



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA
CURSO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA E AMBIENTAL

JOÃO PEDRO JOSÉ FIGUEREDO SILVA

**MONITORAMENTO DO CICLO PRODUTIVO DA CANA-DE-AÇÚCAR
UTILIZANDO IMAGENS ORBITAIS DE ALTA RESOLUÇÃO**

Recife

2026

JOÃO PEDRO JOSÉ FIGUEREDO SILVA

**MONITORAMENTO DO CICLO PRODUTIVO DA CANA-DE-AÇÚCAR
UTILIZANDO IMAGENS ORBITAIS DE ALTA RESOLUÇÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de Engenharia
Agrícola e Ambiental da Universidade
Federal Rural de Pernambuco, como
requisito parcial para obtenção do título
de bacharel em Engenharia Agrícola e
Ambiental.

Orientador (a): Marco Antonio Zanella.

Recife

2026

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE
Bibliotecário(a): Lorena Teles – CRB-4 1774

S586m Silva, João Pedro José Figueredo.
Monitoramento do ciclo produtivo da cana-de-açúcar
utilizando imagens orbitais de alta resolução / João Pedro
José Figueredo Silva. – Recife, 2026.
45 f.; il.

Orientador(a): Marco Antonio Zanella.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) –
Universidade Federal Rural de Pernambuco, Bacharelado
em Engenharia Agrícola e Ambiental, Recife, BR-PE, 2026.

Inclui referências.

1. Sensoriamento remoto. 2. Agricultura de precisão. 3.
Vegetação - Mapeamento. I. Zanella, Marco Antonio,
orient. II. Título

CDD 628

JOÃO PEDRO JOSÉ FIGUEREDO SILVA

**MONITORAMENTO DO CICLO PRODUTIVO DA CANA-DE-AÇÚCAR
UTILIZANDO IMAGENS ORBITAIS DE ALTA RESOLUÇÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de Engenharia
Agrícola e Ambiental da Universidade
Federal Rural de Pernambuco, como
requisito parcial para obtenção do título
de bacharel em Engenharia Agrícola e
Ambiental.

Aprovado em: 08/07/2026

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Marco Antonio Zanella (Orientador)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof. Dr. Emanuel Di Tarso dos Santos Sousa (Examinador Interno)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof. Dr. Amelia Laisy do Nascimento (Examinador Interno)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à Deus, pela força, saúde e sabedoria ao longo da minha caminhada, me permitindo ter resiliência nos meus estudos.

Aos meus pais, Rosangela Figueredo e Mário Alfredo, que são minha base e maior exemplo de força. Agradeço pelo amor incondicional, pelos sacrifícios feitos e pelo incentivo e apoio nas minhas escolhas. A conquista desse diploma é também fruto das suas dedicações e essa vitória é, acima de tudo, de vocês.

Ao meu avô, Severino Alfredo (*In memoriam*), por cada palavra de incentivo, por acreditar no meu potencial mesmo nos momentos de incerteza e por me ensinar, através do seu exemplo de vida e sabedoria, que o conhecimento é o maior patrimônio que podemos carregar.

Aos meus amigos de infância, em especial Joaquim, Michael, Arthur e Robson, os irmãos que a vida me apresentou e que acompanham desde os tempos que o futuro era apenas um plano distante. Obrigado por torceram genuinamente por mim e vibrarem por cada conquista. A nossa parceria é um dos meus maiores orgulhos.

Aos meus amigos da universidade, em especial Brenda e Rayssa, que me ajudaram no início da graduação. Também agradeço à Ana Gabriela, Maria Eduarda, Joel, João Marcelo, Erick, Beatriz, Hortência e Giovana, meus companheiros na jornada acadêmica, obrigado pelos momentos, risadas, apoio e por fazerem o processo ser mais leve. Passar essa jornada ao lado de vocês fez toda a diferença e levo essa amizade para além da universidade.

Aos meus orientadores, Marco Antonio Zanella e Elvira Maria Régis Pedrosa, pela paciência, dedicação e orientação durante a graduação. Também agradeço aos professores, Emanuel Di Tarso Santos Sousa e Daniella de Moura Bezerra Amorim Notaro, por serem inspiração e incentivarem minha jornada acadêmica.

Por fim, a todos os amigos, colegas de turma e profissionais que contribuíram para a realização deste sonho. A todos vocês, o meu mais sincero obrigado.

RESUMO

A cana-de-açúcar é uma das culturas de maior relevância para o agronegócio brasileiro, destacando-se na produção de açúcar e etanol. Foram produzidas 43,92 milhões de toneladas de açúcar, onde 35,11 milhões de toneladas foram exportadas. Em relação ao etanol, foram produzidos 37,25 milhões de metros cúbicos, onde 1,73 milhões de metros cúbicos foram destinados à exportação. A agricultura tem diversos desafios, como as mudanças climáticas e aumento da população mundial, necessitando a produção de alimentos em maior escala e quantidade. Nesse contexto, técnicas de agricultura de precisão como o sensoriamento remoto se faz indispensável para aumentar a produtividade agrícola. O objetivo do trabalho foi o processamento e análise dos índices de vegetação calculados a partir de imagens orbitais durante um período do ciclo produtivo da cana-de-açúcar. O estudo foi realizado na Estação Experimental de Cana-de-açúcar de Carpina (EECAC), no município de Carpina-PE, Brasil. Foram coletados no campo dados de altura, diâmetro de colmo, número de perfilhos e índices de clorofila A, clorofila B e clorofila total (Clorofila A + Clorofila B) com auxílio de um clorofilômetro digital (ClorofiLOG® Falker) modelo CFL1030, em uma área experimental de 1,8 hectares. Foram obtidas imagens de satélites da Planet Scope, que fornecem dados com diferentes bandas espectrais. As imagens possibilitaram calcular índices de vegetação como NDVI, EVI, GNDVI e NDRE, permitindo uma análise da variabilidade espacial e temporal do desenvolvimento da cana-de-açúcar. Os resultados indicam que os índices de vegetação, especialmente o NDVI, permitiram o acompanhamento do desenvolvimento da cultura no período analisado, refletindo a variabilidade temporal das condições de desenvolvimento. O NDRE apresentou maior resposta espectral compatível com a fase de maturação da cultura e o GNDVI apresentou melhor desempenho na detecção da clorofila em comparação com os demais índices. A relação entre as variáveis espectrais e atributos da planta não foram significativos durante a fase de desenvolvimento da cana-de-açúcar analisada, necessitando avaliações futuras em outras fases do ciclo produtivo.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto; Agricultura de precisão; Índices de vegetação.

ABSTRACT

Sugarcane is one of the most relevant crops for Brazilian agribusiness, prominent in sugar and ethanol production. A total of 43.92 million tons of sugar were produced, of which 35.11 million tons were exported. Regarding ethanol, 37.25 million cubic meters were produced, with 1.73 million cubic meters destined for export. Agriculture faces several challenges, such as climate change and global population growth, requiring food production on a larger scale and in greater quantities. In this context, precision agriculture techniques such as remote sensing are indispensable to increase agricultural productivity. This study aimed to develop a sugarcane monitoring system using multispectral satellite imagery. The study was conducted at the Estação Experimental de Cana-de-açúcar de Carpina (EECAC), in the municipality of Carpina-PE, Brazil. Field data on height, culm diameter, number of tillers, and chlorophyll A, chlorophyll B, and total chlorophyll (Chlorophyll A + Chlorophyll B) indices were collected using a digital chlorophyll meter (ClorofiLOG® Falker, model CFL1030) in an experimental area of 1.8 hectares. Satellite images from PlanetScope were obtained, which provide data with different spectral bands. The images enabled the calculation of vegetation indices such as NDVI, EVI, GNDVI, and NDRE, allowing an analysis of the spatial and temporal variability of sugarcane development. The results indicate that the vegetation indices, especially NDVI, enabled the monitoring of the crop development cycle, reflecting the temporal variability of growth conditions. NDRE showed a greater spectral response compatible with the crop maturation stage, and GNDVI showed better performance in chlorophyll detection compared to the other indices. The relationship between spectral variables and plant attributes was not significant during the analyzed sugarcane development phase, necessitating future evaluations in other phases of the production cycle.

Keywords: Remote sensing; Precision agriculture; Vegetation indices.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	8
2. OBJETIVOS.....	11
2.1. Geral.....	11
2.2. Específico.....	11
3. REVISÃO DE LITERATURA.....	12
3.1. Índices de vegetação.....	12
3.2. Desenvolvimento da cana-de-açúcar.....	13
3.3. Análise Estatística.....	14
Tabela 1 - Níveis de correlação de Pearson.....	15
4. METODOLOGIA.....	16
4.1. Área de estudo.....	16
4.2. Dados de campo.....	17
4.3. Imagens Orbitais.....	17
4.4. Processamento dos dados.....	19
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	22
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	39
7. REFERÊNCIAS.....	40

1. INTRODUÇÃO

A cana-de-açúcar é uma das culturas de maior importância para o agronegócio brasileiro. De acordo com a Conab (Companhia Nacional de Abastecimento), durante a safra 2025/2026 foram produzidos 673,28 milhões de toneladas de cana-de-açúcar, plantadas em 8,95 milhões de hectares e com uma produtividade média de 75,18 toneladas por hectare (t/ha) (CONAB, 2025). De acordo com o IBGE (2024), o valor de produção para a cultura foi de 104,97 bilhões de reais.

A partir da cana-de-açúcar são produzidos o açúcar e o etanol. Segundo a UNICAdata (2025), na safra 2024/2025 foi estimada a produção de 43,92 milhões de toneladas de açúcar, em que 35,11 milhões de toneladas foram destinadas à exportação. Já em relação ao etanol, foram produzidos 37,25 milhões de metros cúbicos, onde 1,73 milhões de metros cúbicos foram exportados. Os dados reforçam a relevância do produto para o Brasil, onde além das matérias primas, são gerados empregos e energia, influenciando nos setores econômico, social e ambiental.

Segundo dos Santos, Carvalho e Mustin (2025), a cana-de-açúcar é produzida em regiões tropicais e subtropicais ao redor do mundo, tendo uma grande relevância na demanda global por energia renovável. Oliveira (2020) destaca que o Brasil mantém a liderança no ranking de produção de açúcar e etanol vindos da cana-de-açúcar, sendo responsável pela produção de 20% da produção mundial de açúcar e 88% do etanol global, tendo 34% da cana-de-açúcar mundial até 2027.

No Brasil a cultura da cana-de-açúcar é cultivada nas regiões Nordeste, com área de 920 mil hectares, produção de mais de 57 milhões de toneladas e produtividade média de quase 63 toneladas por hectare (t/ha), no Centro-Oeste em 1,8 milhão de hectares, mais de 148 milhões de toneladas produzidas e produtividade média de mais de 80 t/ha, no Sudeste em 5,4 milhões de hectares, produzindo 434,5 milhões de toneladas, com produtividade média de 80,6 t/ha, e no sul com área de 491 mil hectares, 33,8 milhões de toneladas produzidas e produtividade média de quase 69 t/ha (EMBRAPA, 2025).

Como destacam Silva e Silva-Mann (2020) para acompanhar o crescimento populacional e a demanda por alimentos que vem da agricultura, é exigida uma

produção agrícola cada vez mais eficiente, visto que os recursos naturais estão cada vez mais escassos.

Crispim, Bleicher e Baldicera (2024) destacam que precisamos manter uma renovação constante dos meios de produção, especialmente as tecnologias digitais, que utilizam drones, Internet das Coisas (IoT) e imagens de satélite para uma melhor eficiência, motivados pela demanda do crescimento populacional e por uma agricultura mais sustentável e eficiente, desempenhando papel crucial na economia do país.

Nesse contexto de produção de alimentos cada vez maior utilizando o mínimo de recursos naturais possíveis, são aplicadas tecnologias de Agricultura de Precisão (AP) no campo. Silva e Silva-Mann (2020) define a AP como um conjunto de técnicas para o gerenciamento agrícola, com o objetivo de otimizar o uso de água, fertilizantes, defensivos, entre outros, levando em consideração a variabilidade espacial e temporal do terreno.

Nesse sentido, uma das tecnologias utilizadas da Agricultura de Precisão é o sensoriamento remoto, onde são utilizadas imagens de satélite para o monitoramento da saúde das lavouras sem precisar ir fisicamente à lavoura. A adoção de técnicas como o sensoriamento remoto contribui para o uso de recursos naturais de forma adequada, além de insumos, como fertilizantes e defensivos na exata quantidade necessária (Mashori *et al.*, 2026).

