



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
UNIDADE ACADÊMICA DE SERRA TALHADA - UAST
BACHARELADO EM AGRONOMIA

JOSEFA EDINETE DE SOUSA SILVA

**DETERMINAÇÃO DO TEOR DE NITROGÊNIO EM FOLHAS DE MANGA
(*MANGIFERA INDICA* L.) UTILIZANDO SENSOR MULTIESPECTRAL
ACOPLADO A VANT**

SERRA TALHADA, PE

2026

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO – UFRPE
UNIDADE ACADÊMICA DE SERRA TALHADA – UAST
BACHARELADO EM AGRONOMIA

**DETERMINAÇÃO DO TEOR DE NITROGÊNIO EM FOLHAS DE MANGA
(*MANGIFERA INDICA* L.) UTILIZANDO SENSOR MULTIESPECTRAL
ACOPLADO A VANT**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
na Unidade Acadêmica de Serra Talhada da
Universidade Federal Rural de Pernambuco,
como requisito básico para conclusão do
Curso de Bacharelado em Agronomia.

Orientador (a): Elisiane Alba

SERRA TALHADA, PE

2026

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE
Bibliotecário(a): Danilo Trindade Barbosa – CRB-4 002285/O

S586d Silva, Josefa Edinete de Sousa.
Determinação do teor de Nitrogênio em folhas de manga (*mangífera indica* L.) utilizando sensor multiespectral acoplado a VANT / Josefa Edinete de Sousa Silva. – Serra Talhada, 2026.
40 f.; il.

Orientador(a): Elisiane Alba.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Unidade Acadêmica Serra Talhada - UAST, Bacharelado em Agronomia, Serra Talhada, BR-PE, 2026.

Inclui referências.

1. Fruticultura. 2. Sensoriamento remoto. 3. Inteligência artificial. 4. Mangueira I. Alba, Elisiane, orient. II. Título

CDD 630

JOSEFA EDINETE DE SOUSA SILVA

**Determinação do teor de nitrogênio em folhas de manga
(*mangifera indica* L.) Utilizando sensor multiespectral acoplado
a vant**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Curso de
Bacharelado em Agronomia da
Universidade Federal Rural de
Pernambuco, como requisito básico
para obtenção do título de Bacharel
em Agronomia.

Aprovado em: 16/07/2026

BANCA EXAMINADORA

Profa. Dra. Elisiane Alba (Orientadora)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Dr. Denizar Oresca (Examinador)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Ms. Alisson Guimarães (Examinador)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

À minha filha **Laura Beatriz** e ao meu anjinho no céu,
razão da minha perseverança e inspiração diária.

Dedico.

AGRADECIMENTOS

A Deus, em primeiro lugar, pela saúde, força, sabedoria e proteção concedidas em todos os momentos durante esta caminhada, especialmente nos dias mais difíceis, quando a vontade de desistir se fez presente. Também agradeço por ter me presenteado, no meio dessa jornada, com o meu bem mais precioso: minha filha **Laura Beatriz**.

À minha Nossa Senhora das Graças, toda a minha devoção. Foi pela tua doce intercessão que encontrei cuidado e amor nos momentos de maior necessidade. Tu, que me envolveste com teu manto de proteção e guiaste cada passo do meu caminho, foste a luz que me conduziu até a graça alcançada. Minha mãezinha do céu, gratidão eterna por acolher minhas preces e transformar em esperança cada gesto de fé.

À minha filha Laura Beatriz, que ilumina meus dias com sua presença e transforma cada instante em esperança renovada. És minha inspiração, minha força, minha fonte inesgotável de amor e o motivo dos meus sorrisos mais sinceros. Amo você eternamente, minha filha!

Ao meu anjinho no céu, cuja breve passagem deixou marcas eternas em meu coração. Mesmo distante, sua luz continua a me ensinar e a me fortalecer, cuidando de mim ao lado de Deus.

Ao meu esposo José Raliuson, que é meu porto seguro e minha fortaleza. Obrigada por segurar minha mão nos momentos de incerteza, por transformar lágrimas em coragem e por não permitir que eu desistisse. Pela ternura com que cuida de mim e de nossa filha, e pelo amor que se revela em cada gesto e presença constante. Você é meu companheiro de vida, meu apoio e meu amor eterno. Amo-te!

Aos meus pais Josefina e Antônio, que são minhas raízes e meu maior exemplo. Pela honestidade e perseverança que sempre demonstraram, por não medirem esforços para oferecer o melhor a mim e aos meus irmãos, mesmo diante das adversidades. Acima de tudo, agradeço por moldarem nosso caráter e nos ensinarem valores que levarei para toda a vida. Essa conquista também é de vocês.

Aos meus irmãos, por estarem sempre tão presentes em minha vida. Em especial às minhas irmãs: Viviany, minha rede de apoio, que desde o nascimento da minha filha

cuidou dela com tanto amor, permitindo que eu continuasse minha jornada acadêmica. Você tem um lugar especial em minha vida e na vida de Laura, e sem você esta conquista não seria possível. E Elizete, minha confidente, que sempre me ouviu com paciência e me recebeu com aquele café da tarde que, inúmeras vezes, fez os problemas parecerem menores. Amo vocês profundamente.

À minha sobrinha Estéfane, que esteve presente em diversos momentos dessa caminhada. Sua companhia foi fundamental, seja nas férias passadas em minha casa, no cuidado com Laura, no apoio às tarefas domésticas que me permitiram dedicar tempo aos estudos, nas faxinas no laboratório (com direito a boas risadas), ou ainda nos momentos de descontração que trouxeram leveza e alegria. Amo você imensamente, minha filha do coração.

Às minhas cunhadas, Cristiane e Ralyane, que caminham ao meu lado na doce e desafiadora experiência da maternidade. Com vocês, os dias se tornaram mais leves, os aprendizados mais ricos e os momentos mais especiais. A partilha dessa jornada é um presente que guardo com gratidão e carinho.

À professora Elisiane Alba, minha orientadora, expresso minha sincera gratidão pela oportunidade de aprendizado e pelo acompanhamento dedicado ao longo desta trajetória. Sua paciência, disponibilidade e valiosas orientações foram fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho e para minha formação pessoal e profissional. Reconheço em sua postura ética e comprometida um exemplo inspirador, que ultrapassou os limites da orientação formal e se tornou também apoio humano e afetivo. Mais que orientadora, a senhora tornou-se minha amiga, cuja presença e incentivo foram essenciais para a superação dos desafios e para a concretização desta conquista.

À Ednaete Alcântara, minha dupla de faculdade, agradeço por todos os momentos compartilhados ao longo desta jornada. Pelos dias, noites e madrugadas de estudo, pelos desafios enfrentados e até pelos surtos coletivos que se transformaram em aprendizado e companheirismo. Acima de tudo, agradeço pela amizade, pela presença constante e pelo apoio incondicional que tornaram esta caminhada mais leve e significativa. Amo sua vida, minha amiga e irmã de coração.

À Caroline Nogueira, minha amiga do coração, agradeço por ser luz em minha caminhada. Por me lembrar, em cada instante, da presença de Deus e por me

conduzir sempre mais perto d'Ele. Pelos momentos de estudo que se transformavam em encontros de fé e amizade, sempre encerrados com palavras de conforto e esperança. Amo sua vida, você é iluminada e sua essência reflete a graça divina que nos fortalece e inspira.

A Gabriel Henrique, meu colega e amigo, pela parceria constante durante esta trajetória acadêmica. Sua presença nos estudos, apoio mútuo e incentivo foram fundamentais para a superação dos desafios e para a concretização desta conquista.

À Vivian Soraia, minha amiga sempre presente, que acolheu minha filha como se fosse sua sobrinha. Pela partilha de tantos momentos, em especial, pelas conversas e cafés que marcaram nossa convivência e fortaleceram nossa amizade.

Ao grupo de estudos GEONSENSE, pelo acolhimento e pela colaboração que enriqueceram minha trajetória acadêmica. Em especial, a Wendel Torres e Luiz Emanuel, pela presença constante e pelo apoio nas análises que contribuíram de forma significativa para o desenvolvimento deste trabalho. Além do conhecimento compartilhado, destaco o aprendizado coletivo e a amizade construída, que tornaram esta caminhada mais leve e significativa.

A todos os meus amigos e colegas de curso, pela presença nessa caminhada.

Muito obrigada.

RESUMO

O estudo teve como objetivo determinar o teor de nitrogênio (N) foliar em mangueiras cultivadas na região do Submédio São Francisco Pernambucano, utilizando imagens multiespectrais de alta resolução obtidas por VANTs. Foram avaliadas três áreas de cultivo, localizadas nos municípios de Cabrobó, Petrolina e Petrolândia, com diferentes variedades de manga. No total, foram coletadas 190 amostras foliares, submetidas ao método Kjeldahl para digestão e determinação do N total. Paralelamente, foram realizados voos com VANT DJI Matrice 350 RTK equipado com sensor multiespectral Altum-PT, capaz de adquirir imagens nas bandas azul, verde, vermelho, red edge e infravermelho próximo. A partir das imagens obtidas, foram calculados 46 índices espectrais, além da extração dos valores de reflectância das bandas espectrais, correlacionados com os teores de N foliar. As análises estatísticas incluíram correlação de Pearson e modelagem preditiva com diferentes algoritmos de aprendizado de máquina, incluindo RF, SVM, XGBoost, GBM, Cubist e PLSR. A capacidade preditiva foi avaliada por meio da divisão dos dados em conjunto de treinamento e validação, utilizando múltiplas sementes aleatórias para aumentar a robustez das estimativas. Os resultados mostraram que apenas o pomar localizado em Petrolândia exibiu valores médios de N foliar dentro da faixa de suficiência recomendada ($12\text{--}14\text{ g kg}^{-1}$), enquanto os pomares de Petrolina e Cabrobó registraram valores inferiores, indicando deficiência de N. Entre os índices espectrais avaliados, o NDRE apresentou a associação mais consistente com os teores de N foliar, evidenciando o potencial do sensoriamento remoto para o monitoramento do estado nutricional da cultura. O RF apresentou melhor desempenho preditivo, com menor erro médio ($\text{RMSE} = 1,4868\text{ g kg}^{-1}$) e estimativas mais próximas dos valores observados. Os modelos XGBoost, GBM e Cubist tiveram desempenho intermediário, enquanto o PLSR, apesar de maior R^2 , registrou erros de predição mais elevados. O SVM obteve o menor desempenho entre os algoritmos avaliados. Conclui-se que a integração entre análises foliares, índices espectrais e algoritmos de aprendizado de máquina, especialmente o RF, constitui uma estratégia promissora para estimar o teor de N foliar em mangueiras, fornecendo suporte ao manejo nutricional de precisão e contribuindo para sistemas de produção mais eficientes na fruticultura no semiárido brasileiro.

