

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE CIÊNCIAS RURAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DO SOLO

Higor Machado de Freitas

**DESEMPENHO DE DIFERENTES ARRANJOS AMOSTRAIS E
MODELOS NA ESPACIALIZAÇÃO DE CÁTIONS TROCÁVEIS DO
SOLO.**

Santa Maria, RS
2021

Higor Machado de Freitas

**DESEMPENHO DE DIFERENTES ARRANJOS AMOSTRAIS E
MODELOS NA ESPACIALIZAÇÃO DE CÁTIONS TROCÁVEIS DO
SOLO.**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Ciência do Solo da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do título de **Mestre em Ciência do Solo**.

Orientador: Profº Dr. Fabrício de Araújo Pedron.

Santa Maria, RS
2021

Higor Machado de Freitas

**DESEMPENHO DE DIFERENTES ARRANJOS AMOSTRAIS E MODELOS NA
ESPACIALIZAÇÃO DE CÁTIONS TROCÁVEIS DO SOLO.**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Ciência do Solo da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do título de **Mestre em Ciência do Solo**.

Aprovado em 16 de abril de 2021:

Professor Dr. Fabrício de Araújo Pedron (UFSM)
(Presidente/ Orientador)

Professor Dr. Ricardo Bergamo Schenato (UFSM)

Professor Dr. Luciano Campos Cancian (FASA)

Santa Maria, RS
2021

RESUMO

DESEMPENHO DE DIFERENTES ARRANJOS AMOSTRAIS E MODELOS NA ESPACIALIZAÇÃO DE CÁTIOS TROCÁVEIS DO SOLO.

AUTOR: Higor Machado de Freitas

ORIENTADOR: Fabrício de Araújo Pedron

A amostragem do solo para o mapeamento de suas propriedades pode ser realizada por uma variedade de arranjos com diferentes níveis de complexidade. Dada a importância dos cátions trocáveis do solo para a produção vegetal, faz-se necessária a descrição da sua distribuição no espaço e no tempo nos diferentes agroecossistemas. Dentre os diversos arranjos amostrais empregados no mapeamento digital de cátions trocáveis do solo destacam-se a amostragem de grade Regular (R), a amostragem de Cobertura Espacial (S) e a amostragem de Hipercubo Latino Condicionado (cLHS). Portanto, o objetivo do presente trabalho é testar se o desempenho do arranjo amostral cLHS que utiliza covariáveis ambientais, quando comparado aos arranjos de grade regular e de cobertura espacial, aumentará a acurácia no mapeamento digital de cátions trocáveis do solo, realizados por dois métodos de modelagem espacial, sendo eles, a geoestatística e o modelo linear misto, numa área de cultivo de grãos de 160 hectares sob irrigação por pivô central. Para as predições da distribuição espacial dos cátions trocáveis do solo, foram utilizados os três arranjos de amostragem (R, S e cLHS). A predição espacial realizada pela krigagem foi desenvolvida no software ArcMap®, enquanto a predição pelo modelo linear misto foi desenvolvida no software R. Para a geoestatística o arranjo amostral que apresentou melhor acurácia na predição do Al e do K foi o da malha R, o menor desempenho preditivo foi apresentado na malha S. No caso do Ca, o arranjo amostral que teve maior desempenho foi o de malha R e o menor foi da malha cLHS. Por fim, para o Mg, o melhor desempenho foi o da malha S, e o menor desempenho foi da malha R. O arranjo amostral que apresentou melhor acurácia na predição dos cátions trocáveis do solo utilizando o modelo linear misto foi o da malha cLHS. Observou-se que a malha S obteve um bom desempenho preditivo, enquanto a malha R apresentou o menor desempenho preditivo. Assim, o arranjo amostral do Hipercubo Latino Condicionado mostrou-se superior aos demais arranjos testados.

Palavras-chave: Mapeamento Digital de Solos. Agricultura de Precisão. Pedometria.

ABSTRACT

PERFORMANCE OF DIFFERENT SAMPLE ARRANGEMENTS AND MODELS IN THE SPACIALIZATION OF SOIL EXCHANGEABLE CATIONS.

AUTHOR: Higor Machado de Freitas
ADVISOR: Fabrício de Araújo Pedron

Soil sampling for the mapping of its properties can be performed by a variety of arrangements with different levels of complexity. Considering the importance of exchangeable soil cations for crops, it is necessary to describe their distribution in space and time in the different agroecosystems. Among the variety of sampling arrangements used in the digital mapping of exchangeable soil cations, the Regular grid sampling (R), the Spatial Coverage sampling (S) and the Latin Conditioning Hypercube sampling (cLHS) stand out. Therefore, the objective of this research is to test whether the performance of the cLHS sampling arrangement that uses environmental covariates, when compared to the regular grid and spatial coverage arrangements, will increase the accuracy in the digital mapping of exchangeable soil cations, carried out by two methods of spatial modeling (geostatistics and mixed linear model), in an area of grain cultivation under central pivot irrigation. The study area covers 160 hectares. For the predictions of the spatial distribution of the exchangeable cations of the soil, the three sampling arrangements, regular grid, spatial coverage and conditioned Latin hypercube were used. The spatial predictions made in the ArcMap® software were used, using Krigagem, and also, mixed linear model in the software R. For the geostatistics the sampling arrangement that presented better accuracy in the prediction of Al and K was the mesh. R, the lowest predictive performance was presented in the S grid. In the case of Ca, the sampling arrangement that had the highest performance was that of the R mesh and the lowest was of the cLHS mesh. Finally, for Mg, the best performance was the S mesh, and the lowest performance was the R mesh. The sampling arrangement that showed the best accuracy in the prediction of exchangeable soil cations using the mixed linear model was the cLHS mesh model. It was observed that the mesh S obtained a good predictive performance, while, the lowest performance was of the R mesh sampling arrangement. Thus, the Hiper cubo Latino Conditioned sampling arrangement proved to be superior to the other tested arrangements.

Keywords: Digital Soil Mapping. Precision agriculture. Pedometry.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	7
MATERIAL E MÉTODOS.....	9
Caracterização da área	9
Covariáveis ambientais	12
Arranjo amostral	13
Amostragem de Grade Regular (Regular grid sampling)	14
Amostragem de Cobertura Espacial (Spatial Coverage Sampling)	14
Amostragem de Hipercubo Latino Condicionado.....	15
Amostragem para Validação	15
Análise das propriedades químicas do solo.....	16
Predições espaciais	16
Validação dos modelos	16
RESULTADOS E DISCUSSÃO	17
CONCLUSÃO	30
LITERATURA CITADA	31

INTRODUÇÃO

O município de Tupanciretã, localizado no Estado do Rio Grande do Sul, é conhecido como a Capital Gaúcha da Soja, por ser o maior produtor da cultura conforme o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (2017). Além da tecnologia empregada, o sucesso produtivo do município passa pela interação dos componentes da paisagem, como os solos, o relevo, os recursos hídricos e o clima.

Atualmente, registramos o maior número de tecnologias aplicadas no agronegócio, caracterizando a agricultura digital ou agricultura 4.0. Assim, os sistemas de produção agrossilvipastoris sofreram grandes transformações com a introdução das tecnologias, como exemplo, as práticas de correção e adubação dos solos. Conforme Massruhá et al. (2016) na agricultura digital o processo de produção deve integrar conhecimentos agronômicos, grandes bases de dados agrícolas (Big Data), tecnologias inovadoras de sensores, satélites, veículos aéreos não tripulados (VANT), máquinas autônomas, softwares e plataformas.

A agricultura de precisão, a qual considera a variabilidade espaço temporal de variáveis químicas do solo e da produtividade das culturas, permite a aplicação sítio-específica de insumos, como fertilizantes, corretivos, pesticidas, sementes, água e outros. Neste contexto, a aplicação de insumos em taxa variada possibilita uma utilização mais racional dos produtos necessários, com efeitos econômicos e ambientais positivos (EZENNE et al., 2019).

É importante compreender como as concentrações de cátions trocáveis no solo afetam o crescimento das plantas e como tem sido útil para a produção e para o manejo de nutrientes nas lavouras. Os pesquisadores indicam que concentrações críticas de cátions trocáveis no solo, resultam em deficiências e toxicidades às plantas (WHITE e GREENWOOD, 2013).

Caries et al. (2004) afirmam que é importante a mensuração do teor de alumínio (Al) presente no solo, pois a alta concentração está diretamente ligada à sua acidez e conseqüentemente, ao mal desenvolvimento do sistema radicular, limitando assim, a produção vegetal em diferentes áreas do mundo. O potássio (K) é um elemento essencial para o crescimento e o desenvolvimento das plantas, além de ser o principal cátion a atuar na regulação estomática (TAIZ et al., 2017). Outro elemento de extrema importância é o cálcio (Ca) que apresenta funções ligadas a composição estrutural das plantas, atuando como integrante da parede celular e incrementando a resistência

mecânica dos tecidos. Já o magnésio (Mg) é fundamental para a fotossíntese, pois tem participação nos processos metabólicos, como a formação de ATP nos cloroplastos.

Desta forma, o desenvolvimento sustentável das atividades agrosilvipastoris depende da identificação espacial e temporal e reposição adequadas dos teores de cátions trocáveis nos solos. O mapeamento desses elementos passa por modelagem e simulação matemática computacional. Para o estudo dos padrões de distribuição espacial e temporal dos solos são utilizadas como variáveis preditoras os fatores de formação: o clima, o relevo, os organismos, o material de origem e o tempo. Entretanto, como a associação espacial desses componentes é altamente variável, faz-se necessária a compilação da abordagem pedométrica (automática e quantitativa, geoestatística, aprendizado de máquina e mineração de dados). Logo, para a predição adequada dos solos e das suas atributos e propriedades é necessária a construção do modelo da relação solo-paisagem, utilizando dados e informações espaciais de boa qualidade (DALMOLIN; TEN CATEN, 2015).

Os métodos de amostragem para o mapeamento de atributos do solo variam desde designs simples até avançados (GRUIJTER et al., 2006). A amostragem baseada em modelos está cada vez mais comum no mapeamento de solos. Conforme Brus (2019) para uma amostragem baseada em modelos, de valores em pontos não observados, podem ser utilizadas a amostragem de grade regular, a amostragem de cobertura espacial e a amostragem de hipercubo latino condicionado.

O método de amostragem simples para o mapeamento de atributos do solo é a amostragem em grade regular. Ao amostrar em uma grade regular, devemos decidir sobre o espaçamento da grade, ou seja, a distância entre os pontos vizinhos (MOLIN, 2001). Desta maneira, tem-se duas opções para a definição desse espaçamento, seja começando pelo orçamento disponível ou pela precisão do mapa.

A amostragem de cobertura espacial pode apresentar menores restrições do que a amostragem de grade regular em áreas de formato irregular, a distribuição geográfica dos locais de amostragem em toda a área de estudo pode ser inferior ao ideal. Em algumas porções da área, a distância até o ponto de amostragem mais próximo pode ser relativamente grande (BRUS, 2019).