Estudos indicam que o sensoriamento remoto aplicado à cultura da cana-de-açúcar vem crescendo nos últimos anos. Suwanlee *et al.* (2024) fez estimativas da biomassa e estoque de carbono utilizando séries temporais de dados do Sentinel-1 e Sentinel-2 entre 2018 e 2021. Vasconcelos *et al.* (2025) fez estimativas da produtividade da cana-de-açúcar utilizando índices de vegetação derivados de satélites e variáveis ambientais. Já dos Santos *et al.* (2022) utilizou dados dos satélites Sentinel-2 e Landsat-8 junto a algoritmos de aprendizado de máquina para estimar a evapotranspiração da cultura da cana-de-açúcar.

Dengia *et al.* (2023) explica que o acesso às lavouras para monitoramento se torna inviável devido a alta densidade das copas das plantas da cana-de-açúcar, além disso, possuem perigos, como aracnídeos e cobras venenosas, fazendo o sensoriamento remoto uma ferramenta eficaz, permitindo o acompanhamento da

saúde da plantação de forma segura. Dessa forma, o presente trabalho se propõe a utilizar o sensoriamento remoto por meio de índices de vegetação aplicados à cana-de-açúcar, buscando entender como essa ferramenta pode auxiliar no monitoramento do ciclo da cultura.

2. OBJETIVOS

2.1. Geral

- Aplicação e avaliação de índices de vegetação calculados a partir de imagens multiespectrais de satélites para a cultura da cana-de-açúcar.

2.2. Específico

- Analisar a variabilidade espacial e temporal das condições de desenvolvimento da cana-de-açúcar a partir das imagens multiespectrais obtidas;
- Avaliar a correlação espacial entre as variáveis obtidas por meio das imagens multiespectrais e atributos da planta.

3. REVISÃO DE LITERATURA

3.1. Índices de vegetação

Os índices de vegetação visam evidenciar o comportamento espectral da vegetação, avaliando o seu vigor e dinâmica. Foram desenvolvidos para extrair e caracterizar a vegetação utilizando imagens de satélite, sendo consideradas uma das principais ferramentas para o monitoramento e gerenciamento de plantas, podendo detectar mudanças na cobertura vegetal de forma rápida e com menores custos de operação (Barros, Farias e Marinho, 2020).

Souza, Giongo (2022) explica que os índices de vegetação minimizam os efeitos da topografia por trabalhar em uma escala linear, que varia de -1 a +1. Quanto mais próximo de +1 representa maior densidade vegetal, 0 significa um valor para chão descoberto e valores negativos representam superfícies com água. Isso permite identificar o estágio de desenvolvimento da cultura.

O NDVI (do inglês: *Normalized Difference Vegetation Index*) é o índice de vegetação mais aplicado na avaliação de saúde e densidade das plantas, sendo calculado a partir da diferença normalizada entre a banda NIR (infravermelho próximo) e a banda do vermelho (Silva *et al.*, 2024). Conforme explica Silva (2020), o NDVI é um método com alta sensibilidade para avaliação espacial e temporal da densidade da vegetação. De Souza e Giongo (2022) evidenciam o uso desse índice, pelo elevado detalhamento das plantas fotossinteticamente ativas e diferenciação das demais coberturas do solo.

Apesar do NDVI ser um dos mais utilizados, ele pode sofrer com interferências como a reflectância do solo e efeitos da atmosfera. Com isso, o EVI (do inglês: *Enhanced Vegetation Index*) demonstra uma maior capacidade de capturar propriedades da vegetação quando comparado com o NDVI, pois os efeitos do solo e atmosfera são minimizados (Dutra *et al.*, 2025).

Dutra *et al.* (2025) indica que o índice NDRE (do inglês: *Normalized Difference Red Edge Index*) apresenta uma estabilidade maior na detecção da clorofila no início e no fim da floração em relação ao NDVI. Esse comportamento acontece por que o pigmento da clorofila é mais refletido na banda *Red Edge* do que na banda Vermelho.

Segundo Silva *et al.* (2024), o GNDVI (do inglês: *Green Normalized Difference Vegetation Index*) é considerado um índice para detecção de clorofila, pois indica maior atividade fotossintética das plantas, pois a onda verde é mais sensível à variações nas plantas. Dessa forma, é indicado a utilização desse índice nos estágios finais de desenvolvimento da cultura, sendo mais eficaz no monitoramento de mudanças na cultura como doenças ou falta de nutrientes.

Em relação aos índices de imagens RGB, que têm a vantagem de terem menor custo em relação às imagens multiespectrais, o NGRDI (do inglês: *Normalized Green Red Difference Index*) se destaca utilizando a banda verde e vermelho para ser calculado. Com isso, o índice de vegetação mais comum a partir de imagens RGB é o NGRDI. (Sulaiman *et al.*, 2024) e é utilizado principalmente para estimativas de fração de vegetação e de biomassa verde (Vieira *et al.*, 2020).

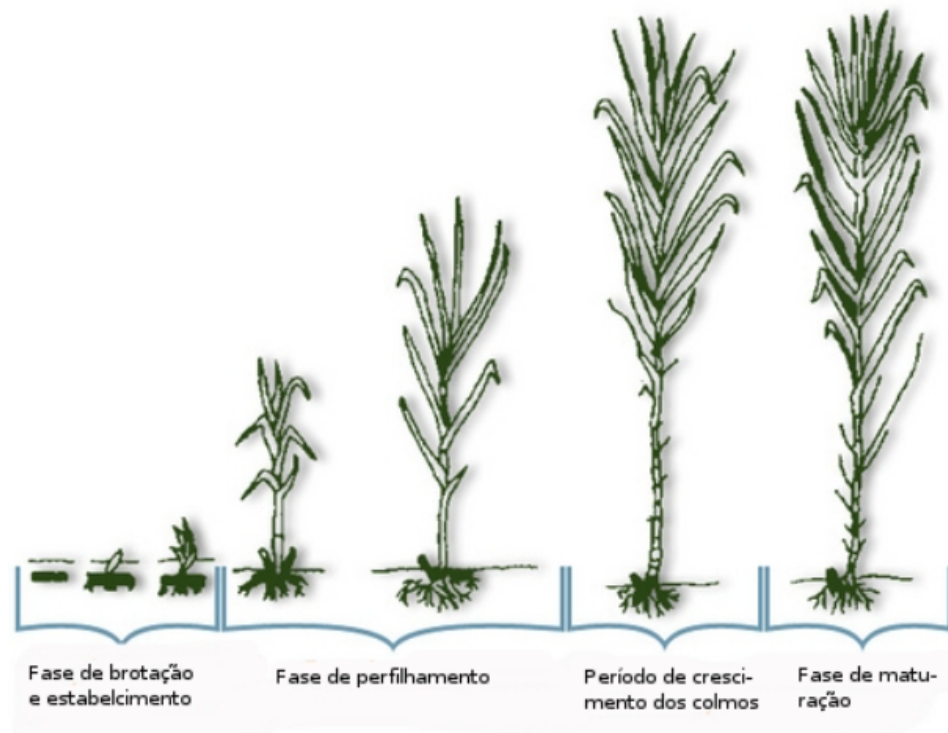
3.2. Desenvolvimento da cana-de-açúcar

A cultura da cana-de-açúcar possui quatro estágios fenológicos, iniciando na brotação, onde ocorre a emergência do broto, passando para o perfilhamento, onde acontece o aparecimento de diversos colmos a partir do broto principal, chegando ao crescimento dos colmos, onde eles se desenvolvem e acumulam biomassa e por fim, a maturação, apresentando diminuição da atividade fotossintética e acúmulo de sacarose (Yang *et al.* 2025).

Segundo a Embrapa (2022), a etapa de brotação ocorre no período de 20 a 30 dias após o plantio, primeiramente com o crescimento das raízes iniciais e aparecimento das primeiras folhas. Após essa etapa, inicia o perfilhamento no período de 20 a 30 dias após o crescimento do colmo principal, com formação de touceira, até a cobertura do solo pelas folhas das plantas.

Com o fim do perfilhamento, os colmos mantêm seu desenvolvimento e iniciam o crescimento, ganhando altura e acumulando açúcar na base, até atingir a altura máxima. A maturação inicia ainda na fase final do crescimento dos colmos, onde o acúmulo de açúcar passa a acontecer também na altura média das plantas, ocorrendo o amarelamento e seca das folhas, até o completo depósito de açúcar ao longo dos colmos da planta, atingindo o ponto de colheita (EMBRAPA, 2022). A figura 1 apresenta as fases de desenvolvimento da cana-de-açúcar.

Figura 1 - Fases de desenvolvimento da cana-de-açúcar.



Fonte: Embrapa, 2022.

3.3. Análise Estatística

O Índice de Moran Global é uma medida muito utilizada para mensurar a diferença entre valores de atributos relacionados com localizações espaciais e são aplicados geralmente em unidades de área que estejam associados atributos racionais ou de intervalo, expressando a matriz de vizinhança (Luzardo, Filho e Rubim, 2017).

Segundo Saboya e Kretzer (2024) o Índice de Moran Global não costuma trabalhar com duas variáveis distintas, mas sim de uma variável localizada em cada unidade espacial ou em unidades espaciais vizinhas, medindo o grau de semelhança entre essas variáveis.

Filho *et al.* (2014) explica que a correlação indica a relação linear entre variáveis, normalmente representadas por “x” e “y”, em que mede tanto a direção quanto a intensidade da relação linear entre essas duas variáveis quantitativas. O coeficiente de correlação de Pearson, representado pela letra “r”, varia seus valores

entre -1 e 1, em que direção é indicada pelos sinais positivo ou negativo e a intensidade é indicada pelo valor absoluto da correlação.

Nesse sentido, quando existe associação entre os dados, valores mais próximos de 1 indicam uma associação mais forte entre as variáveis e diretamente proporcional, enquanto quanto mais perto de 0 indica menor nível de relação entre as variáveis. A correlação com valor 0 indica que não existe correlação entre as variáveis. Já os valores negativos indicam uma relação inversamente proporcional entre as variáveis (Filho *et al.*, 2014). A tabela 1 apresenta os níveis de correlação de Pearson.

Tabela 1 - Níveis de correlação de Pearson.

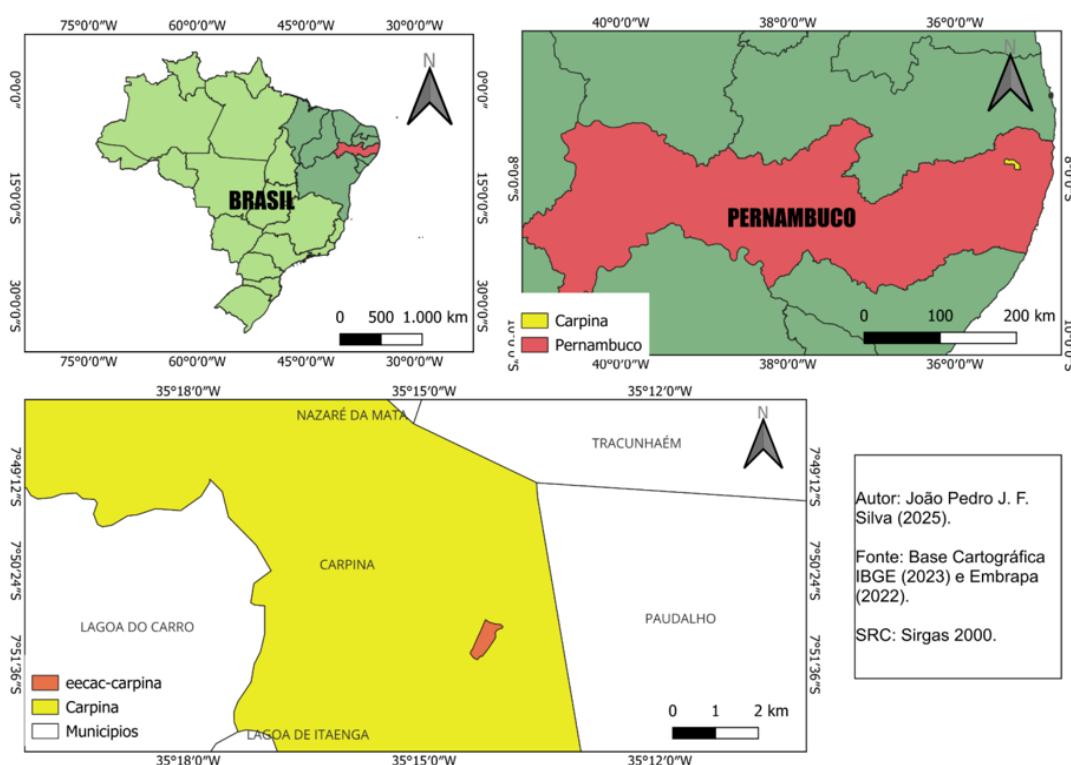
Coefficiente	Relação
0 - 0,19	Muito fraca
0,2 - 0,37	Fraca
0,4 - 0,59	Moderada
0,6 - 0,79	Forte
0,81 - 1	Muito forte

4. METODOLOGIA

4.1. Área de estudo

O estudo foi realizado na Estação Experimental de Cana-de-açúcar (EECAC), no município de Carpina-PE, que possui uma área de ocupação de 261,9 hectares. Na EECAC são conduzidas várias pesquisas relacionadas à cana-de-açúcar e seus derivados, como controle biológico de pragas, melhoramento genético e estudos de novos produtos vindos da cultura. Em Carpina-PE, durante os meses de março à agosto ocorre a maior incidência de chuvas, sendo junho quando acontece os maiores níveis de precipitação. Já de setembro à fevereiro ocorre o menor nível de precipitação (APAC, 2025). A figura 2 mostra a localização da Estação Experimental de Cana-de-açúcar de Carpina.

