UNIVERSIDADE FEDERAL DA GRANDE DOURADOS

GRADES AMOSTRAIS PARA ANÁLISE DA VARIABILIDADE ESPACIAL DE ATRIBUTOS DO SOLO E A PRODUTIVIDADE DA SOJA

Lourenço Quintão Scalon

DOURADOS MATO GROSSO DO SUL 2024

GRADES AMOSTRAIS PARA ANÁLISE DA VARIABILIDADE ESPACIAL DE ATRIBUTOS DO SOLO E A PRODUTIVIDADE DA SOJA

Lourenço Quintão Scalon

Engenheiro Agrônomo

ORIENTADOR: Prof. Dr. Jorge Wilson Cortez

Dissertação apresentada à Universidade Federal da Grande Dourados, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Agronomia, para obtenção do título de Mestre.

Dourados Mato Grosso do Sul 2024

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP).

S282g Scalon, Lourenço Quintão

GRADES AMOSTRAIS PARA ANÁLISE DA VARIABILIDADE ESPACIAL DE ATRIBUTOS DO SOLO E A PRODUTIVIDADE DA SOJA [recurso eletrônico] / Lourenço Quintão Scalon. -- 2024.

Arquivo em formato pdf.

Orientador: Jorge Wilson Cortez.

Dissertação (Mestrado em Agronomia)-Universidade Federal da Grande Dourados, 2024.

Disponível no Repositório Institucional da UFGD em:

https://portal.ufgd.edu.br/setor/biblioteca/repositorio

1. Geoestatística. 2. Fertilidade do solo. 3. Agricultura de precisão. I. Cortez, Jorge Wilson. II. Título.

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

©Direitos reservados. Permitido a reprodução parcial desde que citada a fonte.

GRADES AMOSTRAIS PARA ANÁLISE DA VARIABILIDADE ESPACIAL DE ATRIBUTOS DO SOLO E A PRODUTIVIDADE DA SOJA

por

Lourenço Quintão Scalon

Dissertação apresentada como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de MESTRE EM AGRONOMIA

Aprovado em: 22/02/2024



Prof. Dr. Jorge Wilson Cortez Orientador – UFGD/FCA

Do cumento- assinudo digitalmente
TATHANA ELISA MASETTO
Dato: 22/02/2024 16:11:15-0300
Verifique em https://validar.kt.gov.br

Profa. Dra. Tathiana Elisa Masetto UFGD/FCA

Documento-assinado digitalmente

GOV. Dr EBER AUGUSTO FERRERA DO PRADO Danie 22/02/2024 15:56:56:0300 Verifique em https://velidar.idi.gov.be

Prof. Dr. Eber Augusto Ferreira do Prado IFMS – Ponta Porã

AGRADECIMENTOS

Á Deus, pela saúde

Ao meu finado pai, Dr. Homero Scalon Filho, minha motivação na conclusão do mestrado

Á minha mãe, Dra. Silvana de Paula Quintão Scalon, por ter sido meu pilar de sustentação, por ter sido meu tudo

Ao meu orientador Dr. Jorge Wilson Cortez, pelos ensinamentos, pela paciência, por me orientar desde a graduação

A minha irmã, Letícia Quintão Scalon, pelo apoio e carinho

Aos meus amigos, Fellipe Penco Faria e Caio Arteman Assis, que são como irmãos que levarei para a vida toda

A UFGD, por toda a trajetória

Dedico

A Fundação Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoa de Nível Superior (CAPES)

A Instituição Fundação Universidade Federal da Grande Dourados (UFGD)

AGRADEÇO

SUMARIO

PÁGINA

RF	ESUMO	vi
AF	SSTRACT	vii
1	INTRODUÇÃO	9
2	REVISÃO DE LITERATURA	9
	2.1 Cultura da soja	9
	2.2 Conceitos de agricultura de precisão	9
	2.3 Amostragem georreferenciada de solo	10
	2.4 Atributos do solo	12
	2.5 Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI)	
3	MATERIAL E MÉTODOS	
	3.1 Local	
	3.3 Equipamentos e insumos para análise do solo	
	3.4 Avaliações do solo	
	3.5 Semeadura da soja e avaliação da produtividade	12
	3.5.1 Índice de vegetação	
	3.5.2 Mapa de produtividade	13
	3.6 Análise de dados dos atributos do solo	13
	3.6.1 NDVI, produtividade e a correlação de Pearson	14
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	15
	4.1 Argila, silte e areia	15
	4.2 Fertilidade do solo	19
	4.2.1 pH	20
	4.2.2 Matéria orgânica	21
	4.2.3 Cálcio	23
	4.2.4 Magnésio	24
	4.2.5 H+Al	26
	4.3 NDVI da cultura da soja e correlações	27
	4.4 Produtividade da cultura da soja e correlações	
5	CONCLUSÕES	
6	REFERÊNCIAS	33

SCALON. L. Q. Grades amostrais para análise da variabilidade espacial de atributos do solo e a produtividade da soja. 43f. 2024. Dissertação (Mestrado em Agronomia). Universidade Federal da Grande Dourados. Dourados-MS.

RESUMO

A agricultura de precisão compreende ferramentas e tecnologias para o uso racional de insumos agrícolas. Para avaliar a variabilidade espacial dos atributos químicos e da granulometria do solo, são utilizadas técnicas de amostragem georreferenciada do solo, que possui relação com a produtividade da cultura. Objetivou-se avaliar malhas amostrais regulares para a determinação de variabilidade espacial dos atributos do solo e suas correlações com NDVI e produtividade da soja. O experimento foi realizado em um talhão de 224 ha de uma fazenda comercial localizada no município de Maracaju – MS, Latossolo Vermelho Distroférrico. Os arranjos amostrais foram gerados por uma grade regular de uma amostra por hectare (1:1), reduzindo a densidade nas demais avaliações (1:2, 1:3, 1:4, 1:5, 1:7, 1:10). Os teores de Ca, Mg, pH CaCl₂, H + Al, Matéria orgânica, Areia, Silte e Argila foram avaliados e os resultados foram submetidos a estatística descritiva, geoestatística, krigagem ordinária e índice kappa. Também foi avaliado o NDVI da cultura da soja de 2022/2023 com base nas imagens disponíveis do satélite Sentinel 2 e sua correlação com os atributos do solo. De acordo com os resultados, o solo da área avaliada é argiloso e todas as grades amostrais apresentaram correlação satisfatória para a produtividade da soja, que variou com o teor de Argila na área. A grade amostral de 1:3 foi satisfatória para avaliar os teores de pH CaCl₂ e Cálcio. As Grades 1:4 e 1:7 foram eficientes para avaliar a Matéria Orgânica; e Magnésio respectivamente. Para o alumínio, todas as grades poderiam ser utilizadas, exceto a grade 1:3.

Palavras-chave: Geoestatística, Fertilidade do solo, Agricultura de precisão

SCALON. L. Q. Sample notes for analyzing the spatial variability of soil attributes and soybean productivity. 43f. 2024. Dissertation (MSc in Agricultural Engineering), Federal University of Grande Dourados, Dourados-MS.

ABSTRACT

Precision agriculture comprises tools and technologies for the rational use of agricultural inputs. Georeferenced soil sampling techniques are employed to evaluate the spatial variability of soil chemical attributes and particle size, which are related to crop productivity. The aim of this study was to assess regular sample grids for determining the spatial variability of soil attributes and their correlations with NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) and soybean productivity. The experiment was conducted in a 224 ha plot of a commercial farm located in Maracaju – MS, with Dystroferric Red Latosol. Sample arrangements were generated using a regular grid with one sample per hectare (1:1), with reduced density in subsequent evaluations (1:2, 1:3, 1:4, 1:5, 1:7, 1:10). Calcium (Ca), Magnesium (Mg), pH CaCl₂, H + Al, Organic Matter, Sand, Silt, and Clay contents were evaluated, and the results underwent descriptive statistics, geostatistics, ordinary kriging, and kappa index. Additionally, the NDVI of the soybean crop for 2022/2023 was assessed based on available Sentinel 2 satellite images and correlated with soil attributes. According to the results, the soil in the evaluated area is clayey, and all sample grids showed satisfactory correlation with soybean productivity, which varied with the Clay content in the area. The 1:3 sample grid was satisfactory for assessing pH CaCl₂ and Calcium levels. The 1:4 and 1:7 grids were efficient for evaluating Organic Matter and Magnesium, respectively. For aluminum, all grids could be used, except the 1:3 grid.

Keywords: Geostatistics, Soil Fertility, Precision Agriculture.

1 INTRODUÇÃO

A agricultura de precisão (AP) baseia-se num conjunto de ferramentas utilizadas para analisar a variabilidade espacial e temporal dos atributos químicos das áreas cultivadas, possibilitando identificar as necessidades nutricionais da cultura e a fertilidade do solo. A AP utiliza-se de tecnologias para maximizar a eficiência, a produtividade e a sustentabilidade.

O histórico da AP remonta as décadas de 1980 e 1990, quando os primeiros sistemas de posicionamento globais foram incorporados à agricultura. Esses sistemas permitiram o mapeamento detalhado da cultura e a orientação precisa dos maquinários agrícolas, o que resultou na redução de sobreposições, em operações com máquinas agrícolas, economia de recursos e maiores eficiências. Com o passar dos anos, outras tecnologias como sensores, drones e sistemas de informações geográficas, foram integrados para criar um conjunto abrangente de ferramentas para a AP.

A AP também desempenha um papel crucial no monitoramento das culturas, identificando pragas, doenças ou deficiências nutricionais de forma antecipada, permitindo intervenções precisas. A coleta de dados em tempo real e a análise detalhada contribuem para a tomada de decisões informadas, aumentando a produtividade e a qualidade dos produtos agrícolas.

A amostragem do solo a partir de grades amostrais é atualmente a principal ferramenta de agricultura de precisão no Brasil. Este processo consiste na divisão da área de interesse em áreas menores, para realização de análises de solo com maior precisão. As grades amostrais tornam possível a análise minuciosa do estudo da variabilidade espacial dos atributos físicos e químicos do solo, tornando possível identificar áreas de menor fertilidade, áreas que demandam cuidados específicos e maior atenção. Todavia, isso gera um custo elevado, fazendo com que produtores optem por maiores grades, gerando menos pontos amostrais ao longo da área.

As grades amostrais são utilizadas para identificar zonas com restrições químicas, que podem afetar o desenvolvimento da cultura, o que torna possível intervir com práticas de manejo específicas para cada zona. Para calcular as áreas não amostradas, as ferramentas geoestatísticas são utilizadas, como a krigagem, para identificar estas zonas. Para viabilizar estes estudos de forma prática, é necessário avaliar o tamanho da

malha, para que seja possível atender a melhor relação de custo – benefício, ou seja, o número de amostras deve atender requisitos técnicos e econômicos para identificar a variabilidade dos atributos e planejar o manejo de insumos.

