

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**PREDIÇÃO DA MATURAÇÃO DO AMENDOIM UTILIZANDO
SENSORIAMENTO REMOTO E REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA**

GUILHERME CARVALHO BASTOS

**Jaboticabal - SP
1º Semestre/2024**

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS
CÂMPUS DE JABOTICABAL

PREDIÇÃO DA MATURAÇÃO DO AMENDOIM UTILIZANDO
SENSORIAMENTO REMOTO E REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

GUILHERME CARVALHO BASTOS

Prof. Dr. Rouverson Pereira da Silva

Thiago Caio Moura Oliveira

Trabalho apresentado à Faculdade de Ciências
Agrárias e Veterinárias - UNESP, Campus de
Jaboticabal, para graduação em ENGENHARIA
AGRONÔMICA.

Jaboticabal - SP

1º Semestre/2024

B327p	Bastos, Guilherme Carvalho Predição da maturação do amendoim utilizando sensoriamento remoto e regressão linear múltipla. /Guilherme Carvalho Bastos. -- Jaboticabal, 2024 50 p. : tabs., fotos, mapas Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado - Engenharia Agrônômica) - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal Orientador: Rouverson Pereira da Silva Coorientador: Thiago Caio Moura Oliveira 1. Agronomia. 2. Predição. 3. Amendoim. 4. Maturação. 5. Agricultura de precisão. I. Título.
-------	--

Guilherme
Carvalho Bastos

PREDIÇÃO DA MATURAÇÃO DO AMENDOIM UTILIZANDO SENSORIAMENTO REMOTO E REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentada à Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal, para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Agrônômica.

Orientador: Prof. Dr. Rouverson Pereira da Silva
Coorientador: Thiago Caio Moura Oliveira

Área de Concentração: Engenharia
Data da defesa: _11_/_07_/_2024_____

(X) Aprovado
() Reprovado

Banca Examinadora:

Documento assinado digitalmente
 ROUVERSON PEREIRA DA SILVA
Data: 14/11/2024 15:44:25-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Rouverson Pereira da Silva
UNESP – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – Campus de Jaboticabal

Documento assinado digitalmente
 JAIRO NEVES DE OLIVEIRA
Data: 19/08/2024 09:15:45-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Jairo Neves de Oliveira
UNESP – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – Campus de Jaboticabal

Documento assinado digitalmente
 LUIS ALBERTO ROCHA RODRIGUES JUNIOR
Data: 16/08/2024 08:04:56-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Luis Alberto Rocha Rodrigues Junior
UNESP – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – Campus de Jaboticabal

Aprovado em reunião do Conselho do Departamento em: ____/____/____

Documento assinado digitalmente
 LUIZ FABIANO PALARETTI
Data: 25/11/2024 10:42:49-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Luiz Fabiano Palaretti
Chefe do Departamento

AGRADECIMENTOS

Primeiramente gostaria de agradecer a Deus e ao mestre Jesus sobre mais esta conquista e oportunidade de crescimento como profissional e ser humano, pois sem eles nada disso seria possível.

Gostaria também de agradecer a minha família que foi a base da minha educação e me deu todo o suporte necessário para mais essa conquista, e para o começo de uma nova etapa em minha vida, em especial agradeço a minha mãe, Maria Goreti, por ser esse exemplo de amor e ética a ser seguido, ao meu pai, Acácio, por ser esse modelo de força e determinação, a minha namorada, Isabella, por todo o apoio emocional, incentivo e suporte, e ao meu irmão gêmeo, Eduardo, por sempre ser um grande parceiro durante todos esses anos.

Agradeço ao Professor Doutor Rouverson Pereira da Silva por todas as experiências e oportunidades que me ofereceu ao decorrer da minha graduação, sendo modelo de profissional e ser humano a ser seguido. Ao mestrando Thiago Caio Moura Oliveira pelo grande suporte e ajuda para elaboração de todas as etapas deste trabalho de conclusão de curso.

E a todos os integrantes do LAMMA meu mais sincero obrigado, pois sem a contribuição de vocês este trabalho não seria possível. Agradeço também a UNESP/FCAV que me proporcionou todas essas experiências e oportunidades ao longo desses anos juntos, sendo sem dúvidas um fator definitivo na minha vida.

SUMÁRIO

RESUMO	iv
SUMMARY	v
1. INTRODUÇÃO.....	6
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	10
2.1 Importância socioeconômica do amendoim	10
2.2 Maturação do amendoim	11
2.3 Colheita mecanizada de amendoim.....	13
2.4 Colheita inteligente	16
2.5 Sensoriamento remoto na agricultura.....	17
2.6 Regressão linear múltipla	20
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	22
3.1 Área experimental.....	22
3.2 Coleta em campo	23
3.3 Coleta de imagens de satélite.....	24
3.4 Índices de vegetação.....	26
3.5 Variável climática	26
3.6 Análise estatística	27
3.7 Regressão linear múltipla	27
3.8 Desempenho dos modelos.....	29
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	31
5. CONCLUSÃO	38
REFERÊNCIAS.....	39

RESUMO

O (*Arachis hypogaea* L.) é uma planta com origem sul-americana há muito tempo cultivada no Brasil, sendo o estado de São Paulo o principal produtor no Brasil, cerca de 90% da produção brasileira, apresentando crescente aumento no mercado nacional por diversos fatores ambientais e culturais. O presente trabalho teve como objetivo o desenvolvimento de um modelo para a predição da maturação do amendoim através do uso de sensoriamento remoto com Regressão Linear Múltipla (RLM) visando facilitar a predição da maturação do amendoim. A área de estudo foi de 9 hectares com a cultivar IAC 503, sendo toda a coleta realizada de forma manual, foram coletados 40 pontos, com o destacamento de em média 8 plantas por ponto de 2m² de área, assim atingindo um número de 200 vagens por ponto amostral. As vagens coletadas foram limpas de acordo com o método *Hull Scrape* e classificadas segundo a Peanut Board Profile, sendo utilizadas no trabalho as vagens classificadas como laranja, marrom e preto, respectivamente as relações PMI_LP (*Peanut Maturity Index*) das vagens laranjas e pretas, e PMI_MP (*Peanut Maturity Index*) das vagens marrons e pretas. As vagens foram correlacionadas com os índices B4, NDVI, SAVI e GDA, o MAE foi usado para a avaliação acurácia, e o R² para demonstração da precisão do modelo a partir do software R, demonstrando assim a confiabilidade dos dados obtidos pelo projeto, os resultados demonstraram baixos valores de MAE (0,1 e 0,08), e altos valores de R² (0,94, 0,82, 0,93) demonstrando ótima precisão. Desse modo os resultados obtidos demonstraram a eficácia do modelo desenvolvido e sua aplicabilidade para otimização da produção de amendoim com uma menor necessidade de processamento computacional que o uso de tecnologias mais complexas como redes neurais para o monitoramento da maturação na cultura do amendoim.

SUMMARY

The (*Arachis hypogaea* L.) is a plant with South American origins that has long been cultivated in Brazil, with the state of São Paulo being the main producer in the country, accounting for about 90% of Brazilian production. There has been a growing increase in the national market due to various environmental and cultural factors. The present study aimed to develop a model for predicting the maturity of peanuts using remote sensing with Multiple Linear Regression (MLR) to facilitate the prediction of peanut maturation. The study area was 9 hectares with the IAC 503 cultivar, where all data collection was performed manually. A total of 40 sampling points were collected, with an average of 8 plants per point from an area of 2 m², thus reaching a total of 200 pods per sampling point. The collected pods were cleaned according to the Hull Scrape method and classified according to the Peanut Board Profile, using pods classified as orange, brown, and black, corresponding to the PMI_LP (Peanut Maturity Index) of the orange and black pods, and PMI_MP (Peanut Maturity Index) of the brown and black pods. The pods were correlated with the indices B4, NDVI, SAVI, and GDA. The MAE was used to evaluate accuracy, and R² was used to demonstrate the model's precision using the R software, thereby demonstrating the reliability of the data obtained from the project. The results showed low MAE values (0.1 and 0.08) and high R² values (0.94, 0.82, 0.93), indicating excellent precision. Thus, the obtained results demonstrated the effectiveness of the developed model and its applicability for optimizing peanut production with a lower need for computational processing compared to more complex technologies such as neural networks for monitoring maturation in peanut crops.