Palavras-chave: Fruticultura, Sensoriamento remoto, Inteligência artificial, Mangueira

ABSTRACT

The study aimed to determine leaf nitrogen content in mango trees cultivated in the Sub-middle São Francisco region of Pernambuco, using high-resolution multispectral imagery acquired via UAVs. Three cultivation areas located in the municipalities of Cabrobó, Petrolina, and Petrolândia were evaluated, featuring different mango varieties. A total of 190 leaf samples were collected and subjected to the Kjeldahl method for digestion and nitrogen determination. Concurrently, flights were conducted using a DJI Matrice 350 RTK UAV equipped with an Altum-PT multispectral sensor, covering blue, green, red, red-edge, and near-infrared spectral bands. From the imagery, 46 vegetation indices were calculated and reflectance values were extracted, which were correlated with field data. Statistical analyses included Pearson correlation and modeling using various machine learning algorithms, such as RF, SVM, XGBoost, GBM, Cubist, and PLSR. Model validation was performed by splitting the data into training and validation sets using multiple random seeds. The results showed that only Petrolândia exhibited mean values within the recommended sufficiency range (12–14 g kg⁻¹), whereas Petrolina and Cabrobó recorded levels below the optimum, indicating nitrogen deficiency. Correlation analysis between field data and spectral indices highlighted NDRE as the most consistent index, reinforcing the potential of remote sensing for nutritional monitoring. RF demonstrated the best performance, yielding estimates close to observed values and the lowest mean error (RMSE = 1.4868), thereby confirming its robustness and reliability. Models such as XGBoost, GBM, and Cubist showed intermediate performance, whereas PLSR achieved a higher R² but with greater errors, and SVM was the least accurate. It is concluded that integrating foliar analyses, spectral indices, and machine learning algorithms particularly RF represents a promising strategy for estimating leaf nitrogen content in mango trees. This approach can support more efficient management practices, contributing to improved productivity and competitiveness in fruit growing within the Brazilian semiarid region.

Keywords: fruit farming, remote sensing, artificial intelligence, mango.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Localização das áreas de estudo.....	19
Figura 2. Representação dos pontos amostrais coletados.....	20
Figura 3. (a) Plataforma DJI Matrice 350 RTK integrada a sensor multiespectral MicaSense Altum-PT; (b) Painel de calibração do sensor micaSense.....	23
Figura 4. Coeficientes de correlação de Pearson entre os 10 índices com maior correlação com o teor de N foliar.....	29
Figura 5. Distribuição de valores observados e preditos durante treino e validação para estimar o teor de N em folhas de manga pelos modelos RF (A), SVM (B), XGBoost (C), GBM (D), Cubist (E) e PLSR (F).....	32
Figura 6. Espacialização dos teores de N foliar obtida pelo modelo RF para as áreas imageadas em: (a) Petrolândia, (b) Cabrobó e (c) Petrolina.....	34

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Índices de vegetação derivados de bandas espectrais e utilizados como preditores para a estimativa do teor de nitrogênio foliar.....	23
Tabela 2. Resumo estatístico do teor de N foliar nos municípios de Petrolina, Cabrobó e Petrolândia.....	27
Tabela 3. Desempenho de modelos de regressão para a estimativa do teor de N foliar, utilizando dados espectrais obtidos por VANTs como variáveis de entrada para os modelos RF, SVM, XGBoost, GBM, Cubist e PLSR.....	30

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
2. OBJETIVOS	15
2.1 OBJETIVO GERAL	15
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	16
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
3.1 IMPORTÂNCIA DA MANGICULTURA NA REGIÃO DO SUBMÉDIO DO SÃO FRANCISCO PERNAMBUCANO.	16
3.2 NUTRIÇÃO E ADUBAÇÃO DA MANGUEIRA	17
3.3 DIAGNOSE FOLIAR	17
3.4 APLICAÇÃO DO SENSORIAMENTO REMOTO	18
4. METODOLOGIA	19
4.1 LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DAS ÁREAS DE ESTUDO.	19
4.2 AMOSTRAGEM E ANÁLISES DO MATERIAL VEGETAL	21
4.2.1 Digestão das Amostras	22
4.2.2 Determinação do Teor de N	22
4.3 DADOS ESPECTRAIS	23
4.4 ANÁLISES ESTATÍSTICAS	26
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
5.1 ANÁLISES DOS DADOS DE CAMPO	27
5.2 CORRELAÇÃO DADOS DE CAMPO X DADOS ESPECTRAIS	28
5.3 MODELAGEM DO TEOR DE N FOLIAR	30
5.4 ESPACIALIZAÇÃO DO TEOR DE N FOLIAR	32
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	35
REFERÊNCIAS	37

1. INTRODUÇÃO

A mangueira (*Mangifera indica* L.) é uma frutífera pertencente à família Anacardiaceae, oriunda da Índia, de onde se difundiu para diversas regiões tropicais do mundo, incluindo o Brasil (CARDOSO et al., 2007). Seus frutos apresentam polpa abundante, com ampla variações de tamanho e formato, além de aroma agradável e coloração atrativa. Em razão dessas características e de seu elevado valor nutricional, por ser uma excelente fonte de carotenoides e carboidratos, a manga é considerada uma das principais frutas tropicais de importância econômica cultivadas mundialmente (SANTOS, 2003).

O Brasil destaca-se entre os principais países produtores e exportadores de manga do mundo, ocupando a sexta posição no ranking mundial de produção. No cenário nacional, as regiões Nordeste e Sudeste concentram a maior parte da produção, desempenhando papel fundamental no abastecimento do mercado interno e nas exportações da fruta (EMBRAPA, 2024).

No Nordeste, a mangicultura tem maior destaque na região do Submédio do São Francisco, não somente pela expansão da área cultivada e pelo elevado volume de produção, mas também pelos altos índices de produtividade e pela qualidade dos frutos produzidos (EMBRAPA, 2014). Cenário este evidenciado pela marca histórica alcançada no ano de 2023, onde a região do Submédio do São Francisco respondeu por mais de 90% da produção nacional, com destaque para os estados de Pernambuco e Bahia que são responsáveis por aproximadamente 93% do volume exportado (EMBRAPA, 2024).

Entretanto, apesar da elevada importância econômica da mangueira, fatores relacionados ao manejo nutricional ainda constituem umas das principais limitações para a obtenção de altas produtividades e frutos de qualidade. Nesse contexto, torna-se essencial o monitoramento do estado nutricional da cultura, de modo a identificar possíveis deficiências ou desequilíbrios de nutrientes e subsidiar estratégias adequadas de adubação. A análise foliar é um dos métodos mais precisos para a avaliação do status nutricional da mangueira, bem como para recomendações de adubação, uma vez que os teores de nutrientes presentes nos tecidos vegetais refletem a ação combinada e a interação dos fatores que influenciam sua

disponibilidade no solo e sua subsequente absorção pelas plantas (ARAÚJO, 2010). Tradicionalmente, essa avaliação é realizada por meio de análises laboratoriais, seguindo metodologias descritas por Silva (1999) e Silva (2009).

Contudo, as análises foliares convencionais são realizadas periodicamente e apresentam custo relativamente alto e demandam tempo para a obtenção dos resultados. Além disso, a diagnose foliar é considerada um processo complexo, cuja interpretação pode ser dificultada pela natureza dinâmica do tecido foliar, que sofre influência direta de fatores como idade da folha, estado de desenvolvimento, condições fisiológicas e processos de absorção, redistribuição e translocação de nutrientes (EMBRAPA, 2008; ARAÚJO, 2010).

Diante disso, a aplicação de técnicas de sensoriamento remoto (SR), aliadas ao uso de veículos aéreos não tripuláveis (VANTs), surgem como alternativa promissora para a estimativa do estado nutricional das plantas. Essa abordagem baseia-se na análise da reflectância espectral do dossel e no cálculo de índices de vegetação, possibilitando a estimativa dos teores de nutrientes foliares de forma rápida, não destrutiva e em larga escala (NETO, 2022).

Técnicas de sensoriamento remoto tem sido amplamente empregadas para estimar os teores de nitrogênio em diferentes culturas agrícolas, como milho (MARESMA et al., 2016; FERNANDES, 2023), trigo (RISSINI; KAWAKAMI; GENÚ, 2015), e cana-de-açúcar (OTTO et al., 2019). Entretanto, ainda são escassos os estudos voltados à estimativa dos teores de nitrogênio em folhas da mangueira por meio do sensoramento remoto associado ao uso de veículos aéreo não tripulados (VANTs), especialmente em pomares cultivados nas condições semiáridas do Brasil. Diante dessa lacuna, parte-se da hipótese de que as informações espectrais obtidas por VANTs, associadas a algoritmos de aprendizado de máquina, permitem estimar com precisão os teores foliares de nitrogênio em mangueira, contribuindo para o monitoramento do estado nutricional das plantas e auxiliando a tomada de decisão no manejo da cultura.

2. OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GERAL

Determinar o teor de N em folhas de manga (*Mangifera indica* L.), cultivada na região do São Francisco Pernambucano, utilizando imagens de alta resolução espacial com sensor multiespectral acoplado a VANT.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar análises químicas de N presentes nas amostras de folhas de manga;
- Identificar o conjunto de variáveis espectrais (bandas e índices de vegetação) com maiores contribuições no processo de modelagem;
- Estimar o teor de N em folhas de manga integrando aprendizado de máquina e variáveis espectrais;
- Espacializar o teor de N em áreas de cultivo de manga.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 IMPORTÂNCIA DA MANGICULTURA NA REGIÃO DO SUBMÉDIO DO SÃO FRANCISCO PERNAMBUCANO.