A fim de executar com maior assertividade a amostragem georreferenciada, podem ser utilizadas tecnologias auxiliares como o sensoriamento remoto e mapas de produtividade, tendo índices de vegetação e produtividade da área como parâmetros para identificar áreas mais específicas para serem analisadas com mais cautela, pois estas ferramentas podem ter relação com deficiências nutricionais do solo.

Portanto, objetivou-se avaliar grades amostrais na determinação da variabilidade espacial de atributos do solo, e sua relação com o NDVI e a produtividade da soja.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Cultura da soja

A soja (*Glycine max L.*) é uma das culturas mais antigas e cultivadas no Brasil e no mundo, sendo um produto indispensável na indústria alimentícia e na formulação de ração para a criação de animais. A área semeada da safra de 2022/2023 atingiu a produção de 154,6 milhões de toneladas do grão, mantendo o Brasil como maior produtor mundial segundo a Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB 2023).

O município de Maracaju-MS é o maior produtor de soja, no estado de Mato Grosso do Sul, destinando suja produção para o mercado nacional e internacional. De acordo com o levantamento do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), o município passou de 187 mil hectares plantados em 2010, para 295 mil hectares plantados em 2021, levando sua produtividade de 583 mil toneladas de soja em 2010, para 1.1 milhões de toneladas em 2021 (IBGE, 2022), tornando o município o maior produtor do estado e 13º maior produtor do Brasil.

2.2 Conceitos de agricultura de precisão

A agricultura de precisão (AP) é uma ferramenta moderna, que utiliza informações detalhadas sobre o solo, as culturas e o clima. Utilizando tecnologias avançadas, como sensores, sistemas de posicionamento global, imagens de satélites e análise de dados, cujo objetivo é tomar decisões mais precisas e eficientes no campo, otimizando o manejo agrícola. É importante entender que a lavoura não é uniforme, podendo haver regiões em que ocorra inundação com facilidade e regiões em que ocorra boa drenagem. Existem lavouras que pode ocorrer variação de solo arenoso para argiloso, ou até mesmo de solos mais ácidos para solos com baixa acidez (Massruhá et al., 2020).

Segundo o Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, a AP é conceituada como um sistema de gerenciamento agrícola, baseado na variação espacial e temporal da unidade produtiva, visando a sustentabilidade e aumento do retorno econômico, sendo seu principal objetivo detectar, monitorar e manejar a variabilidade

espacial e temporal dos sistemas de produção agropecuários (MAPA, 2017). A AP envolve a coleta de dados detalhados sobre as características do solo, como pH, fertilidade, teor de matéria orgânica entre outros atributos. Estas informações são obtidas por meio de técnicas de mapeamento, como amostragem de solo georreferenciada e sensores remotos.

A AP é um conjunto de ferramentas que promove melhorias na gestão dos sistemas de produção com base no reconhecimento de que o potencial das lavouras pode variar, em pequenas distâncias, em poucos metros (Bramley, 2009). Neste contexto, essas ferramentas associadas a tecnologias aplicadas permitem um sistema de gerenciamento agrícola que se baseia na variabilidade espacial e temporal da unidade produtiva, visando o aumento do retorno econômico e a sustentabilidade ambiental.

2.3 Amostragem georreferenciada de solo

O processo de AP inicia-se com o intuito de captar a variabilidade espacial da fertilidade do solo, e em posse das informações obtidas, parte-se para o tratamento direcionado da fertilidade. Valente, Fontenelli, Brasco & Amaral (2018) estudando eficiência de amostragem de grade para a caracterização de elementos químicos no solo, estudaram 3 diferentes estratégias de amostragem. A primeira sendo grade regular 1:1, a segunda 1:4 e a terceira foi amostrado por célula a cada 4 hectares. A amostragem de solo por grades consiste em estabelecer uma grade amostral adequada para o melhor estudo da variabilidade espacial do elemento a ser estudado (Comparim et al., 2023). Nos estudos de variabilidade espacial dos atributos do solo, o esquema amostral é o fator de maior influência na eficiência e no custo da pesquisa. Amostragens em malhas adensadas fornecem maior precisão nas análises de variabilidade espacial, porém apresentam custos mais elevados quando comparados com amostragens com menor densidade de pontos amostrais. Por este motivo, deve-se encontrar um equilíbrio entre um número mínimo de pontos com máximo de representatividade do local amostrado, otimizando o esquema de amostragens e reduzindo os custos (Montanari et al., 2008).

As ações de gestão na agricultura são normalmente precedidas de uma investigação detalhada sobre a lavoura, onde levanta-se informações que expressam as necessidades da cultura. A amostragem de solo pode ser aplicada na investigação dos

mais diversos fatores, como a avaliação de seus parâmetros físicos e químicos. Na AP, essa amostragem tem por finalidade além de trazer os parâmetros agronômicos, também expressar a variabilidade espacial, ou seja, os pontos amostrais possuem coordenadas definidas por um receptor GNSS (Molin et al., 2015), que em português, conhecemos como sistema global de navegação por satélite. Quando as coordenadas geográficas são adicionadas aos locais amostrados, os dados deixam de ser tratados com a estatística clássica, e passa-se a utilizar a geoestatística, onde cada amostra tem sua posição no espaço, e o valor do ponto é influenciado pelo valor de seus vizinhos. Essa influência é maior conforme a proximidade dos pontos (Molin et al., 2015).

O conhecimento da variabilidade dos atributos químicos do solo pode ser aferido por amostragens. A população é a união de indivíduos que compartilham ao menos uma característica em comum. A amostra representa parte dessa população, representando-a como um subconjunto (Guarçoni et al., 2006).

O procedimento realizado em grades regulares é o mais comum, o qual recomenda que a densidade amostral seja de uma amostra por hectare em áreas de produção extensiva de grãos, e em áreas de fruticultura, como os talhões são menores, pode se realizar dezenas de amostras por hectare (Massruhá et al., 2020). O que está de acordo com Valente, (2018), que relata que atualmente, o método mais comum de amostragem de solo é em grade, onde é definido uma malha amostral igualmente espaçada, e georreferenciada, permitindo assim a geração de mapas de distribuição espacial dos parâmetros de interesse.

Nos Estados Unidos da América, estudos da década de 90 já demonstravam a necessidade da utilização de grades inferiores a 1 ha, sendo que grades com dimensões superiores a 1,5 ha já eram consideradas inapropriadas (PIAS, 2016). Cherubin et al. (2015) e Souza et al. (2014) também obtiveram resultados semelhantes aos estudos norte-americanos, todavia, a dificuldade na definição da dimensão da grade amostral ideal ocorre devido ao fato de que os atributos apresentam diferentes escalas de variabilidade espacial no talhão e entre talhões, sendo assim, não é possível generalizar um tamanho de grade amostral ideal para todas as lavouras (Pias, 2016).

A amostragem em grade se define com o estudo da variabilidade espacial do elemento a ser estudado (Lopes et al., 2020). Segundo Cherubin et al. (2015), quando se deseja avaliar a qualidade de um estudo da distribuição espacial dos atributos do solo, deve-se definir uma grade amostral adequada. Segundo Grego et al. (2014), os locais não amostrados são determinados a partir dos pontos amostrados, que tem valor conhecido,

com uso de ferramentas de interpolação, como o que ocorre com os interpoladores geoestatísticos.

2.4 Atributos do solo

Para conhecer o solo e suas necessidades, é importante estudar também seus atributos físicos e químicos. A granulometria do solo está relacionada com a porcentagem de argila, silte e areia que é encontrada numa determinada massa de solo, o qual tem sua origem na decomposição da rocha pela ação de processos físicos, químicos e biológicos, que com o passar do tempo, transformam-se em partículas com tamanho e composição que variam de um local para o outro, destacando-se entre argila, silte e areia (Bassoi e Soares, 2011)

Com a determinação da textura do solo, é possível inferir uma estimativa indireta sobre outros fatores, como a dinâmica da água, resistência do solo, grau de compactação, capacidade de troca de cátions, dosagens de nutrientes e corretivos (Centeno et al., 2017).

Os atuais sistemas de manejo do solo tornaram os solos produtivos independente de sua textura. Segundo Santos et al. (2003), a produtividade da soja apresentou resultados superiores em solos de textura média e arenosa quando comparados com os argilosos. Esse resultado, foi atribuído ao fato de que solos mais arenosos tendem a causar maior infiltração de água em solos estabelecidos em regiões com maior índice pluviométrico, pois possuem melhores características para drenagem.

Neste sentido, o conhecimento dos atributos químicos do solo é necessário, inclusive para a escolha do fertilizante que será aplicado. O potencial produtivo do solo pode ser limitado devido a acidificação Meng et al. (2019). Neste contexto, a calagem é a principal prática agrícola utilizada, pois ela tem a capacidade de neutralizar a acidez do solo, restaurar a capacidade produtiva, aumentar a concentração de nutrientes e reduzir elementos tóxicos (Li et al., 2019; Bossolani et al., 2021).

As propriedades do solo também podem ser beneficiadas por práticas agrícolas como o plantio direto da soja, que proporciona ganhos de produtividade e melhorias nas propriedades do solo, principalmente na região do Cerrado (Ferreira et al., 2018; Fujisaki et al., 2018). O estudo da variabilidade espacial dos atributos do solo

assume papeis importantes nos indicativos de alternativas de manejo (Freire, 2023), onde o crescimento e desenvolvimento da cultura pode ser influenciado por alterações químicas do solo, ou seja, a maximização da produtividade só é possível quando os nutrientes estão disponíveis para atender a demanda da cultura (Thapa et al., 2021).

Lopes et al. (2020) em sua revisão observaram que a geoestatística é muito utilizada nos estudos da dependência espacial dos atributos físico-químicos do solo e da produtividade das culturas. A partir da geoestatística é possível construir mapas de isolinhas com o nível de detalhe desejável para maior compreensão das relações soloplantas e com isso, indicar os manejos adequados de forma localizada, considerando a variabilidade espacial das características do solo. Entretanto, a configuração amostral utilizada pode afetar a dependência e as estimativas espaciais de valores não amostrados e, posteriormente, a credibilidade dos resultados apresentados pelos mapas temáticos construídos (Kestring et al., 2015).

Neste contexto, Comparin e Cortez (2023) com base em sua revisão, mostram que a qualidade de um estudo da distribuição espacial de atributos do solo depende de uma grade amostral adequada. Observaram também que os locais não amostrados são determinados a partir de interpolação, como ocorre com os interpoladores geoestatísticos, a exemplo da Krigagem. Este método de interpolação tem como finalidade estimar os locais não amostrados com base nos pontos conhecidos, utilizando a dependência espacial entre as amostras, as quais são estimadas pela validação dos variogramas, que correlaciona a variância entre os locais conhecidos com a distância física dentre eles.

2.5 Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI)

O NDVI é composto por uma razão da soma pela diferença entre dados de dois espectros de reflectâncias das ondas eletromagnéticas (Vian et al., 2018). Esse índice resulta em um valor de escala de -1 a 1, sendo o -1 para água, próximo de zero (0) para solo exposto, e próximo de +1 indicando a presença de vegetação (Fontgalland et al., 2023). Estes valores adimensionais, representam o grau de vigor expresso pela vegetação.