1. INTRODUÇÃO

O amendoim (*Arachis hypogaea* L.) é uma planta que pertence à família *Fabaceae* (leguminosas). De acordo com Suassuna (2014), a planta é originária da América do Sul, onde foi domesticada e cultivada por povos indígenas antes da chegada de portugueses e espanhóis. A espécie possui diversas variações de tamanhos, formatos, cores e sabores. O amendoim possui suas vagens debaixo da terra, tendo crescimento indeterminado, sendo uma planta de difícil identificação quanto a sua maturação e seu ponto ideal de colheita (TONG et al., 2019; NETO et al., 2012; COLVIN et al., 2018).

A cultura do amendoim possui importância socioeconômica e cultural para diversos países como a China, que de acordo com Junior e Rossato (2023) atualmente, o país lidera a produção global dessa leguminosa, respondendo por 37% do total mundial, sendo amplamente utilizado na culinária local, principalmente na forma de óleo, refletindo sua importância tanto agrícola quanto gastronômica. No Brasil, de acordo com Souza (2022) o destaque vai para o estado de São Paulo, onde cerca de 90% de sua produção acontece, e vem apresentando aumento no mercado nacional por diversos fatores (USDA, 2024), tanto ambientais como o clima, como também devido a sua diversidade de uso, desde óleos, até o consumo *in natura* (BIAI et al., 2021). Apesar da importância do amendoim no cenário nacional, ainda ocorrem perdas significativas no momento da colheita. Essas perdas estão relacionadas principalmente às características intrínsecas no desenvolvimento das vagens, o que impacta diretamente na identificação do momento ideal de colheita (ZERBATO et al., 2017).

O uso de metodologias tanto para a estimativa, quanto para a predição da maturação ocorre geralmente através do uso de técnicas tradicionais, como o método *HullScrape* (WILLIAMS; DREXLER, 1981), que tem sua base no destacamento de vagens para que em seguida ocorra a raspagem do seu exocarpo. O exocarpo é limpo através de um jato de água sob pressão, ou por raspagem manual com o uso de canivetes, assim, as vagens expõem a coloração do seu mesocarpo, mostrando qual cor cada vagem tem para fazer sua classificação. Posteriormente, usa-se o quadro de maturação para identificar o *Peanut Maturity Index* (PMI) (ROWLAND et al., 2006).

Para a pesquisa sobre a estimativa ou para a predição da maturação do amendoim, métodos como o *HullScrape*, que são destrutivos, destacam-se por demandar tempo excessivo, uma grande quantidade de mão de obra e apresentar uma alta subjetividade na classificação, podendo gerar perdas na produção sempre que forem utilizados (SOUZA et al., 2021). Dessa forma, devido a necessidade de evitar perdas pelas incertezas da maturação, métodos foram propostos, utilizando novas técnicas para identificar de maneira mais eficiente o momento ideal da maturação do amendoim. Isso inclui o uso de veículos terrestres com sensores a bordo para detecção de vagens e frutos, bem como o uso de drones e satélites, integrando o uso de Sensoriamento Remoto (SR) e aprendizado de máquinas (AQUINO et al., 2018; SOUZA et al., 2021; SANTOS, 2021).

Esses novos métodos reduzem a subjetividade na classificação, e determinam o melhor momento para a colheita (SANTOS et al., 2021; SOUZA et al., 2023). Tratando de novas tecnologias e sua aplicação na agricultura

contemporânea, a predição da maturação torna-se fundamental para entendermos os fatores que afetam a produtividade e a eficiência das culturas no campo. Consequentemente, isso possibilita uma melhor utilização de recursos financeiros e ambientais, trazendo como objetivo uma melhor condução, gerenciamento e otimização em campo, o que inevitavelmente resulta em mais riqueza para o produtor e para região (BRANDÃO et al., 2008; SAATH et al., 2018; SOUZA et al., 2021; TONG et al., 2019).

O SR, através do uso de sensores em plantas e no solo, ou pelo uso de drones e satélites, apesar de muitas vezes possuir um alto custo de instalação, oferece um retorno econômico ainda maior (DUFT e GARBELLINI, 2022). Esse retorno cresce especialmente em culturas que possuem um valor econômico superior, como é o caso do amendoim, gerando um interesse mútuo entre empresas, pesquisadores e produtores rurais (SANTOS-RUFO, 2020).

Um bom exemplo do uso de SR no amendoim é a aplicação de índices espectrais para a estimativa de maturação, como o realizado por Rowland et al. (2008), que estudou características espectrais do dossel do amendoim ligadas à maturação. Além disso, Santos (2019) capturou imagens através do uso de satélites para correlacioná-las com a maturação do amendoim, utilizando redes neurais artificiais (RNA) para o monitoramento da cultura por meio do sensoriamento remoto orbital. Silva (2018) também utilizou dados obtidos a partir de SR com Redes Neurais Convolucionais para a classificação de lavouras.

Diversos novos estudos estão sendo feitos sobre a estimativa de maturação do amendoim, entre eles Souza et al. (2021) utilizou de cartas de controle e técnicas de RNA para realizar a verificação da qualidade da

reflectância espectral, e dos índices de vegetação gerados utilizando de imagens obtidas por Veículo Aéreo Não Tripulado (UAV), e Satélite de alta resolução. Oliveira et al. (2024) utilizou SR e aprendizado de máquinas com MTR (Regressão Multi-alvo) para predição de variáveis biofísicas de amendoim para prever a maturação do amendoim. Todavia, o uso de regressão linear múltipla (RLM), ou o uso de regressão linear simples com os índices espectrais e graus dias acumulados mostra-se um meio mais simples e prático para aplicação, com resultados eficientes (RAMOS et al., 2022), pois a RLM consegue fazer a correlação dos índices escolhidos, como no caso desse trabalho o PMI_LP, PMI_MP que serão correlacionados com os índices espectrais NDVI, GDA, B4 e SAVI que são as variáveis de entradas, para um único PMI (variável de saída). Dessa forma, pesquisas para estimar a maturação do amendoim usando SR e técnicas de aprendizado de máquina, mostram o potencial uso desse método (SANTOS et al., 2020; SANTOS et al., 2022; SOUZA et al., 2023; OLIVEIRA et al., 2023). Assim, com o uso do SR combinado com a RLM um modelo menos complexo torna-se possível estimar a maturação do amendoim utilizando dois índices de maturação.