Figura 2 - Mapa de localização da Estação Experimental de Cana-de-açúcar de Carpina (EECAC).

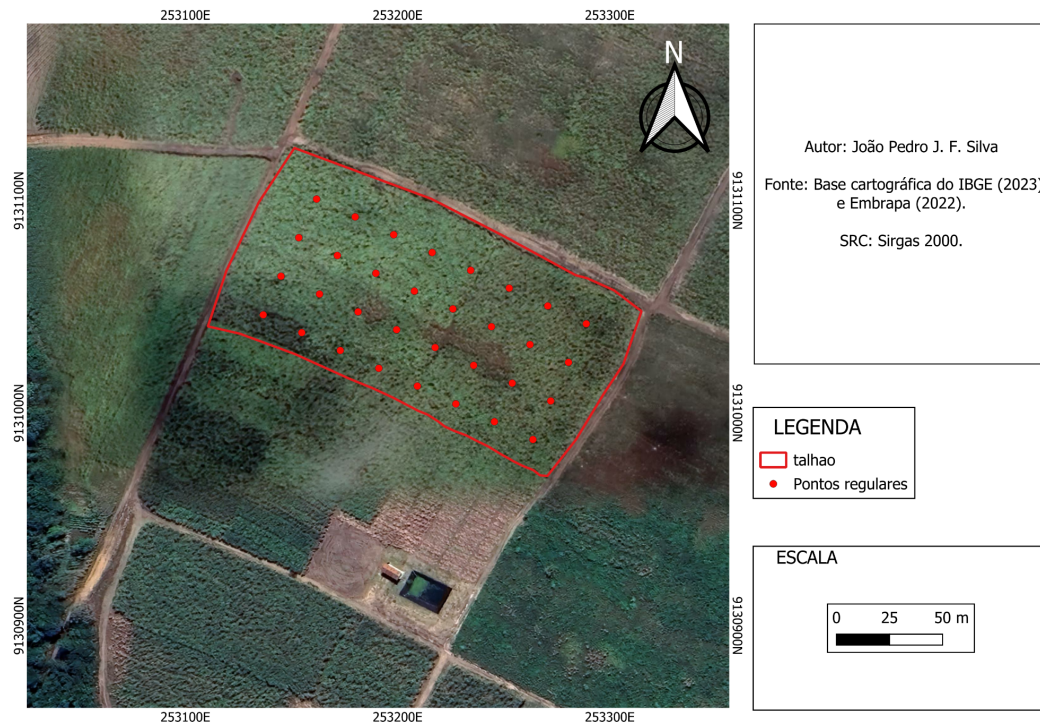


Fonte: Autor, 2025.

Para coletar os dados de campo foi utilizada a área experimental localizada no talhão 4, que possui área de 1,8 hectares. Foi utilizada parte da área do talhão

pois havia outra variedade da cana-de-açúcar sendo cultivada na área inferior. A figura 3 apresenta a área experimental no talhão 4.

Figura 3 - Mapa de localização da área experimental no talhão 4 da Estação Experimental de Cana-de-açúcar de Carpina (EECAC).



Fonte: Autor, 2025.

4.2. Dados de campo

Foram coletados dados sobre a altura, diâmetro do colmo e número de perfilhos nas plantas de cana-de-açúcar, utilizando um paquímetro e trena. Também foi usado um clorofilômetro digital (ClorofiLOG® Falker) modelo CFL1030 para obter índices dos pigmentos de clorofila A, clorofila B e clorofila total (Clorofila A + Clorofila B), sendo realizadas 5 leituras em cada ponto em diferentes folhas das plantas. As coordenadas geográficas foram obtidas em cada ponto de coleta, distribuídos em forma de grade regular de 20 metros x 20 metros, totalizando 32 pontos ao longo do talhão. A coleta dos dados de campo foi realizada na data 17 de março de 2025.

4.3. Imagens Orbitais

As imagens foram adquiridas por um conjunto de satélites da PlanetScope, que fornecem dados de imagens da crosta terrestre. A empresa fornece uma

ferramenta chamada Planet Explorer, que foi utilizada para a pesquisa e análise das imagens multiespectrais. O critério de seleção das cenas foi obter imagens a cada mês e com uma diferença aproximada de 30 dias entre as cenas. As imagens obtidas possuem resolução espacial de 3 metros, 5 bandas espectrais e possuem correção atmosférica. Na tabela 2 são apresentadas as bandas e seus comprimentos de onda das imagens da Planet Scope.

Tabela 2 - Bandas espectrais e seus comprimentos de onda da PlanetScope.

Banda Espectral	Comprimento de onda (nm)
Azul	455 - 515
Verde	500 - 590
Vermelho	590 - 670
<i>Red Edge</i>	697 - 713
Infravermelho Próximo	780 - 860

As imagens foram utilizadas para calcular índices de vegetação como NDVI (do inglês: *Normalized Difference Vegetation Index*), EVI (do inglês: *Enhanced Vegetation Index*), NGRDI (do inglês: *Normalized Green Red Difference Index*), GNDVI (do inglês: *Green Normalized Difference Vegetation Index*) e NDRE (do inglês: *Normalized Difference Red Edge Index*).

O NDVI é calculado a partir da equação (1).

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (1)$$

Em que:

NIR - banda espectral Infravermelho Próximo;

RED - banda espectral Vermelho.

O EVI é calculado a partir da equação (2):

$$EVI = 2,5 \frac{NIR - RED}{NIR + 6RED - 7,5BLUE + 1} \quad (2)$$

Em que:

NIR - banda espectral Infravermelho Próximo;

RED - banda espectral Vermelho;

BLUE - banda espectral Azul.

O NDRE é calculado a partir da equação (3).

$$NDRE = \frac{NIR - RE}{NIR + RE} \quad (3)$$

Em que:

NIR - banda espectral Infravermelho próximo;

RE - banda espectral *Red Edge*.

O GNDVI é calculado a partir da equação (4).

$$GNDVI = \frac{NIR - GREEN}{NIR + GREEN} \quad (4)$$

Em que:

NIR - banda espectral Infravermelho Próximo;

Green - banda espectral Verde.

O NGRDI é calculado a partir da equação (5).

$$NGRDI = \frac{GREEN - RED}{GREEN + RED} \quad (5)$$

Em que:

Green - banda Verde;

Red - banda Vermelho.

4.4. Processamento dos dados

Foi utilizado o programa computacional QGIS versão 3.40.7 para a construção dos índices de vegetação e o software estatístico R para análises estatísticas. Dessa forma, as etapas do processamento de dados são: recorte da área de interesse, cálculo dos índices de vegetação (RGB, NDVI, GNDVI, NGRDI, NDRE, EVI) utilizando o QGIS versão 4.40.7, e por fim, análise espacial e estatística

utilizando a linguagem R para compreensão de padrões espaciais e temporais observados nas imagens multiespectrais.

Para o processamento, análise estatística e visualização dos dados de campo e dos índices espectrais, foram utilizados pacotes na linguagem R com funções específicas que possibilitaram diferentes etapas de análise. Para a leitura de planilhas do Excel (.xlsx) foi usado o pacote `readxl` contendo os dados de campo e índices espectrais derivados das imagens. O pacote `dplyr` foi o principal utilizado para a manipulação e sumarização dos dados, permitindo a aplicação de funções como `summarise`, `select`, `mutate` e `across`. O pacote `tidyr` foi usado para a reestruturação dos conjuntos de dados em diferentes formatos, destacando-se funções como `pivot_longer` e `pivot_wider`.

Já na etapa de visualização, o pacote `ggplot2` foi usado para construção de gráficos de alta qualidade, sendo eles histogramas, boxplots, diagramas de dispersão e ajustes de regressão. O pacote `corrplot` foi utilizado para análise das relações entre variáveis, gerando matrizes de correlação representadas em formato de mapas de calor. Adicionalmente, foram somadas às análises ferramentas de geoprocessamento, para a manipulação dos dados espaciais (coordenadas e operações de interpolação) foi aplicado o pacote `sf`, enquanto o `spdep` foi usado para avaliar a autocorrelação espacial, especialmente no cálculo do teste de Moran. Já em relação aos dados espaciais em formatos vetoriais (pontos, linhas e polígonos) e raster (grades) foi usado o pacote `terra` para sua análise. Para os dados vetoriais, operações geométricas como interseção e buffer foram utilizadas, já para os dados raster foram aplicadas funções locais, globais, focais, geométricas e zonais.

A condução da estatística descritiva tem o objetivo de caracterização da distribuição dos dados de campo e espectrais, identificando tendências gerais e variabilidade entre observações. É esperado nessa etapa evidenciar a variabilidade natural entre plantas, considerando suas variáveis (concentração de clorofilas e atributos de crescimento), além de encontrar valores discrepantes que possam interferir em posteriores análises.

A etapa de visualização tem o objetivo principal a inspeção exploratória dos dados. Os gráficos de variação e distribuição possibilitaram identificar padrões no

conjunto de informações, contribuindo para verificação da consistência dos dados e direcionar futuras análises estatísticas.

O principal objetivo das análises de correlação foi averiguar a relação entre variáveis fisiológicas e índices espectrais. Os resultados são importantes para indicar a viabilidade de aplicar índices espectrais para estimar variáveis biofísicas em campo.

Já as análises espaciais foram realizadas com o objetivo de identificar padrões de autocorrelação e heterogeneidade espacial no campo. É de extrema importância essa informação para desenvolver estratégias de manejo localizado, com recomendações adaptadas e assertivas de acordo com cada área específica do talhão.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A tabela 3 apresenta as características dos dados das variáveis altura, largura e número de perfilhos obtidas em campo.

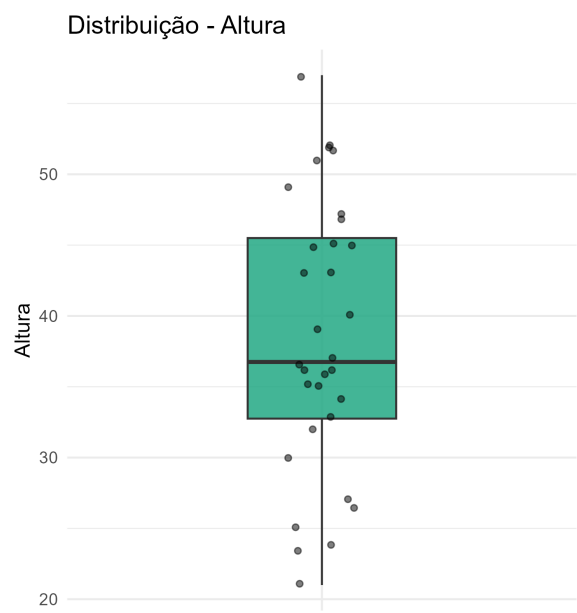
Tabela 3 - Características sobre altura, largura e número de perfilhos das plantas de cana-de-açúcar.

	Altura (cm)	Largura (cm)	Nº de perfilhos
Média	38,56	2,52	6,63
Mediana	36,75	2,49	6,50
Moda	36	1,91	6
Desvio Padrão	9,623	0,528	0,793
Coeficiente de Variação	24,96	20,97	11,97
Intervalo	36	2,25	3
Mínimo	21	1,36	5
Máximo	57	3,61	8

Os dados de campo coletados na Estação Experimental de Cana-de-açúcar de Carpina (EECAC) indicaram variação entre as plantas de cana-de-açúcar no talhão, sendo esperado no estágio inicial em que a cultura se encontrou na época da coleta de dados.