A amostragem de Hipercubo Latino (LHS) é empregada em experimentos com covariáveis ou fatores importantes para o estudo do efeito na variável dependente (McKay et al., 1979). Uma alternativa para se reduzir o custo amostral no mapeamento

digital é a realização de um levantamento piloto/prévio com todas as covariáveis, logo, isso implica em uma amostragem com quatro observações, distribuídas num quadrado de tal forma que temos em todas as linhas e em todas as colunas uma observação, isso é conhecido como o Quadrado Latino (QL). A generalização do QL com um número maior de dimensões é o Hipercubo Latino. Minasny e McBratney (2006) adaptaram o LHS e esta adaptação é conhecida como LHS condicionado (cLHS).

Uma ferramenta para o Mapeamento Digital de Solos (MDS) é a geoestatística, que utiliza a teoria das variáveis regionalizadas (VIEIRA, 2000). A geoestatística é a parte da estatística que desenvolve e aplica modelos para representar fenômenos naturais, cujos atributos ou propriedades variam em função da localização espacial de pontos medidos (MEIRELLES et al., 2007). Assim, pode-se identificar e avaliar a variabilidade espacial de atributos e propriedades químicas do solo e, desse modo, determinar uma nova dimensão para a análise e interação desses atributos/propriedades (JUNQUEIRA JUNIOR et al., 2008).

Outra ferramenta robusta para o MDS é a Krigagem com Deriva Externa (KDE) uma técnica híbrida, e também, chamada de modelo linear misto, onde, integra a krigagem e o uso de uma ou mais variáveis auxiliares, ou seja, o modelo linear misto considera a combinação Krigagem + covariáveis. As propriedades do solo são preditas em função das variáveis ambientais e um componente espacial. Assim, podendo quantificar possíveis relações espaciais entre as amostragens (McBRATNEY et al., 2000).

Portanto, o objetivo do presente trabalho é testar se o desempenho do arranjo amostral cLHS que utiliza covariáveis ambientais, quando comparado aos arranjos de grade regular e de cobertura espacial, aumentará a acurácia no mapeamento digital de cátions trocáveis do solo, realizados por dois métodos de modelagem espacial (geoestatística e modelo linear misto), numa área de cultivo de grãos sob irrigação por pivô central.

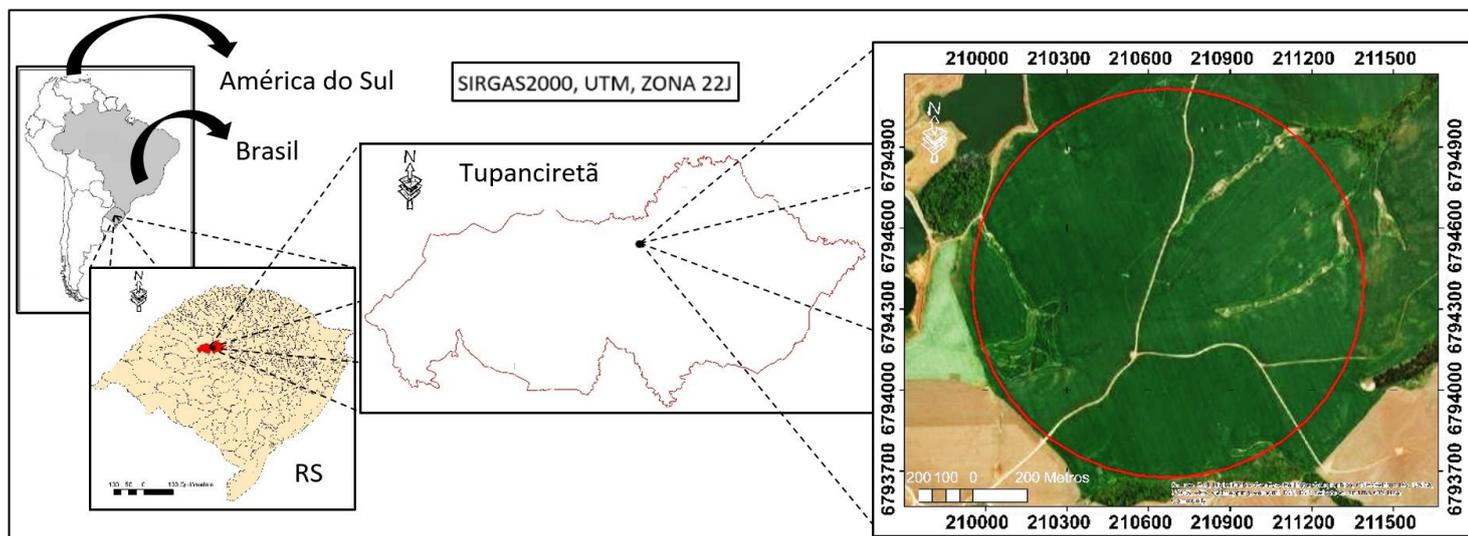
MATERIAL E MÉTODOS

Caracterização da área

O estudo foi desenvolvido numa área de lavoura consolidada que utiliza agricultura de precisão sob pivô central, no município de Tupanciretã, Rio Grande do

Sul, Brasil. Com área total de 160 hectares e coordenadas centrais UTM 210.645m E e 6.794.377m S, no Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas (SIRGAS2000, zona 22J) (FIGURA 1).

Figura 1 – Mapa de localização da área de estudo.



Fonte: Autor.

Segundo a classificação de Köppen, o clima regional é o Cfa, subtropical úmido, com precipitação excessiva em todos os meses do ano, perfazendo assim, uma precipitação anual em torno de 1.800 mm, com temperatura média anual de 17 °C (ALVARES et al., 2013). A geomorfologia da área de estudo é composta por feições de relevo suave ondulado a ondulado, com elevações de 430 m até 490 m, média de 460 m, integrantes do Planalto Serra Geral.

A área de estudo apresentou uma diversidade pedológica significativa com a presença de Nitossolos, Neossolos, Cambissolos e Planossolos (Figura 2). Os Nitossolos Vermelhos, são solos profundos, argilosos, bem drenados, com relevo plano a suave ondulado. Não possuem gradiente textural elevado e nem pedregosidade, favorecendo assim, a penetração das raízes e da água. Constituem 45,4 % da área. Os Neossolos Litólicos são solos rasos, bem drenados, pedregosos a muito pedregosos, e encontrados em áreas mais declivosas, com ocorrência de erosão laminar e em sulcos, constituindo 44,9 % da área. Os Neossolos Regolíticos, são solos pouco profundos, ligeiramente pedregosos, bem drenados e encontrados em porções onduladas do relevo, constituindo uma área não identificada no mapa de solos devido menor com presença de erosão laminar.

Os Planossolos Háplicos são solos mal drenados, encontrados em depressões da área, em relevo plano, constituindo 4,6 % da área. Os Cambissolos Háplicos são pouco profundos, bem drenados, em relevo suave ondulado, constituindo 5,1 % da área.

Covariáveis ambientais

Utilizou-se como covariáveis preditoras para a amostragem dos pontos no arranjo de Hipercubo Latino Condicionado os atributos do terreno, sendo esses atributos derivados do Modelo Digital de Elevação (MDE), com resolução espacial de 12,5 m do sensor radar embarcado no satélite *Alos*, no software SAGA GIS (SAGA, 2010). No ambiente estatístico R procedeu-se Análise de Componentes Principais (PCA), com os seguintes atributos do terreno: *Analytical Hillshading*, *Aspecto*, *Convergence Index*, *Channel Network Base Level*, *Channel Network to Distance*, *Elevation*, *LS- Factor*, *Curvatura Planar*, *Curvatura do Perfil*, *Relative Slope Position*, *Slope*, *Terrain Ruggedness Index*, *Topographic Wetness Index*, *Valley Depth*, *Vertical Distance to Channel Network*. A partir da análise dos resultados da PCA foram selecionadas as melhores variáveis preditoras.

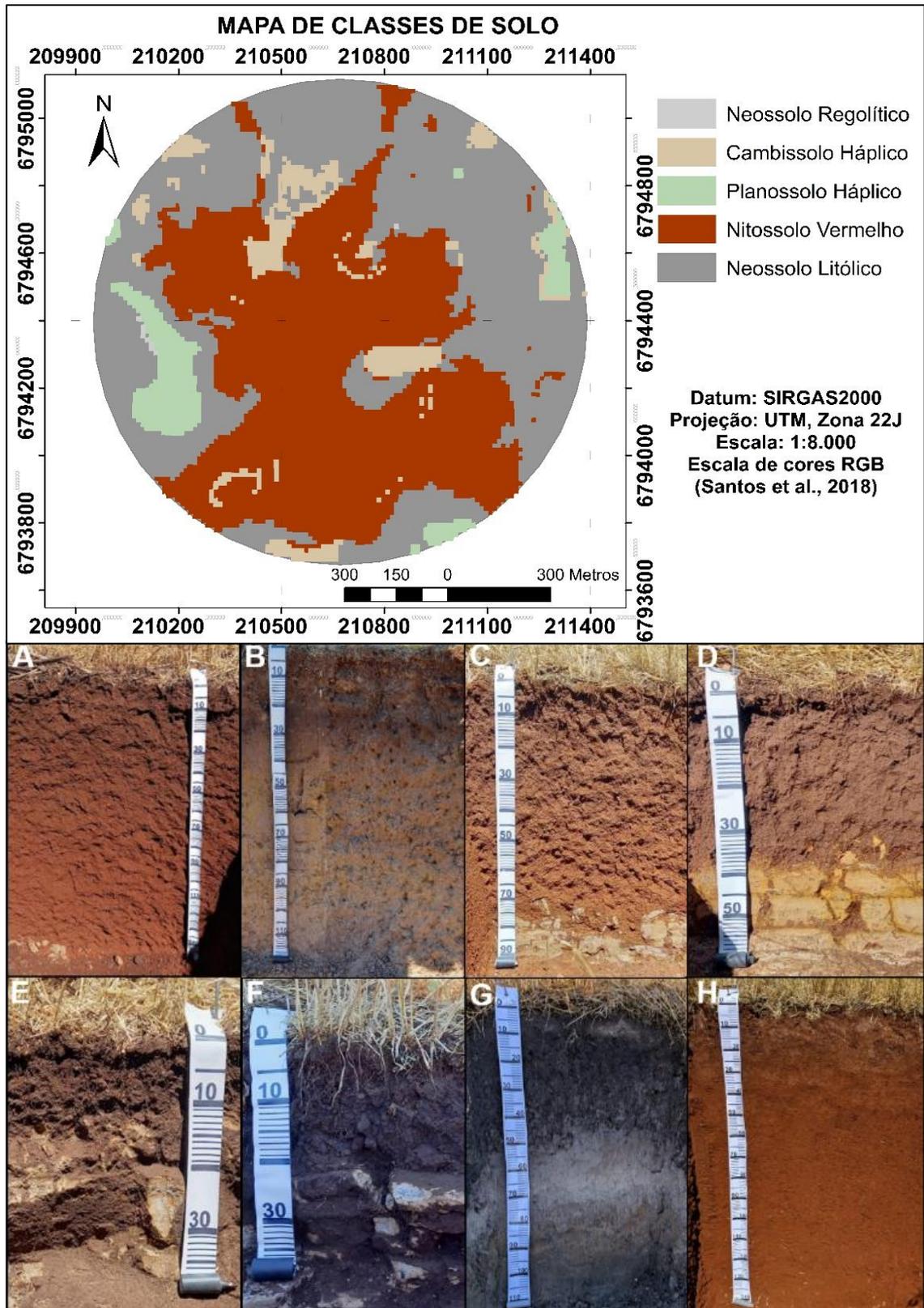
Os atributos primários do terreno foram obtidos da seguinte maneira:

Elevação (*Elevation*): Atributo extraído diretamente do Modelo Digital de Elevação (MDE). Representa a altitude, geralmente, em referência ao nível do mar.

