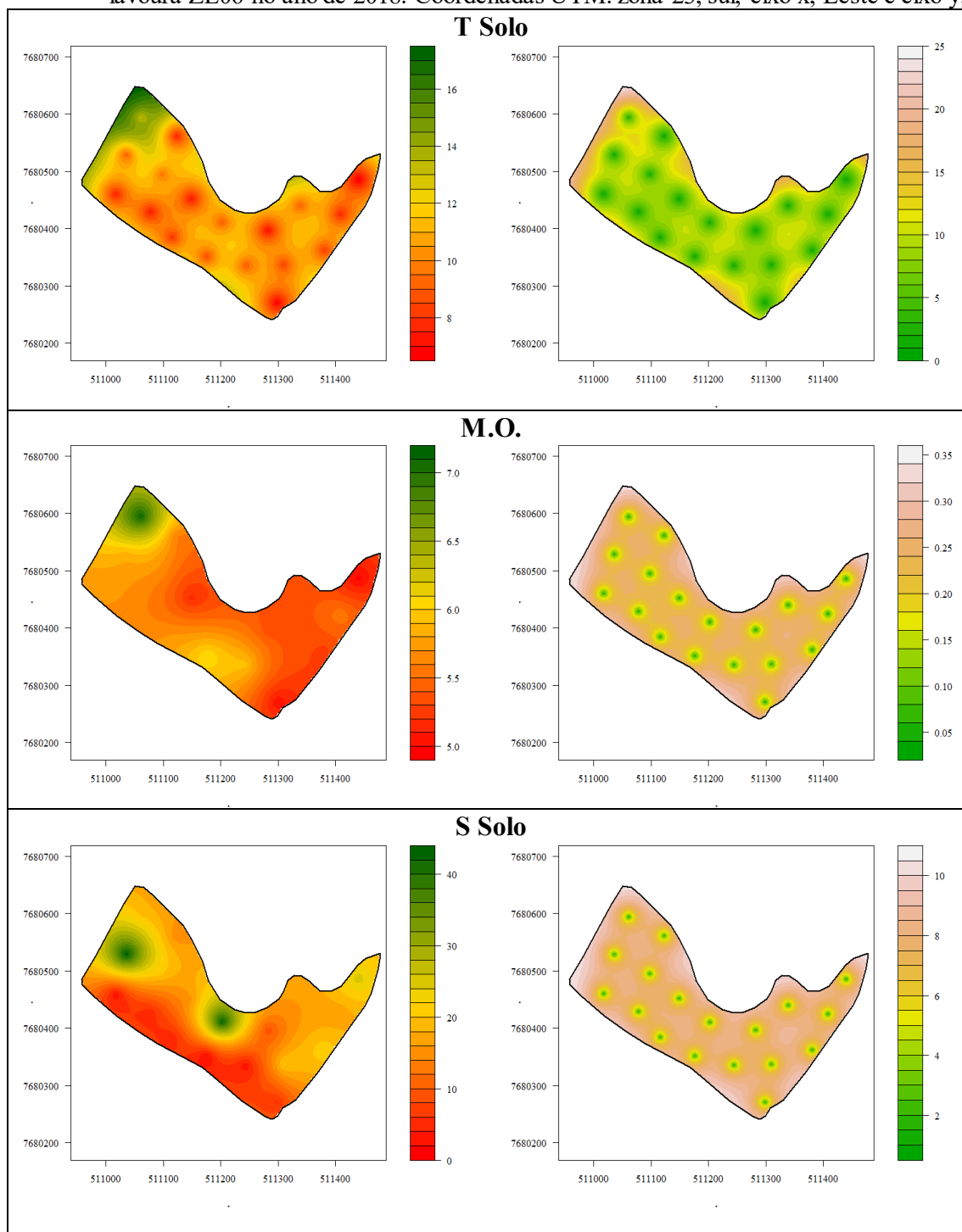


Figura 48 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial dos atributos químicos da folha em dag/Kg: fosforo (P folha), Enxofre (S folha) e Zinco (Zn folha) da lavoura ZE06 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

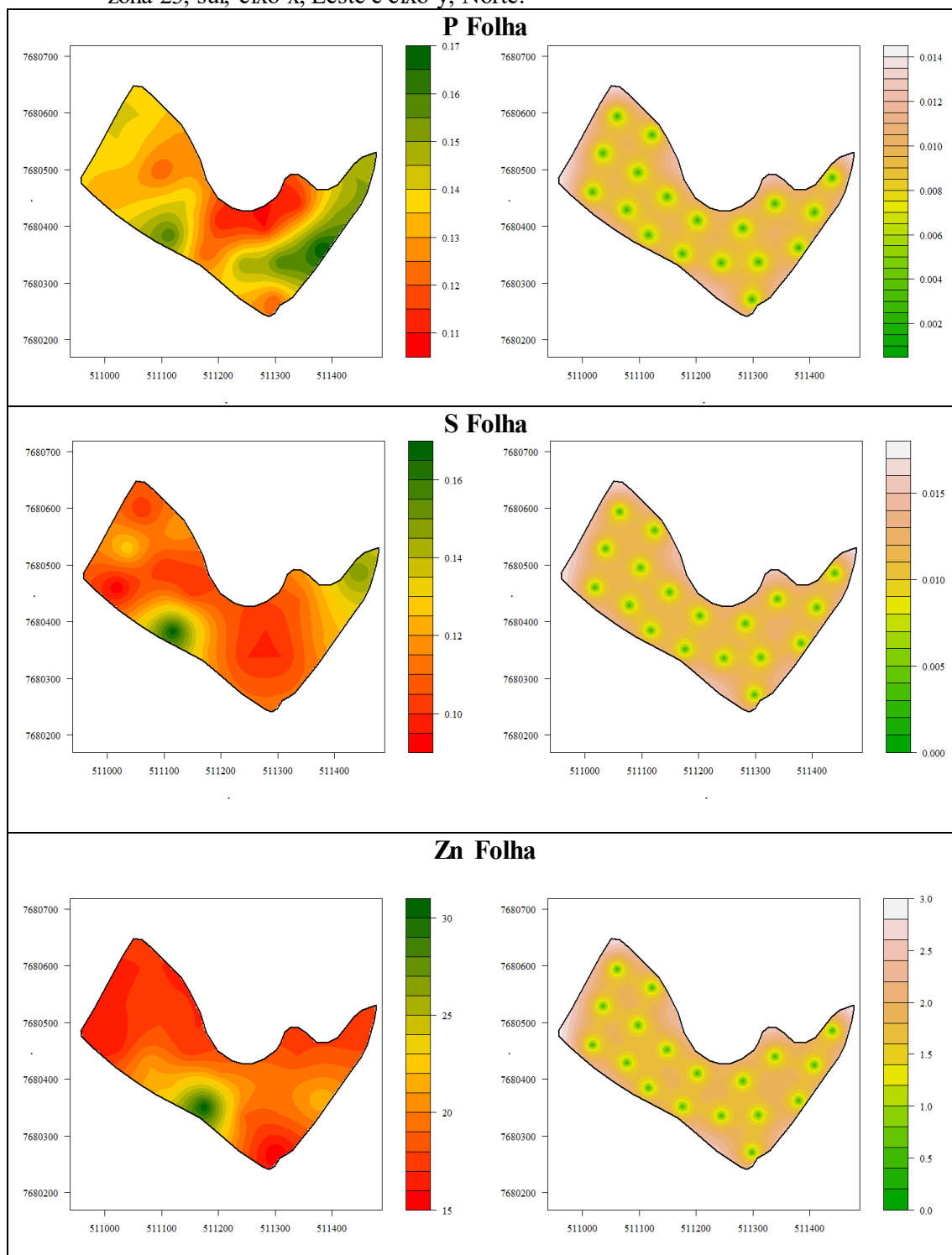


Figura 49 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial de Produtividade (Sacas de café beneficiadas por

hectare(sc/ha)); fosforo em mg/dm^3 (P solo) e potássio em mg/dm^3 (K solo) da lavoura ZE08 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