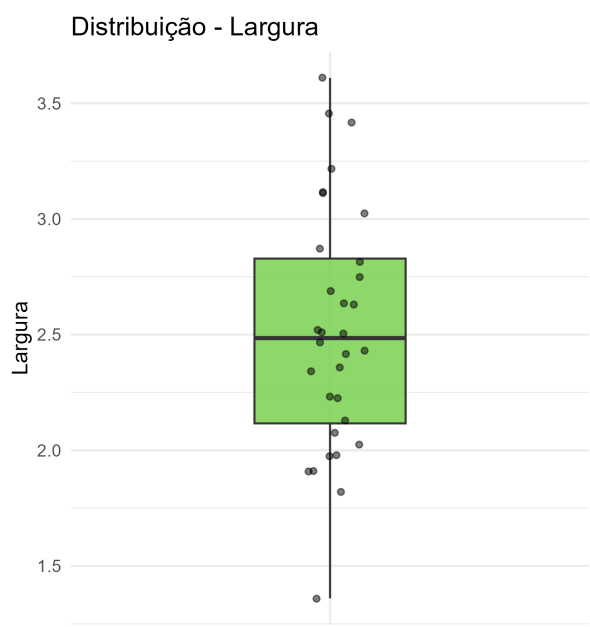
A média da altura das plantas foi 38,56 cm apresentando um desvio padrão de 9,623, indicando que é um atributo com alta variabilidade na área experimental. A média do número de perfilhos foi 6,63, com desvio padrão de 0,793, apresentando uniformidade nesse atributo. Já o diâmetro de colmo médio foi de 2,52 cm e desvio padrão de 0,528, indicando uniformidade nesse aspecto. As figuras 4, 5 e 6 apresentam gráficos boxplot da altura, largura e número de perfilhos, respectivamente.

Figura 4 - Gráfico boxplot da altura obtida em campo das plantas de cana-de-açúcar.



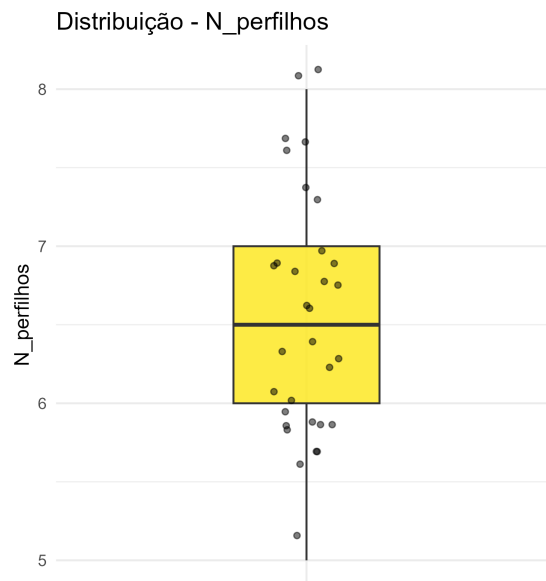
Fonte: Autor, 2025.

Figura 5 - Gráfico boxplot da largura obtida em campo das plantas de cana-de-açúcar.



Fonte: Autor, 2025.

Figura 6 - Gráfico boxplot do número de perfilhos obtido em campo das plantas de cana-de-açúcar.

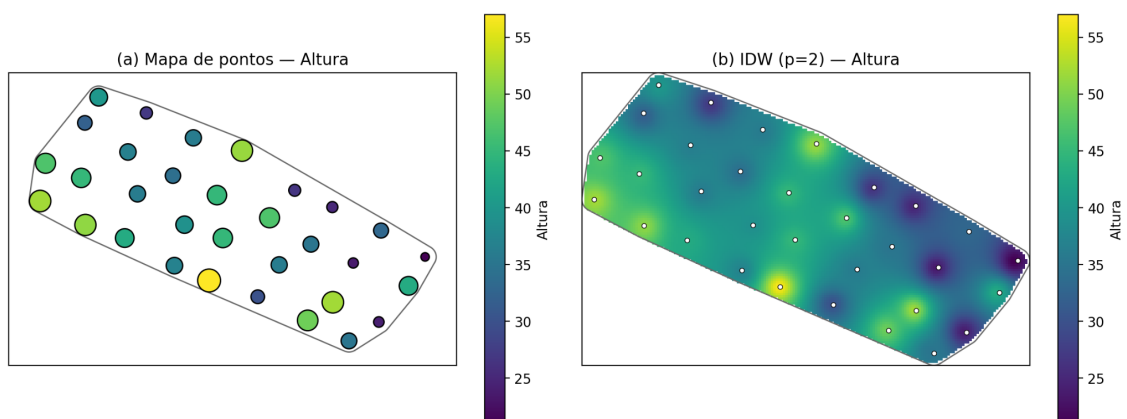


Fonte: Autor, 2025.

Entre as variáveis das plantas a que apresentou maior variação foi a altura, que pode ser explicado pela falta de padronização na colheita, visto que foi realizada de forma manual. Já a largura e número de perfilhos apresentaram dados mais uniformes ao longo da área. As figuras 7, 8 e 9 ilustram a representação espacial da altura, largura e número de perfilhos, respectivamente.

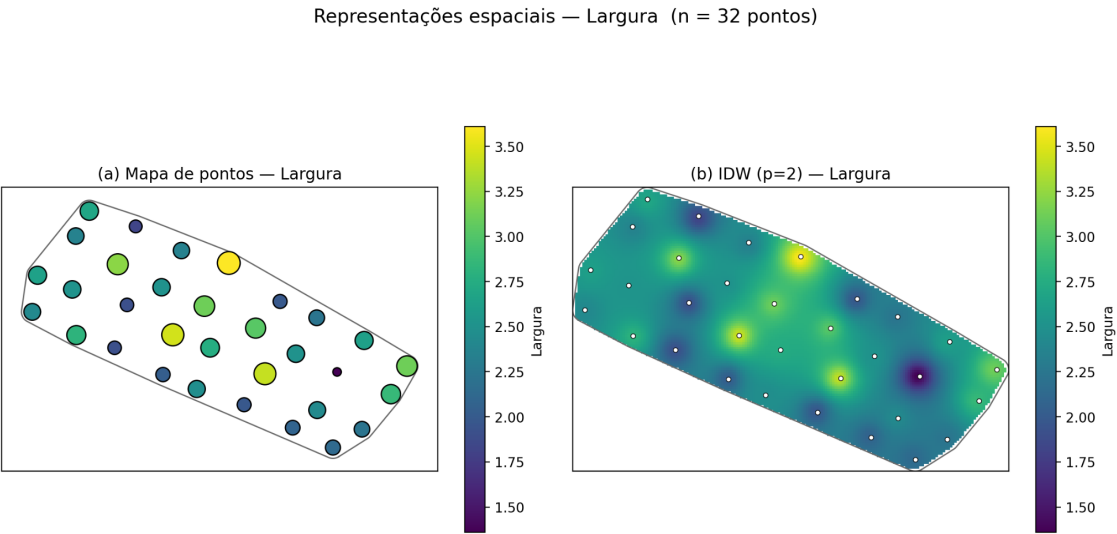
Figura 7 - Representação espacial da altura na área experimental.

Representações espaciais — Altura (n = 32 pontos)



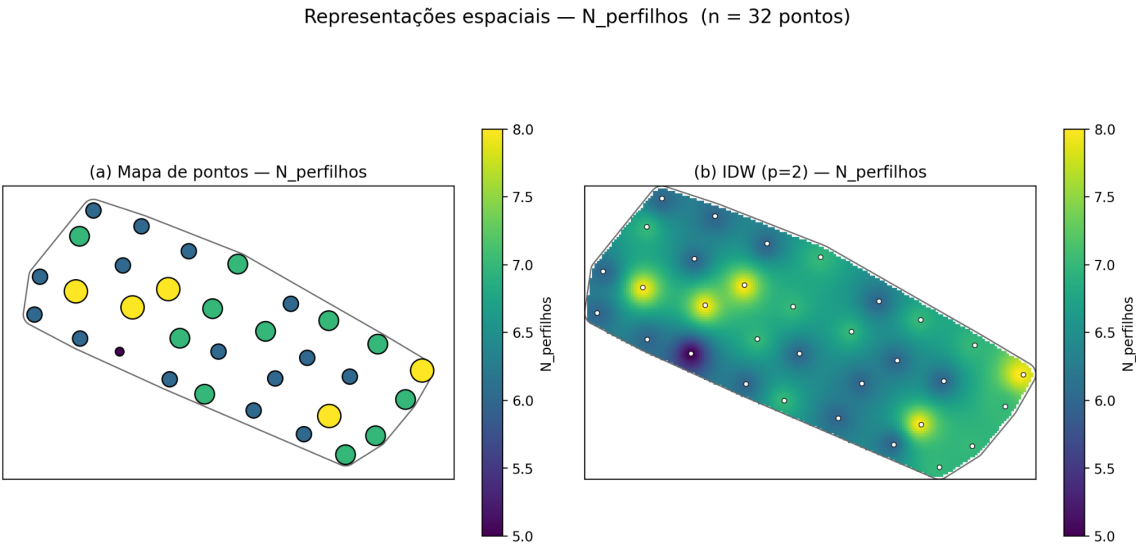
Fonte: Autor, 2025.

Figura 8 - Representação espacial da largura na área experimental.



Fonte: Autor, 2025.

Figura 9 - Representação espacial do número de perfilhos na área experimental.



Fonte: Autor, 2025.

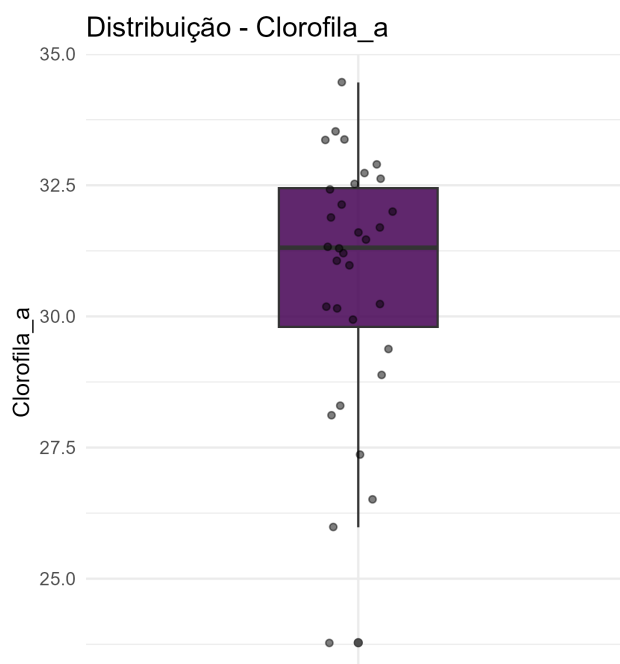
A tabela 3 apresenta os resultados da análise estatística descritiva dos teores de clorofila A, B e total (A + B), esses dados foram obtidos no estágio de perfilhamento da cultura com o uso do clorofilômetro digital (ClorofiLOG® Falker) modelo 1030.

Tabela 4 - Análise descritiva dos dados obtidos com o clorofilômetro digital, sendo clorofila A, clorofila B e clorofila total.

	Clorofila A	Clorofila B	Clorofila Total
Média	30,60	7,85	38,49
Mediana	31,3	7,9	39,2
Desvio Padrão	2,498	1,156	3,623
Coeficiente de Variação	8,16	14,73	9,41
Intervalo	10,68	5,86	16,54
Mínimo	23,78	4,76	28,58
Máximo	34,46	10,62	45,12

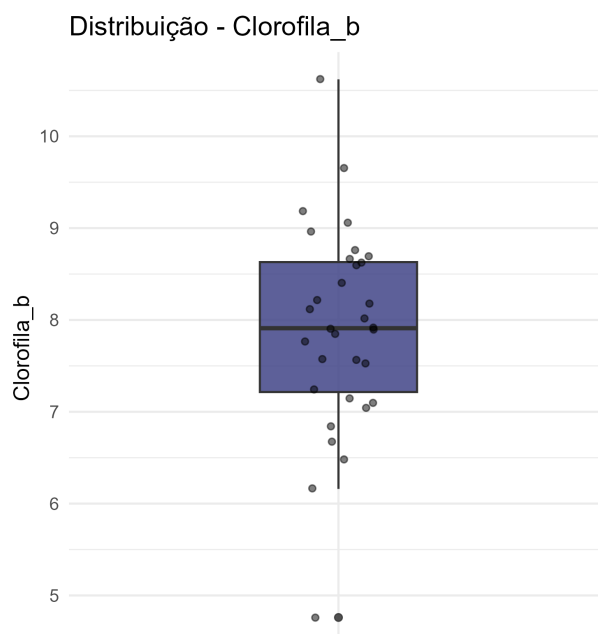
Em relação a clorofila A, sua média foi de 30,60, desvio padrão de 2,498 e coeficiente de variação (CV) de 8,16%, evidenciando uma boa uniformidade na concentração desse pigmento. A clorofila B teve média de 7,85, com um desvio padrão de 1,156, sendo menor que a clorofila A, porém apresentou um coeficiente de variação de 14,73%, mais elevado, sugerindo maior heterogeneidade na distribuição desse pigmento. A clorofila total média foi de 38,49, desvio padrão de 3,623 e coeficiente de variação de 9,41%, indicando também uma uniformidade. A mediana dos pigmentos apresentou valores próximos das suas respectivas médias, indicando uma distribuição simétrica dos dados. As figuras 10, 11 e 12 apresentam gráficos boxplot da clorofila A, clorofila B e clorofila total, respectivamente.