Os maiores valores do NDVI representam o gradiente entre a reflectância do infravermelho com o vermelho, indicando assim, maior quantidade de clorofila e matéria seca e, como consequência, maior potencial produtivo da planta (Rissini et al., 2015).

As características de reflectância do espectro eletromagnético podem ser melhor avaliadas combinando matematicamente bandas espectrais diferentes, através da atividade da vegetação, combinando a faixa visível e a faixa do infravermelho próximo (NIR), denominadas como índice de vegetação (Santos et al., 2021). Através de imagens obtidas de satélites, as informações do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) são retiradas das imagens orbitais, possibilitando estimar a relação entre o NDVI e a produtividade (Romansini et al., 2020).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Local

O experimento foi desenvolvido em um talhão de 224 ha localizada no município de Maracaju, situado no Sudoeste do estado de Mato Grosso do Sul, região Centro-Oeste do Brasil. Esta região localiza-se na latitude 21° 42' 59" de Sul e longitude 55° 31' 36" de Oeste, com altitude média de 533 m, com valores variando entre 509 à 548 m (FIGURA 1) e apresentando declividade média de 1,33%.

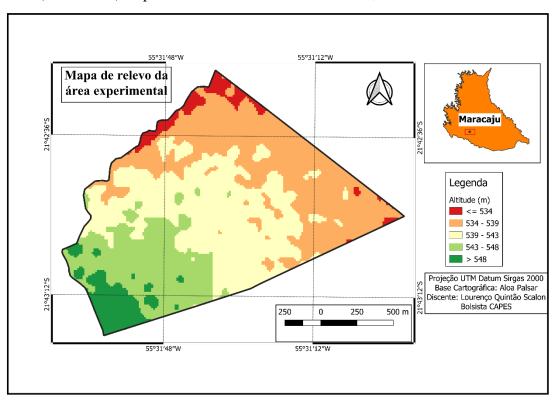


FIGURA 1. Mapa temático da localização da pesquisa e a altitude da área.

O experimento foi instalado em um ambiente de solo classificado como Latossolo Vermelho distroférrico (LVdf) conforme classificação de Santos et al. (2018). Essa área possui teor médio de argila de 72%, com valores variando entre 65 e 76%.

O clima do local segundo a classificação do Instituto Brasileiro de Geografia e estatística (IBGE) é clima tropical subsequente em área de transição com clima tropical quente (IBGE, 2006). A precipitação e temperatura média durante as amostragens encontram-se na (FIGURA 2)

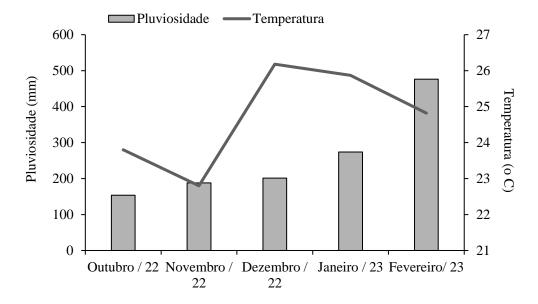


FIGURA 2. Gráfico de precipitação acumulada e temperatura média para meses de 2022/2023. Fonte: Agritempo (2023).

3.2 Esquema amostral

O planejamento amostral foi realizado com aplicação de grade amostral regular com a maior densidade amostral, 1:1, ou seja, 1 amostra para 1 há, sendo 224 pontos oriundos da grade regular (FIGURA 3).

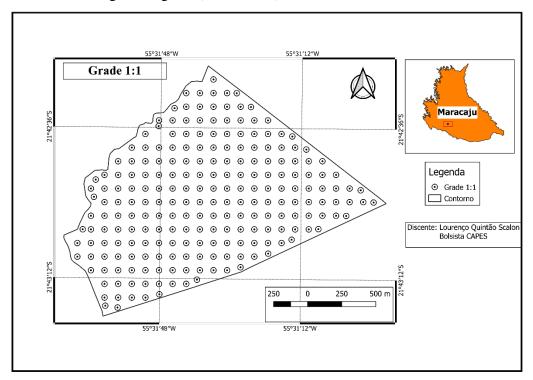


FIGURA 3. Mapa temático com os pontos amostrais grade 1:1.

As demais grades com as variações de pontos estão dispostas na Figura 4 (grade 1:2; 1:3; 1:4; 1:5; 1:7 e 1:10) e no Quadro 1 com o quantitativo de pontos em cada grade estudada. Para se fazer a exclusão dos pontos da grade 1:1 e se chegar as demais grades foi gerado uma grade amostral regular no formato de quadrícula, conforme a grade pretendida. Com a geração da quadrícula, observou-se e realizou-se a exclusão dentro de cada, tentando manter a mesma quantidade de pontos e distribuição. Assim, as grades resultantes, podem ser consideradas como grades regulares com distribuição aleatória dos pontos dentro da quadrícula.

QUADRO 1. Quantitativos de pontos nas grades amostrais.

Parâmetros				Grade			
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10
Total	224	112	75	56	45	32	22

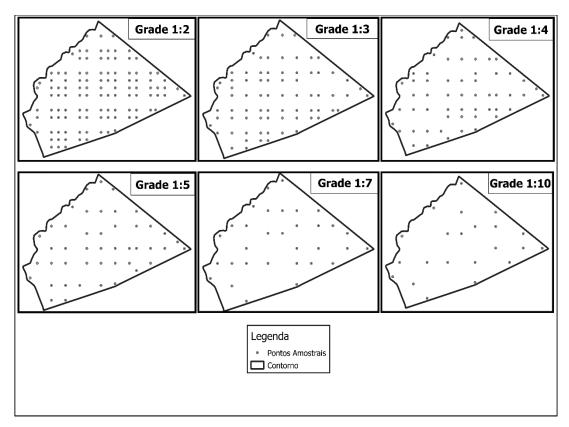


FIGURA 4. Grades amostrais utilizadas no trabalho.

3.3 Equipamentos e insumos para análise do solo

A coleta georreferenciada de amostragem de solo (21/08/2021 – 30/08/2021) foi realizada com uso de uma broca helicoidal de 1 polegada e capacidade de 60 cm de

profundidade acionada por um motor estacionário Buffalo 4.0, sendo este conjunto denominado de Solo Drill[®]. O conjunto de amostragem estava acoplado ao quadriciclo, modelo, Honda 4x4 Fourtrax[®] (17,78 Kw (26,9 Cv), 6.250 rpm). Para realizar a navegação das amostras no campo utilizou-se um receptor GNSS (*Global Navigation Satellite System*) operando com código C/A (*Course Aquisition*).

3.4 Avaliações do solo

As amostras de solo foram coletadas a partir de 8 subamostras por ponto e identificadas com etiquetas contendo o número dos pontos, ID. Posteriormente, as análises foram realizadas em um laboratório comercial de análise de solo (Laboratório de Análise, Consult. E Informática Ltda ME) seguindo protocolo do Programa de Análise de Laboratórios de Fertilidade da Embrapa (PAQLF).

Os atributos químicos (pH CaCl₂, matéria orgânica, Ca, Mg, Al+H) e granulométricos (argila, silte e areia) foram avaliados segundo a metodologia de Teixeira et al. (2017).

3.5 Semeadura da soja e avaliação da produtividade

A área experimental foi previamente dessecada quinze dias antes da semeadura. Na semeadura (12 a 14/10/2022) foram utilizadas sementes de soja da variedade BMX COMPACTA IPRO, desenvolvida pela empresa Brasmax Genética. O ciclo de maturação dessa variedade é de 129 dias (variedade de ciclo médio), com uma densidade de 14 sementes por metro em espaçamento de 0,50 m entre linhas, recomendado para a região, população esperada de 280.000 plantas por hectares. A adubação de semeadura foi com 200 kg ha⁻¹ do formulado 02-23-23 (N-P-K) e em cobertura 150 kg ha⁻¹ de KCl.

Por meio do controle químico conforme recomendações agronômicas, os talhões foram mantidos livres de pragas, doenças e plantas daninhas durante toda a safra.

3.5.1 Índice de vegetação

Para analisar o componente de produção vegetal, foi realizado o processamento do NDVI da cultura da soja cultivada na safra 2022/2023. Assim para o cálculo do NDVI da soja foram obtidas as imagens do satélite Sentinel 2, sendo baixado o produto L2A, das datas de 04/11/2022, 24/11/2022, 09/12/2022, 29/12/2022,

18/01/2023. Após o processamento das imagens, foi realizado a interpolação dos dados pelo complemento Smart-Map do QGIS (Pereira et al., 2022) na resolução de 10 m, a mesma dos atributos avaliados. Após este processamento, a camada foi vetorizada na mesma grade dos atributos avaliados.

3.5.2 Mapa de produtividade

O mapa de produtividade foi retirado do monitor da colhedora, e posteriormente foi efetuado a filtragem dos dados, retirando dados discrepantes, como os valores iguais a zero, valores muito acima do observado normalmente, ocasionados por erros conhecidos, a exemplo das interferências de sinais de GNSS, tempo de enchimento, operador colhendo com meia plataforma ou demais erros que ocasionam em dados irreais.

Após esta etapa, os dados foram interpolados utilizando o complemento Smart-Map do QGIS (Pereira et al., 2022), gerando o mapa de produtividade da área.

3.6 Análise de dados dos atributos do solo

Os dados foram inicialmente submetidos à análise descritiva para obtenção da média, desvio padrão e coeficiente de variação.

Para confecção dos mapas de distribuição espacial dos atributos foi utilizado o complemento do QGIS o Smart-map (Pereira et al., 2022) e selecionou-se a opção "eliminar outliers" que faz uma análise da variável em estudo e verifica a possibilidade de dados discrepantes. Após a obtenção do semivariograma, procedeu-se a validação cruzada e a interpolação por Krigagem.

O modelo matemático que mais se adequou aos atributos do solo foi o modelo esférico (Silva Neto et al., 2020)., $y(h) = C0 + C_1 \cdot \left[\frac{3}{2} \cdot (\frac{h}{a}) - \frac{1}{2} \cdot (\frac{h}{a})^3\right]$, em que:

a - Alcance

C₀ – Efeito pepita

C1 – Patamar

h – Distância entre dois pontos demarcados no plano ou no espaço.

O modelo de semivariogramas foram selecionados com base no menor valor de soma dos quadrados dos resíduos (SQR), e maior coeficiente de determinação (R²) (Dalchivon et al., 2017). Após a escolha do modelo, foi posto a prova por meio da validação cruzada, observando os valores do coeficiente angular da reta (a), o qual mais

próximo de 1, melhor a validação do modelo do semivariogramas. O interpolador utilizado foi a krigagem ordinária, isotrópica, com raio de busca igual ao alcance (a) e vizinhança de 16 dados e foi realizado na resolução de 10 m, a mesma utilizada dos índices de vegetação (Comparin et al., 2023).

