

MAPEAMENTO DE PRODUTIVIDADE DE CANA-DE-AÇÚCAR POR MEIO DE SENSOR VOLUMÉTRICO

JULIO CÉSAR MASNELLO¹, FILIPE DE OLIVEIRA MOREIRA², RICARDO CANAL FILHO³, EUDOCIO RAFAEL OTAVIO DA SILVA⁴, JOSÉ PAULO MOLIN⁵

¹ Graduando em Engenharia Agrônômica, Lab. de Agricultura de Precisão, Depto. de Engenharia de Biossistemas, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba – SP. Fone: (019)3447-8579, juliocesarmasnello@usp.br

² Graduando em Engenharia Agrônômica, Lab. de Agricultura de Precisão, Depto. de Engenharia de Biossistemas, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba – SP.

³ Engenheiro Agrônomo, Doutorando, Lab. de Agricultura de Precisão, Depto. de Engenharia de Biossistemas, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba – SP.

⁴ Engenheiro Agrícola e Ambiental, Doutorando, Lab. de Agricultura de Precisão, Depto. de Engenharia de Biossistemas, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Lab. de Agricultura de Precisão, Depto. de Engenharia de Biossistemas, Universidade de São Paulo, Piracicaba – SP.

⁵ Engenheiro Agrícola, Professor Titular, Lab. de Agricultura de Precisão, Depto. de Engenharia de Biossistemas, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba – SP.

Apresentado no
Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão e Digital- ConBAP 2024

RESUMO: São poucas as alternativas disponíveis ao setor canavieiro para monitoramento da produtividade das lavouras. Nos últimos anos, entretanto, a pesquisa tem se dedicado a desenvolver métodos, que vão desde a estimativa a partir de parâmetros do motor, até o uso de sensores e inteligência artificial. O presente trabalho objetiva analisar dados de obtidos com um monitoramento da produtividade que utiliza um sensor óptico volumétrico, e está recentemente sendo introduzida ao mercado brasileiro. Os dados (95.206 pontos) foram gerados durante a colheita de uma área de 16,00 ha, submetidos ao um processo de filtragem, restando em 55.742 pontos a serem analisados numa abordagem exploratória, estatística e agrônômica, com foco na orientação à tomada de decisão. Dois métodos de aplicação a esses dados são apresentados, para averiguar sua efetividade em mapear a produtividade, em vista principalmente da alta densidade de coleta de dados do sistema (1 Hz) associada à alta precisão de posicionamento ($\pm 3,50$ cm). A tecnologia apresenta alto potencial para uso na agricultura de precisão e futuros trabalhos com esse monitor podem testar seu uso para recomendação de fertilizantes em taxas variadas, identificação de falhas, entre diversas aplicações possíveis.

PALAVRAS-CHAVE: Dados; Precisão; Sustentabilidade.

SUGARCANE YIELD MAPPING USING AN ON-BOARD VOLUMETRIC SENSOR

ABSTRACT: Few alternatives are available to the sugarcane sector for monitoring crop productivity. However, in recent years, research has been dedicated to developing methods ranging from estimation based on engine parameters to the use of sensors and artificial intelligence. This study aims to present a new tool for monitoring productivity applied to sugarcane cultivation, which utilizes a volumetric optical sensor, in contrast to other methods already used for this measurement, and is recently being introduced to the market. The monitoring system is presented based on a database generated during the harvest of a 16.00 ha area. The data provided by the monitor were filtered, leaving a high volume (55,742 points) yet to be analyzed. An exploratory, statistical, and agronomic analysis followed to explore the functionalities that the new technology can offer decision-making. Two methods of application to these data are presented to assess their effectiveness in mapping productivity, primarily considering the high data collection density of the system (1 Hz) associated with high positioning accuracy (± 3.50 cm). The technology demonstrates high potential for use in precision agriculture. Future work with this monitor may test its use for recommending fertilizers at varied rates, identifying faults, among various possible applications.

KEYWORDS: Data; Precision; Sustainability.

INTRODUÇÃO: A agricultura brasileira, um dos principais setores econômicos nacionais, vêm buscando sempre seu aperfeiçoamento e tecnificação, a fim de aumentar sua produção sem necessitar da expansão territorial, respeitando a demanda contemporânea por sustentabilidade (SMITH et al., 2016; SCHLEIFER, 2017). Para isso, a agricultura de precisão (AP) focaliza na otimização de recursos e no aproveitamento

máximo lucrativo e sustentável das lavouras, sendo essencial nos estudos da variabilidade espacial presente no campo. Considerando essa variabilidade espacial, consegue-se realizar manejos mais eficientes e acurados, evitando subdosagens ou o desperdício com sobredoses e em busca de um manejo econômico e ambientalmente sustentável. Os mapas de produtividade, que sintetizam a resposta da cultura no campo, representam camadas de informação fundamental para essa abordagem. (MOLIN, 2002).

