Ano 01 | Nº 02 | Outubro de 2026



BOLETIM DE

DIVULGAÇÃO TÉCNICA

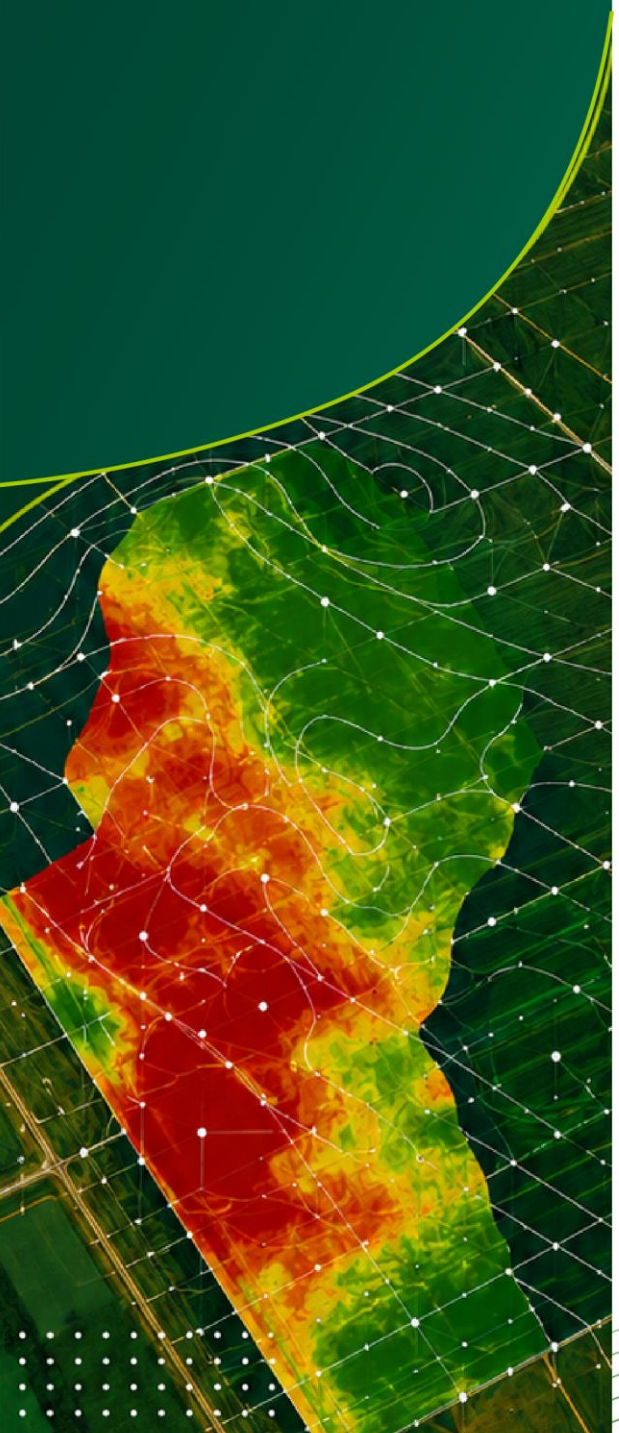
AsBraAP

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE AGRICULTURA DE PRECISÃO E DIGITAL

AsBraAP
ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE AGRICULTURA DE PRECISÃO E DIGITAL

INSTITUCIONAL

Boletim de Divulgação Técnica
Ano 01 | Nº 02 | Outubro de 2026



Diretoria da AsBraAP

Gestão 2026-2028

PRESIDENTE
Christian Bredemeier

VICE-PRESIDENTE
Rodrigo Trevisan

DIRETOR CIENTÍFICO
Lucas Rios do Amaral

VICE-DIRETOR CIENTÍFICO
André Freitas Colaço

DIRETOR DE RELACIONAMENTO EMPRESARIAL
Werner Santos

DIRETOR COMERCIAL
Fernando Rodrigues Alves Martins

SECRETÁRIO
Alessandro Alvarenga Pereira da Silva

GERENTE EXECUTIVA
Flávia Romanelli

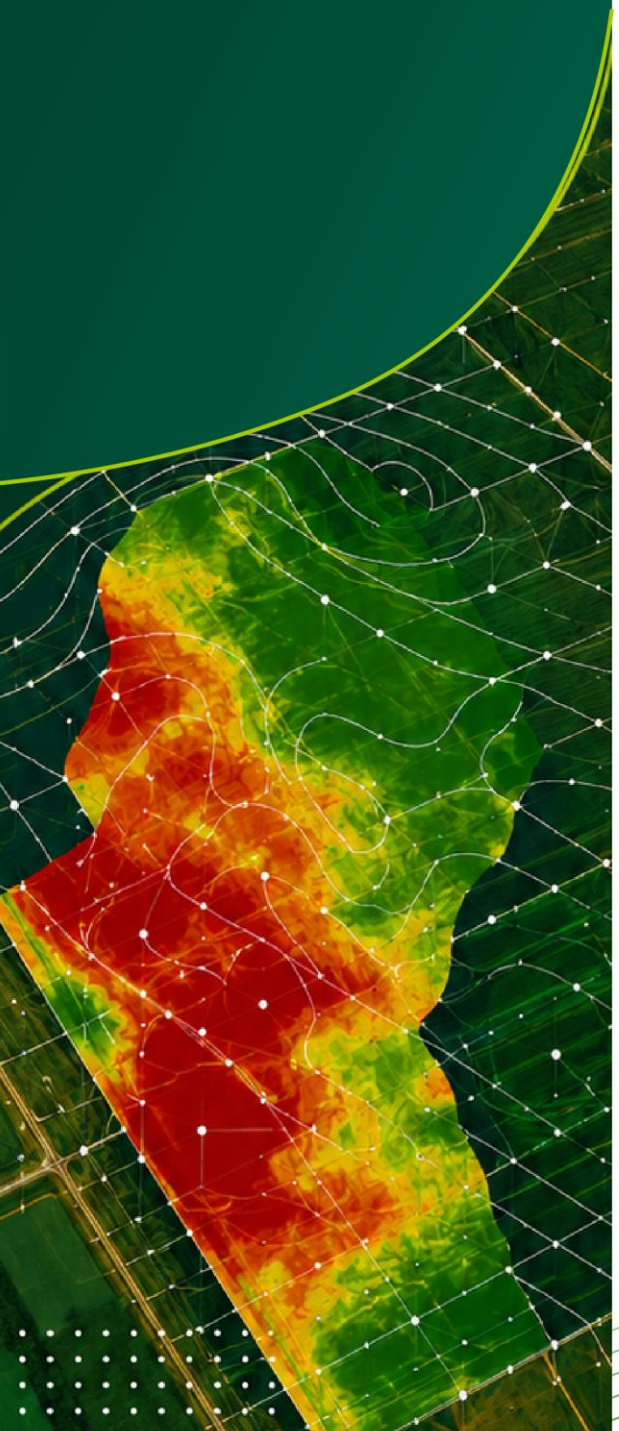
NOTA DE RESPONSABILIDADE

Os conteúdos, informações, opiniões e recomendações apresentados nos textos publicados neste Boletim de Divulgação Técnica são de responsabilidade exclusiva de seus respectivos autores e não representam, necessariamente, o posicionamento institucional da Associação Brasileira de Agricultura de Precisão e Digital (AsBraAP). A AsBraAP não se responsabiliza por eventuais erros, omissões ou consequências decorrentes da utilização das informações apresentadas.

AsBraAP
ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE AGRICULTURA DE PRECISÃO E DIGITAL

SUMÁRIO

Boletim de Divulgação Técnica
Ano 01 | Nº 02 | Outubro de 2026



› NOTA TÉCNICA

EVOLUÇÃO NA ANÁLISE DE DADOS DE PENETROMETRIA NAS LAVOURAS BRASILEIRAS.

Silva, F. V.; Wieth, A. R.; Silva, M. A. M.; Vian, A. L. p.04

› NOTA TÉCNICA

O INTERPOLADOR IMPORTA: COMO A ESCOLHA DO MÉTODO PODE MUDAR MAPAS E DECISÕES NA AGRICULTURA DE PRECISÃO.

Bejarano, L. D.; Amaral, L. R. p.10

› NOTA TÉCNICA

IMAGENS MULTIESPECTRAIS EM DRONES: APLICAÇÕES E RECOMENDAÇÕES PARA A AGRICULTURA DE PRECISÃO E DIGITAL.

Amaral, L. P.; Silva, S. D. P.; Eugenio, F. C...... p.16

› NOTA TÉCNICA

SMART-SENSOR DE SOLO: UMA PLATAFORMA MULTISSENSOR PARA CARACTERIZAÇÃO DA VARIABILIDADE ESPACIAL DO SOLO.

Bottega, E. L.; Queiroz, D. M.; Coelho, A. L. F.; Sousa, E. T. S.; Costa, M. M.; Valente, D. S. M.; Oliveira, Z. B.; Saretta, E. p.22

› RELATO DE CASO

UM MAPA DE PRODUTIVIDADE CONTA TODA A HISTÓRIA? COMO OS PADRÕES ESPAÇO-TEMPORAIS AJUDAM A COMPREENDER, DECIDIR E VALIDAR A GESTÃO AGRÍCOLA.

Canal Filho, R.; Molin, J. P...... p.32

EQUIPE EDITORIAL
Editor-chefe: Prof. Dr. Lucas R. Amaral
Editores associados: Prof. Dr. André Vian • Prof. Dr. André Colaço
Diagramação: Laura D. Bejarano • Mateus K. Trevisani

EVOLUÇÃO NA ANÁLISE DE DADOS DE PENETROMETRIA NAS LAVOURAS BRASILEIRAS

Felipe Victorino da Silva[1]; Albertina Radtke Wieth[2]; Marcio Albuquerque Moreira da Silva[3]; André Luis Vian[4]

[1] Especialista de produto na Falker Automação Agrícola, Mestrando no Programa de Pós-graduação em Fitotecnia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) – felipe.victorino@falker.com.br;

[2] Especialista de produto na Falker Automação Agrícola, Doutora em Fitotecnia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) – albertina@falker.com.br;

[3] CEO da Falker Automação Agrícola – marcio@falker.com.br;

[4] Professor, Faculdade de Agronomia, Grupo de Estudos em Agricultura Digital (GEAD), Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) – andre.vian@ufrgs.br .

Resumo

A compactação do solo constitui um importante limitante à produtividade agrícola no Brasil, comprometendo processos essenciais como infiltração de água, desenvolvimento radicular e a absorção de nutrientes. Historicamente, sua avaliação em campo esteve restrita a análises pontuais e pouco padronizadas, o que dificultava uma leitura mais ampla de sua distribuição espacial e de sua evolução ao longo do tempo. Nos últimos anos, no entanto, a crescente adoção de penetrômetros digitais tem permitido transformar essa avaliação em um processo cada vez mais sistemático, georreferenciado e orientado por dados. A presente nota técnica busca apresentar essa trajetória, analisando a evolução do volume e da distribuição das medições de resistência à penetrações realizadas nas lavouras brasileiras entre janeiro de 2020 e agosto de 2026, período em que o banco de dados do equipamento acumulou mais de 1,1 milhão de medições em lavouras brasileiras.

Introdução

A agricultura de precisão (AP) fundamenta-se na gestão da variabilidade espacial e temporal da lavoura para orientar intervenções localizadas dentro do talhão (MOLIN et al., 2015). Contudo, mapear a fertilidade química e a produtividade são apenas parte do diagnóstico. A variabilidade da estrutura do solo também se manifesta de maneira expressiva.

Nesse contexto, Richart *et al*. (2005) e Reis *et al*. (2022), destacam a importância da avaliação dos atributos físicos do solo, uma vez que limitações dessa natureza frequentemente reduzem o potencial produtivo mesmo em áreas nas quais a fertilidade química e o manejo fitossanitário se encontram adequadamente conduzidos. A compactação do solo destaca-se como um dos principais fatores físicos de importância agronômica. Conceituado por Machado (2003), como a redução do volume não saturado do solo e de sua porosidade, sobretudo dos macroporos, esse fenômeno decorre de pressões externas exercidas principalmente pelo tráfego de máquinas, pela realização de operações mecanizadas em condições inadequadas de umidade e pelo histórico de preparo do solo.

Em sistemas agrícolas intensivos, esse processo pode ser agravado pela repetição de operações de preparo de solo sempre nas mesmas camadas e pela ausência de estratégias consistentes de conservação e estruturação do perfil (STEFANOSKI *et al*., 2013). Como consequência, o solo passa a

oferecer maior resistência ao crescimento radicular, reduzindo a exploração de camadas mais profundas e comprometendo processos essenciais, como a infiltração de água, as trocas gasosas, a atividade biológica e a absorção de água e nutrientes (Figura 1).



Figura 1 *- Representação gráfica de um solo com camada subsuperficial compactada apresentando baixa infiltração (A) e um solo bem estruturado com boa infiltração, permeabilidade e aeração (B).*

Entre os métodos disponíveis para avaliar a compactação, a penetrometria destaca-se pela praticidade e ampla utilização no campo. O método mede a resistência mecânica do solo à penetração (RP) de uma haste cônica, refletindo o impedimento físico ao crescimento radicular. Embora a RP seja influenciada por fatores como umidade, textura e estrutura do solo, ela se consolida como um indicador em tempo real e bastante útil para identificar camadas adensadas e apoiar a tomada de decisão agronômica.

Neste cenário é que se insere o penetroLOG, penetrômetro digital desenvolvido pela Falker Automação Agrícola. Ao padronizar a medição digital até 60 cm de profundidade e georreferenciar cada ponto amostrado, a ferramenta integra a lógica da AP para mapear a distribuição espacial, a profundidade e a intensidade da compactação. Na prática, essa abordagem supera avaliações subjetivas e detecta restrições subsuperficiais críticas (faixa de 30 a 60 cm), orientando intervenções localizadas de manejo e evitando tanto a omissão do problema quanto a realização de operações desnecessárias em áreas sem restrição física.

No âmbito do manejo agrícola, os dados gerados pelo penetroLOG podem subsidiar decisões relacionadas à necessidade e à viabilidade de intervenções mecânicas, como escarificação ou subsolagem, bem como ajustes no sistema de tráfego, na escolha de plantas de cobertura e na adoção de práticas conservacionistas voltadas à melhoria estrutural do solo. Em vez de assumir a compactação como um problema uniforme em toda a lavoura, a AP permite delimitar zonas com maior ou menor restrição física, favorecendo intervenções mais racionais.

Além disso, o acompanhamento sistemático da resistência do solo ao longo das safras possibilita construir um histórico técnico da área, permitindo avaliar a evolução da condição física do perfil e a efetividade das práticas de manejo adotadas.

Difusão tecnológica

Avaliando o banco de dados da Falker, é possível observar o processo de difusão da tecnologia de penetrometria digital nas lavouras brasileiras (Figura 2). A partir da segunda geração do penetroLOG, lançado em 2020, os dados ficam centralizados online. Ao todo, o

banco de dados acumula mais de 1,67 milhão de medições registradas ao redor do mundo, totalizando 1,1 milhão de análises no Brasil, sendo destas, 876.561 medições completas do perfil do solo até 60 centímetros. Os dados observados evidenciam a crescente adesão à ferramenta de diagnóstico de resistência à penetração por parte de produtores e de prestadores de serviços de AP.