Foi realizado o cálculo do índice kappa conforme Cohen (1960) para comparação dos mapas em relação a cada grade amostral, onde valores maiores que 0,7 representam excelente concordância, valores abaixo de 0,40 representam baixa concordância e entre 0,40 e 0,7 indicam concordância razoável.

3.6.1 NDVI, produtividade e a correlação de Pearson

Após o processamento da imagem do NDVI de 09 de dezembro de 2022, quando a cultura se apresentava no estádio fenológico R2 (Trindade et al., 2019) foi realizado a interpolação dos valores de NDVI pelo complemento Smart-Map do QGIS (Pereira et al., 2022), na resolução de 10 m, a mesma dos atributos avaliados. Em seguida, a camada foi vetorizada na mesma grade dos atributos avaliados. Em seguida, foi realizada a classificação do mapa temático nas mesmas classes feita com o NDVI da cultura da soja sendo as 5 classes com valores de 0 a 1 com intervalo entre classes de 0,2 unidade.

Os dados provenientes desse processamento possuem então o mesmo posicionamento geográfico dos atributos de solo avaliados. Assim foram constituídos os mesmos 22798 dados. A partir desses dados, foi realizado a correlação entre os atributos, pH, CaCl₂, MO, Mg, Ca, Ca + Mg, argila, areia e silte com NDVI em todos os arranjos amostrais. O coeficiente de correlação de Pearson (r) foi classificado de acordo com Ferreira (2018).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Argila, silte e areia

Baseado nos teores médios de argila, silte e areia (QUADRO 2), o solo da região pode ser classificado como muito argiloso, segundo o triângulo textural (Souza e Lobato, 2004), pois para estarem enquadrados nesta classe, os teores de argila partem de 60%, conforme observado na Figura 5, independente da grade amostral. As maiores variações na distribuição espacial da granulometria do solo foram encontradas para areia, com coeficiente de variação variando de 27,07% a 8,75%, seguido do silte, variando de 8,61% a 3,96% e argila, variando de 4,33% a 2,44% (QUADRO 2). Segundo Warrick e Nielsen (1980), o CV é baixo quando for inferior a 10%, médio quando estiver entre 10% e 60% e muito alto quando estiver acima de 60%.

QUADRO 2. Estatística descritiva da areia (%), argila (%) e silte (%) para as grades amostrais utilizadas.

Parâmetros	Grades amostrais									
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10			
			Areia							
Média	10,56	10,31	10,30	10,15	10,23	10,58	10,84			
DP^1	2,86	2,54	2,52	2,39	2,52	1,86	0,94			
$CV (\%)^2$	27,07	24,61	24,49	23,56	24,62	17,60	8,75			
			Argila							
Média	71,42	71,92	71,87	72,09	71,67	71,19	71,18			
DP^1	3,09	2,42	2,34	2,02	2,36	1,74	2,32			
$CV (\%)^2$	4,33	3,36	3,26	2,80	3,29	2,44	3,27			
			Silte							
Média	18,00	17,72	17,81	17,76	18,13	18,17	17,88			
DP^1	1,09	0,79	0,70	0,90	0,89	0,99	1,54			
CV (%) ²	6,05	4,49	3,96	5,07	4,92	5,48	8,61			

⁽¹⁾ DP: desvio padrão; (2) CV (%): coeficiente de variação.

Um parâmetro que indica o ajuste adequado dos modelos é o Coeficiente Angular da reta (a), que foi obtido por meio da validação cruzada dos dados (Quadro 3). Valores próximos a 1 caracterizam o modelo como mais eficiente para expressar o fenômeno estudado (Alho et al., 2014).

Observa-se que para o atributo argila (QUADRO 3) à medida que foi reduzindo a grade amostral (de 1:1 para 1:10), aumentando a distância entre os pontos, os coeficientes angulares foram reduzindo, mostrando que quanto menor a grade amostral (mais pontos por hectare), maior a confiabilidade do modelo.

QUADRO 3. Parâmetros geoestatísticos e Kappa para argila.

Parâmetros	Grade							
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10	
Modelo	Esférico							
C_0	13,20	6,55	6,77	7,40	5,64	10,28	12,20	
$C_0 + C_1$	31,19	16,70	16,54	16,35	18,09	16,83	11,09	
A	1286,00	1150,45	1169,34	1304,34	1274,98	1196,59	340,93	
a	1,00	0,92	0,94	0,83	0,85	0,83	0,67	
Kappa	1,0	0	0	0	0	0	0	
%	100	99,64	99,64	99,64	99,64	99,64	99,64	

⁽C₀) – Efeito pepita; (C₀ + C₁) – Patamar; (A) – Alcance (m); (a) - Coeficiente angular, validação cruzada. ** Significativo pelo teste z a nível de significância de 1%'

De maneira semelhante à argila, ao avaliar o teor de areia e de silte observa-se que a redução da grade amostral também reduziu os coeficientes angulares (QUADROS 4 e 5). Quanto ao índice Kappa, observa-se que quanto menor a quantidade de pontos amostrais, os índices apresentam-se menores, mostrando que há maior diferença entre os mapas. Para argila, observa-se no mapa (FIGURA 5) uma pequena área com solo menos argiloso, que se perde com a redução dos pontos nas amostras das demais grades.

QUADRO 4. Parâmetros geoestatístico, Kappa e áreas calculadas para a areia.

Parâmetros			Grade	Grade				
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10	
Modelo	Esférico							
C_0	4,86	2,75	2,83	2,12	1,32	4,77	8,70	
$C_0 + C_1$	20,54	15,52	15,10	14,52	15,19	13,76	10,25	
A	1286,00	1296,92	1296,76	1304,34	1274,98	1196,59	1144,95	
a	0,94	0,90	0,88	0,77	0,70	0,64	0,69	
Kappa	1,0	0.03	0,25	0,20	0,26	0	0	
%	100	94.63	93,96	94,10	93,48	95,15	95,15	
Classes				Áreas				
1: <15	213,41	222,54	216,30	217,88	214,33	224	224	
2: 15 a 70%	10,86	1,73	7,97	6,39	9,94	0	0	
3: >70%	0	0	0	0	0	0	0	

 $⁽C_0)$ – Efeito pepita; $(C_0 + C_1)$ – Patamar; (A) – Alcance (m); (a) - Coeficiente angular, validação cruzada.

QUADRO 5. Parâmetros geoestatísticos e Kappa para silte.

Parâmetros				Grade				
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10	
Modelo	Esférico							
C_0	5,01	4,16	3,86	3,99	3,04	3,11	1,17	
$C_0 + C_1$	7,38	5,05	4,50	4,89	4,78	5,25	4,26	
A	1286,00	650,74	1296,76	1304,34	1274,98	1196,59	734,00	
a	1,12	0,61	0,55	0,54	0,42	0,42	0,47	
Kappa	1,0	-	-	-	-	-	-	
%	100	100	100	100	100	100	100	

 $⁽C_0)$ – Efeito pepita; $(C_0 + C_1)$ – Patamar; (A) – Alcance (m); (a) - Coeficiente angular, validação cruzada. ** Significativo pelo teste z a nível de significância de 1%

O teor de areia na área é baixo com valores menores de 15%, ressaltando que nas grades inferiores de 1:1 a 1:5 é possível observar pequenas áreas com teor de argila superior, conforme observado na Figura 6.

Em relação ao silte, os teores não variaram em função da grade amostral, sendo a área é constituída por teores inferiores a 40%, (FIGURA 7). Para silte, todos os mapas mostraram-se idênticos, não variando conforme a redução das grades. Isso ocorreu devido aos baixos teores deste atributo no solo.

Para areia (FIGURA 6), observa-se uma área com teores mais baixos deste elemento, que também foram sumindo com a redução da grade amostral.

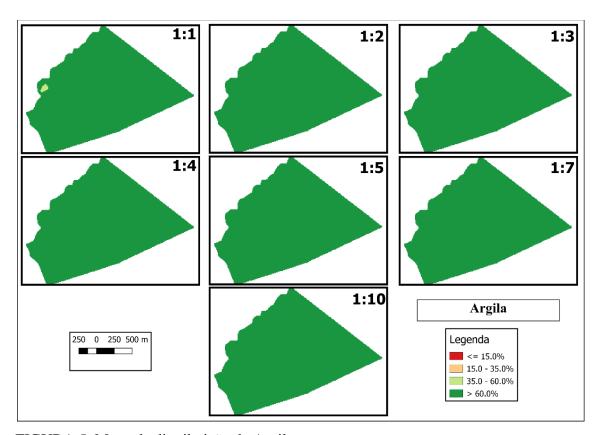


FIGURA 5. Mapa de distribuição de Argila

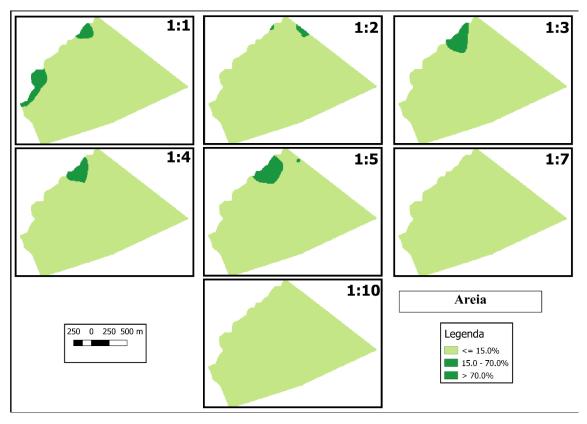


FIGURA 6. Mapa de distribuição de Areia

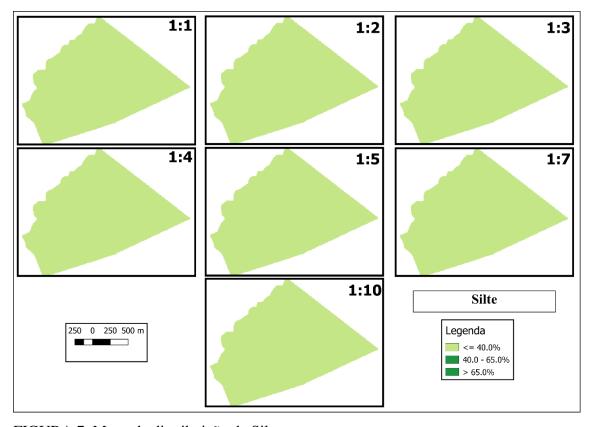


FIGURA 7. Mapa de distribuição de Silte.

4.2 Fertilidade do solo

As maiores variações dos atributos químicos do solo do talhão foram encontradas para o cálcio (Ca), com coeficiente de variação de 48,93% a 39,80%, seguido do magnésio (Mg), que variou de 21,59% a 15,51% (QUADRO 6). Pode ser visto variação média para H + Al, variando de 11,58% a 9,19%, seguido da matéria orgânica (MO), que variou de 10,59% a 6,34%, e baixa para o pH, variando de 5,43% a 2,93% (QUADRO 6). Essa variação entre os pontos amostrais do cálcio e magnésio pode ter ocorrido devido a forma de aplicação do calcário, o que faz com que os resultados de alta variabilidade de Ca e Mg e baixa variabilidade de pH encontrados corroborem com Matias et al., (2019).