O setor canavieiro, apesar de sua importância global na segurança alimentar e transição energética sustentável (BORDONAL et al., 2018; CHERUBIN et al., 2021), enfrenta desafios devido à escassez de soluções adequadas para mapear a produtividade das lavouras (MOLIN et al., 2024). As primeiras soluções começaram a ser desenvolvidas no final dos anos 1990 e início da década de 2000, com sensores de pressão do picador e potência do elevador (COX & COX, 1998) e com sensores de fluxo de massa (BENJAMIM et al., 2001; MAGALHÃES & CERRI, 2007). Com baixa adesão e nenhuma alternativa comercial, anos mais tarde alternativas foram propostas, com a obtenção de dados indiretamente a partir de parâmetros do motor (MALDANER et al., 2021), até utilizando a fusão de sensores dedicados e redes neurais (LIMA et al., 2021). Uma alternativa comercial recente, gera dados da produção de forma indireta, a partir de variações na pressão hidráulica no sistema picador de colmos da colhedora (MALDANER et al., 2022). Fato é que, com poucas opções disponíveis, e sendo muito recentes, a adoção dos mapas de produtividade ainda é baixa na produção de cana-de-açúcar (CARRER et al., 2022).

Recentemente, uma nova tecnologia de monitoramento da produtividade está disponível para a cana-de-açúcar. Utilizando câmeras 3D como sensores ópticos, o sistema monitora o volume de material que passa sobre a esteira elevadora, estimando de forma direta a produção. Integrado a unidades de georreferenciamento, é um sistema comercial que permite o monitoramento da produtividade em tempo real. Entretanto, ainda não há, disponíveis na literatura, trabalhos que explorem essa tecnologia. Neste sentido, o presente trabalho tem como objetivo apresentar essa nova ferramenta, a partir de um conjunto de dados da colheita de uma lavoura comercial que utilizou este sistema de monitoramento da produtividade embarcado na colhedora, e verificar os apontamentos que se tornam possíveis a gestão agrícola a partir dos dados disponibilizados pelo sistema.

MATERIAL E MÉTODOS: Os dados foram coletados em uma lavoura comercial de aproximadamente 16,00 ha, localizada no município de Buritizal, região noroeste do estado de São Paulo. A lavoura foi implantada no espaçamento de 1,50 m em maio de 2021, com a primeira colheita ocorrendo em maio de 2022. Para o presente estudo, foram utilizados os dados da colheita de maio de 2023, tendo a lavoura idade de segundo corte. A colheita foi realizada de forma mecanizada, utilizando uma colhedora de uma linha, modelo CH570 (John Deere, Catalão, GO). Essa colhedora continha embarcado o sistema *Cane Advisor*TM, composto pelo *Harvest Monitor*TM e pelo sistema *Smart Clean*TM, responsáveis pelo monitoramento da produtividade em tempo real durante a operação de colheita (John Deere, Indaiatuba, SP).

O monitor de produtividade funciona pelo princípio volumétrico, estimando por parâmetros diretos a quantidade de cana-de-açúcar colhida, e fornecendo esses dados em tempo real ao operador. Câmeras digitais 3D são embarcadas na esteira da colhedora para monitorar o volume de cana, palha e outras impurezas, estimando os valores de massa de cana colhida, impurezas e perda de cana (estilhaços). Além disso, o sistema de monitoramento do extrator primário, em conjunto com as informações geradas pelos sensores ópticos embarcados, sugerem a melhor velocidade e rotação dos extratores a fim de minimizar a perda de cana por estilhaços e maximizar a eliminação de impurezas. Dessa forma, toda a colheita foi realizada utilizando os parâmetros sugeridos pelo sistema automático de regulação da velocidade e rotação dos componentes da colhedora.

O sistema permite a coleta de dados na frequência de 1 Hz, e georreferenciados pelo sistema de navegação global por satélite (GNSS) integrado, utilizando uma antena receptora *StarFire 6000* (John Deere, Indaiatuba, SP) posicionada no topo da cabine da colhedora, com sinal RTK e precisão de $\pm 3,50$ cm. O sistema armazena, ponto a ponto, os dados de distância e tempo de coleta entre os pontos, data e hora de coleta, largura de corte, velocidade de operação, consumo de combustível, massa de impurezas estimada, massa de cana-de-açúcar estimada, elevação, longitude e latitude. Segundo o fabricante, a calibração do sistema tem como base a totalização de massa de três transbordos, inseridas de forma manual ou via telemetria.

Com base em trabalhos da literatura que exploraram a variabilidade da produção de cana-de-açúcar em sistemas mecanizados, foram utilizados os parâmetros do motor (MALDANER et al., 2022), e de elevação (SANCHES et al., 2020) para as análises exploratórias do presente estudo.