A mangicultura na região do Submédio do São Francisco destaca-se como uma das atividades de maior relevância econômica e social, contribuindo significativamente para a geração de emprego e renda, além de movimentar um elevado volume de negócios tanto no mercado nacional quanto internacional. A manga é considerada a principal frutífera cultivada no Submédio do São Francisco, tendo produzido 1,16 milhões de toneladas em 2023, com rendimento de 33 t ha⁻¹ em Petrolina e 21 t ha⁻¹ em Juazeiro (IBGE, 2023; EMBRAPA, 2024).

Segundo a EMBRAPA (2024), o Vale do São Francisco é reconhecido como o maior produtor de manga devido às condições climáticas específicas da região, aliadas às tecnologias adequadas para o manejo eficiente da floração da mangueira. Esses fatores possibilitam o cultivo contínuo e o escoamento regular da produção, permitindo que a região abasteça o mercado internacional especialmente nos períodos em que a oferta da fruta é menor.

De acordo com Silva et al. (2004), outro fator extremamente relevante que contribui de forma significativa para o cultivo de manga na região do Submédio do São

Francisco é a irrigação, possibilitando aos pomares condições de produzirem até duas vezes por ano. Dessa forma, o Vale do São Francisco mantém seu destaque nas exportações, garantindo competitividade e permanência no mercado global.

3.2 NUTRIÇÃO E ADUBAÇÃO DA MANGUEIRA

O mercado consumidor de manga está se tornando cada vez mais exigente. Portanto, para que os produtores possam oferecer frutos de alta qualidade que atendam às demandas tanto no âmbito nacional quanto internacional, é necessário adotar um manejo agrícola eficiente, que envolva desde o cuidado com a fertilidade do solo na área de cultivo até a avaliação precisa do estado nutricional da mangueira (SOUZA, 2007).

A adubação é uma prática agrícola fundamental no cultivo da mangueira, estruturada em três fases essenciais: adubação de plantio, utilizada para o estabelecimento inicial da planta; adubação de formação, que promove o desenvolvimento e fortalecimento da muda; e adubação de produção, destinada a suprir as necessidades nutricionais durante a fase produtiva da cultura. Segundo Pinto (2005), essas fases são essenciais para garantir o crescimento saudável e a produtividade da mangueira.

A mangueira é uma cultura com elevada exigência nutricional (MALAVOLTA, 2001), sendo influenciada por fatores como estágio de desenvolvimento, estágio nutricional das plantas, produtividade desejada, práticas de manejo e condições ambientais (PINTO, 2005).

Para que o cultivo da manga seja realmente bem-sucedido, é fundamental cuidar da nutrição da planta com atenção e estratégia. Isso significa aplicar os nutrientes certos, na quantidade certa e no momento adequado. O nitrogênio, por exemplo, é um nutriente indispensável na adubação da mangueira, responsável por impulsionar o crescimento vegetativo, deixando a planta mais vigorosa (SILVA et al., 2004). Um bom manejo nutricional faz toda a diferença na saúde e na produtividade do pomar.

3.3 DIAGNOSE FOLIAR

A análise química do solo é crucial para diagnosticar sua fertilidade e orientar

práticas de correção e adubação. No entanto, devido a complexidade e heterogeneidade do solo, sendo esse um meio onde ocorrem diversas reações que afetam diretamente a disponibilidade dos nutrientes para as plantas, a diagnose foliar torna-se fundamental para avaliar o estado nutricional das plantas (FAQUIN, 2002).

A diagnose foliar é uma técnica que permite avaliar o estado nutricional das culturas, através de amostras de folhas coletadas em diferentes estádios de desenvolvimento da planta, bem como identificar o grau de comprometimento da produtividade em decorrência da situação nutricional (NASCIMENTO et al., 2005; FERNANDES; NASCIMENTO, 2004).

Na cultura da mangueira, a análise química das folhas é uma ferramenta importante para entender o estado nutricional da planta. Ela permite avaliar se as adubações feitas estão surtindo efeito, com base nos dados da análise do solo, e também ajuda a ajustar com mais precisão a recomendação de adubação nitrogenada (COSTA, 2011), uma vez que a análise de solo não fornece informações relativas a esse nutriente. Marschner (1995) destaca que, para plantas frutíferas, a análise foliar é ainda mais eficaz do que a análise de solo para avaliar o estado nutricional.

Além de mostrar como está a nutrição da planta, a diagnose foliar também ajuda a identificar deficiências específicas de nutrientes que, muitas vezes, apresentam sintomas parecidos. Com isso, ela se torna uma ferramenta importante para orientar as recomendações de adubação e fertilização do pomar de forma mais precisa e eficiente (BRIZOLA et al., 2005).

3.4 APLICAÇÃO DO SENSORIAMENTO REMOTO

O sensoriamento remoto é uma técnica que permite coletar informações sobre um objeto ou área sem necessidade de contato físico direto, geralmente a partir de grandes distâncias. Isso é possível por meio da captação da radiação eletromagnética que o objeto emite ou reflete. Essa abordagem oferece dados precisos e tem ampla aplicação em diferentes setores, como a agricultura e o monitoramento ambiental (EMBRAPA, 2010).

O SR tem se consolidado como uma técnica de elevado potencial para o monitoramento agrícola, ao possibilitar a obtenção eficiente e precisa de parâmetros biofísicos que subsidiam a estimativa da produtividade e do estado nutricional das culturas (FORMAGGIO & SANCHES, 2017; MAIA, 2019).

Sensores ativos e passivos, utilizados no SR podem ser acoplados às Aeronaves Remotamente Pilotadas (RPAs), popularmente conhecidas como drones ou VANTs. Seu uso tem sido amplamente empregado no manejo agrícola, devido às suas características operacionais que incluem elevada flexibilidade, facilidade de uso, alta resolução espacial e temporal, além de um custo-benefício atrativo e rápida aquisição de dados (DENG et al., 2018).

A precisão dessa abordagem é significativamente ampliada com o uso de sensores multiespectrais acoplados às RPAs, o que viabiliza o monitoramento eficiente de extensas áreas em intervalos reduzidos de tempo, bem como a aquisição de imagens em tempo real, ajustadas às especificidades de cada cultura.

A caracterização espectral do sensoriamento remoto no estudo da vegetação pode ser conduzida em diferentes escalas, abrangendo desde folhas isoladas e plantas individuais até conjuntos de plantas organizados em dosseis (PONZONI, 2007).

O comportamento espectral da vegetação está diretamente relacionado à sua composição química, morfologia e estrutura interna. Entre os fatores que influenciam a composição química das folhas, destaca-se o estado nutricional da planta. Dessa forma, alterações nas características foliares, especialmente aquelas decorrentes de variações na composição bioquímica, tendem a provocar mudanças significativas nos padrões de reflectância (CAMPELO, 2018).

De acordo com Munné-bosch e Alegre (2004), situações de estresse nutricional podem desencadear alterações fisiológicas expressivas, refletindo diretamente nos processos metabólicos e na resposta espectral da vegetação.

As modificações nas propriedades espectrais da vegetação decorrentes de estresses nutricionais constituem a base para a aplicação de técnicas de sensoriamento remoto na diagnose e no manejo da nutrição em culturas agrícolas (CAMPELO, 2018). Estudos realizados por SCHLEMMER et al., (2013) e QUEMADA et al., (2014) exploraram a utilização dessas técnicas em cultivos de larga escala, com destaque para o milho (*Zea mays* L.).

4. METODOLOGIA

4.1 LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DAS ÁREAS DE ESTUDO.

As áreas de estudo estão localizadas no estado de Pernambuco, compreendendo os municípios de Petrolina, Cabrobó e Petrolândia, todos pertencentes à mesorregião do São Francisco Pernambucano (Figura 1). A primeira área situa-se no município de Petrolina, sob as coordenadas geográficas 7°37'35" S e 40°30'03" W, com altitude aproximada de 367 m, o clima local é classificado segundo Köppen como BSh (semiárido, quente e seco), apresentando média térmica anual de 24,6 °C e precipitação média anual de 448 mm. A segunda área localiza-se em Cabrobó, sob as coordenadas geográficas 8° 30' 47" S e 39°18'31" W, com altitude aproximada de 380 m, apresentando clima BSh, com temperatura média anual de 24,6 °C e precipitação média de 550 mm. Por fim, a terceira área corresponde ao município de Petrolândia, situado sob as coordenadas geográficas 8° 58' 45" S, 38° 13' 10" W., com altitude aproximada de 282 m. O clima local é classificado segundo Köppen como BSh, com médias anuais térmicas de 24,4 °C, precipitação média anual de 448 mm (SILVA et al, 2019).