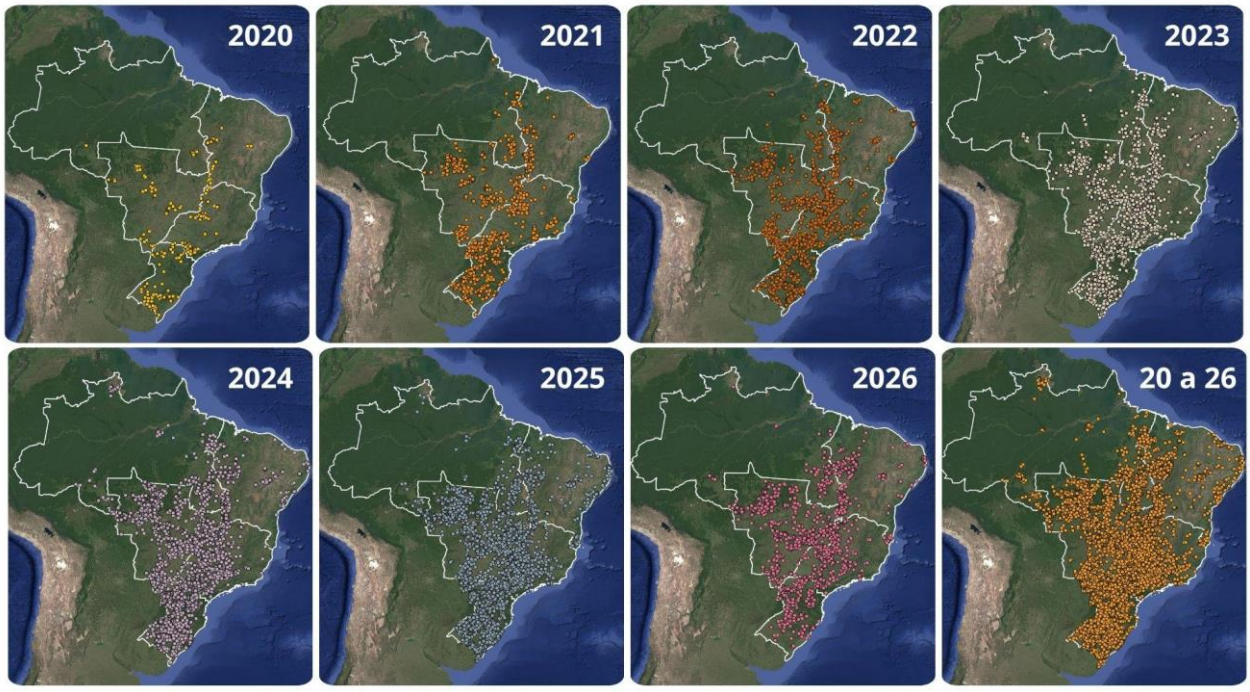
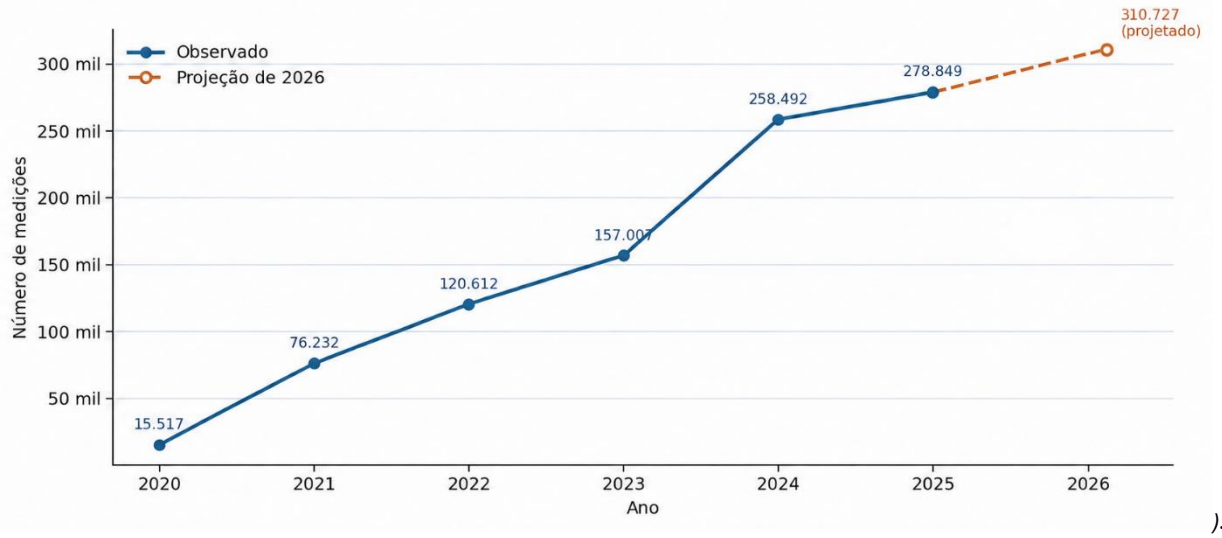


Figura 2 - *Variabilidade temporal das análises de Resistência à Penetração (RP) do solo*

No primeiro ano de registro da base de dados utilizada (2020), foram contabilizadas 15.517 medições em todo o Brasil. Cinco anos depois, em 2025, esse número já ultrapassava 270 mil medições anuais, com expectativa de que 2026 encerre com mais de 300 mil registros (Tabela 1).

Tabela 1 *- Crescimento anual das medições de resistência à penetração do solo (RP*



).

Vantagens e limitações

A adoção da penetrometria digital, exemplificada pelo uso do penetroLOG, apresenta vantagens claras em relação a métodos tradicionais de avaliação da compactação do solo, como a inspeção visual do perfil, a abertura de trincheiras ou o uso de penetrômetros manuais sem registro eletrônico, na medida em que o registro digital da resistência à penetração reduz a subjetividade da leitura e permite comparações consistentes entre pontos, talhões e safras. O georreferenciamento associado a cada leitura possibilita o mapeamento espacial da compactação e a identificação de zonas de manejo diferenciado, enquanto a resolução em profundidade do equipamento, que registra a resistência ao longo de todo o perfil avaliado, permite localizar com precisão a camada compactada, em vez de apenas confirmar sua existência.

Contudo, a técnica apresenta limitações que exigem atenção na amostragem. Como a resistência à penetração é altamente sensível ao teor de água no solo, as leituras devem ser realizadas em condições de umidade padronizadas ou próximas à capacidade de campo para evitar diagnósticos equivocados. Além disso, por se tratar de uma medição pontual, é fundamental realizar um número adequado de amostragens para garantir a representatividade estatística e espacial dos dados dentro do talhão.

Padrão nacional de resistência à penetração ao longo do perfil do solo

Como primeiro retrato estatístico da base de dados, a Figura 3 apresenta o perfil vertical da resistência à penetração (RP) no Brasil, considerando 876.561 perfis registrados entre 2020 e 2025 e entre janeiro e agosto de 2026. A linha central representa a mediana da RP em cada centímetro de profundidade, enquanto a faixa sombreada corresponde ao intervalo entre o primeiro e o terceiro quartis (Q1–Q3), abrangendo os 50% centrais das observações.

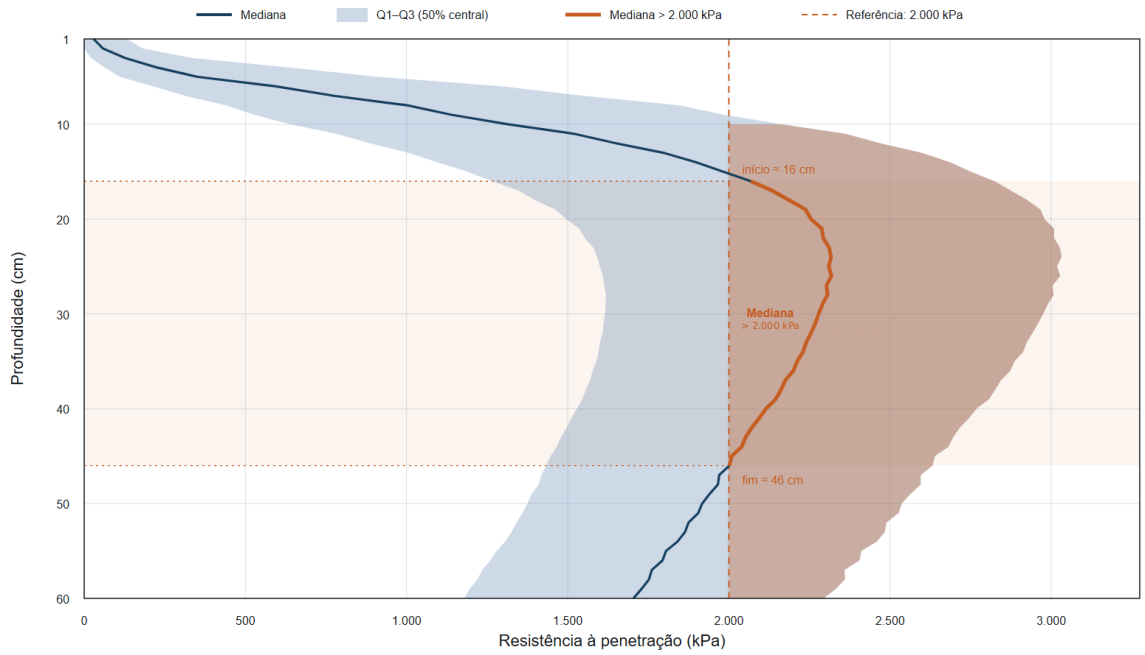


Figura 3 - *Perfil vertical da resistência à penetração no Brasil, representado pela mediana e pelo intervalo interquartil (Q1–Q3) em cada centímetro de profundidade, considerando 876.561 perfis registrados entre 2020 e 2025 e entre janeiro e agosto de 2026.*

Na camada superficial, os valores de RP são baixos, a partir de aproximadamente 10 cm, observa-se aumento acentuado da resistência, alcançando 1.314 kPa a 10 cm, 1.982 kPa a 15 cm e 2.255 kPa a 20 cm. O maior valor mediano ocorre próximo a 26 cm, atingindo 2.318 kPa. Considerando 2.000 kPa como um valor de referência frequentemente utilizado para indicar possível restrição ao crescimento radicular, observa-se que a mediana permanece acima desse limite aproximadamente entre 16 e 46 cm de profundidade. Esse comportamento sugere que, no conjunto nacional analisado, a maior resistência à penetração se concentra principalmente na subsuperfície, entre 20 e 40 cm.

A amplitude dos quartis, entretanto, demonstra que esse comportamento não é uniforme entre os perfis avaliados. A aproximadamente 26 cm, por exemplo, o primeiro quartil apresenta RP de 1.609 kPa, enquanto a mediana alcança 2.318 kPa e o terceiro quartil chega a 3.028 kPa. Isso significa que existe uma ampla variabilidade entre as áreas: os 25% dos perfis com menores valores de RP apresentam condições relativamente menos restritivas, enquanto os 25% com maiores valores estão sujeitos a resistências bastante elevadas.

O primeiro quartil também indica que a condição de menor resistência não se mantém ao longo de todo o perfil. Em torno de 20 cm, seu valor é próximo de 1.500 kPa; entre aproximadamente 21 e 41 cm, porém, o primeiro quartil permanece acima desse valor. Assim, mesmo entre os 25% dos perfis com menor resistência, observa-se uma faixa subsuperficial na qual a RP pode representar uma limitação física relevante. Por outro lado, o terceiro quartil permanece acima de 2.000 kPa entre aproximadamente 10 e 60 cm, indicando que pelo menos um quarto dos perfis apresenta valores superiores ao limite de referência em praticamente todo esse intervalo.

A concentração dos maiores valores de resistência à penetração entre aproximadamente 20 e 30 cm pode estar relacionada à formação de uma camada compactada em subsuperfície. Esse padrão é compatível com a ocorrência de camadas de adensamento associadas ao tráfego repetido de máquinas agrícolas e à realização de operações de preparo em profundidades semelhantes, fenômeno frequentemente denominado “pé-de-arado” ou “pé-de-grade”. A menor resistência observada nas camadas superficiais pode estar relacionada ao revolvimento do solo, à maior presença de matéria orgânica e à atividade radicular e biológica, enquanto a camada situada abaixo da zona de mobilização permanece mais sujeita ao adensamento.

Considerações finais

A evolução observada no volume e na distribuição espacial das medições realizadas com o penetroLOG reflete uma transformação relevante na forma como a compactação do solo tem sido diagnosticada nas lavouras brasileiras. O que antes se restringia, em grande parte, a avaliações pontuais e pouco padronizadas, passou a ser tratado como um fenômeno espacialmente mensurável, apoiado por dados georreferenciados e sistematicamente armazenados.

A crescente adesão de produtores e prestadores de serviço à penetrometria digital, evidenciada pelo acúmulo de mais de 876 mil pontos amostrados em todas as macrorregiões do país, indica não apenas a maturidade tecnológica da ferramenta, mas também uma mudança de postura do setor produtivo em direção a um manejo cada vez mais orientado por dados. A concentração ainda maior das leituras nas regiões Centro-Oeste, Sul e Sudeste sugere, contudo, que há espaço significativo para expansão do uso da tecnologia nas regiões Norte e Nordeste, acompanhando a intensificação da agricultura mecanizada nessas áreas.

Do ponto de vista técnico, a consolidação desse tipo de diagnóstico representa um passo importante para a agricultura de precisão no Brasil, na medida em que permite converter um fator limitante historicamente subestimado em uma variável concreta, passível de mapeamento, monitoramento e correção direcionada. À medida que o volume de dados coletados

continua a crescer, abre-se também a possibilidade de análises mais robustas em escala regional e nacional, incluindo a construção de indicadores de referência por tipo de solo, cultura e sistema de manejo, fortalecendo ainda mais o papel da penetrometria digital como instrumento estratégico para a sustentabilidade e a produtividade da agricultura brasileira.

Referências

MACHADO, P. L. O. de A. Compactação do solo e crescimento de plantas: como identificar, evitar e remediar. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2003. 18 p. (Documentos / Embrapa Solos, 56).

MOLIN, J. P.; AMARAL, L. R.; COLAÇO, A. F. Agricultura de precisão. São Paulo: Oficina de Textos, 2015. 238 p.

REIS, L. S. et al. Compactação do solo: uma visão agronômica e ambiental. Research, Society and Development, v. 11, n. 5, e40011528487, 2022.

RICHART, A. et al. Compactação do solo: causas e efeitos. Semina: Ciências Agrárias, Londrina, v. 26, n. 3, p. 321-344, jul./set. 2005.

STEFANOSKI, D. C. et al. Uso e manejo do solo e seus impactos sobre a qualidade física. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, Campina Grande, v. 17, n. 12, p. 1301-1309, 2013.

PERALTA, N. R.; COSTA, J. L. Delineation of management zones with soil apparent electrical conductivity to improve nutrient management. Computers and Electronics in Agriculture. v. 99, 2013.

SCUDIERO, E.; TEATINI, P.; MANOLI, G.; BRAGA, F.; SKAGGS, T. H.; MORARI, F. Workflow to Establish Time-Specific Zones in Precision Agriculture by Spatiotemporal Integration of Plant and Soil Sensing Data. Agronomy, v. 8, 11, 2018.

SOBJAK, R.; SOUZA, E. G. De; BAZZI, C. L.; HACHISUCA, A. M. M. AgDataBox-Map - A web application for creating thematic maps and management zones: users' evaluation. Caderno Pedagógico. v. 21, 12, 2024.

VALENTE, D. S. M.; PEREIRA, G. W.; DE QUEIROZ, D. M.; ZANDONADI, R. S.; AMARAL, L. R.; BOTTEGA, E. L.; COSTA, M. M.; FREITAS COELHO, A. L.; GRIFT, T. Accuracy of Various Sampling Techniques for Precision Agriculture: A Case Study in Brazil. Agriculture, v. 14, 12, 2024

O INTERPOLADOR IMPORTA: COMO A ESCOLHA DO MÉTODO PODE MUDAR MAPAS E DECISÕES NA AGRICULTURA DE PRECISÃO

Laura Delgado Bejarano[1]; Lucas Rios do Amaral[2]

[1] Doutoranda, Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas – FEAGRI/UNICAMP, Campinas, SP – laura.bejarano@feagri.unicamp.br

[2] Professor associado, Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas – FEAGRI/UNICAMP, Campinas, SP – lucas.amaral@feagri.unicamp.br

Resumo

A interpolação é uma etapa importante na geração de mapas utilizados na Agricultura de Precisão, pois permite estimar valores em locais não amostrados a partir de observações pontuais georreferenciadas. Entretanto, diferentes métodos podem gerar resultados distintos, e o desempenho deles depende das características dos dados disponíveis. A densidade amostral, a distribuição dos pontos, a estrutura espacial da variável e a relação com covariáveis disponíveis são alguns dos fatores a considerar. A validação permite comparar os métodos e verificar qual deles apresenta melhor desempenho no conjunto de dados analisado. Resultados de pesquisa foram organizados em um framework para auxiliar na priorização dos métodos avaliados. Para levar essa abordagem à prática e facilitar essas etapas, desenvolvemos o *Best Fit Interpolator*, um plugin livre e de código aberto para QGIS que incorpora o framework, permite avaliar as características dos dados, comparar diferentes interpoladores por meio da validação cruzada e gerar os mapas de variabilidade. A partir desses aspectos, são apresentadas recomendações práticas para auxiliar na escolha do método e na elaboração de mapas mais consistentes.

Por que a escolha do interpolador merece atenção?

Um dos princípios da Agricultura de Precisão (AP) é reconhecer que uma área agrícola não apresenta condições uniformes ao longo de sua extensão. Propriedades do solo, produtividade, relevo, vigor das plantas e outros fatores relacionados ao sistema produtivo podem apresentar variabilidade espacial dentro de uma mesma área. Compreender essa variabilidade é fundamental para representar as diferenças existentes no campo e auxiliar na tomada de decisão de forma localizada.

