

# Aplicação da agricultura de precisão em cana-de-açúcar

Célia Regina Grego | Eduardo Antonio Speranza | Guilherme Martineli Sanches |  
Cristina Aparecida Gonçalves Rodrigues | Ariovaldo Luchiari Júnior

## Introdução

O sistema de gerenciamento agrícola baseado na variação espacial e temporal da unidade produtiva, visando ao aumento de retorno econômico, da sustentabilidade e da minimização do efeito ao ambiente, é a definição do termo “agricultura de precisão” segundo a Comissão Brasileira de Agricultura de Precisão (Brasil, 2013).

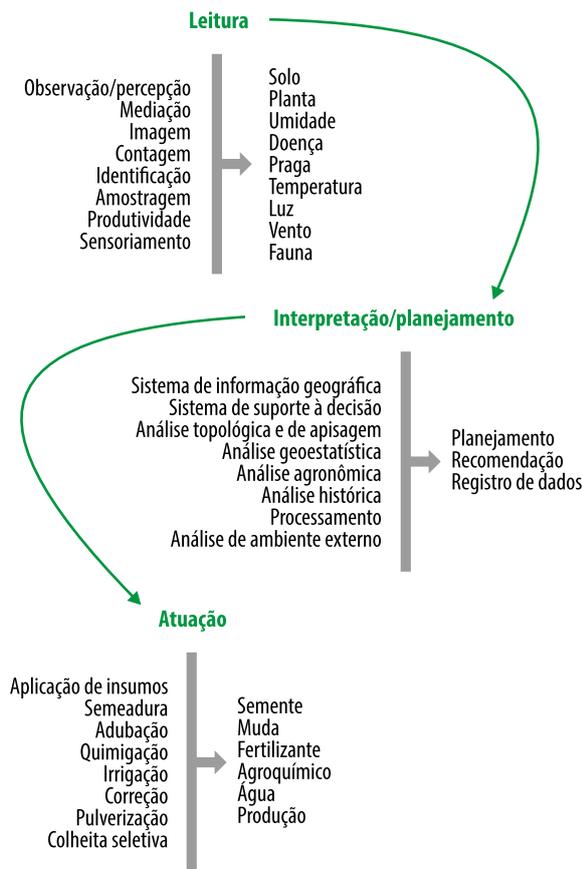
As duas grandes vertentes da agricultura de precisão segundo Molin et al. (2015) se baseiam na variabilidade espacial e nas tecnologias relacionadas à automação. Os autores ressaltam que a variabilidade espacial nada mais é do que identificar no campo ou área cultivada a não uniformidade, ou seja, características agronômicas e ambientais diferentes, independentemente de sua dimensão. Segundo Grego et al. (2014b), a variabilidade espacial pode ser identificada pela técnica chamada de geostatística, que investiga e mapeia um ou mais atributos de interesse por meio de amostragens, sensores ou sistema de informação geográfica. Como resultado, a variabilidade espacial permitirá o gerenciamento das unidades diferenciadas por meio do uso de insumos localizados em taxas variáveis.

A segunda vertente da agricultura de precisão está relacionada à automação e compreende os sistemas de direcionamento, telemetria, controle de tráfego e automações das operações do plantio à colheita (Molin et al., 2015). Cada vez mais, o produtor conta com a automação para obter melhor desempenho da produção e o monitoramento preciso do desenvolvimento das plantas. O uso de veículos aéreos não tripu-

lados (Vants), popularmente conhecidos como drones, por exemplo, permite ao produtor tomar decisões que podem trazer impacto direto na lucratividade final por permitir o monitoramento mais preciso da lavoura em curto prazo de tempo.

As tecnologias de agricultura de precisão voltadas às culturas compreendem basicamente o mapeamento da variabilidade espacial dos atributos físicos e químicos do solo, a aplicação localizada de corretivos, fertilizantes e herbicidas, manejo e controle localizado de pragas e doenças, monitoramento do índice de vegetação por imagem de satélite ou ARPs e da produtividade. Segundo Bernardi et al. (2014), há um número elevado de elementos que ainda não estão adequadamente tratados pela agricultura de precisão. A Figura 12.1 traz alguns detalhamentos de elementos que devem ser considerados no sistema.

Uma das principais culturas agrícolas do Brasil, a cana-de-açúcar ocupa atualmente 8,66 milhões de hectares (Conab, 2018) e ainda é cultivada, em sua maioria, com baixa automação, com exceção da colheita, que é mecanizada devido à adoção de práticas sustentáveis. Entretanto, a situação está mudando gradativamente nos últimos anos e a importância da utilização de tecnologias de automação na etapa de plantio vem ganhando espaço. Assim, a tendência é o crescimento em mecanização a partir do plantio e a intensificação de toda a atividade sucroalcooleira. Portanto, a adoção de técnicas ligadas à agricultura de precisão é uma grande oportunidade de tornar o sistema produtivo da cana mais



**Figura 12.1.** Ciclo da agricultura de precisão em três etapas.

Fonte: Adaptado de Bernardi et al. (2014).

eficiente, permitindo o aumento da produtividade e a redução dos custos de produção.

Segundo Camelini (2013), a tecnologia de piloto automático pelo posicionamento global de alta precisão em tempo real (RTK, Real Time Kinematic) sistematiza a segurança das informações georreferenciadas obtidas diretamente no campo, o que pode permitir aumento de quantidade de metros lineares nos canaviais reformados, reduzindo a quantidade de terraços, melhorando o aproveitamento da água e aumentando significativamente a eficiência das máquinas, sobretudo das colhedoras. No cenário atual do cultivo da cana, principalmente nas grandes usinas, além do controle da taxa de aplicação com o direcionamento localizado dos fertilizantes e corretivos, é possível receber e enviar dados por meio da transmissão sem fio, garantindo maior

agilidade, segurança e redução de custo com a gestão das informações.

Grande parte dos estudos da aplicação da agricultura de precisão em cana-de-açúcar abrange melhoria do manejo da adubação nitrogenada (Amaral et al., 2015a), mapeamento da infestação de plantas daninhas para aplicação localizada de herbicida (Yano, 2018), técnicas de identificação da variabilidade espacial do solo e da planta (Grego et al., 2014a), utilização de mineração de dados para identificação de unidade diferenciada de manejo (Speranza, 2017), estimativa de atributos de qualidade e produtividade da cana-de-açúcar por meio de sensoriamento proximal (Andrade et al., 2014) e avaliação do uso de monitores de produtividade para otimizar a operação de colheita (Cherubin, 2017). Esses estudos, em sua maioria, são fundamentados em princípios da sustentabilidade e conservação do solo, na busca de novas alternativas tecnológicas e informações para suporte à tomada de decisão. Contudo, ainda há grandes desafios para tornar o sistema de agricultura de precisão usual nas propriedades e usinas que cultivam cana-de-açúcar. De modo geral, acredita-se que as grandes propriedades agropecuárias, assim como os produtores e as usinas de cana-de-açúcar, estejam bem preparadas para o uso da agricultura de precisão. Contudo, segundo Grego et al. (2014a), embora mecanizada, a cultura da cana-de-açúcar ainda requer avanços em sistemas de produção amparados por técnicas baseadas em agricultura de precisão. Além disso, a adoção da tecnologia no setor ainda requer alto custo de implementação sem garantia de retorno esperado a curto prazo.

Considerando os benefícios e os desafios expostos em relação à adoção da agricultura de precisão na cana-de-açúcar, são apresentados neste capítulo os principais temas e tecnologias envolvidos e adotados atualmente.

## **Implantação da agricultura de precisão para cana-de-açúcar**

A implantação da agricultura de precisão para cana, assim como para as demais culturas, depende primeiramente da caracterização da variabilidade dos atributos do solo com suficiente representação espacial. Posteriormente, a variabilidade obtida permitirá estabelecer correlações com parâmetros de desenvolvimento da planta, do clima, do relevo e da produtividade da cultura.

### **Variabilidade espacial em áreas de cana-de-açúcar**

A variabilidade espacial, segundo Vieira et al. (2008), significa que medidas tomadas em locais diferentes podem apresentar valores diferentes. A variação de um fenômeno no espaço causada por processos naturais sempre existiu, por isso, na natureza, a variabilidade espacial deve ser considerada para melhor entendimento do que acontece no campo de estudo.

De acordo com Vieira (2000), quando se considera a variabilidade espacial, a hipótese é de que as amostras sejam relacionadas entre si de acordo com a distância, ou seja, amostras separadas por distâncias menores são mais parecidas do que as separadas por maiores distâncias.

A cultura da cana-de-açúcar é muito dependente das interações com os ambientes de produção relata Prado et al. (2008), por isso o setor vem adotando largamente uma forma de classificação em ambientes de produção a partir do tipo de solo. Segundo Prado et al. (2008), o ambiente de produção é a interação das condições do solo (físico-hídricas e químicas) com o clima (precipitação e evapotranspiração) que podem interferir no potencial de produtividade. Os componentes dos ambientes de produção são influenciados pelos seguintes aspectos: profundidade do solo, a qual tem direta relação

com a disponibilidade de água e com o volume de solo explorado pelas raízes; pela fertilidade, como fonte de nutrientes para as plantas; pela textura, relacionada com os níveis de matéria orgânica, capacidade de troca de cátions e disponibilidade hídrica; e pela água, vital para a sobrevivência das plantas e parte da solução do solo (Prado et al., 2008).

Apesar da importância para o sistema de produção de cana-de-açúcar, Sanches et al. (2019) observaram que a amostragem de solo realizada para a classificação dos ambientes é pouco representativa, o que muitas vezes não detalha a variabilidade espacial existente. Os talhões, segundo Sanches et al. (2019), são geralmente compostos por grandes áreas que recebem poucas divisões quanto à classificação do ambiente de produção. Para tanto, uma investigação da variabilidade espacial dentro do talhão indicará se existem regiões diferentes que necessitem ser manejadas diferentemente com melhor precisão.

### **Amostragem do solo para cana-de-açúcar**

Uma caracterização precisa da variabilidade do solo é necessária para o uso correto e adequado de fertilizantes, garantindo uma produção mais rentável e sustentável. Um dos principais desafios para adoção da agricultura de precisão, segundo Molin et al. (2015) e Sanches et al. (2018), é a amostragem de solo, principalmente em relação à quantidade de amostras, pois, para obter um adequado mapeamento dos atributos físicos e químicos do solo, é preciso realizar uma amostragem densa o suficiente, o que muitas vezes a torna economicamente inviável. Para tanto, é necessário realizar um planejamento estratégico da amostragem em relação à distância e à quantidade de pontos. A densidade amostral e a distância entre os pontos limitam diretamente o fator interpolação, ou seja,

a distância entre pontos não deve ser maior do que o limite para estabelecer a relação de dependência espacial entre eles. A distância ideal é um ponto crítico e ainda gera muita polêmica, pois depende do tamanho da área, do histórico do manejo da área, do tipo de solo e ainda do fato de ser econômica e operacionalmente viável.

Quando se trata de agricultura de precisão, Molin et al. (2015) relatam que, na amostragem de solo, para fins de fertilidade, normalmente é coletada uma amostra a cada 0,5 ha até no máximo 2 ha. Na grade amostral, o posicionamento do ponto pode ser regular em forma de quadrados, em ilhas ou em forma trapezoidal, ou ao acaso, em que as amostras são coletadas de forma aleatória (Vieira et al., 2008).

De acordo com Molin et al. (2015), e consequentemente de amostragens georreferenciadas, na amostragem de solo para fins de fertilidade, é normalmente feita uma amostra a cada 0,5 ha até no máximo 2 ha. Na grade amostral, segundo Vieira et al. (2008), o posicionamento do ponto pode ser regular, equidistante, ou de forma aleatória.