Profundidade do Vale (*Valley Depth*): A profundidade do vale foi calculada, a distância vertical ao nível de base da rede de um canal. O algoritmo consiste em duas etapas principais: Interpolação de uma elevação de nível de base de rede de canal e a subtração deste nível de base das elevações originais.

Posição de Inclinação Relativa (*Relative Slope Position*): Elevação em relação ao MDE, mínimo e máximo relativo para canalizar e dividir a elevação em relação ao canal mais próximo.

Figura 2 – Mapa e perfis de solos da área de estudo.



A = Perfil 1 – Nitossolo Vermelho; B = Perfil 2 – Planossolo Háplico; C = Perfil 3 – Cambissolo Háplico; D = Perfil 4 – Neossolo Regolítico; E = Perfil 5 – Neossolo Litólico; F = Perfil 6 – Neossolo Litólico; G = Perfil 7 – Planossolo Háplico; H = Perfil 8 – Nitossolo Vermelho.

Fonte: Adaptado de Soligo (2021)

Os atributos secundários do terreno foram obtidos da seguinte forma:

Índice de Umidade Topográfica (IUT) (*Topographic Wetness Index*): (adimensional). Atributo desenvolvido para descrever a tendência de uma célula acumular água. Portanto, quanto maior o TWI, maior a tendência de acumular água. O TWI é obtido através da seguinte equação:

$$TWI = \ln\left(\frac{\alpha}{\tan\beta}\right)$$

Fator LS (*LS-Factor*): (adimensional) atributo equivalente ao fator topográfico da Equação Universal de Perda de Solo Revisada (RUSLE), representa o efeito da topografia sobre a erosão. Portanto, quanto maior o LS, maior o potencial erosivo.

$$LS = (n + 1) \cdot \left(\frac{AC}{22,13}\right)^n \cdot \left(\frac{\text{sen}\beta}{0,896}\right)^m$$

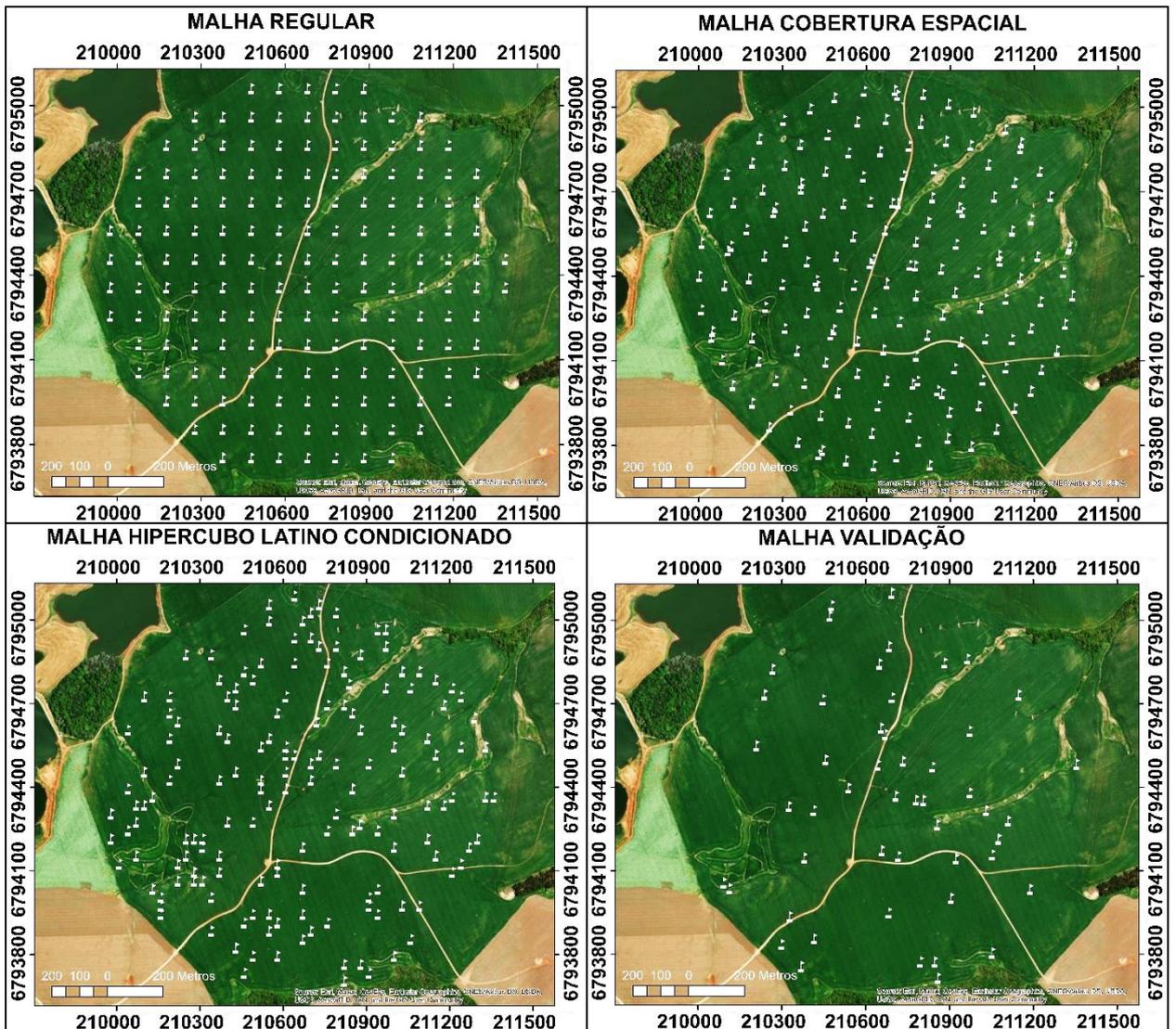
Onde AC refere-se a área de contribuição (m²), β é a declividade (graus), $n = 0,4$ e $m = 1,3$.

Nível na base da rede de drenagem (*Channel Network Base Level*): Esta saída de grade opcional contém as elevações de nível de base de rede de canal interpolado. O módulo deriva de uma rede de canais com base em dados de elevação digital em grade. Utilizando as opções de inicialização para determinar sob quais condições os canais devem iniciar.

Arranjo amostral

Para as predições da distribuição espacial dos cátions trocáveis do solo, primeiramente, foram utilizadas três malhas de amostragem com 160 pontos amostrais cada (Figura 3), sendo a primeira a malha regular (R), com equidistância de 100 metros entre os pontos. A segunda malha denominada Cobertura Espacial (S) foi realizada no pacote *spsosa* do software R, o qual utiliza o formato da área de estudo e as coordenadas para distribuir os pontos na paisagem. Já a terceira malha, denominada de Hipercubo Latino Condicionado (D) se deu em função do pacote *clhs* (ROUDIER, 2011) e da função *CLHS* do pacote *spsann* (SAMUEL-ROSA, 2016) (FIGURA 2). A malha de verificação foi gerada de forma independente das demais, com os pontos amostrais distribuídos aleatoriamente na área, totalizando 50 pontos.

Figura 3 – Distribuição dos diferentes arranjos amostrais.



Fonte: Autor.

Amostragem de Grade Regular (Regular grid sampling)

É um método de amostragem utilizado por empresas de agricultura de precisão e popular para o mapeamento de atributos e propriedades químicas do solo. Isso se resume a uma decisão sobre o tamanho da amostra, ou seja, o número de pontos da grade. Para decidir sobre esse espaçamento, começa pelo orçamento disponível e pela exigência de qualidade do mapa. A distribuição regular dos pontos de amostragem também facilita a sua coleta.

Amostragem de Cobertura Espacial (Spatial Coverage Sampling)

É utilizada para ocupar espaços subamostrados, de modo que, o espaço padrão torna-se irregular. Isso leva à amostragem de cobertura espacial a um critério de amostragem definido, em termos das distâncias entre os nós e os pontos de

amostragens que são minimizados (ROYLE; NYCHKA, 1998). Os centróides que estão localizados no centro dos clusters são usados como pontos de amostragem.

Amostragem de Hipercubo Latino Condicionado

Minasny e McBratney (2006) desenvolveram um algoritmo de busca, baseado em regras heurísticas e um cronograma de recozimento. O objetivo dessa função é a soma ponderada de três componentes, primeiramente é a soma de todos os estratos marginais da amostra. Um segundo critério é a soma de todas as entradas da matriz com valores absolutos da diferença entre a correlação das covariáveis na população e na amostra. Já, o terceiro critério, é envolvido apenas quando temos, além de covariáveis quantitativas, covariáveis ricas. Este terceiro componente é a soma de todas as classes da diferença absoluta entre a proporção da amostra de uma determinada classe e a proporção da população dessa classe. As amostras cLHS foram selecionadas com o pacote do R *spsann* e a função *optimCLHS* (SAMUEL-ROSA, 2016).

Com cLHS, as distribuições marginais das covariáveis na amostra estão próximas dessas distribuições na população. Isso pode ser vantajoso para métodos de mapeamento que não dependem de relações lineares, por exemplo, em técnicas de aprendizado de máquina como florestas aleatórias.

Amostragem para Validação

Uma etapa importante no mapeamento de atributos do solo é a validação dos modelos e a avaliação da qualidade do mapa. Tendo posse de um conjunto de dados limitados, usamos a validação com 50 pontos aleatórios e independentes para poder selecionar a malha com melhor desempenho (BRUS et al., 2011).

Análise estatística

Os dados tiveram sua normalidade testada pelo teste de Kolmogorov-Smirnov, com 99% de significância. O Coeficiente de Variação (CV) foi classificado em baixo ($CV < 12\%$); médio ($12\% < CV < 60\%$); e alto ($CV > 60\%$), de acordo com Warrick e Nielsen (1980).

Utilizou-se a geoestatística para a análise da variabilidade espacial com a ferramenta Krigagem Ordinária e Universal. Com o ajuste de um semivariograma teórico, que leva em consideração a Root Mean Square Standardized Error (RMSS).

Quanto mais acurados os resultados dos Modelos mais o valor de RMSS se aproxima de 1. Após ajustar o modelo matemático em função dos dados, definiu-se os seguintes parâmetros: efeito pepita, patamar e alcance, no software ArcGIS® 10.5.1.

Análise das propriedades químicas do solo

Os elementos analisados e avaliados foram o alumínio, o potássio, o cálcio e o magnésio. As coletas de amostras deformadas de solo foram efetuadas em trincheiras com profundidade de 0 – 10 cm. No laboratório, as amostras coletadas durante os procedimentos amostrais foram secas ao ar e peneiradas com malha de 2 mm. O alumínio, o cálcio e o magnésio foram extraídos com solução de KCL 1 mol L⁻¹, o cálcio e o magnésio foram determinados por titulação com solução de EDTA 0,0125 mol L⁻¹. O alumínio foi determinado por titulação com solução de NaOH 0,025 mol L⁻¹. O potássio foi extraído com solução extratora o Mehlich 1 e determinado em fotômetro de chama, conforme Tedesco (1995).