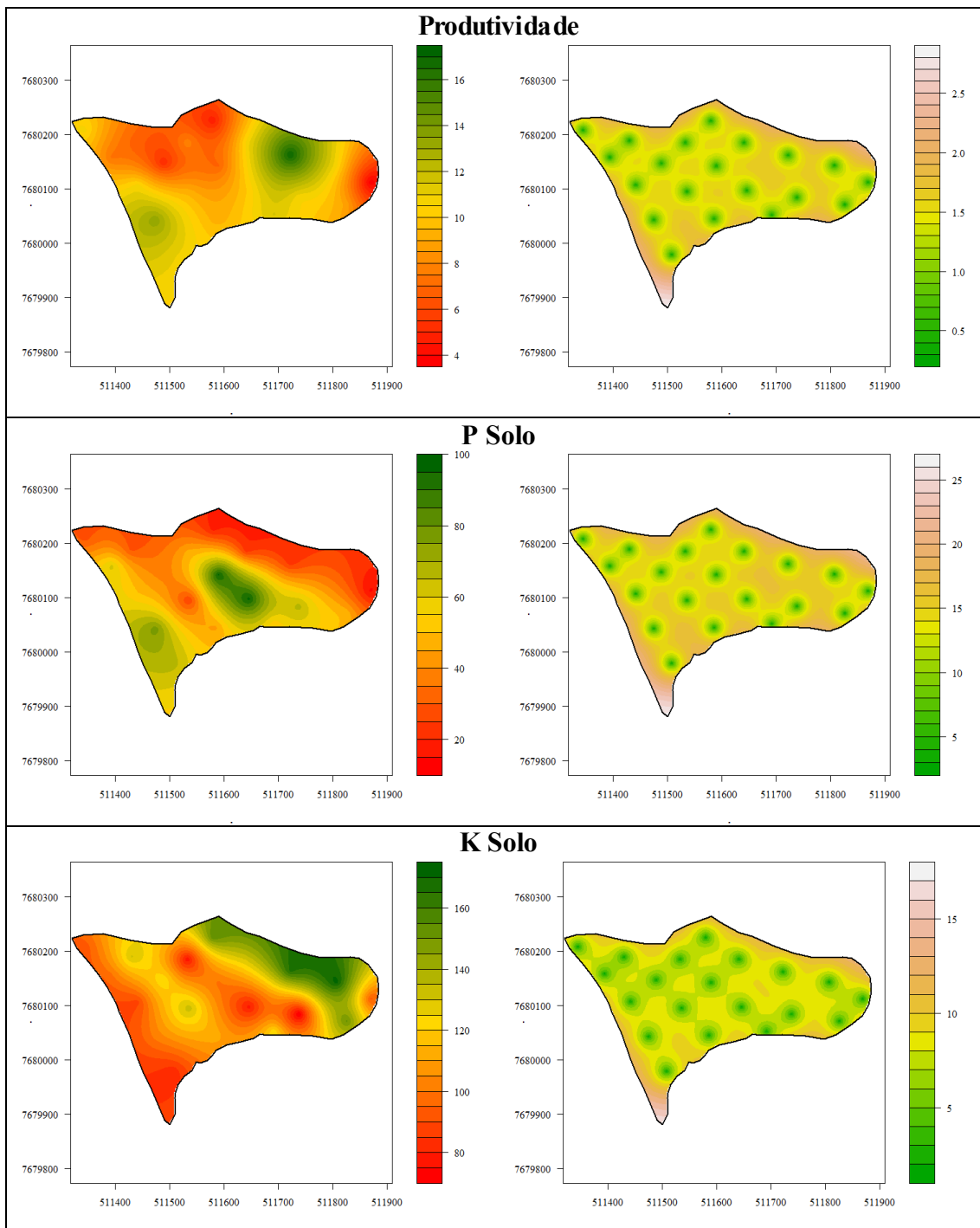


Figura 50 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial do enxofre em mg/dm^3 (S solo); capacidade de troca de cátions a pH 7,0 em Cmol/dm^3 (T solo) e matéria orgânica em percentagem (M.O% solo) da lavoura ZE08 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

