

Tipo do Artigo (Pesquisa)

Variabilidade Espacial de Atributos Químicos do Solo

Saylla Julia Marques Naves¹, Ariel Muncio Compagnon², Felipe Augusto Ferreira Rocha¹, Yasmim Martins Camapum¹.

1: Engenheiros agrônomos pelo Instituto Federal Goiano Campus Ceres, GO-154, km 218 - Zona Rural, Ceres - GO, 76300-000.

2: Prof. Dr. Instituto Federal Goiano Campus Ceres.

* Autor correspondente: sayllamarques.naves@hotmail.com.

Resumo

Os atributos químicos do solo apresentam grande variabilidade espacial e temporal, influenciando no potencial produtivo das culturas. Assim, considerando que a fertilidade do solo é um dos principais fatores condicionantes para aumento de produtividade. O presente trabalho tem como objetivo identificar a variabilidade espacial e se há dependência espacial nos atributos químicos do solo (Ca, Mg, Al, H + Al, P e K) em área cultivada sob plantio direto, em função da malha amostral utilizada. A área experimental localiza-se na cidade de Itapaci - GO, onde realiza-se o cultivo em sistema de plantio direto há dez anos. Na ocasião da amostragem da coleta de dados, a área estava em condição de pós-colheita do milho. Foi estabelecida uma malha amostral com 50 pontos espaçados em 100 m. Cada ponto amostral foi composto por 5 subamostras, nas profundidades de 0,00 - 0,20 e 0,20 - 0,40 m. Os pontos georreferenciados com receptor GNSS, para determinação das variáveis. As amostras de solo foram levadas para o laboratório de Solos do IF Goiano Campus Ceres. Os resultados foram submetidos a análise descritiva e geoestatística. Os maiores coeficientes de variação encontrados foram para Alumínio nas duas profundidades, e Fósforo na camada de 0,20 - 0,40 m. A malha amostral utilizada mostrou-se adequada, uma vez que todas as variáveis apresentaram dependência espacial. Foi possível a confecção dos mapas de variabilidade de cada atributo, mostrando os padrões de na área, assim possibilitando intervenções localizadas de manejo.

Palavras-chave: Dependência espacial, geoestatística, GNSS, QGIS.

1. INTRODUÇÃO

A Agricultura de Precisão (AP) é um conjunto de técnicas que proporcionam a coordenação localizada dos cultivos, e prevê a diminuição dos gastos da produção agrícola, utilizando uma técnica que trata a cultura em busca do seu melhor rendimento, levando em consideração as características de localização, fertilidade do solo e outros (Pinheiro, 2016). É definida como o processo que certifica a uniformização da eficiência em cada metro quadrado da área de manejo, otimizando a produção e diminuindo a variabilidade nas plantações (Miranda et al., 2017). A redução no uso de insumos, o incremento na produtividade e a melhoria na relação custo-benefício da produção agrícola são fatores que têm impulsionado pesquisas e a adoção da agricultura de precisão no Brasil e no mundo (Campos et al., 2012; Matias et al., 2015).

No cenário agrícola brasileiro, o uso de tecnologias tem se expandido, incluindo a aplicação de ferramentas e métodos de agricultura de precisão. Dentre as práticas mais utilizadas pelos produtores, destaca-se a amostragem de solo baseada em uma malha de pontos georreferenciados. Essa abordagem visa identificar a variabilidade espacial das características químicas e físicas do solo, permitindo um melhor gerenciamento e influenciando diretamente a produtividade das culturas.

Por meio das coletas de amostras de solos em malhas amostrais através do georreferenciamento e com ajuda das ferramentas como a geoestatística, permitem detectar áreas com baixa fertilidade que limitam o rendimento da cultura, assim podendo utilizar práticas de manejo específico para cada área (Cherubin et al., 2015). De acordo com Cherubin (2014), malhas amostrais de 100, 142 e 173 metros permitiram obter diferentes escalas da variabilidade espacial de fósforo e potássio na solução do solo, mas os autores advertem que a utilização de poucos pontos amostrados não assegura a precisão da característica e o manejo da variabilidade espacial dos devidos nutrientes. No entanto, quando se realiza uma amostragem com muitos pontos em um solo, pode-se tornar uma atividade inviável economicamente.

A geoestatística estuda a dependência espacial por meio do ajuste de semivariogramas, além de adotar mapeamentos de áreas através da krigagem que permite interpolar valores em qualquer posição no campo, sem ter nenhuma tendência e com variância mínima (Dalchiavon et al., 2012; Resende et al., 2014). A dependência espacial é usada para fazer a interpolação de valores em locais não amostrados, ou seja, locais onde não se tem dados, e estas informações são utilizadas para gerar mapas de variabilidade espacial a partir da amostragem (Grego et al., 2014).

Desse modo, realizou-se um trabalho com objetivo de identificar a variabilidade espacial de atributos químicos do solo em área cultivada sob plantio direto, e se há dependência espacial nas variáveis Ca, Mg, Al, H + Al, P e K em função da malha amostral utilizada, nas profundidades de 0,00 - 0,20 e 0,20 - 0,40 m.

2. MATERIAL E MÉTODOS

A área experimental localiza-se na fazenda Iris no município de Itapaci - GO, com coordenadas latitude 14°54'11" S e longitude 49°25'31" O, e altitude média de 590 m. A área é cultivada em sistema plantio direto, com sucessão de culturas de milho (*Zea mays*) e soja (*Glycine max*), encontrando-se em condição de pós-colheita de milho. Em uma área de 40 hectares, foi estabelecida uma malha amostral composta por 44 pontos, distribuídos com espaçamento regular de 100 m x 100 m, acrescentados 6 pontos aleatórios, totalizando 50 pontos amostrais (Figura 1). Foram coletadas amostras de solo em cada ponto nas profundidades de 0,00 - 0,20 e 0,20 - 40 m. Cada amostra foi composta por 5 subamostras, coletadas num raio de 3 m do ponto central. Para coleta das amostras de solo utilizou-se baldes plásticos com capacidade de 20 L, sacos plásticos, perfurador de solo mecanizado e equipamento GNSS (*Global Navigation Satellite System*) Garmin GPSMAP 64s.