Predições espaciais

As predições espaciais foram realizadas nos softwares do Sistema de Informações Geográficas ArcMap® e R, utilizando a Krigagem ordinária, Krigagem universal e Krigagem com Deriva Externa (conforme o arranjo amostral). Foram testados os seguintes modelos teóricos de semivariogramas: stable, circular, esférico, exponencial e gaussiano.

O grau de dependência espacial (GDE) foi classificado conforme Cambardella et al. (1994), que indica uma dependência espacial fraca, quando a razão do efeito pepita for superior a 75 % do patamar; uma dependência espacial moderada, ocorre quando a razão do efeito pepita for superior a 25 % e inferior ou igual a 75 % do patamar e a dependência espacial forte, é demonstrada quando a razão do efeito pepita for inferior ou igual a 25 % do patamar.

Validação dos modelos

As medidas de qualidade são melhor obtidas por amostragem probabilística. Na amostragem probabilística, todas as unidades na área de estudo têm uma probabilidade positiva de serem selecionadas (BRUS et al., 2011).

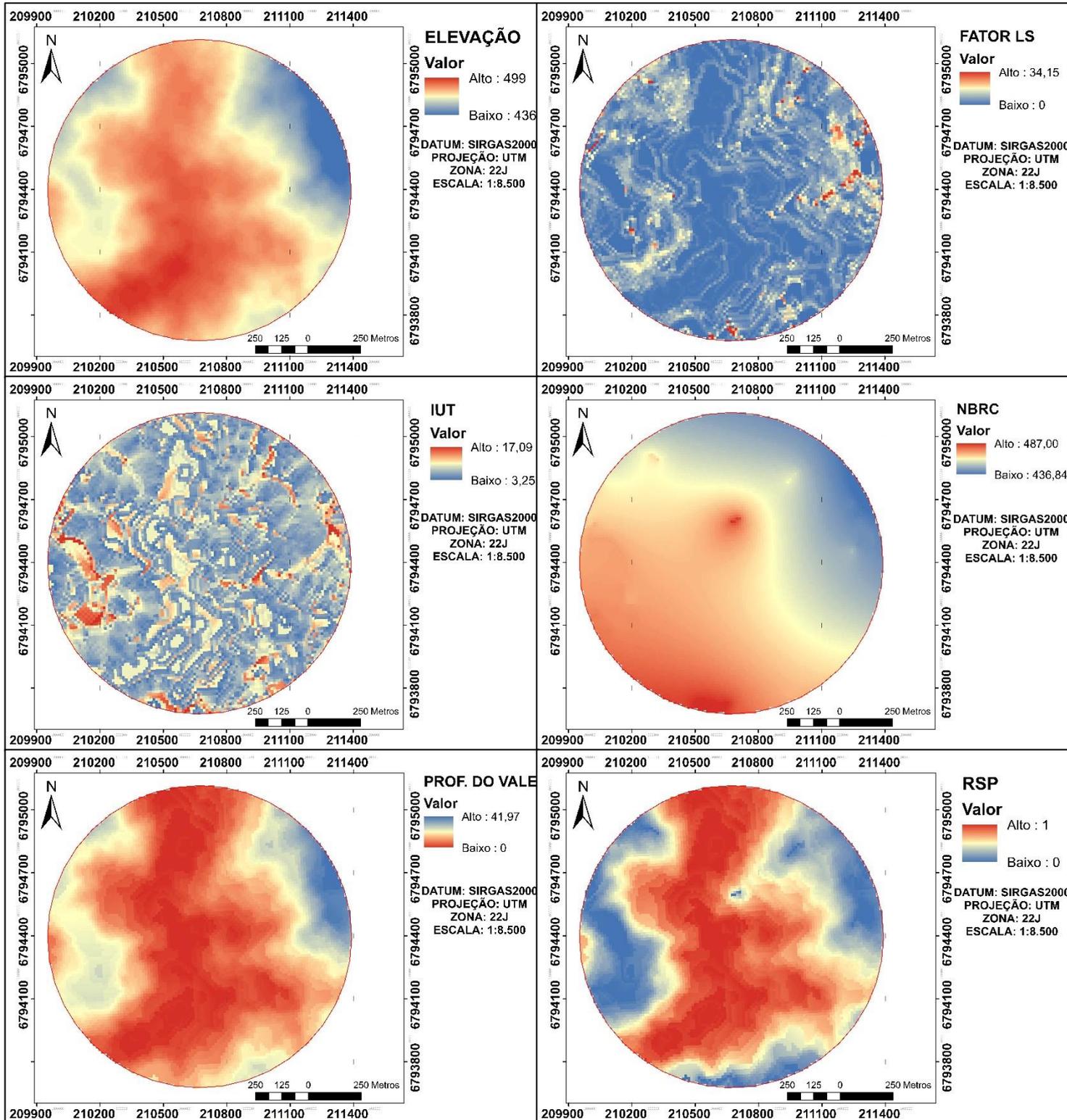
Considerando que o desempenho de diferentes arranjos amostrais depende dos critérios estatísticos adotados (MOREELS et al., 2003), a avaliação dos modelos

preditivos foi baseada nos critérios de ajuste. Assim, como medidas de acurácia dos diferentes arranjos amostrais foram adotados os seguintes critérios de ajuste: a Mean Absolute Error (MAE), que consiste na média da diferença entre os valores reais e preditos, é muito acurada para dados distribuídos normalmente; a Mean Square Error (MSE), que realça os grandes erros, comparados aos erros de menor magnitude; a Root Mean Square Error (RMSE), sendo que esse critério também tende a exagerar erros grandes e podem ajudar a eliminar valores com grandes erros; e a Mean Absolute Percentage Error (MAPE), onde dentre os critérios para avaliar a acurácia da previsão é o mais popular.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os padrões espaciais dos atributos do terreno da área de estudo são apresentados na Figura 4. Conforme valores do fator LS, o relevo ondulado culmina no alto escoamento superficial na forma de sulcos de erosão. A posição de inclinação relativa por sua vez, demonstrou a canalização e a divisão do relevo, assim, o nível básico da rede do canal determinou onde os canais tiveram origem, observando longos canais distribuídos nos 160 hectares. A profundidade do vale apresentou um valor baixo nas áreas de deposição, as quais apresentaram elevado valor de IUT (FIGURA 4).

Figura 4 – Mapas temáticos dos atributos do terreno.



Fonte: Autor.

Os dados dos cátions trocáveis do solo que seguiram a distribuição normal foram os seguintes: o Ca e o Mg para a malha de Hipercubo Latino Condicionado (D) e para a malha Regular (R), o K e o Mg para a malha de Cobertura Espacial (S) e o Ca e o Mg para a malha de Validação (V). Os demais elementos não seguiram a distribuição normal (TABELA 1).

Tabela 1 - Análise estatística descritiva e o teste de normalidade para as propriedades químicas, nas diferentes malhas de amostragem.

Malha Hipercubo Latino Condicionado				
Propriedade	Al	K	Ca	Mg
n	160	160	160	160
Mínimo	0,0	0,14	6,00	0,10
Máximo	1,2	1,54	24,00	12,60
Média	0,11	0,55	12,29	4,42
Desvio padrão	0,14	0,23	3,36	2,41
CV (%)	126,01	42,78	27,34	54,67
K-S	3,16	1,69	1,38	0,63
SIG	0,00	0,00	0,04	0,81
Malha Regular				
Propriedade	Al	K	Ca	Mg
n	162	162	162	162
Mínimo	0,0	0,16	3,10	0,10
Máximo	1,4	1,47	24,2	12,30
Média	0,10	0,46	11,06	3,62
Desvio padrão	0,21	0,21	4,62	2,40
CV (%)	204,45	46,60	41,79	66,49
K-S	3,97	1,55	1,38	1,25
SIG	0,00	0,01	0,04	0,08
Malha Cobertura Espacial				
Propriedade	Al	K	Ca	Mg
n	160	160	160	160
Mínimo	0,0	0,0	1,50	0,40
Máximo	3,0	1,14	17,70	14,80
Média	0,17	0,44	8,05	6,11
Desvio padrão	0,31	0,19	3,57	2,81
CV (%)	179,23	44,73	44,33	46,06
K-S	3,64	1,05	1,76	0,85
SIG	0,00	0,22	0,00	0,45
Malha Validação				
Propriedade	Al	K	Ca	Mg
n	50	50	50	50
Mínimo	0,0	0,15	4,00	1,20
Máximo	2,9	1,27	23,40	13,10
Média	0,16	0,50	10,53	5,28
Desvio padrão	0,44	0,25	4,00	2,77
CV (%)	265,50	50,61	38,01	52,53
K-S	2,49	1,54	0,80	1,01
SIG	0,00	0,01	0,53	0,25

n = número de amostras; Al = Alumínio; K = Potássio; Ca = Cálcio; Mg = Magnésio; CV = coeficiente de variação. K-S: Teste de Kolmogorov-Smirnov. SIG: Significância. Unidade dos valores – cmolc/dm³: Centímol por decímetro cúbico.

Fonte: Autor.

Na amostragem de Hipercubo Latino Condicionado o Al trocável oscilou de baixo a alto, com predomínio de baixa disponibilidade no solo. O K variou de baixo a muito alto, com predomínio de disponibilidade muito alta (Novais et al., 2007). O Ca apresentou alta disponibilidade no solo. O Mg teve variação de baixa a alta, predominando alta disponibilidade (CQFSRS/SC, 2016). O coeficiente de variação, conforme Warrick e Nielsen (1980) foi classificado como alto para o Al e médio para K, Ca e Mg.

Na malha regular, o Al trocável oscilou entre mínimo a alto, com disponibilidade média. O K teve variação de média a alta, predominando no solo a disponibilidade média (NOVAIS et al., 2007). O Ca oscilou de baixa a alta, predominando média disponibilidade. Por fim, o Mg oscilou de baixa a alta, predominando a disponibilidade média (CQFSRS/SC, 2016). Para o Al o CV foi classificado como alto, para o K, Ca e Mg foi médio (Warrick e Nielsen, 1980).

Já na amostragem de Cobertura Espacial a análise estatística descritiva demonstrou que o Al trocável variou entre baixo e alto, com disponibilidade baixa na maioria dos pontos amostrais. O K teve variação de baixo a muito alto, com disponibilidade predominante de alta (NOVAIS et al., 2007). O Ca teve variação de baixa a alta, predominando a alta disponibilidade. O Mg teve variação de baixa a alta, predominando no solo uma disponibilidade alta (CQFSRS/SC, 2016). O CV foi alto para o Al e o Mg e médio para o K e o Ca (Warrick e Nielsen, 1980).

Para as análises de variabilidade espacial, utilizando técnicas de geoestatística o efeito pepita expressa a variabilidade não explicada pelo modelo geoestatístico e leva em consideração a distância de amostragem utilizada (McBRATNEY, 1986). Essa variável pode ser demonstrada em porcentagem em relação ao patamar, com o intuito de facilitar a comparação entre o GDE e as variáveis em estudo (TRANGMAR et al., 1985).

Outro componente importante para o arranjo e avaliação experimental é o patamar que auxilia na definição dos procedimentos amostrais (SOUZA et al., 2008). Portanto, os valores de alcance mensurado neste trabalho indicam que existe uma elevada variabilidade na distribuição espacial dos cátions trocáveis do solo para os diferentes arranjos amostrais e que, foi atendida a suficiência amostral para a descrição desses elementos com exatidão (TABELA 2).