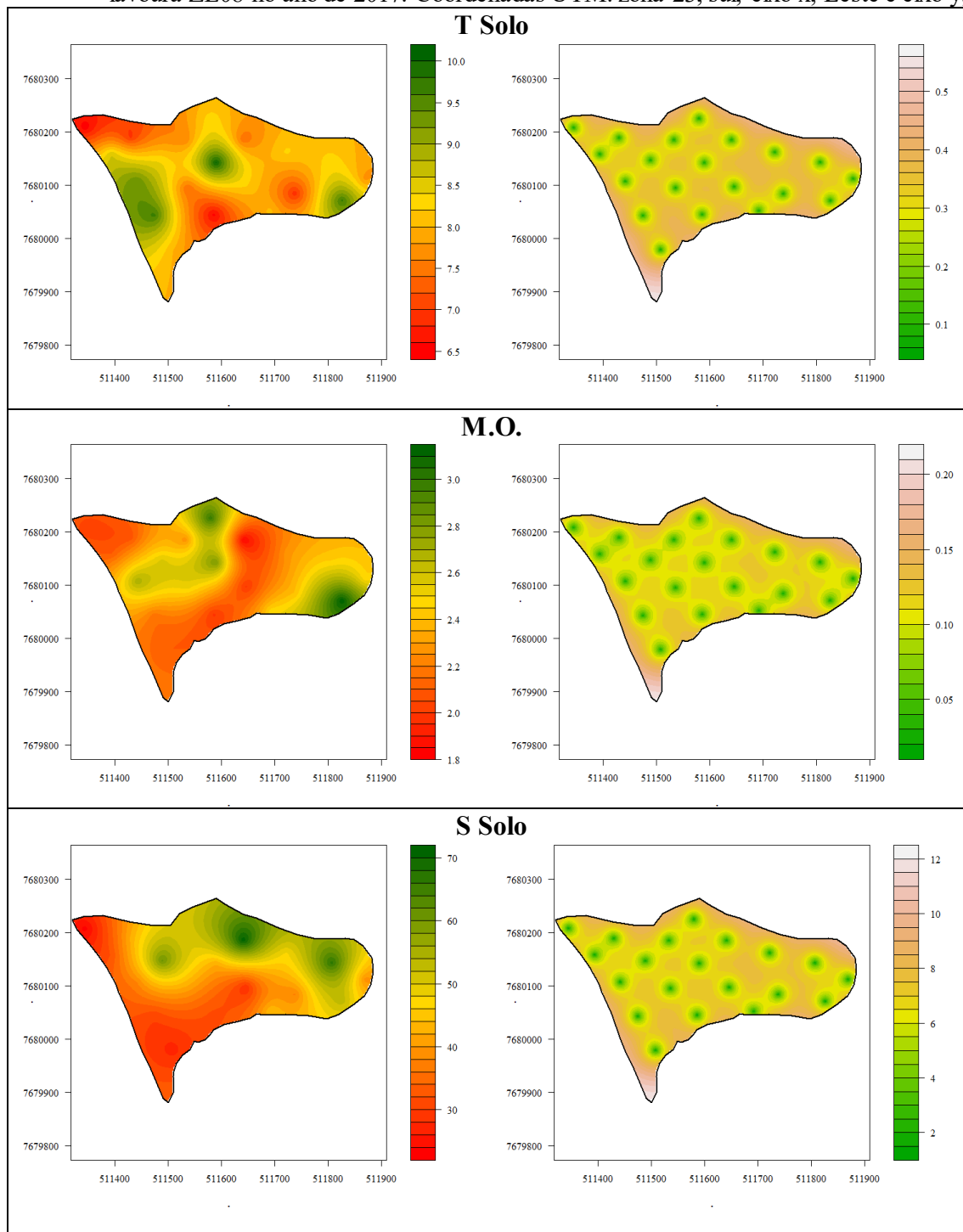


Figura 51 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial dos atributos químicos da folha em dag/Kg: fosforo (P folha), Enxofre (S folha) e Zinco (Zn folha) da lavoura ZE08 no ano de 2017. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

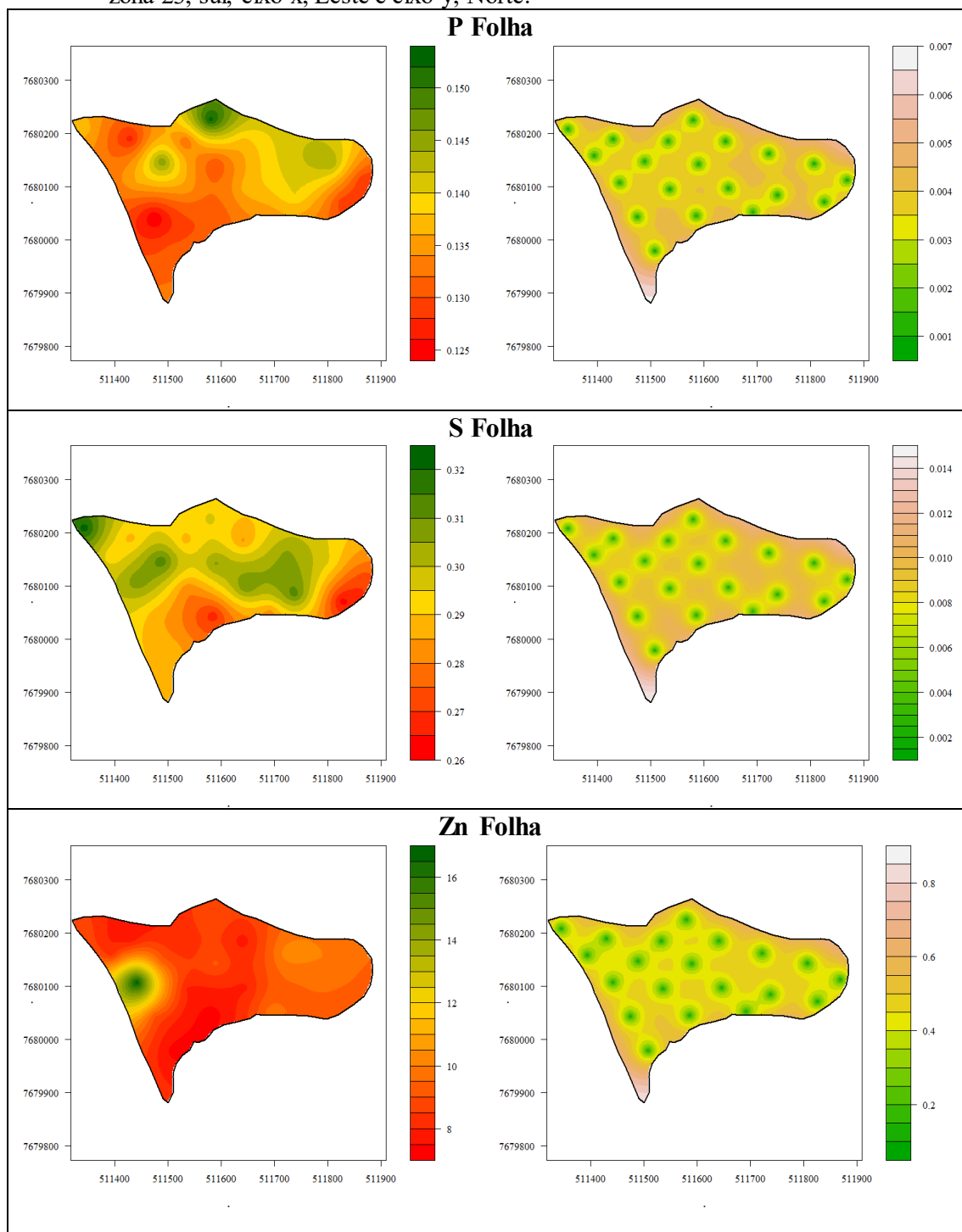


Figura 52 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial de Produtividade (Sacas de café beneficiadas por hectare(sc/ha)); fosforo em mg/dm³ (P solo) e potássio em mg/dm³ (K solo) da lavoura ZE08 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