A amostragem direcionada, ou amostragem por unidades de gestão diferenciada (UGD), é feita com base nas informações sobre locais específicos do talhão que necessitem de maior ou menor amostragem (Molin et al., 2015). A amostragem nesse caso é direcionada pela variabilidade de outro atributo, geralmente coletado em alta densidade, como sensores de solo ou planta. Segundo Vieira et al. (2008), as amostragens devem ser suficientemente próximas para que se consiga caracterizar as possíveis manchas de variabilidade nos talhões de cana. Se houver informações indicativas da variabilidade, como histórico de plantio, mapas pedológicos e de relevo, medidas com sensores de solo, imagens de satélite e ARPs, que possam identificar regiões com diferentes índices de vegetação, é possível calcular a quantidade de pontos de amostra-

gem. Isso permitirá fazer uso de uma amostragem inteligente, cujo objetivo seja concentrar a amostragem nas regiões onde exista maior variabilidade e diminuir nos locais mais uniformes, com consequente redução dos custos de coleta e análise.

O planejamento de amostragem direcionada foi trabalhado por Campos et al. (2009), ao correlacionarem espacialmente o modelo digital de elevação do terreno com o mapeamento de atributos físicos e químicos do solo para separar ambientes de produção. Com isso foi possível definir o manejo diferenciado da adubação e a alocação de cultivares de cana-de-açúcar em um talhão com área de 505 ha.

Os sensores de solo podem ser muito úteis para uma amostragem direcionada, pois fornecem dados de grande densidade amostral em um curto espaço de tempo, e esses, por sua vez, podem ser correlacionados com outros dados de maior dificuldade de obtenção. Sanches et al. (2017), ao trabalharem com uma densidade de uma amostra para 3,0 ha, com o auxílio dos mapas de condutividade elétrica do solo obtidos por sensor em uma área com cana-de-açúcar, conseguiram detectar a variabilidade espacial do conteúdo de argila com adequada precisão, sendo similar ao mapa onde se utilizaram quatro amostras por hectare (uma amostra para 0,25 ha), representando um grande avanço para a caracterização dos solos.

De acordo com Molin et al. (2015), a escolha do método de amostragem interfere não só na qualidade do mapa final do atributo interpolado, mas também na própria intervenção da aplicação em taxas variadas de insumos na lavoura.

### **Sensor para identificação de variabilidade espacial do solo**

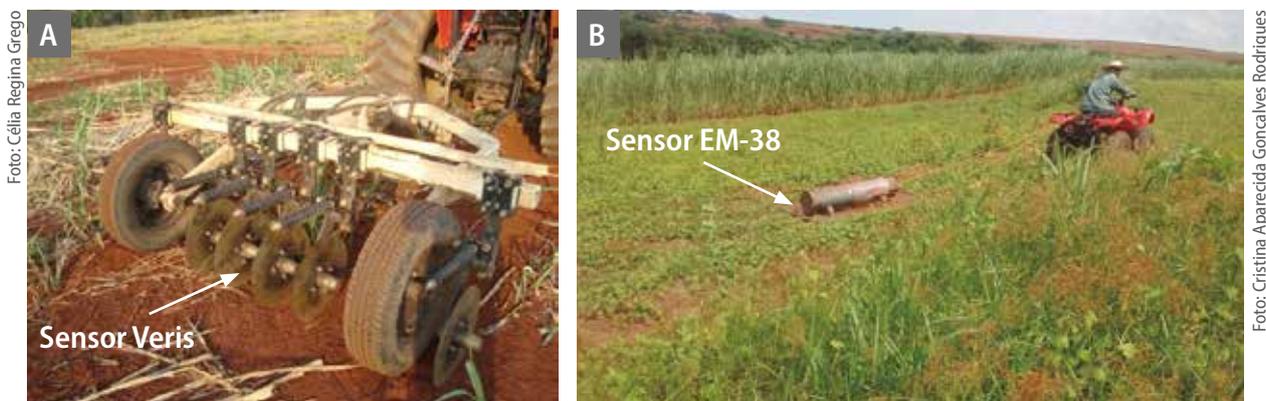
Dentro do contexto histórico de tecnologias acessíveis para aquisição de informações de

qualidade da variabilidade dos solos, a condutividade elétrica aparente (CEa) tem se destacado como um método eficaz e rápido, com alta resolução e baixo custo, para avaliar a fertilidade do solo (Sudduth et al., 2005) e o potencial produtivo das lavouras (Luchiari Júnior et al., 2002; Corwin; Lesch, 2003, 2005; Kitchen et al., 2005).

A CEa foi utilizada primeiramente em estudos geológicos, mas, nos últimos anos, tem se destacado como uma ferramenta poderosa para uso na agricultura. Isso se deve ao fato de a CEa estar correlacionada com atributos importantes para caracterização da fertilidade dos solos, como salinidade, teor de argila, capacidade de troca de cátions (CEC), tamanho e distribuição dos poros e matéria orgânica (Triantafyllis et al., 2000; Domsch; Giebel 2004; Corwin; Lesch, 2005; McBratney et al., 2005; Ekwue; Bartholomew, 2011; Molin; Faulin, 2013). Outro aspecto positivo dessa tecnologia é a estabilidade espacial e temporal das leituras de CEa, conforme identificado por Serrano et al. (2018), que verificaram uma estabilidade temporal significativa durante 7 anos em um campo de pastagem, permitindo assim sua utilização para a gestão localizada das lavouras. Recentemente, Castioni et al. (2019) mostraram o potencial de aplicação da ferramenta para avaliação da qualidade física do solo e sua relação intrínseca com o conteúdo de macro e microporosidade.

Os métodos mais utilizados para avaliação da CEa nos campos agrícolas são por sensores de contato direto ou por indução eletromagnética (IEM). Entre os equipamentos mais utilizados comercialmente, destaca-se o Veris 3100 (Veris technologies, Kansas, Estados Unidos da América), que utiliza o princípio do contato direto e o EM38-MK2 (Geonics, Toronto, Canadá), que utiliza o princípio de IEM (Figura 12.2).

Ambos os equipamentos são capazes de gerar mapas de variabilidade da CEa do solo com precisão e confiabilidade (Figura 12.3). Enquanto o equipamento de contato direto necessita que os discos penetrem no solo para realizar as medidas (Figura 12.2A), o sensor de IEM é capaz de mensurar a CEa sem necessidade de contato com o solo, sendo arrastado sobre a superfície (Figura 12.2B). Para o bom funcionamento dos equipamentos, o sensor de IEM deve ser mantido longe da influência de metais para que as leituras sejam fidedignas às condições do solo. O sensor de contato direto não apresenta leituras confiáveis em solos com baixo nível de umidade e compactados, impedindo que os discos conduzam corrente elétrica por meio de suas partículas. Apesar da amplitude dos valores de CEa serem diferentes para os equipamentos, que é dependente do princípio de mensuração e das condições locais de umidade e temperatura do solo no momento da leitura, é possível



**Figura 12.2.** Utilização dos sensores de condutividade elétrica aparente do solo: Veris 3100 (Veris technologies, Kansas, United States) (A) e EM38-MK2 (Geonics, Toronto, Canada) (B).

visualizar que os mapas obtidos pelos sensores apresentam semelhança na variabilidade espacial da CEa (Figura 12.3). Vale destacar também que os equipamentos podem ser configurados para mensurar a CEa em diferentes profundidades do solo, e o Veris 3100 apresenta configurações para leituras nas camadas de 0,00–0,30 m e 0,00–0,90 m e o EM38-MK2 nas camadas de 0,00–0,38 m, 0,00–0,75 m e 0,00–1,50 m.

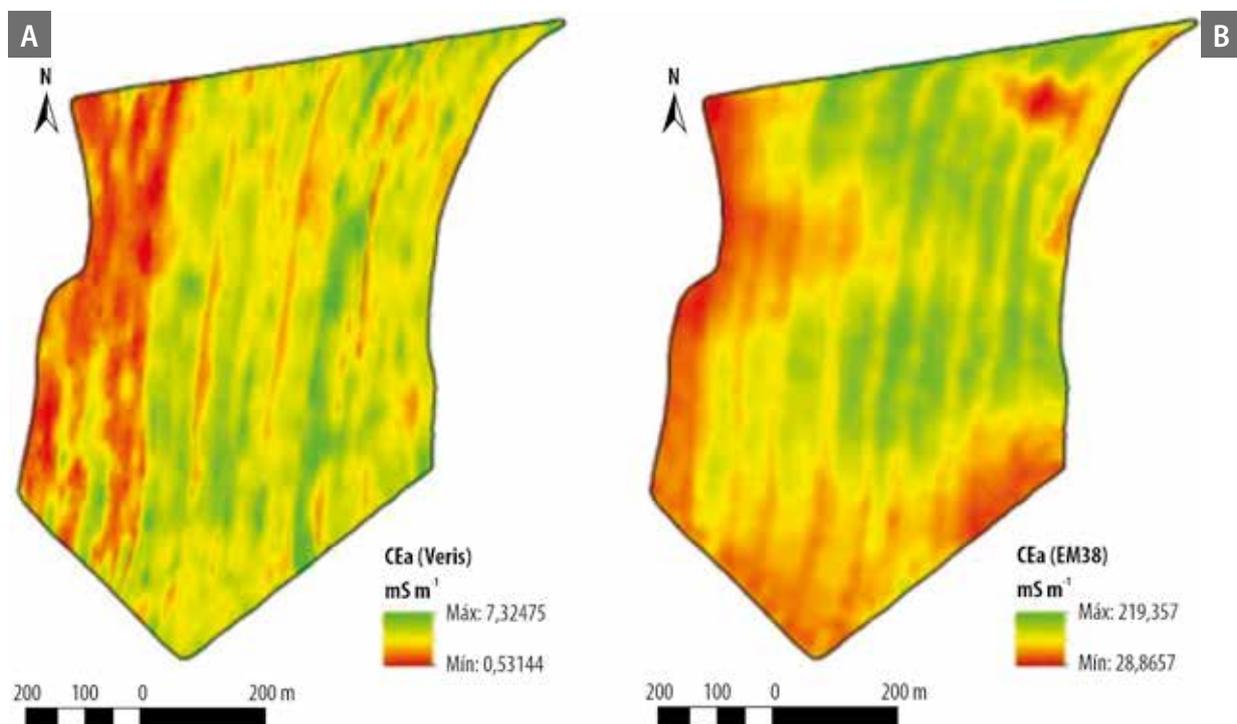
Sendo uma informação capaz de refletir a variabilidade físico-química do solo, a CEa ainda é pouco utilizada nos campos de cana-de-açúcar. Em uma ampla revisão de literatura, Heil e Schmidhalter (2017) relataram várias aplicações potenciais de um sensor de IEM, mas nenhum dos trabalhos revisados pelos autores é proveniente de campo de produção de cana-de-açúcar. No Brasil, a CEa tem sido utilizada principalmente na definição do potencial produtivo das lavouras (Siqueira et al., 2015), no mapeamento da fertilidade dos solos, no teor de umidade e

na definição de zonas de manejo (Molin et al., 2015). Além disso, a maioria dos estudos em cana-de-açúcar no Brasil utilizaram sensores que medem a CEa pelo princípio de contato direto (Molin; Castro, 2008; Valente et al., 2012; Sanches et al., 2018), e poucos são os estudos que utilizam sensores de indução eletromagnética (Siqueira et al., 2015; Sanches et al., 2019).

Para garantir o manejo adequado e sustentável das lavouras de cana-de-açúcar, o mapeamento da fertilidade do solo deverá ser realizado cada vez com maior rigor e qualidade. Assim, a CEa é uma informação com grande potencial para superar esse desafio.

## Monitoramento da cultura

Os mapas gerados a partir de propriedades da cultura, especialmente os mapas de produtividade histórica, são considerados por muitos como a informação mais indicativa da



**Figura 12.3.** Mapa de condutividade elétrica aparente (CEa) de uma lavoura de cana-de-açúcar de 50 ha. Mapa de CEa mensurado pelo equipamento Veris 3100 na camada 0,00–0,30 m (A) e EM38-MK2 na camada 0,00–0,38 m (B).