Para isso, são realizadas medições ou amostragens georreferenciadas em diferentes pontos da área. No caso da fertilidade do solo, é comum o levantamento por meio de amostragens onde os valores de fósforo, potássio, pH e outros atributos são conhecidos apenas nos locais onde as amostras foram coletadas. Entretanto, a interpretação espacial desses atributos e sua utilização em aplicações de fertilizantes em doses variadas normalmente exigem uma superfície contínua que represente toda a área, tornando a interpolação uma etapa fundamental na construção desses mapas.

A interpolação utiliza os valores conhecidos nos pontos amostrados para estimar a variável nos locais onde não foram realizadas medições e parte do pressuposto que amostras próximas são mais parecidas do que amostras distantes entre si. Para isso,

podem ser utilizados diferentes métodos, como o inverso da distância ponderada (IDW), o spline de placa fina (SPF), a krigagem ordinária (KO) entre outros. Esses métodos possuem características e critérios distintos para estimar valores para os locais não amostrados, o que pode resultar em superfícies e padrões espaciais distintos a partir do mesmo conjunto de dados.

Na prática, isso significa que os mapas de fertilidade do solo e de prescrição de fertilizantes podem variar conforme o método utilizado (Figura 1). Essa diferença tende a ser ainda mais importante quando a quantidade de amostras é reduzida ou quando a variável apresenta uma estrutura espacial pouco definida. Por isso, um método que funciona bem em uma área, para determinado atributo do solo ou em uma condição de amostragem, pode não apresentar o mesmo desempenho em outra.

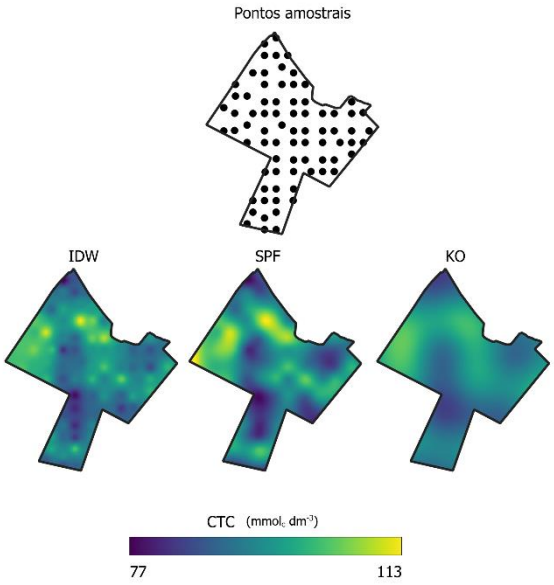


Figura 1. *Comparação entre superfícies interpoladas por IDW, SPF e KO a partir do mesmo conjunto de pontos amostrados da capacidade de troca de cátions (CTC) do solo.*

As diferenças entre os mapas gerados por diferentes métodos de interpolação devem ser avaliadas com cautela, pois o mapa do atributo do solo nem sempre é o produto final. Ele pode ser utilizado para definir doses de insumos, delimitar zonas de manejo ou direcionar novas amostragens. Embora os métodos apresentem padrões espaciais semelhantes, podem ocorrer diferenças nas doses recomendadas, como observado nos mapas de recomendação de calcário (Figura 2). Essas diferenças podem ser pequenas ou localizadas, mas sua relevância prática depende da magnitude das variações e da área afetada. Assim, a escolha do método de interpolação deve considerar não apenas a qualidade das estimativas, mas também seus possíveis efeitos sobre as decisões de manejo.

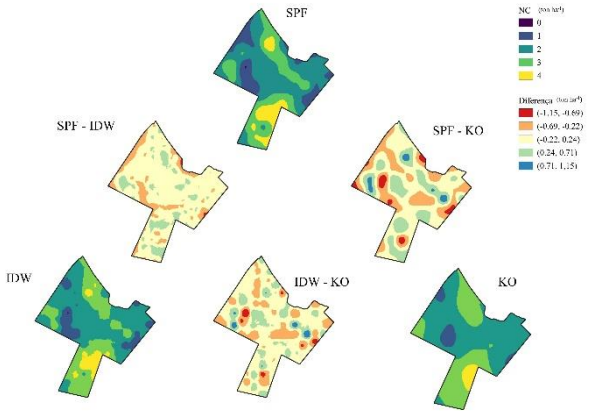


Figura 2. *Mapas de recomendação de calcário (NC) obtidos a partir das superfícies interpoladas pelos métodos IDW, SPF e KO e mapas das diferenças entre cada par de métodos.*

A escolha do método de interpolação

Não existe um único método capaz de apresentar o melhor desempenho em todas as situações. O desempenho dos interpoladores depende das características dos dados disponíveis, principalmente do número de amostras e da estrutura espacial da variável (Delgado Bejarano *et al.*, 2026). A distribuição dos pontos na área também pode influenciar esse desempenho. Nos resultados que obtivemos, o SPF apresentou bom desempenho em condições com poucas observações, enquanto a KO se tornou mais competitiva com o aumento do número de amostras e quando a estrutura espacial estava mais bem definida. Por isso, a escolha do interpolador deve considerar as características do conjunto de dados, e não apenas a preferência por determinado método.

O que determina o desempenho da interpolação?

Na prática, o planejamento da amostragem frequentemente parte da densidade amostral, ou seja, da relação entre o número de amostras e o tamanho da área, normalmente expressa em amostras por hectare. Embora seja um indicador útil da intensidade de amostragem, a densidade não deve ser interpretada isoladamente. Em áreas pequenas, uma densidade elevada pode resultar em pequenas distâncias entre os pontos, mas ainda fornecer um número total de observações insuficiente para representar adequadamente a variabilidade. Por outro lado, em áreas muito grandes, densidades mais baixas podem ser adotadas para reduzir os custos de coleta e análise. Nesses casos, mesmo com um número elevado de amostras, o espaçamento excessivo entre os pontos pode limitar a caracterização da variabilidade espacial.

Além da densidade, a distribuição dos pontos na área também deve ser considerada. Diferentes arranjos podem proporcionar coberturas espaciais maiores ou menores, mesmo com o mesmo número de amostras. O planejamento amostral pode ser otimizado utilizando informações auxiliares, como dados de sensoriamento remoto ou proximal, conhecimento agronômico prévio da área ou modelos espaciais, para orientar a distribuição dos pontos. Essas informações podem ajudar a identificar regiões com maior variabilidade (manchas pequenas) ou com padrões de variabilidade diferentes, onde uma amostragem mais intensa ou com pontos estrategicamente alocados pode ser necessária, e regiões mais homogêneas, onde o número de pontos pode ser reduzido e uma grade regular tende a representar bem a variabilidade presente. Dessa forma, busca-se melhorar a representação da variabilidade espacial e evitar amostragens redundantes, sem necessariamente aumentar os custos de coleta e análise. A Figura 3 ilustra como mudanças na densidade e na distribuição dos pontos podem alterar a cobertura da área (JAMSHIDI *et al.*, 2026; Pusch *et al.*, 2023)

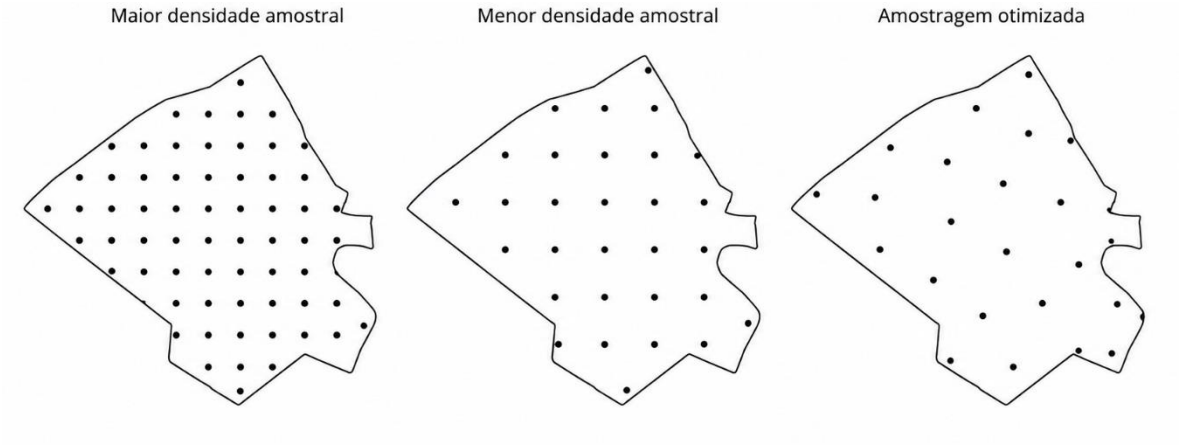


Figura 3. *Exemplos de configurações amostrais em uma mesma área, incluindo maior densidade, menor densidade e posicionamento otimizado das amostras.*

Outro aspecto importante é a estrutura espacial da variável, ou seja, a forma como os valores se organizam no espaço e como essa organização varia em função da distância. Quando valores próximos tendem a ser mais semelhantes entre si do que valores mais distantes, há dependência espacial. O Índice de Moran é uma métrica que permite avaliar a presença de autocorrelação espacial, enquanto o semivariograma descreve como a variabilidade entre pares de observações aumenta com a distância (Anselin, 1995; Oliver; Webster, 2015). A presença de uma estrutura espacial bem definida é fundamental para que a krigagem possa explorar essa relação durante a estimativa (Oliver; Webster, 2014).

Informações auxiliares, também chamadas de covariáveis, podem contribuir para a interpolação quando apresentam relação com o atributo que se deseja mapear. Dados de relevo, sensores proximais e sensoriamento remoto, por exemplo, podem fornecer informações adicionais sobre a variabilidade da área. Entretanto, a inclusão de uma covariável não garante melhor desempenho, pois sua contribuição depende da relação que apresenta com a variável de interesse (Pusch *et al.*, 2021), sendo necessário conhecimento técnico e análises preliminares

Como avaliar o método escolhido

A escolha do interpolador não deve ser baseada apenas na aparência do mapa. Uma forma de avaliar seu desempenho é por meio da validação cruzada, sendo que no caso de poucos dados, que geralmente é o caso da amostragem de solo, deve-se utilizar o método *leave-one-out* ("tire-uma-fora" - LOOCV). Nesse procedimento, uma observação é temporariamente retirada do conjunto de dados e seu valor é estimado com base nas demais amostras. Em seguida, o valor estimado é comparado ao valor observado, e o processo é repetido até que todas as amostras tenham sido utilizadas para validação. Essa estratégia permite avaliar o desempenho da interpolação utilizando todo o conjunto de dados disponível em diferentes etapas do processo (Piikki *et al.*, 2021).

A partir dos pares de valores observados e estimados, diferentes métricas podem ser utilizadas para avaliar o erro e a concordância. Uma medida de erro amplamente utilizada é a raiz do erro quadrático médio (RMSE), enquanto que uma medida interessante para comparar a concordância/correlação é o coeficiente de correlação de concordância de Lin (LCCC). Este índice verifica o quanto os valores estimados se aproximam dos valores observados em relação à linha 1:1, ou seja, correlação absoluta perfeita. Assim, além de indicar se existe associação entre os valores, o LCCC permite avaliar se as predições estão efetivamente próximas dos valores reais, sendo que valores mais próximos de 1 indicam maior concordância.

No entanto, embora essas métricas permitam avaliar quantitativamente o desempenho dos métodos, nem sempre é possível relacionar os erros observados com suas consequências agronômicas ou econômicas. Nesse contexto, a avaliação visual dos mapas por produtores e consultores também pode contribuir para identificar diferenças com possível relevância prática. Como apresentado na Figura 2, os métodos produziram mapas com padrões espaciais semelhantes, embora existam diferenças locais nas doses de calcário recomendadas. Determinar se essas diferenças representam alterações relevantes nos custos ou nos resultados agronômicos ainda é um desafio, sendo uma questão importante para pesquisas futuras.

Durante a pesquisa que publicamos na revista *Precision Agriculture* (Delgado Bejarano *et al.*, 2026), organizamos os resultados obtidos sob diferentes condições de amostragem e de estrutura espacial em um *framework* que sintetiza o desempenho dos métodos avaliados. Sua principal utilidade é orientar a priorização de métodos, reduzindo o número de alternativas e o tempo de processamento. Quando há disponibilidade computacional para avaliar diferentes interpoladores, o *framework* pode servir de referência, mas a escolha deve considerar o desempenho obtido no conjunto de dados analisado de acordo com o resultado da validação cruzada. Como sua construção se baseou em métodos e cenários específicos, suas indicações devem ser interpretadas com cautela.

Para levar essa lógica à prática, desenvolvemos o *Best Fit Interpolator*, um plugin livre e de código aberto para QGIS, no qual o *framework* foi integrado ao fluxo de análise. A ferramenta permite avaliar automaticamente as características dos dados, realizar a validação comparativa dos métodos considerados, indicar o interpolador com melhor desempenho e gerar a superfície interpolada. Além desse fluxo, o plugin disponibiliza ferramentas independentes para a interpolação por IDW, SPF, KO, Random Forest

(RF), *Support Vector Machine* (SVM) e Krigagem dos Resíduos da Regressão (*Regression Kriging*), permitindo avaliar a correlação com variáveis auxiliares, modelar semivariogramas, configurar e avaliar cada método separadamente, comparar métricas de desempenho e criar os mapas dos atributos analisados.

Em conjuntos de dados mais densos, como os de produtividade agrícola, diferentes métodos de interpolação tendem a apresentar desempenhos semelhantes, e a escolha pode depender também da capacidade computacional e do tempo de processamento. Nesse contexto, o *Best Fit Interpolator* permite operacionalizar a comparação entre métodos, facilitando a avaliação de seu desempenho e a escolha da alternativa mais adequada de forma prática e acessível.

Recomendações práticas

Antes de gerar um mapa interpolado, alguns cuidados simples podem tornar a escolha do método mais consistente. Mais do que utilizar sempre o mesmo interpolador, é importante observar as características do conjunto de dados e verificar se o método escolhido representa adequadamente a variabilidade da área.

Na prática, recomendamos:

- Tenha cautela ao interpolar conjuntos de dados muito pequenos. Como referência, com menos de 50 amostras, a quantidade e a distribuição dos pontos podem ser insuficientes para caracterizar adequadamente a dependência espacial por meio de semivariogramas, dificultando a aplicação de métodos geoestatísticos, como a krigagem (Kerry; Oliver, 2007). Nesses casos, outras estratégias, como a delimitação de zonas de manejo, podem ser mais adequadas. Quando a interpolação for necessária, os resultados devem ser interpretados com maior cautela, sendo que as diferenças entre os métodos de interpolação podem ser mais marcantes;
- Garanta uma amostragem representativa da área. Evite grandes regiões sem observações e, quando houver indícios de maior heterogeneidade, considere aumentar a densidade amostral. Informações já disponíveis da área, como imagens históricas de satélite, mapas de produtividade, histórico de manejo e conhecimento prévio do campo, podem ajudar a identificar essas características antes do planejamento da amostragem;
- Evite densidades muito baixas. Distâncias excessivas entre os pontos podem dificultar a representação da variabilidade e a caracterização da estrutura espacial, resultando em redução do retorno da aplicação de fertilizantes em doses variadas. Como referência, quando o alcance da dependência espacial é conhecido, recomenda-se utilizar espaçamentos entre pontos inferiores à metade desse alcance (Oliver; Webster, 2014);
- Considere o objetivo do mapa. Superfícies mais contínuas podem facilitar determinadas decisões de manejo, mas a escolha deve considerar a finalidade do mapeamento e o desempenho da interpolação. SPF e KO tendem a entregar superfícies mais suavizadas/contínuas;
- Teste diferentes interpoladores sempre que possível. Utilize o mesmo procedimento de validação, como o LOOCV, para comparar o desempenho dos métodos. Considere também a avaliação visual dos mapas e a experiência de produtores e consultores, pois diferenças nas métricas estatísticas nem sempre se traduzem em mudanças relevantes nas decisões de manejo;
- Avalie as covariáveis antes de utilizá-las. Verifique sua relação com o atributo a ser mapeado, por exemplo por meio da correlação. Quanto maior essa relação, maior tende a ser o potencial da covariável para contribuir com a amostragem dirigida e predição por métodos multivariados de interpolação.

Referências

ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association—LISA. Geographical Analysis. v. 27, 2, p. 93–115. 1995.