Para análise dos dados foi utilizado o sistema de informação geográfica (SIG) QGIS (QGIS DEVELOPMENT TEAM, 2023), juntamente com o complemento *Smart-Map* (PEREIRA et al., 2022); e para posteriores análises e realização dos gráficos a linguagem de programação *Python* pela interface do programa *Jupyter Notebook*

(KLUYVER et al., 2016). A priori, foi realizada uma filtragem dos dados obtidos, focado em dados de produtividade de cana-de-açúcar georreferenciados, com a finalidade de eliminar valores atípicos (*outliers*). Uma análise de correlação entre o vetor de dados filtrados se seguiu entre a produtividade e outras variáveis geradas pelo sistema: consumo de combustível, massa de impurezas estimada, elevação e velocidade de operação. O objetivo foi verificar possíveis interações relevantes entre os dados. Onde a correlação mostrou maiores valores, seguiu-se uma análise de regressão linear ($p < 0,01$), visando validar a significância da relação entre as variáveis.

Os dados foram submetidos a análise geostatística e os mapas foram interpolados por krigagem ordinária, método eficaz para inferência de valores em variáveis agrônomicas (DALLAGNON et al., 2018), com o complemento *Smart-Map* do SIG QGIS, com resolução de pixels de 3,00 x 3,00 m. Posteriormente, uma análise de agrupamento se seguiu para identificar as tendências observadas na área pelos dados gerados pelo monitor, distinguindo possíveis indicações para decisões na gestão da lavoura que podem ser tomadas a partir dos dados gerados pelo sistema.

RESULTADOS E DISCUSSÃO: Ao total, na velocidade de operação recomendada para colheita e com a frequência de coleta em alta resolução do monitor, foram coletados 95.206 pontos na área de estudo. Ao final da filtragem, restaram 55.724 pontos para serem utilizados nas análises. A Tabela 1 mostra a análise descritiva de alguns dos dados, apontados pelo sistema monitor de produtividade.

Com os dados já resumidos, pode-se analisar que, apesar da média ser de 116,00 Mg ha⁻¹, mais de 50,00% destes ficaram abaixo da mesma, o que explicaria também o valor do desvio padrão acima de 30,00. Pode-se inferir também que há área de produtividade com valor próximo a zero, sendo que do valor mínimo para o primeiro quartil, a produtividade apresenta disparidade considerável, indo de 8,00 para 90,00 Mg ha⁻¹. A massa de impurezas estimada variou entre 0,00 e 73,00 kg ha⁻¹, com valores de assimetria baixo e curtose negativa, em -0,75, evidenciando um achatamento na curva de distribuição dos valores. A velocidade de operação teve média de 1,22 m s⁻¹, com desvio padrão de 0,20 m s⁻¹. A elevação variou em cerca de 16,00 m ao longo da área, com ponto de elevação mínimo em 808,20 m e máximo em 824,10 m, denotando acentuada variação no relevo, o que pode afetar a distribuição espacial da produtividade (NOVAIS et al., 2007).

TABELA 1. Resumo estatístico dos dados de produtividade e elevação da área de estudo, obtidos pelo sistema monitor de produtividade embarcado na colhedora e o receptor do sistema de navegação global por satélite acoplado.

	Produtividade <i>Mg ha⁻¹</i>	Impurezas <i>kg ha⁻¹</i>	Consumo <i>mL</i>	Velocidade <i>m s⁻¹</i>	Elevação <i>M</i>
média	116,49	29,53	12,65	1,22	816,16
θ	36,70	14,28	1,48	0,20	4,03
mín	8,54	0,00	1,25	0,03	808,20
25%	90,20	18,35	11,61	1,11	813,04
50%	114,53	29,08	12,63	1,22	816,48
75%	139,74	40,30	13,61	1,33	819,39
máx	249,81	73,68	18,26	1,92	824,10
ass	0,42	0,14	0,01	-0,40	-0,11
curt	0,22	-0,75	1,07	2,12	-1,07

θ: desvio padrão; mín: valor mínimo observado; 25%: 1º quartil; 50%: 2º quartil; 75%: 3º quartil; máx: valor máximo observado; ass: assimetria; curt: curtose.

Os dados de produtividade demonstraram distribuição próximos à normalidade, com ligeira assimetria e curtose positivas, o que pode ser observado no histograma dos dados (Figura 1). A curtose negativa de massa de impurezas, e positiva de consumo de combustível e velocidade de operação são evidenciadas nos histogramas dos dados, pela curva distribuição dos valores achatada (curtose negativa) ou concentrada (curtose positiva). Os valores de consumo de combustível e velocidade de operação foram os que demonstraram maior quantidade de dados fora do intervalo de confiança, evidenciado pelo boxplot das variáveis. É importante

ressaltar que a filtragem ocorreu com foco nos dados de produtividade e que as outras variáveis coletadas pelo monitor foram utilizadas como dados auxiliares ao longo da análise do presente estudo.