Fonte: Sanches (2015).

variabilidade espacial de uma lavoura (Molin et al., 2015). Entretanto, devido a uma série de fatores, esses mapas nem sempre estão disponíveis, ou estão disponíveis com resolução espacial insuficiente. Como alternativa, os índices calculados a partir de bandas espectrais também podem ser utilizados na identificação da variabilidade espacial de uma cultura. Um dos mais utilizados é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (em inglês *Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI). Esta seção descreve inicialmente as formas pelas quais são obtidos mapas de NDVI a partir de sensoriamento proximal e remoto, considerando as resoluções espaciais utilizadas em agricultura de precisão. Em seguida, são apresentadas as diferentes maneiras pelas quais são obtidos mapas de produtividade na cultura de cana-de-açúcar.

### O índice de vegetação de diferença normalizada e ferramentas de obtenção

O índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI) é um índice que tem como objetivo descrever a diferença entre a refletância de bandas espectrais nas regiões do vermelho e infravermelho próximo de uma cobertura vegetal (Weir; Herring, 2000). Desse modo, mapas de NDVI podem ser utilizados em atividades agrícolas que necessitam estimar a densidade da biomassa presente em diferentes locais da lavoura (Zhang et al., 2003). A equação a seguir define o cálculo do NDVI para uma determinada localização geográfica, considerando os valores de refletância no vermelho (*Red*) e infravermelho próximo (*NIR*) segundo Rouse Junior et al. (1974):

$$NDVI = (NIR - Red) / (NIR + Red)$$

Devido à possibilidade de espacialização a partir de sensoriamento proximal ou remoto, os mapas de *NDVI* são potenciais identificadores de variabilidade espacial da biomassa de uma cul-

tura agrícola. Desse modo, esses mapas podem ser utilizados em agricultura de precisão tanto para atividades mais comuns e diretas, como a aplicação de fertilizantes e corretivos à taxa variada (Rosa et al., 2015; Amaral et al., 2015b), quanto para atividades mais complexas que exigem a utilização de ferramentas de mineração de dados e outros atributos do solo e da cultura, como o delineamento de unidades de gestão diferenciada (Pedroso et al., 2010; Chang et al., 2014). Além disso, esses mapas são geralmente bem correlacionados com mapas de produtividade (Liakos et al., 2015; Pantazi et al., 2016), fazendo com que séries temporais de imagens obtidas em diferentes fases do crescimento da cultura permitam a espacialização da estimativa de produtividade de uma área de cultivo.

Uma das ferramentas mais utilizadas em agricultura de precisão para obtenção de mapas de NDVI com alta resolução espacial é o sensoriamento de refletância do dossel das plantas. Essa ferramenta é muito utilizada em atividades de aplicação localizada de insumos, a partir da identificação georreferenciada de deficiências nutricionais e incidência de pragas. O *crop circle* (Holland Scientific Inc., Lincoln, Nebraska, USA) é um exemplo de equipamento utilizado para essa finalidade (Figura 12.4).

Sensores para obtenção de refletância do dossel das plantas são capazes de obter dados em seis diferentes bandas espectrais, cobrindo as



Foto: Célia Regina Greco

Figura 12.4. *Crop circle* em ação na cana-de-açúcar.

regiões do verde, vermelho, azul, infravermelho próximo e red-edge. Na literatura, podem ser encontrados diversos trabalhos que utilizam mapas de NDVI gerados a partir de sensores desse tipo. Sharma et al. (2015) realizaram um estudo de sua utilização para previsão da produtividade em cultura de milho. Bu et al. (2017) realizaram comparações da capacidade de predição de produtividade gerados a partir de diferentes imagens de satélite e de sensores terrestres.

Especificamente para a cultura de cana-de-açúcar, foram desenvolvidos poucos trabalhos que utilizam sensores de refletância do dossel, e esses estão concentrados em poucos grupos de pesquisa do estado de São Paulo. Inamasu et al. (2006) observaram uma boa correlação entre os valores de NDVI e a quantidade de nitrogênio aplicada. Mais recentemente, Amaral et al. (2015a) compararam diferentes sensores de refletância do dossel para identificação da variabilidade de diversos parâmetros da cultura da cana-de-açúcar e verificaram uma alta correlação entre a quantidade de biomassa e os valores de NDVI. Posteriormente, Amaral et al. (2015b) propuseram um algoritmo para calcular a taxa de aplicação de nitrogênio em cana-de-açúcar com base em dados de produtividade e valores de Normalized Difference Red-Edge (NDRE), índice similar ao NDVI, que é obtido a partir das bandas no espectro do vermelho e red-edge.

A partir desses trabalhos, é possível concluir que as informações fornecidas por sensores de refletância do dossel das plantas podem ser úteis para diferentes aplicações de agricultura de precisão em cana-de-açúcar. Entretanto, as soluções propostas precisam ser validadas diretamente no sistema de produção, onde a sua contribuição para que o produtor atinja os objetivos da adoção da agricultura de precisão possa ser avaliada em situações reais.

O sensoriamento remoto é outra maneira pela qual podem ser obtidos mapas de NDVI para monitoramento das culturas em agricultura de precisão. Os mapas de NDVI de melhor custo-benefício para monitoramento dos talhões da cana-de-açúcar a partir de sensoriamento remoto são obtidos por: a) sensores ópticos (sensores passivos de baixa, média e alta resolução espacial) e radares (sensores ativos de micro-ondas) a bordo dos satélites artificiais orbitais da terra; e b) câmeras de captura de imagens (RGB, NIR, SWIR, Red-Edge, RED+NIR, multiespectral e termais) instaladas nas ARPs (popularmente conhecidas como drones).

Atualmente, o uso das ARPs pelos produtores rurais vem se tornando cada vez mais comum, devido à diminuição de custos de aquisição, à facilidade de uso e aos avanços tecnológicos, o que propicia resultados mais rápidos e muito eficazes aos tomadores de decisão que obtêm informações diretas da realidade do campo em tempo real (Figura 12.5).

O setor sucroalcooleiro foi o pioneiro na adoção das ARPs como aliadas na agricultura de precisão para o gerenciamento da aplicação de tratamentos culturais e monitoramento da cultura de cana (Jorge; Inamasu, 2014). Das imagens obtidas a partir de câmeras acopladas nas ARPs em sobrevoo aos canaviais, pode-se obter a estimativa da biomassa e da produtividade do talhão (monitoramento da safra), detectar irregularidade na irrigação, identificar falhas na linha de plantio, monitorar o estágio fenológico, detectar infestação de plantas daninhas, pragas e doenças. Com as ARPs também é possível verificar os danos na cultura determinados por condição climática desfavorável, como período de estiagem, estresse hídrico nas plantas ou danos por temporais. (Poletti, 2016; Façal et al., 2017).

Após o processamento das imagens das câmeras (troca de dados entre câmeras e softwares que decodificam as imagens por modelos



Foto: Cristina Aparecida Gonçalves Rodrigues

**Figura 12.5.** Aeronave remotamente pilotada (ARP), modelo Verok Horus, com autonomia de até 2 horas e cobertura até 4.300 ha.

matemáticos), podem-se obter, entre outros, os índices de vegetação para construção dos mapas de NDVI ou NDRE. Conforme Molin et al. (2015), para que a agricultura de precisão entre em prática (gestão inteligente com base em dados), sempre é necessário avaliar, quantificar e mapear a variabilidade espacial existente nos campos cultivados. Portanto, a série histórica de mapas de NDVI do mesmo talhão de cana é uma ferramenta que permite identificar grande parte dessa variabilidade espacial da área de cultivo (Molin et al., 2015; Speranza et al., 2018). Assim, as ARPs oferecem como grande vantagem a possibilidade de fazer sobrevoos semanais nos talhões de cana, a baixo custo, durante todo o período de produção (Anderson; Gaston, 2013), viabilizando o monitoramento da fenologia da cultura.

A cultura da cana-de-açúcar também possui características favoráveis para identificação, ma-

peamento e monitoramento pelas imagens de satélites. A série LandSat foi a precursora para uso na agricultura (Formaggio; Sanches, 2017). Atualmente, conforme os autores, os mais utilizados em órbita com o mesmo objetivo são os seguintes: a) o sistema LandSat-8; b) o sensor Modis (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), que é útil para a estimativa de cana colhida ao longo da safra, isso devido à elevada resolução temporal; c) os satélites NOAA, que são utilizados, sobretudo, em modelos climáticos e de previsão do tempo atmosférico (Embrapa Territorial, 2018); d) o Sentinel-2, que tem resolução espacial média e é administrado pela Agência Espacial Europeia (The European Space Agency, 2017) para monitoramento da vegetação, do solo, da água, da agricultura, entre outros; e e) o Synthetic Aperture Radar (SAR), que é um sistema de micro-ondas (radares), cuja tecnologia tem migrado de grandes plataformas para sistemas cada vez mais leves e compactos

(Paradella et al., 2015). Eles operam na faixa de micro-ondas do espectro eletromagnético e desempenham bem o monitoramento da umidade do solo e da área agrícola, pois são sensíveis a vários parâmetros biofísicos da cultura como Índice de Área Foliar, biomassa e altura do dossel (McNairn; Brisco, 2004).

O desafio a ser seguido é o desenvolvimento de algoritmos que interpretem as imagens obtidas, de forma a produzir informações de acordo com o tipo de cultura analisada.

### Mapa de colheita

O manejo adequado da variabilidade espacial da produtividade das lavouras de cana-de-açúcar é um dos fatores-chave para garantir maior retorno econômico da produção. Esse manejo deve levar em conta a variabilidade espacial intrínseca do solo e da cultura, gerindo a lavoura de acordo com as suas reais necessidades.

A análise biométrica permite estimar a produtividade da cana-de-açúcar em qualquer período da safra. Segundo Brasil (2013), a produtividade agrícola pode ser estimada por parâmetros biométricos como diâmetro, número e comprimento de colmos. A produtividade da cana-de-açúcar pelo método de Gheller et al. (1999) estima o peso total da parcela por meio da multiplicação do número de colmos da área amostrada pelo peso médio de dez colmos (Figura 12.6). A partir do peso médio estimado em cada ponto amostral, e tendo em vista o espaçamento entrelinhas conhecido, pode-se calcular a produtividade por hectare.

Entre as tecnologias e técnicas preconizadas pela agricultura de precisão, os monitores de produtividade, em conjunto com os sistemas de informação geográfica (SIG), são ferramentas com alto potencial para maximizar o rendimento das culturas e minimizar os custos de produção, procurando identificar e eliminar as possíveis causas de redução na produtividade.



Foto: Célia Regina Grego

Figura 12.6. Pesagem de colmos para avaliação biométrica e obtenção da produtividade da cana-de-açúcar em TCH.

Os monitores de produtividade são essenciais no acompanhamento e na identificação dos problemas nas lavouras para a correta tomada de decisão. Amplamente desenvolvido e utilizado nas lavouras de grãos, os monitores de produtividade ainda são pouco utilizados nas lavouras comerciais de cana-de-açúcar no Brasil (Magalhães; Cerri, 2007). Alguns autores revelam a importância do uso dos monitores de produtividade para investigar a correlação da produtividade com os atributos do solo e delimitar zonas de manejo (Souza et al., 2010; Sanches et al., 2019). Sanches et al. (2019) acompanharam a produtividade de três safras de uma

lavoura de cana-de-açúcar de 30 ha (Figura 12.7) e mostraram que o conteúdo de matéria orgânica do solo e o pH foram os atributos mais importantes, os quais afetaram diretamente a variabilidade da produtividade no espaço e no tempo, respectivamente. Os autores sugerem ainda que o mapeamento de fatores limitantes do solo pode auxiliar na criação de zonas de manejo para melhorar a rentabilidade dos canaviais.

