

**Universidade de São Paulo  
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Uso de sensoriamento remoto para aplicações de agricultura digital em  
cana-de-açúcar**

**Daniel Garbellini Duft**

Tese apresentada para obtenção do título de Doutor em  
Ciências. Área de concentração: Engenharia de Sistemas  
Agrícolas

**Piracicaba  
2022**

**Daniel Garbellini Duft**  
**Engenheiro Agrícola**

**Uso de sensoriamento remoto para aplicações de agricultura digital em cana-de-açúcar**

Orientador:  
Prof. Dr. **PETERSON RICARDO FIORIO**

Tese apresentada para obtenção do título de Doutor em  
Ciências. Área de concentração: Engenharia de Sistemas  
Agrícolas

**Piracicaba**  
**2022**

## RESUMO

Duft, D. G. Uso de Sensoriamento Remoto para Aplicações de Agricultura Digital em Cana-de-Açúcar. Tese Piracicaba: Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo; 2022.

A Agricultura Digital é uma abordagem multidisciplinar que diz respeito ao uso de informações digitais detalhadas para orientar a tomada de decisão ao longo da cadeia agrícola. Seu uso é cada vez mais necessário e deve trazer muitos benefícios para a segurança alimentar e energética nos próximos anos. O grande ponto é a aquisição de dados de maneira contínua para gerar informações e guiar processos.

Como a agricultura, principalmente no Brasil, é feita em grandes escalas de área e por conta disso, a aquisição de dados com o uso de sensores na propriedade é dificultada, o sensoriamento remoto aparece como uma ferramenta importante para a obtenção de dados e validação de operações. O sensoriamento remoto é utilizado de forma contínua desde a década de 80, porém tem ganhado mais força com o aparecimento da computação de alta performance e com o barateamento dela. Embora em algumas culturas estejam bastante desenvolvidas no uso de sensoriamento remoto para geração de informações, a cana-de-açúcar ainda possui poucos trabalhos e em escala local.

A cana-de-açúcar é a principal cultura para a produção de açúcar e etanol no Brasil. O país é responsável por mais da metade da produção mundial dessa planta e hoje ela é cultivada no Nordeste e na região Centro-Sul. Devido à extensa área de cultivo, existem diversas condições edafoclimáticas em que a cultura da cana-de-açúcar se desenvolve e desta forma, separar essas regiões é extremamente importante para poder aplicar modelos em escala homogênea. Além disso, fazer uma separação morfológica dos canaviais é importante para não gerar modelos sem essa variável e conseqüentemente trazer incertezas ao processo.

No intuito de criar regiões homogêneas foi feito um trabalho de zoneamento e regionalização levando-se em conta as variáveis agrometeorológicas, solo e produtividade histórica da cana planta. Criou-se três regiões de alto, médio e baixo potencial de produção de cana para o Centro-Sul do país. Em seguida, avaliando-se o comportamento histórico de índices de vegetação da área de estudo, fez-se uma regionalização levando em conta o potencial de produção e o comportamento do índice de vegetação. Foram propostas dezessete regiões com comportamento homogêneo para aplicações de modelos baseados em sensoriamento remoto.

Outra abordagem foi identificar características morfológicas da cana-de-açúcar que podem levar a falhas em modelagens de áreas contínuas. Para isso, foi utilizado o modelo *Random Forest* e imagens do satélite Sentinel-2 para criar um modelo que identifica diferentes cultivares. O modelo teve uma precisão global de 86% e índice kappa de 81%. Quando aplicado para 4 cultivares em uma região maior, apresentou a precisão variando de 91% a 96%.

Desta forma, foi possível concluir que modelos se adaptam com a mesma precisão que o conjunto de treino, se a região de aplicação é homogênea em relação a solo, clima e manejo. Além disso, o trabalho é base para futuras aplicações em agricultura digital para a cultura da cana-de-açúcar que precisem gerar modelos para a região Centro-Sul.

**Palavras-chave:** Variáveis agrometeorológicas, zoneamento, índice de vegetação, cultivares, random forest, imagem de satélite.

## ABSTRACT

Duft, D. G. Uso de Sensoriamento Remoto para Aplicações de Agricultura Digital em Cana-de-Açúcar. Tese Piracicaba: Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo; 2022.

Digital Agriculture is a multidisciplinary approach that concerns the use of detailed digital information to guide decision making along the agricultural chain. Its use is increasingly and should bring many benefits to food and energy security in the next years. The big point is the data acquisition in a continuous way to generate information and guide processes.

As agriculture, mainly in Brazil, is carried out on large scales of area and because of this, the acquisition of data with the use of sensors on the farm level is difficult, remote sensing appears as an important tool for obtaining data and validating field operations. Remote sensing has been used continuously since the 1980s, but it has gained more strength with the emergence of high-performance computing and its low-price tendency. Although in some cultures they are quite developed in the use of remote sensing to generate information, sugarcane still has few works and on a local scale.