Nesse sentido, objetivou-se neste trabalho prever com precisão dois índices de maturação do amendoim utilizando SR e MLR, demonstrando a aplicabilidade com modelos menos complexos em áreas comerciais, assim reduzindo a subjetividade e aumentando a eficiência no momento ideal de colheita do amendoim.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Importância socioeconômica do amendoim

Amplamente cultivada pelos nativos indígenas na América do Sul (SUASSUNA, 2014), o amendoim em suas diversas variações é uma *Fabaceae* com importância socioeconômica para o Brasil e para o mundo, com destaque para países como a China que produz 37% (19 milhões de toneladas), a Índia 14% (7,1 milhões de toneladas), a Nigéria 8% (4,3 milhões de toneladas) e os Estados Unidos 6% (2,876 milhões de toneladas) de toda produção mundial (USDA, 2024), sendo a participação brasileira cerca de 2% (0,9 milhões de toneladas) no mercado mundial, com destaque para o sudeste do país, sendo que o estado de São Paulo produz em torno de 92% da produção brasileira de amendoim, sendo as principais cidades em toneladas as cidades por ordem de produção segundo dados do IBGE de 2020, Rancharia com 35.650, Jaboticabal com 30.800, Herculândia com 23.200, Getulina 22.750, Tupã 20.930, Pompéia 18.240, Martinópolis 14.950, Marília 13.500, José Bonifácio 10.500, Paraguaçu Paulista 10.250 (IBGE - Produção Agrícola Municipal 2020). O plantio no Brasil tradicionalmente ocorre nos meses de outubro a novembro, quase sempre em áreas de cana-de-açúcar em época de reforma devido a indústria açucareira ser muito influente no estado, e encaixar-se muito bem com leguminosas com enfoque na soja e no amendoim devido a fixação biológica de nitrogênio (FBN) (AMBROSANO et al., 2011).

A expansão do mercado brasileiro na indústria do amendoim vem de sua competitividade no campo, competitividade essa que está diretamente ligada a adoção de novas tecnologias, beneficiamento, e sua comercialização para o mercado exterior, desse modo escoando sua produção para outros países,

sendo os dois principais compradores a China e a Rússia, países esses membros dos BRICS (SOUZA et al., 2022; JUNIOR e ROSSATO, 2023).

2.2 Maturação do amendoim

O acompanhamento do amendoim desde o seu plantio até a sua colheita é fundamental para a decisão do momento ideal da colheita, sendo o momento do arranquio uma das mais importantes decisões para o sucesso do empreendimento agrícola, pois pode gerar perdas excessivas de vagens e qualidade do produto final por conta de vagens imaturas (ZERBATO et al., 2014). De acordo com Neto et al. (2012) por conta do seu hábito de crescimento e desenvolvimento indeterminado, e seu fruto desenvolver-se ao decorrer do seu ciclo abaixo do solo, a determinação da maturidade do amendoim torna-se uma difícil tarefa, em especial de acordo com Moctezuma (2003) pela sensibilidade do ginóforo ao toque, a gravidade e à luz, podendo retardar ou promover o desenvolvimento das vagens do amendoim.

Sendo o amendoim uma *Fabaceae*, que possui como suas características um sistema radicular pivotante com presença de bactérias fixadoras de nitrogênio, realizando assim fixação biológica de nitrogênio (FBN) (BORGES, 2006), e possuindo crescimento ereto ou rasteiro, e diversas variações quanto a teores de óleos, pesos de grãos, tamanho e necessidades de acordo com o ambiente e condições de cultivo, como ambientes secos, sombreados e com teores de acidez diferentes, abriu-se oportunidades para que diversas pesquisas fossem realizadas sobre o (*Arachis hypogaea* L.) em diversos campos, desde solos e melhoramento, até a mecanização rural visto o grande potencial de incremento de produção na cultura (AGROANALYSIS, 2022).

Devido a relevância do amendoim, houveram diversos métodos que foram criados ao longo dos anos, sendo a metodologia mais difundida e usada a determinação do índice de maturação a partir do uso do quadro de maturação de Williams e Drexler (1981), em que os autores descrevem a relação da maturação com as cores que são expostas pelo mesocarpo, e assim identificando os estádios de desenvolvimento das vagens, com a composição do quadro sendo feita por classes de cores que variam entre o branco, amarelo 1, amarelo 2, laranja, marrom e preto, sendo essas cores divididas em colunas individuais para a representação dos estádios das vagens dentro de cada cor como demonstrado na Figura 1.

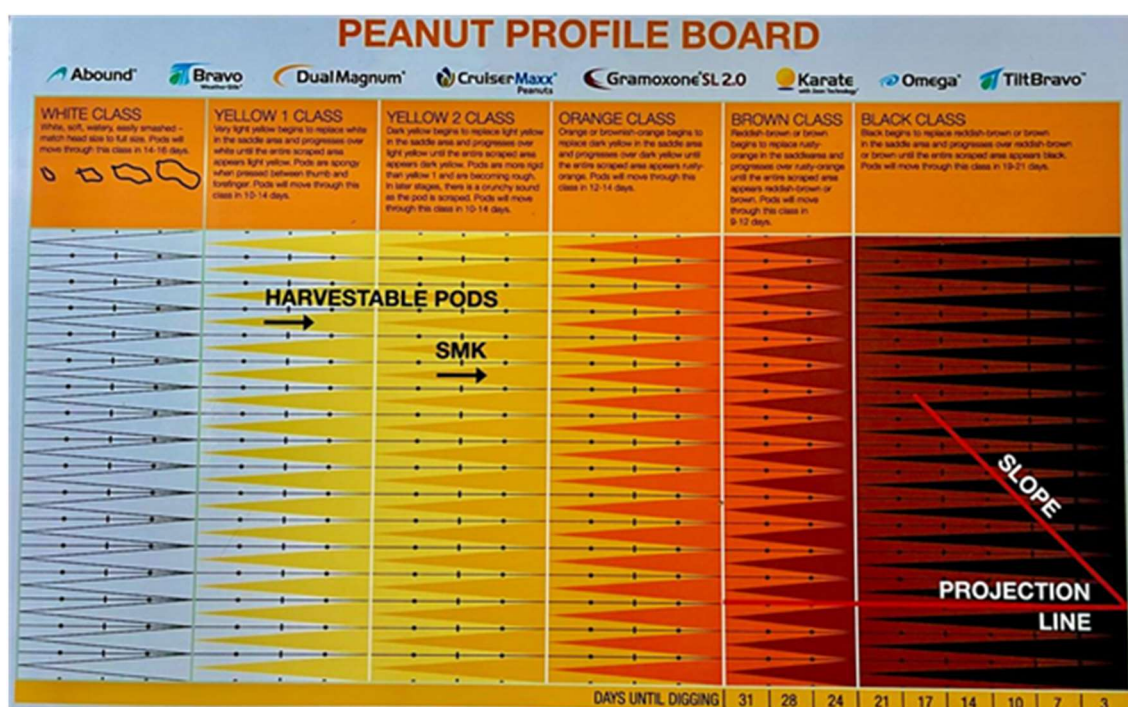


Figura 1. Quadro de classificação de vagens conforme a coloração do exocarpo (Williams e Drexler, 1981).

Fonte: Autores, 2024.

Rowland et al. (2006) desenvolveram o *Peanut Maturity Index* (PMI) que é um índice que tem por objetivo estabelecer o momento perfeito para que seja

realizada a colheita do amendoim através da soma das vagens nas classes marrom e preta, e sua divisão pelo resultado da soma das vagens amostradas, podendo ter valores que variam de 0 a 1, sendo o mais aconselhado para o início da colheita 0,7. Embora o quadro de maturação seja muito difundido, diversos fatores podem tornar o método muito trabalhoso, fatores como subjetividade e alta demanda de avaliações para a verificação da maturação entre os intervalos curtos antecedentes ao arranque do amendoim (COLVIN et al., 2014). Assim abrindo a necessidade para que pesquisadores desenvolvam alternativas que busquem facilitar a identificação da maturação do amendoim a partir de métodos que sejam por sua vez menos subjetivos, e que sejam o mínimo ou nada destrutivos.