Tabela 2 – Parâmetros dos modelos de semivariogramas ajustados para a variabilidade do Al, K, Ca e Mg.

Prop.	Modelo	Alcance	Patamar	Pepita	RMSS	DE	GDE (%)
Malha Regular							
Al	Stable	1921,46	0,05	0,00	1,04	Forte	0,00
K	Exponencial	202,61	0,04	0,00	0,99	Forte	0,00
Ca	Exponencial	227,46	12,14	0,14	1,01	Forte	1,19
Mg	Stable	194,03	6,20	0,00	1,01	Forte	0,00
Malha Cobertura Espacial							
Al	Stable	79,15	0,00	0,00	1,03	Forte	0,10
K	Stable	161,17	0,03	0,00	1,01	Forte	0,00
Ca	Exponencial	175,92	7,33	5,30	0,99	Moderado	72,30
Mg	Stable	209,57	8,09	0,14	1,00	Forte	1,83
Malha Hipercubo Latino Condicionado							
Al	Exponencial	68,01	0,02	0,00	0,99	Forte	0,00
K	Gaussiano	64,10	0,02	0,02	1,00	Fraca	96,77
Ca	Stable	68,01	11,12	0,00	1,00	Forte	0,00
Mg	Stable	149,37	5,98	0,00	1,03	Forte	0,00

Prop.: Propriedades. RMSS: Raiz Quadrada Média Padronizada. DE: Dependência Espacial. GDE: Grau de Dependência Espacial.

Fonte: Autor.

Para a geoestatística, conforme a tabela 2, a malha regular os dados de Al e Mg se ajustaram ao modelo Stable, com um alcance de 1921,4 m e 194 m, patamar de 0,05 e 6,2 e efeito pepita de 0,0, respectivamente. Enquanto aos elementos K e Ca se ajustaram ao modelo Exponencial, com valores respectivos de alcance 202,6 m e 227,4 m, patamar de 0,04 e 12,1 e efeito pepita de 0,0 e 0,14. Todos os elementos da malha regular apresentaram GDE forte. Para a malha de Cobertura Espacial os dados de Al se ajustaram ao modelo Stable, com um alcance 79,1 m, patamar e efeito pepita de 0,0, com GDE forte. Os dados de K se ajustaram ao modelo Stable, com um alcance 161,1 m, patamar de 0,03, efeito pepita de 0,0 e com GDE forte. Os dados de cálcio se ajustaram ao modelo Exponencial, com um alcance de 175,9 m, patamar de 7,3, efeito pepita 5,3 e com GDE moderado. Os dados de Mg se ajustaram ao modelo Stable, com um alcance de 209,5 m, patamar de 8,0, efeito pepita de 0,14 e com GDE forte. Já para a malha cLHS os dados de Al se ajustaram ao modelo Exponencial, com um alcance de 68 m, patamar e efeito pepita de 0,0, com GDE forte. Os dados de K

se ajustaram ao modelo Gaussiano, com um alcance de 64,1 m, patamar e efeito pepita de 0,0, apresentando GDE fraco. Os dados de Ca e Mg se ajustaram ao modelo Stable, com um alcance de 68 m e 149,3 m, patamar de 11,1 e 5,9, efeito pepita de 0,0 e apresentando GDE forte, respectivamente.

No modelo linear misto a malha Regular apresentou dados de Al que se ajustaram ao modelo Exponencial, enquanto os dados de Ca, K e Mg se ajustaram ao modelo Circular. Para o arranjo de Cobertura Espacial os dados de Al, K e Ca se ajustaram ao modelo Exponencial, os dados de Mg se ajustaram ao modelo Circular. Já no arranjo do Hipercubo Latino Condicionado os dados de Al, K, Ca e Mg se ajustaram ao modelo Exponencial.

Assim, o valor encontrado para RMSS foi próximo a 1, logo, o erro foi muito baixo para os cátions trocáveis do solo, e também, que os elementos em estudo não apresentam elevada continuidade espacial. Portanto, o valor mensurado neste trabalho indica que os cátions trocáveis do solo apresentam elevadas variações na área de estudo e que as grades amostrais foram suficientes para sua descrição com exatidão.

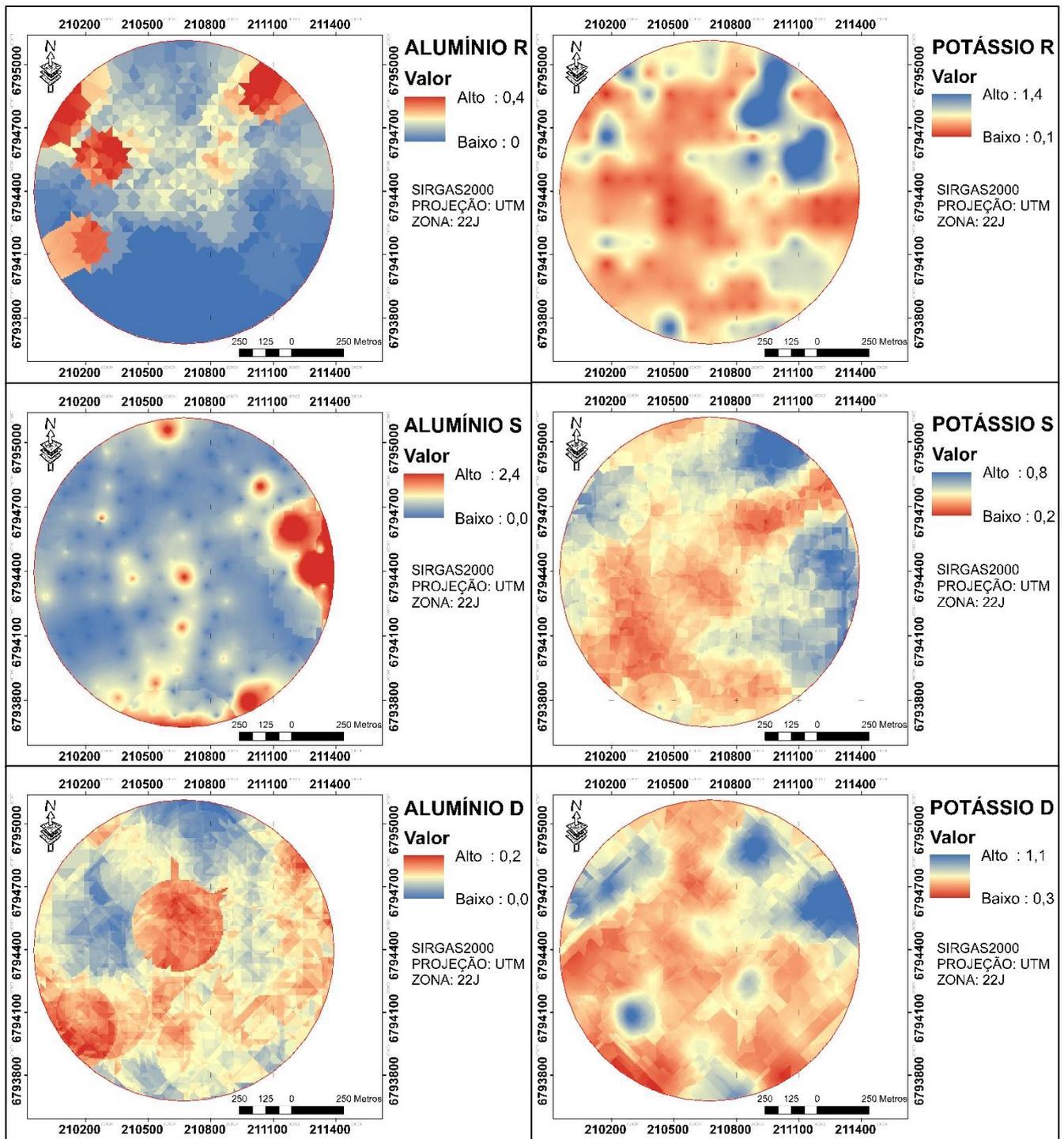
Na figura 5, observa-se nos mapas de predição uma ampla distribuição nos valores de K. Este processo pode estar atrelado com o relevo da área, a adubação pré-semeadura e ao aproveitamento da cultura. As perdas de K estão associadas aos processos erosivos em geral. Em um trabalho realizado por Guadagnin (2003), durante cultivos, o autor observou que as perdas totais de K por processos erosivos diminuem do início ao final do ciclo das culturas. Já o Al variou aleatoriamente, apresentando maior valor em áreas mais elevadas e nas encostas, onde ocorreu a lixiviação das bases do solo, conforme Krum et al. (2017), que descreveu o modelo digital de elevação (MDE) de uma encosta. Analisando ambos os mapas de cálcio e magnésio, pode-se verificar a variabilidade espacial quanto a disposição de cálcio, não está ocorrendo tanto em relação ao magnésio. Observa-se que os valores são altos, mesmo aqueles indicados como baixo no mapa (os menores teores) representados por vermelho no mapa, são considerados teores elevados, este fato é provavelmente resultado de excesso de calcário utilizado pelo produtor ao longo dos anos de cultivo da área (FIGURA 6).

Conforme as figuras 7 e 8, o Al variou aleatoriamente, predominando em solos mais ácidos e lixiviados. Sendo assim, ressalta-se a importância da prática de calagem, que aumenta o pH do solo e neutraliza o Al, com posterior disponibilização

de nutrientes na solução do solo (SPOSITO, 2008). O alto valor para o K provavelmente se deve aos efeitos residuais de adubações anteriores, enquanto sua variabilidade espacial está relacionada ao relevo da área e aos processos erosivos ocorridos. Já o Ca e o Mg estão diretamente relacionados com a aplicação de corretivos realizada a lanço e com o desenvolvimento do solo, não ocorrendo de forma homogênea na área (SCIPIONI et al., 2010).