Sugarcane is the main crop to produce sugar and ethanol in Brazil. The country is responsible for more than half of the world production of this plant and today it is cultivated in the Northeast and in the Center-South region. Due to the extensive cultivation area, there are several edaphoclimatic conditions in which the sugarcane crop develops and, therefore, separating these regions is extremely important to be able to apply models on a homogeneous scale. In addition, making a morphological separation of the sugarcane fields is important not just to generate models without this variable and consequently bring uncertainties to the process.

To create homogeneous regions, a zoning and regionalization work was carried out, considering the agrometeorological variables, soil and historical productivity of sugarcane first stage. Three regions of high, medium and low potential for sugarcane production were created for the Center-South of the country. Then, evaluating the historical behavior of vegetation indices in the study area, a regionalization was carried out taking into account the production potential and the behavior of the vegetation index. Seventeen regions with homogeneous behavior were proposed for application of models based on remote sensing.

Another approach was to identify morphological characteristics of sugarcane that can lead to failures in continuous area modeling. For this, the Random Forest model and Sentinel-2 satellite images were used to create a model that identifies different cultivars. The model had an overall accuracy of 86% and a kappa index of 81%. When applied to 4 cultivars in a larger region, the accuracy ranged from 91% to 96%.

In this way, it was possible to conclude that models adapt with the same precision as the training set, if the application region is homogeneous in relation to soil, climate, and management. In addition, the work is the basis for future applications in digital agriculture for the cultivation of sugarcane that need to generate models for the Center-South region.

**Keywords:** Agrometeorological variables, zoning, vegetation index, cultivars, random forest, satellite image.

## 1. INTRODUÇÃO

O uso de sensoriamento remoto por satélite é uma abordagem importante para a agricultura monitorar as condições das plantas e do solo e subsidiar suporte à tomada de decisões dos agricultores. Nos últimos anos, vários tipos de ferramentas e índices por imagens de satélite foram desenvolvidos para monitorar o estresse hídrico, mudanças no uso da terra e relações hídricas entre a cultura e o solo. Embora essas técnicas sejam ferramentas poderosas, especialmente em países e regiões em desenvolvimento onde dados precisos de produtividade e estatísticas para avaliação de safras não são acessíveis, ainda existe bastante desenvolvimento que precisa ser feito (JINDO; KOZAN; ISEKI, 2021).

É bastante complexo para usuários sem experiência selecionar a ferramenta ou índice mais adequado para seus objetivos. As principais dificuldades estão na especificidade da terminologia utilizada, diferenças entre os sensores (por exemplo, sensores ativos ou passivos), interpretação de dados e tópicos com multidisciplinares que exigem conhecimentos em mais de uma área do conhecimento (CHAWADE *et al.*, 2019).

Dentre os tópicos multidisciplinares, está a agricultura digital que evoluiu significativamente nos últimos anos devido aos desenvolvimentos tecnológicos em automação e inteligência computacional aplicada ao setor agrícola, incluindo grandes culturas com menor valor agregado ao produto (BARROS *et al.*, 2022). Entende-se que a agricultura digital é uma agricultura mais conectada e remota que será essencial no levantamento e no processamento dessa grande quantidade de dados coletados em todas as partes das cadeias produtivas, desde antes da porteira, produção e depois da porteira. Dessa maneira, utiliza-se de diferentes tipos de tecnologias digitais tais como sensores embarcados em satélites, aerotransportados ou sistemas autônomos (drones, máquinas agrícolas), instalados diretamente no campo ou em diferentes equipamentos (IoT) ao longo das cadeias produtivas, sistemas de telecomunicação, posicionamento global, software de controle, gestão e análise (data analytics) e atuadores (SOUZA *et al.*, 2020).

Segundo Luciano *et al.* (2021), a cana-de-açúcar desempenha um papel importante na produção de alimentos e energia no Brasil assim como no mundo. A grande disponibilidade de sensores em satélite e técnicas avançadas de processamento de dados melhoraram a previsão de produtividade da cana-de-açúcar em escala local e global, mas são necessários mais trabalhos para explorar a sinergia entre sensoriamento remoto, dados meteorológicos e agrônômicos.

A estimativa confiável da produtividade das culturas regionalmente é um componente vital da avaliação da segurança alimentar, especialmente em regiões em desenvolvimento e os métodos tradicionais de previsão de safras precisam de tempo e mão de obra para coletar e processar dados de campo e para liberar relatórios oficiais de produção. Os dados de sensoriamento remoto por satélite são considerados uma solução alternativa que trazem economia e precisão ao prever o rendimento da colheita em nível de pixel. Neste contexto, as imagens de radar de abertura sintética (SAR) de domínio público, particularmente do Sentinel-1, ampliaram as possibilidades do monitoramento diurno e noturno da vegetação, mesmo quando a cobertura de nuvens limita a visão óptica observação da Terra. No entanto, é um desafio combinar imagens SAR adquiridas em diferentes ângulos de incidência e das órbitas ascendentes e descendentes devido à dependência de calibração do retroespalhamento e da incidência angular (ORÉ, *et al.*, 2022).