2.3 Colheita mecanizada de amendoim

A mecanização rural é de fundamental importância para o aumento da eficiência, produtividade, e por consequência da riqueza do setor agrícola e a melhoria no desenvolvimento social (FELTRE et al., 2023; MANKIW e NICHOLAS GREGORY, 2013). Com a crescente demanda por alimentos e matérias-primas agrícolas, juntamente com a necessidade de uma maior eficiência no uso de recursos naturais e financeiro e menor prejuízo a natureza possível, a mecanização rural vem sendo cada vez mais requerida, e sem dúvidas, tornou-se uma ferramenta essencial para o sucesso das operações no campo, principalmente para grandes áreas, e áreas com plantas de alto valor agregado como o amendoim, desse modo, a qualidade e controle de processos desempenham um papel indispensável para que as operações mecanizadas atinjam níveis de eficiência desejados, assim minimizando custos, impactos

ambientais e gerando riqueza para o agricultor, região e país onde essas técnicas são adotadas (FELTRE et al., 2023; MANKIW e GREGORY, 2013).

Dentre as diversas estratégias para a geração de riqueza para o agricultor, o correto posicionamento de plantas na área é de fundamental relevância para o sucesso econômico do amendoim, desse modo, o espaçamento entre linhas recomendado para culturas de porte alto é o espaçamento de 60cm, e a densidade de semeadura de 20 a 25 sementes por metro de linha (JIOVANANGELO et al., 2020). Entretanto, para cultivares rasteiros o espaçamento recomendado é de 80 a 90 cm, e a distribuição de sementes de 17 a 18 por metro de linha, a profundidade de plantio recomendada é de 5 a 8 cm, sendo a mais usada a de 8 cm de profundidade, vale ressaltar que as medidas variam de cultivar para cultivar, e podem mudar de método de plantio para método de plantio, sendo muito importante que não aconteçam variações durante o plantio, para que haja um melhor aproveitamento da área colocando o maior número de plantas possíveis e conseguindo um melhor resultado, evitando transito de máquinas por cima do que foi plantado, assim conseguindo uma melhor utilização de implementos e máquinas maximizando os ganhos (BM EQUIPAMENTOS AGRÍCOLAS, 2019). A umidade de arranquio é de 35 a 40%, que deve ser reduzida para 10 a 8% para que o amendoim possa ser recolhido do campo, para que a produção seja satisfatória (JIOVANANGELO et al., 2020).

Estudos como o Barbosa et al. (2014) indicam que o valor do Custo Operacional Total (COT) tem relação de 77,6% com o custo Operacional Efetivo (COE), que é o desembolso realizado pelo produtor, operações mecanizadas 27,57%, operações manuais com 11,2%, e o arrendamento de terra 18,5%, transporte 18.9% do COT, despesas com material 38,8% do COT, dentro dos

materiais temos destaque os gastos com sementes (15,5%), e o gasto com defensivos (12,1%) (BARBOSA et al., 2014). É indispensável ressaltar que os custos e perdas podem vir a variar de acordo com a técnica, ano, condições e local onde as lavouras estão sendo conduzidas. As perdas possuem grande variação como indicam estudos realizados nos Estados Unidos, que mostram que as perdas no arranquio do amendoim podem ter uma variação de 6 a 20% da produtividade (WRIGHT e STEELE, 2006), sendo essa perda muito influenciada pelo teor de água presente no solo no momento do arranquio (BEHERA et al., 2008).

Estudos passados como de Zerbato et al. (2014) apontam que é inevitável a ocorrência de perdas na colheita mecanizada do amendoim, perdas essas influenciadas por diversos fatores, fatores como o tempo de duração da colheita, o clima durante as operações, o vigor da cultura, a sua maturação, a regulação da maquinaria, e máquinas que são usadas, altura da cultura, e principalmente as condições como sua textura e teor de água presente no momento das atividades agrícolas, na planta e em especial no solo (SANTOS et al., 2013). Pesquisas apontam que na operação de arranquio mecanizado, os índices de perdas são superiores, desse modo, foram registradas perdas que variam de 3,1 a 47,1 kg ha⁻¹ (PEREIRA et al., 2020; SANTOS et al., 2010). Sendo a colheita do amendoim indireta, desse modo dividida em duas etapas, o arranquio em que o maquinário utiliza de lâminas sub-superficiais para expor as raízes do amendoim viradas para cima, fazendo assim com que o tegumento seque, e a coleta, que é quando o maquinário separa os frutos do resto da planta (PEREIRA et al., 2020). A etapa do arranquio a etapa que gera maiores perdas na cultura do amendoim, e assim sendo a etapa que necessita de maior atenção e cuidado,

pois pode gerar perdas acima de 30% se feita de forma equivocada (CAVICHOLI et al., 2014; ZERBATO et al., 2014).

2.4 Colheita inteligente

O termo colheita inteligente refere-se à utilização de tecnologias avançadas, tais como a internet das coisas (IoT) que é em resumo uma tecnologia que conecta todos os aparelhos à internet, e faz a comunicação entre todos eles, ou seja, colheita inteligente refere-se também à utilização de sensores variados, análise de dados para tomada de decisão, automação, e colheita, tais tecnologias são aplicadas para aumentar a eficiência, reduzindo gastos, desperdícios e aumentando a produtividade (JESUS et al., 2021).

Na colheita inteligente, emprega-se a agricultura digital, que integra os processos agrícolas às tecnologias e ferramentas da área de tecnologia da informação, agricultura 4.0, ciência de dados, variabilidade espacial e temporal da propriedade, e engenharias como a engenharia de controle e automação através do uso de algoritmos e quantidades massivas de dados fornecidos por sensores em campo e em máquinas, visando o aumento da produtividade das lavouras, aumentando a facilidade e assertividade na administração rural (QUEIROZ et al., 2022).

Yang et al. (2024) fez uso desta tecnologia com um sistema de visão mecânica para detecção de frutas a partir de uma rede neural convolucional de aprendizagem profunda (CNN) YOLOv7 juntamente com tecnologia de acoplamento de detecção online de câmera RGB-D para rápido reconhecimento dos frutos, outro bom exemplo da aplicação da colheita inteligente decorreu no trabalho de Soares et al. (2022), no qual foram utilizadas diversas técnicas, como a criação de um sistema que trabalha em conjunto com uma plataforma

inteligente de dados, uso de inteligência artificial para recomendação de adubação e aplicação de insumos, controle de motomecanização e operadores, acompanhamento da colheita e plantio, apontamento de ocorrências como situações anormais e auxílio no controle de pragas, entre outras funcionalidades, assim auxiliando na identificação de gargalos, uma melhor sustentabilidade, tomada de decisão e conseqüentemente competitividade, desse modo gerando eficiência no processo de colheita mecanizada da cana-de-açúcar no estado de São Paulo.

A agricultura de prescrição tem seu fundamento na internet das coisas (IoT), isso é, em tecnologias como o armazenamento em nuvem e tecnologias de análise de dados, desse modo, desde que bem manejada possibilita aos agricultores um melhor manejo por obterem prescrições confiáveis, e por consequência como tomar as melhores decisões para diminuir as perdas, aumentar a qualidade e quantidade produzida, gerando mais lucro e preservando o meio ambiente (KRČO e POKRIĆ, 2016).

2.5 Sensoriamento remoto na agricultura

Sensores remotos são a base da agricultura digital, obtendo-se dados que possibilitam-nos desenvolver sistemas de supervisão agrícola para diversas análises de desempenho e gestão agrícola (ANDRADE, 2009). Sensores podem ser usados como fontes de dados aos algoritmos desenvolvidos para automatizar a prescrição de insumos na agricultura, um bom exemplo são os sensores que são utilizados na análise e monitoramento de solo (CUNHA, 2015), em que o monitoramento do solo tem por objetivo medir as suas características físicas, estruturais e químicas, que possibilitam avaliar a sua fertilidade e compactação, umidade, eletro condutividade entre outros, não sendo diferente,

no monitoramento de plantas, onde os sensores são utilizados para detectar doenças, estresse hídrico, pragas, infestação de plantas daninhas e também avaliar o estado nutricional (ROWLAND et al., 2008).