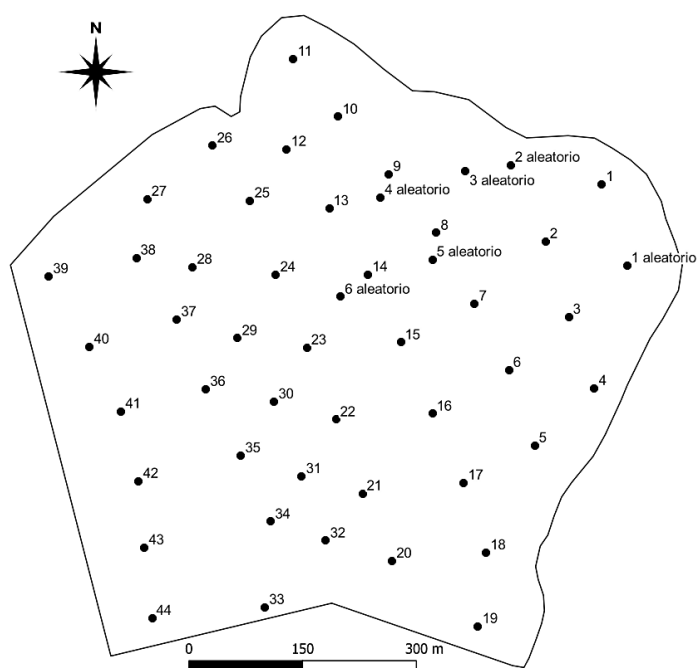


Figura 1. Distribuição geográfica dos pontos para coletas das amostras de solo.

As amostras de solo coletadas foram identificadas e encaminhadas ao Laboratório de Solos do IF Goiano Campus Ceres, para realização das análises químicas de Ca, Mg, Al, H + Al, P e K.

A variabilidade do solo foi analisada pela estatística descritiva dos dados, calculando-se os valores mínimo, máximo, média, mediana, amplitude, desvio padrão, coeficiente de variação, coeficiente de assimetria e coeficiente de curtose. Foi feita também o teste de normalidade dos dados com a utilização do software Assistat (Silva; Azevedo, 2002).

Para caracterizar a variabilidade e a dependência espacial das variáveis, aplicou-se a geoestatística por meio de semivariogramas, no programa computacional QGIS, por meio do complemento Smart-Map. A seleção de pontos considerados discrepantes (*outliers*), realizando a filtragem dos dados atípicos que estão muito abaixo ou muito acima dos outros valores, removendo-os das análises, conforme descritos na Tabela 1.

Tabela 1. Pontos resultantes da filtragem de dados com discrepância (*outliers*).

| Variável | <i>Outliers</i> retirados |
|--------------------------|---------------------------|
| Cálcio (0,00 - 0,20 m) | 50 |
| Cálcio (0,20 - 0,40 m) | 4, 27 |
| Magnésio (0,00 - 0,20 m) | 43, 50 |
| Magnésio (0,20 - 0,40 m) | 36, 38 |
| Alumínio (0,00 - 0,20 m) | 4, 45 |
| Alumínio (0,20 - 0,40 m) | 2 |
| H + Al (0,00 - 0,20 m) | 45, 46 |
| H + Al (0,20 - 0,40 m) | - |
| Potássio (0,00 - 0,20 m) | 24 |
| Potássio (0,20 - 0,40 m) | 23, 35 |
| Fósforo (0,00 - 0,20 m) | 9, 27 |
| Fósforo (0,20 - 0,40 m) | 48 |

Para os semivariogramas ajustados, foram definidos os seguintes parâmetros: variância amostral (C); efeito pepita (C_0); patamar (C_0+C), alcance da dependência espacial (a), coeficiente de determinação (R^2); soma de quadrados

do resíduo (SQR); análise de dependência espacial (ADE). O quociente entre o efeito pepita e o patamar: $\chi = \frac{C_0}{C_0+C}$, permitiu a classificação da dependência espacial dos resultados (classe). Para a análise do grau de dependência espacial, utilizou-se a classificação de Cambardella et al. (1994), que considera como dependência espacial forte os semivariogramas que têm efeito pepita igual a 25% do patamar; de dependência espacial moderada, quando o efeito pepita está entre 25 e 75%, e dependência espacial fraca, quando o efeito pepita é maior que 75%.

Com a estimativa dos semivariogramas experimentais e o ajuste dos modelos teóricos realizaram-se a interpolação dos dados pelo método da krigagem e a confecção dos mapas de variabilidade dos atributos químicos estudados.

3. RESULTADOS

A análise descritiva apresentou os resultados dos atributos químicos da fertilidade do solo nas camadas de 0,00 - 0,20 m e 0,20 - 0,40 m, incluindo cálcio, magnésio, alumínio, acidez potencial, potássio e fósforo, todos padronizados em cmolc dm^{-3} , conforme detalhado na Tabela 2. Os dados incluem medidas de tendência central, como média e mediana, que representam valores típicos das variáveis. Além disso, são exibidas informações sobre a forma de distribuição ou simetria da amostra, como os valores mínimos e máximos, que indicam a dispersão dos dados e a amplitude, definida pela diferença entre os extremos, bem como o desvio padrão, que reflete o grau de dispersão em torno do valor médio, e o coeficiente de variação (medida adimensional), que expressa a variabilidade do conjunto de dados em porcentagem, resultante da divisão entre o desvio padrão e a média.

Tabela 2. Estatística descritiva para as variáveis químicas do solo cálcio (Ca), magnésio (Mg), alumínio (Al) e acidez potencial (H+Al), potássio (K), fósforo (P), em cmolc dm^{-3} (Itapaci, 2024).