Figura 10 - Gráfico Boxplot da Clorofila A das plantas de cana-de-açúcar.



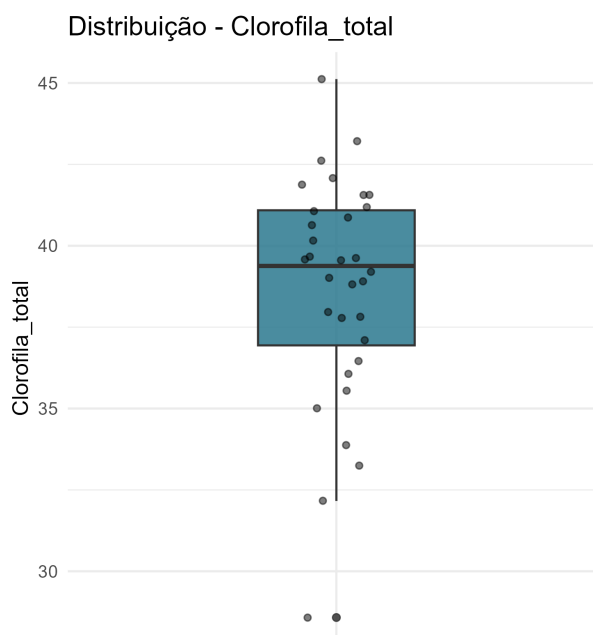
Fonte: Autor, 2025.

Figura 11 - Gráfico Boxplot da Clorofila B das plantas de cana-de-açúcar.



Fonte: Autor, 2025.

Figura 12 - Gráfico Boxplot da Clorofila total das plantas de cana-de-açúcar.



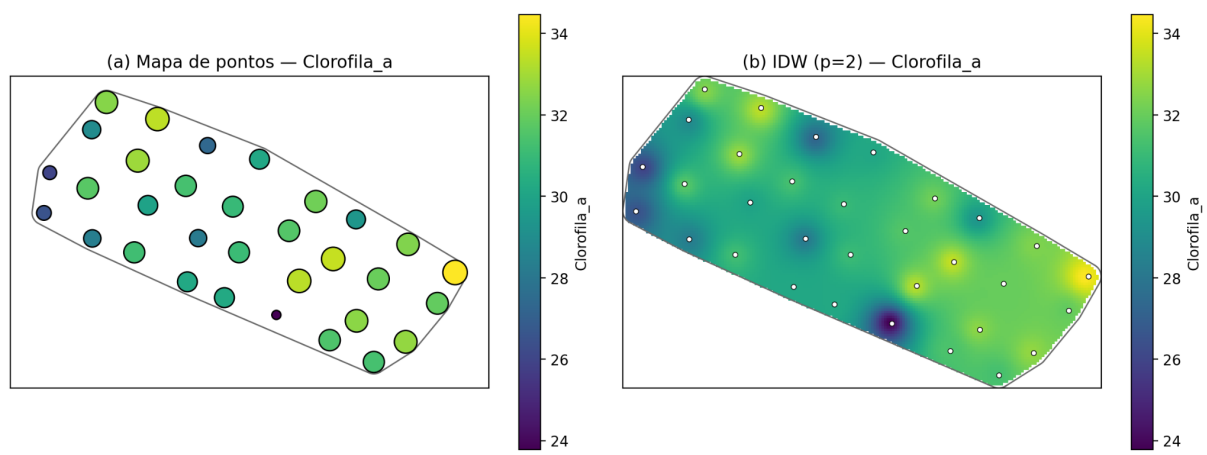
Fonte: Autor, 2025.

O somatório da Clorofila A com a Clorofila B resulta na Clorofila Total, que apresentaram valores consistentes de acordo com a soma das medianas. Os outliers indicam que existem plantas ao longo da área experimental que possuem valores discrepantes do pigmento. É possível que esses valores se apresentem devido a estresse da cultura ou problemas nutricionais.

De modo geral, os resultados são coerentes com a fase de perfilhamento e crescimento dos colmos em que as plantas se encontram na data da coleta, 17 de março, apresentando um crescimento ativo e aumento da largura dos colmos. Os resultados obtidos indicam que as plantas estão se desenvolvendo e apresentando vigor, tendo índices de clorofila ligeiramente homogêneos ao longo da área experimental. As figuras 13, 14 e 15 ilustram a representação espacial das clorofilas A, B e Total, respectivamente.

Figura 13 - Representação espacial da Clorofila A na área experimental.

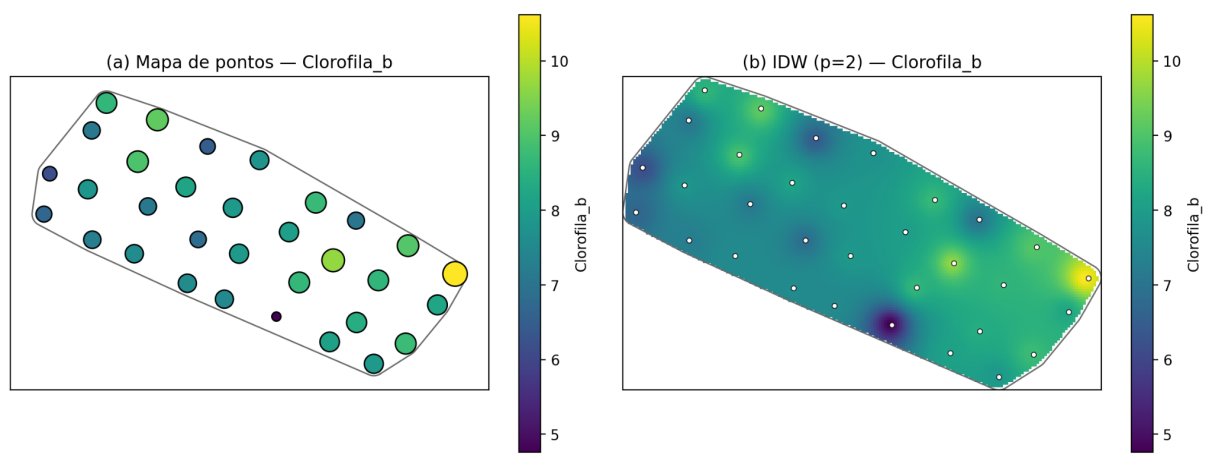
Representações espaciais — Clorofila_a (n = 32 pontos)



Fonte: Autor, 2025.

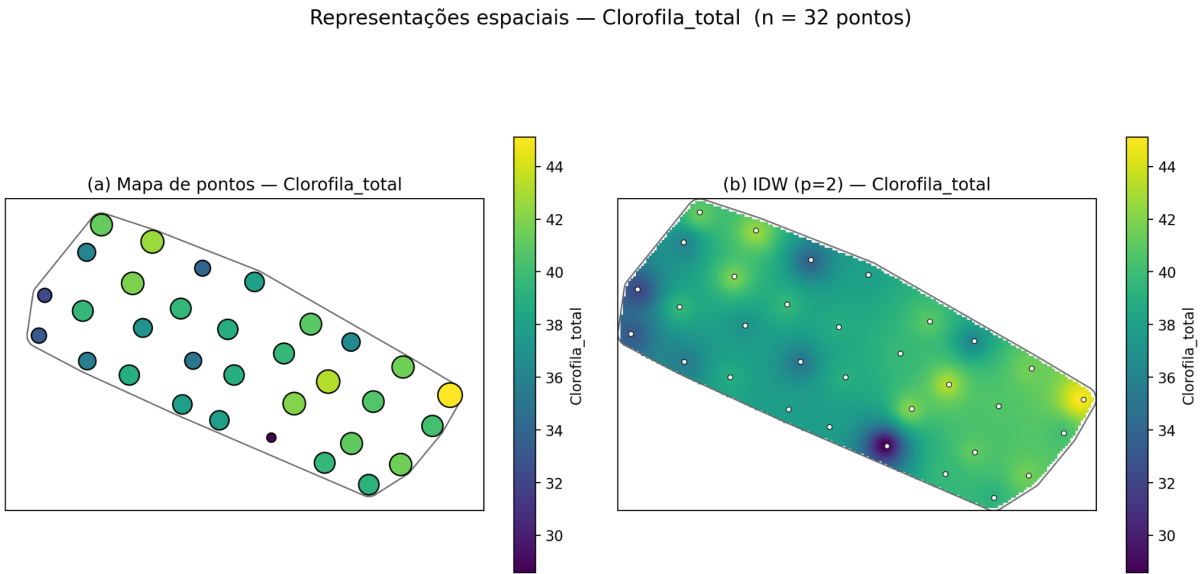
Figura 14 - Representação espacial da Clorofila B na área experimental.

Representações espaciais — Clorofila_b (n = 32 pontos)



Fonte: Autor, 2025.

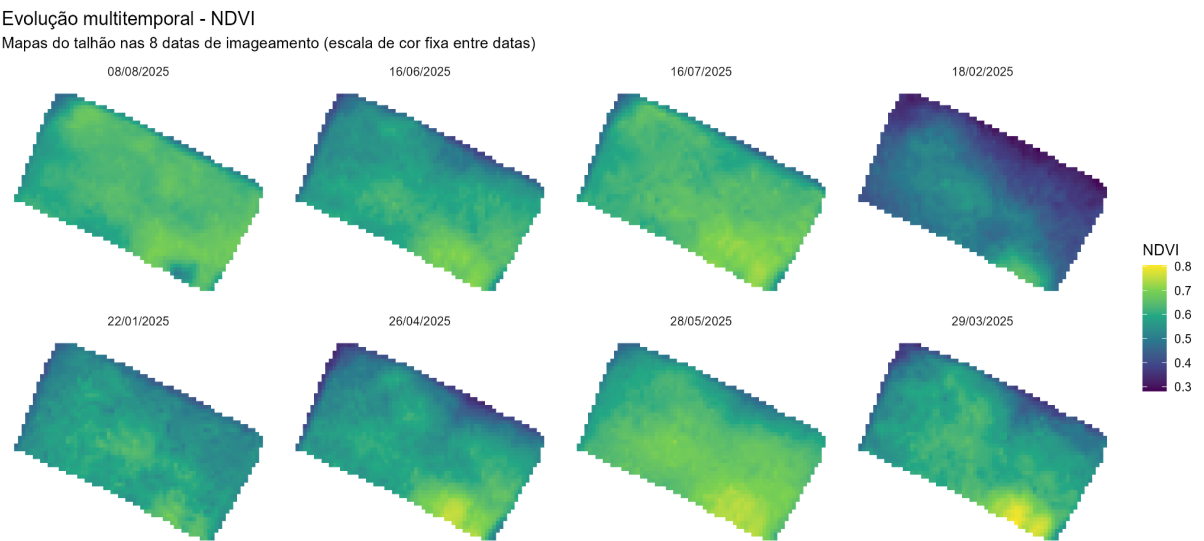
Figura 15 - Representação espacial da Clorofila Total na área experimental.



Fonte: Autor, 2025.

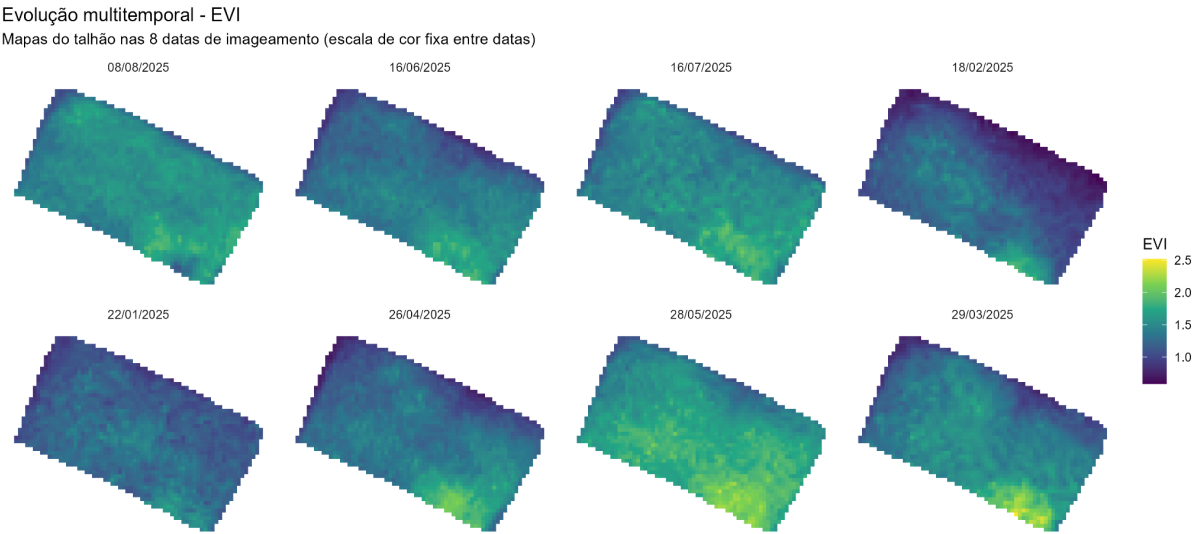
Para analisar os índices de vegetação calculados a partir das imagens orbitais vale destacar que a cana-de-açúcar foi colhida no talhão 4 no mês de dezembro e entre os meses de fevereiro à abril houveram registros de chuva, resultando em diferentes valores e coloração nos meses citados. As figuras 16, 17, 18, 19 e 20 apresentam a evolução multitemporal dos índices NDVI, EVI, GNDVI, NDRE e NGRDI, respectivamente.