Outro uso muito comum de sensores no meio agrícola é o seu uso para o monitoramento em tempo real, o que torna possível a geração de mapas de maturação e produtividade para que possa haver uma melhor tomada de decisão pelo produtor (MAIMAITIJIANG et al., 2020; SAGAN et al., 2021). Outra finalidade para o sensoriamento remoto na agricultura é para o estudo do comportamento espectral da vegetação, assim permitindo realizar previsões de produtividade, e também a quantificação das áreas cultivadas, devido às diversas aplicações o sensoriamento vem tornando-se cada vez mais uma ciência muito requerida no ramo do agronegócio devido a facilidade de trabalhar com grandes áreas, assim como fez Oliveira et al. (2019) fazendo uso de RNA juntamente com sensoriamento remoto para estimar a maturação de vagens de amendoim, apresentando elevado potencial como ferramenta não destrutiva.

O uso têm sido comumente empregado no monitoramento de locais remotos e perigosos, mas também para facilitar as operações tradicionais em campo, podendo ser destacada o monitoramento agrícola, que envolve o acompanhamento, e a observação ininterrupta de uma área de plantio, e suas alterações no decorrer do tempo, sendo tal monitoramento importante no processo de tomada de decisão, e muito útil na solução de diversos problemas devido sua velocidade de operação e precisão, problemas como ataques de pragas e doenças e mudanças climáticas (RABER et al., 2013). O uso de índices de vegetação (IVs) tais como o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI), e o Índice de Área Foliar

(IAF), facilitam a obtenção, e também a modelagem de parâmetros biofísicos das plantas, como por exemplo, sua área foliar, índices de biomassa e de cobertura do solo, sendo a de maior influência a do espectro eletromagnético infravermelho por nos informar sobre a evapotranspiração das plantas na área determinada (JENSEN, 2009; EPIPHANIO et al., 1996).

A modelagem dos índices de vegetação apresenta um comportamento inverso à refletância da vegetação, ou seja, quanto maior a densidade vegetal em uma área, menor será a refletância, devido à maior absorção da radiação pela planta, ocorrendo porque, com o aumento da densidade, mais radiação é interceptada e absorvida pelas folhas. Entretanto, o adensamento vegetal, que refere-se ao aumento da concentração de folhas ou camadas de vegetação em um espaço, pode levar a um aumento na refletância em algumas condições devido por conta que a luz quando atinge as camadas superiores pode ser espalhada nas diferentes camadas de folhas. Esse espalhamento pode resultar em uma maior quantidade de luz refletida de volta para a atmosfera, especialmente em vegetações com estruturas complexas. É necessário ressaltar que a relação entre densidade, adensamento e refletância varia de acordo com fatores como o tipo de vegetação, o ângulo de incidência da luz e as condições ambientais.

O NDVI é um indicador da condição da vegetação, sendo que seus valores variam de -1 até 1, sendo que quanto mais próximo de 1, mais densa é a vegetação, e quanto mais próximo de 0, menos a superfície analisada possui vegetação, sendo que o 0 absoluto indica que não existe nenhuma vegetação (ROSENDO, 2005; JENSEN, 2009).

Em situações como superfícies com água ou nuvens os valores sempre variam menos que 0, o NDVI pode ser calculado como a razão entre a diferença das refletividades das bandas no infravermelho próximo, e no vermelho pela soma dessas mesmas refletividades (ROUSE et al., 1973). O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo, mais comumente chamado por sua abreviatura (SAVI), é um índice que leva em consideração efeitos do solo exposto nas imagens analisadas, usado assim para que ocorra o ajuste do NDVI quando a superfície analisada não está completamente coberta pela vegetação, já o índice de área foliar (IAF), é por sua vez indicador de biomassa, ou seja, é um indicador biofísico definido pela razão entre a área foliar de toda vegetação por unidade de área usada pela vegetação, sendo o IAF um subproduto dos índices NDVI e SAVI (BORATTO et al., 2013).

2.6 Regressão linear múltipla

A regressão linear múltipla refere-se a uma situação em que a reta ajustada não descreve com precisão o conjunto de dados, levando em consideração outras variáveis independentes que podem influenciar o valor de Y a variável dependente (SASSI et al., 2012). Assim sendo, a regressão linear múltipla (RLM) pode ser usada com o objetivo de melhorar o modelo desenvolvido para a explicação do comportamento das variáveis do banco de dados em questão, na regressão múltipla a variável determinada é a que possui uma correlação importante com a variável que será prevista, sendo necessário analisar o impacto da variável em todo o coletivo do mesmo modo que sua contribuição individual para o efeito da variável preditora.

A regressão linear múltipla é uma técnica com diversas variações com o objetivo de conseguir uma relação matemática entre uma das variáveis

estudadas (variável dependente ou resposta), e as demais variáveis que descrevem o sistema, que são denominadas (variáveis independentes ou explicativas), e diminuir o grande número de variáveis para poucas visando o mínimo de perda de informação possível, desse modo detectando os principais padrões de similaridade, associação e correlação nas variáveis.

O principal uso depois de encontrar a relação matemática é a produção de valores para a variável dependente, quando têm-se as variáveis independentes, ou seja, o cálculo dos valores preditos, assim a RLM dá a possibilidade de utilização na predição de resultados através do uso da regra estatística dos mínimos quadrados, pode-se colocar novas variáveis caso for necessário ou de interesse o aumento do grau de correlação entre os dados teóricos e reais (SASSI et al., 2012).

A análise de resíduos na (RLM) é muito importante, pois mostra-nos se o resultado do modelo foi satisfatório ou não, e avalia os pesos das variáveis regressoras, também é necessário a realização da análise de variância para que seja feita a comparação e avaliação da importância dos modelos e significância da regressão. Assim, se a primeira hipótese for a verdadeira, devem ser feitos ajustes no modelo, pois ele está desregulado devido aos seus coeficientes que são iguais a 0, caso necessário pode ser feito o cálculo do coeficiente de determinação, e também o cálculo do coeficiente de determinação ajustado (SASSI et al., 2012). O uso de RLM em leguminosas não é novidade, um exemplo disso é Mercante et al. (2010), que utilizou dois índices para prever a produtividade da soja, sendo os índices utilizados o GVI e o NDVI.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área experimental

O experimento foi conduzido na área comercial de amendoim no município de Cândido Rodrigues, no Estado de São Paulo, conforme a Figura 2, nas safras 2022/2023 e a semeadura na área ocorreu em 25 de outubro de 2022. A área possuiu aproximadamente nove hectares (ha) e foi semeado com a cultivar IAC 503, uma das mais cultivadas no Estado de São Paulo, com ciclo de 150 dias. De acordo com a classificação de Köppen, a região possui um clima Aw, tropical de savana, com estação seca no inverno e estação chuvosa no verão (ALVARES et al., 2014)