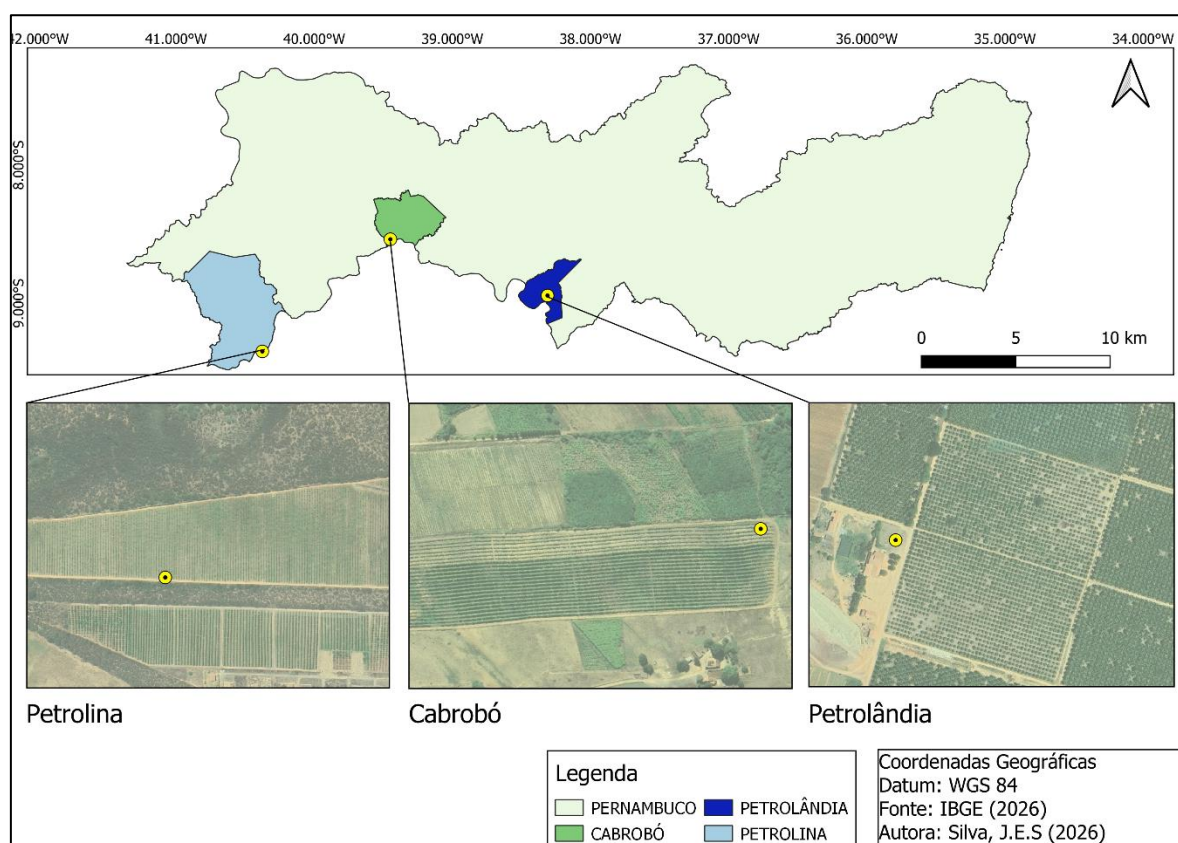


Figura 1. Localização das áreas de estudo.

O estudo foi desenvolvido em áreas destinadas à fruticultura na região do Submédio São Francisco Pernambucano, selecionando-se propriedades com cultivos

de manga. Foram avaliadas três áreas distintas: no município de Cabrobó, com a variedade “Palmer” de 6 anos de idade, em Petrolina, com a variedade “Keitt” de 4 anos, e em Petrolândia, com a variedade “Tommy Atkins” de 18 anos de idade. Em todas as áreas, foram realizados levantamentos utilizando sensores multiespectrais acoplados a Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs), além da coleta de material vegetal (folhas) para caracterização em laboratório. Posteriormente, as análises químicas do material vegetal foram correlacionadas aos dados espectrais obtidos, visando ao estabelecimento de modelos de predição em larga escala dessas propriedades.

4.2 AMOSTRAGEM E ANÁLISES DO MATERIAL VEGETAL

Foram coletadas 190 amostras de material vegetal distribuídas em diferentes pontos das áreas de cultivo de manga (Figura 2), sendo coletadas de 15 a 20 folhas por planta, as folhas foram coletadas no terço médio das plantas a fim de evitar coletar folhas muito velhas ou muito jovens. Em cada amostra foi realizada a secagem do material em estufa de circulação forçada de ar a 65 °C por 48 horas até peso constante, posteriormente as amostras de folhas foram trituradas em moinho de Willey e oxidadas com ácidos minerais concentrados e a quente. Os procedimentos de digestão das amostras e de determinação dos nutrientes presentes nas folhas foram realizados conforme descrito por Silva (2009).

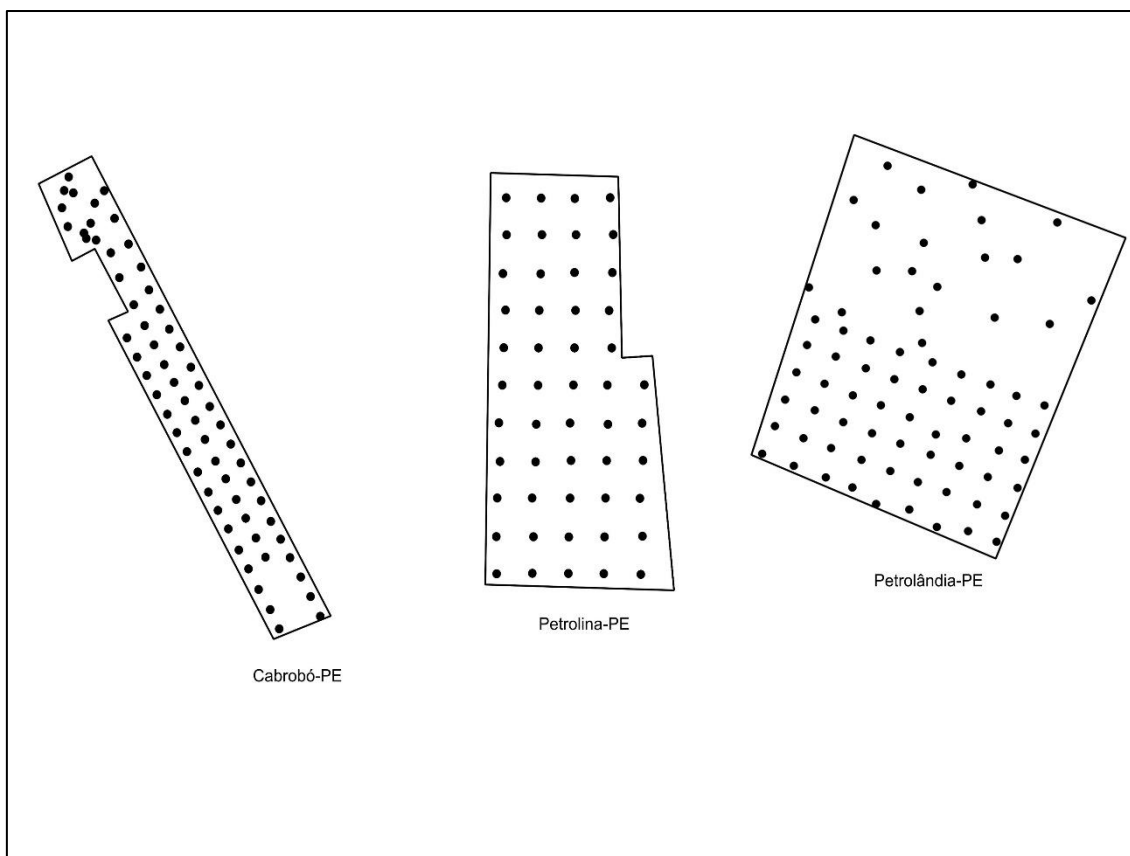


Figura 2. Representação dos pontos amostrais coletados.

4.2.1 Digestão das Amostras

A digestão das amostras para determinação do N foi realizada pelo método Kjeldahl. O procedimento consiste em transferir 100 mg da amostra para o tubo digestor, adicionar 1 g da mistura de sais (sulfato de potássio + sulfato de cobre, na proporção 10:1), 3 mL de ácido sulfúrico (H_2SO_4 a 98%) e 1 mL de peróxido de hidrogênio (H_2O_2 a 30%). Em seguida, a amostra foi colocada no bloco digestor, sendo aquecida lentamente até atingir 350°C , mantendo-se essa temperatura por 3 horas, obtendo a formação de um líquido viscoso esverdeado.

4.2.2 Determinação do Teor de N

Para a determinação do N nas amostras líquidas, foram utilizadas as técnicas de Destilação – titulação (Kjeldahl). A determinação do nitrogênio pelo método Kjeldahl é realizada transferindo-se todo o extrato digerido em H_2SO_4 para o destilador. Na ponta do destilador conectou-se um bquer de 100 mL contendo 25 mL

de solução de ácido bórico (H_3BO_3 a 2%). Em seguida, adicionou-se 10 mL de hidróxido de sódio (NaOH) ao extrato digerido. Após essa etapa, procedeu-se à destilação até que o volume da solução atinja 45 mL. Durante o processo, observou-se que a coloração da solução de H_3BO_3 mudou de vinho para verde. A titulação foi então efetuada com solução de ácido clorídrico (HCl 0,01 mol L^{-1}), sendo o ponto final determinado pelo retorno da coloração inicial de vinho.

4.3 DADOS ESPECTRAIS

As imagens de alta resolução espacial foram provenientes do sensor Altum-PT, MicaSense, englobando as faixas do Azul (475 nm), Verde (560 nm), Vermelho (668 nm), RedEdge (717 nm) e Infravermelho próximo (840 nm), acoplado ao VANT DJI Matrice 350 RTK (Figura 3a). O mapeamento ocorreu nos períodos de maior radiação solar, entre 11:00 horas e 13:00 horas, para minimizar os efeitos de sombreamento do dossel. Antes e após o voo foi realizado a captura de fotos do painel de calibração do sensor micaSense para correção das condicionantes ambientais e obtenção dos valores a nível de reflectância (Figura 3b).

A altura de vôo foi de 30 metros com uma sobreposição longitudinal de 85% e lateral de 85% e velocidade de vôo de 5 km/h. Seis painéis com marcações em X foram distribuídos uniformemente em cada área de voo para atuarem como pontos de controle e assim proceder com o georreferenciamento das imagens aéreas, sendo esses definidos com uso de receptor GNSS, modelo Stonex S850A. As etapas de alinhamentos das fotos, obtenção da nuvem de pontos, georreferenciamento das imagens e por fim, a obtenção do ortomosaico das bandas espectrais foi realizado no *software* pix4D Mapper (versão 4.10.0, Prilly, Suíça).



Figura 3. (a) Plataforma DJI Matrice 350 RTK integrada a sensor multiespectral MicaSense Altum-PT; (b) Painel de calibração do sensor micaSense.

Os valores de reflectância provenientes das imagens VANT foram avaliados por faixa espectral (azul, verde, vermelho e infravermelho próximo), bem como formando índices de vegetação. Nesse sentido foram trabalhados de 46 índices espectrais contemplando as faixas citadas acima (Tabela 1).

Para a extração da reflectância das imagens foi adotado um buffer de 0,3 metros em torno de cada ponto amostral. A partir desse procedimento, utilizou-se um script desenvolvido em linguagem R para realizar a extração da reflectância dos pixels correspondentes em cada banda espectral. Posteriormente, foram calculadas as médias dos valores obtidos no buffer e os resultados foram organizados separadamente para cada banda espectral.

Tabela 1. Índices de vegetação derivados de bandas espectrais e utilizados como preditores para a estimativa do teor de nitrogênio foliar.