DELGADO BEJARANO, L.; LOUREIRO GONÇALVES OLIVEIRA, A.; FIOLO POZZUTO, J. V.; CASTAÑEDA SÁNCHEZ, D.; RIOS DO AMARAL, L. Performance of interpolation methods in digital soil

mapping: the influence of data characteristics. Precision Agriculture. v. 27, 1. 2026.

JAMSHIDI, S.; CHERKAUER, K.; ARMSTRONG, S.; SMUKLER, S. M.; PAUL, S. S. Sample optimization for spatial prediction of soil properties using divergence-based representativeness metrics. Pedosphere. p. 1–23. 2026.

KERRY, R.; OLIVER, M. A. Comparing sampling needs for variograms of soil properties computed by the method of moments and residual maximum likelihood. Geoderma. v. 140, 4, p. 383–396. 2007.

OLIVER, M. A.; WEBSTER, R. Basic Steps in Geostatistics: The Variogram and Kriging. Cham: Springer International Publishing. 2015.

OLIVER, M. A.; WEBSTER, R. A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging. Catena. v. 113, p. 56–69. 2014.

PIIKKI, K.; WETTERLIND, J.; SÖDERSTRÖM, M.; STENBERG, B. Perspectives on validation in digital soil mapping of continuous attributes—A review. Soil Use and Management. v. 37, 1, p. 7–21. 2021.

PUSCH, M.; OLIVEIRA, A. L. G.; FONTENELLI, J. V.; AMARAL, L. R. D. Soil Properties Mapping Using Proximal and Remote Sensing As Covariate. Engenharia Agricola. v. 41, 6, p. 634–642. 2021.

PUSCH, M.; SAMUEL-ROSA, A.; SERGIO GRAZIANO MAGALHÃES, P.; RIOS DO AMARAL, L. Covariates in sample planning optimization for digital soil fertility mapping in agricultural areas. Geoderma. v. 429, October 2022. 2023.

IMAGENS MULTIESPECTRAIS EM DRONES: APLICAÇÕES E RECOMENDAÇÕES PARA A AGRICULTURA DE PRECISÃO E DIGITAL

Lúcio de Paula Amaral [1,2]; Sally Deborah Pereira da Silva [2]; Fernando Coelho Eugenio [3]

[1] Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), Programa de Pós-Graduação em Agricultura de Precisão (PPGAP), Colégio Politécnico da Universidade Federal de Santa Maria (POLI/UFSM), Santa Maria, RS – lucio.amaral@ufsm.br

[2] Engenheira Florestal, Doutora em Eng. Florestal (UFSM) – sallydeborah@outlook.com

[3] Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri (UFVJM), Programas de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Produção Vegetal, Diamantina, MG – fernando.eugenio@ufvjm.edu.br

Resumo

As imagens multiespectrais obtidas por drones (aeronaves remotamente pilotadas - RPAs; aeronaves não tripuladas - UA) permitem observar diferenças na vegetação e acompanhar as culturas agrícolas com elevada resolução espacial. Entretanto, transformar essas imagens em informações úteis ao manejo exige cuidados na aquisição, no processamento e na interpretação dos resultados. Esta nota técnica apresenta os princípios básicos de funcionamento dos sensores multiespectrais, as principais etapas para obtenção de imagens confiáveis e exemplos de aplicações no monitoramento nutricional, hídrico e fitossanitário, na definição de zonas de manejo e na estimativa de produtividade. Também são apresentadas recomendações práticas para orientar a escolha da tecnologia e a utilização dos produtos gerados. Busca-se demonstrar que o potencial do sensoriamento multiespectral não depende apenas das características do equipamento, mas principalmente da qualidade dos dados e de sua capacidade de apoiar decisões agrícolas.

Introdução

Os sensores multiespectrais embarcados em drone (aeronaves não tripuladas - UA, nova nomenclatura adotada pela ANAC no Regulamento Brasileiro de Aviação Civil RBAC n. 100 de 2026), ampliaram as possibilidades de monitoramento agrícola, permitindo observar diferenças na vegetação que nem sempre são perceptíveis em imagens convencionais. Com elevada resolução espacial e flexibilidade de aquisição, essas imagens podem apoiar avaliações do desenvolvimento das culturas, da variabilidade espacial e de alterações relacionadas às condições das plantas (Wang et al., 2024).

Entretanto, obter imagens multiespectrais não significa, necessariamente, produzir informações confiáveis para o manejo. A qualidade dos resultados depende das condições de aquisição, da calibração e do processamento das imagens, além da interpretação adequada dos dados. Um índice espectral ou índice de vegetação, por exemplo, pode evidenciar diferenças entre plantas, mas não identifica, isoladamente, suas causas.

Esta Nota Técnica apresenta os princípios básicos de funcionamento dos sensores multiespectrais, os principais cuidados na aquisição e no processamento das imagens e exemplos de suas aplicações na Agricultura de Precisão e Digital. O objetivo é mostrar como transformar dados espectrais em informações úteis para apoiar decisões de manejo.

Sensores multiespectrais: funcionamento e geração de informações

Os sensores multiespectrais registram a radiação proveniente dos alvos em diferentes faixas do espectro eletromagnético. Na vegetação, parte da radiação solar é absorvida, parte é transmitida e outra parcela é refletida. Essas interações variam conforme as características das plantas e o comprimento de onda, permitindo observar diferenças relacionadas aos pigmentos, à estrutura das folhas e à organização do dossel (Formaggio e Sanches, 2017). A Figura 1, apresenta de forma simplificada, como a radiação refletida pela vegetação é registrada pelo sensor e transformada em informações sobre a área cultivada.

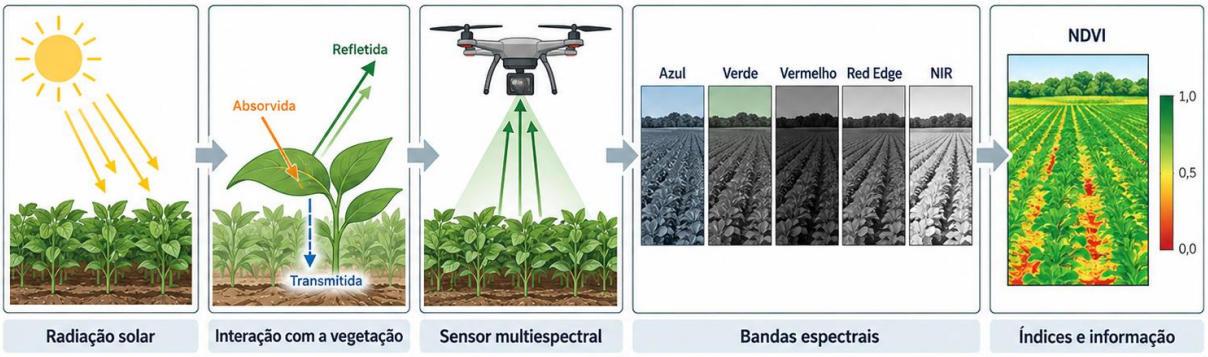


Figura 1. *Representação simplificada do funcionamento do sensoriamento multiespectral aplicado à vegetação, desde a interação da radiação com as plantas até a geração de imagens e índices de vegetação.*

Diferentemente das câmeras convencionais, que registram principalmente as bandas azul, verde e vermelha (RGB), entre 400 nm (azul) a 700 nm (vermelho) em uma imagem resultante da combinação destas bandas, os sensores multiespectrais utilizados na agricultura geralmente incluem a borda do vermelho ou vermelho limítrofe - red edge (proximidade de 700 nm) e o infravermelho próximo - NIR (entre 700 nm e 1300 nm). Enquanto as bandas do visível estão fortemente relacionadas à presença de pigmentos, o red edge é sensível a mudanças relacionadas à clorofila e ao desenvolvimento do dossel. O NIR, por sua vez, fornece informações complementares sobre a estrutura interna das folhas e da cobertura vegetal (Formaggio e Sanches, 2017). Entretanto, utilizar mais bandas não garante melhores resultados, pois a escolha do sensor deve considerar a cultura e o objetivo do monitoramento.

Uma das principais formas de aproveitar essas informações é por meio dos índices de vegetação (IVs), calculados a partir da combinação matemática de bandas espectrais. Entre os mais utilizados estão o NDVI, que combina vermelho e NIR; o NDRE, que utiliza red edge e NIR; e o GNDVI, calculado a partir das bandas verde e NIR. Esses índices permitem gerar mapas que evidenciam diferenças na vegetação e ajudam a direcionar avaliações específicas dentro da área cultivada.

É importante compreender, porém, que diferenças nos valores dos índices de vegetação não representam necessariamente problemas nas plantas. Alterações relacionadas à nutrição, disponibilidade de água, ocorrência de doenças ou desenvolvimento da cultura podem produzir respostas espectrais semelhantes. Além disso, sombras, solo exposto e condições de iluminação influenciam os valores registrados. Portanto, os mapas devem ser interpretados considerando as características da cultura, tais como estádio fenológico, e, sempre que possível, associados a observações de campo.

Aquisição e processamento das imagens

A obtenção de imagens multiespectrais confiáveis começa pelo planejamento do voo do drone. A altura deve ser definida considerando a resolução espacial necessária para observar plantas, linhas de cultivo ou parcelas. A

sobreposição entre imagens deve ser suficiente para permitir o processamento fotogramétrico, enquanto condições como vento, nebulosidade e iluminação precisam ser avaliadas antes da operação. Em levantamentos realizados em diferentes datas, é recomendável padronizar, sempre que possível, as condições de aquisição para facilitar a comparação dos resultados (Wang et al., 2024).

Durante a aquisição, é importante acompanhar as condições de iluminação, pois suas variações podem alterar os valores registrados pelo sensor. Alguns equipamentos possuem sensores de irradiância para monitorar essas mudanças, enquanto painéis de referência com reflectância conhecida podem auxiliar na calibração radiométrica. O uso desses recursos deve seguir as recomendações do fabricante e as exigências de cada aplicação (Chakhvashvili et al., 2024).

Após o voo, as imagens devem passar por uma verificação inicial para identificar registros desfocados, saturados ou com falhas de cobertura. No processamento, as correções radiométricas consideram a resposta do sensor e, quando disponíveis, informações sobre a iluminação, permitindo estimar valores de reflectância. É importante lembrar que os números digitais registrados originalmente não correspondem necessariamente à reflectância e que a calibração não elimina completamente os efeitos das sombras e da geometria de observação.

O processamento geométrico permite gerar ortomosaicos georreferenciados a partir das imagens adquiridas. Dependendo da precisão exigida, podem ser utilizados pontos de controle em campo ou sistemas de posicionamento de maior precisão. Nos sensores multiespectrais, deve-se verificar também o alinhamento entre as bandas, pois pequenos deslocamentos podem comprometer o cálculo dos índices de vegetação, especialmente nas bordas das plantas e nas áreas com solo exposto.

Com as imagens processadas, podem ser produzidos mapas das bandas espectrais e dos índices de vegetação (Figura 2). Antes de utilizar esses produtos no manejo, recomenda-se verificar sua consistência radiométrica e geométrica e, sempre que possível, confrontar os resultados com observações de campo. Esses cuidados ajudam a evitar interpretações equivocadas e tornam as informações mais confiáveis para a tomada de decisão.

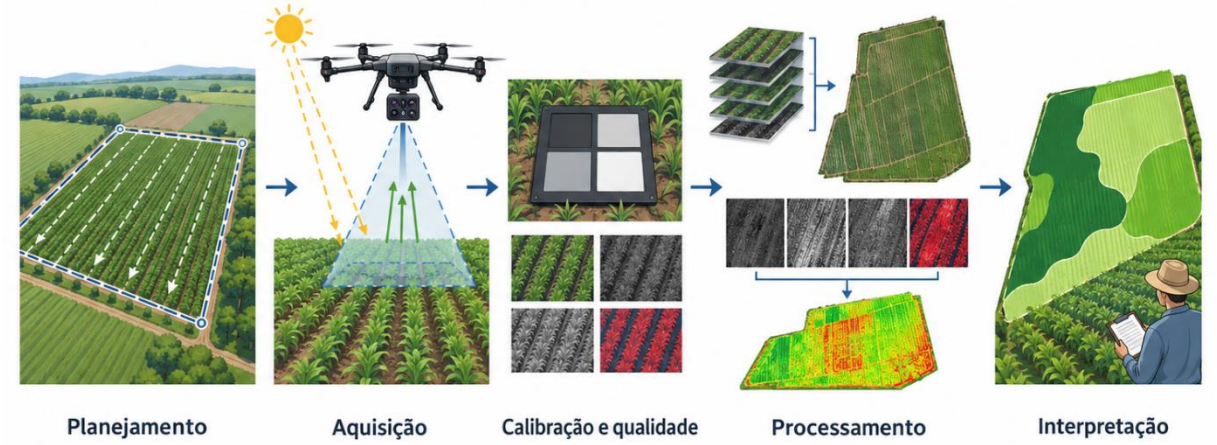


Figura 2. *Etapas básicas do uso de imagens multiespectrais na agricultura de precisão e digital, desde a aquisição até a interpretação dos resultados.*

Aplicações práticas do sensoriamento multiespectral

As imagens multiespectrais obtidas por sensores embarcados em drones podem apoiar diferentes atividades agrícolas, desde a identificação de diferenças dentro da lavoura até o acompanhamento das plantas ao longo do ciclo produtivo. A seguir, são apresentados exemplos de como essas informações podem contribuir para o manejo.

Variabilidade espacial e definição de zonas de manejo

As plantas de uma mesma lavoura podem apresentar diferenças de crescimento e produtividade. Imagens multiespectrais ajudam a localizar essas variações e definir zonas de manejo, orientando ações específicas em cada área. Em vinhedos do Rio Grande do Sul, imagens aéreas e dados de campo permitiram identificar três zonas de produtividade: baixa, média e alta (Ferreira et al., 2023). Outros estudos destacam a importância de considerar a cobertura vegetal e as características do solo nessa análise (Heberle et al., 2025). Assim, os mapas ajudam a direcionar avaliações e práticas de manejo.

Monitoramento nutricional e uso eficiente de fertilizantes

As imagens multiespectrais ajudam a acompanhar a resposta das culturas à adubação, identificando diferenças no desenvolvimento e na resposta espectral das plantas. Em lavouras de tabaco Virgínia, índices de vegetação associados a dados agronômicos permitiram avaliar doses de nitrogênio e reduzir a adubação, sem prejudicar a produtividade e qualidade das folhas de tabaco nas condições estudadas (Soares et al., 2023). Contudo, os mapas não substituem as análises de solo e de plantas necessárias às recomendações de adubação.

Acompanhamento do desenvolvimento e estimativa de produtividade

As imagens multiespectrais permitem acompanhar o crescimento das culturas e, quando combinadas com dados de campo e modelos computacionais, estimar características das plantas e sua produtividade. Na soja, o índice EVI-2 apresentou resultados promissores na avaliação da produtividade (Andrade Júnior et al., 2022). Em arroz irrigado, imagens multiespectrais e algoritmos de aprendizagem de máquina permitiram estimar produtividade e características relacionadas ao nitrogênio e ao desenvolvimento das plantas (Eugenio et al., 2023a, 2023b).

Manejo da irrigação e identificação de estresse hídrico

As imagens multiespectrais podem ajudar a identificar áreas com possíveis diferenças na disponibilidade de água, orientando avaliações e decisões sobre irrigação. Em milho submetido a diferentes regimes de irrigação, índices de vegetação apresentaram relações com o conteúdo de água nas folhas, a condutância estomática e a produtividade (Lopes et al., 2024). Na soja, imagens multiespectrais e térmicas foram combinadas para estimar a evapotranspiração e mapear sua variação ao longo do ciclo (Casari et al., 2024). Esses resultados podem apoiar o manejo hídrico, mas a identificação de deficiência de água exige informações complementares.

Monitoramento fitossanitário e identificação de plantas daninhas

Imagens multiespectrais obtidas por sensores embarcados em drones, combinadas com inteligência artificial, podem ajudar a localizar plantas daninhas e alterações na vegetação, facilitando o monitoramento de grandes áreas. Em Goiás, imagens de drones e o algoritmo Random Forest foram utilizados para identificar plantas daninhas (Ferreira Neto et al., 2024). Em plantios de *Eucalyptus saligna*, imagens multiespectrais e redes neurais permitiram classificar árvores saudáveis, estressadas e mortas, com acurácia geral de 98,77% nas condições avaliadas (da Silva et al., 2026). Essas ferramentas ajudam a direcionar inspeções, mas a confirmação dos problemas exige avaliações de campo.