Sabe-se que a oferta de cana-de-açúcar de uma região varia de acordo com a área de cultivo, condições climáticas, pragas e doenças, bem como o manejo adotado. Infelizmente, na maioria dos países produtores, as previsões de produtividade da cana-de-açúcar muitas vezes ainda são realizadas por meio de métodos tradicionais que são específicos do local e desta forma, levam muito tempo para serem feitos. No sistema tradicional, a produtividade da cana-de-açúcar é estimada com base nos registros de plantio ou modelos alométricos. Essas abordagens geralmente exigem interpretação visual por um profissional experiente, conhecimento dos agricultores sobre a produção histórica e as condições ambientais (BOCCA; RODRIGUES; ARRAES, 2015). Além disso, a produção de açúcar é atualmente estimada a partir de previsões de produtividade de cana de médio e longo prazo. Portanto, o sensoriamento remoto tem sido proposto como uma abordagem alternativa de larga escala para prever produtividade da cana-de-açúcar (WALTER *et al.*, 2014).

A maioria dos estudos de sensoriamento remoto tem usado imagens de satélite para prever a produtividade da cana-de-açúcar, mas esses tiveram sucesso relativo. Até o momento, os estudos que investigam a previsão da produtividade da cana usando imagens de satélite foram limitados em seu escopo; muitas vezes apenas detectando forte correlações entre imagens de satélite e produção de cana ao considerar produtividade e imagens de média resolução espacial em grandes regiões (DUVEILLER; LÓPEZ-LOZANO; BARUTH, 2013). Alta precisão para previsões de produção de cana com sensores de campo também foram relatadas por Rahman e Robson (2020) ao usar séries temporais de índices de vegetação derivados de imagens multiespectrais de satélite (por exemplo, Sentinel-2 e Landsat-8). No entanto, outros estudos encontraram apenas correlações limitadas entre dados multiespectrais de satélite e a

produtividade da cana medida em campo (MUIR; ROBSON; RAHMAN, 2018). Além disso, imagens SAR derivadas de satélite mostraram ter relação com a biomassa da vegetação, densidade e altura (MOLIJN *et al.*, 2019). No entanto, o valor bruto das imagens SAR na previsão de produtividade da cana-de-açúcar permanece em grande parte sem solução na literatura. Até o momento, a análise de regressão foi a mais método popular para prever a produtividade da cana-de-açúcar usando imagens de satélite e seus índices de vegetação derivados enquanto as abordagens de aprendizado de máquina ainda aparecem em poucos estudos.

A gestão eficiente dos processos de colheita também leva a uma utilização mais eficaz dos equipamentos de transporte e expedição. Para um planejamento do produtor, as previsões de safra são necessárias para o planejamento da colheita, decisões de manejo, seleção de variedades, planejamento de irrigação e decisões de fluxo de caixa. Além disso, os agricultores podem planejar quanto adubar e qual vai ser a expectativa de produção de cana, desta forma, trazendo benefícios de melhorar a lucratividade da fazenda e reduzir a descarga de fertilizantes em águas superficiais e subterrâneas. Saber a estimativa de açúcar bem antes da data de colheita é também importante para a indústria da cana-de-açúcar. Para as usinas, essas informações são usadas para desenvolver estratégias de venda a valores que melhor correspondam aos rendimentos de açúcar previstos e para alinhar melhor as estratégias de marketing, preços e de embarque (EVERINGHAM *et al.*, 2007). Previsões de açúcar também são necessários para indicar o potencial de produção industrial de etanol e outros produtos valiosos de açúcares fermentescíveis (BOCCA; RODRIGUES; ARRAES, 2015).

Como as lavouras de cana-de-açúcar fornecem colmos de cana matéria-prima para a produção de açúcar e biocombustível (etanol). É fundamental analisar a fenologia e produção primária bruta das lavouras de cana-de-açúcar, o que ajudaria a entender melhor e monitorar a condição de cultivo da cana-de-açúcar e o ciclo do carbono acumulado (DUFT *et al.*, 2013).

Dessa forma, a fenotipagem de alto rendimento tem atraído grande atenção nos últimos anos, levando a o desenvolvimento de vários novos protocolos para registrar várias características de plantas de interesse. Fenotipagem de plantas para reprodução e para agricultura de precisão têm requisitos diferentes devido aos diferentes tamanhos das parcelas e campos, as diferentes finalidades e a urgência da ação necessária após a fenotipagem. Enquanto no melhoramento de plantas a fenotipagem é feita em vários milhares de pequenas parcelas principalmente para avaliar para várias características, no cultivo de plantas, a fenotipagem é feita em grandes campos para detectar ocorrência de estresses de plantas e ervas daninhas em um estágio inicial (CHAWADE *et al.*, 2019).

Muitos algoritmos para balanço de energia de superfície baseados em sensoriamento remoto foram desenvolvidos para determinar a evapotranspiração. Esses algoritmos foram desenvolvidos para condições específicas (por exemplo, sensores, uso e manejo de culturas) em que funções e parâmetros empíricos dentro de seus algoritmos concordam com aquelas condições (ALVES *et al.*, 2020). Ainda assim, vê-se que a integração entre modelos espectrais e variáveis agrometeorológicas é pouco explorada na literatura.