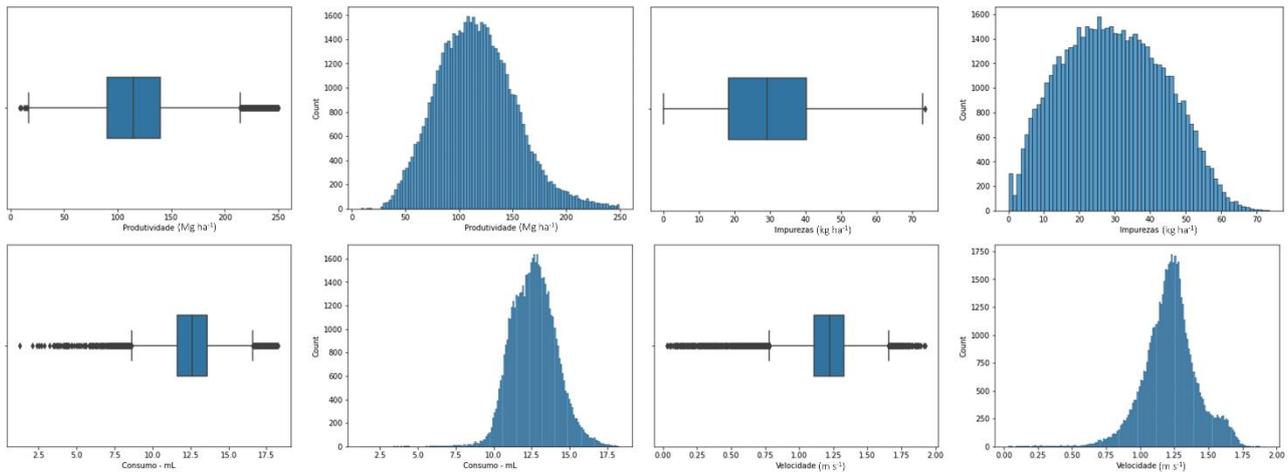


FIGURA 1. Boxplots e histogramas das variáveis produtividade, impurezas, consumo de combustível e velocidade de operação, coletadas pelo sistema monitor de produtividade durante a operação de colheita na área do presente estudo.

O mapa de produtividade da área demonstrou variabilidade espacial acentuada da cultura (Figura 2.A). O efeito de suavização dos valores pela interpolação é conhecido (NAWAR et al., 2017), e foi observado no presente estudo. Os valores mínimos e máximos do vetor de produtividade, observado pelo monitor, e do mapa de produtividade rasterizado, obtido por krigagem ordinária, foram de 8,54/249,81 Mg ha⁻¹ e 62,60/151,64 Mg ha⁻¹, respectivamente. A remoção de valores extremos é reportada na literatura após a interpolação e normalmente, apesar de suavizar os valores mínimos e máximos, tende a ser fiel aos quartis do vetor original (NAWAR et al., 2017). Isso também foi observado no presente estudo.

Autores tendem a recorrer à técnica de interpolação por diversos fatores, como: (i) aumentar a densidade de pontos, estimando valores em locais não amostrados; (ii) uniformizar a grade amostral entre diferentes variáveis; (iii) retirar regiões ruidosas, ou apenas discrepantes, dos dados, a fim de facilitar as decisões de gestão (TAYLOR et al., 2007). Entretanto, com o objetivo de tornar a gestão da lavoura cada vez mais local-específica, dados em alta densidade espacial devem estar disponíveis (TAYLOR et al., 2019). Preferencialmente, isso deve ocorrer sem o uso da interpolação, estimando os parâmetros de solo e planta de forma direta na lavoura. Nota-se que os dados coletados pelo monitor de produtividade do presente estudo tornam essa estratégia possível. A colheita da cana-de-açúcar, realizada linha a linha, aliada à frequência de coleta de 1,00 Hz e ao posicionamento GNSS de posicionamento acurado, permitem ao gestor da área identificar a variabilidade da produção de forma minuciosa (Figura 2). Com os dados na densidade de coleta apresentada pelo monitor, futuros trabalhos podem investigar estratégias de adubação, reconhecimento de falhas na fileira de cana-de-açúcar, reconstituição de linhas, entre outras abordagens.