Recomendações práticas: quando e como utilizar imagens multiespectrais

Antes de escolher um sensor multiespectral, é preciso definir o problema agrícola, mas como que uma nota técnica sobre

essa tecnologia recomenda não começar por ela? Porque para identificar falhas de plantio, imagens RGB podem ser suficientes e você não precisará gastar mais com outros sensores. Já sensores multiespectrais, com bandas red edge e NIR, podem revelar diferenças adicionais na vegetação. Portanto, a escolha depende do seu objetivo, e a Tabela 1 apresenta orientações práticas para essa decisão. Além da escolha do equipamento, é essencial verificar a qualidade das imagens, o alinhamento entre as bandas e os procedimentos de processamento. Para comparações entre datas ou análises quantitativas, a calibração radiométrica merece atenção especial.

Também é importante lembrar que mapas de NDVI, NDRE ou outros índices mostram diferenças na vegetação, mas não indicam, isoladamente, a necessidade de adubação, irrigação ou controle fitossanitário. Essas decisões exigem conhecimento da cultura e, sempre que possível, avaliações de campo. Portanto, a escolha da tecnologia deve partir do problema agrícola. O valor das imagens multiespectrais está em fornecer informações adicionais, confiáveis e úteis às decisões de manejo.

Tabela 1. *Orientações práticas para a escolha e utilização de imagens multiespectrais obtidas com drones para o manejo agrícola*

O que você pretende fazer?	**O que considerar?**
Identificar falhas de plantio, linhas de cultivo ou solo exposto	Imagens RGB podem ser suficientes, dependendo da resolução espacial e das condições da área.
Gerar modelos digitais do terreno, curvas de nível, declividade, linhas de orientação de plantio	
Obter medidas de distâncias, área, desnível, perímetro e formato dos talhões, volumes	
Acompanhar diferenças no desenvolvimento da vegetação.	Sensores multiespectrais podem acrescentar informações úteis, especialmente por meio das bandas red edge e NIR.
Comparar uma lavoura em diferentes datas ou estádios fenológicos	Padronize as aquisições e verifique a calibração radiométrica para obter resultados mais comparáveis.
Identificar possíveis problemas nutricionais, hídricos ou fitossanitários	Utilize os mapas para localizar áreas que merecem inspeção. A confirmação das causas exige avaliações complementares.
Definir zonas de manejo	Combine os mapas espectrais com informações sobre solo, produtividade e características da área.
Contratar um levantamento com drone	Defina previamente a resolução necessária, os produtos que serão entregues e os procedimentos de controle de qualidade.

.

Considerações finais

Os sensores multiespectrais embarcados em drones flexibilizam a coleta de dados e oferecem possibilidades para acompanhar as culturas e identificar diferenças que nem sempre são percebidas em imagens convencionais. Entretanto, produzir mapas não significa, necessariamente, obter respostas para os problemas encontrados na lavoura. A qualidade das informações depende dos cuidados durante a aquisição e o processamento das imagens, além de sua interpretação com base no conhecimento agronômico.

Mais do que gerar imagens e calcular índices de vegetação, o desafio é transformar os dados em informações que ajudem agricultores e profissionais a tomar decisões. Afinal, o valor dessa tecnologia não está apenas no que conseguimos observar, mas no que podemos fazer com essa informação.

Agradecimentos: As informações apresentadas nesta nota técnica foram originadas em estudo financiado, em parte, pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Brasil, por meio dos processos nº 309234/2022-0 e 402204/2024-7.

Referências

ANDRADE JÚNIOR, A. S. de et al. Predicting soybean grain yield using aerial drone images. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v. 26, n. 6, p. 466–476, 2022. DOI: 10.1590/1807-1929/agriambi.v26n6p466-476.

CASARI, R. A. das C. N. et al. Estimation of soybean evapotranspiration using SSEBop model with high-resolution imagery from an unmanned aerial vehicle. Revista Brasileira de Meteorologia, v. 39, e39240007, 2024. DOI: 10.1590/0102-77863910007.

CHAKHVASHVILI, E. et al. Crop stress detection from UAVs: best practices and lessons learned for exploiting sensor synergies. Precision Agriculture, v. 25, p. 2614–2642, 2024. DOI: 10.1007/s11119-024-10168-3.

DA SILVA, S. D. P. et al. Remote detection of root malformation disorder in Eucalyptus saligna using UAV multispectral imagery and U-Net++. Computers and Electronics in Agriculture, v. 244, 111522, 2026. DOI: 10.1016/j.compag.2026.111522.

EUGENIO, F. C. et al. Estimated flooded rice grain yield and nitrogen content in leaves based on RPAS images and machine learning. Field Crops Research, v. 292, 108823, 2023a. DOI: 10.1016/j.fcr.2023.108823.

EUGENIO, F. C. et al. Flooded rice variables from high-resolution multispectral images and machine learning algorithms. Remote Sensing Applications: society and environment, v. 31, 100998, 2023b. DOI: 10.1016/j.rsase.2023.100998.

FERREIRA NETO, A. R.; ROSA, M. C.; NUÑEZ, D. N. C. Uso de inteligência artificial na detecção de plantas daninhas. Brazilian Journal of Science, v. 3, n. 1, p. 14–27, 2024. DOI: 10.14295/bjs.v3i1.439.

FERREIRA, R. A. et al. Análise da variabilidade espacial e zonas de produtividade em vinhedos, no Vale Central Gaúcho. Nativa, v. 11, n. 3, p. 297–308, 2023. DOI: 10.31413/nativa.v11i3.15696.

FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. Sensoriamento remoto em agricultura. São Paulo: Oficina de Textos, 2017.

HEBERLE, D. A. et al. Soil spatial heterogeneity in vineyards for fine wine production: pedological support for precision viticulture. Engenharia Agrícola, v. 45, n. spe2, e20250061, 2025. DOI: 10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v45nespe220250061/2025.

LOPES, A. da S. et al. Assessment of maize hybrid water status using aerial images from an unmanned aerial vehicle. Revista Caatinga, v. 37, 2024. DOI: 10.1590/1983-21252024v3711701rc.

SOARES, A. L. et al. Adubação nitrogenada em tabaco Virgínia monitorado por plataforma multiespectral embarcada em aeronave remotamente pilotada. Nativa, v. 11, n. 3, p. 309–322, 2023. DOI: 10.31413/nativa.v11i3.15688.

WANG, J. et al. UAS-based remote sensing for agricultural monitoring: current status and perspectives. Computers and Electronics in Agriculture, v. 227, 109501, 2024. DOI: 10.1016/j.compag.2024.109501.

SMART-SENSOR DE SOLO: UMA PLATAFORMA MULTISSENSOR PARA CARACTERIZAÇÃO DA VARIABILIDADE ESPACIAL DO SOLO

Eduardo Leonel Bottega[1]; Daniel Marçal de Queiroz[2]; André Luiz de Freitas Coelho[2]; Emanoel di Tarso dos Santos Sousa[3]; Marcelo Marques Costa[4]; Domingos Sárvio Magalhães Valente[2]; Zanandra Boff de Oliveira[1]; Ezequiel Saretta[1]

[1] Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), Programa de Pós-Graduação em Agricultura de Precisão (PPGAP), Colégio Politécnico da Universidade Federal de Santa Maria (POLI/UFSM), Santa Maria, RS – eduardo.bottega@ufsm.br; zanandra.oliveira@ufsm.br; ezequiel.saretta@ufsm.br

[2]Universidade Federal de Viçosa (UFV), Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (PPGEA), Departamento de Engenharia Agrícola (DEA), Viçosa, MG – queiroz@ufv.br; andre.coelho@ufv.br; valente@ufv.br

[3]Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), Departamento de Engenharia Agrícola (DEAGRI), Recife, PE – emanoel.sousa@ufrpe.br

[4]Universidade Federal de Jataí (UFJ), Instituto de Ciências Agrárias, Jataí, GO – marcelo_marques_costa@ufj.edu.br

Resumo

A caracterização da variabilidade espacial do solo é fundamental para a Agricultura de Precisão, pois permite identificar diferenças dentro das áreas cultivadas e subsidiar estratégias de amostragem, diagnóstico e manejo localizado. A condutividade elétrica aparente do solo (CEa) destaca-se como uma variável de aquisição rápida que permite obter mapas com elevada resolução espacial. Essa variável é influenciada por atributos físicos, químicos e hídricos do solo de interesse agronômico. Nesse contexto, a plataforma Smart-sensor de solo constitui uma plataforma multissensor de baixo custo desenvolvida para a aquisição georreferenciada de CEa, umidade e temperatura do solo. A CEa é determinada pelo método resistivo, utilizando quatro eletrodos em configuração de matriz Wenner, com espaçamento de 0,30 m, enquanto a umidade é obtida por método capacitivo e a temperatura por sensor Pt100. A plataforma incorpora mecanismo de automonitoramento do contato dos eletrodos com o solo, contribuindo para a confiabilidade da aquisição. Testes de bancada, realizados com 11 resistores e 15 leituras por condição, apresentaram coeficiente de variação entre 0,00 e 3,51% e erro absoluto médio percentual de até 6,69%. Na comparação com sensor de referência, não foram observadas diferenças significativas para três das condições avaliadas. Em campo, a plataforma foi avaliada em área de 8,6 ha, com 75 pontos georreferenciados, apresentando CEa entre 2,10 e 11,00 mS m^{-1} e correlação de 0,80 com o LandMapper® ERM-02. A CEa apresentou dependência espacial e correlação com a umidade e a temperatura do solo. Os resultados indicam que a plataforma Smart-sensor de solo apresenta potencial para caracterizar a variabilidade espacial do solo e gerar informações de apoio à amostragem e à delimitação de zonas de manejo.

Introdução

A produtividade agrícola dentro de um campo de produção não é uniforme, sendo parte das causas dessa variabilidade as diferenças nas características físicas, químicas e hídricas do solo que fazem com que cada região de uma lavoura apresente diferentes capacidades de armazenar água, disponibilizar

nutrientes e sustentar o desenvolvimento das plantas. Reconhecer essa variabilidade é fundamental para a Agricultura de Precisão (AP), que busca adequar o manejo às condições existentes em cada ambiente.

A condutividade elétrica aparente do solo (CEa) expressa a facilidade com que uma corrente elétrica se desloca pelo solo. O termo "aparente" indica que a resposta representa o volume de solo, um corpo heterogêneo formado por partículas sólidas, líquidas e gasosas, diferente da condutividade elétrica de um material homogêneo, como um metal (por exemplo). Outra diferença entre um metal e o solo é que a condutividade elétrica do metal é constante, e a condutividade elétrica aparente do solo é uma variável dinâmica que se modifica com o teor de água e a temperatura do solo. A CEa é influenciada, entre outros fatores, pelo teor de água, textura, matéria orgânica, salinidade e atributos químicos (Kitchen et al., 2003; Serrano et al., 2010).

Para a AP, uma vantagem decisiva da CEa é a rapidez de aquisição, associada ao baixo custo de obtenção e à possibilidade de obter alta densidade espacial de dados. Por isso, mapas de CEa podem ser usados para reconhecer padrões de variabilidade, orientar a localização de pontos de amostras de solo e apoiar a delimitação de zonas de manejo (Corwin; Lesch, 2003; Molin; Rabello, 2011).

A CEa, entretanto, não deve ser interpretada como um indicador direto de fertilidade, pois o seu maior valor está em indicar padrões espaciais que precisam ser investigados com informações complementares. A integração com análises de solo, produtividade, relevo e sensoriamento remoto permite transformar o mapa de condutividade elétrica aparente do solo em informação útil para a tomada de decisão. Como a umidade e a temperatura também influenciam a resposta elétrica, sua medição simultânea pode contribuir para a interpretação. Nesse contexto, a plataforma Smart-sensor de solo reúne, em uma única plataforma, medições de CEa, umidade e temperatura do solo, associadas às coordenadas geográficas do ponto mensurado. Esta nota técnica apresenta seu princípio de funcionamento, procedimento de uso, resultados de validação e recomendações para utilização na Agricultura de Precisão.

Plataforma smart-sensor

A plataforma Smart-sensor de solo integra sensores de condutividade elétrica aparente do solo, umidade e temperatura do solo, unidade eletrônica e aplicativo de aquisição. A CEa é obtida pelo método resistivo; o teor de água do solo, por circuito/sensor capacitivo e a temperatura por sensor do tipo termorresistente, constituído por um resistor que funciona medindo a variação da resistência elétrica da platina conforme a temperatura muda. Esse sensor apresenta resistência de 100 ohms (Ω) a 0 °C.

Os sensores e circuitos são integrados a um microcontrolador ESP32-S3, programado em C++ na plataforma Arduino IDE, que se comunica com um tablet Android por Bluetooth Low Energy (BLE) 5.0. O aplicativo registra as leituras juntamente com data, hora e posição geográfica, formando um banco de dados espacial. O sistema incorpora ainda um mecanismo de automonitoramento do sinal, capaz de verificar o contato entre os eletrodos e o solo durante a aquisição, reduzindo a possibilidade de registros inadequados (Luiz et al., 2026).

Na configuração utilizada, os quatro eletrodos metálicos, de boa condutividade elétrica, possuem espaçamento de 0,30 m e são dispostos segundo a matriz de Wenner. A resistividade é determinada a partir da corrente aplicada e da diferença de potencial medida entre os eletrodos internos. A CEa corresponde ao inverso da resistividade. Na Figura 1 é apresentada a descrição e a configuração estrutural da plataforma Smart-sensor de solo.

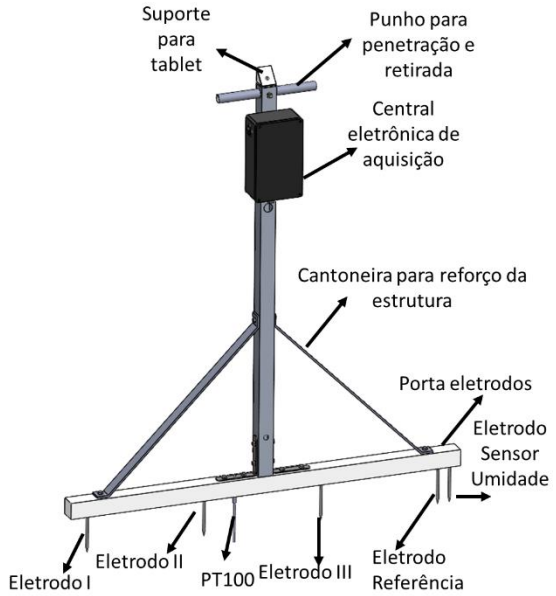


Figura 1. *Configuração estrutural da plataforma Smart-sensor de solo, destacando os eletrodos utilizados para a determinação da condutividade elétrica aparente do solo (CEa), o sensor de temperatura PT100 e os componentes do sistema de aquisição. Fonte: Adaptado de Bottega et al. (2024).*

A relação da matriz de Wenner pode ser expressa por $CEa = I/(2\pi a \Delta V)$, em que I é a corrente elétrica (A), *a* é o espaçamento entre eletrodos (m) e ΔV é a diferença de potencial (V). A distância entre eletrodos adotada no sensor (30 cm) está associada, aproximadamente, à profundidade da camada de solo cuja condutividade está sendo determinada (Corwin; Hendrickx, 2002; Luiz et al., 2026).

O sensor capacitivo de teor de água produz um sinal elétrico relacionado à condição hídrica do solo e deve ser calibrado experimentalmente para converter o sinal em teor de água, expresso como teor de água volumétrico (kg de água/m^3 de solo). O princípio explorado é que o aumento do teor de água altera as propriedades dielétricas do meio e, consequentemente, o sinal elétrico de saída. O PT100, usado para medir a temperatura do solo, também requer calibração para relacionar o sinal elétrico à temperatura. Como teor de água e temperatura influenciam a CEa, sua medição simultânea é importante para interpretar corretamente os mapas de condutividade elétrica aparente do solo (Sousa et al., 2023; Luiz et al., 2026).

Indicações de uso de plataforma smart-sensor

O sensor foi concebido para ter operação simples, devendo-se, inicialmente, verificar a alimentação, a conexão com o tablet e as condições dos sensores. Em seguida, os eletrodos devem ser inseridos no solo no ponto amostral, assegurando-se o contato adequado com o solo. O ponto deve ser nomeado pelo usuário, essa mesma denominação é usada pela plataforma durante as repetições que são automaticamente identificadas.