Diante desse contexto, os resultados apresentados na literatura evidenciam que a ausência dessa ferramenta pode trazer prejuízos econômicos aos produtores, uma vez que somente por meio dos monitores é possível identificar, com precisão, o local onde ocorrem reduções na produtividade. Em conjunto com outras ferramentas, como imagens de ARPs e de satélite, torna-se possível tomar medidas mitigatórias, como a reforma do local ou até mesmo a não aplicação de fertilizantes, aumentando a eficiência na utilização dos recursos. A aplicação de fertilizante com nitrogênio também pode ser beneficiada por meio dessa ferramenta, aplicando-se o fertilizante de acordo com a variabilidade da produtividade agrícola da cultura, aumentando a lucratividade da produção e poluindo menos os recursos naturais.

## Análise e interpretação de dados para atuação em agricultura de precisão

Devido à quantidade de atributos do solo e da cultura que podem ser avaliados, seja pela análise de solo seja pelo sensoriamento proximal ou remoto, os procedimentos realizados em agricultura de precisão podem ser considerados como altamente dependentes dos dados.

Segundo Souza et al. (2010), um dos aspectos que mais geram dúvidas está relacionado à interpretação das informações decorrentes da análise dos dados e posterior transformação desses em ferramentas que auxiliem na tomada de decisão para o correto tratamento da variabilidade espacial que existe nos canaviais.

O principal objetivo da análise e interpretação dos dados para atuação em agricultura de precisão é transformar as diferentes camadas de dados geradas em mapas que sejam capazes de proporcionar informações que auxiliem na tomada de decisão pelo produtor. Nesse sentido, a atividade de delineamento de zonas de manejo (ZM) é um exemplo de aplicação desse tipo de conceito. As etapas que compõem o processo de delineamento de ZM em agricultura de

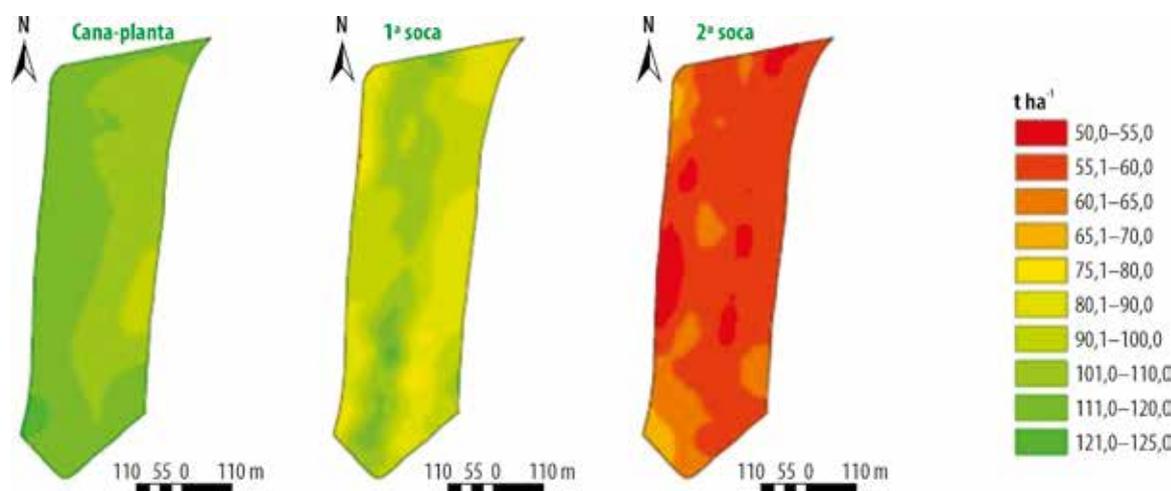


Figura 12.7. Mapa de produtividade da cana-de-açúcar para a cana-planta e para a 1ª e a 2ª soca em uma lavoura comercial de cana-de-açúcar de 30 ha.

Fonte: Adaptado de Sanches et al. (2019).

precisão estão associadas a um processo mais geral, conhecido como descoberta de conhecimento em bancos de dados (em inglês *knowledge discovery database* – KDD). Considerando essas questões, Santos e Saraiva (2015) definiram um modelo de referência para o delineamento de zonas de manejo em agricultura de precisão, considerando suas diversas etapas (Figura 12.8).

Após a coleta, segue a etapa de filtragem, na qual os dados são verificados com o intuito de eliminar valores fora da faixa permitida pelo sensor utilizado, erros de posicionamento ou georreferenciamento, e até mesmo valores muito acima da média do conjunto de dados, conhecidos como *outliers*. Na etapa de seleção de dados, uma das atividades mais importantes é a geração de mapas padronizados para todos os atributos selecionados, a partir da utilização de técnicas de geoestatística.

Na análise de dados, quanto maior o número de técnicas trabalhadas em conjunto ou em complementariedade, como a geoestatística e a mineração de dados detalhados a seguir, maior a capacidade de obter resultados compatíveis com a realidade.

## Geoestatística e geração de mapas

A variabilidade espacial pode ser modelada com precisão pela geoestatística que, segundo Soares (2006), é uma ferramenta que caracteriza a dispersão espacial e temporal das grandezas que definem a quantidade e a qualidade de recursos naturais e outros fenômenos em que os

atributos manifestem certa estrutura no espaço e no tempo. A geoestatística parte do princípio de que quanto menor a distância entre as amostras, maior o grau de dependência entre elas (Grego et al., 2014c; Oliveira et al., 2015).

A geoestatística abrange a construção e o ajuste do semivariograma (gráfico que relaciona a semivariância relacionada com a distância), a interpolação de dados de acordo com os parâmetros de ajuste desses semivariogramas (Isaaks; Srivastava, 1989; Vieira, 2000; Vieira et al., 2008) e, por fim, a construção de mapas precisos onde podem ser observadas as manchas de variabilidade, permitindo tomada de decisão precisa e com maior eficiência.

De posse dos dados coletados, antes da análise geoestatística propriamente dita, é feita uma investigação estatística exploratória para identificar se há dados discrepantes e se os dados apresentam ou não normalidade de distribuição de frequência. Se for necessário, poderão ser refeitas análises de laboratório, transformações, novas coletas e, conforme o caso, pode-se até desconsiderar valores discrepantes.

Para a execução da análise geoestatística, a parte mais importante está no ajuste do semivariograma a uma função de melhor correspondência, sendo as funções esférica, exponencial e gaussiana as mais usadas para ajustes de semivariogramas de dados agroambientais. Vieira (2000) salienta que o semivariograma é a assinatura da variabilidade espacial. O ajuste do semivariograma, quando verificada a existência de variabilidade espacial, fornece os três

Definição de MZ

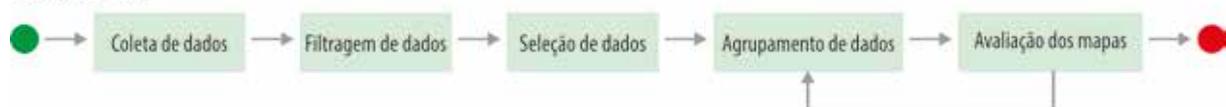


Figura 12.8. Modelo de referência de processo de delineamento de zonas de manejo em agricultura de precisão.

Fonte: Adaptado de Santos e Saraiva (2015).

parâmetros de dependência: 1) efeito pepita ( $C_0$ ); 2) variância estrutural ( $C$ ); e 3) alcance ( $a$ ). Esses parâmetros são imprescindíveis para a interpolação de dados pelo método da Krigagem ordinária e garantem a não tendenciosidade e variância mínima para a construção de mapas precisos de variabilidade. Uma informação valiosa fornecida nessa etapa é o alcance da variabilidade do atributo avaliado, que indica até que distância os pontos podem ser considerados semelhantes.

O ajuste do semivariograma a uma função é efetuado prioritariamente pela seleção inicial de:

- Maior coeficiente de determinação ( $R^2$ ).
- Menor soma dos quadrados dos resíduos (SQR)
- Maior avaliador do grau da dependência espacial ( $GD$ ):

$$GD(\%) = C/(C + C_0) \times 100$$

em que  $GD$  = grau de dependência espacial e  $c$  = variação estrutural.

A interpretação do  $GD$  mais recente e detalhada foi proposta por Seidel e Oliveira (2016), em que, de acordo com o modelo de ajuste do semivariograma, a dependência espacial se classifica em fraca ( $GD$  até 9%) moderada (de 9 a 20%) e forte (maior do que 20%). Na Figura 12.9, tem-se um modelo de semivariograma ajustado à função gaussiana com  $GD$  forte segundo a classificação de Seidel e Oliveira (2016). Esse ajuste foi realizado para dados de condutividade elétrica do solo de 0–30 cm de profundidade, medido com sensor Veris, numa área de 17 ha cultivada com cana-de-açúcar.

Em caso de dúvida sobre qual modelo representa melhor o ajuste do semivariograma, a decisão final é realizada pela validação cruzada, assim como para a definição do tamanho da vizinhança que proporcionará a melhor malha de krigagem. E, ainda, se não for possível realizar o ajuste a uma função, ou seja, se não houver um cresci-

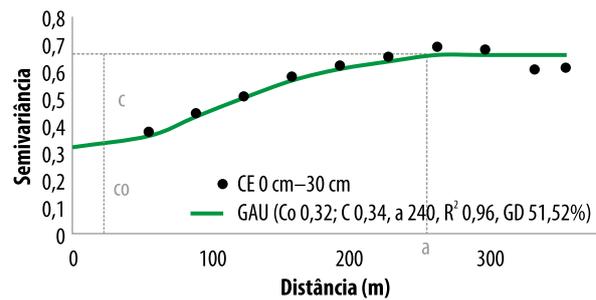


Figura 12.9. Modelo de semivariograma ajustado à função gaussiana para dados de condutividade elétrica do solo e seus parâmetros de ajuste:  $C_0 = 0,32$ ;  $C = 0,34$ ;  $a = 240$ ;  $R^2 = 0,96$ ;  $GD = 51,52$ .

mento da semivariância em função da distância até o alcance, chamado de efeito pepita puro, a interpolação não poderá ser realizada pela krigagem. Nesse caso, o usuário deverá tomar a decisão se deve ou não utilizar um outro interpolador menos criterioso, como inverso do quadrado da distância, média móvel, entre outros.

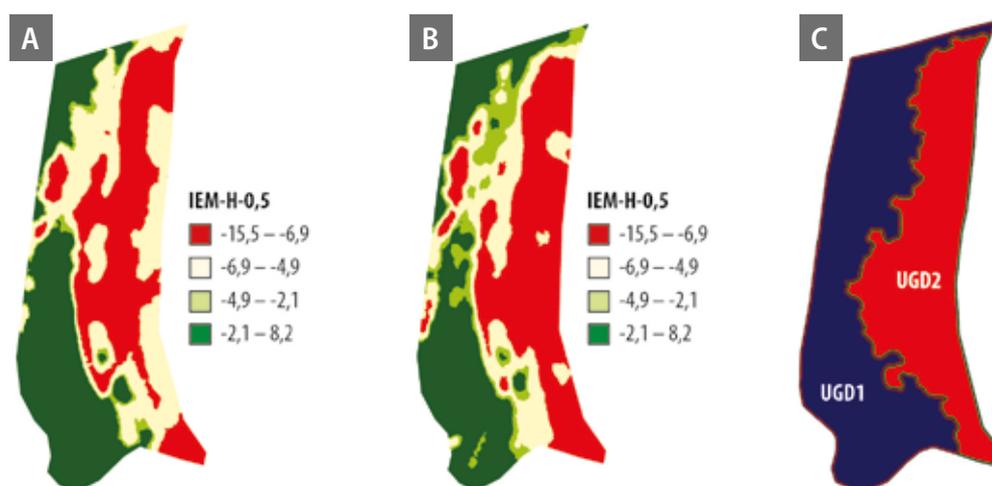
Existem softwares específicos para análise geoestatística e os mais recomendados pela comunidade científica são os seguintes: GS+ (Gamma Design Software, 2008), VESPER (Oliveira et al., 2015), programas do pacote GEOEST descrito em Vieira et al. (2002); e GEOR (R Core Team, 2019). Desses, o único que não possui acesso livre é o GS+, e todos têm oferecido resultados confiáveis, basta ao usuário se aperfeiçoar e desprender algum tempo de treinamento variável de acordo com cada um deles. Após a interpolação por krigagem ordinária, a construção dos mapas pode ser realizada em qualquer ambiente de sistema de informação geográfica, como no software de acesso livre QGIS (QGIS, 2020), pois a variância mínima da estimativa foi garantida pela krigagem realizada anteriormente. Portanto, no ambiente SIG, recomenda-se somente a representação espacial para a construção dos mapas de contorno ou isolinhas.