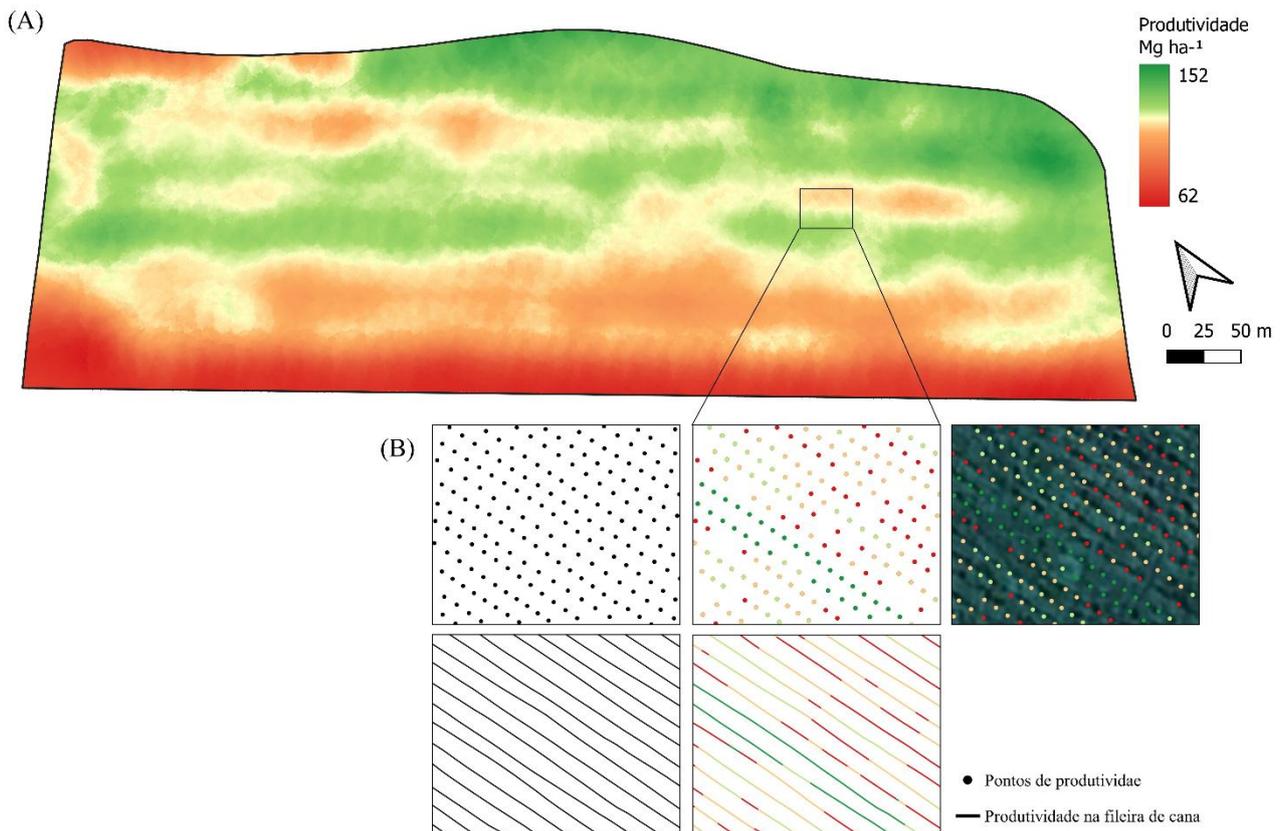


FIGURA 2. (A) Mapa de produtividade da área obtido pela interpolação por krigagem ordinária dos pontos filtrados. (B) No detalhe, uma visão ampliada dos dados coletados na lavoura pelo monitor de produtividade, antes do processo de interpolação, na forma de vetores de pontos e linhas. A partir dos dados obtidos a cada 1,00 s pelo sistema monitor de produtividade, torna-se possível a identificação da variabilidade da cultura linha a linha, em alta resolução espacial.

Apesar da coleta de dados em alta frequência representar um avanço, estratégias de simplificação da gestão devem ser, pelos próximos anos, imperativas, uma vez que não só a identificação da variabilidade, mas a possibilidade de atuar em cima dela, deve ser possível. Para tal, são necessárias máquinas que permitam realizar a distribuição de insumos na mesma densidade amostral com a que os dados são coletados. Se não for possível atuar em escala fina, outras estratégias devem ser adotadas a fim de otimizar a gestão, em busca de melhor alocação de recursos e da consequente sustentabilidade produtiva, objetivo primário da AP (ISPA, 2024).

Uma estratégia a ser adotada é a identificação de variáveis ambientais que tenham relação significativa com a produtividade, para apontar diferentes zonas que permitam ao gestor da área tirar vantagem da variabilidade a fim de tomar decisões mais assertivas. A análise de correlação entre os dados de produtividade, massa de impurezas estimada, consumo de combustível, velocidade de operação e elevação, todas coletadas pelo sistema monitor de produtividade do presente estudo, mostrou que a produtividade e a elevação (variável ambiental) possuem correlação alta e significativa a 99% de confiança ($p < 0,01$) (Figura 3), em que os dados de produtividade se mostraram inversamente proporcionais à elevação (Figura 4). Isso denota que, quanto mais baixo o relevo dentro dessa área, maior foi a produtividade. Ainda, outras variáveis do motor mostraram correlação significativa com a produtividade, é o caso de consumo de combustível e velocidade de operação, e ainda a massa de impurezas estimada. Isso aumenta a confiabilidade dos dados, uma vez que outros trabalhos demonstram que é possível estabelecer relações entre essas variáveis, podendo ainda calibrar modelos preditivos para a produtividade da cana-de-açúcar, a partir desses parâmetros do motor da colhedora, durante a operação de colheita (MALDANER et al., 2021).