Nº	Índice	Equação
1	Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI = (NIR - R)/(NIR + R)$
2	Green Soil-Adjusted Vegetation Index	$GSAVI = 1.5 \times ((NIR - G)/(NIR + G + 0.5))$
3	Green Chlorophyll Index	$CI_{green} = (NIR/G) - 1$
4	Chlorophyll Vegetation Index	$CVI = (NIR \times R)/G^2$
5	Chlorophyll Triangle Vegetation Index	$CTVI = ((NIR - R) \times (NIR - G))/NIR$
6	Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index	$MCARI = (NIR - R) - 0.2 \times (NIR + G) \times (NIR/R)$
7	Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index 1	$MCARI1 = 1.2 \times (2.5 \times (NIR - R) - 1.3 \times (NIR - G))$
8	Green Difference Vegetation Index	$GDVI = NIR - G$
9	Green Normalized Difference Vegetation Index	$GNDVI = (NIR - G)/(NIR + G)$
10	Normalized Difference Red/Green Redness Index	$NDRGRI = (R - G)/(R + G)$

11	Green	Re-normalized	Different	Vegetation Index	$GRDVI = (NIR - G)/\sqrt{(NIR + G)}$
12	Green	Optimized	Soil	Adjusted	$GOSAVI = (NIR - G)/(NIR + G + 0.5)$
13	Green	Ratio	Vegetation Index		$GRVI = NIR/G$
14	Ratio	Vegetation Index			$RVI = NIR/R$
15	Red–Green	Ratio			$RGR = R/G$
16	Simple Ratio	Red/NIR	Ratio	Vegetation Index	$SRRed/NIR = R/NIR$
17	Normalized	Greenness	Index		$Norm\ G = G/(NIR + R + G)$
18	Normalized	Near-Infrared	Index		$Norm\ NIR = (NIR - R)/(NIR + R + G)$
19	Normalized	Red	Index		$Norm\ R = R/(NIR + R + G)$
20	Difference	Vegetation	Index		$DVI = NIR - R$
21	Renormalized	Difference	Vegetation	Index	$RDVI = (NIR - R)/\sqrt{((NIR + R))}$
22	Modified	Nonlinear	Index		$MNLI = 1.5 \times (NIR^2 - R)/(NIR^2 + R + 0.5)$
23	Nonlinear	vegetation	index		$NLI = (NIR^2 - R)/(NIR^2 + R)$
24	Photosynthetic	vigour	ratio		$PVR = (G - R)/(G + R)$
25	Infrared	percentage	vegetation	index	$IPVI = NIR/(NIR + R)$
26	NDVI_RVI				$NDVI_RVI = (NIR^2 - R)/(NIR + R^2)$
27	Transformed	Normalized	Difference	Vegetation Index	$TNDVI = \sqrt{((NIR - R)/(NIR + R))} + 0.5$
28	Soil	Adjusted	Vegetation	Index	$SAVI = (NIR - R)/(NIR + R + 0.5) \times (1 + 0.5)$
29	Green	Soil-Adjusted	Vegetation	Index 2	$GSAVI_2 = (NIR - G)/(NIR + G + 0.5) \times (1 + 0.5)$
30	Green	Optimized	Soil	Adjusted	$GOSAVI_2 = (NIR - G)/(NIR + G + 0.16) \times (1 + 0.16)$
31	Optimized	Soil-Adjusted	Vegetation	Index	$OSAVI = (NIR - R)/(NIR + R + 0.16) \times (1 + 0.16)$

32	Modified Soil Adjusted Vegetation Index	$MSAVI = (2 \times NIR + 1 - \sqrt{(2 \times NIR + 1)^2 - 8 \times (NIR - R)})/2$
33	Modified Simple Ratio	$MSR = ((NIR/R) - 1)/(\sqrt{(NIR/R) + 1})$
34	Wide Dynamic Range Vegetation Index	$WDRVI = (0.12 \times NIR - R)/(0.12 \times NIR + R)$
35	Green Wide Dynamic Range Vegetation Index	$GWDRVI = (0.12 \times NIR - G)/(0.12 \times NIR + G)$
36	Differenced Vegetation Index MSS	$DVIMSS = 2.4 \times NIR - R$
37	Enhanced Vegetation Index 2	$EVI2 = 2.4 \times ((NIR - R)/(NIR + R + 1))$
38	Enhanced Vegetation Index 2-2	$EVI2 - 2 = 2.5 \times ((NIR - R)/(NIR + 2.4 \times R + 1))$
39	Adjusted Vegetation Index	$AVI = \sqrt[3]{(NIR \times (1 - R) \times (NIR - R))}$
40	Logarithmic Ratio	$LogR = \log (NIR/R)$
41	Soil Background Line	$SBL = NIR - 2.4 \times R$
42	SQRT(NIR/R)	$SQRT(NIR/R) = \sqrt{(NIR/R)}$
43	Triangular Vegetation Index	$TVI = 0.5 \times [120 \times (NIR - G) - 200 \times (R - G)]$
44	Transformed Difference Vegetation Index	$TDVI = \sqrt{(NDVI + 0.5)}$
45	Global Environment Monitoring Index	$GEMI = \eta \times (1 - 0.25 \eta) - ((R - 0.125)/(1 - R))$ $\eta = (2 \times (NIR^2 - R^2) + 1.5 \times NIR + 0.5 \times R)/(NIR + R + 0.5)$
46	Normalized Difference Red Edge Index	$NDRE = (NIR - RE)/(NIR + RE)$

Em que: NIR= infravermelho próximo, RE= borda vermelha, R= vermelho, G= verde, B= azul.

4.4 ANÁLISES ESTATÍSTICAS

Inicialmente, foi realizada a análise de correlação de Pearson, a fim de verificar a magnitude da relação entre os dados espectrais (bandas e índices) e os dados de campo referentes ao teor de N. Em seguida, procedeu-se à modelagem das variáveis utilizando diferentes algoritmos de aprendizagem de máquina, incluindo *Random Forest* (RF), *Support Vector Machine* (SVM), *eXtreme Gradient Boosting* (XGBoost), *Gradient Boosting Machine* (GBM), *Cubist* e *Partial Least Squares Regression* (PLSR).

Para assegurar maior confiabilidade nas respostas dos modelos de aprendizado de máquina, foi realizado a validação. Nesse caso, a avaliação dos modelos foi conduzida por meio do particionamento do dados em subconjuntos de treinamento (75%) e validação (25%), utilizando múltiplas sementes aleatórias entre 1 e 500. A avaliação do ajuste dos modelos foi com base no coeficiente de determinação (R^2), raiz do erro quadrático médio (RMSE), o erro absoluto médio (MAE) e o RMSE percentual (RMSE%), obtido pela normalização do RMSE com base na média dos valores de N observados. Tais indicadores serviram para avaliar a acurácia dos modelos e, com base nos resultados, identificar o algoritmo mais apropriado para a estimativa do teor de N foliar em ampla escala.

A etapa de modelagem foi conduzida na linguagem de programação R, utilizando o *software* RStudio. Já os demais processamentos das imagens, bem como a organização e elaboração do layout dos mapas, foram realizados no *software* QGIS.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 ANÁLISES DOS DADOS DE CAMPO

Na Tabela 2 é apresentado o resumo da estatística descritiva do teor de N foliar na cultura da manga para diferentes municípios do Submédio São Francisco Pernambucano (Petrolina, Cabrobó e Petrolândia). As variáveis calculadas permitiram caracterizar a variabilidade e a dispersão dos dados entre as localidades.

Tabela 2. Resumo estatístico do teor de N foliar nos municípios de Petrolina, Cabrobó e Petrolândia.

Variáveis	Petrolina	Cabrobó	Petrolândia
Média (g kg ⁻¹)	10,89	10,78	13,59

Mediana (g kg ⁻¹)	10,81	10,86	13,83
Máximo (g kg ⁻¹)	16,78	16,59	18,03
Mínimo (g kg ⁻¹)	5,29	6,96	9,34
Desvio padrão	1,99	1,94	1,89
Coeficiente de variação (%)	18,31	18,05	13,95

O município de Petrolândia apresentou os maiores valores para média e mediana (13,59 e 13,83 g kg⁻¹ respectivamente), além de um coeficiente de variação relativamente baixo (13,95%), sendo fatores que indicam maior estabilidade e menor dispersão dos dados. Em contrapartida, Petrolina e Cabrobó apresentaram valores próximos tanto para média quanto para mediana, porém com coeficientes de variação elevados (18,31% e 18,05%), indicando maior variabilidade das amostras. Nos ensaios agrícolas, para experimentos de campo, Pimentel Gomes (2000) considera os coeficientes de variação como baixos, quando inferiores a 10%; médio, quando de 10 a 20%; alto, quando entre 20 e 30%, e muito alto, quando superiores a 30%. Petrolândia ainda apresentou o valor máximo mais elevado (18,03 g kg⁻¹), enquanto Petrolina registrou o menor valor mínimo (5,29 g kg⁻¹), o que evidencia maior amplitude de variação para essa localidade.

De acordo com Quaggio (1996), a faixa considerada ideal de N foliar para a cultura da mangueira situa-se entre 12,0 e 14,0 g kg⁻¹. Nesse sentido, os teores foliares observados nas áreas de cultivo de Petrolina e Cabrobó encontram-se abaixo da faixa de suficiência, enquanto em Petrolândia os valores permanecem dentro do intervalo recomendado.

Trabalhando com adubação nitrogenada, Costa et al. (2011), encontraram teor de Nitrogênio foliar de 13,78 g kg⁻¹, valor superior ao encontrado nesse estudo para todas as áreas avaliadas. Contudo, o município de Petrolândia apresentou resultado bastante próximo, com 13,59 g kg⁻¹. Os baixos níveis de nitrogênio foliar identificados podem estar associados à limitada disponibilidade desse nutriente no solo.

5.2 CORRELAÇÃO DADOS DE CAMPO X DADOS ESPECTRAIS

Na Figura 4 são apresentados os dez índices que demonstraram maior associação com o teor de N foliar. A maioria deles exibiu correlações positivas com esse parâmetro. Entre os índices avaliados, o NDRE se destaca por apresentar correlação de $r \geq 0,5$ com o teor de N, indicando uma relação consistente e significativa

com os dados de campo, esse índice espectral mede a clorofila, dessa forma avalia a quantidade de verde e nitrogênio presente nas folhas, além de visualizar tanto as folhas superiores quanto inferiores.