Uma vez estabelecida a existência de variabilidade espacial na área, a interpretação dos mapas gerados é uma informação valiosa no planejamento do manejo produtivo.

## Mineração de dados e delineamento de zonas de manejo

Zonas de manejo são áreas do terreno que possuem semelhanças quanto ao potencial produtivo, à eficiência do uso de insumos e ao risco de impacto ambiental (Luchiari Júnior et al., 2002). Esses autores aplicaram o conceito de zonas homogêneas de manejo em solos tropicais de Cerrado, cultivados com culturas anuais em plantio direto. O uso da técnica de mineração de dados, nesse caso, é de grande importância na realização da principal etapa do processo, que compreende a transformação de mapas de diferentes variáveis em mapas de ZM. Na metodologia de técnicas de mineração de dados, são implementados algoritmos de aprendizado de máquina específicos para a extração de padrões a partir dos dados, conhecidos com algoritmos de agrupamento (Jain et al., 1999). Os algoritmos de agrupamento permitem o particionamento de um conjunto de dados  $n$ -dimensional em grupos distintos com o menor erro possível, obtidos a partir de métodos iterativos que permitem o ajuste de uma função objetivo por meio de medidas de dissimilaridade. Na literatura, essa etapa do delineamento de ZM é normalmente realizada com a utilização de algoritmos de agrupamento particionais, especialmente o *fuzzy c-means* (Bezdek et al., 1984; Kitchen et al., 2005; Bazzi et al., 2013). Entretanto, para que sejam obtidos mapas de boa qualidade que agreguem informações valiosas para o produtor, as etapas de filtragem e seleção de dados devem ter sido executadas com êxito. Os algoritmos de agrupamento permitem a utilização de diferentes quantidades de variáveis de entrada e diferentes parâmetros de ajuste, como a quantidade desejada de ZM, o que pode resultar em diferenças na obtenção do mapa final. Desse modo, a etapa de avaliação dos mapas deve ser realizada com o apoio de ferramentas estatísticas, para que sejam evitados erros em escolhas subjetivas por um ou outro mapa de ZM para uma determinada aplicação.

Na literatura, existem poucos trabalhos relacionados ao delineamento de ZM para a cultura de cana-de-açúcar. Entre os mais recentes, Speranza et al. (2014) verificaram o potencial de diferentes combinações entre dados de condutividade elétrica do solo, altimetria e produtividade histórica para o delineamento de ZM utilizando algoritmos de agrupamento. Janrao et al. (2019) utilizaram dados de micro e macronutrientes do solo em uma área de cultivo de cana-de-açúcar para verificar a eficiência de diferentes algoritmos de agrupamento para o delineamento de ZM. Esses trabalhos, porém, utilizaram-se de dados da cultura de cana-de-açúcar apenas para validar ferramentas computacionais, ou seja, sem nenhum objetivo agrônômico específico. Por sua vez, o trabalho de Oliveira Filho et al. (2015) visou ao delineamento de ZM para a aplicação de subsoagem diferenciada, a partir da identificação de áreas com diferentes níveis de compactação do solo a partir de medidas de resistência à penetração. Speranza et al. (2018) utilizaram dados de condutividade elétrica do solo para delinear ZM em uma área de cultivo de cana-de-açúcar, com o intuito de reduzir o adensamento de futuras amostragens de solo em zonas onde a variabilidade espacial é menor (Figura 12.10). Em outras culturas, os mapas de zonas de manejo são utilizados para diversas atividades, tais como aplicação de insumos e corretivos à taxa variada, controle da lâmina de água de irrigação e diferentes densidades de semeadura. O projeto em Rede de Agricultura de Precisão da Embrapa (Embrapa, 2020), em conjunto com seus parceiros, tem trabalhado em pesquisas na área de cana-de-açúcar para alavancar o uso de ferramentas de análise e interpretação de dados para o estabelecimento de zonas de manejo para diferentes atividades de intervenção que possam ser executadas por meio dos recursos já disponíveis na propriedade. Com isso, é esperado que o produtor entenda a agricultura de precisão como uma ferramenta para gestão racional da sua lavoura.



**Figura 12.10.** Mapa de condutividade elétrica do solo por indução eletromagnética (IEM) a 0,5 m de profundidade (A); mapa de condutividade elétrica do solo por IEM a 1 m de profundidade (B); mapa de duas zonas de manejo (Unidade de Gestão Diferenciada 1 e 2 – UGD) obtido a partir de algoritmo de agrupamento utilizando os dados de A e B (C). Condutividade elétrica expressa em  $\text{mS m}^{-1}$ .

Fonte: Speranza et al. (2018).

## Aplicação localizada de insumos

Considerando o exposto neste capítulo, é de amplo conhecimento que a agricultura de precisão incorpora práticas de gestão na tentativa de aumentar a produtividade e a rentabilidade das áreas rurais, e os benefícios são alcançados pelo tratamento local, considerando a variabilidade espacial observada nesse nível. Zamykal e Everingham (2009) reforçam que, quando se empregam as melhores práticas de agricultura de precisão para gerenciar a aplicação de insumos do solo, haverá benefícios no aumento de produtividade, lucratividade, qualidade do produto, gestão ambiental e desenvolvimento rural.

Desde 2012, a Universidade Estadual de Campinas (Unicamp), em parceria com usinas brasileiras de cana-de-açúcar, vem avaliando indicadores de produtividade e gastos com fertilizantes em aplicações baseadas em taxa fixa e variável (Tabela 12.1). Magalhães et al. (2014) e Sanches et al. (2018, 2019) mostram os campos de pesquisa onde os indicadores foram obtidos.

**Tabela 12.1.** Indicadores de produtividade e gastos com corretivos e fertilizantes em lavouras de cana-de-açúcar (cana-planta e cana-soca) onde taxas fixas e variáveis foram adotadas.

Indicador <sup>(1)</sup>	Unidade	Taxa variável	Taxa fixa
Produtividade média	t ha <sup>-1</sup> por ciclo	80,80	79,70
<b>Corretivo</b>			
Calcário	kg ha <sup>-1</sup> por ciclo	1.452,00	1.550,00
Gesso	kg ha <sup>-1</sup> por ciclo	1.178,00	1.326,00
<b>Fertilizante (cana-planta)</b>			
N	kg ha <sup>-1</sup>	61,60	83,20
P <sub>2</sub> O <sub>5</sub>	kg ha <sup>-1</sup>	164,40	204,00
K <sub>2</sub> O	kg ha <sup>-1</sup>	157,20	125,00
<b>Fertilizante (cana-soca)</b>			
N	kg ha <sup>-1</sup>	103,00	159,50
P <sub>2</sub> O <sub>5</sub>	kg ha <sup>-1</sup>	7,10	0,00
K <sub>2</sub> O	kg ha <sup>-1</sup>	119,00	90,00

<sup>(1)</sup> Os indicadores foram obtidos em campos experimentais na Universidade Estadual de Campinas (Unicamp), em parceria com usinas de cana-de-açúcar. Fonte: Adaptado de Magalhães et al. (2014).

A adubação do solo com o uso de taxa variável se mostrou eficiente na redução da quantidade de fertilizantes aplicados no campo, com exceção do potássio, que foi aplicado em quantidades maiores em comparação à taxa fixa. Nos trabalhos de Magalhães et al. (2014) e Sanches et al. (2018, 2019), os mapas de prescrição de nitrogênio foram baseados nos mapas de produtividade, aplicando-se 1 kg de nitrogênio por tonelada produzida e respeitando-se a dose mínima de 60 kg de nitrogênio por tonelada produzida. Os resultados mostraram que é possível produzir a mesma quantidade de biomassa com a aplicação de quantidades menores de insumos. Entre os fertilizantes, o nitrogênio foi o que apresentou a maior diferença entre as taxas fixa e variável, uma diferença de 21,6 e 56,5 kg ha<sup>-1</sup> para a cana-planta e a cana-soca, respectivamente.

Em outro trabalho, Magalhães e Sanches (2015) avaliaram cinco cenários para verificar os benefícios da aplicação de calcário por meio de amostragem direcionada e técnicas geoestatísticas: a) cenário 1 – krigagem ordinária em grade regular (1 amostra para 0,25 ha); b) cenário 2 – média por talhão em grade regular (1 amostra para 2,5 ha); c) cenário 3 – interpolação pelo inverso da distância em grade regular (1 amostra para 2,5 ha); d) cenário 4 – krigagem ordinária em grade direcionada pela CEa (1 amostra para 2,5 ha); e e) cenário 5 – krigagem com deriva externa em grade direcionada pela CEa (1 amostra para 2,5 ha).

Considerando o cenário 1 como o mais realista (amostragem densa) e o cenário 2 como o mais praticado pelos produtores de cana-de-açúcar no Brasil, os autores constataram que a aplicação total de calcário seria de 30 e 40 t, respectivamente. Por meio de uma amostragem direcionada (cenários 4 e 5), os autores mostraram ser possível aplicar calcário nos locais corretos e nas quantidades necessárias para corrigir a aci-

dez do solo, demonstrando uma melhor abordagem para gerenciar as reais necessidades apresentadas pela cultura.

No cenário atual, onde os recursos são cada vez mais escassos e a preocupação com o meio ambiente é cada vez maior, os indicadores mostram que uma aplicação de insumo a uma taxa variada na cultura de cana-de-açúcar é viável e contribui para um manejo localizado mais eficiente das lavouras. Além disso, a aplicação racional de insumos pode contribuir para a redução das importações brasileiras de fertilizantes.

## **Tecnologia habilitadora on farm**

A agricultura de precisão para cana-de-açúcar caminha para tecnologia habilitadora de apoio à tomada de decisão no manejo agrônomo da cultura da cana-de-açúcar considerando a pesquisa on farm. A abordagem on farm parte de um delineamento de execução de pesquisa dentro da fazenda, ou seja, são desenvolvidas, adaptadas e validadas estratégias de manejo sítio-específico nas áreas produtivas por meio de maquinário e ferramental disponível no campo.

Dos resultados de pesquisa no Brasil em agricultura de precisão vinculados ao manejo da variabilidade espacial do solo e da planta para cana-de-açúcar, a abordagem on farm ainda é pouco explorada. Esse enfoque vai além da investigação por divisão em ambientes de produção. Demattê e Demattê (2009) propõem a intervenção e validação dentro de cada talhão. A grande vantagem da realização de pesquisas on farm é a realização da experimentação em condições de campo com a tecnologia disponível pelo produtor, visando ao aumento da produtividade com redução dos danos ambientais e dos custos, gerando soluções inovadoras e aplicadas à realidade dos sistemas de produção.