QUADRO 6. Estatística descritiva do pH CaCl₂, MO, Ca, Mg, H+Al

		Grade				
1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10
		pHCaCl ₂				
4,86	4,86	4,87	4,87	4,86	4,85	4,87
0,26	0,23	0,19	0,22	0,22	0,19	0,14
5,43	4,78	3,92	4,53	4,71	4,05	2,93
		MO (g/dm ³)				
38,67	38,55	38,56	38,78	39,11	39,34	39,53
3,52	3,90	3,46	3,97	4,14	3,61	2,50
9,10	10,13	8,97	10,25	10,59	9,04	6,34
		Ca (cmol _c dm ³)				
4,98	4,88	4,86	4,88	4,87	4,83	5,08
2,44	2,33	2,21	2,25	2,13	2,01	2,02
48,93	47,71	45,44	46,21	43,80	41,67	39,80
		Mg (cmol _c dm ³)				
1,59	1,60	1,57	1,58	1,57	1,61	1,66
0,34	0,32	0,30	0,27	0,29	0,25	0,25
21,59	20,33	19,33	17,17	18,79	15,73	15,51
		H+AL				
		(cmol _c dm ³)				
6,83	6,85	6,84	6,82	6,85	6,89	6,75
0,79	0,70	0,62	0,74	0,77	0,74	0,74
11,58	10,24	9,19	10,91	11,23	10,75	11,08
	4,86 0,26 5,43 38,67 3,52 9,10 4,98 2,44 48,93 1,59 0,34 21,59	4,86 4,86 0,26 0,23 5,43 4,78 38,67 38,55 3,52 3,90 9,10 10,13 4,98 4,88 2,44 2,33 48,93 47,71 1,59 1,60 0,34 0,32 21,59 20,33 6,83 6,85 0,79 0,70	1:1 1:2 1:3 4,86 4,86 4,87 0,26 0,23 0,19 5,43 4,78 3,92 MO (g/dm³) 38,67 38,55 38,56 3,52 3,90 3,46 9,10 10,13 8,97 Ca (cmol _c dm³) 4,98 4,88 4,86 2,44 2,33 2,21 48,93 47,71 45,44 Mg (cmol _c dm³) 1,59 1,60 1,57 0,34 0,32 0,30 21,59 20,33 19,33 H+AL (cmol _c dm³) 6,83 6,85 6,84 0,79 0,70 0,62	1:1 1:2 1:3 1:4 pHCaCl ₂ 4,86 4,86 4,87 4,87 0,26 0,23 0,19 0,22 5,43 4,78 3,92 4,53 MO (g/dm³) 38,67 38,55 38,56 38,78 3,52 3,90 3,46 3,97 9,10 10,13 8,97 10,25 Ca (cmol _c dm³) 4,98 4,88 4,86 4,88 2,44 2,33 2,21 2,25 48,93 47,71 45,44 46,21 Mg (cmolc dm³) 1,59 1,60 1,57 1,58 0,34 0,32 0,30 0,27 21,59 20,33 19,33 17,17 H+AL (cmol _c dm³) 6,83 6,85 6,84 6,82 0,79 0,70 0,62 0,74	1:1 1:2 1:3 1:4 1:5 pHCaCl ₂ 4,86 4,86 4,87 4,87 4,86 0,26 0,23 0,19 0,22 0,22 5,43 4,78 3,92 4,53 4,71 MO (g/dm³) 38,67 38,55 38,56 38,78 39,11 3,52 3,90 3,46 3,97 4,14 9,10 10,13 8,97 10,25 10,59 Ca (cmole dm³) 4,98 4,88 4,86 4,88 4,87 2,44 2,33 2,21 2,25 2,13 48,93 47,71 45,44 46,21 43,80 Mg (cmole dm³) 1,59 1,60 1,57 1,58 1,57 0,34 0,32 0,30 0,27 0,29 21,59 20,33 19,33 17,17 18,79 H+AL (1:1 1:2 1:3 1:4 1:5 1:7 pHCaCl ₂ 4,86 4,87 4,87 4,86 4,85 0,26 0,23 0,19 0,22 0,22 0,19 5,43 4,78 3,92 4,53 4,71 4,05 MO (g/dm³) 38,67 38,55 38,56 38,78 39,11 39,34 3,52 3,90 3,46 3,97 4,14 3,61 9,10 10,13 8,97 10,25 10,59 9,04 Ca (cmolc dm³) 4,98 4,88 4,86 4,88 4,87 4,83 2,44 2,33 2,21 2,25 2,13 2,01 48,93 47,71 45,44 46,21 43,80 41,67 Mg (cmolc dm³) 1,59 1,60 1,57 1,58 1,57 1,61 0,34 0,32 0,30

Observa-se assim, que as variações de H+Al, MO e pH foram baixas, entretanto, as de Ca e Mg foram médias segundo critério de Warrick e Nielsen (1980) o qual determina que CV inferior a 10% é considerado baixo, médio quando estiver entre 10% e 60%, e muito alto quando estiver acima de 60%.

De modo geral, os coeficientes de variação reduziram conforme o aumento da grade devido à redução de pontos amostrais, os quais reduzem os valores a serem

comparados. Cherubin et al. (2014) ressaltam a importância de se utilizar menores malhas amostrais, reduzindo a distância entre as amostras, gerando mais amostras na área, para que se torne possível extrapolar um modelo confiável de variabilidade espacial dos atributos do solo.

Todos os atributos avaliados neste trabalho foram separados nas classes 1, 2 3, 4 e 5 que segundo Souza e Lobato (2004), representam valores muito baixo, baixo, médio, bom e muito bom. Os valores dos Quadros de 12 a 16 correspondem a área do talhão representando a classe de cada atributo.

Para cada grade, houve uma diferença na área, que com a diminuição dos pontos amostrais, o programa calculava pelo vizinho mais próximo, estabelecendo uma média dos dados (Pereira et al., 2019).

4.2.1 pH

Os mapas de fertilidade apresentaram melhores ajustes no modelo esférico (QUADRO 7), e esse resultado corrobora os resultados encontrados por Santos (2017). Neste sentido, o pH (QUADRO 7) poderia ser amostrado em até uma amostra para cada 3 hectares,

QUADRO 7. Parâmetros geoestatísticos e Kappa para pHCaCl₂

Parâmetros	Grade							
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10	
Modelo	Esférico							
C_0	0,019	0,02	0,04	0,02	0,00	0,00	0,06	
$C_0 + C_1$	0,27	0,10	0,11	0,13	0,09	0,09	0,04	
A	1286,00	1296,92	1161,41	1304,34	127,98	1196,59	720,76	
a	0,99	1,00	1,04	0,99	0,80	0,85	0,76	
Kappa	1,00	0,80	0,71	0,69	0,61	0,53	0,26	
% de acertos	100	89,20	83,96	82,85	78,32	73,59	58,38	

 $\overline{(C_0)}$ – Efeito pepita; $\overline{(C_0 + C_1)}$ – Patamar; $\overline{(A)}$ – Alcance (m); $\overline{(a)}$ - Coeficiente angular, validação cruzada.

Os mapas de pH (FIGURA 8), percebe-se pelos números do Quadro 8 que houve diferença de 40 hectares na classe 2 e a classe 4 desapareceu, comparando a grade 1:1 com a 1:10 (FIGURA 8), apresentando boa concordância Cohen (1960) somente até a grade 1:3 (QUADRO 8).

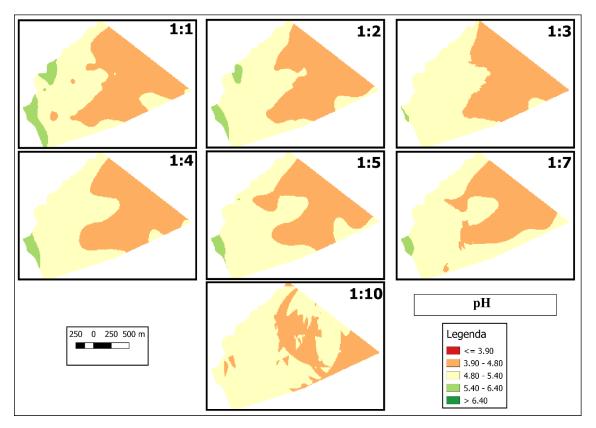


FIGURA 8. Mapa de distribuição de pH. Legenda baseada em Souza e Lobato (2004).

QUADRO 8. Distribuição da área (ha) por classes de pH.

Classes	рН									
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10			
1 (<= 3,90)	0	0	0	0	0	0	0			
2(3,90-4,80)	107,07	102,08	103,09	100,46	95,28	90,42	65,22			
3(4,80-5,40)	99,01	109,91	115,26	113,01	121,50	121,27	150,53			
4(5,40-6,40)	13,76	6,68	0,24	4,82	3,67	2,89	0			
5 (> 6,40)	4,43	5,6	5,92	11,9	3,82	9,69	8,52			

4.2.2 Matéria orgânica

Para matéria orgânica, ao analisar os mapas (FIGURA 9), pode-se observar que a redução da densidade amostral impactou visualmente na classe 3, e quando comparado a grade de 1:1 com a grade de 1:5, nota-se diferença de 26 hectares da classe 3, que acabaram sendo elevados para a classe 4 (QUADRO 10), reduzindo o índice de kappa a um nível médio, o que nos mostra que apesar do solo apresentar bons índices de matéria orgânica, o modelo só apresenta boa concordância até a grade amostral de 1:4 Cohen (1960).

QUADRO 9. Parâmetros geoestatísticos e Kappa para matéria orgânica.

Parâmetros	Grade							
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10	
Modelo	Esférico							
C_0	8,70	5,35	6,08	2,16	0,77	2,00	7,58	
$C_0 + C_1$	29,49	31,31	28,52	34,07	32,65	29,41	14,63	
A	126,00	1296,92	1296,76	1304,34	124,98	1196,59	657,13	
a	1,03	0,92	0,82	0,68	0,65	0,70	0,76	
Kappa	1,00	0,87	0,83	0,80	0,68	0,58	0,66	
% de acertos	100	94,30	92,45	90,84	84,26	80,18	83,71	

 $\overline{(C_0)}$ – Efeito pepita; $\overline{(C_0 + C_1)}$ – Patamar; $\overline{(A)}$ – Alcance $\overline{(m)}$; $\overline{(a)}$ – Coeficiente angular, validação cruzada.

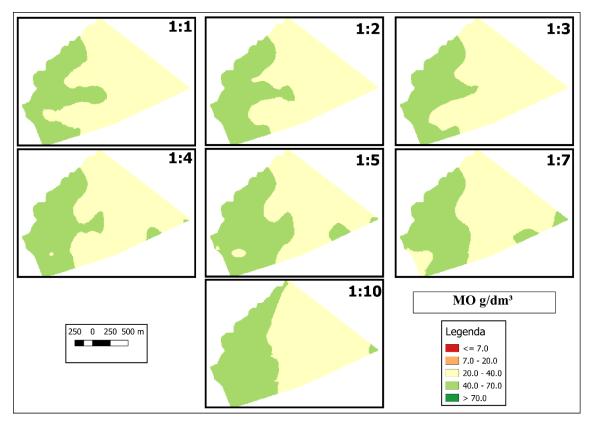


FIGURA 9. Mapa de distribuição de matéria orgânica.