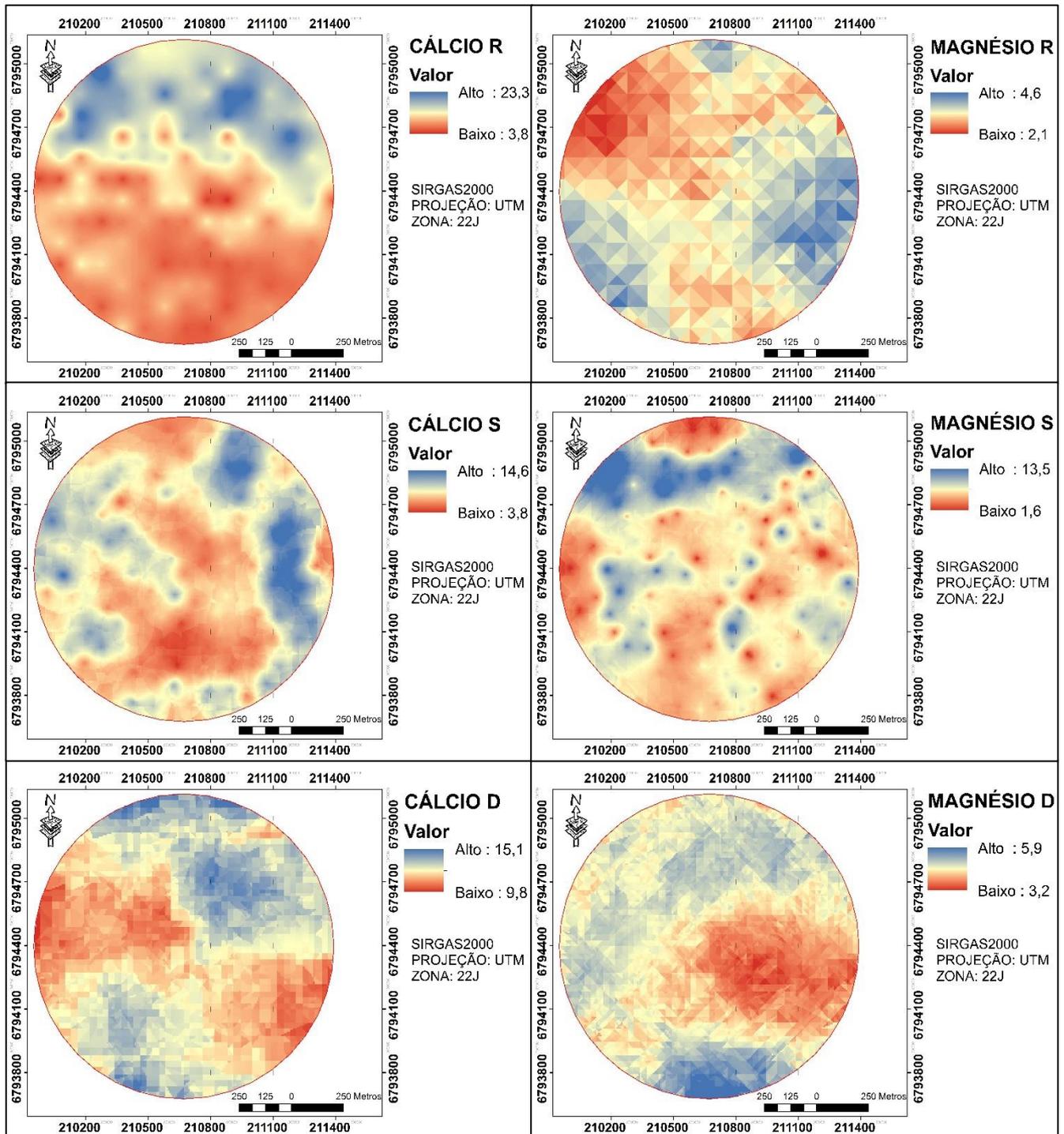
Os dados apresentados confirmam a precisão dos métodos e modelos amostrais utilizados, com o critério estatístico RMSS. O método de amostragem cLHS em combinação com o modelo linear misto mostrou bons resultados, gerando mapas mais acurados para o mapeamento dos cátions trocáveis do solo. Desta maneira, os fatores de formação do solo contribuíram para o aumento da acurácia nas predições espaciais dos cátions trocáveis do solo. Outros autores conseguiram obter mapas mais acurados combinando o método de amostragem que utiliza as covariáveis com alguns modelos de krigagem (SARMADIAN et al., 2014; SONG et al., 2018; KOZAR et al., 2002).

Figura 5 – Distribuição espacial dos elementos alumínio e potássio, com diferentes arranjos amostrais como o Hipercubo Latino Condicionado (D), a malha Regular (R) e a malha de Cobertura Espacial (S), utilizando a geoestatística.



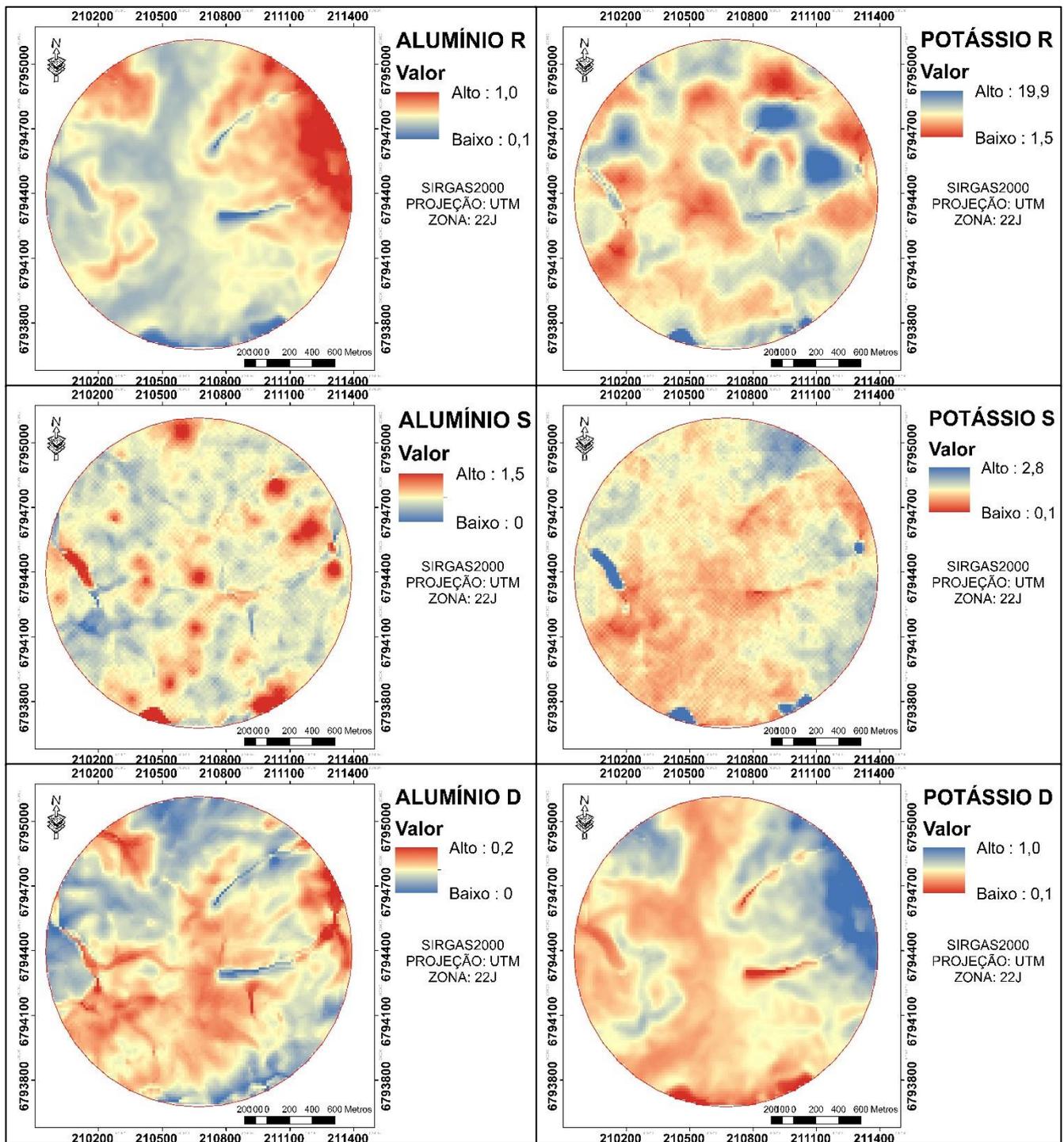
Fonte: Autor.

Figura 6 – Distribuição espacial dos elementos cálcio e magnésio, com diferentes arranjos amostrais como o Hipercubo Latino Condicionado (D), a malha Regular (R) e a malha de Cobertura Espacial (S), utilizando a geoestatística.



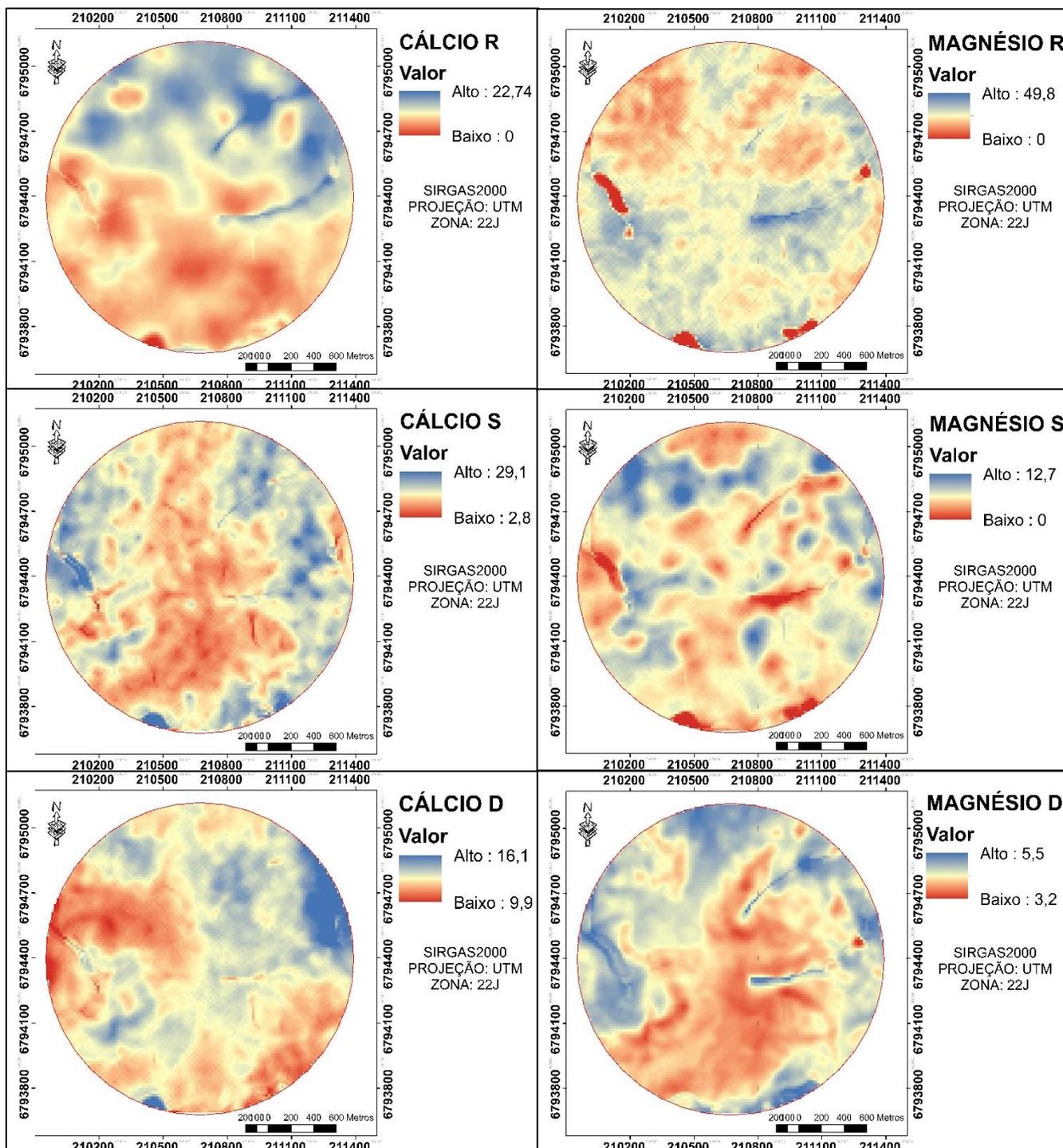
Fonte: Autor.