É notado que para estudar-se e aplicar-se diferentes metodologias de sensoriamento remoto é preciso identificar-se localmente onde calibrar e aplicar modelos. Isso faz com que os resultados da literatura para áreas com condições edafoclimáticas semelhantes sejam respeitados. Desta forma, toda aplicação terá melhores resultados desde que respeite-se a regionalização da área de estudo.

## Referências

ALVES, E. D. S. et al. Water stress coefficient determined by orbital remote sensing techniques. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 24, n. 12, p. 847-853, 2020.

BARROS, T. et al. Multispectral vineyard segmentation: A deep learning comparison study. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 195, p. 106782, 2022.

BOCCA, F. F.; RODRIGUES, L. H. A.; ARRAES, N. A. M. When do I want to know and why? Different demands on sugarcane yield. **Agricultural Systems**, v. 135, p. 48-56, 2015.

CHAWADE, A. et al. High-Throughput Field-Phenotyping Tools for Plant Breeding and Precision Agriculture. **Agronomy**, v. 9, n. 5, p. 258, 2019.

DUFT, D. G. et al. **Estimação da produtividade dos resíduos da cana-de-açúcar por meio do sensor MODIS**. Foz do Iguaçu: Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 2013.

DUVEILLER, G.; LÓPEZ-LOZANO, R.; BARUTH, B. Enhanced processing of 1-km spatial resolution fAPAR time series for sugarcane yield forecasting and monitoring. **Remote Sensing**, v. 5, p. 1091-1116, 2013.

EVERINGHAM, Y. et al. Advanced satellite imagery to classify sugarcane crop characteristics. **Agronomy for Sustainable Development volume**, v. 27, p. 111-117, 2007.

JINDO, K.; KOZAN, O.; ISEKI, K. Potential utilization of satellite remote sensing for field-based agricultural studies. **Chemical and Biological Technologies in Agriculture**, v. 8, n. 58, 2021.

LUCIANO, A. C. D. S. et al. Empirical model for forecasting sugarcane yield on a local scale in Brazil using Landsat imagery and random forest algorithm. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 184, p. 106063, 2021.

MOLIJN, R. A. et al. Sugarcane productivity mapping through C-band and L-band SAR and optical satellite imagery. **Remote Sensing**, v. 11, p. 1109, 2019.

MUIR, J.; ROBSON, A.; RAHMAN, M. M. Using Satellite Imagery to Predict Cane Yield and Variability. **Research UNE**, 2018.



ORÉ, G. et al. Predicting Sugarcane Harvest Date and Productivity with a Drone-Borne Tri-Band SAR. **Remote Sensing**, v. 1734, p. 147, 2022.

RAHMAN, M. M.; ROBSON, A. Integrating Landsat-8 and Sentinel-2 Time Series Data for Yield Prediction of Sugarcane Crops at the Block Level. **Remote Sensing**, v. 12, p. 1313, 2020.

SOUZA, K. X. S. D. et al. Agricultura digital: definições e tecnologias. In: CNPTIA **Introdução. Tecnologias digitais. Organização, representação e acesso à informação. Modelagem matemática e estatística. Inteligência artificial. Sensores e estudo da terra. Tecnologias convergentes. Considerações finais.** [S.l.]: [s.n.], 2020.

WALTER, A. et al. Brazilian sugarcane ethanol: developments so far and challenges for the future. **WIRES Energy and Environment**, v. 3, n. 1, p. 70-92, 2014.

## **2. REGIONALIZAÇÃO DAS ÁREAS PRODUTORAS DE CANA-DE-AÇÚCAR NO CENTRO-SUL DO BRASIL ATRAVÉS DE ZONEAMENTO AGROCLIMÁTICO E COMPORTAMENTO DE ÍNDICE DE VEGETAÇÃO**

### **2.1. INTRODUÇÃO:**

A produção de cana-de-açúcar no Brasil aumentou de maneira bastante intensa nos últimos vinte anos por conta da expansão dos motores flex e o aumento da mistura do etanol na gasolina de maneira constante (PICOLI; MACHADO, 2021). Esse aumento na produção deveu-se a uma grande expansão na área plantada e esse aumento da área plantada em um curto espaço de tempo não garantiu que os canaviais ocupassem os melhores solos e zonas climáticas favoráveis (SPERA; VANWEYA; JACK, 2017).

A produtividade máxima potencial da cana-de-açúcar varia de acordo com o clima, o solo e os fatores de manejo (DIAS; SENTELHAS, 2018). A modelagem é capaz de simular de forma bastante fiel o clima e o solo, porém o manejo é uma variável não tão simples de se capturar em escala regional, desta forma, encontrar alternativas para tal é essencial para um melhor aproveitamento do mesmo (DIAS *et al.*, 2021).

O entendimento dos potenciais produtivos é algo muito importante para os produtores, investidores, tomadores de decisão e governantes para poderem guiar investimentos e subsidiar as produções com as melhores práticas para cada região (SPAROVEK *et al.*, 2007). Antes de implantar um novo projeto é necessário que se conheça o potencial de produção daquela área e o histórico de produção dela, desde que essa já tenha um histórico produtivo na área.