| Variável | Média | Medi ¹ | Mín ² | Máx ³ | A ⁴ | σ ⁵ | CV ⁶ | Cs ⁷ | Ck ⁸ | TN ⁹ |
|--------------------------|-------|-------------------|------------------|------------------|----------------|-----------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Cálcio (0,00 - 0,20 m) | 2,973 | 2,955 | 1,55 | 4,93 | 3,38 | 0,727 | 24,45 | 0,322 | 0,087 | Não |
| Cálcio (0,20 - 0,40 m) | 2,798 | 2,465 | 1,43 | 6,30 | 4,87 | 0,988 | 35,31 | 1,748 | 3,421 | Não |
| Magnésio (0,00 - 0,20 m) | 1,075 | 0,95 | 0,49 | 2,77 | 2,28 | 0,469 | 43,69 | 1,718 | 3,700 | Não |
| Magnésio (0,20 - 0,40 m) | 1,327 | 1,25 | 0,62 | 2,18 | 1,56 | 0,328 | 24,75 | 0,568 | 0,451 | Sim |
| Alumínio (0,00 - 0,20 m) | 0,029 | 0,00 | 0,00 | 0,25 | 0,25 | 0,044 | 154,55 | 2,843 | 11,346 | Não |
| Alumínio (0,20 - 0,40 m) | 0,059 | 0,05 | 0,00 | 0,55 | 0,55 | 0,095 | 161,40 | 3,261 | 13,650 | Não |
| H + Al (0,00 - 0,20 m) | 2,158 | 2,00 | 1,10 | 4,20 | 3,10 | 0,731 | 33,87 | 1,131 | 0,978 | Não |
| H + Al (0,20 - 0,40 m) | 2,442 | 2,20 | 1,20 | 4,20 | 3,00 | 0,800 | 32,78 | 0,665 | -0,654 | Não |
| Potássio (0,00 - 0,20 m) | 0,273 | 0,239 | 0,134 | 1,023 | 0,889 | 0,138 | 50,71 | 3,406 | 16,348 | Não |
| Potássio (0,20 - 0,40 m) | 0,234 | 0,213 | 0,116 | 0,659 | 0,542 | 0,101 | 43,05 | 2,293 | 7,234 | Não |
| Fósforo (0,00 - 0,20 m) | 0,070 | 0,046 | 0,013 | 0,279 | 0,266 | 0,065 | 93,85 | 1,856 | 2,518 | Não |
| Fósforo (0,20 - 0,40 m) | 0,030 | 0,015 | 0,001 | 0,249 | 0,247 | 0,043 | 140,91 | 3,076 | 11,930 | Não |

¹Med: mediana; ²Mín: mínimo; ³Máx: máximo; ⁴A: amplitude; ⁵ σ : desvio padrão; ⁶CV: coeficiente de variação (%); ⁷Cs: coeficiente de assimetria; ⁸Ck: coeficiente de curtose; ⁹TN: teste de normalidade.

As medidas de tendência central (média e mediana) apresentaram resultados relativamente semelhantes na maioria dos atributos químicos avaliados (Tabela 2), determinando uma variação baixa em torno do valor central, indicando que houve uma tendência de distribuição simétrica dos dados e que são adequados para a aplicar a geoestatística (Cambardella et al., 1994). Observa-se que, as maiores médias disponíveis nas camadas mais superficiais

do solo (0,00 - 0,20 m) foram para Ca, P e K, analisando-se individualmente. Em contrapartida, Mg, Al e pH Total possuem maiores teores médios nas camadas mais profundas, de 0,20 - 0,40 m. Essas modificações são explicadas devido a ação antrópica do uso da agricultura, que produzem alterações nos atributos químicos presentes no solo (ZANINETTI et al., 2016).

Os valores mais elevados de máximo e mínimo são observados para Ca e H + Al em ambas as profundidades (Tabela 2). Estes parâmetros possibilitam observar a variação dos nutrientes presentes na área em estudo. Nota-se que, a maior amplitude avaliada foi para Ca ($4,87 \text{ cmolc dm}^{-3}$), em contrapartida, a menor para P ($0,247 \text{ cmolc dm}^{-3}$) na profundidade de 0,20 - 0,40 m, demonstrando uma pequena variação deste atributo por toda extensão da área em estudo. A maior amplitude do cálcio pode ser atribuída à aplicação do gesso agrícola, que possivelmente não foi distribuído de forma uniforme na área, resultando em concentrações variadas ao longo da área. E em relação ao P a menor amplitude está relacionada a baixa mobilidade no solo, conseqüentemente na profundidade de 0,20 - 0,40 m os teores podem variar pouco.

De acordo com a metodologia proposta por Dalchiavon et al. (2012), a variabilidade dos atributos é classificada de acordo com a intensidade do coeficiente de variação, sendo determinado como baixo ($CV < 10\%$), médio ($10\% < CV < 20\%$), alto ($20\% < CV < 30\%$) e muito alto ($CV > 30\%$). Em vista disso, é possível observar na Tabela 2, as variáveis de Ca profundidade de 0,00 - 0,20 m e Mg a 0,20 - 0,40 m apresentaram variabilidade alta. Enquanto os demais atributos químicos Ca (0,20 - 0,40 m), Mg (0,00 - 0,20 m), Al, H + Al, K e P nas duas profundidades apresentou variabilidade muito alta. Estes resultados podem ser justificados devido ao solo ser naturalmente um sistema com alta heterogeneidade em suas propriedades químicas. Corroborou-se com estudo realizado por Naka (2019), que obteve valores altos de coeficiente de variação (CV) em atributos químicos do solo, e atribuiu a alta variação à aplicação localizada de fertilizantes nas linhas de plantio, ao efeito residual da fertilização anterior e à exposição de camadas deficientes em nutrientes devido à erosão da superfície.

O coeficiente de assimetria indica o grau de simetria dos dados em relação à distribuição observada. Quando a assimetria é igual a zero, a distribuição é considerada simétrica; valores positivos indicam uma distribuição assimétrica à direita, enquanto valores negativos indicam uma assimetria à esquerda (Zanão Junior et al., 2010). O ideal seria que os valores de assimetria estejam próximos da normalidade, ou seja, entre -1 e +1. No entanto, os atributos alumínio e potássio nas duas profundidades analisadas e fósforo na camada de 0,20 a 0,40 m, apresentaram valores fora desse intervalo (Tabela 2), ou seja, maior assimetria. Todos os outros resultados apresentaram valores positivos, indicando que as distribuições são assimétricas à direita.

O coeficiente de curtose (Ck) determina o grau de dispersão, ou seja, o achatamento ou alongamento da distribuição com base em um padrão de curva normal. A curtose é classificada como distribuição mesocúrtica (normal) quando $Ck = 0$, distribuição platocúrtica (achatada) quando $Ck < 0$ e denota uma distribuição leptocúrtica (alongada ou afilada) quando $Ck > 0$ (TAVARES et al., 2015). Diante disso observa-se na Tabela 2 que, H + Al (0,20 - 0,40 m) ajustou-se para platocúrtica e as demais variáveis analisadas resultaram em distribuição leptocúrtica. O teste de Anderson-Darling não determinou critérios de distribuição normal na maioria dos atributos avaliados, exceto para Mg (0,20 a 0,40 m). Entretanto, a normalidade dos dados não é uma condição necessária para a aplicação da geoestatística (OLIVEIRA et al., 2015).