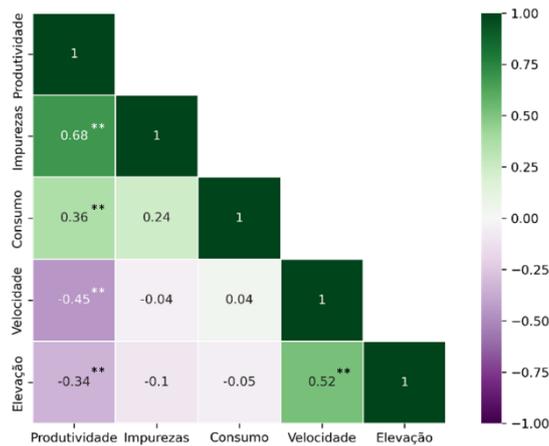


FIGURA 3. Análise de correlação de Pearson ($p < 0,01$, marcados por **) entre os dados de produtividade, massa de impurezas estimada, consumo de combustível, velocidade de operação e elevação, coletados pelo sistema monitor de produtividade na área do presente estudo.

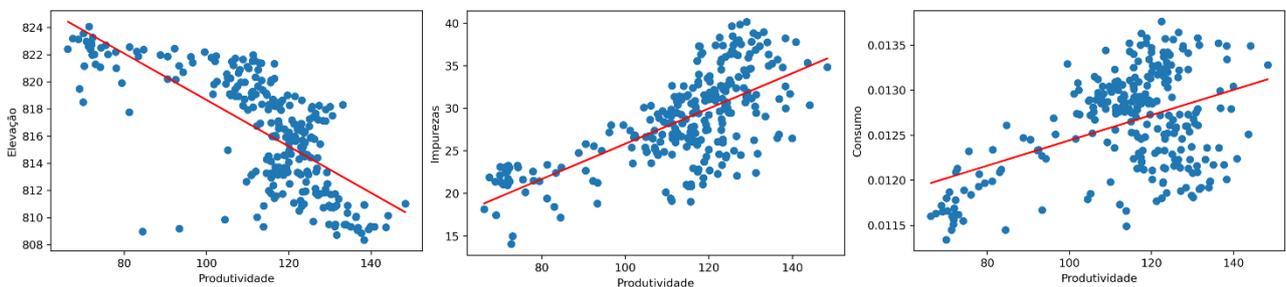


FIGURA 4. Gráfico da regressão linear ($p < 0,01$) e equação da reta entre os pontos de produtividade, elevação, massa de impurezas estimada e consumo de combustível da área do estudo, demonstrando uma tendência inversamente proporcional para elevação, e diretamente proporcional para impurezas e consumo.

Apesar da análise estatística demonstrar a variabilidade espacial acentuada da produtividade, que demanda variação na gestão, caso a atuação na área em escala fina não seja possível, a simplificação da gestão por zonas, dividindo a área pela produtividade e outras variáveis ambientais relevantes à gestão, também se mostrou possível pelos dados coletados pelo sistema monitor (Figura 5). A análise de agrupamento denota que existe espaço para explorar a variabilidade na gestão da lavoura, ao invés de considerar as decisões pela média de produtividade. Observam-se três zonas de produtividade, que se mostram bem relacionadas ao perfil de elevação da área. Esse fator pode ser essencial para um maior planejamento e melhor execução de manejos com a finalidade de obter a maior eficiência possível dos recursos disponíveis. A zona de alta produtividade (ZA) apresentou média de $126,49 \text{ Mg ha}^{-1}$, enquanto a zona de transição (ZT) apresentou $116,21 \text{ Mg ha}^{-1}$, e a zona de baixa produtividade (ZB), $70,94 \text{ Mg ha}^{-1}$.