Ao longo dos últimos anos as mudanças climáticas globais vêm trazendo alguns eventos climáticos extremos e alterações na dinâmica climática em patamares não registrados historicamente. Para cana-de-açúcar é preciso revisitar os modelos e zoneamentos históricos da cultura e entender se as mudanças climáticas foram responsáveis por uma alteração na dinâmica espacial da produção (SILVA *et al.*, 2021).

O zoneamento de áreas não somente para fins legais e políticos como o ZAE (Zoneamento Agroecológico de Cana-de-Açúcar), mas também para um olhar mais sustentável como de Hernandez *et al.* (2021) são essenciais para o desenvolvimento da cultura de maneira organizada, porém economicamente ainda faltam materiais que organizem o território de forma a garantir a produção o retorno que ele precisa.

A forma com que a cana-de-açúcar se desenvolve é crucial identificar quando esse canavial é plantado, colhido e quando atinge seu pico vegetativo. Utilizar-se de séries temporais de índices de vegetação de satélites de alta resolução temporal é uma forma eficaz de caracterizar essas diferenças entre plantas e locais de produção (RUDORFF *et al.*, 2009).

Desta forma, o objetivo desse trabalho foi criar regiões para avaliações através de um zoneamento de produção agroclimático com caráter produtivo e séries temporais de índices de vegetação para o Centro-Sul do Brasil e criar áreas homogêneas de produção para futuros estudos.

## 2.2. CONCLUSÃO

Com esses mapas é possível não somente avaliar a produção atual e a implicação do potencial delas, mas também planejar de maneira mais assertiva a expansão do setor.

Comparando os resultados foi possível observar que para um cenário mais conservador pode-se adotar o mapa com pesos diferentes como o padrão, porém para um cenário mais arrojado o mapa com pesos iguais faz mais sentido porque traz o ponto da discussão do manejo à modelagem tradicional. Utilizar essa variável faz com que seja uma garantia de boas práticas ou não para o jogo. Em decisões financeiras essas práticas muitas vezes não são levadas em conta e podem inviabilizar projetos que podem parecer viáveis à primeira vista.

A regionalização mostra um novo horizonte para futuros trabalhos que precisem aplicar técnicas de aprendizado estatístico através de sensoriamento remoto para a cana-de-açúcar no país.

Este trabalho mostra que é possível entender o potencial de produção regional através de uma modelagem espacial e que essa modelagem pode ser revisitada constantemente usando

um histórico mais recente, garantindo que as mudanças climáticas globais não interfiram no zoneamento.

## REFERÊNCIAS

- ADAMI, M. et al. A web platform development to perform thematic accuracy assessment of sugarcane mapping in South-Central Brazil. **Remote Sensing**, p. 3201-3214, 2012.
- BOSILOVICH, M. G. et al. Atmospheric Water Balance and Variability in the MERRA-2 Reanalysis. **Journal of Climate**, p. 1177-1196, 2017.
- DELGADO-ROJAS, J. S.; BARBIERI. Modelo agrometeorológico de estimativa da produtividade da cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, 1999.
- DIAS, H. B. et al. Sugarcane yield future scenarios in Brazil as projected by the APSIM-Sugar model. **Industrial Crops and Products**, v. 171, 2021.
- DIAS, H.; SENTELHAS, P. Sugarcane yield gap analysis in Brazil - A multi-model approach for determining magnitudes and causes. **Teh Science of the Total Environment**, v. 638, p. 1127-1136, 2018.
- DOORENBOS, J.; KASSAM, A. H. Yield response to water. **Irrigation and Drainage**, v. FAO 33, p. 172, 1979.
- GRZEGOZEWSKI, D. M. et al. Mapping soya bean and corn crops in the State of Paraná, Brazil, using EVI images from the MODIS sensor. **International Journal of Remote Sensing**, p. 1257-1275, 2016.
- HERNANDES, T. A. D. et al. Identifying suitable areas for expanding sugarcane ethanol production in Brazil under conservation of environmentally relevant habitats. **Journal of Cleaner Production**, v. 292, 2021.
- MAPBIOMAS, P. Coleção 5.0 da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso de Solo do Brasil, 2021. Acesso em: 22 jan. 2021.
- MARIN, F. R. et al. Prospects for Increasing Sugarcane and Bioethanol Production on Existing Crop Area in Brazil. **BioScience**, v. 66, p. 307-316, 2016.
- MONTEIRO, L. A.; SENTELHAS, P. C. Potential and Actual Sugarcane Yields in Southern Brazil. **Sugar Tech**, p. 264-276, 2014.
- MONTEIRO, L. A.; SENTELHAS, P. C. Sugarcane yield gap: can it be determined at national level with a simple agrometeorological model? **Crop and Pasture Science**, v. 68, n. 3, 2017.
- PICOLI, M. C. A.; MACHADO, P. G. Land use change: the barrier for sugarcane sustainability. **Biofpr**, 2021.
- PRADO, H. D. **Pedologia Fácil - Aplicações em solos tropicais**. 4a. ed. Piracicaba: Fundag, 2013.
- RUDORFF, B. F. T. et al. Temporal series of EVI/MODIS to identify land converted to sugarcane. **009 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, p. 252-255, 2009.
- SAKAMOTO, T. et al. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, p. 366-374, 2005.