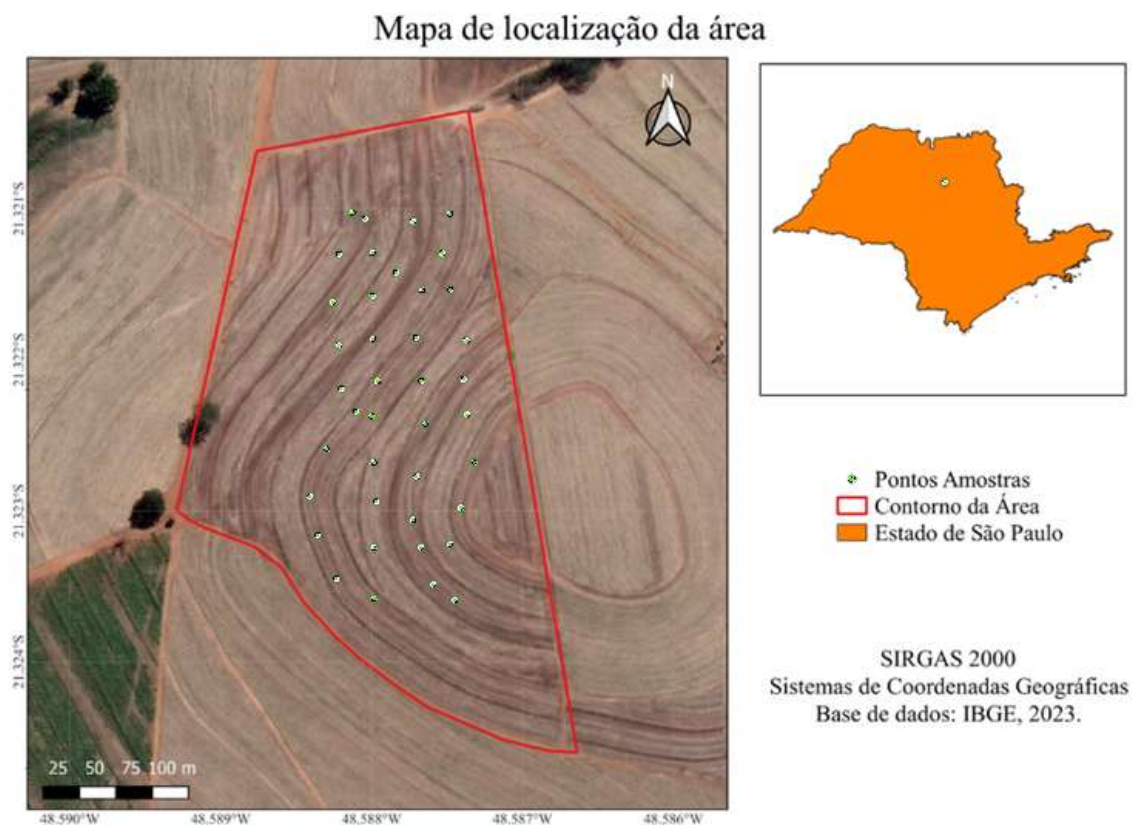


Figura 2. Mapa de localização da área de estudo em Cândido Rodrigues.

Fonte: Autores, 2024.

3.2 Coleta em campo

Foram realizadas cinco coletas no campo no período da manhã com um intervalo de sete dias entre as coletas até a colheita, foram coletados 40 pontos amostrais espaçados a cada 50 m. A coleta em cada ponto amostral iniciou-se aos 122 dias após a semeadura (DAS), totalizando cinco avaliações (122, 129, 136, 144 e 150 DAS), com o espaço de coleta de cada ponto sendo feita em uma área de 16 m² para a cultivar de amendoim IAC 503, onde foram coletadas 8 plantas por ponto amostral, das quais foram obtidas entre 150 e 250 vagens por amostragem, não sendo considerado para avaliação as vagens mal formadas.

Após o arranquio, as amostras foram levadas para o Laboratório de Máquinas e Mecanização Agrícola (LAMMA) na Unesp/Jaboticabal/SP, onde ocorreu seu procedimento de trilha manual e limpeza do material coletado, com o intuito de excluir todo tipo de material indesejado (torrões, folhas e ramos) das vagens amostradas. Logo após a limpeza, pelo método *HullScrape* (Figura 3).

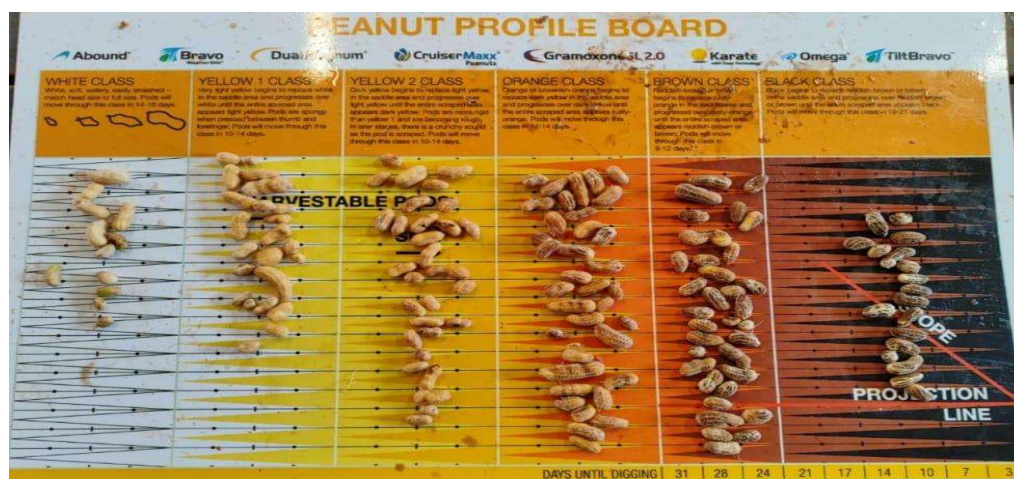


Figura 3. Quadro de classificação de vagens conforme a coloração do mesocarpo.

Fonte: Autores, 2024.

Foi retirada a camada superficial das vagens com um jato de água pressurizada para identificação do nível do PMI, as vagens foram avaliadas por meio do Índice de Maturação do Amendoim (PMI) (Rowland et al., 2006), expondo o mesocarpo para possibilitar a classificação visual das vagens, de acordo com o quadro de maturação do amendoim (Figura 3) proposto por Williams e Drexler (1981). Para calcular o PMI, seguiu-se a metodologia proposta por Rowland et al. (2006), em que a soma das vagens nas classes marrom e preto (PMI_MP) foi dividida pelo número total de vagens (Equação 1). Ademais, diante da dificuldade em se atingir estes valores de PMI para as cultivares utilizadas comercialmente no Brasil, foi considerado a soma nas classes laranja, marrom e preto (PMI_LP) (Equação 2) (Santos et al., 2013). O PMI varia de 0 a 1, sendo que valores entre 0,70 a 0,75 indicam o ponto ideal de colheita.

$$PMI_MP = \frac{(M+P)}{(B+A1+A2+L+M+P)} \quad (1)$$

$$PMI_LP = \frac{(L+M+P)}{(B+A1+A2+L+M+P)} \quad (2)$$

Em que: B= vagens brancas; A1= vagens amarelas claras; A2= vagens amarelas escuras; L= vagens laranjas; M= vagens marrons; P= vagens pretas.

3.3 Coleta de imagens de satélite

Para investigar a relação entre as características da maturação do amendoim e a refletância espectral do dossel da planta ao longo do tempo, utilizou-se dados das imagens orbitais da constelação PlanetScope CubeSat (PLANET, 2024). A constelação, composta por aproximadamente 130 satélites, possui a capacidade de capturar diariamente imagens de toda a superfície terrestre, com resolução espacial de três metros e resolução radiométrica de 12

bits. As imagens possuem oito bandas espectrais, das quais utilizamos três delas para o estudo e cálculo dos índices de vegetação. A correção das imagens orbitais foi efetuada usando o produto Surface Reflectance da PlanetScope. Este produto avançado garante maior consistência nas análises espectrais, adaptando-se a diversas condições atmosféricas. Ele realiza correções para eliminar influências da refletância na superfície e no topo da atmosfera, aplicando coeficientes específicos e tabelas de consulta do código de transferência radiativa 6SV2.1 (PLANET, 2024). Esse procedimento reduz as incertezas radiométricas e as variações espaço-temporais, o que melhora a interpretação dos dados derivados espectralmente. As imagens foram adquiridas em formato GeoTIFF de 16 bits, e ajustadas para representar a refletância sendo divididas por 10.000 para ficarem em número digital, ou seja, 0-1, facilitando assim a comparação direta e análises posteriores (PLANET, 2024). As análises de refletância e os cálculos dos índices de vegetação e topográficos, foram realizados utilizando o software QGIS, versão 3.16, desenvolvido pela QGIS Development Team e disponibilizado pela Open Source Geospatial Foundation de Chicago, Illinois, EUA. Este Software permitiu a extração dos dados de refletância de várias bandas e o processamento dos índices necessários para o estudo. Foram selecionadas cinco imagens com 0% de cobertura de nuvens na área de estudo, dentro de um intervalo de um dia antes ou depois das datas de coleta (Figura 2). Um buffer de três metros de raio foi criado ao redor de cada ponto amostral para cobrir um número significativo de pixels. A refletância espectral foi então extraída desse buffer, usando a ferramenta estatística zonais no QGIS, sendo calculada a média da reflectância da área.