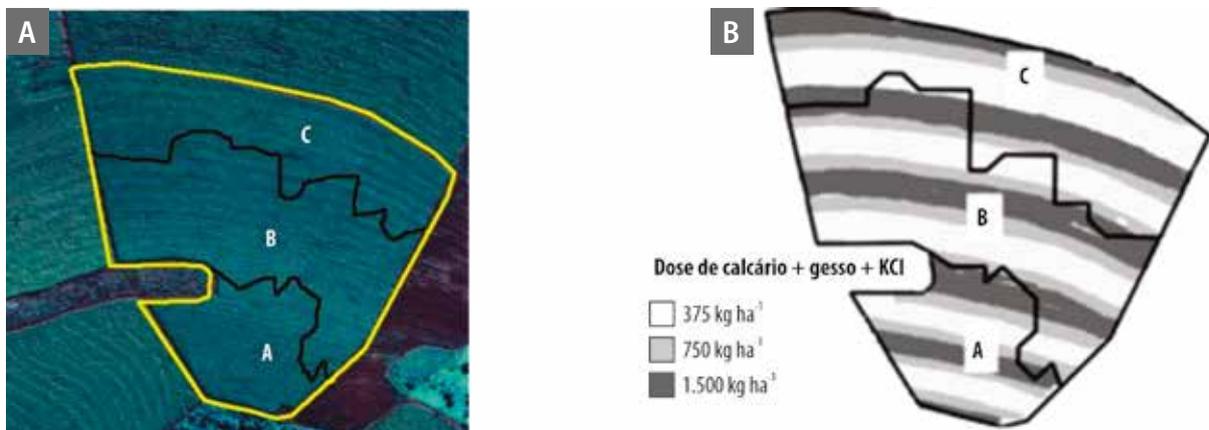
Um dos poucos exemplos práticos da aplicação on farm em cana foi realizado por Speranza (2017) na Fazenda Aparecida, em Mogi Mirim, SP, num talhão de cana-de-açúcar, cujo objetivo foi a aplicação de doses de insumos a uma taxa variada, considerando mapas de unidade de gestão diferenciada de atributos do solo e crescimento vegetativo das plantas. A aplicação de insumos foi realizada com base no mapa contendo três zonas diferenciadas de manejo A, B e C (Figura 12.11A), delimitadas por geoestatística e mineração de dados, a partir de um conjunto de dados altamente correlacionados, além da utilização de mapas de declividade. Considerando a validação on farm da agricultura de precisão, a aplicação da taxa variada de insumos foi realizada com equipamento com regulagem manual disponível na fazenda, e a aplicação das diferentes doses em faixas contínuas no sentido horizontal das linhas de plantio, seguindo as demarcações prévias de curvas de nível da área. Três diferentes doses de aplicação dos insumos foram definidas considerando o tipo do insumo (uma mistura de um terço de calcário, um terço de gesso e um terço de cloreto de potássio) e a dose habitual aplicada na propriedade, aplicados de maneira uniforme:  $1.500 \text{ kg ha}^{-1}$ , que corresponde à dose utilizada pela fazenda;  $750 \text{ kg ha}^{-1}$ , metade da taxa nor-

malmente aplicada; e  $375 \text{ kg ha}^{-1}$ , que corresponde a um quarto da taxa normalmente aplicada (Figura 12.11B).

Segundo Speranza (2017), a aplicação prática em campo agrícola on farm foi útil para um manejo econômico da aplicação de insumos, uma vez que poderiam ser utilizadas, sem prejuízos para a produtividade do talhão, taxas de  $750 \text{ kg ha}^{-1}$  nas áreas A e C, e de  $375 \text{ kg ha}^{-1}$  na área B. Além disso, o autor salienta que o uso de equipamento simples para aplicação diferenciada de insumos, disponível na fazenda, trouxe motivação para o produtor permitir a validação da agricultura de precisão no campo.

## Perspectivas para agricultura de precisão na cana-de-açúcar

Com a evolução do setor canavieiro, observa-se que os produtores e as usinas sucroalcooleiras passam a ter preocupação crescente com o meio ambiente, forçados pela necessidade de comprovar a viabilidade do produto como fonte de energia alternativa viável econômica e ambientalmente. Nesse cenário, surge o interesse crescente pela agricultura de precisão com o



**Figura 12.11.** Talhão de cana com três zonas de manejo A, B e C (A); mapa de aplicação de mistura de insumos a uma taxa variada, considerando três diferentes doses para cada uma das zonas representadas por faixas com três diferentes tons de cinza (B).

Fonte: Adaptado de Speranza (2017).

objetivo de aumentar a produtividade e de garantir a sustentabilidade da cultura da cana-de-açúcar não só pela importância da cultura para o Brasil, mas também pelo alto grau tecnológico observado em muitas lavouras e pelo forte apelo ambiental que as práticas de agricultura de precisão permitem implementar.

Embora altamente mecanizada, a cultura da cana-de-açúcar ainda requer intensificação em sistemas de automação via agricultura de precisão. Segundo Grego et al. (2014a), ainda não se tem registro efetivo do uso de monitores para obtenção de mapas de produtividade de cana-de-açúcar. Há uma grande demanda pela tecnologia de piloto automático, o que permitirá ganhos reais no gerenciamento preciso do plantio, reduzindo as perdas durante a colheita. Pesquisas recentes desenvolvidas por Cherubin (2017) e Sanches et al. (2017) revelam que o uso da tecnologia dos monitores de produtividade na cultura da cana ainda é incipiente, apesar de já existir há alguns anos e de haver interesse do setor por esse tipo de ferramenta. Segundo esses especialistas, o monitoramento e a análise do mapa de produtividade de um talhão ficam em segundo plano diante de outros problemas que o setor encontra atualmente, tais como perdas na colheita, falta de capacidade operacional, dificuldades em colher cana tombada, limitações no número de linhas colhidas simultaneamente, arranquio de soqueira e controle da altura do corte de base.

Cabe ressaltar que os fabricantes de máquinas agrícolas ainda encontram grandes dificuldades para adaptar plenamente suas soluções à realidade da cultura da cana, que possui características diferenciadas em relação a outras culturas, para as quais há técnicas mais consolidadas, como as culturas de grãos. Segundo Cameline (2013), é preciso reconhecer que a cana-de-açúcar oferece condições particulares, que implicam

grandes estímulos para a adoção da agricultura de precisão, como a abrangência da ocupação e a centralização do gerenciamento das operações em campo, visto que a variabilidade espacial é grande, justificando os investimentos em maquinários, que podem ser compartilhados por áreas relativamente próximas. As análises laboratoriais de solo também podem ser internalizadas a depender do volume, o que resulta em ganhos de escala. Para grande parte das usinas, segundo Cameline (2013), o aumento de produtividade na ordem de 5% no primeiro ano justificaria todo o investimento necessário para adoção da agricultura de precisão.

Não restam dúvidas de que o setor canavieiro necessita de avanços em relação aos monitores de produtividade para os próximos anos. Além disso, o que se busca em um futuro próximo é que usinas e produtores de cana consigam mudar a visão a respeito das tecnologias e enxergar que existe variabilidade na produção de cana-de-açúcar até mesmo em pequenas escalas (dentro de cada talhão), e uma forma adequada de visualizar essa variabilidade e tomar decisões certeiras é por meio do ferramental da agricultura de precisão.

## Considerações finais

As tecnologias da agricultura de precisão voltadas às culturas compreendem basicamente o mapeamento da variabilidade espacial dos atributos físicos e químicos do solo, a aplicação localizada de corretivos, fertilizantes e herbicidas, o manejo e o controle localizado de pragas e doenças, o monitoramento do índice de vegetação por imagem de satélite ou aeronaves remotamente pilotadas (ARPs) e da produtividade. Para a cana-de-açúcar, uma das principais culturas agrícolas do Brasil, o cultivo, em sua maioria, ainda é realizado com baixa automação, com exceção da colheita que é mecanizada devido à adoção de práticas sustentáveis. Entretanto, a

situação está mudando gradativamente nos últimos anos e a importância da utilização de tecnologias de automação na etapa de plantio da cana vem ganhando espaço. Assim, a tendência é um maior crescimento em mecanização a partir do plantio e da intensificação de toda a atividade sucroalcooleira. Portanto, a adoção de técnicas ligadas à agricultura de precisão é uma grande oportunidade de tornar o sistema produtivo da cana mais eficiente, permitindo o aumento da produtividade e a redução dos custos. Considerando os benefícios e os desafios expostos em relação à adoção da agricultura de precisão na cana-de-açúcar, foram apresentados neste capítulo os principais temas e tecnologias envolvidos e adotados atualmente.

## Referências

- AMARAL, L. R. **Sensor ótico no auxílio à recomendação de nitrogênio para a cultura da cana-de-açúcar**. 2010. 81 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Universidade de São Paulo, Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba.
- AMARAL, L. R.; MOLIN, J. P.; PORTZ, G.; FINAZZI, F. B.; CORTINOVE, L. Comparison of crop canopy reflectance sensors used to identify sugarcane biomass and nitrogen status. **Precision Agriculture**, v. 16, n. 1, p. 15-28, Feb. 2015a. DOI: [10.1007/s11119-014-9377-2](https://doi.org/10.1007/s11119-014-9377-2).
- AMARAL, L. R.; MOLIN, J. P.; SCHEPERS, J. S. Algorithm for variable-rate nitrogen application in sugarcane based on active crop canopy sensor. **Agronomy Journal**, v. 107, n. 4, p. 1513-1523, July-Aug. 2015b. DOI: [10.2134/agronj14.0494](https://doi.org/10.2134/agronj14.0494).
- ANDERSON, K.; GASTON, K. J. Lightweight unmanned aerial vehicles will revolutionize spatial ecology. **Frontiers in Ecology and the Environment**, v. 11, n. 3, p. 138-146, Apr. 2013. DOI: [10.1890/120150](https://doi.org/10.1890/120150).
- ANDRADE, R. G.; SEDIYAMA, G.; SOARES, V. P.; GLERIANI, J. M.; MENEZES, S. J. M. da C. Estimativa da produtividade da cana-de-açúcar utilizando o Sebal e imagens Landsat. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 29, n. 3, p. 433-442, July/Sept. 2014. DOI: [10.1590/0102-778620130022](https://doi.org/10.1590/0102-778620130022).
- BAZZI, C. L.; SOUZA, E. G.; URIBE-OPAZO, M. A.; NÓBREGA, L. H. P.; ROCHA, D. M. Management zones definition using soil chemical and physical attributes in a soybean area. **Engenharia Agrícola**, v. 33, n. 5, p. 952-964, Sept./Oct. 2013. DOI: [10.1590/S0100-69162013000500007](https://doi.org/10.1590/S0100-69162013000500007).
- BERNARDI, A. C. de C.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A. V.; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa, 2014. 596 p. Disponível em: <http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/113993/1/Agricultura-de-precisao-2014.pdf>. Acesso em: 30 nov. 2020.
- BEZDEK, J. C.; EHRLICH, R.; FULL, W. FCM: the fuzzy c-means clustering algorithm. **Computers & Geosciences**, v. 10, n. 2-3, p. 191-203, 1984. DOI: [10.1016/0098-3004\(84\)90020-7](https://doi.org/10.1016/0098-3004(84)90020-7).
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Agricultura de precisão**. Brasília, DF: Mapa; ACS, 2013. 36 p. (Boletim técnico).
- BU, H.; SHARMA, L. K.; DENTON, A.; FRANZEN, D. W. Comparison of satellite imagery and ground-based active optical sensors as yield predictors in sugar beet, spring wheat, corn, and sunflower. **Agronomy Journal**, v. 109, n. 1, p. 299-308, Jan./Feb. 2017. DOI: [10.2134/agronj2016.03.0150](https://doi.org/10.2134/agronj2016.03.0150).
- CAMELINI, J. H. Agricultura de precisão para cana-de-açúcar: expressão local de um processo global. In: ENCUENTRO DE GEÓGRAFOS DE AMÉRICA LATINA, 14., 2013, Peru. **Reencuentro de saberes territoriales latinoamericanos: anais**. Lima: Egal, 2013.
- CAMPOS, M. C. C.; MARQUES JÚNIOR, J.; PEREIRA, G. T.; SOUZA, Z. M. de; MONTANARI, R. Planejamento agrícola e implantação de sistema de cultivo de cana-de-açúcar com auxílio de técnicas geoestatísticas. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 13, n. 3, p. 297-304, May/June 2009. DOI: [10.1590/S1415-43662009000300011](https://doi.org/10.1590/S1415-43662009000300011).
- CASTIONI, G. A. F.; CHERUBIN, M. R.; BORDONAL, R. de O.; BARBOSA, L. C.; MENANDRO, L. M. S.; CARVALHO, J. L. N. Straw removal affects soil physical quality and sugarcane yield in Brazil. **BioEnergy Research**, v. 12, n. 4, p. 789-900, Dec. 2019. DOI: [10.1007/s12155-019-10000-1](https://doi.org/10.1007/s12155-019-10000-1).
- CHANG, D.; ZHANG, J.; ZHU, L.; GE, S. H.; LI, P. Y.; LIU, G. S. Delineation of management zones using an active canopy sensor for a tobacco field. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 109, p. 172-178, Nov. 2014. DOI: [10.1016/j.compag.2014.09.019](https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.09.019).
- CHERUBIN, N. Monitor de produtividade: como usá-lo a favor do seu canavial. **Revista RPAnews**, 1 set. 2017. p. 36-40. Disponível em: [https://www.unicamp.br/unicamp/sites/default/files/2017-09/impresao\\_boxnet\\_2017-09-11\\_-\\_14h26m08s.pdf](https://www.unicamp.br/unicamp/sites/default/files/2017-09/impresao_boxnet_2017-09-11_-_14h26m08s.pdf). Acesso em: 30 abr. 2019.
- CONAB. **Conab divulga 2º levantamento da safra 2018/19 de cana-de-açúcar**: safra de cana estimada em 635 milhões de toneladas terá produção de 30 bilhões