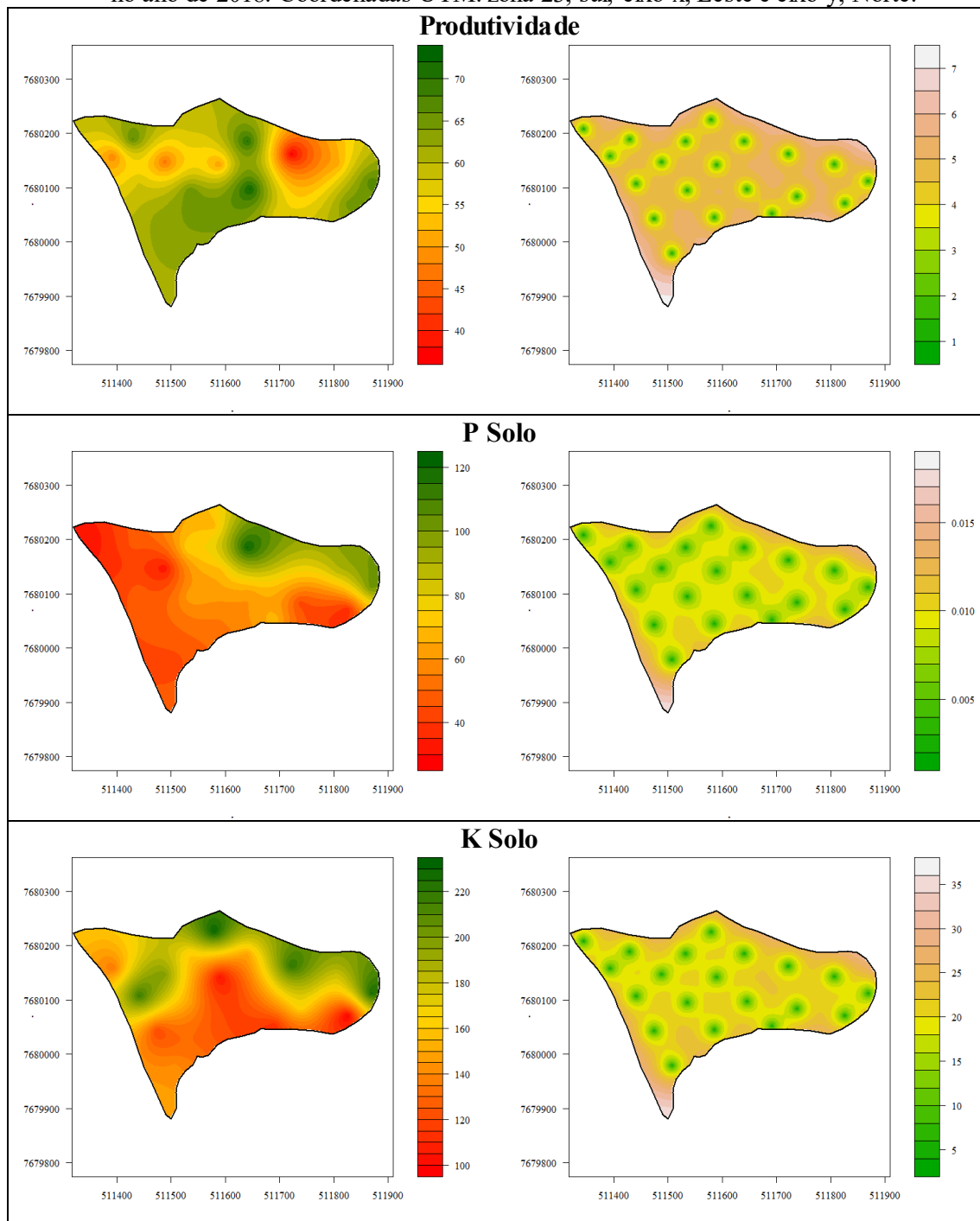


Figura 53 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial do enxofre em mg/dm^3 (S solo); capacidade de troca de cátions a pH 7,0 em Cmol/dm^3 (T solo) e matéria orgânica em percentagem (M.O% solo) da lavoura ZE08 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.