Inicia-se a leitura clicando no botão “MEDIR” na interface gráfica do aplicativo de coleta de dados (Figura 2A), após cada leitura realizada pelo sensor, deve-se conferir os valores de CEa, teor de água, temperatura e a indicação de contato dos eletrodos com o solo, em seguida, esses valores devem ser armazenados na memória do sensor. É recomendável que se faça cinco repetições de leitura de condutividade elétrica aparente do solo por ponto amostral. Para que isso seja realizado, é necessário mudar ligeiramente o sensor de posição em torno do ponto amostral. O aplicativo registra latitude, longitude, altitude, CEa, temperatura, teor de água, tensão associada à umidade, nível de bateria e condição de contato dos eletrodos.

Na Figura 2, é apresentada a interface gráfica do aplicativo de coleta de dados com a plataforma Smart-sensor de solo (A) e sua utilização durante a realização de medições em campo (B). Nos casos em que são realizadas repetições, os dados podem ser posteriormente processados para obtenção dos valores médios e medianos de CEa e dos valores médios de teor de água e temperatura. Registros que apresentem contato inadequado dos eletrodos devem ser identificados e tratados antes da realização da análise espacial.

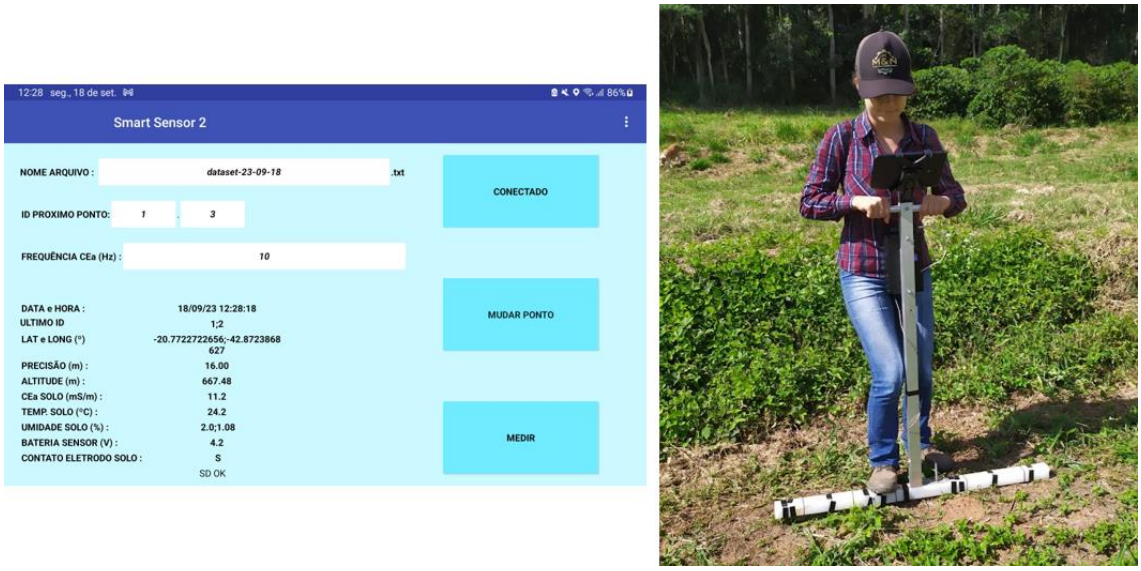


Figura 2. *Interface gráfica do aplicativo de coleta de dados com a plataforma Smart-sensor de solo e sua utilização durante a realização de medições em campo. Fonte: André Luiz Coelho*.

Validação da plataforma multissensor

Avaliação de bancada: Em condições controladas, o sistema foi testado com 11 resistores comerciais (4,7; 8; 10; 15; 47; 82; 150; 220; 330; 470 e 680 Ω), com 15 leituras por resistência. O coeficiente de variação das leituras permaneceu inferior a 4% em todas as condições, variando de 0,00 (zero) a 3,51%, indicando baixa dispersão das medições. O erro absoluto médio percentual máximo foi de 6,69%, observado para a resistência de 150 Ω.

Esses resultados fornecem evidência de repetibilidade e de desempenho consistente do circuito em condições controladas, é importante salientar que o teste com resistores não reproduz a heterogeneidade e o comportamento eletrolítico do solo, razão pela qual a validação de campo permanece indispensável (Luiz et al., 2026). Na tabela 1, é apresentado um resumo dos resultados experimentais de validação da plataforma Smart-sensor de solo e suas implicações para o uso.

Tabela 1. *Síntese dos resultados experimentais de validação da plataforma Smart-sensor de solo e suas implicações para o uso*

Etapa	Condição / procedimento	Principal evidência	Implicação para o uso
Bancada	11 resistores; 15 leituras por resistor	CV = 0,00–3,51%; MAE máximo = 6,69%	Baixa variabilidade das leituras em condição controlada
Comparação	Sistema inteligente × sensor de referência	Sem diferença significativa em 15; 220 e 470 Ω	Concordância elevada em parte das faixas avaliadas
Campo	Solo seco e úmido; 50 e 52 pontos efetivos	CEa espacialmente estruturada; efeitos de água e temperatura	A condição de aquisição deve ser considerada na interpretação

Avaliação em campo sob diferentes condições de umidade: A avaliação à campo foi conduzida no campo de futebol da Universidade Federal Rural do Pernambuco (UFRPE), em Recife, no estado de Pernambuco, em solo classificado como Argissolo Amarelo (EMBRAPA, 2001). Foram coletados dados em 50 pontos amostrais para solo seco, totalizando 3878 m^2 e 52 pontos amostrais para solo úmido, totalizando 4198 m^2. Em cada ponto foram realizadas cinco leituras com o sensor, em condições de solo seco e úmido. A CEa apresentou dependência espacial nas duas condições. Os resultados confirmam que a estrutura espacial da CEa pode ser identificada mesmo sob diferentes estados hídricos (Luiz et al., 2026).

A relação entre temperatura e o teor de água do solo com a CEa apresentou correlação de Pearson entre CEa e temperatura foi de r = −0,26 no solo seco e r = −0,60 no solo úmido. De acordo com Sheets e Hendrickx (1995), a CEa, em um dado ponto, aumenta com a temperatura do solo. Os resultados obtidos mostraram uma correlação negativa entre temperatura e condutividade elétrica. A possível explicação para isso, é que os dados de temperatura e CEa foram obtidos em diferentes pontos da área, pontos esses que apresentavam variabilidade de teor de água. Em pontos com maior teor de água, a CEa é mais elevada, e espera-se uma maior taxa de evaporação que pode resultar no efeito conhecido como resfriamento evaporativo, nesse caso do solo. A correlação de Pearson entre CEa e teor de água, foi de r = 0,29 e r = 0,32, para solo seco e solo úmido, respectivamente. Portanto, a umidade e a temperatura interferem na CEa e devem ser registradas durante o levantamento (Luiz et al., 2026), especialmente quando se pretende comparar medições em diferentes condições e tipos de solos.

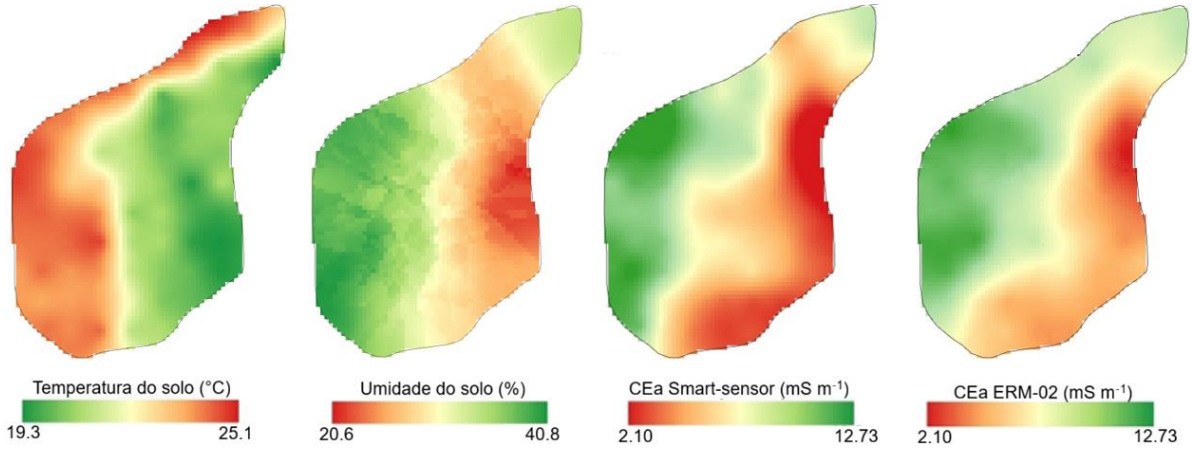
Para corrigir a CEa para uma temperatura padrão de 25º C, pode-se utilizar o fator de correção proposto por Sheets e Hendrickx (1995). A CEa deve ser multiplicada por f_T, dado por:

$$f_T = 0{,}4470 + 1{,}4034\, exp\left(-\frac{T}{26{,}815}\right)$$

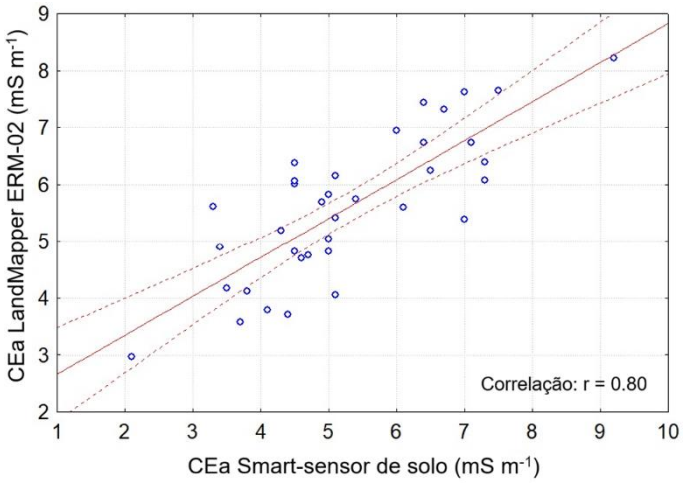
em que, T é a temperatura do solo, em ºC.

Avaliação em área agrícola: A plataforma foi avaliada também em uma área de 8,6 ha, destinada a produção de grãos em sistema de plantio direto, localizada no Campus da Universidade Federal de Santa Maria, em Cachoeira do Sul, RS. Na área foi estabelecida uma grade amostral composta por 75 pontos georreferenciados espaçados de forma uniforme em 35 m. Foram medidas CEa, teor de água e temperatura com a plataforma multissensor, além da CEa com o sensor comercial LandMapper® ERM-02 fabricado pela Landviser (Bottega et al., 2024). Em cada ponto amostral foram realizadas cinco leituras.

As três variáveis apresentaram variabilidade espacial. A CEa medida pela plataforma Smart-sensor de solo variou de 2,10 a 11,00 mS m^{-1}, com média de 5,51 mS m^{-1}. Já para as leituras efetuadas com o sensor comercial LandMapper ERM-02, foi observada variação de 2,93 a 12,73 mS m^{-1}, com média de 5,76 mS m^{-1}. Os mapas de CEa e umidade apresentaram comportamento espacial semelhante, enquanto a temperatura mostrou padrão oposto. A correlação entre as CEa dos dois equipamentos foi r = 0,80, indicando associação linear forte nas condições avaliadas. Na figura 3, são apresentados os mapas de temperatura e umidade do solo, CEa medida pelos dois sensores e gráfico de correlação entre os valores de CEa obtidos pelos diferentes sensores.



(A)



(B)

Figura 3. *Mapas temáticos representativos da variabilidade espacial da temperatura, umidade e CEa medida pela plataforma Smart-sensor de solo e pelo equipamento comercial LandMapper® ERM-02 (A) e gráfico de correlação entre valores de CEa medidos pelos dois sensores (B). Fonte: Adaptado de Bottega et al. (2024).*

Corroborando com os resultados obtidos por Luiz et al. (2026), os resultados apresentados na figura 3 reforçam que a consistência da CEa depende não apenas do desempenho eletrônico do sistema, mas também das condições ambientais durante a aquisição. Esses resultados demonstram que a plataforma foi capaz de representar padrões espaciais das variáveis avaliadas e apresentou comportamento consistente em comparação com o sensor comercial nas condições do experimento. Ao mesmo tempo, evidenciam porque o teor de água e a temperatura devem ser consideradas na interpretação da CEa. Na tabela 2 é apresentada uma síntese das possíveis aplicações, em AP, resultantes do mapeamento da CEa.

Tabela 2. *Mapeamento da CEa e possíveis aplicações em Agricultura de Precisão*

Informação obtida pelo mapeamento da CEa	Aplicação na Agricultura de Precisão
Áreas com comportamento semelhante	Identificar regiões da lavoura que apresentam padrões espaciais semelhantes de CEa e que podem constituir ambientes com características comuns.
Regiões para amostragem direcionada	Orientar a localização de pontos de amostragem de solo, concentrando a investigação em regiões que apresentam diferentes padrões de CEa.
Padrões associados à umidade do solo	Reconhecer regiões com maior ou menor resposta elétrica associada às condições hídricas, considerando que a umidade influencia diretamente a CEa.
Possíveis ambientes de produção	Apoiar a identificação de regiões espacialmente semelhantes que, após investigação complementar, podem contribuir para a definição de zonas de manejo.
Regiões que necessitam de investigação adicional	Indicar áreas que devem ser avaliadas conjuntamente com análises de solo, produtividade, relevo, sensoriamento remoto e histórico de manejo antes da tomada de decisão.

.

Do dado ao mapa

Após a mensuração da CEa em campo, quando necessário, a CEa pode ser corrigida em função da temperatura do solo antes da análise espacial e da comparação entre levantamentos. A presença de dependência espacial pode ser avaliada pelo ajuste de semivariogramas, seguida de interpolação por krigagem ordinária quando os dados e o modelo espacial forem adequados (Pereira et al., 2022). Nos estudos de Luiz et al. (2026) e Bottega et al. (2024), os modelos foram selecionados considerando o maior coeficiente de determinação (R^2) e a menor soma dos quadrados dos resíduos (SQR). Uma vez selecionado o modelo, é realizada a análise de validação cruzada para avaliar a precisão e a confiabilidade do modelo selecionado antes de usá-lo para gerar os mapas de variabilidade espacial.

No estudo de Luiz et al. (2026), a variação de temperatura superior a 10 °C levou à correção da CEa para a temperatura de referência de 25 °C, e essa correção alterou de forma relevante a distribuição das classes de CEa. Assim, levantamentos comparativos devem ser realizados sob condições térmicas e hídricas tão semelhantes quanto possível ou, quando apropriado, os dados devem ser corrigidos antes da interpretação espacial. O mapa de CEa deve ser tratado como um mapa de caracterização da variabilidade do solo, para posteriormente servir de base na delimitação de classes de CEa (alta, média ou baixa) e então realizar uma amostragem em cada classe, para verificar se realmente elas podem ser consideradas uniformes, antes que as classes possam ser transformadas em zonas de manejo. Portanto, o mapeamento da CEa orienta o diagnóstico, mas não substitui a caracterização física e química do solo. Um fluxo de trabalho de campo, sugerido para o mapeamento da CEa, é apresentado na Figura 4.



Figura 4. *Fluxo de trabalho para transformar as medições da plataforma Smart-sensor de solo em informação espacial de apoio à decisão. Fonte: Imagem gerada por I.A.*

Vantagens, limitações e recomendações

Entre as principais vantagens da plataforma Smart-sensor de solo destacam-se a aquisição rápida e georreferenciada dos dados, a possibilidade de obtenção de alta densidade espacial de dados, o baixo custo de aquisição, a medição integrada de CEa, umidade e temperatura do solo e o apoio à amostragem direcionada e à identificação de ambientes com características semelhantes. Por outro lado, as principais limitações estão relacionadas à dependência da qualidade do contato dos eletrodos com o solo, à necessidade de calibração dos sensores de umidade e temperatura e à influência simultânea de diferentes propriedades do solo sobre a CEa.

Diante dessas limitações, recomenda-se planejar previamente a malha de pontos amostrais de acordo com o objetivo do levantamento; manter condições de coleta comparáveis, especialmente quanto ao teor de água; registrar a temperatura em todos os pontos; verificar o contato dos eletrodos; revisar os dados antes de gerar os mapas; utilizar repetições para avaliar a consistência das leituras; e, quando necessário, corrigir a CEa para uma temperatura de referência. A interpretação deve integrar a CEa com análises de solo, produtividade, relevo, sensoriamento remoto e histórico de manejo.