Os dados do semivariograma ajustado, no qual, por meio de uma análise exploratória dos dados avaliou-se o efeito pepita (C_0), que indica a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que entre as amostras, determinado conforme quanto mais próximo de 0, maior a significância desse efeito, englobando a maioria das variáveis avaliadas neste estudo, com exceção para Potássio e Fósforo em ambas as profundidades (Tabela 3). O patamar ($C_0 + C$) é determinado pelo valor da semivariância, que está relacionado ao seu alcance, no qual obteve os menores valores para Al e maiores valores para K em ambas as profundidades. O alcance (A) define o limite da distância de dependência espacial, obtendo-se a maior distância para Ca e P em 0,20-0,40m. A variância (C) é a diferença entre o patamar e o efeito pepita, representando uma semivariância espacialmente estruturada (CAMBARDELLA et al., 1994).

Os modelos selecionados foram categorizados como esférico, linear com patamar, linear e exponencial, variando de acordo com o método de posicionamento utilizado para cada atributo químico avaliado. O menor alcance observado foi para Potássio na camada de 0,00 - 0,20 m com 167,69 m, e é determinado como um parâmetro de alta relevância,

que indica a distância máxima em que o atributo está correlacionado espacialmente, determinando a ampliação da correlação espacial entre as amostras (Dalchiavon et al., 2012).

Tabela 3. Parâmetros ajustados ao semivariograma a partir das análises geoestatísticas.

| Variável | Modelo | $C_0^{(1)}$ | $C_0 + C^{(2)}$ | $C^{(3)}$ | $A^{(4)}$ | $R^2^{(5)}$ | $SQR^{(6)}$ | $ADE^{(7)}$ | Classe |
|------------------------|--------------------|-------------|-----------------|-----------|-----------|-------------|-------------|-------------|--------------------|
| Ca (0,00 - 0,20 m) | Esférico | 0,162 | 0,540 | 0,378 | 229,63 | 0,925 | 0,001 | 0,70 | Mod ⁽⁸⁾ |
| Ca (0,20 - 0,40 m) | Linear com patamar | 0,692 | 1,102 | 0,41 | 457,84 | 0,901 | 0,0 | 0,37 | Mod |
| Mg (0,00 - 0,20 m) | Linear | 0,246 | 0,220 | -0,026 | 293,65 | 0,429 | 0,001 | -0,11 | Fraca |
| Mg (0,20 - 0,40 m) | Linear | 0,072 | 0,105 | 0,033 | 294,54 | 0,890 | 0,0 | 0,31 | Mod |
| Al (0,00 - 0,20 m) | Linear com patamar | 0,001 | 0,002 | 0,001 | 408,88 | 0,750 | 0,0 | 0,50 | Mod |
| Al (0,20 - 0,40 m) | Linear | 0,004 | 0,009 | 0,005 | 299,63 | 0,739 | 0,0 | 0,55 | Mod |
| H + Al (0,00 - 0,20 m) | Linear | 0,391 | 0,498 | 0,107 | 292,09 | 0,963 | 0,0 | 0,21 | Fraca |
| H + Al (0,20 - 0,40 m) | Esférico | 0,309 | 0,718 | 0,409 | 421,31 | 0,971 | 0,0 | 0,56 | Mod |
| K (0,00 - 0,20 m) | Gaussiano | 640,31 | 1192,67 | 552,36 | 167,69 | 0,641 | 15862,29 | 0,46 | Mod |
| K (0,20 - 0,40 m) | Linear | 506,58 | 629,48 | 122,9 | 296,38 | 0,91 | 1358,47 | 0,19 | Fraca |
| P (0,00 - 0,20 m) | Linear | 199,79 | 276,36 | 76,57 | 293,63 | 0,61 | 3656,86 | 0,27 | Mod |
| P (0,20 - 0,40 m) | Exponencial | 29,07 | 99,69 | 70,62 | 441,52 | 0,86 | 105,84 | 0,70 | Mod |

(1): Efeito Pepita; (2): Patamar; (3): Variância; (4): Alcance; (5): Coeficiente de Determinação do variograma; (6): Soma dos Quadrados do erro do variograma; (7): Avaliador de dependência espacial; (8): moderada.

Após selecionar o modelo que melhor se ajusta aos dados, com base no maior coeficiente de determinação e na menor soma de quadrados dos resíduos, aplicou-se a metodologia proposta por Cambardella et al. (1994) e modificado posteriormente por Robertson (1998). Essa abordagem utiliza o Avaliador de Dependência Espacial (ADE) para quantificar o grau de dependência espacial dos atributos específicos. Nota-se que a maioria dos parâmetros avaliados se adequaram como moderada, exceto para Mg e H + Al na camada 0,00 - 0,20 m e para K na profundidade de 0,20 - 0,40 m que foram classificados como fraca dependência. Segundo Cambardella et al. (1994), os atributos do solo com forte dependência espacial estão mais relacionados às suas propriedades intrínsecas, como composição mineralógica e textura. Em contrapartida, características que sofrem maior influência de fatores externos, como manejo agrícola e aplicação de fertilizantes, geralmente apresentam uma dependência espacial menos expressiva e mais fraca. Em um estudo avaliando-se a variabilidade espacial de atributos químicos do solo e produtividade da soja, Gomes et al. (2021) obtiveram graus de dependência espacial moderado a forte.

O uso de métodos geoestatísticos possibilita a análise e representação da distribuição espacial das características do solo e das plantas, permitindo a elaboração de mapas de isolinhas com um nível de detalhamento adequado para melhor interpretação dos dados no espaço. Além disso, a geoestatística atua como uma ferramenta essencial para definir o modelo de semivariograma mais protegido para descrever a variação espacial das informações, necessária de base para o processo de interpolação. Para garantir que o modelo escolhido retrate corretamente a

tendência da semivariância em função da distância, a krigagem destaca-se como a técnica de interpolação que oferece maior precisão nas estimativas geradas.

O uso da agricultura de precisão, aliado às análises químicas e geoestatística, possibilitou a geração de mapas com base na dependência espacial, facilitando o manejo das atividades e a aplicação de insumos em taxa variável. Para isso, a partir de modelos selecionados, foi realizada a krigagem dos dados, permitindo a obtenção dos mapas de fertilidade do solo (Figuras 2 a 7).