Figura 16 - Evolução multitemporal do NDVI.



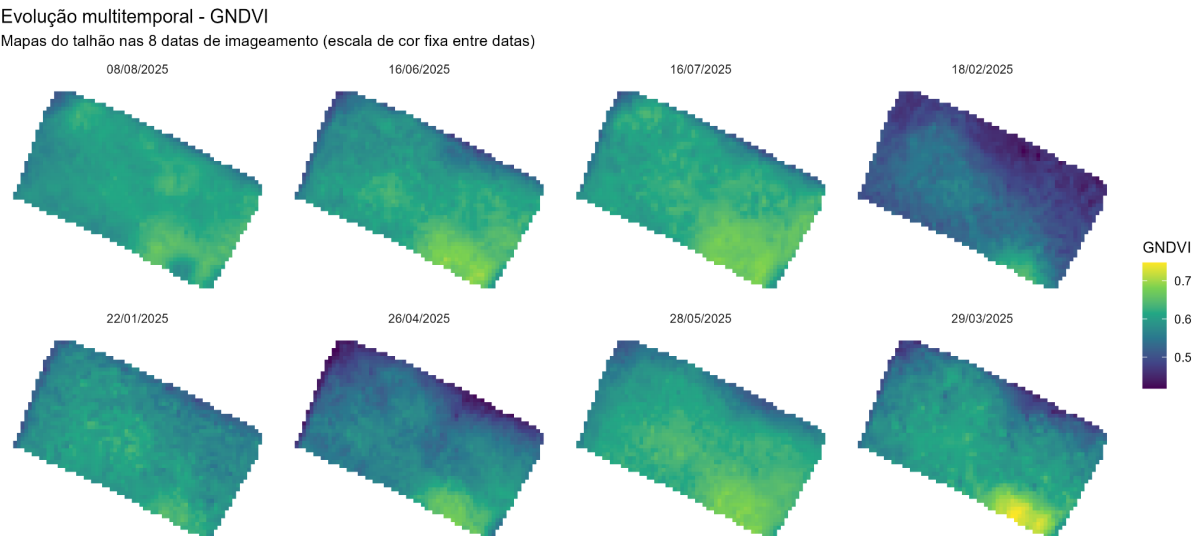
Fonte: Autor, 2025.

Figura 17 - Evolução multitemporal do EVI.



Fonte: Autor, 2025.

Figura 18 - Evolução multitemporal do GNDVI.

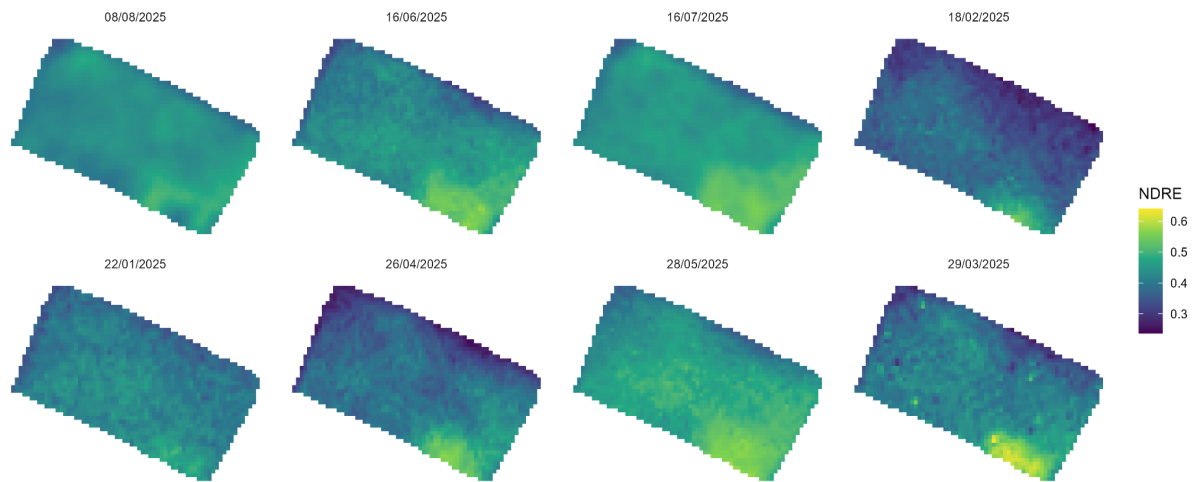


Fonte: Autor, 2025.

Figura 19 - Evolução multitemporal do NDRE.

Evolução multitemporal - NDRE

Mapas do talhão nas 8 datas de imageamento (escala de cor fixa entre datas)

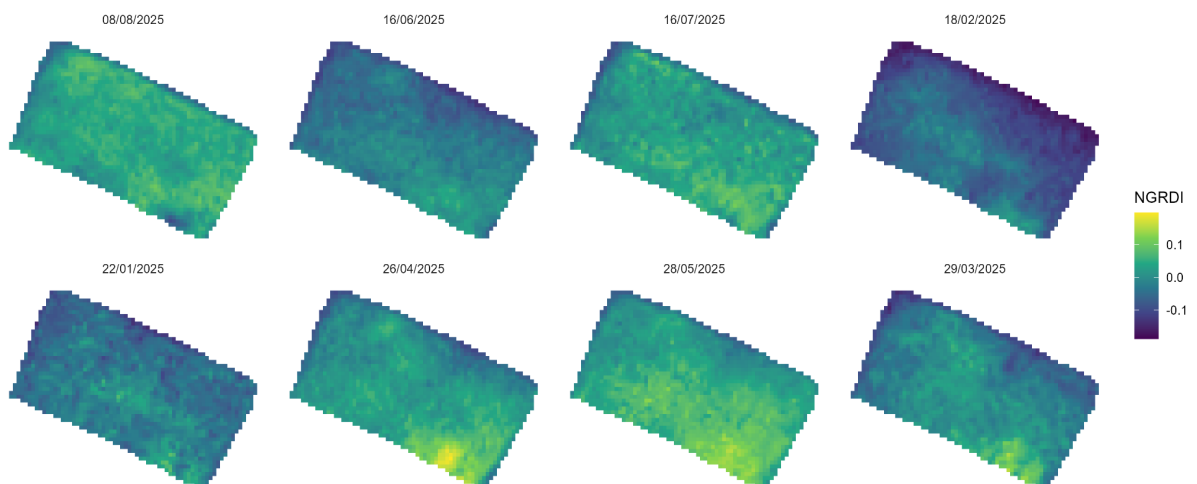


Fonte: Autor, 2025.

Figura 20 - Evolução multitemporal do NGRDI.

Evolução multitemporal - NGRDI

Mapas do talhão nas 8 datas de imageamento (escala de cor fixa entre datas)

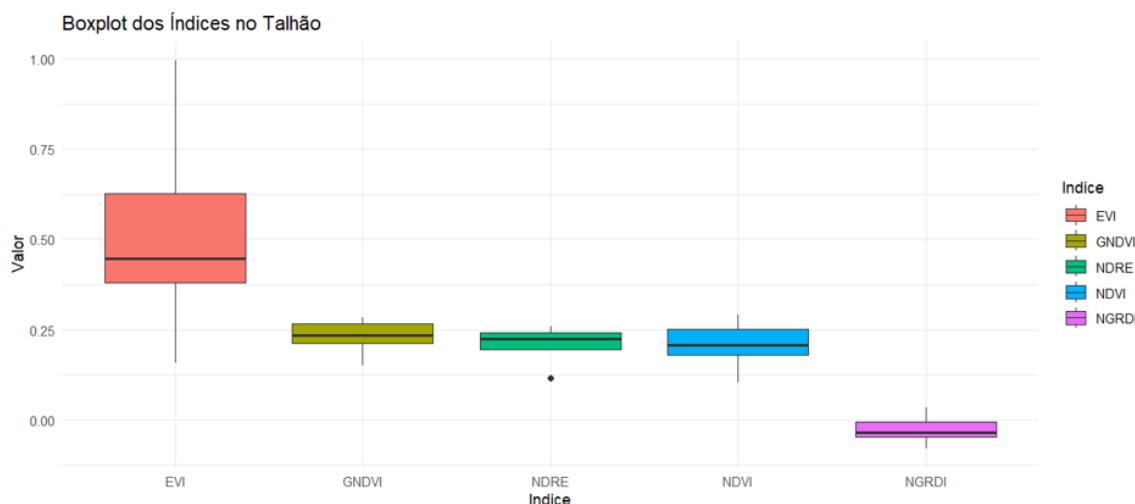


Fonte: Autor, 2025.

É possível observar em todos os índices maiores valores na região sudeste do talhão durante os primeiros meses do ano, indicando maior resposta espectral nesse período. A partir do mês de junho foi notado que nas regiões nordeste e central obtiveram maiores valores, indicando que nesse mês as plantas atingiram o maior ponto de crescimento.

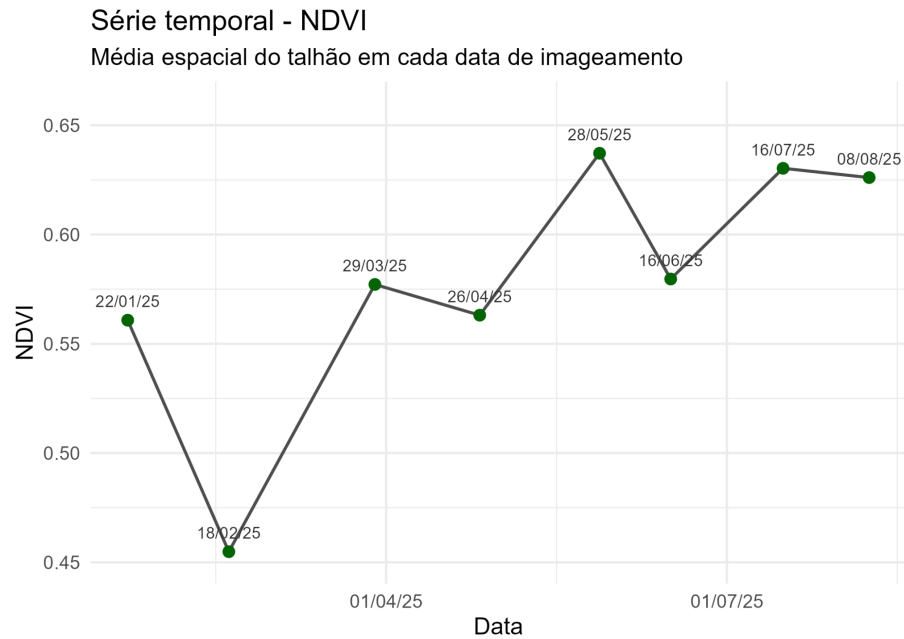
Como as plantas atingiram a maior altura no mês de junho, nos meses de julho e agosto apresentaram maiores valores nos índices de vegetação calculados, indicando maior vigor vegetativo nesses meses e, baseados na data, se encontram no período de maturação. O trabalho foi finalizado antes que houvesse a colheita. A figura 21 apresenta um gráfico Boxplot dos índices de vegetação calculados.

Figura 21 - Gráfico Boxplot dos índices de vegetação na área experimental.

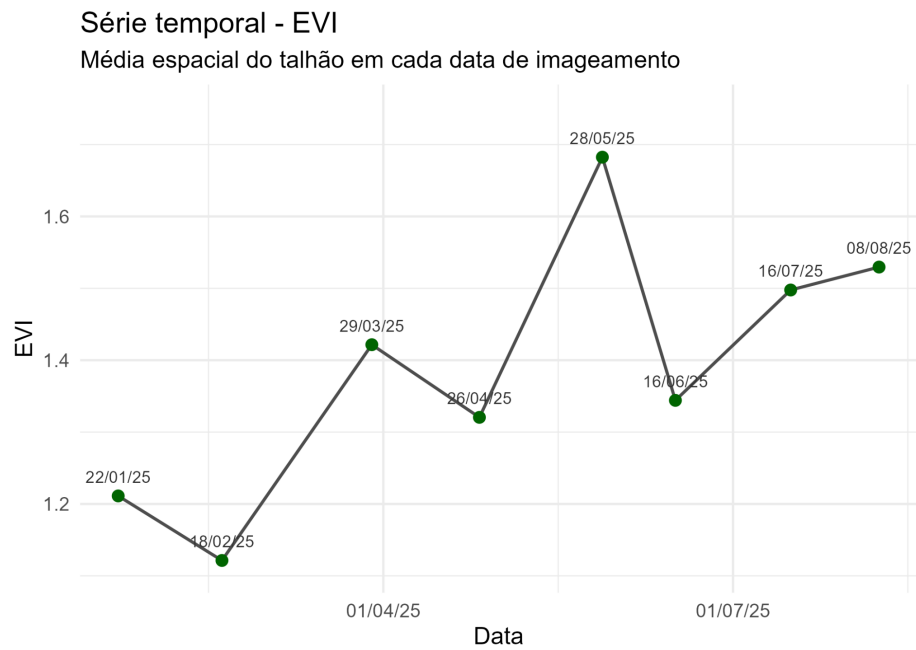


Fonte: Autor, 2025.