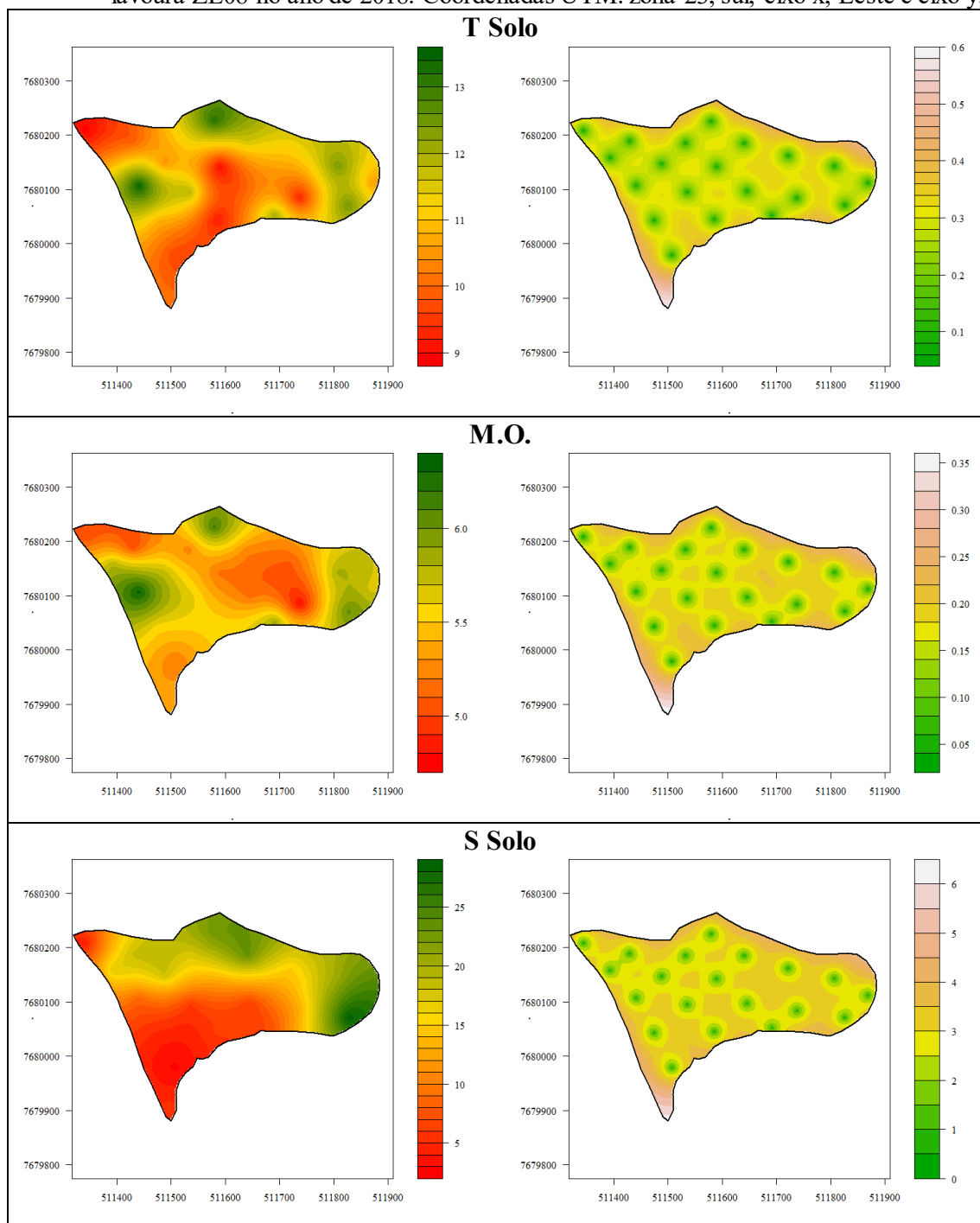
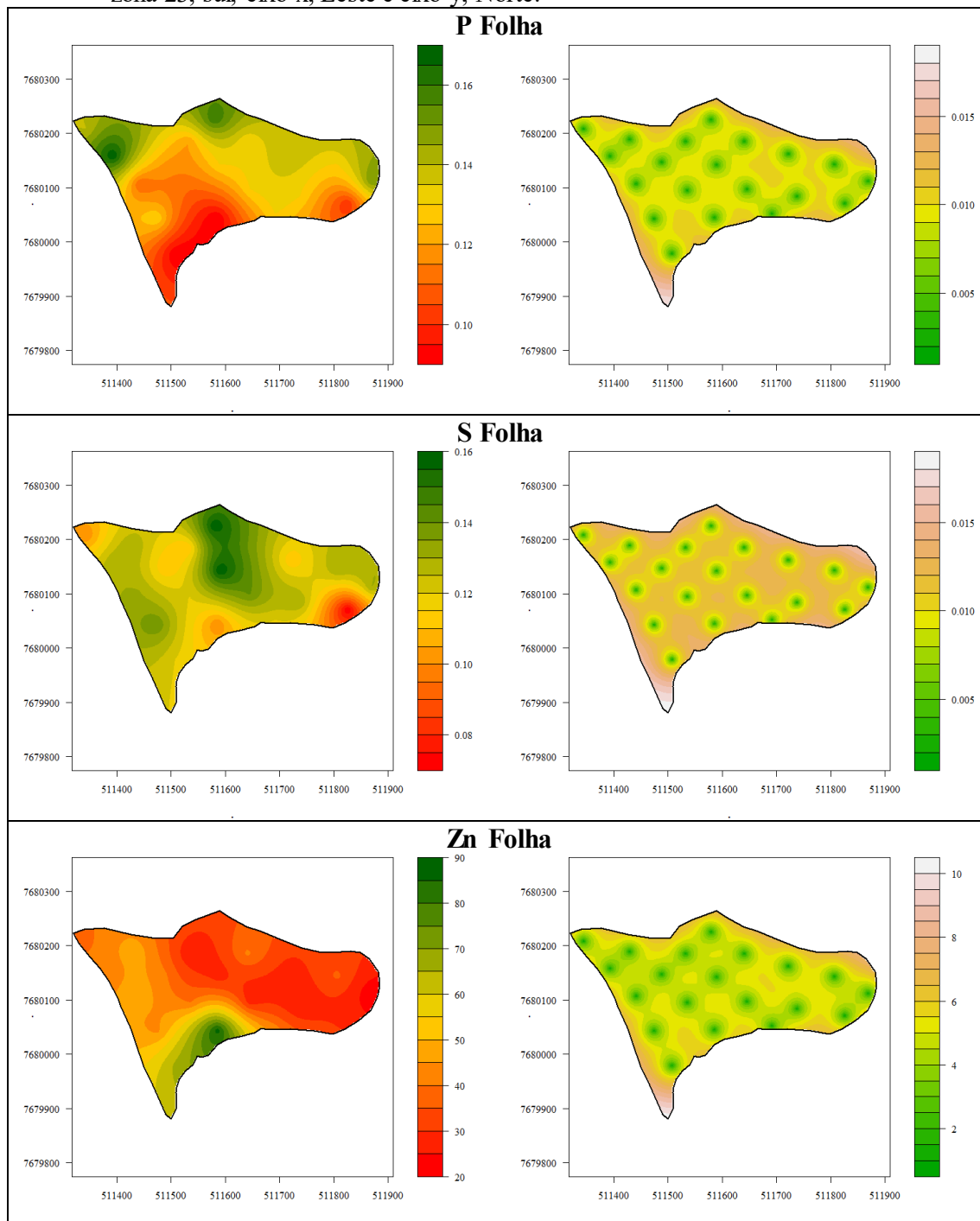
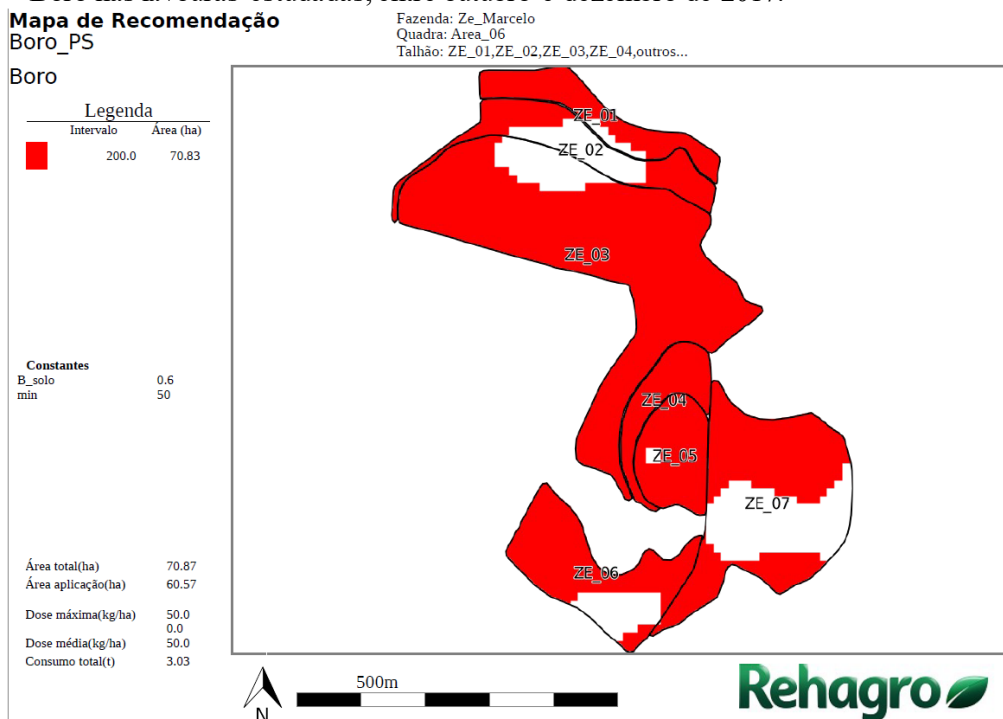


Figura 54 - Mapas de predição da krigagem (1ª coluna) e mapas de desvio padrão da krigagem (2ª coluna) da distribuição espacial dos atributos químicos da folha em dag/Kg: fosforo (P folha), Enxofre (S folha) e Zinco (Zn folha) da lavoura ZE08 no ano de 2018. Coordenadas UTM: zona 23, sul, eixo x, Leste e eixo y, Norte.



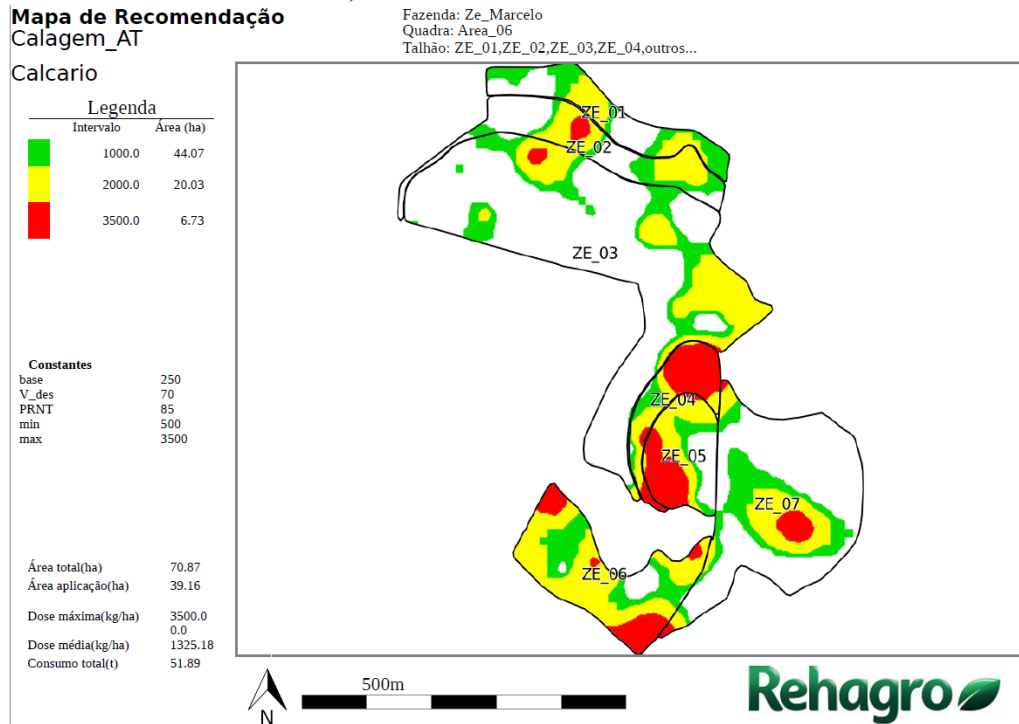
Mapas de recomendação das Lavouras em estudo conforme a recomendação do agrônomo responsável, Aplicação entre outubro e dezembro de 2017, Figuras 55 a 59, e aplicação entre outubro e dezembro de 2018, Figuras 60 a 65 do apêndice A.