Os índices Ternal, RVI, GRVI, Clgreen e MSR também apresentaram correlação positiva com o teor de nitrogênio, embora com valores relativamente baixos (inferiores a 0,32). Por outro lado, a banda RedEdge, Blue e os índices SI e MCARI exibiram correlações negativas, com valores inferiores a $-0,25$.

Estudando estimativa de N foliar em laranjeira-valência, Osco (2019) observou que o teor N foliar apresentou forte associação com vários índices espectrais, entre eles: CG, Clgreen, CVI, GDVI, GNDVI, GSAVI, Norm G, OSAVI, RDVI, SR750/550 e SR800/550. Esses índices mostraram alta correlação, com coeficiente de correlação $r \geq 0,7$. Esse autor também ressalta que a correlação entre teor de N foliar com os índices espectrais, varia de acordo com o estágio de desenvolvimento da cultura.

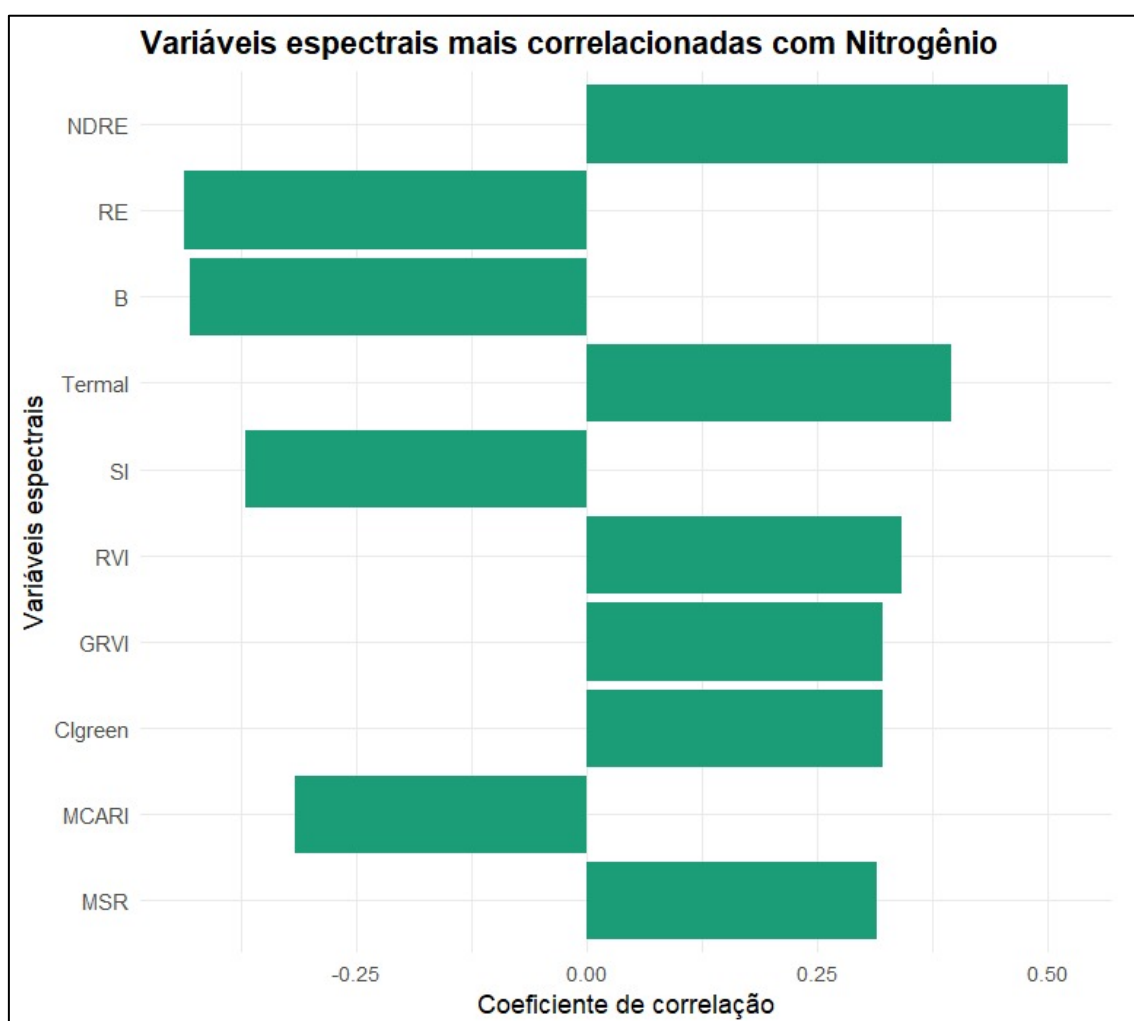


Figura 4. Coeficientes de correlação de Pearson entre os 10 índices com maior correlação com o teor de N foliar.

5.3 MODELAGEM DO TEOR DE N FOLIAR

Para a etapa da modelagem foi aplicado a correlação de Pearson para a seleção das variáveis preditoras, esse procedimento excluiu aquelas que apresentaram correlação entre si acima de 90%, conforme metodologia utilizada por Alba et al. (2025). Como resultado, foram selecionadas 12 variáveis: Blue, Red, NIR, Clgreen, GDVI, SI, GOSAVI, GRVI, EVI2_2, GEMI, NDRE e ARVI, compondo o conjunto final utilizado nos modelos, uma vez que o aumento no número de variáveis de entrada não garante, por si só, maior eficiência dos modelos de predição, conforme discutido por Khaki e Wang (2019).

A Tabela 3 mostra o desempenho dos modelos de aprendizado de máquina ao estimar o teor de N foliar a partir dessas variáveis selecionadas. Observa-se que o modelo PLSR, apresentou o maior $R^2 = 0,62$, porém englobou os maiores erros conforme exposto pelo RMSE no valor de $1,6245 \text{ g kg}^{-1}$. Na sequência, destacou-se o algoritmo RF, representando 57% da variabilidade de campo, associado ao menor valor de erro (RMSE= 1,4868 e 12,6%). Por outro lado, os modelos SVM, XGBoost, GBM e Cubist apresentaram resultados intermediários com R^2 em torno de 0,51.

Tabela 3. Desempenho de modelos de regressão para a estimativa do teor de N foliar, utilizando dados espectrais obtidos por VANTs como variáveis de entrada para os modelos RF, SVM, XGBoost, GBM, Cubist e PLSR .

Modelo	R^2	RMSE (g kg^{-1})	RMSE %	MAE (g kg^{-1})
RF	0,57	1,4868	12,6	1,2095
SVM	0,57	1,6641	14,0	1,2666
XGBoost	0,51	1,4923	15,1	1,2240
GBM	0,51	1,5618	13,1	1,2064
Cubist	0,51	1,5661	13,2	1,2452
PLSR	0,62	1,6245	13,7	1,2398

Na Figura 5 são apresentados os gráficos de dispersão entre os valores observados e preditos para o teor de N foliar em diferentes modelos. Considerando os valores de RMSE, que indicam o erro médio das estimativas, observa-se que quanto menor o valor do RMSE, maior é a proximidade entre os valores estimados e os observados, dessa forma, um RMSE reduzido indica maior precisão e confiabilidade do modelo, conforme descrito por Guimarães et al. (2018).

Nesse sentido, o RF apresentou o melhor desempenho, com estimativas bastante próximas dos valores observados. Em seguida, destacam-se os modelos XGBoost, GBM e Cubist, que exibiram desempenhos semelhantes entre si, também com erros relativamente baixos. O PLSR apresentou desempenho intermediário, com maior dispersão em torno da linha de regressão, enquanto o SVM foi o modelo com maior erro e, consequentemente, menor precisão na estimativa do teor de N.

Resultados semelhantes foram obtidos por Liang et al. (2018), ao estimarem o teor de nitrogênio foliar no trigo. Utilizando o modelo RF, os autores alcançaram R^2 de 0,874 e RMSE de 0,317, evidenciando maior precisão em comparação aos demais métodos avaliados no estudo.