QUADRO 10. Quadro de distribuição da área por classes de matéria orgânica.

Classes	M.O.							
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10	
1 (<= 7)	0	0	0	0	0	0	0	
2(7-20)	0	0	0	0	0	0	0	
3(20-40)	149,9	145,09	149,67	139,55	123,46	133,47	128,01	
4(40-70)	74,88	78,42	74,56	84,41	101,45	90,70	96,20	
5 (> 70)	0	0	0	0	0	0	0	

4.2.3 Cálcio

Os valores de cálcio não foram encontrados na classe 1 (< 0,4). Já para a classe 2, quase não houve distribuição de cálcio, presente apenas entre 0,58 e 0,13 hectares, nas grades de 1:1 e 1:10 respectivamente.

Para o cálcio, observa-se na Figura 10, e no Quadro 11, que a maior parte da área em estudo, se enquadrou na classe 5 que representa os maiores valores de cálcio, variando de 128,93 a 143,28 ha, nas grades de 1:1 e 1:10 respectivamente.

Para o atributo Cálcio, observando a Figura 10, percebe-se que a classe 3 (1,2 a 2,4) reduziu muito sua área na grade 1:10, o que podemos observar analisando a classe 3 no quadro 11, onde de 6,99 ha originais, na amostragem de 1:10, caiu para 0,96 ha, onde o índice kappa apresenta-se com boa concordância Cohen (1960) somente até a grade 1:3 (QUADRO 11).

QUADRO 11. Parâmetros geoestatísticos e Kappa para cálcio.

Parâmetros	Grade								
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10		
Modelo	Esférico								
C_0	0	0	0	0	0	0	0		
$C_0 + C_1$	8,43	7,66	8,01	8,85	6,93	7,85	3,85		
A	1286,00	1296,92	1296,76	1304,34	1274,98	1196,59	748,72		
a	0,96	0,96	1,01	0,97	0,96	0,98	0,98		
Kappa	1,00	0,81	0,74	0,69	0,66	0,64	0,66		
% de acertos	100	90,08	86,38	83,92	82,26	81,60	83,33		

 $\overline{(C_0)}$ – Efeito pepita; $\overline{(C_0 + C_1)}$ – Patamar; $\overline{(A)}$ – Alcance (m); $\overline{(a)}$ - Coeficiente angular, validação cruzada.

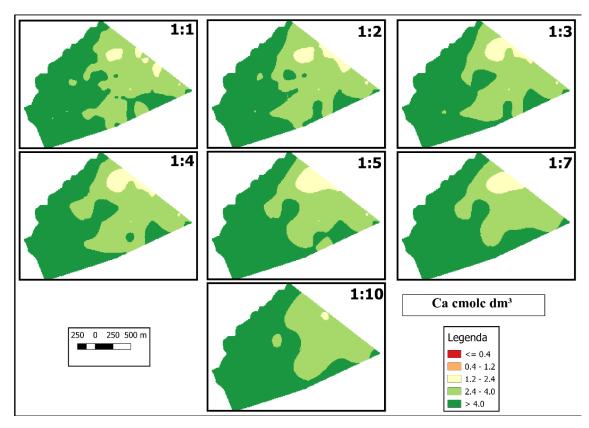


FIGURA 10. Mapa de distribuição de cálcio

QUADRO 12. Quadro de distribuição da área (ha) por classes de cálcio.

Classes				Cálcio			
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10
1 (<= 0,4)	0	0	0	0	0	0	0
2(0,4-1,2)	0,58	0,43	0,53	0,51	0,33	0,17	0,13
3(1,2-2,4)	6,99	9,97	11	11,39	12,65	10,73	0,96
4(2,4-4)	87,77	94,63	87,16	92,11	79,89	76,38	79,9
5 (>4)	128,93	119,24	125,58	120,26	131,400	136,99	143,28

4.2.4 Magnésio

Para o magnésio, percebe-se diferença na distribuição espacial da classe 4 (FIGURA 11), nota-se que houve diferença de quase 20 hectares que sairam da classe 4, e fora, adicionadas a classe 5 (QUADRO 14), sendo o índice kappa apresentando boa correlação Cohen (1960) até a grade de 1:7 (QUADRO 13).

QUADRO 13. Parâmetros geoestatísticos e Kappa para magnésio.

Parâmetros	Grade							
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10	
Modelo	Esférico							
C_0	0,04	0,03	0,02	0,05	0,07	0,08	0,10	
$C_0 + C_1$	0,22	0,21	0,18	0,18	0,17	0,18	0,10	
Α	1286,00	1296,92	1296,76	1304,34	923,95	1161,33	396,17	
a	1,04	0,94	0,86	0,84	0,95	0,84	0,68	
Kappa	1,00	0,80	0,77	0,79	0,78	0,75	0,68	
% de acertos	100	90,60	89,20	89,95	89,72	88,25	85,19	

 $\overline{(C_0)}$ – Efeito pepita; $(C_0 + C_1)$ – Patamar; (A) – Alcance (m); (a) - Coeficiente angular, validação cruzada.

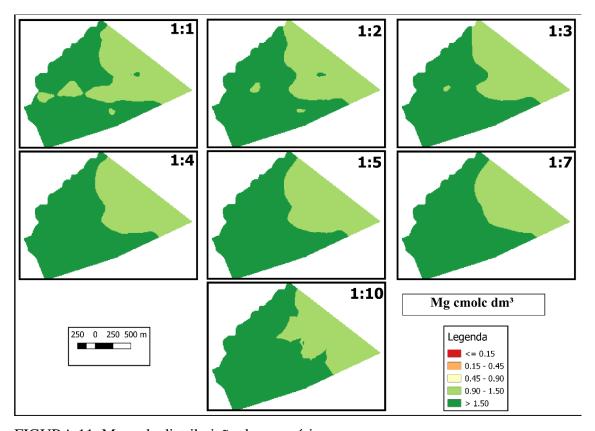


FIGURA 11. Mapa de distribuição de magnésio.

QUADRO 14. Quadro de distribuição da área (ha) por classes de magnésio.

Classes				Mg			
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10
1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0
4	91,34	83,79	84,3	82,84	81,39	74,99	73,88
5	132,61	140,58	140,35	141,79	142,88	149,55	150,32

4.2.5 H+Al

Para o H+Al (FIGURA 12), ao analisar os mapas, apesar de os dados não pareceram muito discrepantes, os quadros 15 e 16 nos mostram que a grade de 1:3 foi a menos recomendada para coleta. A Grade 1:3 (QUADRO16) teve redução na área da classe 3, apresentando índice voltando a subir nas demais grades, o que vale ressaltar que, neste caso, quanto maior a classe, pior será o solo, pois os níveis de acidez pontencial serão maiores. A grade amostral de 1:3 apresenta índice kappa fraco, e boa concordância Cohen (1960) para as demais (QUADRO 15). Acidez potencial apresentou boa concordância para todos os mapas, com exceção da grade de uma amostra para 3 hectares.

QUADRO 15. Parâmetros geoestatísticos e Kappa para Al+H.

Parâmetros				Grade			
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10
Modelo	Esférico						
C_0	0,19	0,17	0,35	0,16	0,05	0,09	0
$C_0 + C_1$	1,14	0,97	1,03	1,07	0,98	1,10	0,61
A	1286	1296,92	1296,76	1304,34	1274,98	1196,59	910,11
a	1,00	1,00	1,07	1,04	0,96	0,87	0,89
Kappa	1.00	0,81	0,60	0,83	0,78	0,70	0,72
% de acertos	100	98,79	97,76	98,80	98,59	98,21	98,16

 $\overline{(C_0)}$ – Efeito pepita; $\overline{(C_0 + C_1)}$ – Patamar; $\overline{(A)}$ – Alcance (m); $\overline{(a)}$ - Coeficiente angular, validação cruzada;

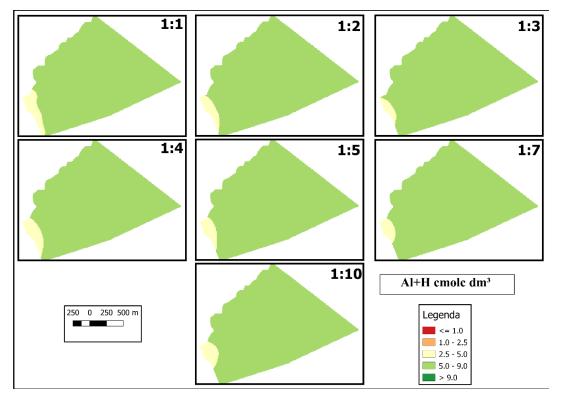


FIGURA 12. Mapa de distribuição de H+Al

Classes	s H+Al						
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10
1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0
3	8,82	6,23	3,91	8,19	6,17	5,14	6,5
4	215,34	217,93	220,25	215,94	218,01	219,05	217,69
5	1,2	1,1	1,1	0,14	0,09	0,08	0,08

QUADRO 16. Quadro de distribuição da área (ha) por classes de H+Al

4.3 NDVI da cultura da soja e correlações

Os dados descritivos de NDVI da cultura de soja de 2022/2023 indicam uma evolução dos valores médios até a data de 29/12 (QUADRO 17), pois a partir da data de 18/01, já ocorre redução do índice com indicativo do início da maturação.

QUADRO 17. Estatística descritiva do NDVI.

Parâmetros			Datas		
_	04/11	24/11	09/12	29/12	18/01
Média	0,20	0,55	0,84	0,94	0,93
DP^1	0,06	0,11	0,06	0,02	0,01
Mínimo	0,04	0,21	0,30	0,52	0,52
Máximo	0,87	0,89	0,94	0,96	0,95
$CV (\%)^2$	31,37	19,97	7,17	2,12	2,02

⁽¹⁾ DP: desvio padrão; (2) CV (%): coeficiente de variação.

Os valores de coeficiente de variação (CV) são considerados baixos conforme Pimentel-Gomes e Garcia (2002), para as datas de 09/12/2022, 29/12/2022 e 18/01/2023, médios para a data de 24/11/2022 e alto para a data de 04/11/2022.

A distribuição do NDVI na área (Figura 13), demonstra que mesmo a semeadura sendo realizado na data de 14/10/2022, ainda não foi possível identificar a cultura da soja de maneira expressiva na primeira imagem, na data de 04/11/2022. Mas em 24/11/2022 já foi possível identificar o desenvolvimento da cultura, chegando ao seu índice com maior grau de expressão em 29/12/2022.

Cahn et al. (1994) e Cambardella e Karlen (1999) relataram que a escala correta de amostragem não varia somente entre campos, mas também depende dos parâmetros de fertilidade do solo. Portanto, a densidade amostral ideal para um campo geralmente é desconhecida antes da amostragem. De acordo com Nanni et al. (2011), os sensores de

NDVI podem auxiliar na otimização das amostragens do solo, separando áreas com maiores e menores índices de desenvolvimento de biomassa.