Figura 55 - Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada do micronutriente Boro nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2017.



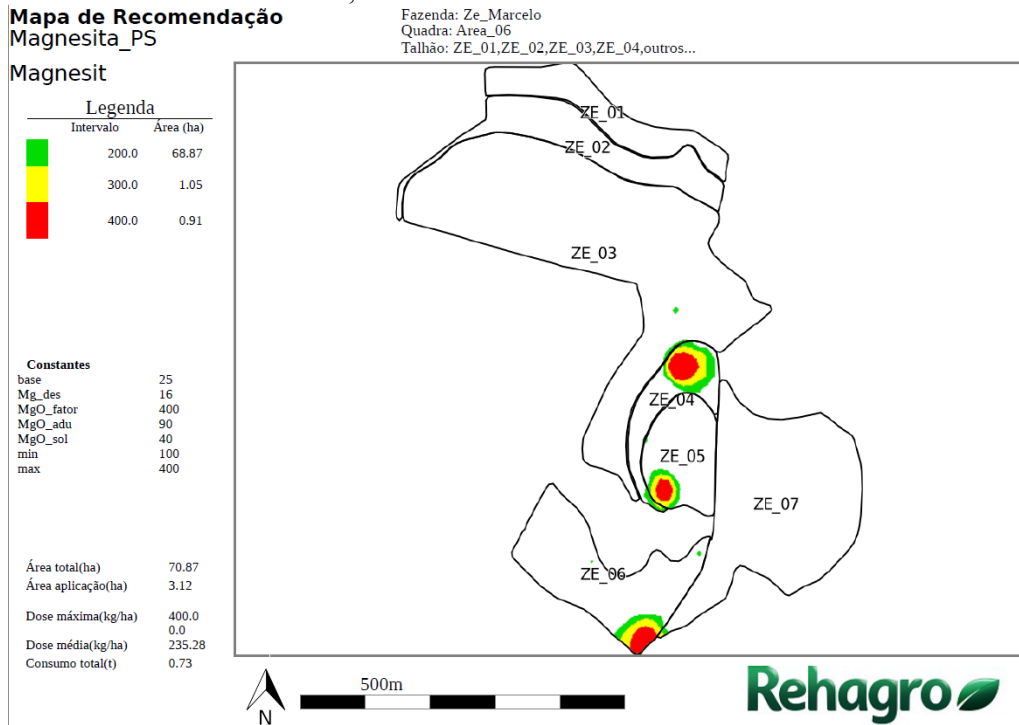
Fonte: agrônomo Fazenda Samambaia: Daniel Veiga

Figura 56- Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada da calagem nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2017.



Fonte: agrônomo Fazenda Samambaia: Daniel Veiga

Figura 57 - Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada de magnésita nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2017.



Fonte: agrônomo Fazenda Samambaia: Daniel Veiga

Figura 58- Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada Mono-Amônio-Fosfato (MAP) nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2017.