3.4 Índices de vegetação

Foram calculados dois índices de vegetação a partir dos valores de refletância das imagens orbitais (Tabela 1). A seleção desses índices baseou-se na análise de estudos anteriores de Santos et al. (2021), Souza et al. (2022) e Oliveira et al. (2023), que aplicaram esses índices em pesquisas sobre a cultura do amendoim. Os dados foram submetidos a modelos não lineares, empregando os valores médios desses índices de vegetação. Essa escolha visou explorar a eficácia dos índices na estimativa da variabilidade da maturação do amendoim.

Tabela 1. Fórmulas usadas para o cálculo dos índices de vegetação (IVs).

IVs	Fórmulas	Referências
NDVI	$\frac{\text{NIR} - \text{Red}}{\text{NIR} + \text{Red}}$	Rouse et al. (1974)
SAVI	$\frac{(1 + L) * (\text{NIR} - \text{RED})}{(L + \text{NIR} + \text{RED})}$	Huete (1988)

*NDVI: Normalized Difference Vegetation Index; SAVI: Adjusted Vegetation Index; NIR: infravermelho próximo; L=0,5.

3.5 Variável climática

Os dados climáticos foram obtidos através da plataforma gratuita NASA POWER (<https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>), que disponibiliza informações diárias sobre variáveis climáticas. A confiabilidade desta plataforma para estudos de predição da maturação do amendoim já foi demonstrada em pesquisas anteriores (SANTOS et al., 2022; SOUZA et al., 2022; BARBOZA et al., 2024). Neste trabalho, utilizou-se Graus Dias Acumulados (GDA), calculados

a partir das temperaturas máxima e mínima, considerando a temperatura basal de 13,3°C, que é a mais baixa para a produção do amendoim (Equação 3).

$$GDA = \frac{(T_{\max} + T_{\min})}{2} - T_b \quad (3)$$

Em que, $T_{\max}$ representa temperatura máxima (°C), $T_{\min}$ a temperatura mínima (°C) e T_b a temperatura basal (°C).

3.6 Análise estatística

Com a finalidade de prever a maturação em campo foi realizada a análise descritiva dos dados através do boxplot, para examinar o comportamento e a variabilidade dos dados, que apresentam as seguintes características: o valor mínimo, o primeiro quartil (25% dos valores são inferiores a ele), o segundo quartil ou mediana (valor central), o terceiro quartil (75% dos valores são inferiores a ele), o valor máximo e os outliers, que são valores notavelmente discrepantes. Para explorar a relação temporal entre PMI_LP e PMI_MP, conduzimos uma análise de regressão linear, visando determinar a influência dessas variáveis nas estimativas. Além disso, aplicamos o teste de Shapiro-Wilk para verificar a normalidade dos dados ($p > 0,05$) (ROYSTON, 1995). Em seguida, empregamos a Regressão Linear Múltipla (RLM) para predição da maturação do amendoim.

3.7 Regressão linear múltipla

Antes da aplicação da RLM, todo conjunto de dados foi submetido à normalização utilizando a Equação 4. O banco de dados da área foi dividido em dois subconjuntos: 80% para treinamento e 20% para teste.

$$y_i = \frac{X_i - X_{\max}}{X_{\max} + X_{\min}}$$

(4)

Em que, X_i o valor de entrada, $X_{\min}$ e $X_{\max}$ são os valores mínimo e máximo do conjunto de dados, respectivamente.

Neste trabalho o uso de RLM foi realizada para estimar os índices de maturação (variável dependente) na cultura do amendoim através de dados obtidos pelo método *HullScrape*, e classificados para gerar os PMIs, assim fornecendo o PML_LP e o PML_MP para que sejam correlacionados pelo modelo matemático aos índices espectrais NDVI, GDA, SAVI e B4 (variáveis independentes) assim nos dando a predição da maturação do amendoim

Em resumo, a RLM faz a predição de uma reta mais ajustada aos dados do modelo, assim sendo, pode-se definir uma regressão linear múltipla para variáveis independentes como por exemplo x_1 , x_2 , x_3 ..., e coeficientes calibrados (a_1 , a_2 , a_3 ...) com uma variável dependente Y , conforme a fórmula:

$$Y = b + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + \dots \quad (5)$$

Em que Y é o valor previsto de y para valores de x , sendo o b o intercepto em y , ou seja, o intercepto é o valor de Y quando todos os x_i são iguais a zero, e os coeficientes de x_i são a mudança em Y quando a variável não depende de x_i , sendo desse modo alterada em uma unidade, outras variáveis independentes por outro lado podem manter-se sem alteração

A equação de uma reta média simples de uma regressão para uma variável independente x , e y é:

$$Y = mx + b \quad (6)$$

A equação da inclinação de m (coeficiente angular), e o intercepto em y e b são:

$$m = \frac{n\sum xy - (\sum x)(\sum y)}{n\sum x^2 - (\sum x)^2} \quad (7) \quad \text{e} \quad b = Y - mX = \frac{\sum y}{n} - m \frac{\sum x}{n} \quad (8)$$

Y é o valor previsto de y para certo valor de x, em que Y é a medida dos valores de y no conjunto de dados e X é a média dos valores de x, n é o número de pares de dados, ou seja, a reta sempre irá passar por X e Y, para que possamos encontrar a equação de uma reta de regressão basta fazermos

$$Y = m + b \quad (9)$$

Para esboçar a reta de regressão devem ser escolhidos dois valores de x entre o menor e o maior no conjunto em questão, após a escolha deve ser feito o cálculo do y usando a equação de regressão, logo após desenhe uma reta entre dois pontos

3.8 Desempenho dos modelos

Para avaliar a performance dos modelos testados para estimar a maturação obtidos da área, foram utilizados gráficos que comparam os valores da estimativa e os observados em campo na proporção 1:1. Além disso, foram empregadas métricas para determinar a acurácia e precisão dos modelos, por meio do cálculo do erro médio absoluto - MAE (Equação X) e do coeficiente de determinação ajustado (R^2) (Equação X).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i) \quad (10)$$

Em que, n é o número de dados, Y_i é o valor da variável estimada pela rede e $\overline{Y_i}$ é o valor da variável observada.

$$R_{\text{ajustado}}^2 = 1 - (1 - R^2) \times \frac{n-1}{n-p-1} \quad (11)$$

Em que, n é o número total de observações, p é o número de preditores no modelo, R^2 é o coeficiente de determinação não ajustado.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Na análise da interação temporal dos PMI's (Figura 5) notamos um aumento progressivo nos valores médios, sugerindo que as plantas de amendoim estão avançando em seu ciclo de desenvolvimento e se aproximando da fase de colheita. O PMI_LP mostrou maior variabilidade nos dias 129 e 136 após a semeadura (DAS), caracterizada por intervalos interquartis mais amplos. Esse crescimento nos intervalos interquartis e a presença de valores extremos ressaltam a variabilidade na maturação entre as amostras.