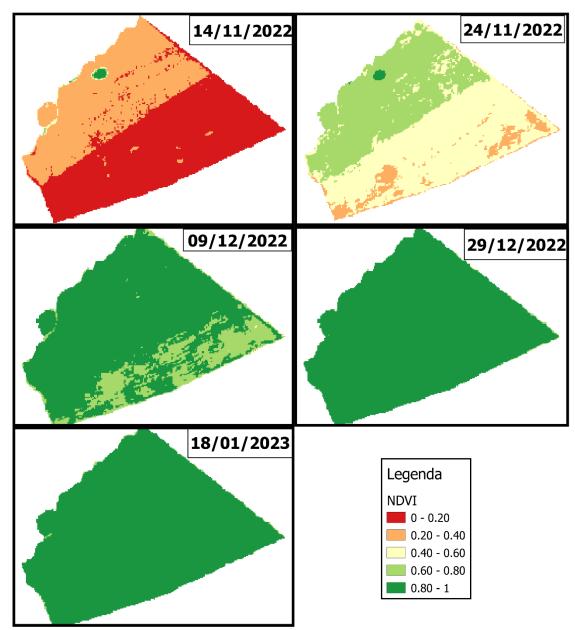


FIGURA 13. NDVI da cultura da soja nas datas de 04-11-2022; 24-11-2022; 09-12-2022; 29-12-2022; 18-01-2023

Observa-se que os atributos apresentados no Quadro 18 apresentaram correlação positiva com os elementos nas distribuições estimadas em todas as grades amostrais exceto H+Al que a correlação foi negativa. Isso ocorre, pois, maiores quantidades de H+Al acidificam o solo, tornando-o prejudicial para o desenvolvimento das culturas (Neves, 2016).

QUADRO 18. Correlação de Pearson do NDVI da cultura da soja com os atributos químicos do solo.

Parâmetr			Gı	rade			
os	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10
pН	0,36**	0,39**	0,38**	0,34**	0,31**	0,39**	0,39
MO	0,19**	0,28**	0,31**	0,30**	0,24	0,18	0,10
Ca	0,38**	0,39**	0,42**	0,41**	0,41**	0,44**	0,44**
Mg	0,21**	0,25**	0,21	0,17	0,14	0,17	0,20
H+Al	-0,16**	-0,15	-0,12	-0,13	-0,11	-0,23	-0,29

^{**} Significativo a 5% pela correlação de Pearson

Baseado nos coeficientes de correlação (Cohen, 1992) observa-se que o pH e o Ca apresentaram correlação moderada com as grades amostrais sendo significativa até as grades 1:7 e 1:10 respectivamente. (Cervi., 2020) encontrou resultado semelhante, tendo o cálcio relação significativa com os índices de vegetação.

A MO e o Mg correlacionaram-se de maneira fraca ou levemente moderada para todas as grades, mas significativamente somente até a grade de 1:4 e 1:2, respectivamente. Esses resultados sugerem que menores distâncias amostrais, isto é maior número de amostras por área (1:1 e 1:2) favorecem detectar maiores diferenças nesses atributos exceto para H+Al para o qual, as diferenças foram menores mesmo com o aumento de pontos amostrais.

4.4 Produtividade da cultura da soja e correlações

Os dados descritivos de produtividade da cultura da soja da safra de 2022/2023 estão no Quadro 19. Observa-se que o coeficiente de variação é baixo, segundo Pimentel-Gomes e Garcia (2002).

QUADRO 19. Estatística descritiva da produtividade.

Parâmetros	2022/2023
Média (Mg ha-1)	4,85
DP ¹ (Mg ha- ¹)	0,20
Mínimo (Mg ha-1)	3,91
Máximo (Mg ha-1)	5,90
CV ² (%)	4,23

⁽¹⁾ DP: desvio padrão; (2) CV (%): coeficiente de variação.

O valor médio de produtividade foi de 4,5 a 5 Mg por hectare na maior parte do talhão (FIGURA 14). Analisando os mapas de fertilidade (FIGURA 8 a 12), pode-se concluir que a maior produtividade no canto superior esquerdo do talhão, está relacionado espacialmente com maiores índices de pH (FIGURA 8), consequentemente menores

índices de Al + H (FIGURA 12); maiores porcentagens de matéria orgânica (FIGURA 9), e maiores quantidades de cálcio e magnésio (FIGURAS 10 e 11).

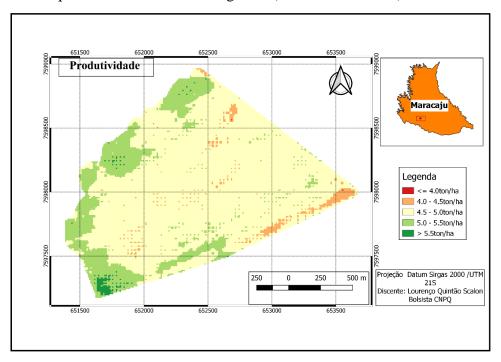


FIGURA 14. Espacialização da produtividade da cultura da soja.

A correlação dos dados de produtividade comparados com os demais atributos do solo (QUADRO 20), apresentou valores regulares positivos para pH, Ca e Mg apresentaram valores moderados (Ferreira, 2018) até a grade de 1:7, onde o pH tornou-se fraco, e na grade 1:10, somente o cálcio permaneceu moderado.

A MO apresenta valores de correlação fracos (Freitas, 2018), todavia, Trindade (2018) conclui que áreas com maiores valores destes elementos, proporcionam melhores resultados de produtividade.

QUADRO 20. Correlação de Pearson da produtividade da cultura da soja com os atributos do solo nas respectivas grades.

Parâmetros			Gı	rade			
	1:1	1:2	1:3	1:4	1:5	1:7	1:10
Argila	-0,24**	-0,12**	-0,08**	-0,12**	-0,12**	-0,24**	-0,24**
Areia	0,13**	-0,03**	-0,03**	-0,04**	0,01**	0,05**	0,22**
pН	0,50**	0,48**	0,48**	0,50**	0,49**	0,39**	0,30**
MO	0,39**	0,37**	0,33**	0,31**	0,32**	0,25**	0,36**
Ca	0,51**	0,52**	0,52**	0,52**	0,53**	0,45**	0,46**
Mg	0,50**	0,48**	0,45**	0,46**	0,45**	0,41**	0,39**

^{**} Significativo a 5% pela Correlação de Pearson.

Enquanto para argila, o coeficiente é fraco e negativo, mostrando que áreas com menores índices foram mais produtivas. Este fato provavelmente ocorreu devido ao alto índice de chuvas nesta safra, fazendo com que as áreas menos argilosas ocasionassem melhor drenagem. Isso demonstra que para o atributo argila, tanto a grade 1:1 quanto a grade 1:10 apresentaram resultados satisfatórios.

5 CONCLUSÕES

Tanto a grade amostral de 1:1 (1 amostra por 1 hectare) quanto a grade 1:10 (1 amostra por 10 hectare) apresentaram resultados semelhantes correlacionando argila com a produtividade.

A grade amostral de 1:3 (1 amostra por 3 hectare) pode ser utilizada para os atributos: pH CaCl₂ e cálcio.

A grade amostral de 1:4 (1 amostra por 4 hectare) pode ser utilizada para amostrar a matéria orgânica.

Para magnésio, a grade amostral poderia ser utilizada de 1:7 (1 amostra por 7 hectare)

Para acidez potencial, todas as grades poderiam ser utilizadas, com exceção da grade 1:3 (1 amostra por 3 hectare).

Indice de vegetação obteve melhores correlações com pH e cálcio, seguido de magnésio e matéria orgânica e correlação negativa com acidez potencial.

Produtividade apresentou melhores correlações com pH, cálcio e magnésio, seguido de matéria orgânica e correlação negativa com argila.

De maneira geral, dados mais estáveis como granulometria e matéria orgânica pode-se utilizar de grades maiores, enquanto dados de fertilidade grades até 1:3 (1 amostra por 3 hectare) as quais seriam o limite para se ter uma boa assertividade.

6 REFERÊNCIAS

AGRITEMPO. **Sistema de monitoramento agrometeorológico**. Disponível em: https://www.agritempo.gov.br/ Acesso em: 03 de jan. 2023.

ALHO, L. C.; CAMPOS, M. C. C.; SILVA, D. M. P.; MANTOVANELLI, B. C.; SOUZA, Z. M. Variabilidade espacial da estabilidade de agregados e estoque de carbono em Cambissolo e Argissolo. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 44, p. 246-254, 2014.

BASSOI, L. H.; SOARES, J. M. Relação solo-água-planta In: ROCHA, E. M. de M.; DRUMOND, M. A. (Ed.). **Fruticultura irrigada: o produtor pergunta, a Embrapa responde.** Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2011. 274p.

BOSSOLANI, J.; CRUSCIOL, C.; PORTUGAL, J.; MORETTI, L. G.; GARCIA, A.; RODRIGUES, V.; FONSECA, M.; BERNART, L.; VILELA, R.; MENDONÇA, L.; REIS, A. Long-term liming improves soil fertility and soybean root growth, reflecting improvements in leaf gas exchange and grain yield. **European Journal of Agronomy**, v. 128, 126308, 2021.

BRAMLEY, R. G. V. Lessons from nearly 20 years of Precision Agriculture research, development, and adoption as a guide to its appropriate application. **Crop & Pasture Science**, Victoria, v. 60, p. 197-217, 2009.

CAHN, M.D.; HUMMEL, J.W.; BROUER, B.H. Spatial analysis of soil fertility for site-specific crop management. **Soil Science Society of America Journal**, v. 58, p. 1240-1248, 1994.

CAMBARDELLA, C.A.; KARLENL, D.L. Spatial analysis of soil version fertility parameters. **Precision Agriculture**, v. 1, p. 5-14, 1999.

CENTENO, L.N.; GUEVARA, M.D.F.; CECCONELLO, S.T.; SOUSA, R.O.D.; TIMM, L.C. Textura do solo: conceitos e aplicações em solos arenosos. **Revista Brasileira de Engenharia e Sustentabilidade**, v. 4, n. 1, p. 31-37, 2017.

CERVI, R. F. Variabilidade espacial da fertilidade do solo antes e após a aplicação de calcário em taxa variável para o cultivo da soja. Dissertação Mestrado. Universidade Federal da Grande Dourados, Dourados, Mato Grosso do Sul. 2020.

CHERUBIN, M. R.; SANTI, A. L.; EITELWEIN, M. T.; MENEGOL, D. R.; DA ROS, C. O.; PIAS, O. H. C.; BERGHETTI, J. Eficiência de malhas amostrais utilizadas na caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio. **Ciência Rural**, v. 44, n. 3, p. 425-432, 2014.

COHEN, J. A coefficient of ag reement for nominal scales. **Educational and Psychological Measurement**, v. 20, p. 37-46, 1960.