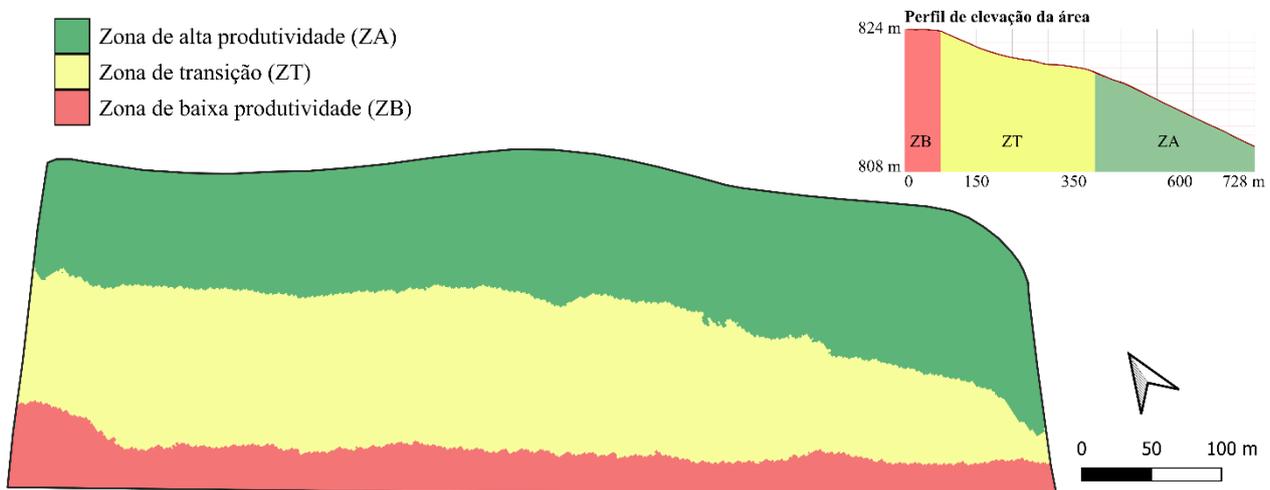


FIGURA 5. Zonas de produtividade separadas pela análise de agrupamento nos dados de produtividade e elevação da área. No canto superior esquerdo, o perfil de elevação da área, com as cores correspondendo às zonas de produtividade identificadas pelos dados do monitor.

A análise dessas zonas de produtividade pode vir a ser um fator que corrobore com a eficiência desse método com sensor óptico da produtividade de cana-de-açúcar, uma vez que a literatura demonstra que a dinâmica da fertilidade do solo tende a acumular, em regiões mais baixas do relevo de uma mesma área, maiores teores de matéria orgânica e nutrientes, culminando em maiores produtividades (GALVÃO et al., 2005; NOVAIS et al., 2007; SANTOS et al., 2008; SILVA et al., 2008; SANCHEZ et al., 2009; RICHTER et al., 2011).

Nessa linha, pode-se discorrer que o monitor de produtividade apresentado neste estudo, que se tornou recentemente disponível para o setor, comprovou elevado potencial de uso para a AP. Sendo um método de estimar a produtividade de forma direta, pelo volume de cana-de-açúcar colhido, com alta densidade de coleta (1,00 Hz), e elevada acurácia de posicionamento, permitindo identificar a variabilidade linha a linha e mostrando-se diversas as aplicações possíveis dos dados gerados pelo monitor. No entanto, para aferir exatamente a eficiência desse método de mensurar a produtividade, entretanto, futuros trabalhos podem aferir a estimação de produtividade pelo sistema monitor com células de carga no transbordo da colheita, na mesma linha de MALDANER et al. (2022), que comprovou a eficiência da geração de mapas de produtividade de cana-de-açúcar a partir de parâmetros indiretos, estimando a massa colhida pelas variações na pressão do óleo do motor de corte de base da colhedora. Ainda, pode-se adicionar o fator temporal, gerando mapas em colheitas consecutivas em uma mesma área, ou trabalhos com taxas variáveis a partir da alta densidade de pontos, como testar diferentes doses de fertilizantes para cada zona de produtividade, ou até mesmo doses ponto a ponto, entre outras possibilidades.

CONCLUSÃO:

Com base nos dados e análises apresentadas, pode-se inferir que o sensor óptico de produtividade para cana-de-açúcar fornece dados suficientes para a realização de mapas de produtividade, e estes, por sua vez, se mostraram capazes de servir como base para a diferenciação do manejo com base na heterogeneidade dos atributos do talhão. No entanto, é requerida atenção para as etapas de filtragem e interpolação desses dados, principalmente por se tratarem de dados georreferenciados na cana-de-açúcar, onde a variabilidade pode ser expressa na linha da cultura. Com a coleta em alta resolução espacial, e posicionamento preciso desses dados na lavoura, sugere-se a possibilidade de trabalhar com a variabilidade de forma individual para cada linha da cultura, incorporando maior assertividade à gestão agrícola.

AGRADECIMENTOS:

Agradeço à John Deere por ceder os dados que foram utilizados neste trabalho.

REFERÊNCIAS

- ARAÚJO, EA de, et al. "Aspectos gerais dos solos do Acre com ênfase ao manejo sustentável." **Manejo do solo e recomendação de adubação para o estado do Acre**. WADT, PGS (Ed.). Rio Branco: Embrapa, 27-62, 2005.
- BENJAMIN, C. E.; MAILANDER, M. P.; PRICE, R. R. Sugar cane yield monitoring system. In: **2001 ASAE Annual Meeting**. American Society of Agricultural and Biological Engineers, p. 1., 1998.
- BORDONAL, R. O. et al. Sustainability of sugarcane production in Brazil. A review. **Agronomy for sustainable development**, v. 38, p. 1-23, 2018.
- CARRER, M. J. et al. Precision agriculture adoption and technical efficiency: An analysis of sugarcane farms in Brazil. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 177, p. 121510, 2022.
- CHERUBIN, M. R. et al. Land use and management effects on sustainable sugarcane-derived bioenergy. **Land**, v. 10, n. 1, p. 72, 2021.
- COELHO, A. M. Agricultura de precisão: manejo da variabilidade espacial e temporal dos solos e culturas. Sete Lagoas, **Embrapa Milho e Sorgo**, 2005.
- CORREDO, L. P. et al. Sugarcane harvester for in-field data collection: State of the art, its applicability and future perspectives. **Sugar Tech**, v. 23, n. 1, p. 1-14, 2021.
- COX, G.; HARRIS, H.; COX, D. Application of precision agriculture to sugar cane. In: **Proceedings of the Fourth International Conference on Precision Agriculture**. Madison, WI, USA: American Society of Agronomy, Crop Science Society of America, Soil Science Society of America, p. 753-765, 1999.