A CEa reúne características particularmente úteis à AP sendo rápida de medir, baixo custo de aquisição e possuir relação com diferentes características do solo que influenciam o ambiente de produção. Por isso, constitui uma variável eficiente para caracterizar a variabilidade espacial, orientar o planejamento de amostragem e apoiar a definição de zonas de manejo, desde que interpretada conjuntamente com informações complementares.

A plataforma Smart-sensor de solo amplia esse potencial ao reunir CEa, teor de água e temperatura em uma única plataforma, com georreferenciamento e mecanismo de automonitoramento do contato dos eletrodos. Na avaliação realizada em Cachoeira do Sul, a CEa apresentou correlação de 0,80 com o equipamento comercial. De forma complementar, a avaliação publicada por Luiz et al. (2026), mostrou CV inferior a 4% em bancada, erro absoluto médio percentual máximo de 6,69% e capacidade de representar a dependência espacial da CEa em condições de solo seco e úmido. Esses resultados sustentam o potencial da plataforma para levantamentos de variabilidade espacial, mas também evidenciam a necessidade de controle da qualidade dos dados, padronização das condições de aquisição e consideração explícita dos efeitos da umidade e da temperatura.

Do mapa à decisão

O uso mais consistente da CEa ocorre quando o mapa é incorporado a um fluxo de diagnóstico. Primeiro, caracteriza-se a variabilidade; depois, investigam-se suas causas; em seguida, integram-se diferentes

fontes de informação e delimitam-se ambientes semelhantes. Somente após essa etapa devem ser definidas estratégias de manejo localizado. Assim, a plataforma Smart-sensor de solo pode ser utilizada como ferramenta de caracterização e apoio à tomada de decisão, especialmente em levantamentos destinados a compreender a heterogeneidade espacial e orientar a amostragem. O princípio é simples: medir a variabilidade, compreender suas causas, delimitar ambientes e então manejar de forma diferenciada, como apresentado na Figura 5.

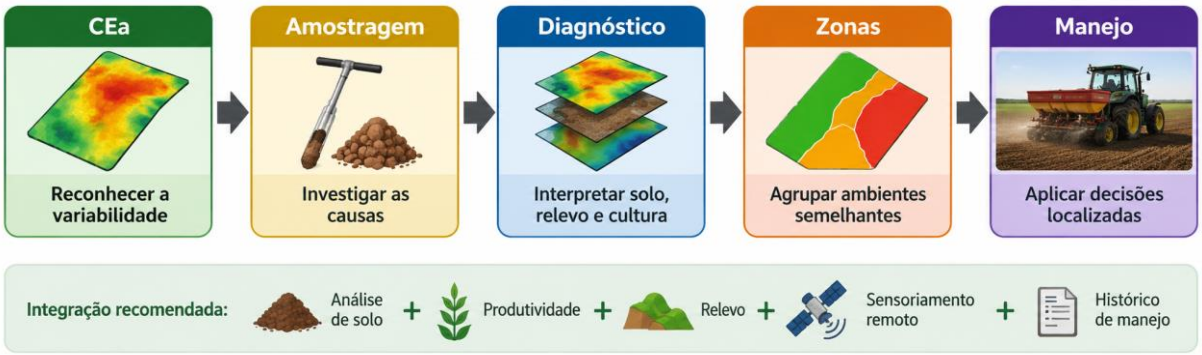


Figura 5. *Sequência recomendada para transformar o mapa de CEa em informação de apoio à tomada de decisão. Fonte: Imagem gerada por I.A.*

Considerações finais

Os resultados apresentados confirmam a adequação da CEa como variável de apoio à Agricultura de Precisão. A sua aquisição rápida e de baixo custo, associada à sensibilidade a diferentes atributos do solo, permitiu caracterizar a variabilidade espacial das áreas avaliadas e sustenta seu uso no planejamento de amostragem e na definição de zonas de manejo.

A plataforma Smart-sensor de solo demonstrou potencial como ferramenta de sensoriamento proximal para o levantamento georreferenciado da condutividade elétrica aparente do solo, permitindo a obtenção de dados espaciais de forma integrada com umidade e temperatura. Os resultados de validação indicam desempenho consistente nas condições avaliadas e gera valores consistentes com os obtidos por equipamento comercial de referência. Sua utilização pode direcionar a amostragem e subsidiar a delimitação de zonas de manejo, desde que os dados sejam interpretados em conjunto com outras informações da área.

Em síntese, a plataforma Smart-sensor de solo amplia as possibilidades de aquisição de dados do solo em campo, oferecendo uma alternativa prática para apoiar o diagnóstico e o planejamento de estratégias de AP.

Agradecimentos: Os autores do trabalho agradecem ao CNPq pelo apoio financeiro concedido para o desenvolvimento da plataforma Smart-sensor de solo.

Referências

BOTTEGA, E. L.; LOMBARDI, B. P.; COSTA, M. S.; QUEIROZ, D. M.; COELHO, A. L. F.; OLIVEIRA, Z. B. Use of a multisensor platform for characterizing soil spatial variability in precision agriculture. Ciência e Natura, Santa Maria, v. 46, spe. 3, e87030, 2024. DOI: 10.5902/2179460X87030.

CORWIN, D. L.; HENDRICKX, J. M. H. Electrical resistivity: Wenner array. In: SILVA, J. S. (ed.). Methods of Soil Analysis. Part 4: Physical Methods. Madison: SSSA, 2002. p. 1282-1287.

CORWIN, D. L.; LESCH, S. M. Application of soil electrical conductivity to precision agriculture: theory, principles, and guidelines. Agronomy Journal, v. 95, n. 3, p. 471-495, 2003. DOI: 10.2134/agronj2003.4550.

EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco (ZAPE). Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2001. Ativo cartográfico. Disponível em: https://geoinfo.dados.embrapa.br/catalogue/#/dataset/2993. Acesso em: 13 maio 2026.

KITCHEN, N. R.; DRUMMOND, S. T.; LUND, E. D.; SUDDUTH, K. A.; BUCHLEITER, G. W. Soil electrical conductivity and topography related to yield for three contrasting soil-crop systems. Agronomy Journal, v. 95, p. 483-495, 2003. DOI: 10.2134/agronj2003.0483.

LUIZ, M. E. G.; SOUSA, E. D. T. dos S.; SANTOS, B. R. da S.; NASCIMENTO, A. L.; SILVA NETO, M. A.; CUNHA JUNIOR, J. C.; ZANELLA, M. A.; COELHO, A. L. de F. Sistema inteligente para caracterização espacial do solo utilizando a condutividade elétrica aparente. Nativa, Cuiabá, v. 14, n. 3, e20992, 2026. DOI: 10.31413/nat.v14i3.20992.

MOLIN, J. P.; RABELLO, L. M. Estudos sobre a mensuração da condutividade elétrica do solo. Engenharia Agrícola, v. 31, n. 1, p. 90-101, 2011. DOI: 10.1590/S0100-69162011000100009.

PEREIRA, G. W.; VALENTE, D. S. M.; QUEIROZ, D. M.; COELHO, A. L. 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, n. 6, 1350, 2022. DOI: 10.3390/agronomy12061350.

SERRANO, J. M.; PEÇA, J. O.; MARQUES DA SILVA, J. R.; SHAHIDIAN, S. Mapping soil and pasture variability with an electromagnetic induction sensor. Computers and Electronics in Agriculture, v. 73, p. 7-16, 2010. DOI: 10.1016/j.compag.2010.03.008.

SHEETS, K.R.; HENDRICKX, J.M.H. Non-invasive soil water content measurement using electromagnetic induction. Water Resources Research, 31, 2401–2409, 1995. DOI: 10.1029/95WR01949.

SOUSA, E. D. T. dos S.; QUEIROZ, D. M. de; COELHO, A. L. de F.; VALENTE, D. S. M. Development of a portable intelligent system platform for soil mapping. Revista Ciência Agronômica, v. 54, e20217886, 2023. DOI: 10.5935/1806-6690.20230008.

UM MAPA DE PRODUTIVIDADE CONTA TODA A HISTÓRIA? COMO OS PADRÕES ESPAÇO-TEMPORAIS AJUDAM A COMPREENDER, DECIDIR E VALIDAR A GESTÃO AGRÍCOLA

Ricardo Canal Filho[1]; José Paulo Molin[1]

[1] Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz" (ESALQ), Universidade de São Paulo (USP)

Compreender

Um mapa de produtividade é como uma fotografia da lavoura em determinada safra. Ele mostra como a produção se distribuiu espacialmente, permitindo reconhecer diferenças e levantar hipóteses sobre suas possíveis causas. Entretanto, essa fotografia representa apenas o resultado daquele ciclo produtivo, condicionado pelas interações entre solo, planta, clima e manejo. Para compreender como essas diferenças se organizam e se modificam ao longo do tempo, precisamos olhar além de uma única safra. Trazemos dois exemplos que ajudam a demonstrar por quê.

Em uma lavoura de café na região de Patos de Minas (MG), acompanhada durante três safras, o primeiro mapa sugeria a existência de regiões com diferentes potenciais produtivos. Entretanto, na safra seguinte, a ordenação espacial se inverteu: as regiões anteriormente mais produtivas passaram a apresentar menores rendimentos, e vice-versa. Com a terceira safra, tornou-se possível reconhecer que essa alternância estava relacionada à bienalidade produtiva do cafeeiro, com diferentes porções da mesma lavoura apresentando fases opostas de produção, apesar de terem sido implantadas no mesmo ano e submetidas a manejo uniforme (Figura 1). Nessa área, o histórico permitiu distinguir diferenças de potencial produtivo da alternância fisiológica da bienalidade. Além de demonstrar que um mapa de produtividade pode servir para mais do que simplesmente quantificar a produção, percebemos que uma decisão baseada apenas no primeiro ano confundiria uma condição temporária da cultura com uma característica permanente da área.

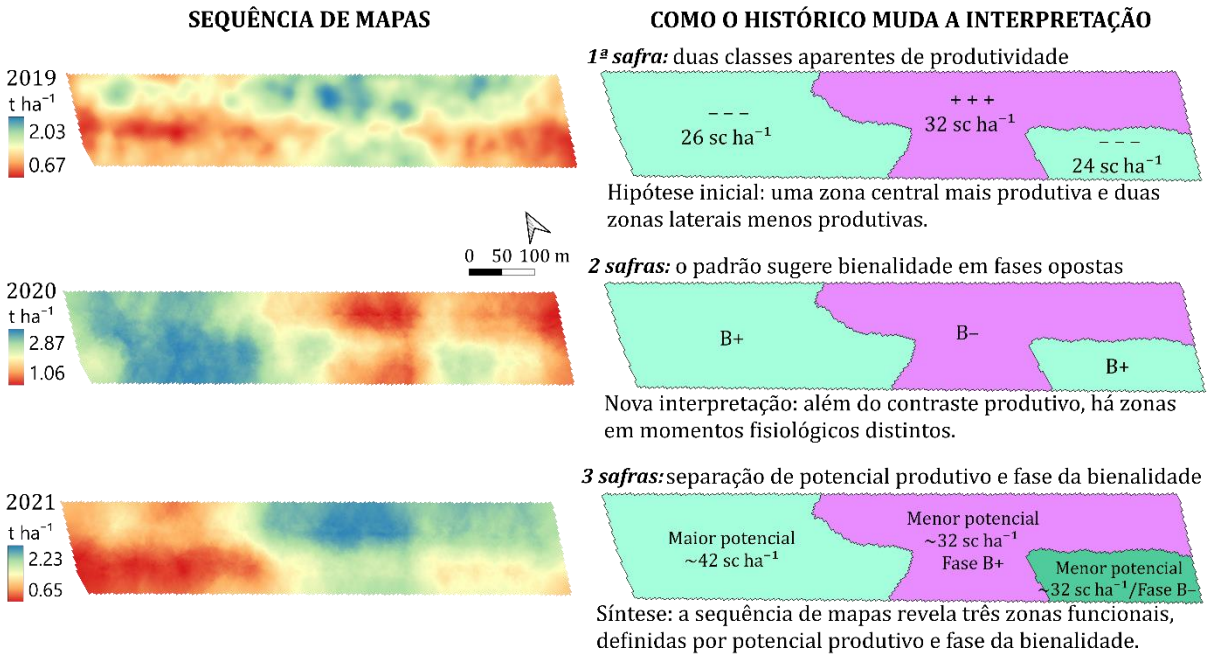


Figura 1. *Evolução da interpretação agronômica dos padrões espaço-temporais de produtividade em uma lavoura de café na região de Patos de Minas (MG), ao longo de três safras (2019–2021). À esquerda, mapas de produtividade de cada safra; à direita, a interpretação progressiva dos padrões observados. B+: bienalidade positiva; B–: bienalidade negativa.*

As séries históricas também revelam como as diferenças produtivas podem mudar entre safras. Em uma lavoura de cana-de-açúcar no estado de São Paulo, foram delineadas duas zonas de produtividade, alta e baixa (Figura 2). Ao longo de cinco safras, a zona de alta manteve sua vantagem produtiva, mas a magnitude dessa diferença variou de aproximadamente 5% a 20%. Essa variação apresentou associações com condições climáticas, incluindo o déficit de pressão de vapor e indicadores de disponibilidade hídrica. Assim, embora as regiões mais e menos produtivas tenham permanecido relativamente consistentes, a intensidade desse contraste mudou entre safras. Para o gestor, isso significa que o contraste observado em um único mapa pode superestimar ou subestimar as diferenças produtivas esperadas nos anos seguintes.

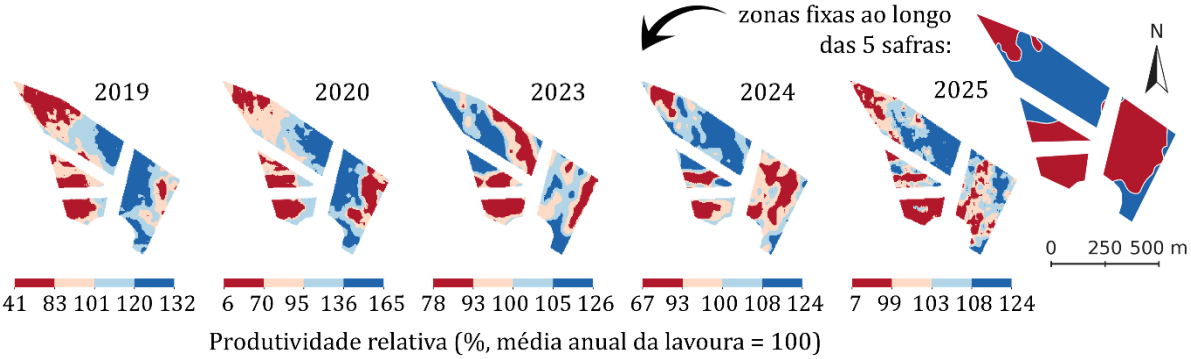


Figura 2. *Variação espaço-temporal da produtividade relativa em uma lavoura de cana-de-açúcar no estado de São Paulo, ao longo de cinco safras (2019, 2020, 2023, 2024 e 2025). Os mapas apresentam a produtividade relativa à média de cada safra (100%), com escalas de cores específicas para cada ano. À direita, são apresentadas as zonas de alta e baixa produtividade definidas a partir do histórico, evidenciando a persistência dos padrões espaciais apesar das variações anuais em sua intensidade*

Esses exemplos mostram que séries históricas, sobretudo quando representam diferentes condições de produção, permitem compreender aspectos da variabilidade que

uma única safra não revela. Mas reconhecer padrões é apenas parte do caminho. Uma vez identificadas essas diferenças, quais delas realmente merecem, e permitem, uma intervenção?

Decidir

Compreender os padrões espaço-temporais de produtividade é importante, mas como transformar esse conhecimento em decisões práticas? Taylor et al. (2021) chamam a atenção para o conceito de zonas de decisão: mais do que identificar regiões diferentes dentro de uma lavoura, precisamos compreender no que se deseja intervir. Essa discussão se relaciona ao conceito de actionability, ou seja, à possibilidade de transformar a variabilidade identificada nos mapas em ações relevantes e operacionalmente viáveis.