SANTOS, H. G. D. et al. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 18. ed. Rio de Janeiro: [s.n.], 2018.

SILVA, G. J. D. et al. Aptitude of areas planned for sugarcane cultivation expansion in the state of São Paulo, Brazil: a study based on climate change effects. **Agriculture, Ecosystems and Environment**, v. 107, n. 64, p. 305, 2021.

SPAROVEK, G. et al. Sugarcane ethanol production in Brazil: an expansion model sensitive to socioeconomic and environmental concerns. **Biofpr**, v. 1, n. 4, p. 270-282, 2007.

SPERA, S.; VANWEYA, L.; JACK, M. The drivers of sugarcane expansion in Goiás, Brazil. **Land Use Policy**, v. 66, p. 111-119, 2017.

THORNTHWAITE, C. W. A Re-examination of the Concept and Measurement of Potential Evapotranspiration. **Publications in Climatology**, v. 7, p. 200-209, 1955.

WHITE, J. W. et al. Evaluation of Satellite-Based, Modeled-Derived Daily Solar Radiation Data for the Continental United States. **Agronomy Journal**, p. 1242-1251, 2011.

### **3. POTENCIAL DO ALGORITMO RANDOM FOREST PARA SEPARAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS MORFOLÓGICAS DE CANA-DE-AÇÚCAR ATRAVÉS DE IMAGENS DO SATÉLITE SENTINEL-2**

#### **3.1. INTRODUÇÃO**

A cana-de-açúcar (*Saccharum officinarum* L.), onde o Brasil atualmente é o maior produtor mundial, com safra 2022/23 estimada em 596,1 milhões de toneladas, fornece os mais variados produtos como açúcar, bagaço, produção de energia e etanol (CONAB, 2022). Para manter a importância e pioneirismo, é realizada pesquisa e desenvolvimento relacionado ao crescimento da produtividade da cana-de-açúcar, incluindo melhoramento genético de variedades para otimizar o teor de sacarose, aumentar a tolerância à seca, e facilitar a aquisição de etanol e biomassa na indústria, resultando em novas variedades que se adaptam a diferentes solos e climas para posteriormente serem disponibilizados para plantios em larga escala, permitindo ao agricultor selecionar a variedade que mais se adequa a sua região e necessidade de resistência a doenças da cultura (MORAIS et al., 2015).

O uso do sensoriamento remoto para discriminação de características morfológicas da cana-de-açúcar é baseado no fato de que a variedade precisa ter um padrão espectral próprio devido às características físicas (SANDOVAL et al., 2011). A identificação de variedades se expandiu devido à disponibilidade de novos sistemas de satélites capazes de registrar muitas bandas do espectro, potencialmente identificando mudanças sutis na clorofila, teor de água, lignina/celulose, nitrogênio e outros (GALVÃO et al. 2005). A identificação de variedades de cana-de-açúcar por sensoriamento remoto é necessária para reduzir o tempo de identificação em campo e identificar variedades não certificadas também para monitorar a adoção de novas variedades (FORTES; DEMATE, 2005).

Além disso, a importância do monitoramento e discriminação das variedades de cana-de-açúcar, com base na lei n. 9.456, de 25 de abril de 1997, de Proteção às Cultivares do Brasil (LPC) MAPA (1998), possibilita que os especialistas em melhoramento de plantas protejam suas novas variedades com a aquisição de direitos sobre elas. Assim, são desenvolvidos métodos de acompanhamento do desenvolvimento das culturas, proporcionando a vantagem do monitoramento em tempo real sem a necessidade de deslocamento físico. Como exemplo disso temos a popularização dos métodos de sensoriamento remoto, cada vez mais utilizados por especialistas aplicados na agricultura.

Enquanto o sensoriamento remoto tem sido usado principalmente para mapear áreas de cana-de-açúcar (LUCIANO et al., 2019; RUDORFF et al., 2010; XAVIER et al., 2006) e o estado da vegetação da cana-de-açúcar, feito por Atzberger (2013), também pode ser usado na previsão de variedades. Recentemente, a grande variedade de sensores de satélite e as técnicas avançadas de processamento de dados melhoraram o processo de obtenção de informações sobre as culturas, como índice de área foliar, biomassa e dados fenológicos (LUCIANO et al., 2019).

O uso do sensoriamento remoto tem sido amplamente aplicado devido ao fato de poder fornecer dados que permitem a extração de informações atualizadas, além de outros fatores importantes, como salinidade do solo, monitoramento de culturas, aparecimento de queimadas, discriminação entre culturas e variedades, avaliação nutricional, detecção de pragas e doenças, previsões meteorológicas, avaliação das necessidades de água e outros fins (ABDELRAHMAN, 2008).

Vários estudos têm sido realizados com o uso de sensoriamento remoto aplicado em lavouras de cana-de-açúcar com o objetivo de identificar, discriminar ou classificar características morfológicas como variedades. Identificar essas variedades é uma tarefa importante, pois permite acompanhar o crescimento das características fitoterápicas, além da previsão de colheita, permitindo ao produtor selecionar a variedade que melhor se adapta às condições climáticas e de solo encontradas, além de reduzir a incidência de doenças das culturas. Devido a isso, este trabalho apresenta uma revisão de literatura, trazendo trabalhos com pesquisas de discriminação de variedades de cana-de-açúcar, visando verificar o estado da arte para o desenvolvimento de pesquisas futuras.