As classes de cada mapa foram determinadas com base nos resultados das análises químicas, buscando fornecer uma visualização mais precisa e clara da variabilidade na área, sem priorizar os teores ideais dos nutrientes em cada faixa, conforme Prezotti e Guarçoni (2013). Os mapas foram dispostos de forma padronizada com as profundidades de 0,00 - 0,20 m e 0,20 - 0,40 m, respectivamente.

Segundo Prezotti e Guarçoni (2013), a classe de interpretação de Cálcio é definida como $< 1,5$ (baixo), $1,5-4,0$ (médio) e $> 4,0$ (alto). Observa-se que houve uma variação de $2,6$ a $5,1$ $\text{cmol}_c \text{dm}^{-3}$, obtendo teores médios e altos, o que pode ser justificado pelo histórico presente na área de suscetíveis correções de acidez anualmente. Nota-se a lateral leste do mapa uma menor área com menor disponibilidade do nutriente em ambas as profundidades, que se estende conforme aumenta o perfil de solo, devido a sua pouca mobilidade ao solo (Figura 2).

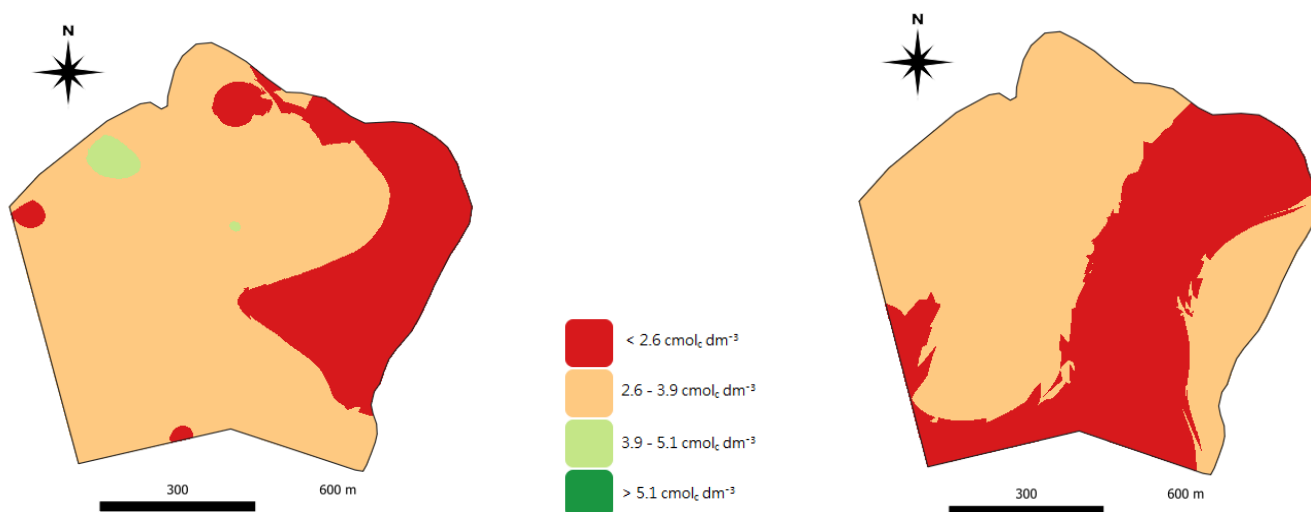


Figura 2. Mapas de variabilidade de Cálcio nas profundidades de 0,00 - 0,20 m (A) e 0,20 - 0,40 m (B).

Para Magnésio (Figura 3), as faixas variam de $< 0,5$ para baixo, $0,5-1,0$ para médio e $> 1,0$ para teores considerados altos (Prezotti, Guarçoni, 2013). Com base nisso, observa-se que não há deficiência deste nutriente no presente estudo, ocorrendo somente teores altos, com variabilidade em grande parte da extensão da área quando avaliada superficialmente (0,00 - 0,20 m). Em contrapartida, há uma uniformidade do nutriente quando coletada em maior profundidade (0,20 - 0,40 m), ocorrendo somente uma pequena parte na região leste do mapa com menor teor.

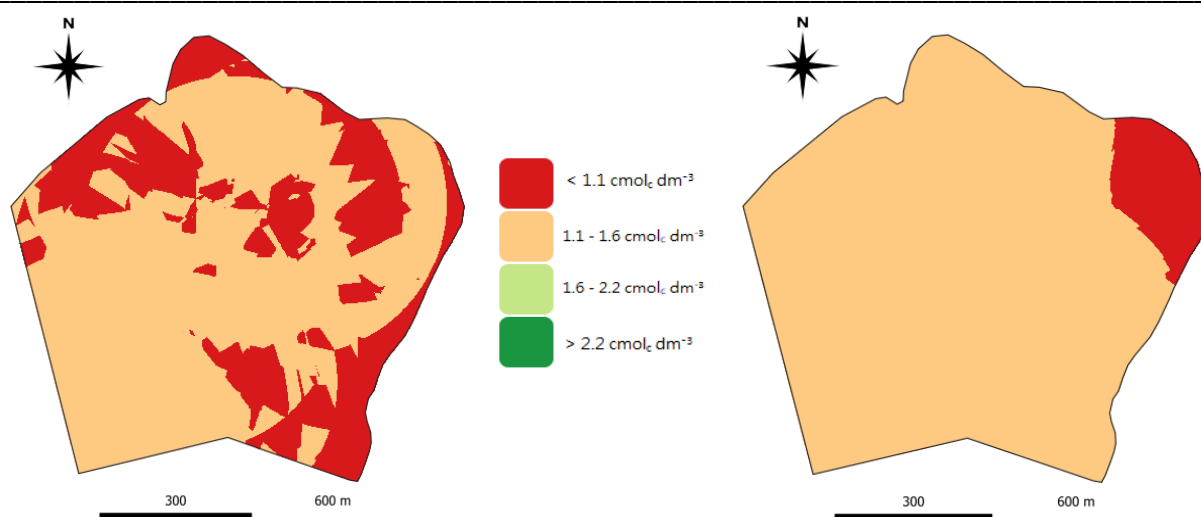


Figura 3. Mapas de variabilidade de Magnésio nas profundidades de 0,00 - 0,20 m (A) e 0,20 - 0,40 m (B).