COMPARIN, P. J. S.; CORTEZ, J.W. Densidades amostrais de solo combinadas com pontos adicionais na variabilidade de atributos químicos do solo. **Revista Gestão Social e Ambiental,** v.17, n. 8 p. 1-18, e03218, 2023.

- CONAB COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Acompanhamento da safra brasileira: grãos, décimo segundo levantamento.** Brasília: CONAB, 2021. p. 85-95. Disponível em: https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/boletim-da-safra-de-graos. Acesso em: 17 janeiro 2024.
- DALCHIAVON, F. C.; RODRIGUES, A. R.; DE LIMA, E. S.; LOVERA, L. H.; MONTANARI, R. Spatial variability of chemical attributes of soil cropped with soybean under no-tillage. **Revista de Ciencias Agroveterinarias**, v. 16, n. 2, p. 144–154, 2017.
- FERREIRA, P. V. Regressão e correlação. In: FERREIRA, P. V. Estatística Experimental **aplicada às ciências agrárias.**1 ed. Viçosa: Editora UFV, 2018.p. 189 217.
- FERREIRA, A. O.; SÁ, J. C. M., LAL, R.; TIVET, F.; BRIEDIS, C., INAGAKI, T. M.; GONÇALVES, D. R. P.; ROMANIW, J. Macroaggregation and soil organic carbon restoration in a highly weathered Brazilian Oxisol after two decades under no-till. **Science of The Total Environment**, v. 621, p. 1559 1567, 2018.
- FONTGALLAND, I.; DE MENEZES, G. C.; PAZ, M. A. DE F.; SOUZA, Ê. P.; DE FARIAS; S. A. R.; RÊGO, V. G. DE S. Análise normalizada do índice de diferença de vegetação utilizando índices de NDVI e SAVI na unidade de conservação Serra da Borborema parque natural municipal, Campina Grande, Paraíba, Brasil. **Revista de Gestão Social e Ambiental**, v. 17, e03116, 2023.
- FUJISAKI, K.; CHEVALLIER, T.; CHAPUIS-LARDY, L.; ALAIN, A. Soil carbon stock changes in tropical croplands are mainly driven by carbon inputs: a synthesis. **Agriculture, Ecosystems & Environment**, v. 259, p. 147 158, 2018.
- MASSRUHÁ, S. M. F. S.; LEITE, M. A. de A.; OLIVEIRA, S. R. de M.; MEIRA, C. A. A.; LUCHIARI JUNIOR, A.; BOLFE, E. L. **Agricultura digital: pesquisa, desenvolvimento e inovação nas cadeias produtivas**. Embrapa Agricultura Digital. 2020. 406p.
- GREGO, C. R.; ARAUJO, L. S.; VICENTE, L. E.; NOGUEIRA, S. F.; MAGALHÃES, P. S. G.; VICENTE, A. K.; BRANCALIÃO, S. R.; VICTORIA, D. C.; BOLFE, E. L. Agricultura de precisão em cana-de-açúcar. In: BERNARDI, A. C. C.; NAIME, J. M.; RESENDE, A. V.; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (Ed.). **Agricultura de Precisão**: resultados de um novo olhar. Brasília, DF: Embrapa, 2014. p. 442-457.
- GUARÇONI M, A.; ALVAREZ V, V. H.; NOVAIS, R. F.; CANTARUTTI, R. B.; LEITE, H. G; FREIRE, F. M. Definição da dimensão do indivíduo solo e determinação do número de amostras simples necessário à sua representação. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 30, n. 6, p. 943–954, 2006.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas. Acessado em 23 de dezembro de 2023, em: https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria>.
- KESTRING, F. B. F.; GUEDES, L. P. C.; BASTIANI, F.; URIBE-OPAZO, M. A. Comparação de mapas temáticos de diferentes grades amostrais para a produtividade da soja. **Engenharia Agrícola**, v. 35, n. 4, p.733-743, 2015.

- LOPES, K. A. DO L.; PINTO JUNIOR, F. F.; AGUIAR, F. I. S.; SOUSA, A. E. S.; OLIVEIRA, I. R.; DANTAS, J. S. Diferentes densidades amostrais na caracterização da variabilidade espacial de atributos granulometricos de um argissolo amarelo distrocoeso típico. **Cultura Agronômica**, v. 29, n. 1, p. 50-60, 2020.
- LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, p. 159-75, 1977.
- LI, Y.; CUI, S.; CHANG, S.C.; ZHANG, Q. Liming effects on soil pH and crop yield depend on lime material type, application method and rate, and crop species: a global meta-analysis. **Journal of Soils and Sediments**, v. 19, n. 3, p. 1393 1406, 2019.
- MAIA FREIRE, T., **Desemprenho de cultivares de soja em Latossolos Amarelos distrófico e Plintossolos Pétricos concrecionarios**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Tocantins, curso de Pôs Graduação em Agroenergia, Tocantins, 2023. 102p.
- MAPA. Principais conceitos e expressões utilizados na agricultura de precisão ap. n. 61, p. 1, 2017. Disponível em: (https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/sustentabilidade/tecnologia-agropecuaria/agricultura-de-precisao-1/arquivos-de-agricultura-de-precisao/conceitos-relacionados-a-agricultura-de-precisao-1.pdf)
- MATIAS, S.S.R.; MATOS, A.P.; LANDIM, J.S.P.; FEITOSA, S.F.; ALVES, M.A.B.; SILVA, R.L. liming recommendation based on the spatial variability of soil chemical attributes in the Brazilian Cerrado. **Revista de Ciências Agrárias**, v. 42, n. 4, p. 896-907, 2019.
- MENG, C.; TIAN, D; ZENG, H.; LI, Z; YI, C.; NIU, S. Global soil acidification impacts on belowground processes. **Environmental Research Letters**, v. 14, n. 7, 2019.
- MENEGATTI, L.A.A.; MOLIN, J.P. Remoção de erros em mapas de produtividade via filtragem de dados brutos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.8, n.1, p.126-134, 2004.
- MOLIN, J. P.; AMARAL, L. R.; COLAÇO, A. F. **Agricultura de Precisão**. 1 ed. São Paulo: Oficina de Texto, 2015. 238p.
- MONTANARI, R.; PEREIRA G. T.; MARQUES JUNIOR, J.; SOUZA, Z. M.; PAZETO, R. J.; CAMARGO, L. A. Variabilidade espacial de atributos químicos em Latossolo e Argissolos. **Ciência Rural**, v.38, n.5, 2008.
- NANNI, M. R.; POVH, F. P.; DEMATTÊ, J. A. M; OLIVEIRA, R. B.; CHICATI, M. L.; CEZAR, E. Optimum size in grid soil sampling for variable rate application in site-specific management. **Scientia Agricola**, v. 68, n. 3, p. 386-392, 2011.
- NEVES, D.C. **Estudo da Variabilidade espacial no cultivo de algodoeiro por imagens Landsat.** Dissertação Mestrado. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Program de Pós-Graduação em Produção Vegetal, Chapadão do Sul, Mato Grosso do Sul. 2018.

- PEREIRA, G.W.; VALENTE, D.S.M.; QUEIROZ, D.M.D.; COELHO, A.L.D.F.; COSTA, M.M.; GRIFT, T. Smart-Map: An Open-Source QGIS Plugin for Digital Mapping Using Machine Learning Techniques and Ordinary Kriging. **Agronomy**, v. 12, p.1350, 2022.
- PIAS, O. H. C. Eficiência de grades amostrais e zonas de manejo na assertividade da correção e fertilização em áreas de agricultura de precisão consolidada. Dissertação Mestrado Universidade Federal de Santa Maria, Programa de pós-graduação em Agronomia Agricultura e Ambiente, Rio Grande do Sul, 2016, 85p.
- PIMENTEL-GOMES, F.; GARCIA, C. H. Estatística aplicada a experimentos agronômicos e florestais. Piracicaba: FEALQ, 2002. 309 p.
- RISSINI, A. L. L.; KAWAKAMI, J.; GENÚ, A. M. Índice de vegetação por diferença normalizada e produtividade de cultivares de trigo submetidas a doses de nitrogênio. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 39, n. 6, p. 1703–1713, 2015.
- ROMANSINI, V.A.; MARTINS, J. A.; PIVETTA, L. G. et al. Índices de vegetação derivados de imagens orbitais como indicadores de produtividade da cultura da soja. In: RIBEIRO, J.C. (Org.). **Desenvolvimento Social e Sustentável das Ciências Agrárias** 2. Ponta Grossa: Atena, 2020. Disponível em: https://www.atenaeditora.com.br/post-ebook/3571.
- SANTOS, J.Z.L. Fertilizantes fosfatados e produção da soja em solos com diferentes capacidades tampão de fosfato. **Revista de Brasileira de Ciência do Solo**, v. 27, p. 639-646, 2003
- SANTOS, S. C. C. C.; PEREIRA, L. M.; NASCIMENTO, J. M.; SECRETTI, M. L. Correlação da produtividade da soja com os atributos químicos do solo e o NDVI. **Revista Brasileira de Agropecuária Sustentável**, v. 11, n. 1, p. 430-438, 2021
- SILVA, C.A.; AVELLAR, M.L.; BERNANDI, A.C.C. Estimativa da acidez potencial pelo pH SMP em solos do semi-árido do nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 24, p. 689-692, 2000.
- SILVA NETO SILVA, V. L.; VIOLA, M. R.; MELLO, C. R.; ALVES, M V. G; SILVA, D D.; PEREIRA, S. B. **Mapeamento de Chuvas Intensas para o Estado do Tocantins. Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 35, n. 1, pp. 1-11, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.1590/0102-7786351017.
- SOUZA, D. M. G.; LOBATO, E. **Cerrado: Correção do solo e adubação**. (2ª ed.). 51 Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2004. 416p.
- TEIXEIRA, P.C.; DONAGEMA, G..; FONTANA, A.; TEIXEIRA, W.G. **Manual de métodos se análise do solo**. 3. Ed. Brasília:Embrapa, 2017. 573, p.
- THAPA, S.; BHANDARI, A.; GHIMIRE, R.; XUE, Q.; KIDWARO, F.; GHATREHSAMANI, S.; MAHARJAN, B.; GOODWIN, M. Managing Micronutrients for Improving Soil Fertility, Health, and Soybean Yield. **Sustainability**, v. 13, n. 21, p. 1-11, 2021.

VALENTE, I. Q. M.; FONTENELLI, J.; BRASCO, T. L. A. F.; e AMARAL, L. R. Eficiência da amostragem em grade para a caracterização da disponibilidade de potássio no solo. In: Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão—ConBAP. 2018.

VIAN, A. L.; BREDEMEIER, C.; DA SILVA, P. R. F.; SANTI, A. L.; DA SILVA, C. P. G.; DOS SANTOS, F. L. Limites críticos de NDVI para estimativa do potencial produtivo do milho. **Revista Brasileira de Milho e Sorgo**, v. 17, n. 1, p. 91-100, 2018.

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. p. 319-344, 1980.