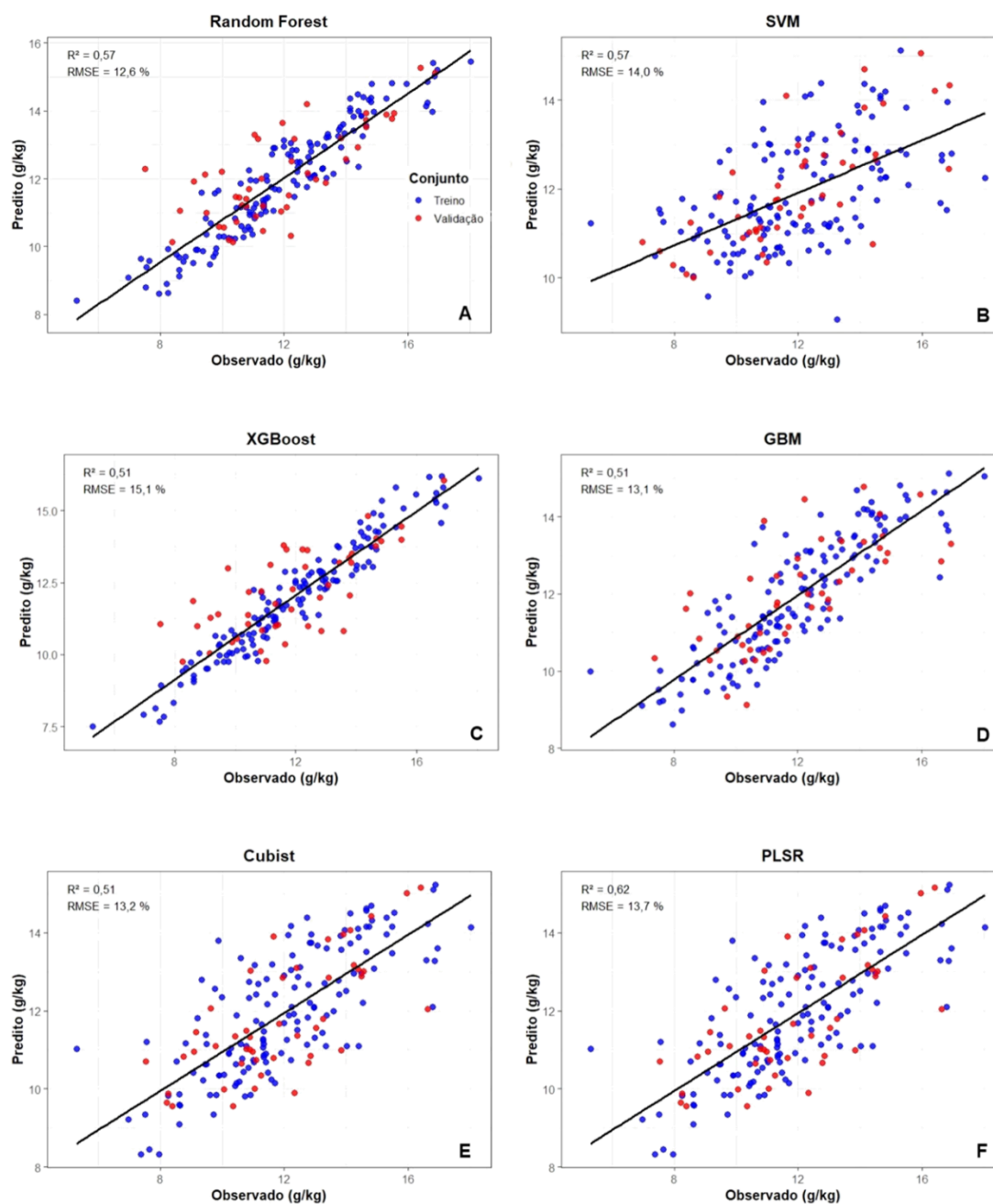


Figura 5. Distribuição de valores observados e preditos durante treino e validação para estimar o teor de N em folhas de manga pelos modelos RF (A), SVM (B), XGBoost (C), GBM (D), Cubist (E) e PLSR (F).

5.4 ESPACIALIZAÇÃO DO TEOR DE N FOLIAR

A Figura 6 apresenta a distribuição espacial das estimativas de N foliar nos pomares de mangueira das cultivares Tommy Atkins, Palmer e Keitt a partir da aplicação do modelo selecionado, o RF. Em todas as áreas, verificou-se variabilidade

do teor estimado de N entre plantas e entre diferentes setores do pomar, formando manchas e faixas associadas às linhas de plantio. Os dados espectrais evidenciaram variações no estado nutricional das plantas, demonstrando que o mesmo não é uniforme, mesmo dentro de uma mesma área de cultivo.

No pomar de Tommy Atkins (Petrolândia) houve predominância de valores entre 13,0 e 13,5 g kg⁻¹, o que corrobora com a análise descritiva dos valores observados em campo, sendo que as classes mais baixas foram pouco representativas e ocorreram de forma localizada. Por se tratar de pomar sob espaçamento maior entre plantas, foi possível individualização das copas o que permitiu observar diferenças entre plantas próximas, indicando variabilidade nutricional em pequena escala.

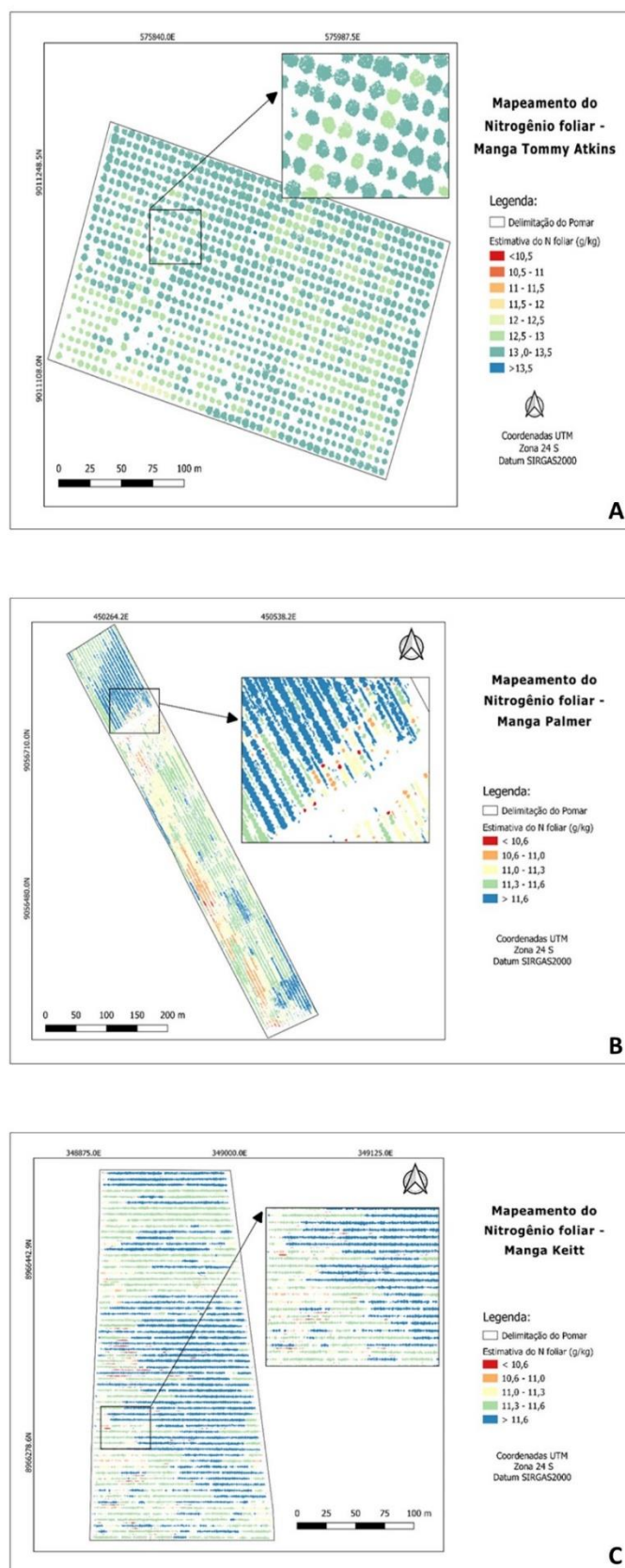


Figura 6. Espacialização dos teores de N foliar obtida pelo modelo RF para as áreas imageadas em: (a) Petrolândia, (b) Cabrobó e (c) Petrolina.

Para a cultivar Palmer e Keitt situados em Cabrobó e Petrolina, respectivamente, não foi possível isolar os indivíduos devido ao menor espaçamento entre as plantas, sendo avaliado a distribuição do N ao longo das linhas de plantio. Na Figura 6b é possível identificar a predominância de valores superiores a $11,6 \text{ g kg}^{-1}$ especialmente no pomar situado ao norte da propriedade. Nessa região, as plantas encontravam-se ainda em fase de floração, enquanto, nos demais setores, predominava a fase final de frutificação. Assim, os dados espectrais mostraram-se sensíveis as variações nutricionais associadas à fase fenológica da cultura podendo ser relacionado as diferentes demandas da planta no ciclo produtivo.

Do mesmo modo, no pomar de Keitt (Petrolina), também houve predominância das classes superiores a $11,3 \text{ g kg}^{-1}$ especialmente à leste do pomar. Esses locais apresentaram, na topografia do terreno, um leve declive, acumulando mais água no solo do que das demais regiões, conforme observação in loco. O fator topográfico pode estar contribuindo para maior acúmulo de nutrientes no solo e consequentemente, maior disponibilidade para a planta.

Nesse contexto, os mapas de distribuição do N foliar baseados em sensoriamento remoto podem auxiliar no manejo de fertilizantes em locais específicos, identificando áreas com níveis de nutrientes relativamente baixos ou altos. Aplicações semelhantes foram destacadas por Isra et al. (2026), que observaram que informações espaciais sobre nitrogênio podem fornecer uma base prática para fertilização em taxa variável e melhoria da eficiência do uso de nutrientes.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados obtidos neste estudo evidenciaram variabilidade no teor de N entre os municípios analisados, sendo que apenas Petrolândia apresentou valores dentro da faixa de suficiência recomendada para a cultura da mangueira. Esses achados reforçam que, apesar do elevado potencial produtivo e do expressivo valor comercial da cultura, o cultivo da mangueira demanda práticas de manejo nutricional adequadas para assegurar seu desempenho e maximizar a produtividade.

O modelo RF combinado com índices espectrais destacou-se como a ferramenta de maior precisão para estimar o teor de N foliar na cultura da mangueira. Sua capacidade de gerar estimativas próximas aos valores observados, com menor

erro médio, confirma a robustez e confiabilidade desse algoritmo em comparação aos demais avaliados.

Conclui-se que a integração entre dados espectrais obtidos por VANTs e modelos de predição, especialmente o RF, representa uma estratégia promissora para estimar o teor de nitrogênio foliar em mangueiras. Essa abordagem pode subsidiar práticas de manejo mais precisas e sustentáveis, contribuindo para a melhoria da produtividade e da eficiência na fruticultura do semiárido.