Em um estudo com 255 lavouras de cana-de-açúcar, totalizando aproximadamente 15 mil hectares no estado de São Paulo, investigamos essa questão a partir de recomendações de reposição de nutrientes baseadas no histórico de produtividade de unidades de gestão diferenciada (UGDs), também denominadas zonas de manejo. Para ilustrar o que será abordado, considere, primeiro, duas lavouras com diferentes padrões espaciais (Figura 3A). Uma lavoura foi dividida em três UGDs, que apresentaram produtividades de 101, 103 e 125 t/ha. As duas primeiras, embora localizadas em regiões distintas da lavoura e potencialmente sujeitas a diferentes condições de solo, apresentam produtividades muito semelhantes. Essa separação espacial pode continuar sendo relevante para outras decisões agronômicas, mas, em uma estratégia de reposição proporcional à produtividade, a diferença de apenas 2 t/ha dificilmente justificaria recomendações distintas. Nesse caso, faria sentido considerar duas doses de reposição: uma para as UGDs de menor potencial produtivo e outra para a UGD com potencial aproximadamente 20% superior. Já na segunda lavoura, com duas UGDs de 84 e 89 t/ha, a questão é outra: a pequena diferença entre elas justificaria diferenciar a adubação ou seria mais adequado adotar uma recomendação uniforme com base na média da lavoura, de 86 t/ha? A questão, portanto, não é apenas onde delimitar UGDs, mas quando as diferenças entre elas justificam decisões distintas.

Com isso em mente, avançamos para o resultado mais interessante deste trabalho, que apareceu na análise conjunta das 255 lavouras. Em todas as áreas, a recomendação de fertilizantes seguiu o padrão determinado pelos gestores, em uma estratégia de adubação por reposição do extraído com base nos mapas de produtividade. Dois cenários foram comparados: (i) adubação uniforme, pela média produtiva da lavoura; (ii) adubação por zonas, aqui denominadas UGDs, com base na média de produtividade da zona. Para cada UGD, a diferença entre as duas estratégias foi quantificada, fosse positiva (déficit da adubação uniforme) ou negativa (excesso da adubação uniforme). Ao final, somou-se o total de fertilizante recomendado pela estratégia uniforme e o total recomendado pela adubação por zonas. A divergência absoluta (seja déficit ou excesso) entre as duas estratégias totalizou 157, 196, e 177 t de fertilizante em 2023, e 151, 188, e 170 t em 2024 (para nitrogênio, fósforo e potássio, respectivamente).

Entretanto, em mais da metade dos aproximadamente 15 mil hectares avaliados, as recomendações por UGDs diferiram menos de 5% da recomendação uniforme (Figura 3B). Ou seja, em grande parte da área, a diferenciação espacial pouco alteraria a quantidade de fertilizante recomendada. Por outro lado, essas mesmas UGDs que diferiam em menos de 5% em relação à adubação uniforme responderam por apenas um quarto da diferença total na alocação de fertilizantes entre as duas estratégias (Figura 3C). Isso significa que a maior parte dessa diferença estava concentrada em uma parcela menor da área: UGDs onde os contrastes produtivos com a média da lavoura eram mais expressivos. Assim, identificar variabilidade espacial não significa, necessariamente, encontrar oportunidades igualmente relevantes para diferenciar a gestão.

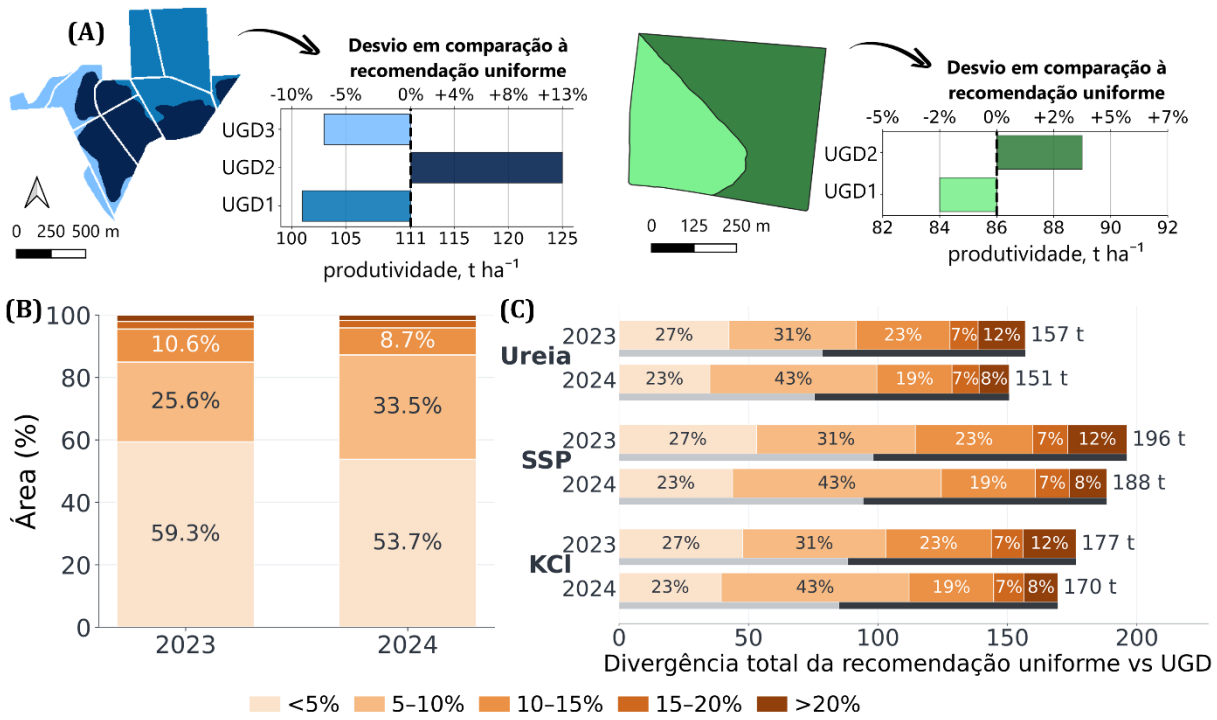


Figura 3. *Relevância dos padrões de produtividade para a diferenciação da reposição de nutrientes em lavouras de cana-de-açúcar. (A) Duas lavouras com diferentes contrastes produtivos entre UGDs e respectivos desvios em relação à recomendação uniforme. (B) Percentual da área conforme a diferença entre as recomendações por UGDs e uniforme, nas safras de 2023 e 2024. (C) Participação dessas classes na diferença total de alocação de fertilizantes entre as duas estratégias, expressa em toneladas equivalentes de ureia, superfosfato simples e cloreto de potássio. Adaptado de Canal Filho et al. (2026a).*

A distinção entre variabilidade mensurável e variabilidade que merece intervenção é especialmente importante porque estudos em diferentes países apontam a percepção de benefícios concretos como um fator relevante para a adoção e a confiança nas tecnologias de agricultura de precisão (Gabriel e Gandorfer, 2023; Han et al., 2026; Mitchell et al., 2021; Tibbs et al., 2026). Recomendar intervenções cujos benefícios dificilmente possam ser percebidos pode comprometer essa confiança. Cabe ao profissional comunicar não apenas as diferenças identificadas, mas também sua relevância para a decisão pretendida.

Além disso, nem toda variabilidade detectável pode ser manejada com a mesma precisão. Considere outro exemplo com cana-de-açúcar: as falhas nas fileiras de cana. Estas podem ser identificadas espacialmente, com seu impacto econômico e operacional quantificados (Silva et al., 2026). Mas nem sempre os equipamentos disponíveis permitem interromper ou adaptar os tratos culturais nesses locais. A capacidade de detectar a variabilidade nem sempre corresponde à capacidade de agir sobre ela. Portanto, os padrões de produtividade devem ser interpretados considerando tanto os objetivos do produtor quanto as possibilidades reais de intervenção. E isso nos leva à mais natural de todas as perguntas que surge quando avaliamos padrões espaço-temporais da produtividade: quais fatores estão associados às diferenças produtivas que desejamos manejar?

Investigar e validar

Reconhecer diferenças produtivas e avaliar sua relevância para o manejo são etapas importantes, mas ainda precisamos compreender quais fatores podem estar associados a esses padrões. Nesse contexto, as séries históricas de produtividade oferecem mais do que uma base para delimitar zonas na lavoura: elas ajudam a identificar onde investigar e quais perguntas agronômicas merecem atenção. Afinal, conhecer uma região

de baixa produtividade não significa conhecer as razões de seu desempenho.

Em um estudo recente com duas lavouras comerciais de cana-de-açúcar, utilizamos padrões de produtividade observados em safras consecutivas para delimitar cada lavoura em uma zona de alta e uma zona de baixa produtividade. Essas zonas orientaram uma investigação multidimensional da saúde do solo (Figura 4, Canal Filho et al., 2026b). A química foi dividida em um índice que representava o pH, capacidade de troca catiônica, soma de bases, teor de alumínio, magnésio e cálcio, e um índice que representava o teor de fósforo e potássio do solo (Nutrientes). Além dos atributos químicos, que são tradicionalmente avaliados, foram consideradas as dimensões física e biológica do solo. O diagnóstico revelou associações mais consistentes entre a dimensão química e as zonas produtivas, enquanto os indicadores físicos apresentaram condições favoráveis, inclusive nas regiões de menor produtividade. Já a dimensão biológica apresentou condições que merecem atenção em ambas as zonas. Assim, a investigação permitiu identificar tanto atributos associados aos contrastes produtivos quanto condições que poderiam representar prioridades de manejo para toda a lavoura.

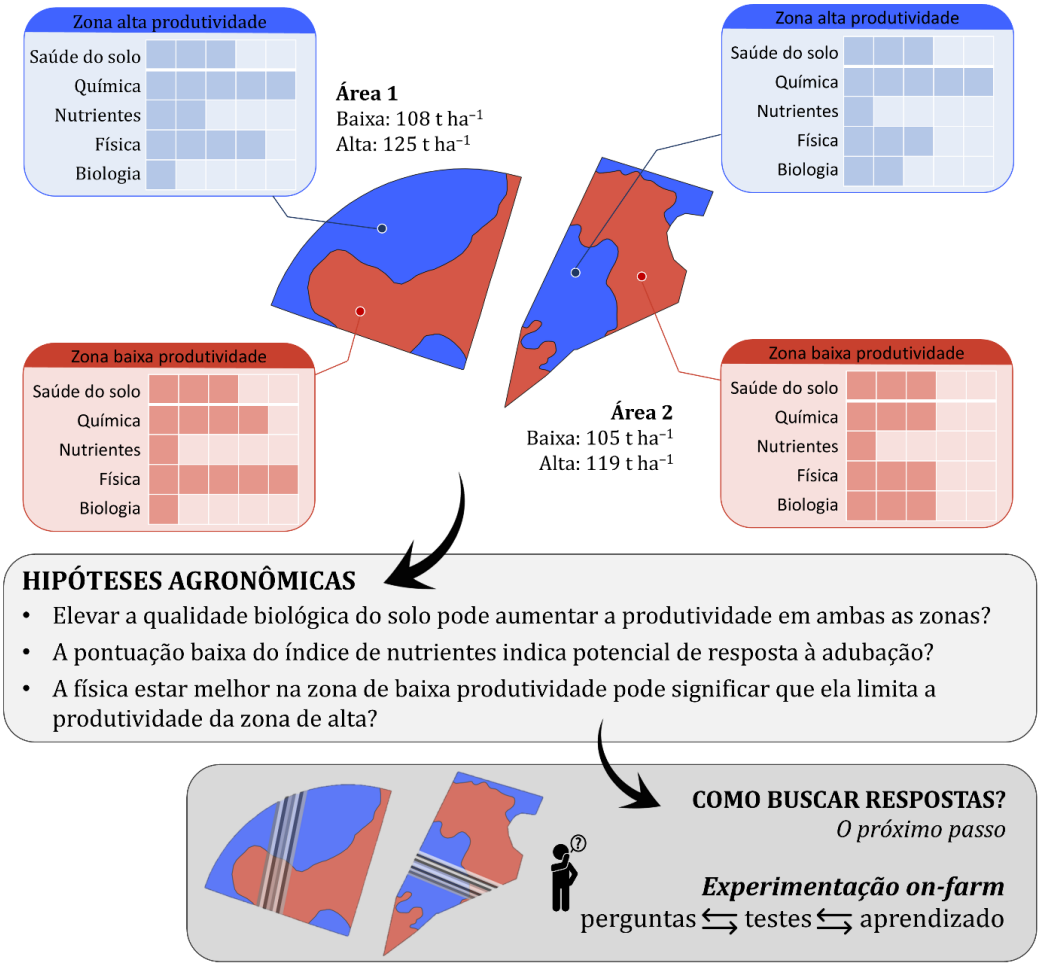


Figura 4. *Aplicação dos padrões espaço-temporais de produtividade no diagnóstico agronômico e na formulação de hipóteses de manejo em duas lavouras de cana-de-açúcar. As zonas de alta (azul) e baixa (vermelho) produtividade orientaram a avaliação multidimensional da saúde do solo, representada por índices normalizados de 0 a 1. As hipóteses ilustram possíveis intervenções a serem investigadas, enquanto as faixas experimentais representam conceitualmente sua validação por meio de experimentação na própria lavoura (experimentação on-farm). Adaptado de Canal Filho et al. (2026b).*

Esse exemplo ilustra uma aplicação importante dos padrões espaço-temporais: transformar diferenças observadas nos mapas em hipóteses agronômicas mais específicas. Uma condição desfavorável do solo não explica necessariamente a menor produtividade de determinada zona, assim como uma associação entre atributos e produtividade não demonstra uma relação de causa e efeito. Entretanto, essas informações ajudam a identificar possíveis limitações e selecionar intervenções que merecem ser avaliadas.

É nesse ponto que a experimentação conduzida na própria lavoura se torna uma continuidade natural do processo. A experimentação on-farm, tema tratado na primeira edição do Boletim de Divulgação Técnica da AsBraAP (Colaço, 2026), permite testar intervenções em zonas com características distintas para avaliar suas respostas produtivas e econômicas, verificando quais práticas oferecem benefícios reais nas condições do produtor. Além de gerar evidências para aprimorar o manejo, essa abordagem aproxima o agricultor do processo de investigação e torna os resultados das recomendações mais transparentes e verificáveis.

Talvez o maior valor dos mapas de produtividade não esteja apenas em mostrar onde a lavoura produz mais ou menos, mas em nos ajudar a formular perguntas melhores: por que essas diferenças existem? Quais delas merecem intervenção? Como podemos verificar se nossas decisões realmente funcionam? Compreender os padrões, decidir com propósito e investigar suas causas transformam o histórico de produtividade em uma ferramenta de aprendizado contínuo para a gestão agrícola.

Referências

Canal Filho, R., Molin, J.P., Sterle, L.G.G., Ferraz, V.A., 2026a. What 255 sugarcane farms and 15,000 ha reveal about sustainable nutrient management. Proceedings of the 17th International Conference on Precision Agriculture. Porto Alegre, Brazil.

Canal Filho, R., Molin, J.P., Cherubin, M.R., Otto, R., Sanches, G.M., 2026b. Soil health as a driver of yield patterns and management. Proceedings of the 23rd World Congress of Soil Science, 2026. Nanjing, China.

Colaço, A.F. Experimentação on-farm: conceitos e aplicações na tomada de decisão agronômica. Boletim de Divulgação Técnica, Associação Brasileira de Agricultura de Precisão e Digital (AsBraAP), ano 1, n. 1, p. 9–13, ago. 2026.

Gabriel, A., Gandorfer, M., 2023. Adoption of digital technologies in agriculture—an inventory in a European small-scale farming region. Precis. Agric. 24, 68–91.

Han, G., Wang, J., Arbuckle, J.G., Zhong, J., 2026. Understanding the adoption of precision agriculture technologies by farmers in China: insights from the unified theory of acceptance and use of technology. Agric. Syst. 231, 104549. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2025.104549

Martello, M., Molin, J.P., Bazame, H. C., 2022. Obtaining and validating high-density coffee yield data. Horticulturae, 8, 5, 421. https://doi.org/10.3390/horticulturae8050421

Mitchell, S., Weersink, A., Bannon, N., 2021. Adoption barriers for precision agriculture technologies in Canadian crop production. Can. J. Plant Sci. 101 (3), 412–416. https://doi.org/10.1139/cjps-2020-0234

Silva, E.R.O., Molin, J.P., Canal Filho, R., Wei, M.C.F., 2026. Row gaps as drivers of economic damage in sugarcane fields. Bio Engin, 271, 104563. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2026.104563

Taylor, J.A., Bates, T.R., Manfrini, L., Guillaume, S., 2021. Zoning and data fusion in precision horticulture: current and needed capabilities to assist decision-making. Acta Hortic. 1314, 173–188. https://doi.org/10.17660/ActaHortic.2021.1314.23

Tibbs, R.G., Heller, N.J., Bullock, D.S., Boerngen, M.A., 2026. Midwestern farmers' willingness to engage with precision agriculture technologies and on-farm precision experimentation. Agron. J. 118 (3), e70377. https://doi.org/10.1002/agj2.70377