A variação no desempenho relativo das cultivares entre os ambientes é denominada interação genótipo-ambiente ( $G \times E$ ) e essa interação é um dos três principais componentes da variabilidade em qualquer população. Interações  $G \times E$  são uma velha questão universal, em todos os organismos vivos, que tem sido mal abordada (KANG, 2002). Essas interações muitas vezes complicam o teste e a seleção de genótipos superiores. A presença de interações  $G \times E$  causa diferenças na estabilidade entre os genótipos, reduzindo assim o progresso genético em muitos programas de melhoramento. Para avaliar o desempenho de genótipos em diferentes ambientes, a produtividade média desses genótipos pode ser utilizada. Quando as cultivares são cultivadas em vários locais para testar seu desempenho, suas classificações relativas não geralmente permanecem os mesmos. Isso indica a presença da interação  $G \times E$  (ISSA, 2009). Na reprodução da planta, o tipo mais importante de interação  $G \times E$  é cruzado ou qualitativo, o que implica mudanças nas classificações dos genótipos entre os ambientes (BAKER, 1988).

Com interações não cruzadas, genótipos com médias superiores podem ser recomendados para todos os ambientes. A interação Crossover G x E resulta em complicações quando se trata de melhoramento, seleção e teste de genótipos superiores. As interações cruzadas mostram que diferentes genótipos são adaptados a diferentes ambientes. Esta existência de interações G x E complica a identificação de genótipos superiores para uma variedade de ambientes (ISSA, 2009).

Devido a este cenário, o objetivo principal deste trabalho é avaliar a capacidade do satélite Sentinel-2 em identificar variações morfológicas devido a variedades de cana-de-açúcar em diferentes datas do ano e aplicar o melhor resultado para uma região com as condições ambientais semelhantes como descritas no Capítulo 3.

### **3.2. CONCLUSÃO**

Todos esses são resultados preliminares, mas mostram que o Sentinel-2B e o algoritmo RF apresentaram resultados melhores do que estudos anteriores com imagens multiespectrais (SANDOVAL et al., 2011; GALVÃO et al., 2006; FORTES; DEMATE, 2006). Com uma precisão global de 86% e índice kappa de 81%, o modelo de 13/08/2109 teve um desempenho melhor que os demais, mas uma abordagem multitemporal pode trazer resultados ainda melhores. A observação das variedades quatro teve a precisão superior a 90% e sinaliza que expandir a área de estudo procurando variedades que tenham grandes áreas plantadas a precisão do modelo global pode ser maior. O último ponto é que as bandas 11 e 12 do Sentinel-2 foram as mais importantes para os modelos, o que pode significar que neste comprimento de onda a maioria das variedades tem refletância diferente.

A precisão do modelo aplicado na região de São Carlos manteve o nível dos que foram aplicados na região de treino dele. Isso comprova que utilizar modelos RF em regiões semelhantes às dos treinos traz bons resultados.

O trabalho ainda teve suas limitações por utilizar uma metodologia orientada a pixel. Isso causa uma necessidade computacional bem grande e assim não é possível aplicar para grandes áreas. Como sugestão de trabalhos futuros é possível trazer a metodologia orientada a objeto com as mesmas imagens, datas, bandas e índices que trouxeram os melhores resultados.

Com a definição morfológica dos canaviais, é possível aplicar modelos de estimativa de produtividade mais assertivos, uma vez que a resposta espectral de cada variedade é diferente e interfere nas respostas dos modelos, em especial, os de RF.

### **REFERÊNCIAS**

Abdel-Rahman, E. M., and Ahmed, F. B. The application of remote sensing techniques to sugarcane (*Saccharum* spp. hybrid) production: a review of the literature. **International Journal of Remote Sensing**. 29, p. 3753-3767. 2008.

APAN, A. et al. Detecting sugarcane ‘orange rust’ disease using EO-1 Hyperion hyperspectral imagery. **International Journal of Remote Sensing** , p. 489-498, 2003.

Atzberger, C. Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. **Remote Sens**. 5, 949–981. 2013.

Baker M.J. Differential response to environmental stress. In: Weir, B.S., Eisen, E.J., Goodman, M.M., Namkoong, G. (Eds.). Proceedings of the Second International Conference on Quantitative Genetics. Sinauer Associates, Sunderland, Massachusetts, pp. 492-504. 1988.

Bertrand, D.; P. Courcoux, J.-C. Autran, R. Meritan and P. Robert. "Stepwise canonical discriminant analysis of continuous digitalized signals: application to chromatograms of wheat proteins", **Journal of Chemometrics**, vol. 4, no. 6, pp. 413-427, 1990.

Breiman, L., 2001. Random forests. **Mach. Learn.** 45, 5–32.

CONAB, C. N. de (2018) ‘Acompanhamento da Safra Brasileira Cana-de- açúcar’, V. 4 - SAFRA 2017/18 N.4 - Quarto levantamento | ABRIL 2018.