REFERÊNCIAS

- ALBA, E.; MORAIS, JEFD; SANTOS, WVTD; SILVA, JEDS; ORESCA, D.; DE SOUZA, LSB; BEZERRA, AC; SILVA, EA; SILVA, TGFD; INÁCIO SILVA, JR. Avanços no Monitoramento de Pastagens Semiáridas: Estimativa de Biomassa Aérea Usando Dados de UAV e Aprendizado de Máquina. *Gramíneas*, 4, 48, 2025. <https://doi.org/10.3390/grasses4040048>.
- ARAÚJO, J. J. Avaliação do estado nutricional da mangueira Tommy Atkins irrigada no Vale do Açu em diferentes épocas de amostragem foliar. 2010. 67f. Dissertação (Mestrado em Irrigação e Drenagem: Área de concentração em Irrigação e Drenagem) – Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Mossoró, 2010.
- BRIZOLA, R. M. de O.; LEONEL, S.; TECCHIO, M. A.; HORA, R. C. da. Teores de macronutrientes em pecíolos e folhas de figueira (*Ficus carica* L.) em função da adubação potássica. *Ciência e Agrotecnologia*, Lavras, v. 4, pág. 810-816, 2005.
- CAMPELO, D. de H. Uso do sensoriamento remoto para diagnóstico nutricional na cultura do milho irrigado. 2018. 197 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2018.
- CARDOSO, M. G. S.; JOSÉ, A. R. S.; VIANA, A. E. S.; MATSUMOTO, S. N.; REBOUÇAS, T. N. H. Florescimento e frutificação de mangueira (*Mangifera indica* L.) cv. Rosa promovidos por diferentes doses de paclobutrazol. *Revista Brasileira de Fruticultura*, Jaboticabal, v.29, n.2, p.209-212, 2007.
- COSTA, M. E. da; CALDAS, A. V. C.; SOUZA, W. C. M. de; GURGEL, M. T.; SILVA, R. M. da. Caracterização nutricional da mangueira Tommy Atkins sob adubação potássica. *Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável*, v. 6, n. 2, 2011. ISSN 1981-8203. Universidade Federal Rural do Semi-Árido.
- DENG, L., MAO, Z., LI, X., HU, Z., DUAN, F., & YAN, Y. (2018). UAV-based multispectral remote sensing for precision agriculture: A comparison between different cameras. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 146, 124-136.
- EMBRAPA. Cultivo da mangueira: socioeconomia e importância econômica no semiárido brasileiro. 3.ed. Petrolina: Embrapa Semiárido, 2014. Disponível em: <https://www.embrapa.br/agencia-de-informacao-tecnologica/cultivos/manga/pre->

[producao/socioeconomia/importancia-economica](#) . Acesso em: 26 de ago. 2025.

EMBRAPA. O Brasil bate recorde de receita e exportação com manga produzida no Nordeste. Embrapa, 22 jan. 2024. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/87702249/brasil-bate-recorde-de-receita-e-exportacao-com-manga-produzida-no-nordeste> . Acesso em: 26 de ago. 2025.

EMBRAPA. Observatório de Mercado de Manga: atualizações das informações sobre a cultura da manga com dados do PAM/IBGE até 2023. 2024. Disponível em: <https://observatoriosdemercado.github.io/manga/2024/pam/> . Acesso em: 09/09/2025.

FAQUÍN, VALDEMAR. Diagnosticar o estado nutricional das plantas. Lavras, MG: UFLA/FAEPE, 2002. 77 p. Curso de Pós-Graduação “Lato Sensu” (Especialização) a Distância: Fertilidade do Solo e Nutrição de Plantas no Agronegócio.

FERNANDES, F.M.; NASCIMENTO, V.V.M. Fertilidade do solo e nutrição de mangueira. In: Rozane, D.E; Darezzo, R.J.; Aguiar, R.L; Aguilera, G.H.A Zambolim, L. Ed. Manga – Produção integrada, industrialização e comercialização. Viçosa: UFV, p.179 – 198. 2004.

FERNANDES, SABRINA CASSIA. Índices de vegetação para diagnóstico nutricional de nitrogênio na cultura do milho a partir de imagens geradas por drone. 2023. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Pato Branco, 2023.

FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. A. Sensoriamento remoto em agricultura. Ed. 1. São Paulo: Oficina de Textos, 2017. 288 p. ISBN 978-85-7975-277-3.

GUIMARÃES, B.V.C *et al.* Prediction of ‘Gigante’ cactus pear yield by morphological characters and artificial neural networks. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v.22, n.5, p.315-319, 2018.

IBGE, 2023. PAM - Produção Agrícola Municipal. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/pam/tabelas> . Acesso em: 03/09/2025.

ISRA, MUHAMMAD; IRSAN, LAODE MUHAMAD; DAHLAN, SAKINAH AHYANI; SAMAN, WIDYA RAHMAWATY; BAIT, YOYANDA. Integrating sentinel-2 vegetation indices and random forest models for nitrogen mapping in tropical agroecosystems.

Next Sustainability, [S. I.], v. 7, 100307, 2026. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.nxsust.2026.100307>. Acesso em: 12 jul. 2026.

KHAKI, S.; WANG, L. Crop Yield Prediction Using Deep Neural Networks. *Frontiers in Plant Science*, v. 10, p. 621 – 631, 2019.

MAIA, F. C. D. O. Utilização de índices de vegetação para identificação de ambientes de produção de cana-de-açúcar. 2019. 86 p. Dissertação de Mestrado - Faculdade de Agronomia e Medicina Veterinária, UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, Brasília, DF, 2019.

MALAVOLTA, E. Nutrição e adubação. In: MANICA, I.; MALAVOLTA, E.; ICUMA, I.M. et al. (Eds) Manga: tecnologia, produção, pós-colheita, agroindústria e exportação. Porto Alegre: Cinco Continentes, p. 215-274, 2001.

MARESMA, ÁNGEL; ARIZA, MAR; MARTÍNEZ, ELIAS; LLOVERAS, JAUME; MARTÍNEZ-CASASNOVAS, JOSÉ A. Análise de índices de vegetação para determinar a aplicação de nitrogênio e previsão de rendimento em milho (*Zea mays* L.) de um serviço padrão de UAV. *Sensoriamento Remoto*, v. 12, pág. 973, 2016. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs8120973> .

MARSCHNER, H. Mineral nutrition of higher plants. 2.ed. London: Academic.1995.

MUNNÉ-BOSCH, S.; ALEGRE, L. Die and let live: leaf senescence contributes to plant survival under drought stress. *Functional Plant Biology*, v.31, n.3, p.203-216, 2004.

NASCIMENTO, VINÍCIO MARTINS DO et al. Adubação de mangueira: alternativa para alta produção com qualidade. Ilha Solteira: sn, 2005. 118 p. Ilustração.

NETO, ALMIR SALVADOR. Utilização de imagens de sensoriamento remoto através de sensor multiespectral para avaliar a variabilidade de fósforo e potássio na cultura da cana-de-açúcar. 2022. 58f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista (Unesp), Jaboticabal, 2022.

OSBORNE, S. L.; SCHEPERS, J. S.; FRANCIS, D. D.; SCHLEMMER, M. R. Detection of phosphorus and nitrogen deficiencies in corn using spectral radiance measurements. *Remote Sensing*, v. 94, n. 6, p. 1215–1221, 2002. Disponível em: <https://doi.org/10.2134/agronj2002.1215>

OSCO, LUCAS PRADO. Inferência do teor de nitrogênio foliar em laranja-valência com imagens multiespectrais de alta resolução espacial. 2019. 107f. Tese (Doutorado

em Agronomia) - Universidade do Oeste Paulista, Presidente Prudente, 2019.

OTTO, R.; ALTARUGIO, L. M.; SANCHEZ, G. M. Atualizações sobre exigências nutricionais da cana-de-açúcar para fins de manejo da adubação. *Informações Agronômicas NPCT*, Piracicaba, n.3, p. 1 – 8, 2019.

PINTO, P.A.C. Nutrição e adubação da mangueira. In: LIMA, M.A.C.; BARBOSA, F.R.; MENEZES, E.A. **Simpósio de Manga no São Francisco**. Petrolina: Embrapa Semi-árido, 2005, p.29-30.

PONZONI, F.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação. São José dos Campos: Parêntese, 2007.

QUAGGIO, J. A. Adubação e calagem para a mangueira e qualidade dos frutos. In: SÃO JOSÉ, A. R.; SOUZA, I. V. B.; MARTINS FILHO, J.; MORAIS, O. M. (Ed.). *Manga, tecnologia de produção e mercado*. Vitória da Conquista: UESB, 1996. p.106-135.

QUEMADA, M.; GABRIEL, J, L.; ZARCO-TEJADA, P. Airborne hyperspectral images and ground-level optical sensors as assessment tools for maize nitrogen fertilization. *Remote Sensing*, v. 6, n. 4, p. 2940-2962, 2014.

RISSINI, ADRIANO LUIZ LODI; KAWAKAMI, JACKSON; GENÚ, ALINE MARQUES. Índice de vegetação por diferença normalizada e produtividade de cultivares de trigo submetidas a doses de nitrogênio. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v. 6, pág. 1703-1713, 2015.

SANTOS, CNP Elaboração de um estruturado de polpa de manga (*Mangifera indica* L. cv Tommy Atkins) desidratado parcialmente por osmose. 2003. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 79 p.

SANTOS, JOSÉ ALBERTO C. DOS; VALENTE, JOSÉ WAGNER S.; et al. *Sensoriamento remoto: conceitos básicos e aplicações na agricultura de precisão*. Campinas: Embrapa Informática Agropecuária, 2010. 24 p. Documentos101. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/884844/1/Doc101.pdf>. Acesso em: 1 out. 2025.

SCHLEMMER, M.; GITELSON, A.; SCHEPERS, J.; FERGUSON, R.; PENG, Y.; SHANAHAN, J.; RUNDQUIST, D. Remote estimation of nitrogen and chlorophyll

contents in maize at leaf and canopy levels. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 25, p. 47-54, 2013.

SILVA, DAVI JOSÉ et al. *Nutrição Mineral e Adubação da Mangueira em Condições Irrigadas*. Petrolina: Embrapa Semiárido, 2004. Circular técnica, n. 77. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/154259/1/CTE77.pdf> . Acesso em: 09/09/2025.

SILVA, DAVI JOSÉ. *Nutrição e adubação da mangueira em sistema de produção integrada*. Petrolina: Embrapa Semiárido, 2008. (Circular Técnica, n. 88). Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/161701/1/CTE88.pdf>. Acesso em: 9 jul. 2026.

SILVA, FC da (Org.). *Manual de análises químicas de solos, plantas e fertilizantes*. 2. ed. rev. e ampl. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica; Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2009. 627 p.

SILVA, FC *Manual de análises químicas de solos, plantas e fertilizantes*. Brasília: Embrapa Comunicação para Transferência de Tecnologia, 1999. 370 p.

SILVA, O.; LOPES, P. M. O.; MOURA, G. B. A.; SILVA, É. F. de F.; SILVA, J. L. B.; BEZERRA, A. C. Evolução espaço-temporal do risco de manipulação da cobertura vegetal de Petrolina-PE. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 34, n. 1, pág. 89-99, 2019. DOI: 10.1590/0102-7786334018.

SOUZA, F. V. *Curva de crescimento e exportação de nutrientes e sódio por frutos de mangueira Palmer, Haden e Tommy Atkins*. Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – Unesp, Jaboticabal, p. 54, 2007.