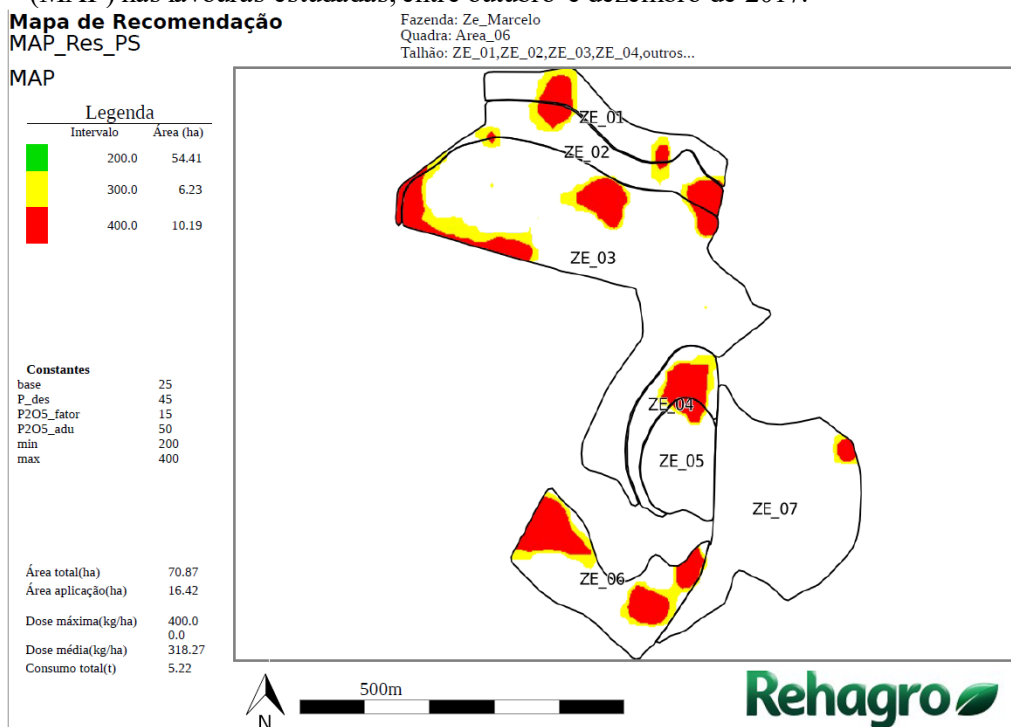
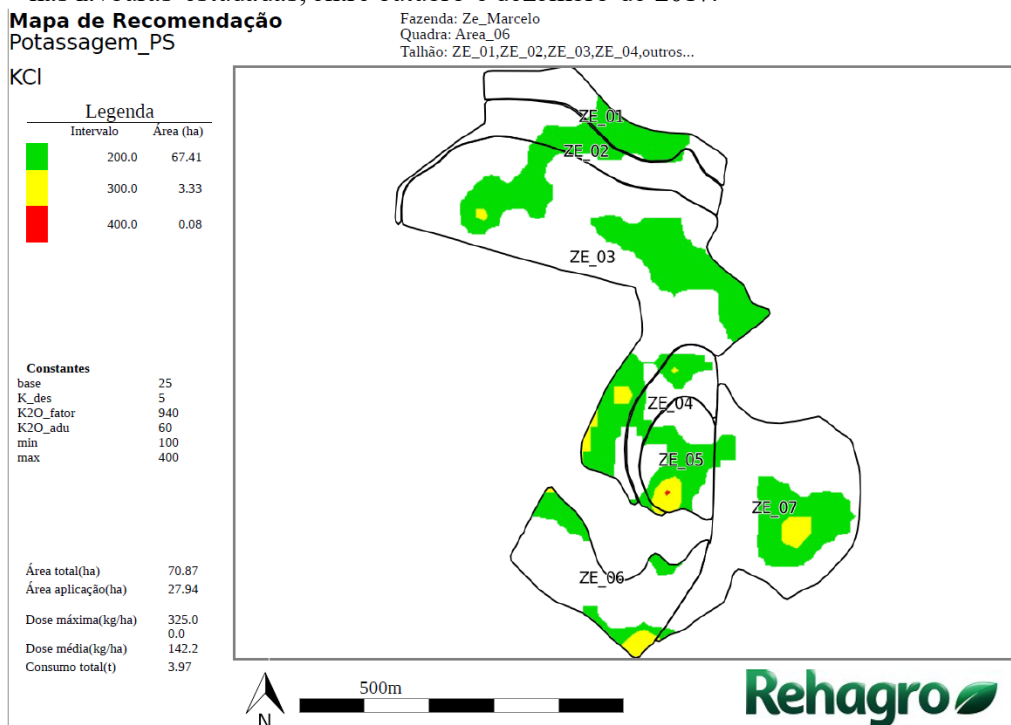
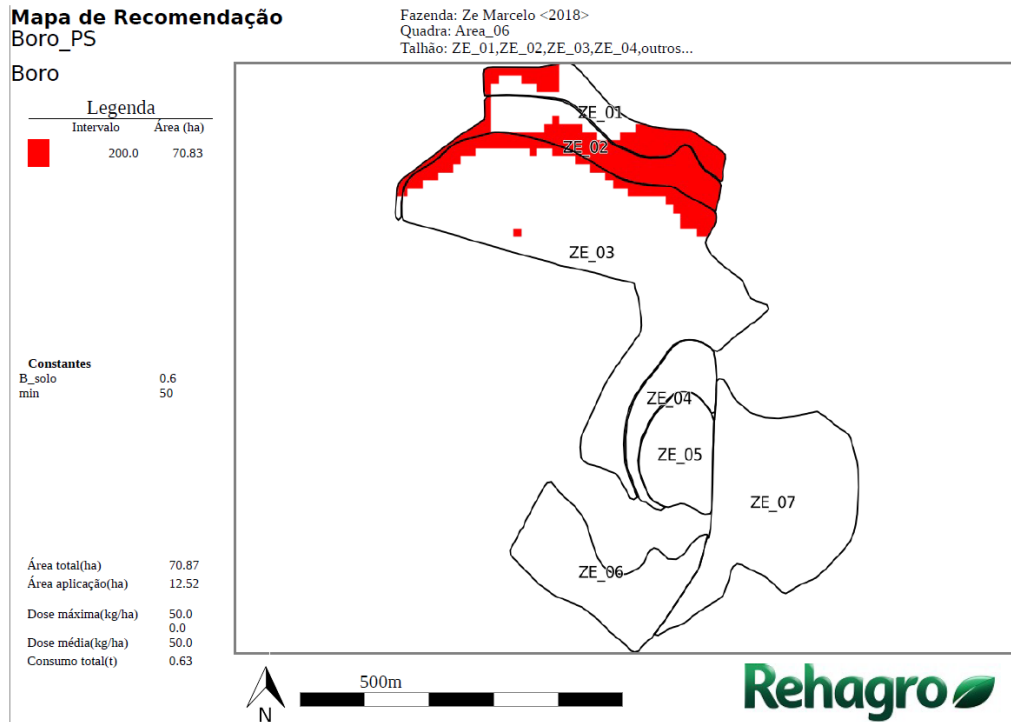


Figura 59- Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada de potassagem (KCl) nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2017.



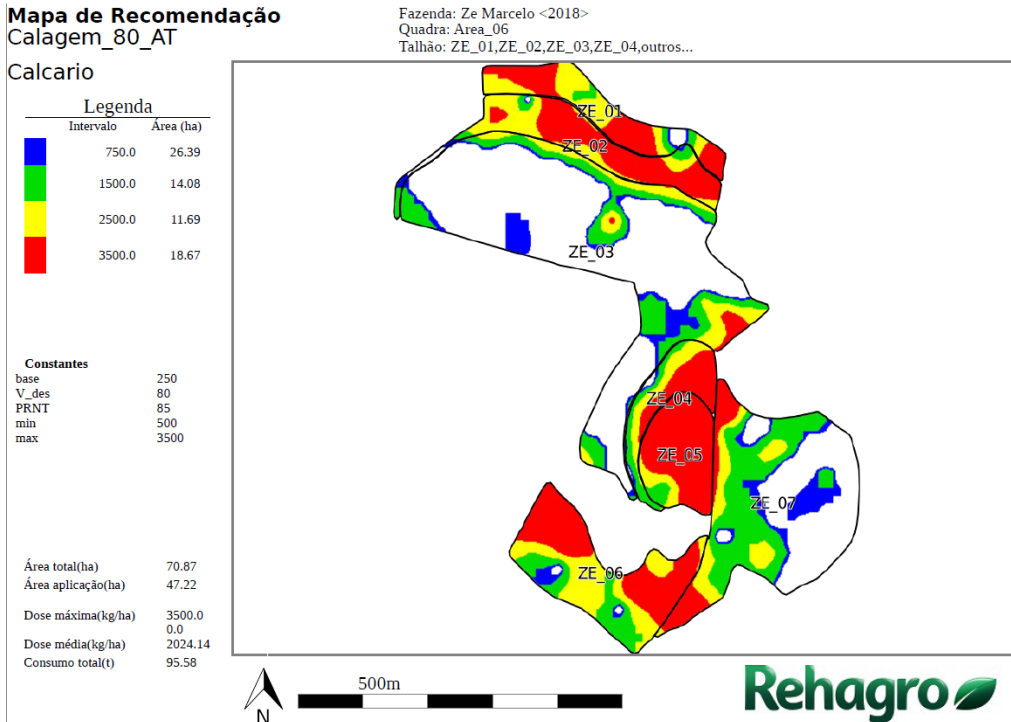
Fonte: agrônomo Fazenda Samambaia: Daniel Veiga

Figura 60 - Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada do micronutriente Boro nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2018.