O Alumínio, em solos ácidos, pode se tornar tóxico para as plantas, afetando o crescimento radicular e reduzindo a absorção de água e nutrientes. Sua presença é limitante em processos fisiológicos, resultando em menor desenvolvimento e produtividade. A calagem é a principal estratégia para neutralizar seus efeitos, elevando o pH do solo e direcionando a disponibilidade. A faixa utilizada como embasamento de acordo com Prezotti e Guarçoni (2013) é classificada em $< 0,3$ como baixo, $0,3 - 1,0$ para teores médios e > 1 cmolc dm^{-3} para alto. Observa-se na Figura 4, que a área experimental apresentou variação de 0,1 a 0,3 cmolc dm^{-3} resultando em teores baixos nas profundidades de 0,00 - 0,20 m, isso se dá ao longo histórico de correções de acidez do solo e ao perfil trabalhado; na profundidade de 0,20 - 0,40 m está com boa parte do mapa com teor baixo de Al, já na região nordeste está com teor médio, e com a utilização de doses em taxa variável conforme a necessidade da área, a uniformidade é alcançada.

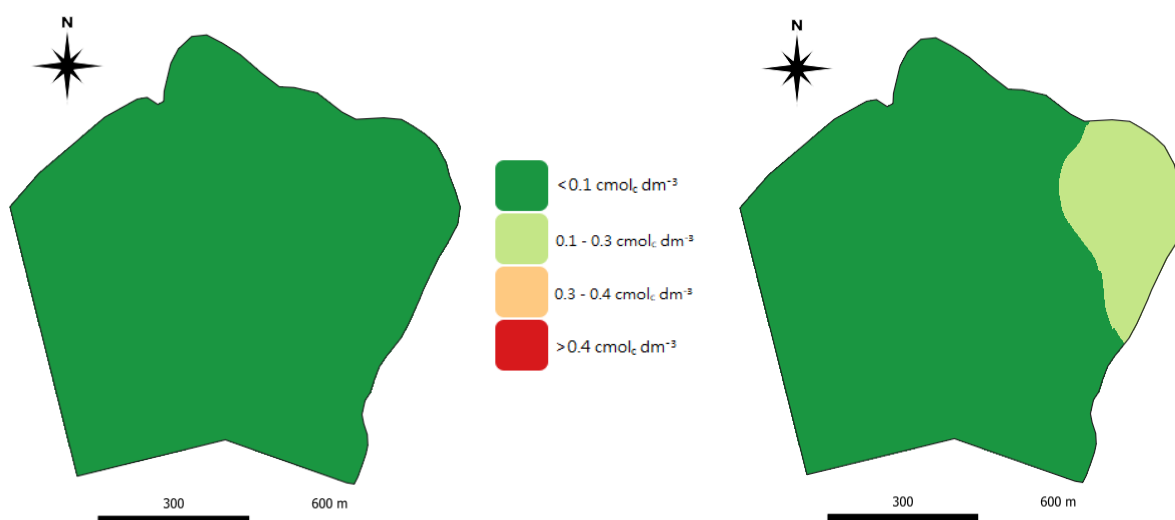


Figura 4. Mapas de variabilidade de Alumínio nas profundidades de 0,00 - 0,20 m (A) e 0,20 - 0,40 m (B).

A Acidez Potencial, ou também chamada Acidez Total, representa a reserva de acidez do solo, influenciando na disponibilidade de nutrientes. Altos valores indicam necessidade de correção de forma a favorecer o crescimento e desenvolvimento vegetal. Sua faixa varia como teores de base $< 2,5$ como baixo; $2,5 - 5,0$ médio e > 5 cmolc dm^{-3} como alto (Prezotti, Guarçoni, 2013). Nota-se na Figura 5, variações de 1,9 a 3,4 cmolc dm^{-3} , obtendo resultados médios e baixos em ambas as profundidades analisadas. A acidez potencial, representada pela soma dos íons trocáveis de alumínio (Al^{3+}) e hidrogênio (H^+), pode ser estimada por meio do método do pH SMP, devido à alta correlação observada

entre esse índice e os teores de $H^+ + Al^{3+}$ no solo (KAMINSKI et al., 2001). Assim, baixo Alumínio e baixa acidez potencial, há uma menor necessidade de calagem.

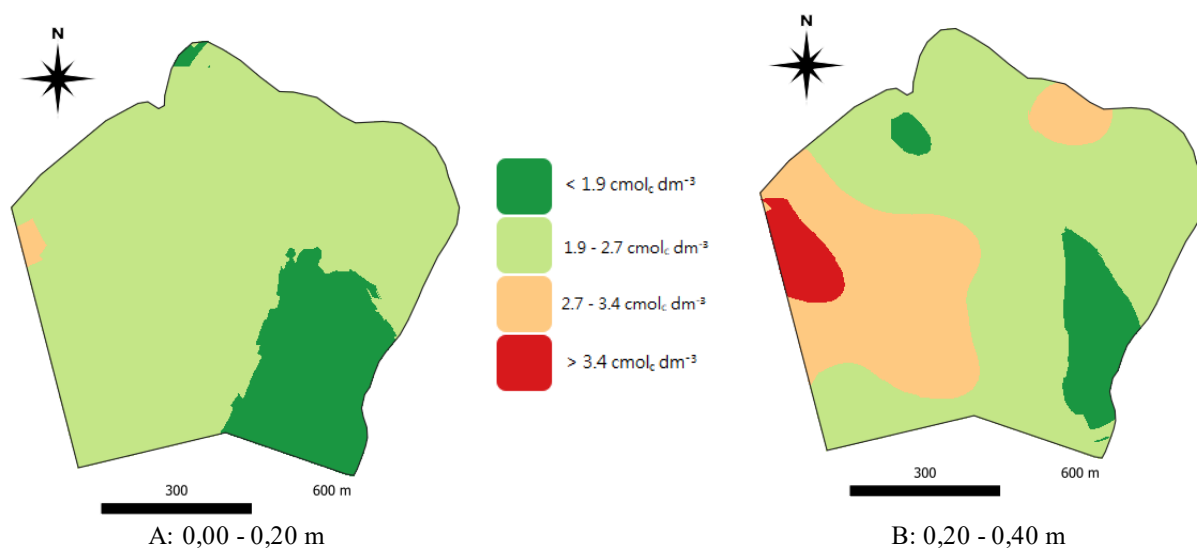


Figura 5. Mapas de variabilidade de Acidez Potencial nas profundidades de 0,00 - 0,20 m (A) e 0,20 - 0,40 m (B).