- de litros de etanol. 2018. Disponível em: <https://www.novacana.com/n/cana/safra/conab-levantamento-safra-2018-19-cana-de-acucar-210818>. Acesso em: 30 abr. 2019.
- CORWIN, D. L.; LESCH, S. M. Apparent soil electrical conductivity measurements in agriculture. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 46, n. 1-3, p. 11-43, Mar. 2005. DOI: [10.1016/j.compag.2004.10.005](https://doi.org/10.1016/j.compag.2004.10.005).
- 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. 455-471, May 2003. DOI: [10.2134/agronj2003.4550](https://doi.org/10.2134/agronj2003.4550).
- DEMATTÊ, J. L. I.; DEMATTÊ, J. A. M. Ambientes de produção como estratégia de manejo na cultura de cana-de-açúcar. **Informações Agronômicas**, n. 127, p. 10-18, set. 2009.
- DOMSCH, H.; GIEBEL, A. Estimation of soil textural features from soil electrical conductivity recorded using the EM38. **Precision Agriculture**, v. 5, n. 4, p. 389-409, Aug. 2004. DOI: [10.1023/B:PRAG.0000040807.18932.80](https://doi.org/10.1023/B:PRAG.0000040807.18932.80).
- EKWUE, E. I.; BARTHOLOMEW, J. Electrical conductivity of some soils in Trinidad as affected by density, water and peat content. **Biosystems Engineering**, v. 108, n. 2, p. 95-103, Feb. 2011. DOI: [10.1016/j.biosystemseng.2010.11.002](https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2010.11.002).
- EMBRAPA. **Projetos: Agricultura de Precisão (AP) para sustentabilidade do sistema produtivo agrícola, pecuário e florestal brasileiro**. [2020]. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-projetos/-/projeto/212226/agricultura-de-precisao-ap-para-sustentabilidade-do-sistema-produtivo-agricola-pecuario-e-florestal-brasileiro>. Acesso em: 30 nov. 2020.
- EMBRAPA TERRITORIAL. **Satélites de monitoramento**. Campinas, [2018]. Disponível em: <http://www.sat.cnpn.embrapa.br>. Acesso em: 30 abr. 2019.
- FAIÇAL, B. S.; FREITAS, H.; GOMES, P. H.; MANO, L. Y.; PESSIN, G.; CARVALHO, A. C. P. L. F. de; KRISHNAMACHARI, B.; UYAMA, J. An adaptive approach for UAV-based pesticide spraying in dynamic environments. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 138, p. 210-223, June 2017. DOI: [10.1016/j.compag.2017.04.011](https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.04.011).
- FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. **Sensoriamento remoto em agricultura**. São Paulo: Oficina de Textos, 2017.
- GAMMA DESIGN SOFTWARE. **GS+ geostatistics for the environmental sciences: version 9.0**. Michigan, 2008.
- GHELLER, A. C. A.; MENEZES, L. L.; MATSUOKA, S.; MASUDA, Y.; HOFFMANN, H. P.; ARIZONO, H.; GARCIA, A. A. F. **Manual de método alternativo para medição da produção de cana-de-açúcar**. Araras: Ed. da UFScar, 1999. 7 p.
- GREGO, C. R.; ARAUJO, L. S. de; VICENTE, L. E.; NOGUEIRA, S. F.; MAGALHÃES, P. S. G.; VICENTE, A. K.; BRANCALÍÃO, S. R.; VICTORIA, D. de C.; BOLFE, E. L. Agricultura de precisão em cana-de-açúcar. In: BERNARDI, A. C. de C.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A. V. de; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa, 2014a. p. 442-457. Disponível em: <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/bitstream/doc/1002013/1/4223.pdf>. Acesso em: 30 nov. 2020.
- GREGO, C. R.; OLIVEIRA, R. P. de; VIEIRA, S. R. Geoestatística aplicada a agricultura de precisão. In: BERNARDI, A. C. de C.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A. V. de; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa, 2014b. p. 74-83. Disponível em: <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/bitstream/doc/1002010/1/4221.pdf>. Acesso em: 30 nov. 2020.
- GREGO, C. R.; RODRIGUES, C. A. G.; VAZ, C. M. P.; VICENTE, L. E.; HURTADO, S. M. C.; RABELLO, L. M.; BRANCALÍÃO, S. R.; JORGE, L. A. de C.; AFFONSO, R. B. Integração espacial de dados para agricultura de precisão na unidade piloto com cana-de-açúcar, Mogi Mirim, SP. In: BERNARDI, A. C. de C.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A. V. de; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. São Carlos: Embrapa Instrumentação, 2014c. p. 458-466. Disponível em: <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/bitstream/doc/1002020/1/4225.pdf>. Acesso em: 30 nov. 2020.
- HEIL, K.; SCHMIDHALTER, U. Improved evaluation of field experiments by accounting for inherent soil variability. **European Journal of Agronomy**, v. 89, p. 1-15, Sept. 2017. DOI: [10.1016/j.eja.2017.05.004](https://doi.org/10.1016/j.eja.2017.05.004).
- INAMASU, R. Y.; SOUZA, R. de; PORTO, A. J. V.; FORTES, C.; LUCHIARI, A.; SCHEPERS, J. S.; SHANAHAM, J. F.; FRANCIS, D. D. Active sensor readings for assessing sugarcane crop canopy chlorophyll status. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 8., 2006, Minneapolis. **Abstracts...** Minneapolis, 2006. p. 156.
- ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989.
- JAIN, A. K.; MURTY, M. N.; FLYNN, P. J. Data clustering: a review. **ACM Computing Surveys**, v. 31, n. 3, p. 264-323, Sept. 1999. DOI: [10.1145/331499.331504](https://doi.org/10.1145/331499.331504).
- JANRAO, P.; MISHRA, D.; BHARADI, V. Clustering approaches for management zone delineation in precision agriculture for small farms. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SUSTAINABLE COMPUTING IN SCIENCE, TECHNOLOGY AND MANAGEMENT, 2019, Jaipur. **Proceedings...** Rochester: SSRN, 2019. DOI: [10.2139/ssrn.3356457](https://doi.org/10.2139/ssrn.3356457).

- JORGE, L. A. de C.; INAMASU, R. Y. Uso de veículos aéreos não tripulados (VANT) em agricultura de precisão. In: BERNARDI, A. C. de C.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A. V. de; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa, 2014. p. 109-134. Disponível em: <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/bitstream/doc/1003485/1/CAP8.pdf>. Acesso em: 30 nov. 2020.
- KITCHEN, N. R.; SUDDUTH, K. A.; MYERS, D. B.; DRUMMOND, S. T.; HONG, S. Y. Delineating productivity zones on claypan soil fields using apparent soil electrical conductivity. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 46, n. 1-3, p. 285-308, Mar. 2005. DOI: [10.1016/j.compag.2004.11.012](https://doi.org/10.1016/j.compag.2004.11.012).
- LIAKOS, V.; TAGARAKIS, A.; FOUNTAS, S.; NANOS, G. D.; TSIROPOULOS, Z.; GEMTOS, T. Use of NDVI to predict yield variability in a commercial apple orchard. In: STAFFORD, J. V. (ed.). **Precision agriculture'15**. The Netherlands: Wageningen Academic Publishers, 2015. p. 553-559. DOI: [10.3920/978-90-8686-814-8\\_69](https://doi.org/10.3920/978-90-8686-814-8_69).
- LUCHIARI JÚNIOR, A.; SHANAHAN, J.; SCHEPERS, J.; FRANCIS, D.; SCHLEMMER, M.; SCHEPERS, A.; INAMASU, R.; FRANCA, G.; MANTOVANI, E.; GOMIDE, R. Crop and soil based approaches for site specific nutrient management. In: CONGRESSO NACIONAL DE MILHO E SORGO, 24., 2002, Florianópolis. **Meio ambiente e a nova agenda para o agronegócio de milho e sorgo: [palestras]**. Sete Lagoas: ABMS: Embrapa Milho e Sorgo; Florianópolis: Epagri, 2002.
- MAGALHÃES, P. S. G.; CERRI, D. G. P. Yield monitoring of sugar cane. **Biosystems Engineering**, v. 96, n.1, p.1-6, Jan. 2007. DOI: [10.1016/j.biosystemseng.2006.10.002](https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2006.10.002).
- MAGALHÃES, P. S. G.; SANCHES, G. M. Improving the kriging of soil attributes using soil electrical conductivity as external drift. In: NEAR SURFACE GEOSCIENCE, 2015, Turin. **Proceedings...** Turin: Eage, 2015.
- MAGALHÃES, P. S. G.; SANCHES, G. M.; FRANCO, H. C. J.; DRIEMEIER, C.; KÖLLN, O. T.; BRAUNBECK, O. A. Precision agriculture in sugarcane production: a key tool to understand its variability. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 12., 2014, Sacramento, CA. **[Proceedings...]**. [Sacramento, CA]: Ispa, 2014.
- MCBRATNEY, A.; WHELAN, B.; ANCEV, T.; BOUMA, J. Future directions of precision agriculture. **Precision Agriculture**, v. 6, n. 1, p. 7-23, Feb. 2005. DOI: [10.1007/s11119-005-0681-8](https://doi.org/10.1007/s11119-005-0681-8).
- MCNAIRN, H.; BRISCO, B. The application of C-band polarimetric SAR for agriculture: a review. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 3, p. 525-542, 2004. DOI: [10.5589/m03-069](https://doi.org/10.5589/m03-069).
- MOLIN, J. P.; AMARAL, L. R. do; COLAÇO, A. F. **Agricultura de precisão**. São Paulo: Oficina de Textos, 2015.
- MOLIN, J. P.; CASTRO, C. N. de. Establishing management zones using soil electrical conductivity and other soil properties by the fuzzy clustering technique. **Scientia Agricola**, v. 65, n. 6, p. 567-573, Nov./Dec. 2008. DOI: [10.1590/S0103-90162008000600001](https://doi.org/10.1590/S0103-90162008000600001).
- MOLIN, J. P.; FAULIN, G. Di C. Spatial and temporal variability of soil electrical conductivity related to soil moisture. **Scientia Agricola**, v. 70, n. 1, p. 1-5, Jan./Feb. 2013. DOI: [10.1590/S0103-90162013000100001](https://doi.org/10.1590/S0103-90162013000100001).
- OLIVEIRA, R. P.; GREGO, C. R.; BRANDÃO, Z. N. (ed.). **Geoestatística aplicada na agricultura de precisão utilizando o Vesper**. Brasília, DF: Embrapa, 2015. 159 p. Disponível em: <http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/146817/1/GeoVesper-Versao-Online.pdf>. Acesso em: 30 nov. 2020.
- OLIVEIRA FILHO, F. X.; MIRANDA, N. de O.; MEDEIROS, J. F. de; SILVA, P. C. M. da; MESQUITA, F. O.; COSTA, T. K. G. Zona de manejo para preparo do solo na cultura da cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 19, n. 2, p. 186-193, Feb. 2015. DOI: [10.1590/1807-1929/agriambi.v19n2p186-193](https://doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v19n2p186-193).
- PANTAZI, X. E.; MOSHOU, D.; ALEXANDRIDIS, T.; WHETTON, R. L.; MOUAZEN, A. M. Wheat yield prediction using machine learning and advanced sensing techniques. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 121, p. 57-65, Feb. 2016. DOI: [10.1016/j.compag.2015.11.018](https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.11.018).
- PARADELLA, W. R.; MURA, J. C.; GAMA, F. F.; SANTOS, A. R. dos; SILVA, G. G. da. Radares imageadores (SAR) orbitais: tendências em sistemas e aplicações. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: Inpe, 2015. p. 2506-2513.
- PEDROSO, M.; TAYLOR, J.; TISSEYRE, B.; CHARNOMORDIC, B.; GUILLAUME, S. A segmentation algorithm for the delineation of agricultural management zones. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 70, n. 1, p. 199-208, Jan. 2010. DOI: [10.1016/j.compag.2009.10.007](https://doi.org/10.1016/j.compag.2009.10.007).
- POLETTI, M. O controle biológico na esteira da agricultura de precisão. **Dinheiro Rural**, 30 nov. 2016. Disponível em: <https://www.dinheiro rural.com.br/noticia/artigo/o-controle-biologico-na-esteira-da-agricultura-de-precisao>. Acesso em: 24 nov. 2020.
- PRADO, H. do; PÁDUA JÚNIOR, A. L.; GARCIA, J. C.; MORAES, J. F. L. de; CARVALHO, J. P. de; DONZELI, P. L. Solos e ambientes de produção. In: DINARDO-MIRANDA, L. L.; VASCONCELOS, A. C. M. de; LANDELL, M. G. de A.