DALL'AGNOL, R. W. ; BETZEK, N. M.; BAZZI, C. L.. Aplicação do software R para análise geoestatística, interpolação de dados por krigagem ordinária e geração de mapas temáticos de produtividade agrícola. **Revista de Computação aplicada ao Agronegócio**, v. 1, n. 1, p. 24-37, 2018.

DE SOUZA, G. S. et al. Krigagem ordinária e inverso do quadrado da distância aplicados na espacialização de atributos químicos de um argissolo. **Scientia agraria**, v. 11, n. 1, p. 073-081, 2010.

GALVÃO, S. R. S.; SALCEDO, I. H.; SANTOS, A. C. Frações de carbono e nitrogênio em função da textura, do relevo e do uso do solo na microbacia do agreste em Vaca Brava (PB). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 29, p. 955-962, 2005.

INTERNATIONAL SOCIETY OF PRECISION AGRICULTURE. (2024). Precision Agriculture definition. Disponível em: <<https://www.ispag.org/about/definition>>. Acesso em: 24 de fevereiro de 2024

JOHN DEERE. Harvest Monitor. Disponível em: <https://www.deere.com.br/pt/agricultura-de-precis%C3%A3o/solu%C3%A7%C3%B5es-para-opera%C3%A7%C3%B5es-no-campo/harvest-monitor/>. Acesso em: 23 de fevereiro de 2024

KLUYVERT, T. et al. Jupyter Notebooks-a publishing format for reproducible computational workflows. **Elpub**, 87-90, 2016.

MAGALHÃES, P. S.G.; CERRI, D. G. P. Yield monitoring of sugar cane. **Biosystems Engineering**, v. 96, n. 1, p. 1-6, 2007.

MALDANER, L. F. et al. Predicting the sugarcane yield in real-time by harvester engine parameters and machine learning approaches. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 181, p. 105945, 2021.

MOLIN, J. P.; Definição de unidades de manejo a partir de mapas de produtividade. **Engenharia Agrícola**, v. 22, n. 1, p. 83-92, 2002.

MOLIN, J. P.; DO AMARAL, L. R.; COLAÇO, A. **Agricultura de precisão**. Oficina de textos, 2015.

MOLIN, J.P.; WEI, M.C.F.; DA SILVA, E.R.O. Challenges of Digital Solutions in Sugarcane Crop Production: A Review. **AgriEngineering**, 6, 925–946, 2024.

NAWAR, S. et al. Delineation of soil management zones for variable-rate fertilization: A review. **Advances in agronomy**, v. 143, p. 175-245, 2017.

NOVAIS, R. F. et al. (Eds.). Fertilidade do solo. Viçosa, MG: **Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, 2007.

PEREIRA, G. W. et al. Smart-map: An open-source QGIS plugin for digital mapping using machine learning techniques and ordinary kriging. **Agronomy**, v. 12, n. 6, p. 1350, 2022.

QGIS.org (2023). QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. <http://qgis.org>

RICHTER, R. L. et al. Variabilidade espacial de atributos da fertilidade de um Latossolo sob plantio direto influenciados pelo relevo e profundidade de amostragem. **Enciclopédia biosfera**, v. 7, n. 13, 2011.

SANCHES, G. M. et al. Comprehensive assessment of spatial soil variability related to topographic parameters in sugarcane fields. **Geoderma**, v. 362, p. 114012, 2020.

SANCHEZ, R. B. et al. Variabilidade espacial de atributos do solo e de fatores de erosão em diferentes pedoformas. **Bragantia**, v. 68, p. 1095-1103, 2009.

SANTOS, A. C.; SALCEDO, I. H.; GALVÃO, S. R. S. Relações entre uso do solo, relevo e fertilidade do solo em escala de microbacia. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 12, p. 458-464, 2008.

SILVA, F. M. et al. Variabilidade espacial de atributos químicos e de produtividade na cultura do café. **Ciência Rural**, v. 37, p. 401-407, 2007.

SMITH, P. et al. Global change pressures on soils from land use and management. **Global change biology**, v. 22, n. 3, p. 1008-1028, 2016.

SCHLEIFER, P. Private regulation and global economic change: The drivers of sustainable agriculture in Brazil. **Governance**, v. 30, n. 4, p. 687-703, 2017.

TAYLOR, J. A. et al. Zoning and data fusion in precision horticulture: current and needed capabilities to assist decision-making. In: **International Symposium on Precision Management of Orchards and Vineyards 1314**, p. 173-188, 2019.

TAYLOR, J. A.; MCBRATNEY, A. B.; WHELAN, B. M. Establishing management classes for broadacre agricultural production. **Agronomy Journal**, v. 99, n. 5, p. 1366-1376, 2007.