Utilizando o extrator Mehlich-1, a interpretação dos níveis de potássio disponíveis para culturas anuais é classificado como $> 0,5 cmolc dm^{-3}$ baixo, entre 0,5 e 1,2 $cmolc dm^{-3}$ como médio e acima de 1,2 $cmolc dm^{-3}$ como alto (Prezotti, Guarçoni, 2013). Expressa a variabilidade de Potássio presente na área apresentando teores elevados por toda extensão, variando de 82 a 131,2 $cmolc dm^{-3}$. Na profundidade de 0,20 a 0,40 m, observa-se menor teor de potássio, o que pode ser explicado pela baixa mobilidade desse nutriente no perfil do solo, sua adsorção aos colóides nas camadas onde foi aplicado e a menor atividade microbiológica em camadas mais profundas, reduzindo a ciclagem de nutrientes.

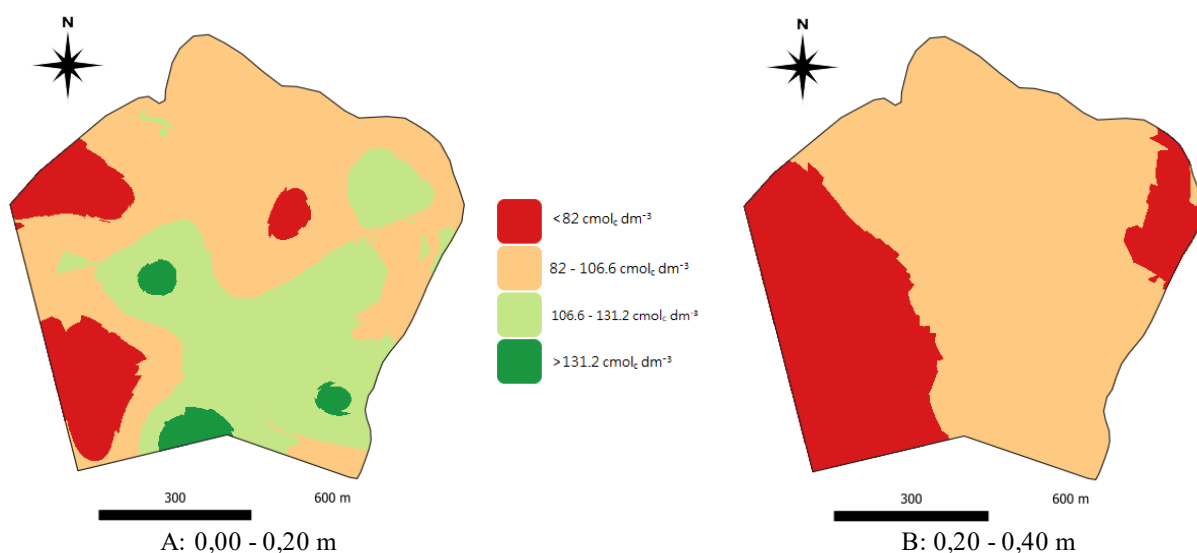


Figura 6. Mapas de variabilidade de Potássio nas profundidades de 0,00 - 0,20 m (A) e 0,20 - 0,40 m (B).

Prezotti e Guarçoni (2013) preconizam que faixas de Fósforo “disponível” realizado pelo extrator Mehlich-1, com teores de $< 0,3$, $0,3-0,5$ e $> 0,5 cmolc dm^{-3}$ como baixo, médio e alto, respectivamente. Na área, apresentou variabilidade de 8,5 a 22,7 $cmolc dm^{-3}$ (Figura 7) nas duas profundidades analisadas, apresentando teores elevados sobretudo nas

camadas mais superficiais do solo, porém na profundidade 0,20 - 0,40 m, o Fósforo é imobilizado no solo e se acumula em camadas mais superficiais devido a adubação, matéria orgânica e da baixa mobilidade. Por isso, os teores diminuem com a profundidade.

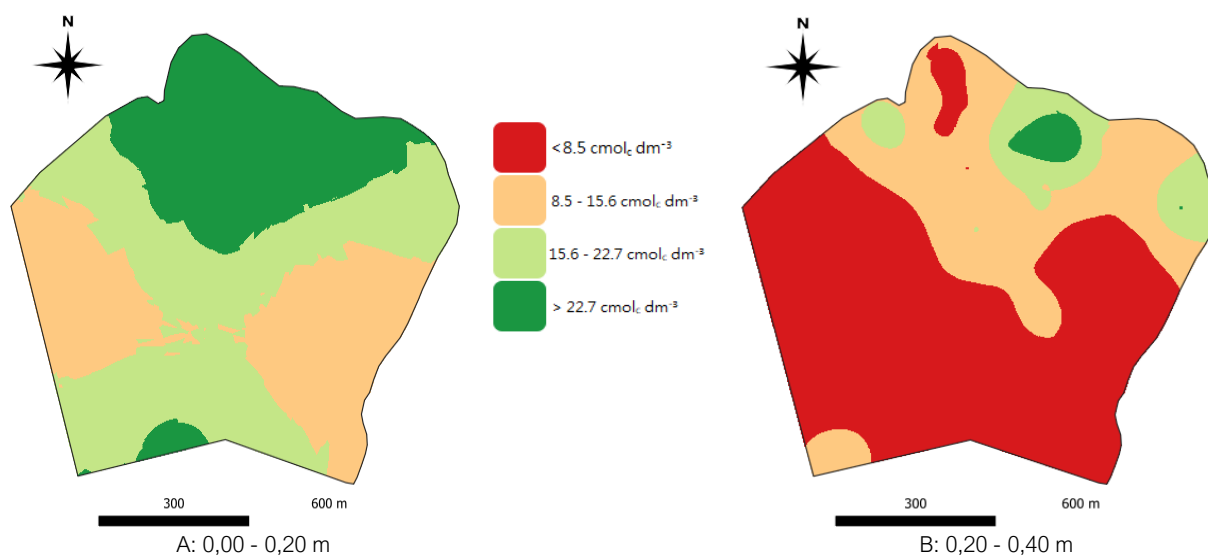


Figura 7. Mapas de variabilidade de Fósforo nas profundidades de 0,00 - 0,20 m (A) e 0,20 - 0,40 m (B).

Assim, tornou-se possível a verificação da variabilidade de todos os atributos químicos avaliados na área amostral, possibilitando assim a aplicação futura em taxas variáveis com base nos resultados coletados e gerando uma uniformidade no perfil do solo, além de contribuir para o aumento da produtividade por meio do uso mais eficiente de insumos agrícolas, diminuindo impactos ambientais, reduzindo custos e evitando investimentos desnecessários.