Figura 7 – Distribuição espacial dos elementos alumínio e potássio, com diferentes arranjos amostrais como o Hipercubo Latino Condicionado (D), a malha Regular (R) e a malha de Cobertura Espacial (S), utilizando o modelo linear misto.



Fonte: Autor.

Figura 8 – Distribuição espacial dos elementos cálcio e magnésio, com diferentes arranjos amostrais como o Hipercubo Latino Condicionado (D), a malha Regular (R) e a malha de Cobertura Espacial (S), utilizando o modelo linear misto.



Fonte: Autor.

Para o arranjo amostral de malha regular o MAPE indicou erro de ajuste dos cátions trocáveis Al, K, Ca e Mg em 36,1%, 34,8%, 27,4% e 45,8%, respectivamente (TABELA 3). O MAD apresentou valores de 0,18 para o Al, 0,16 para o K, 2,44 para o Ca e 2,26 para o Mg. Para o MSE foram verificados valores de 0,20, 0,04, 10,61 e

10,67 para Al, K, Ca e Mg, respectivamente. O RMSE apresentou valores de 0,44 para o Al, 0,22 para o K, 3,25 para o Ca e de 3,26 para o Mg.

Tabela 3 – Critérios estatísticos para avaliação da acurácia das predições dos cátions trocáveis do solo utilizando a geoestatística, nos diferentes arranjos amostrais.

Propriedades	MAD	MSE	RMSE	MAPE
Malha Regular				
Al	0,18	0,20	0,44	36,12
K	0,16	0,04	0,22	34,88
Ca	2,44	10,61	3,25	27,40
Mg	2,26	10,67	3,26	45,80
Malha Cobertura Espacial				
Al	0,16	0,22	0,47	45,63
K	0,14	0,05	0,24	28,26
Ca	3,23	17,52	4,18	30,43
Mg	2,15	7,65	2,76	70,65
Malha Hipercubo Latino Condicionado				
Al	0,19	0,21	0,46	30,93
K	0,17	0,05	0,22	42,79
Ca	3,46	18,38	4,28	44,75
Mg	2,03	8,25	2,87	45,41

MAD: Média dos Desvios Absolutos; MSE: Média Aritmética dos Quadrados dos Desvios; RMSE: Raiz Quadrada da Média Aritmética dos Quadrados dos Desvios; MAPE: Média Absoluta Percentual dos Erros.

Fonte: Autor.

Na malha de cobertura espacial o MAPE indicou o erro de ajuste dos elementos Al, K, Ca e Mg em 45,6%, 28,2%, 30,4% e 70,6%, respectivamente. O MAD apresentou valores de 0,16 para o Al, 0,14 para o K, 3,23 para o Ca e 2,15 para o Mg. O MSE apresentou valores para o Al, K, Ca e Mg de 0,22, 0,05, 17,52 e 7,65, respectivamente, enquanto o RMSE de 0,44 para o Al, 0,22 para o K, 3,25 para o Ca e de 2,76 para o Mg.

Na malha de hipercubo latino condicionado o MAPE para Al, K, Ca e Mg foi de 30,9%, 42,7%, 44,7% e 45,4%, respectivamente. O MAD foi de 0,19 para o Al, 0,17 para o K, 3,46 para o Ca e 2,03 para o Mg. O MSE para Al foi de 0,21, para o K de 0,05, para Ca de 18,38 e 8,25 para o Mg. Já o RMSE foi de 0,46 para o Al, 0,22 para o K, 4,28 para o Ca e 2,87 para o Mg.

O arranjo amostral que apresentou melhor acurácia nas predições utilizando a geoestatística para os elementos Al e K foi o de malha regular, tendo em vista, os diferentes critérios estatísticos avaliados (TABELA 3). Em contraponto, observou-se que para esses elementos o menor desempenho preditivo foi apresentado na malha de cobertura espacial. No caso do Ca, o delineamento amostral que teve maior

desempenho foi o de malha regular e o menor desempenho foi da malha hipercubo latino condicionado. Para o Magnésio o delineamento amostral que demonstrou melhor desempenho foi a malha de cobertura espacial, e o menor desempenho foi do delineamento amostral de malha regular.

O arranjo amostral que apresentou melhor acurácia na predição dos cátions trocáveis do solo utilizando o modelo linear misto foi o de malha cLHS (TABELA 4), considerando os diferentes critérios estatísticos avaliados. Observou-se que a malha de cobertura espacial obteve um bom desempenho preditivo. Portanto, o menor desempenho foi do arranjo amostral de malha regular.

Tabela 4 – Critérios estatísticos para avaliação da acurácia das predições dos cátions trocáveis do solo utilizando o modelo linear misto, nos diferentes arranjos amostrais.

Propriedades	MAD	MSE	RMSE	MAPE
Malha Regular				
Al	0,35	0,49	0,57	0,69
K	42,52	42,55	44,91	317
Ca	86	86,01	90,64	521
Mg	26,61	28,03	28,39	105
Malha Cobertura Espacial				
Al	0,05	0,21	0,46	0,1
K	0,05	0,18	0,32	0,63
Ca	2,5	3,59	4,92	0,54
Mg	0,85	2,23	3,36	0,49
Malha Hipercubo Latino Condicionado				
Al	0,05	0,18	0,44	0,01
K	0,03	0,19	0,25	0,04
Ca	1,64	3,4	4,25	0,14
Mg	1,04	2,03	2,88	0,1

MAD: Média dos Desvios Absolutos; MSE: Média Aritmética dos Quadrados dos Desvios; RMSE: Raiz Quadrada da Média Aritmética dos Quadrados dos Desvios; MAPE: Média Absoluta Percentual dos Erros.

Fonte: Autor.

Os critérios estatísticos foram utilizados para avaliação da acurácia das predições através da Média dos Desvios Absolutos, a Média Aritmética dos Quadrados dos Desvios, a Raiz Quadrada da Média Aritmética dos Quadrados dos Desvios e a Média Absoluta Percentual dos Erros, estas técnicas serviram como indicadores para mostrar o viés do modelo. Além da determinação da variabilidade espacial dos cátions trocáveis do solo, os modelos podem ser usados para desenvolver estratégias de amostragem que minimizam os custos para os agricultores dentro de um nível de erro tolerável.

Os modelos preditivos mostraram alta capacidade preditiva para os cátions trocáveis do solo. Para o critério estatístico RMSE, os valores entre 0 e 0,2 indicam um RMSE baixo, valores entre 0,2 e 0,5 são considerados RMSE moderado e valores acima de 0,5 são considerados RMSE alto, seguindo uma categorização semelhante a estudos anteriores (Jiang et al., 2016; Ku et al., 2019).

Conforme a tabela 4, a malha cLHS foi a que apresentou melhor acurácia para o Al possuindo um RMSE de 0,44 e a pior malha classificada foi a malha regular que possui um RMSE de 0,57. Para o K a melhor malha foi a cLHS, pois, demonstrou um RMSE de 0,25, e a pior malha foi a malha regular com RMSE de 44,91. No caso do elemento Ca, a melhor malha foi a cLHS com RMSE de 4,25, e a pior malha foi a regular com RMSE de 90,64. Já para o Mg, a melhor malha foi a cLHS que apresentou RMSE de 2,88, e a pior malha foi a regular com RMSE de 28,39.

Os diferentes tipos de amostragens que foram testados neste estudo permitiram promover uma calibração semelhante nos dados dos modelos. Desta maneira, os modelos foram validados em um conjunto de dados independentes e totalmente aleatórios. Portanto, a melhor acurácia obtida no mapeamento digital de cátions trocáveis do solo foi gerada a partir da amostragem de Hipercubo Latino Condicionado com a Krigagem com Deriva Externa (modelo misto).

Sugerimos para realização de pesquisas futuras a utilização de modelos digitais de elevação (MDE), de altíssima resolução espacial, oriundos de levantamentos planialtimétricos utilizando a tecnologia GNSS (Global Navigation Satellite System), com disponibilidade RTK (Real Time Kinematic), como também, aerofotogrametria com drones embarcando sensores multiespectrais e ou LIDAR. Porém, ainda é uma realidade distante dos nossos produtores, e também, das nossas empresas de Agricultura de Precisão. Dada a melhor discretização dessas covariáveis preditivas, a implementação do arranjo Hipercubo Latino Condicionado torna-se promissor para os pacotes de agricultura de precisão, em função do menor investimento de tempo e dinheiro nas coletas e nas análises de amostras de solo.

CONCLUSÃO

O arranjo amostral de cobertura espacial foi superior a amostragem de grade regular para o mapeamento digital dos cátions trocáveis do solo, obteve um melhor

resultado para descrever a variação espacial destes elementos na área em estudo, sendo promissor para os pacotes de agricultura de precisão.

A melhor acurácia obtida no mapeamento digital de cátions trocáveis do solo foi gerada a partir da amostragem de Hipercubo Latino Condicionado com a Krigagem com Deriva Externa (modelo misto). Desta maneira, o arranjo amostral de Hipercubo Latino Condicionado, na estratégia de modelo misto testada neste estudo, mostrou-se superior aos demais arranjos testados.

LITERATURA CITADA

ALVARES, C.A. et al., 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. – **Meteorol. Z.** 22, 711–728. <<https://repositorio.usp.br/item/002465193>>. Acesso em: 9 dezembro 2020.

BRUS, D.J. et al., 2011. Sampling for validation of digital soil maps. **European Journal of Soil Science.** 62, 394 – 407. <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1365-2389.2011.01364.x>>. Acesso em: 12 dezembro 2020.

BRUS, D. J. (2019). Sampling for digital soil mapping: A tutorial supported by R scripts. **Geoderma**, 338, 464 – 480. <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0016706118308425>>. Acesso em: 11 dezembro 2020.

CAIRES, E. F. et al. Alterações químicas do solo e resposta do milho à calagem e aplicação de gesso. 2004. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 28:125-136. 4 <<https://www.mendeley.com/catalogue/a9fd1929-2244-35e3-a53e-76e6f499de40/>>. Acesso em: 5 dezembro 2020.

CAMBARDELLA, C. A. et al. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Science Society American Journal, Madison**, v. 58, n. 1, p.1501-1511, 1994. <<https://www.scirp.org/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferenceID=380086>>. Acesso em: 18 novembro 2020.

COMISSÃO DE QUÍMICA E FERTILIDADE DO SOLO - CQFS-RS/SC. **Manual de adubação e calagem para os Estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina**. 10. ed. Porto Alegre, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo/Núcleo Regional Sul, 2016.

CORÁ, J. E.; BERVALDO, J. M.G. Variabilidade espacial de atributos do solo antes e após calagem e fosfatagem em doses variadas na cultura de cana-de-açúcar. **Engenharia Agrícola**, v. 26, p. 374-387, 2006. <http://www.revistadeagricultura.org.br/index.php/revistadeagricultura/article/view/109/pdf_2732>. Acesso em: 14 novembro 2020.

DALMOLIN R.S.D, TEN CATEN A. Mapeamento digital: nova abordagem em levantamento de solos. **Invest Agrár.** 2015; 17: 77-86. Investig.agrar. 2015.diciembre.77-86. <<https://www.scielo.br/j/rbcs/a/rMdTXGvJSrimgd6zHHrBCkgN/?lang=en>>. Acesso em: 3 janeiro 2021.