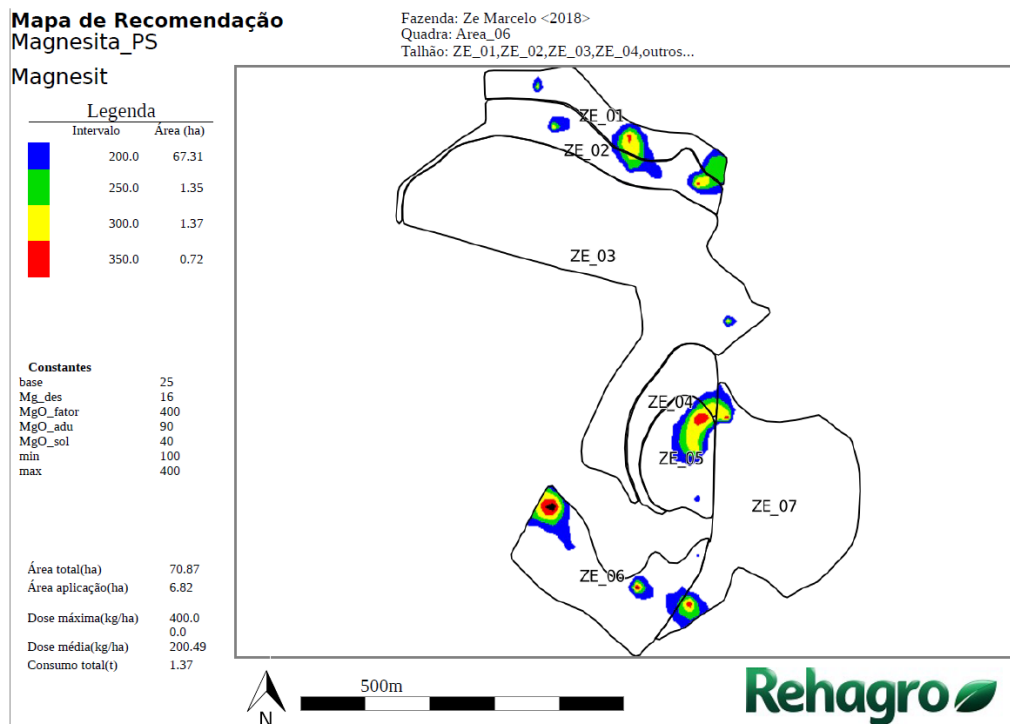
Fonte: agrônomo Fazenda Samambaia: Daniel Veiga

Figura 61 - Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada da calagem nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2018.



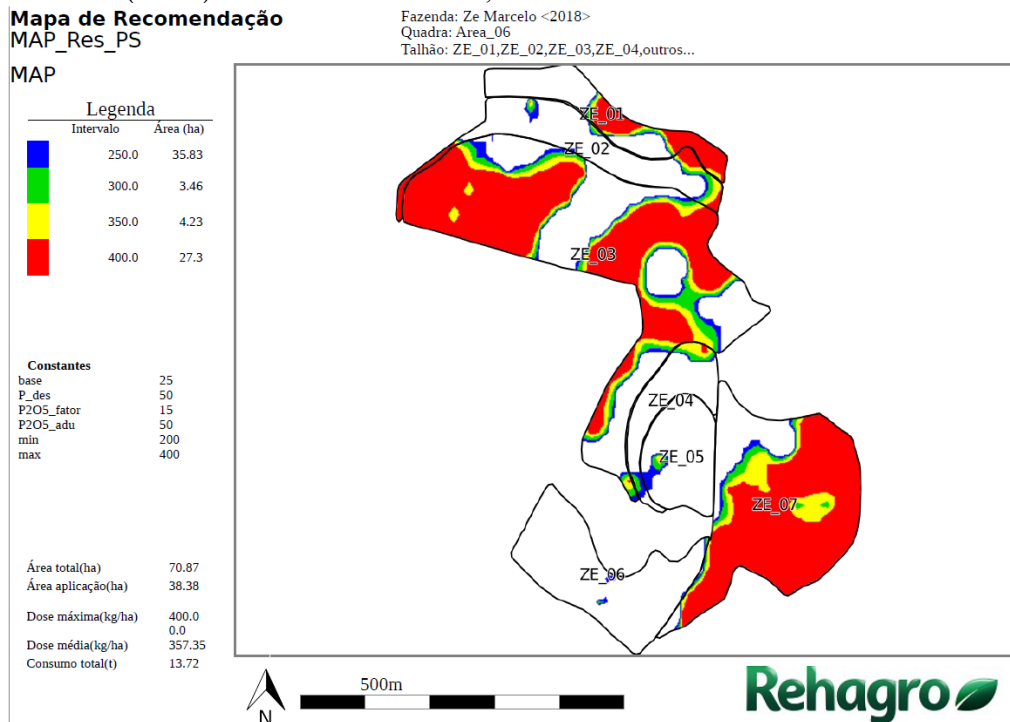
Fonte: agrônomo Fazenda Samambaia: Daniel Veiga

Figura 62 - Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada de magnesita nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2018.



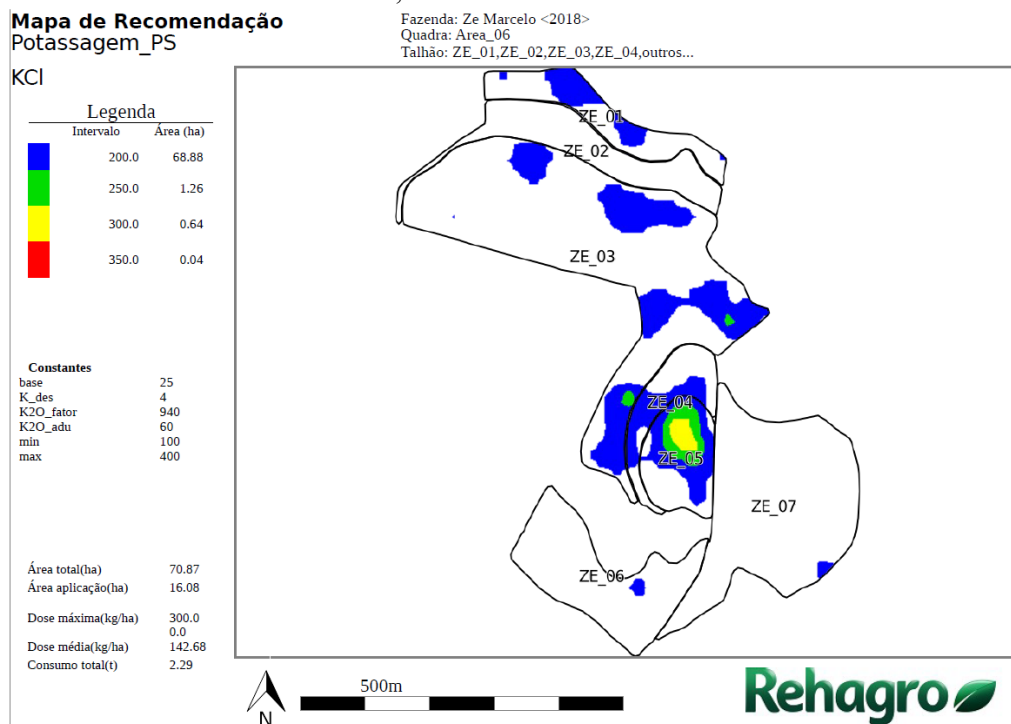
Fonte: agrônomo Fazenda Samambaia: Daniel Veiga

Figura 63 -Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada Mono-Amônio-Fosfato (MAP) nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2018.



Fonte: agrônomo Fazenda Samambaia: Daniel Veiga

Figura 64 -Mapas de recomendação agrônômicas para aplicação em taxa variada de potassagem (KCl) nas lavouras estudadas, entre outubro e dezembro de 2018.



Fonte: agrônomo Fazenda Samambaia: Daniel Veiga