3. CONCLUSÕES

A malha amostral de um ponto por hectare utilizada foi suficiente para determinar a dependência espacial e mapear as variáveis estudadas. O plantio direto influencia na estratificação dos nutrientes, onde P e K se concentram em camadas mais superficiais e as profundas podem apresentar deficiência de nutrientes. Com o estudo, foi possível a geração de mapas, possibilitando aplicação em taxa variável nas próximas culturas realizadas na área e diminuir custos com corretivos e fertilizantes.

Agradecimentos: Ao Instituto Federal Goiano Campus Ceres, pela realização das análises de solo.

REFERÊNCIAS

- Cambardella, C. A., Moorman, T. B., Novak, J. M., Parkin, T. B., Karlen, D. L., Turco, R. F., & Konopka, A. E. (1994). Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal*, 58(5), 1501–1511.
- Campos, M. C. C., de Oliveira, I. A., dos Santos, L. A. C., de Aquino, R. E., & Soares, M. R. D. (2012). Variabilidade espacial da resistência do solo à penetração e umidade em áreas cultivadas com mandioca na região de Humaitá, AM. *Revista Agro@ambiente On-line*, 6(1), 9–16.
- Cherubin, M. R., Santi, A. L., Eitelwein, M. T., Amado, T. J. C., Simon, D. H., & Damian, J. M. (2015). Dimensão da malha amostral para caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio em Latossolo Vermelho. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 50, 168–177.
- Cherubin, M. R., Santi, A. L., Eitelwein, M. T., Menegol, D. R., Ros, C. O. D., Pias, O. H. D. C., & Berghetti, J. (2014). Eficiência de malhas amostrais utilizadas na caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio. *Ciência Rural*, 44, 425–432.
- Dalchiavon, F. C., Carvalho, M. D. P., Andreotti, M., & Montanari, R. (2012). Variabilidade espacial de atributos da fertilidade de um Latossolo Vermelho Distroférico sob sistema plantio direto. *Revista Ciência Agronômica*, 43, 453–461.
- Gomes, A. D., dos Santos, P. H. L., do Nascimento, J. M., Arcoverde, S. N. S., Secretti, M. L., & da Costa, E. G. (2021). Variabilidade espacial de atributos químicos do solo e produtividade da soja. *Anais da Academia Pernambucana de Ciência Agronômica*, 18(2).
- Grego, C. R., Oliveira, R. D., & Vieira, S. R. (2014). Geoestatística aplicada à agricultura de precisão. In: Bernardi, A. C. de C.; Naime, J. de M.; Resende, A. V. de; Bassoi, L. H.; Inamasu, R. Y. (Ed.). *Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar*. Brasília: Embrapa, cap. 5, p. 74–83.
- Kaminski, J. et al. (2001). Proposta de nova equação para determinação do valor de $H^+ + Al^{3+}$ pelo uso do índice SMP em solos do RS e de SC. In: Reunião Anual da Rede Oficial de Laboratórios de Análise de Solo e de Tecido Vegetal dos Estados do Rio Grande do Sul e de Santa Catarina, 33., Frederico Westphalen. *Atas. Frederico Westphalen: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo – Núcleo Regional Sul*, p. 21–26.
- Matias, S. S. R., Nóbrega, J. C. A., Nóbrega, R. S. A., Andrade, F. R., & Baptistel, A. C. (2015). Variabilidade espacial de atributos químicos em Latossolo cultivado de modo convencional com soja no cerrado piauiense. *Revista Agro@ambiente On-line*, 9(1), 17–26.
- Miranda, A. C. C., Veríssimo, A. M., & Ceolin, A. C. (2017). Agricultura de precisão: um mapeamento da base da Scielo. *Gestão.Org*, 15(6), 129–137.
- Naka, J. T. (2019). Correlação do índice de vegetação por diferença normalizada com parâmetros químicos do solo para aplicações em agricultura de precisão. Monografia (Bacharel em Engenharia Ambiental) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Londrina.
- Prezotti, L. C., & Guarçoni, A. M. (2013). Guia de interpretação de análise de solo e foliar. Vitória, ES: Incaper.
- Oliveira, I. A., Marques Júnior, J., Costa Campos, M. C., de Aquino, R. E., de Freitas, L., Silva Siqueira, D., & da Cunha, J. M. (2015). Variabilidade espacial e densidade amostral da suscetibilidade magnética e dos atributos de Argissolos da região de Manicoré, AM. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 29(3), 668–681.
- Pinheiro, R. (2016). Agricultura de precisão. *Revista Eletrônica Competências Digitais para Agricultura Familiar*, 2(1).
- Resende, J. M. A., Marques Júnior, J., Martins Filho, M. V., Dantas, J. S., Siqueira, D. S., & Teixeira, D. B. (2014). Variabilidade espacial de atributos de solos coesos do leste maranhense. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 38(4), 1077–1090.

-
- Silva, F. D., Eira, P. D., Barreto, W. D. O., Pérez, D. V., & Silva, C. A. (1998). Manual de métodos de análises químicas para avaliação da fertilidade do solo. Rio de Janeiro: Embrapa-CNPQ.
- Silva, F. de A. S., & Azevedo, C. A. V. de (2002). Versão do programa computacional Assistat para o sistema operacional Windows. *Revista Brasileira de Produtos Agroindustriais*, 4(1), 71–78.
- Tavares, T. D. O., Santinato, F., Silva, R. P. D., Voltarelli, M. A., Paixão, C. S. S., & Santinato, R. (2015). Qualidade do recolhimento mecanizado do café.
- Zanão Júnior, L. A., Lana, R. M. Q., Carvalho-Zanão, M. P., & Guimarães, E. D. (2010). Variabilidade espacial de atributos químicos em diferentes profundidades em um Latossolo em sistema de plantio direto. *Revista Ceres*, 57(3), 429–438.
- Zaninetti, R. A., Moreira, A., & Moraes, L. A. C. (2016). Atributos físicos, químicos e biológicos de Latossolo Amarelo na conversão de floresta primária para seringais na Amazônia. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 51, 1061–1068.

NOTA DE INFORMAÇÃO: As declarações, opiniões e dados contidos em todas as publicações são de exclusiva responsabilidade dos autores e colaboradores individuais, e não da instituição mantenedora deste periódico e/ou dos editores. A Cientific@ e/ou os editores se eximem de qualquer responsabilidade por danos a pessoas ou bens resultantes de ideias, métodos, instruções ou produtos mencionados no conteúdo.