ESRI. ENVIROMENMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. **Using ArcGIS geostatistical analyst.** Redlands, 2016. <<https://www.esri.com/pt-br/home>>. Acesso em: 7 novembro 2020.

EZENNE, G. I. et al. Current and potential capabilities of uas for crop water productivity in precision agriculture. **Agricultural Water Management**, v. 218, p. 158-164, 2019. <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378377418318298>>. Acesso em: 13 novembro 2020.

GRUIJTER et al., 2006. Sampling for Natural Resource Monitoring Springer, Berlin (2006). <<https://link.springer.com/book/10.1007/3-540-33161-1>>. Acesso em: 10 novembro 2020.

IBGE – **Manual Técnico de Pedologia.** Rio de Janeiro: IBGE, 2015. 316 p. <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv24989.pdf>>. Acesso em: 7 outubro 2020.

JIANG, Y et al., 2016. Modeling irrigation management for water conservation by the DSSAT-corn model in arid northwestern China Agric. **Water Manage**, p. 37 – 45. <<https://www.infona.pl/resource/bwmeta1.element.elsevier-4c8367e7-ef80-3a79-a486-22fa54d261c9>>. Acesso em: 3 novembro 2020.

JUNQUEIRA JÚNIOR, J. A. et al. Continuidade espacial de atributos físico-hídricos do solo em sub-bacia hidrográfica de Cabeceira. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 32, n. 3, p. 914-922, 2008. <<https://www.scielo.br/j/cagro/a/gWG87XFHBTLG9KCMfPfgs5r/?lang=pt>>. Acesso em: 15 dezembro 2020.

KAHN, K. B. Benchmarking Sales Forecasting Performance Measures. **The journal of Business Forecasting Methods & Systems**, v.17, n.4, p.19-23, winter 1998/1999. <<https://ibf.org/knowledge/jbf-articles/benchmarking-sales-forecasting-performance-measures-501>>. Acesso em: 6 novembro 2020.

KOZAR, B., LAWRENCE, R. & LONG, D.S. Soil Phosphorus and Potassium Mapping Using a Spatial Correlation Model Incorporating Terrain Slope Gradient. **Precision Agriculture** 3, 407–417 (2002). <https://www.researchgate.net/publication/225875357_Soil_Phosphorus_and_Potassium_Mapping_Using_a_Spatial_Correlation_Model_Incorporating_Terrain_Slope_Gradient>. Acesso em: 20 janeiro 2021.

KU, H et al. Deterministic estimation of typhoon-induced waves and flooding in Korean coastal regions J. Korean Soc. Costa. **Ocean Eng.**, 31-1 (2019), p. 1 – 8. <<https://link.springer.com/article/10.1007/s11069-021-04598-9>>. Acesso em: 9 setembro 2020.

KRUM, D. N et al. Variabilidade espacial e temporal das frações de matéria orgânica do solo pós-inserção da cultura da soja com plantio convencional sob campo nativo In: **IV Congresso Sul Americano de Agricultura de Precisão e Máquinas Precisas, Não Me Toque**, 2017. <<http://www.sbcs-nrs.org.br/rsbcs/docs/trab-6-5532-691.pdf>> Acesso em: 12 novembro 2020.

LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. B.; VOLTZ, M. Digital soil mapping: an introductory perspective. Amsterdam: **Elsevier**, 2007, 600 p. <<https://catalogue.nla.gov.au/Record/3799621/Details>>. Acesso em: 15 janeiro 2021.

McBRATNEY, A. B.; WEBSTER, R. Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sampling estimates. **Journal of Soil Science**, v.37, p.617-639, 1986. <<https://www.scirp.org/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferencelD=435008>>. Acesso em: 12 fevereiro 2021.

McBRATNEY, A. B. et al. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. **Geoderma**, v. 97, p. 293-327, 2000. <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0016706100000434>>. Acesso em: 8 setembro 2020.

McBRATNEY, A.; MENDONÇA SANTOS, M.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, n°117, p.3-52, 2003. <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0016706103002234>>. Acesso em: 10 dezembro 2020.

McKAY, M., BECKMAN, R., CONOVER, W., 1979. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. **Technometrics** 21 (2), 239–245.<<https://www.jstor.org/stable/1271432>>. Acesso em: 5 dezembro 2020.

MASSRUHÁ, S. M. F. S.; LEITE, M. A. A. Agricultura digital. RECoDAF – **Revista Eletrônica Competências Digitais para Agricultura Familiar**, Tupã, v. 2, n. 1, p. 72-88, jan./jun. 2016.<<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/152121/1/AP-agricultura-digital.pdf>>. Acesso em: 14 janeiro 2021.

MEIRELLES, M. S. P.; CAMARA, G.; ALMEIDA, C. M. Geomática: **Modelos e aplicações ambientais**. Brasília, DF: Embrapa, 2007.<<https://www.bdpa.cnptia.embrapa.br/consulta/busca?busca=autoria:%22MEIRELLES,%20M.%20S.%20P.%22&%20M.%20S.%20P.%22&sort=&paginaAtual=1&id=339416&ic=t>>. Acesso em: 3 novembro 2020.

MINASNY, B., MCBRATNEY, A. B. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. **Computers & Geosciences**, n.10, p. 1378–1388, 2006. <<https://www.semanticscholar.org/paper/A-conditioned-Latin-hypercube-method-for-sampling-MinasnyMcBratney/cbbf25f4a2419f69774baadba07b23437ba4dc49>>. Acesso em: 13 fevereiro 2021.

MOLIN, J.P. **Agricultura de precisão: o gerenciamento da variabilidade**. Piracicaba: ESALQ, USP,2001. 83 p.

MOREELS, E. et al. Simulating nitrate leaching in bare fallow soils: a model comparison. **Nutrient Cycling in Agroecosystems**, Dordrecht, v. 67, n. 2, p. 137-144, Feb. 2003.<<https://link.springer.com/article/10.1023/A:1025526802717>>. Acesso em: 10 janeiro 2021.

NOVAIS, R.F.; SMYTH, T.J.; NUNES, F.N. Potássio. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ V., V.H.; BARROS, N.F.; FONTES, R.L.; CANTARUTTI, R.B.; NEVES, J.C.L. (Ed.). **Fertilidade do solo**. Viçosa: SBCS, 2007. p.471-550.

SAGA DEVELOPMENT TEAM. **SAGA GIS**. Hamburg, Alemanha, 2010. Versão 2.0.6. <<http://www.saga-gis.org/en/index.html>>. Acesso em: 24 novembro 2020.

ROUDIER, P., 2011. clhs: **A R Package for Conditioned Latin Hypercube Sampling**. <<https://cran.r-project.org/web/packages/clhs/clhs.pdf>>. Acesso em: 12 setembro 2020.

ROYLE J.A., NYCHKA D. An algorithm for the construction of spatial coverage designs with implementation in SPLUS **Comput. Geosci.**, 24 (1998), pp. 479-488. <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S009830049800020X>>. Acesso em: 4 setembro 2020.

SAMUEL-ROSA, A., 2016. spsann: Optimization of Sample Configurations using Spatial Simulated Annealing. **R package version 2.0-0**. <<https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2015EGUGA.17.7780S/abstract>>. Acesso em: 27 outubro 2020.

SANTOS, E. O. J et al. Sampling Design of Soil Physical Properties in a Conilon Coffee Field. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, [online]. 2017, vol.41, e0160426. Epub Apr 27, 2017. <<https://www.scielo.br/j/rbcs/a/hXFLR6J3Z9YrcKjTz4cTZNc/abstract/?lang=en>>. Acesso: 9 outubro 2020.

SANTOS H.G. dos, et al. (Ed.). Sistema brasileiro de classificação de solos. 2.ed. Rio de Janeiro: **Embrapa Solos**, 2018. 306p.

SARMADIAN F, et al. Digital mapping of soil phosphorus using multivariate geostatistics and topographic information. Australian, **Journal of Crop Science**, 2014, v.8,p1216-1223. <https://www.researchgate.net/publication/263526508_Digital_mapping_of_soil_phosphorus_using_multivariate_geostatistics_and_topographic_information>. Acesso em: 5 dezembro 2020.

SASIRIN S, et al. Digital mapping of soil chemical properties with limited data in the Thung Kula Ronghai region, Thailand, **Geoderma**, v. 389, 2021, ISSN 0016-7061. <<https://confit.atlas.jp/guide/event-img/jpgu2020/ACG50-03/public/pdf?type=in>>. Acesso em: 25 fevereiro 2021.

SONG YQ. et al. Predicting Spatial Variations in Soil Nutrients with Hyperspectral Remote Sensing at Regional Scale. **Sensors (Basel)**, 2018;18(9): 3086.

<<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6163195/>>. Acesso em: 2 fevereiro 2021.

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

<<https://www.scielo.br/j/rca/a/kCr6yRsVFgd6P45yhdQy7bz/?lang=pt>>. Acesso em: 13 dezembro 2020.

SCIPIONI, M. C et al. Distribuição do compartimento arbóreo em gradiente de relevo e solos Meridional da Serra Geral, RS. **Ciência Rural**, v.40, n.6, jun, 2010.

<<https://www.scielo.br/j/cr/a/gBkQMzKpjWQqLDJwbz7DSYy/?lang=pt>>. Acesso em: 16 janeiro 2021.

SPOSITO, G. The chemistry of soils. **Oxford university press**, 2008. <<https://www.scirp.org/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferenceID=1299050>>. Acesso em: 8 novembro 2020.

TAIZ, L. et al. **Fisiologia e desenvolvimento vegetal**. Ed. 6, Porto Alegre, 2017.

<<https://www.bdpa.cnptia.embrapa.br/consulta/busca?b=ad&id=1105276&biblioteca=vazio&busca=autoria:%22TAIZ,%20L.%22&qFacets=autoria:%22TAIZ,%20L.%22&sort=&paginacao=t&paginaAtual=1>>. Acesso em: 5 dezembro 2020.

TEDESCO, M. J. et al. **Análises de solo, plantas e outros materiais**. Porto Alegre, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 1995. 174p. (Boletim Técnico de solos, 5).

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

<https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_nlinks&ref=000103&pid=S01006916200500010001200025&lng=en>. Acesso em: 6 fevereiro 2021.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: Novais, R. F.; Alvarez, V. H.; Schaefer, C. E. G. R. (eds). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. v.1, p.1-53.

<https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_nlinks&ref=000095&pid=S01000683200700060001200025&lng=es>. Acesso em: 19 janeiro 2021.

WARRICK, A.W. & NIELSEN, D.R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: Hillel, D., ed. **Applications of soil physics**. New York, Academic Press, 1980.

<[https://scirp.org/\(S\(czeh2tfqyw2orz553k1w0r45\)\)/reference/referencespapers.aspx?referenceid=2159365](https://scirp.org/(S(czeh2tfqyw2orz553k1w0r45))/reference/referencespapers.aspx?referenceid=2159365)>. Acesso em: 28 dezembro 2021.

WHITE PJ, GREENWOOD DJ (2013) Properties and management of cationic elements for crop growth. In: Gregory PJ, **Nortcliff S (eds) Soil conditions and plant growth**. Blackwell Publishing, Oxford, pp 160–194.

<<https://www.publish.csiro.au/CP/CP18324>>. Acesso em: 14 janeiro 2021.