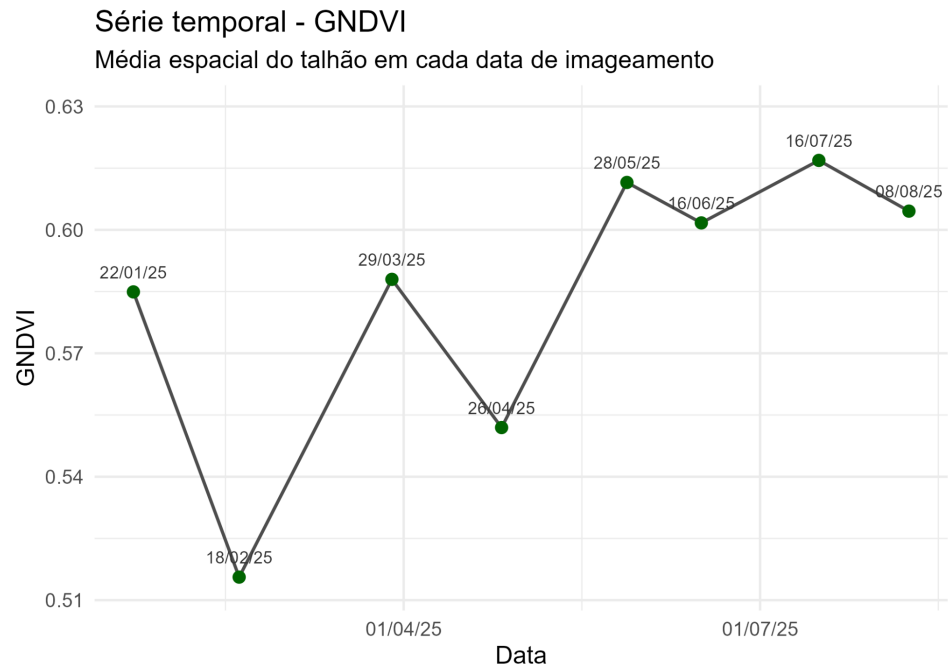
No gráfico Boxplot dos índices de vegetação é notado que, comparando todos índices, ocorreu uma maior variação nos valores dos índices EVI e NDVI. As figuras 22, 23, 24, 25 e 26 apresentam os gráficos das séries temporais dos índices de vegetação.

Figura 22 - Gráfico das séries temporais do NDVI.

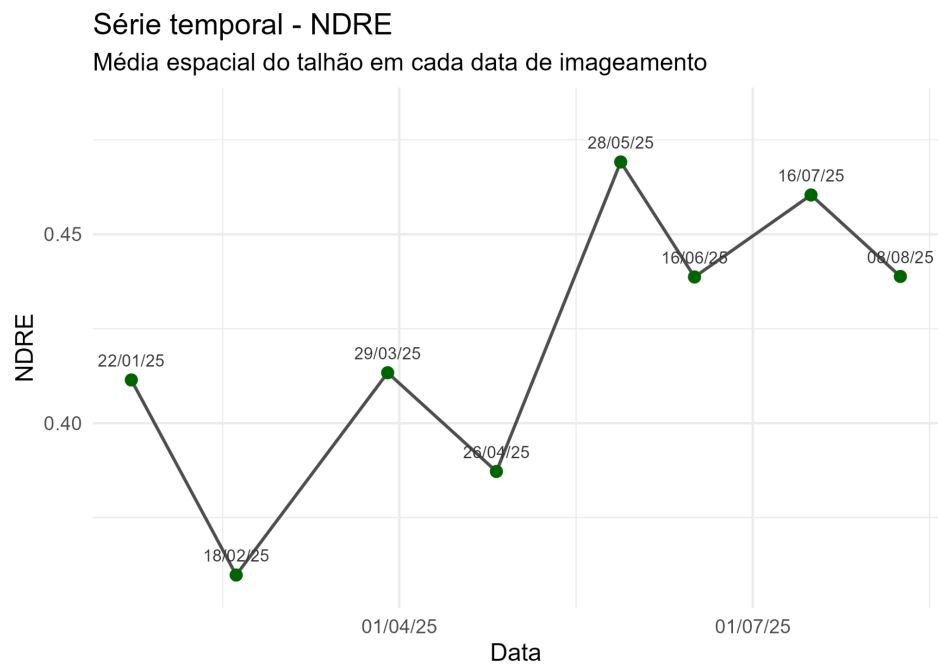
Fonte: Autor, 2025.

Figura 23 - Gráfico das séries temporais do EVI.

Fonte: Autor, 2025.

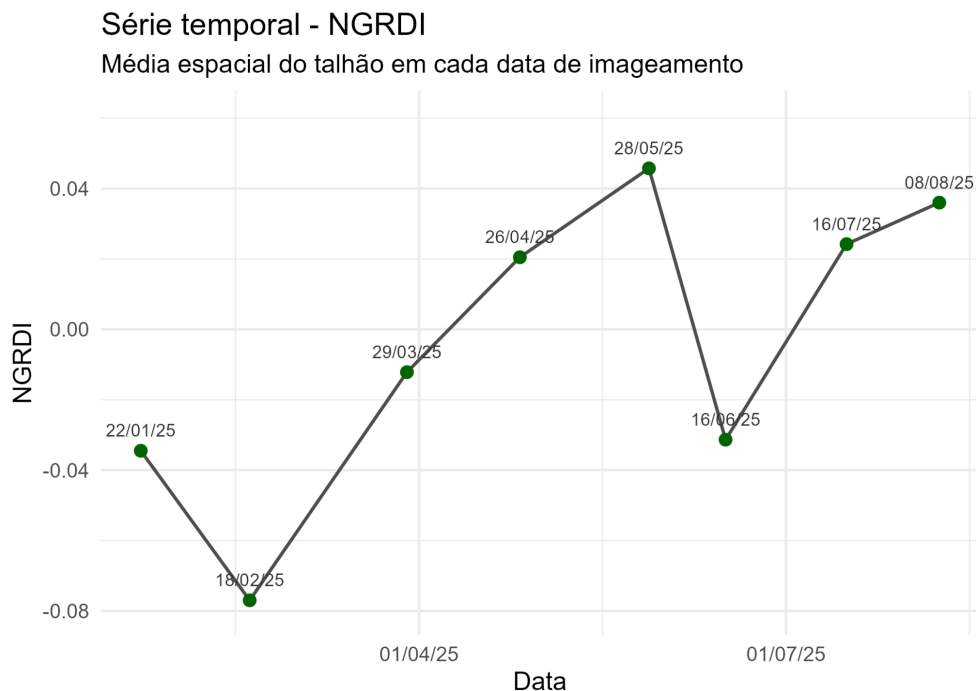
Figura 24 - Gráfico das séries temporais do GNDVI.

Fonte: Autor, 2025.

Figura 25 - Gráfico das séries temporais do NDRE.

Fonte: Autor, 2025.

Figura 26 - Gráfico das séries temporais do NGRDI.



Fonte: Autor, 2025.

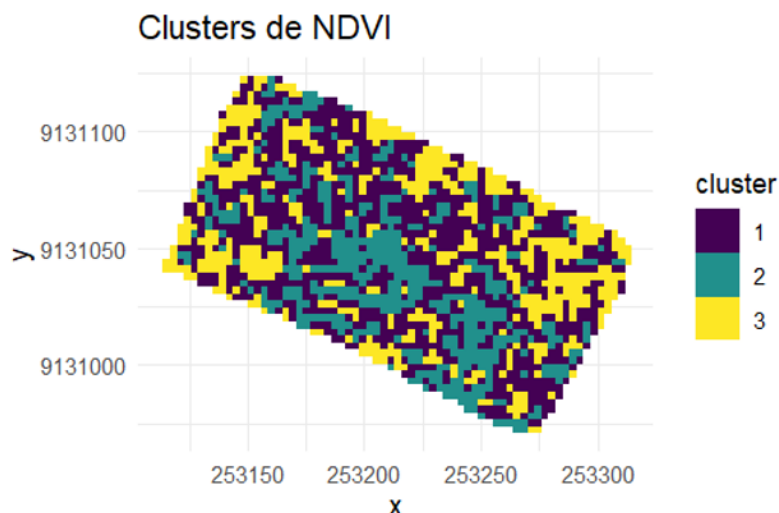
Nas séries temporais foi observado um comportamento semelhante entre o NDVI e EVI. Além disso, foi notada uma variação de comportamento dos demais índices, que pode ser explicada pela sensibilidade que cada índice tem a diferentes bandas espectrais e também pelas precipitações que ocorreram no talhão ao longo dos meses.

Foi observado que no mês de junho foi atingido os maiores valores em todos os índices e queda nos valores em julho e agosto, exceto o NDRE. Esse comportamento indica que as plantas atingiram o ponto máximo no crescimento do colmo e iniciam a fase da maturação. A partir do mês de julho, o NDRE apresentou crescimento dos valores ao mesmo tempo da queda dos demais índices, apontando que esse índice tem mais sensibilidade na detecção de vigor vegetativo da cana-de-açúcar na fase de maturação.

A colheita no talhão foi realizada no mês de dezembro, antes do início do monitoramento deste trabalho. A fase de brotação das plantas de cana-de-açúcar foi iniciada a partir de janeiro, onde em fevereiro é observado um aumento nos valores médios do NDVI, que indica o desenvolvimento da planta inicia a fase de perfilhamento até obter menor variação em maio. A partir de abril o NDVI volta a

crescer, indicando o crescimento dos colmos até atingir os valores máximos em junho, diminuindo novamente, indicando o início da fase de maturação da cultura. A figura 27 apresenta um cluster do NDVI.

Figura 27 - Clusters de NDVI

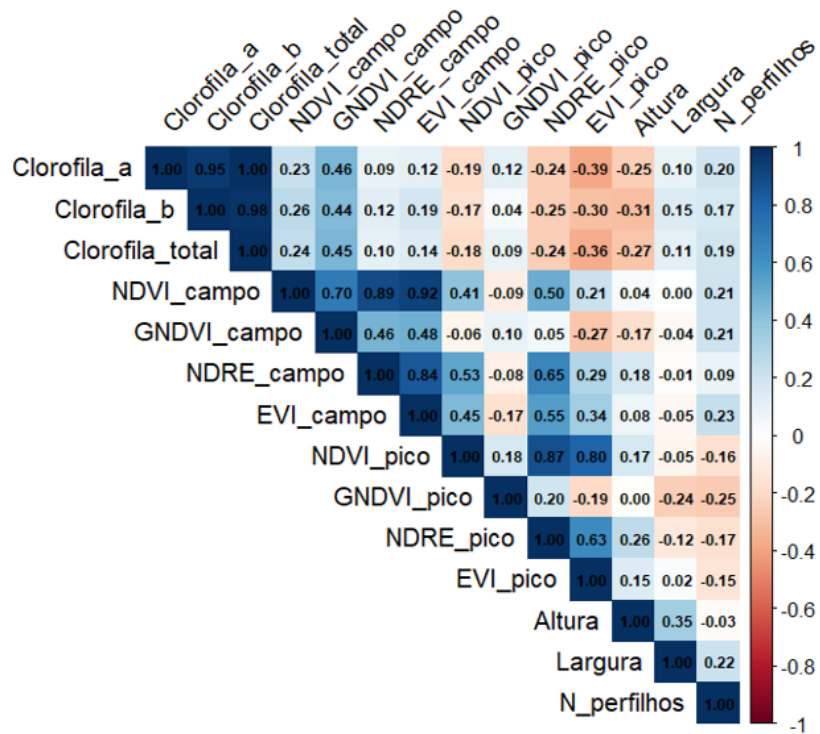


Fonte: Autor, 2025.

Também foi feito um teste de Moran de autocorrelação espacial global que permitiu identificar padrões espaciais da variabilidade espectral e possíveis gradientes fisiológicos na área de estudo. O valor obtido para o Índice foi 0,5925, o que indica que a autocorrelação espacial é positiva e moderada-forte. A hipótese foi testada para autocorrelação positiva, obtendo o valor Z de 34,723, rejeitando-se H0 que considera a autocorrelação espacial nula. Ainda, o nível de significância convencional foi $\alpha = 0,05$ e o p-valor $< 2,2 \times 10^{-16}$.