(ed.). **Cana de açúcar**. Campinas: Instituto Agrônomo, 2008. p. 179-204.

QGIS. **A free and open source geographic information system**. 2020. Disponível em: <http://qgis.osgeo.org>. Acesso em: 19 nov. 2020.

R CORE TEAM. **R language definition**. 2019. Disponível em: <https://cran.r-project.org/doc/manuals/r-release/R-lang.pdf>. Acesso em: 19 nov. 2020.

ROSA, H. J. A.; AMARAL, L. R. do; MOLIN, J. P.; CANTARELLA, H. Sugarcane response to nitrogen rates, measured by a canopy reflectance sensor. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 50, n. 9, p. 840-848, Sept. 2015. DOI: [10.1590/S0100-204X2015000900013](https://doi.org/10.1590/S0100-204X2015000900013).

ROUSE JUNIOR, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: **EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM**, 3., 1973, Washington, DC. **Proceedings...** Washington, DC: Nasa, 1974. v. 1, p. 309-317.

SANCHES, G. M. **Variabilidade espacial dos atributos do solo por meio da condutividade elétrica aparente**. 2015. 123 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola, Campinas.

SANCHES, G. M.; DUFT, D. G.; KÖLLN, O. T.; LUCIANO, A. C. dos S.; DE CASTRO, S. G. Q.; OKUNO, F. M.; FRANCO, H. C. J. The potential for RGB images obtained using unmanned aerial vehicle to assess and predict yield in sugarcane fields. **International Journal of Remote Sensing**, v. 39, n. 15-16, p. 5402-5414, 2018. DOI: [10.1080/01431161.2018.1448484](https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1448484).

SANCHES, G. M.; MAGALHAES, P. S. G.; FRANCO, H. C. J. Agricultura de Precisão: uma realidade para a cana-de-açúcar? **Revista Canavieiros**, v. 10, n. 130, p. 46-48, abr. 2017.

SANCHES, G. M.; PAULA, M. T. N. de; MAGUALHÃES, P. S. G.; DUFT, D. G.; VITTI, A. C.; KOLLN, O. T.; BORGES, B. M. N.; FRANCO, H. C. J. Precision production environments for sugarcane fields. **Scientia Agricola**, v. 76, n. 1, p.10-17, Jan./Feb. 2019. DOI: [10.1590/1678-992x-2017-0128](https://doi.org/10.1590/1678-992x-2017-0128).

SANTOS, R. T.; SARAIVA, A. M. A Reference process for management zones delineation in precision agriculture. **IEEE Latin America Transactions**, v. 13, n. 3, p. 727-738, Mar. 2015. DOI: [10.1109/TLA.2015.7069098](https://doi.org/10.1109/TLA.2015.7069098).

SEIDEL, E. J.; OLIVEIRA, M. S. de. A classification for a geostatistical index of spatial dependence. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 40, p. 1-10, 2016. DOI: [10.1590/18069657rbcs20160007](https://doi.org/10.1590/18069657rbcs20160007).

SERRANO, J.; SHAHIDIAN, S.; SILVA, J. M. da; Gestão diferenciada das pastagens baseada na monitorização

da condutividade elétrica aparente do solo. **Revista de Ciências Agrárias**, 41, n. 4, p. 881-892, dez. 2018. DOI: [10.19084/RCA18163](https://doi.org/10.19084/RCA18163).

SHARMA, L. K.; BU, H.; DENTON, A.; FRANZEN, D. W. Active-optical sensors using red NDVI compared to red edge NDVI for prediction of corn grain yield in North Dakota, U.S.A. **Sensors**, v. 15, n. 11, p. 27832-27853, Nov. 2015. DOI: [10.3390/s151127832](https://doi.org/10.3390/s151127832).

SIQUEIRA, G. M.; SILVA, E. F. de F. e; DAFONTE, J. D. Distribuição espacial da condutividade elétrica do solo medida por indução eletromagnética e da produtividade de cana-de-açúcar. **Bragantia**, v. 74, n. 2, p. 215-223, Apr./June 2015. DOI: [10.1590/1678-4499.0234](https://doi.org/10.1590/1678-4499.0234).

SOARES, A. **Geoestatística para as ciências da terra e do ambiente**. 2. ed. Lisboa: Instituto Superior Técnico, 2006. 214 p. (Coleção ensino da ciência e da tecnologia, 9).

SOUZA, Z. M. de; CERRI, D. G. P.; COLET, M. J.; RODRIGUES, L. H. A.; MAGALHÃES, P. S. G.; MANDONI, R. J. A. Análise dos atributos do solo e da produtividade da cultura de cana-de-açúcar com o uso da geoestatística e árvore de decisão. **Ciência Rural**, v. 40, n. 4, p. 840-847, abr. 2010. DOI: [10.1590/S0103-84782010005000048](https://doi.org/10.1590/S0103-84782010005000048).

SPERANZA, E. A. **Mineração de dados espaciais aplicada no delineamento de unidades de gestão diferenciada em agricultura de precisão**. 2017. 340 f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) – Universidade Federal de São Carlos, São Carlos.

SPERANZA, E. A.; ANTUNES, J. F. G.; INAMASU, R. Y. Uso de imagens de sensoriamento remoto para identificação de variabilidade espacial em Agricultura de Precisão. In: **SIMPÓSIO DE GEOTECNOLOGIAS NO PANTANAL**, 7., 2018, Jardim, MS. **Anais...** Jardim, MS: Embrapa Informática Agropecuária/INPE, 2018. p. 283-292. Disponível em: <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/bitstream/doc/1099230/1/PLUsoimagensGeopantanal.pdf>. Acesso em: 30 nov. 2020.

SPERANZA, E. A.; CIFERRI, R. R.; GREGO, C. R.; VICENTE, L. E. A cluster-based approach to support the delineation of management zones in precision agriculture. In: **IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON E-SCIENCE**, 10., 2014, Guarujá. **Conference proceedings.**, 2014. p. 119-126. DOI: [10.1109/eScience.2014.42](https://doi.org/10.1109/eScience.2014.42).

SUDDUTH, K. A.; KITCHEN, N. R.; WIEBOLD, W. J.; BATCHELOR, W. D.; BOLLERO, G. A.; BULLOCK, D. G.; CLAY, D. E.; PALM, H. L.; PIERCE, F. J.; SCHULER, R. T.; THELEN, K. D. Relating apparent electrical conductivity to soil properties across the north-central USA. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 46, n. 1-3, p. 263-283, Mar. 2005. DOI: [10.1016/j.compag.2004.11.010](https://doi.org/10.1016/j.compag.2004.11.010).

THE EUROPEAN SPACE AGENCY. **Introduzindo o Sentinel-2**. [2017]. Disponível em: <https://www.esa>.

[int/Applications/Observing\\_the\\_Earth/Copernicus/Sentinel-2/Introducing\\_Sentinel-2](#). Acesso em: 6 mar. 2020.

TRIAANTAFILIS, J.; LASLETT, G. M.; MCBRATNEY, A. B. Calibrating an electromagnetic induction instrument to measure salinity in soil under irrigated cotton. **Soil Science Society of America Journal**, v. 64, n. 3, p. 1009-1017, May 2000. DOI: [10.2136/sssaj2000.6431009x](#).

VALENTE, D. S. M.; QUEIROZ, D. M. de; PINTO, F. de A. de C.; SANTOS, N. T.; SANTOS, F. L. The relationship between apparent soil electrical conductivity and soil properties. **Revista Ciência Agronômica**, v. 43, n. 4, p. 683-690, Oct./Dec. 2012. DOI: [10.1590/S1806-66902012000400009](#).

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H.; SCHAEFER, G. R. (ed.). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. v. 1, p. 1-54.

VIEIRA, S. R.; MILLETE, J.; TOPP, G. C.; REYNOLDS, W. D. Handbook for geostatistical analysis of variability in soil and climate data. In: ALVAREZ, V. V. H.; SCHAEFER, C. E. G. R.; BARROS, N. F.; MELLO, J. W. V.; COSTA, L. M. (ed.). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2002. v. 2, p. 1-45.

VIEIRA, S. R.; XAVIER, M. A.; GREGO, C. R. Aplicações de geoestatística em pesquisas com cana-de-açúcar. In:

DINARDO-MIRANDA, L. L.; VASCONCELOS, A. C. M. de; LANDELL, M. G. de A. (ed.). **Cana de açúcar**. Campinas: Instituto Agronômico, 2008. p. 839-852. Disponível em: <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/bitstream/doc/17769/1/2222.pdf>. Acesso em: 30 nov. 2019.

WEIR, J.; HERRING, D. **Measuring vegetation (NDVI & EVI)**. 2000. Disponível em: <http://earthobservatory.nasa.gov/Features/MeasuringVegetation>. Acesso em: 30 nov. 2019.

YANO, I. H. **Mapeamento de infestações de plantas daninhas em lavouras de cana-de-açúcar por aeronave remotamente pilotada (RPA)**. 2018. 142 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola, Campinas.

ZAMYKAL, D.; EVERINGHAM, Y. L. Sugarcane and precision agriculture: quantifying variability is only half the story – a review. In: LICHTFOUSE, E. (ed.). **Climate change, intercropping, pest control and beneficial microorganisms**. Dordrecht: Springer, 2009. p. 189-218. (Sustainable agricultura reviews, v. 2). DOI: [10.1007/978-90-481-2716-0\\_9](#).

ZHANG, X.; FRIEDL, M. A.; SCHAAF, C. B.; STRAHLER, A. H.; HODGES, J. C. F.; GAO, F.; REED, B. C.; HUETE, A. Monitoring vegetation phenology using MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 84, n. 3, p. 471-475, Mar. 2003. DOI: [10.1016/S0034-4257\(02\)00135-9](#).