Cortes, C.; V. Vapnik, "Support-vector networks", **Machine learning**, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, 1995.

Everingham, Y; K. Lowe, D. Donald, D. Coomans and J. Markley, "Advanced satellite imagery to classify sugarcane crop characteristics", **Agronomy for sustainable development**, vol. 27, no. 2, pp. 111-117, 2007.

Fortes, C. and Demattê, J. Discrimination of sugarcane varieties using Landsat 7 ETM+ spectral data. **International Journal of Remote Sensing**, 27(7), pp.1395-1412. 2006.

Galvão, L., Formaggio, A. and Tisot, D. The influence of spectral resolution on discriminating Brazilian sugarcane varieties. **International Journal of Remote Sensing**, 27(4), pp.769-777. 2006.

Gers, C. Relating remotely sensed multi-temporal landsat 7 etm+ imagery to sugarcane characteristics, **Proc S Afr Sug Technol Ass.** Citeseer, pp. 7, 2003.

Gitelson, A., and M. Merzlyak. "Spectral Reflectance Changes Associated with Autumn Senescence of *Aesculus Hippocastanum* L. and *Acer Platanoides* L. Leaves." **Journal of Plant Physiology** 143,1994.

Hastie, T; A. Buja, and R. Tibshirani, “Penalized discriminant analysis,” *The Annals of Statistics*, pp. 73–102, 1995.

Issa, A.B. Genotype by environment interaction and yield stability of maize hybrids evaluated in Ethiopia. MSc. Agric. in the Department of Plant Sciences/Plant Breeding, Faculty of Agriculture and Natural Sciences University of the Free State Bloemfontein, South Africa. 2009.

Johnson, R. A., D. W. Wichern et al., Applied multivariate statistical analysis. Prentice hall Upper Saddle River, NJ, vol. 5, no. 8. 2002.

Kang, M. S., 2002. Genotype-Environment interaction: Progress and Prospects. CAB International, Quantitative Genetics, Genomics and Plant Breeding.



- Kohavi, R., 1995. A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection, in: Appears in the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI).
- Luciano, A.C. dos S., Picoli, M.C.A., Rocha, J.V., Duft, D.G., Lamparelli, R.A.C., Leal, M.R.L.V., Le Maire, G., 2019. A generalized space-time OBIA classification scheme to map sugarcane areas at regional scale, using Landsat images time-series and the random forest algorithm. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 80, 127–136.
- Morais, L. K. de; Cursi, D. E.; Santos, J. M. dos; Sampaio, M.; Camara, T. M. M.; Silva, P. de A.; Barbosa, G. V.; Hoffmann, H. P; Chapola, R. G.; Fernandes, A. R.; Gazaffi, R. Melhoramento genético da cana-de-açúcar. Embrapa Tabuleiros e Costeiros. Documentos, pp. 200, 2015.
- Murtagh F.; A. Heck, Multivariate data analysis. **Springer Science & Business Media**, 2012, vol. 131.
- Neto A. S, D; Lopes, J. Toledo, S. Zolnier and T. Silva, "Classification of sugarcane varieties using visible/near infrared spectral reflectance of stalks and multivariate methods", **The Journal of Agricultural Science**, vol. 156, no. 4, pp. 537-546, 2018.
- Rao, N. R., P; Garg ; S. K. Ghosh, "Development of an agricultural crops spectral library and classification of crops at cultivar level using hyperspectral data", **Precision Agriculture**, vol. 8, no. 4–5, pp. 173-185, 2007.
- Rencher A. C., "A review of "methods of multivariate analysis, second edition",” **IIE Transactions**, vol. 37, no. 11, pp. 1083–1085, 2005.
- Rudorff, B.F.T., de Aguiar, D.A., da Silva, W.F., Sugawara, L.M., Adami, M., Moreira, M.A., 2010. Studies on the rapid expansion of sugarcane for ethanol production in São Paulo state (Brazil) using Landsat data. **Remote Sens.** 2, 1057–1076.
- Sandoval, J.; Gonzales, C.; Murillo, A. Evaluation of Landsat 7 ETM+ Data for Spectral Discrimination and Classification of Sugarcane Varieties in Colombia. **Journal of Agricultural Science and Technology**: 101-107. 2011.
- Schmidt, E.J., G. Narciso, P. Frost, and C. Gers. 2000. Application of remote sensing technology in the sa sugar industry review of recent research findings. **Proc. S. Afr. Sug. Technol. Ass.** 74, 192-200.
- Xavier, A.C., Rudorff, B.F.T., Shimabukuro, Y.E., Berka, L.M.S., Moreira, M.A., 2006. Multi-temporal analysis of MODIS data to classify sugarcane crop. **Int. J. Remote Sens.** 27, 755–768.
- Wright, M.N., Ziegler, A., Ranger : A Fast Implementation of Random Forests for High Dimensional Data in C ++ and R 77. 2017.
- Zha, Y.; Gao, J.; Ni, S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. **International Journal of Remote Sensing, China**, v. 24, n. 3, p.583-594, 23 out. 2001.