Os maiores valores de NDVI foram localizados na área central do talhão, na cor verde, apontando que nessa área ocorreu maior desenvolvimento da cultura. Os valores médios ou intermediários estão indicados pela coloração azul. Já os menores valores foram identificados nas bordas do talhão, mostrado na cor amarela, indicando presença de plantas com menor vigor vegetativo e solo exposto. A figura 28 apresenta um gráfico de correlação entre os índices de vegetação calculados, as clorofilas e os atributos da planta.

Figura 28 - Gráfico de correlação entre índices de vegetação, clorofila e atributos das plantas.



Fonte: Autor, 2025.

Foi observada uma correlação moderada entre os valores de clorofila A, clorofila B e Clorofila total com o índice GNDVI, que pode acontecer por esse índice utilizar a banda verde para ser calculado e ter mais sensibilidade a esse pigmento. Em relação aos demais fatores, não foi observado correlação entre si.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A utilização das imagens multiespectrais obtidas no Planet Scope permitiu o monitoramento mensal do ciclo produtivo da cana-de-açúcar ao longo da área experimental, atendendo ao objetivo geral do projeto. Os índices de vegetação permitiram acompanhar o processo de desenvolvimento vegetativo da cultura ao longo do ciclo, refletindo a variabilidade temporal das condições de desenvolvimento. Os agrupamentos de valores do NDVI em classes (alta, média e baixa) permitiu encontrar áreas com diferentes níveis de desenvolvimento, fornecendo informações de relevância para um manejo localizado. O índice NDRE apresentou uma maior possibilidade de monitorar o vigor das plantas de cana-de-açúcar na fase de maturação, sendo mais indicado nessa fase de desenvolvimento final da cultura. Para monitoramento dos níveis de clorofila, o índice GNDVI obteve o melhor desempenho por ter maior sensibilidade a esse tipo de pigmento. Os resultados indicam que na fase de desenvolvimento analisada, a relação entre atributos da planta e variáveis espectrais não se expressou de forma significativa, indicando a necessidade de avaliações em outras fases do ciclo produtivo da cana-de-açúcar.

7. REFERÊNCIAS

BARROS, Antônio Soares; FARIAS, Lucas Menezes de; MARINHO, Jefferson Luiz Alves. Aplicação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) na Caracterização da Cobertura Vegetativa de Juazeiro do Norte - CE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 6, p. 2885-2895, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v13.6.p2885-2895>. Acesso em: 11 jun. 2026.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO (CONAB). **Portal de Informações Agropecuárias: Safra-Série Histórica da Cana-de-açúcar**. Brasília, DF: CONAB, 2026. Disponível em: <https://portaldeinformacoes.conab.gov.br/safra-serie-historica-cana-de-acucar.html>. Acesso em: 16 maio 2026.

CRISPIM, Julia Raissa Gomes; BLEICHER, Hemily; BALDICERA, Alana Karine. Tecnologias digitais aplicadas à agricultura sustentável: desafios e oportunidades. **Revista UNICREA**, Florianópolis, v.2, n.2, p. 172-181, 2024. Disponível em: <https://revistaunicrea.crea-sc.org.br/index.php/revistaunicrea/article/view/87/86>. Acesso em: 6 jun. 2026.

DE SOUSA, Loana Francielle Alves; GIONGO, Pedro Rogério. Revisão de literatura: uso do geoprocessamento na avaliação da degradação de pastagens. **Revista Sapiência: sociedade, saberes e práticas educacionais**, Anápolis, v.11,n.1, p.1-16, 2022. Disponível em: https://www.revista.ueg.br/index.php/sapiencia/pt_BR/article/view/11910/9454. Acesso: 10 jun. 2026.

DENGIA, Alemayehu; DECHASSA, Nigussae; WOGI, Lemma; AMSALU, Berhanu. A simplified approach to satellite-based monitoring system of sugarcane plantation to manage yield decline at Wonji-Shoa Sugar Estate, central Ethiopia. **Heliyon**, [s.], v.9, n.8, p.e18982, 2023. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S240584402306190X>. Acesso em 6 jun. 2026.

DOS SANTOS, Eduardo Rodrigues; CARVALHO, William Douglas; MUSTIN, Karen. Bibliometric Analysis of Global Research on Sugarcane Production and Its Effects on Biodiversity: Trends, Critical Points, and Knowledge Gaps. **Conservation**, [s.], v.5,

n.4, p.67, 2025. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2673-7159/5/4/67>. Acesso em: 5 jun. 2026.

DOS SANTOS, Robson Argolo; MANTOVANI, Everaldo Chartuni; FERNANDES-FILHO, Elpídio Inácio; FILGUEIRAS, Roberto; LOURENÇO, Rodrigo Dal Sasso; BUFON, Vinícius Bof; NEALE, Christopher M. U. Modeling Actual Evapotranspiration with MSI-Sentinel Images and Machine Learning Algorithms. **Atmosphere**, [s.], v.13, n.9, p. e1518, 2022. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4433/13/9/1518>. Acesso em: 6 jun. 2026.

DUTRA, Andeise Cerqueira; SRIVASTAVA, Ankur; GANEM, Khalil Ali; ARAI, Egidio; HUETE, Alfredo; SHIMABUKURO, Yosio Edemir. Remote Sensing-Based Phenology of Dryland Vegetation: Contributions and Perspectives in the Southern Hemisphere. **Remote Sensing**, [s.], v.17, n.14, p. e2503, 2025. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/17/14/2503>. Acesso em: 11 jun. 2026

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (EMBRAPA). **Cana-de-açúcar**. Agência Embrapa de Informação Tecnológica (AGEITEC). Brasília, DF: Embrapa, [s.d.]. Disponível em: <https://www.embrapa.br/agencia-de-informacao-tecnologica/cultivos/cana-de-acucar>. Acesso em: 4 jun. 2026.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (EMBRAPA). Cana-de-açúcar: características: fenologia. **Agência de Informação Tecnológica da Embrapa (Ageitec)**. Brasília, DF: Embrapa, 2022. Disponível em: <https://www.embrapa.br/web/agencia-de-informacao-tecnologica/cultivos/cana-de-acucar/pre-producao/caracteristicas/fenologia>. Acesso em: 11 jun. 2026.

FILHO, Dalson Britto Figueiredo; ROCHA, Enivaldo Carvalho da; JÚNIOR, José Alexandre da Silva; PARANHOS, Ranulfo; NEVES, Jorge Alexandre Barbosa; SILVA, Mariana Batista da. Desvendando os mistérios do coeficiente de correlação de Pearson: o retorno. **Leviathan: Cadernos de Pesquisa Política**, n. 8, p. 66-95, 2014.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **IBGE Explica**: Produção agropecuária. Rio de Janeiro: IBGE, [s.d.]. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/explica/producao-agropecuaria/>. Acesso em: 16 maio 2026.

LUZARDO, Antonio José Rocha; FILHO, Rafael March Castañeda; RUBIM, Igor Brum. Análise exploratória com o emprego do Índice de Moran. **GEOgraphia**, Niterói, v. 19, n. 40, p. 161-179, 2017.

MASHORI, Abdul Sattar; LI, Fuzhong; AMAN, Muhammad; ZHANG, Wuping; JIA, Shujie; ALI, Aamir; JABEEN, Nida; HAO, Wangli; YAN, Yuqiao. Remote Sensing through UAVs for precision agriculture: Applications, technical foundations, current barriers, and future opportunities. **Smart Agricultural Technology**, [s.], v.14, p. e102074, 2026. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772375526002959>. Acesso em: 6 jun. 2026.

PERNAMBUCO. Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC). **Monitoramento Pluviométrico**. Recife: APAC, 2026. Disponível em: <http://old.apac.pe.gov.br/meteorologia/monitoramento-pluvio.php#>. Acesso em: 11 jun. 2026.

SABOYA, Renato T. de; KRETZER, Geruza. Autocorrelação espacial: uma introdução ao índice de Moran e ao LISA. **Nota Técnica do Grupo de Pesquisa Urbanidades UFSC**, Florianópolis, n.1, v. 1, 2024.

SILVA, Leonardo França da; LOPES, Érika Manuela Gonçalves; REIS, Matheus Mendes; ANDRADE, Rafaella Resende; MACIEL, Fabiane de Fátima; ALMEIDA, Laura Thebit de; MARTINS, Sarah Fernanda de Almeida; JESUS, Fernanda Lamede Ferreira de; MALTEZ, Marcos Antônio Pereira da Fonseca; LIMA, Cássio Furtado; MENEGALI, Irene; VIEIRA, Ariadna Faria; BICALHO, Silvana Ferreira. Sensoriamento remoto e índices de vegetação: conceitos e aplicações - revisão de literatura. In: SILVA, Leonardo França da; OLIVEIRA, Josiane Rosa Silva de; JESUS, Fernanda Lamede Ferreira de (org.). **Cultivando o futuro: Tendências e desafios nas ciências agrárias 5**. Vitória da Conquista: Atena Editora, 2024. cap. 3, p. 19-32. Disponível em: <https://repositorio.ufmg.br/server/api/core/bitstreams/44a3478b-833f-48a3-9b2b-1f2f95a24593/content>. Acesso em: 10 jun. 2026.

SILVA, Luís Alberto. Uma revisão de literatura sobre o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) no monitoramento de áreas degradadas por empreendimentos minerários. **Holos Environment**, Rio Claro, v.20, n.2, p. 198-213,

2020. Disponível em: <https://www.cea-unesp.org.br/holos/article/view/12375/8285>. Acesso em: 10 jun. 2026.

SILVA, Wanderson Vasconcelos Rodrigues da; SILVA-MANN, Renata. Precision Agriculture in Brazil: current situation, challenges and perspectives. **Research, Society and Development**, [S. l.], v. 9, n. 11, p. e1979119603, 2020. Disponível em: <https://rsdjournal.org/rsd/article/view/9603/8684>. Acesso em: 6 jun. 2026.

SULAIMAN, Puteri Suhaiza; KHALID, Fatimah; AZMAN, Azreen; KAHAR, Zainal Abdul; HANAFI, Marsyita. Reviewing Vegetation Indices for Mobile Application: Potentials and Challenges. **Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology**, [s. l.], v.35, n.2, p.33-46, 2024. Disponível em: https://www.academia.edu/124226708/Reviewing_Vegetation_Indices_for_Mobile_Application_Potentials_and_Challenges. Acesso em: 11 jun. 2026.

SUWANLEE, Savittri Ratanopad; PINASU, Dusadee; SOM-ARD, Jaturong; BORGOGNO-MONDINO; Enrico; SARVIA; Filippo. Estimating Sugarcane Aboveground Biomass and Carbon Stock Using the Combined Time Series of Sentinel Data with Machine Learning Algorithms. **Remote Sensing**, [s. l.], v.16, n.5, p. 750, 2024. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/5/750>. Acesso em: 6 jun. 2026.

UNIÃO DA INDÚSTRIA DE CANA-DE-AÇÚCAR E BIOENERGIA (UNICA). **UnicaData:Área e Produção**. São Paulo: UNICA, [s.d]. Disponível em: <https://unicadata.com.br/listagem.php?idMn=4>. Acesso em: 4 jun. 2026.

VASCONCELOS, Julio Cezar Souza; ARANTES, Caio Simplicio; SPERANZA, Eduardo Antonio; ANTUNES, João Francisco Gonçalves; BARBOSA, Luiz Antonio Falaguasta; CANÇADO, Geraldo Magela de Almeida. Predicting Sugarcane Yield Through Temporal Analysis of Satellite Imagery During the Growth Phase. **Agronomy**, [s. l.], v.15, n.4, p.793, 2025. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4395/15/4/793>. Acesso em: 6 jun. 2026.

VIEIRA, Vitor Alfeu Guedes Moreira et al. Índices de vegetação aplicados à agricultura. In: VIEIRA, Vitor Alfeu Guedes Moreira. **Boletim Técnico GeoClimaMT**, Tangará da Serra- MT. UNEMAT, 2020. v. 5, n. 1. Disponível em:

https://pesquisa.unemat.br/geoclimamt/upload/boletins/boletim_ivap_v6.pdf. Acesso em: 11 jun. 2026.

YANG, Yingpin; WU, Zhifeng; WANG, Dakang; WANG, Cong; YANG, Xiankun; WANG, Yibo; WANG, Jinnian; HUANG, Qiting; HOU, Lou; WANG, Zongbin; CHANG, Xu. Sugarcane Phenology Retrieveal in Heterogeneous Agricultural Landscapes Bases on Spatiotemporal Fusion Remote Sensing Data. **Agriculture**, [s.l.], v.15, n.15, p. e1578, 2025. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2077-0472/15/15/1578>. Acesso em: 11 jun. 2026.