Conforme o tempo avançava até 136 DAS, observamos um aumento tanto na mediana quanto na variabilidade, refletindo a continuidade no processo de maturação e as variações entre as amostras ao longo do tempo. Após 136 DAS, houve um aumento mais suave nas medianas e uma redução na variabilidade, indicando uma estabilização na maturação. De forma similar ao PMI_LP, o PMI_MP também exibiu um aumento gradual tanto na mediana quanto na variabilidade.

Os valores discrepantes, especialmente aos 150 DAS (Figura 4), sugere que, embora a maioria das amostras mostre um aumento na maturação, há exceções que desviam dessa tendência geral. Um dia antes da colheita, a maioria dos valores dos PMIs estava entre 0,70 e 0,90, confirmando que a colheita foi realizada dentro do intervalo ideal de maturação.

A análise temporal dos PMIs mostrou um contínuo aumento nos valores médios, tendo maior variabilidade entre os dias 129 e 136 DAS, o que é esperado devido ao crescimento indeterminado do amendoim, e as variações de fertilidade, ataques de insetos pragas, presença de daninhas, microclima e teores de água e nutrientes que as plantas enfrentam no campo, com isso

demonstrando uma maior variação na maturação, e então tendo uma menor variação nas medianas após 136 DAS, demonstrando certo amadurecimento, com a maioria das plantas estando com um PMI entre 0,7 e 0,9 um dia antes da colheita, isso é, dentro do intervalo ideal de maturação, assim demonstrando que apesar das diferenças presentes em uma mesma área, e do crescimento indeterminado do amendoim, a colheita foi feita no tempo correto de maturação, comprovando a eficiência do método.

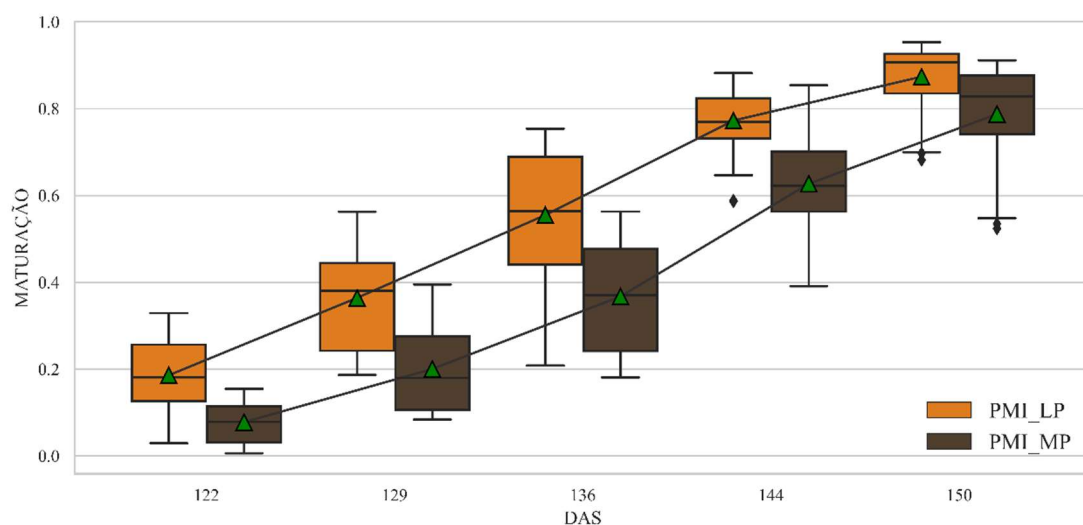


Figura 4. Boxplot da variabilidade temporal dos PMIs ao longo do tempo, com dias após a semeadura.

Fonte: Autores, 2024.

Ao analisarmos a (Figura 5) podemos enxergar a correlação do coeficiente de determinação (R^2) com o PMI_LP (representado por círculos), e com o PMI_MP (representado por quadrados), variando de cores mais frias para quando os índices estão mais próximos de 0, até cores mais quentes para quando os índices estão mais próximos de 1, tendo também duas retas, sendo a tracejada a reta observada, e a reta vermelha a reta estimada a partir dos índices usados no trabalho.

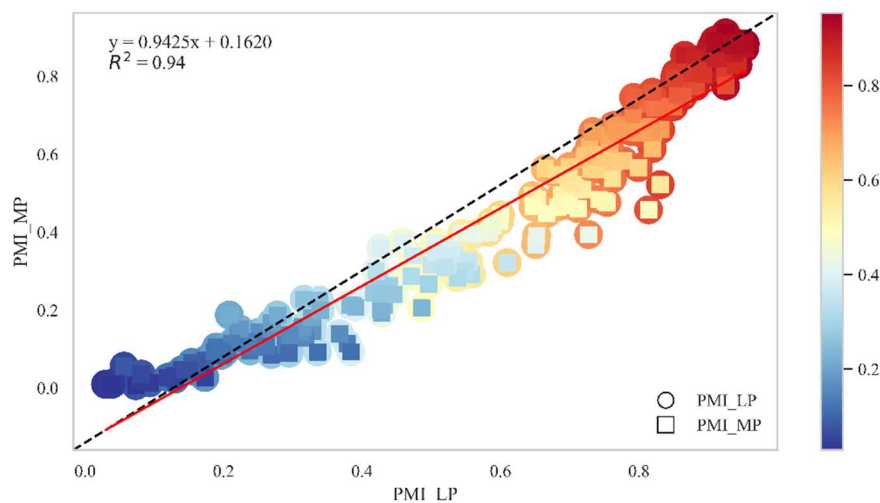


Figura 5. Relação entre PMI_MP e PMI_LP ao longo do tempo em dias após a semeadura da área.

Fonte: Autores, 2024.

O R^2 estando em 0,94 revela-nos que 94% da variação em y pode ser explicada através do modelo que relaciona x e y, sendo a variação do x constante em relação ao y, desse modo, os outros 6% não são explicativos, ou seja, A regressão linear entre o PMI_LP e o PMI_MP (Figura 5), resultou em um elevado coeficiente de determinação (0,94). Esta forte correlação linear entre os índices de PMI's sugere que ambos podem ser empregados de forma distinta para monitorar a maturação do amendoim. Além disso, o modelo ajustado indica que os aumentos no PMI_LP são quase proporcionais aos aumentos no PMI_MP.

Entretanto, apesar dos resultados demonstrarem que ambos os índices PMI_LP e PMI_MP podem ser usados individualmente para o monitoramento da cultura do amendoim, tais índices possuem forte correlação linear e podem ser complementares um ao outro, assim oferecendo maior flexibilidade no monitoramento para que agricultores e pesquisadores possam escolher o que melhor encaixa-se à sua necessidade específica, ou se usará ambos em

conjunto. Apesar da boa correlação de 94% indicar a eficácia do modelo, ainda existem 6% dos dados que não podem ser explicados pelo modelo, assim indicando que apesar de robusto o modelo ainda pode ser melhorado, o modelo por algumas vezes consegue níveis de acurácia e precisão mais satisfatórios que modelos mais complexos, como no caso de Souza et al. (2021), que obtiveram sua melhor arquitetura de machine learning como sendo a que apresentou acurácia (MAE) entre 0.05 e 0.06, e precisão (R^2) acima de 0.85.

O desempenho do modelo para o PMI_LP (Figura 6), demonstrou ser eficaz para estimar a maturação para essa classe, trazendo acurácia e precisão adequadas, embora utilizando um modelo menos complexo. Para o processo de teste, tanto a precisão (R^2) e a acurácia (MAE) obtidas ficaram dentro dos limites considerados ótimos, com R^2 de 0,82 e MAE de 0,08. Os resultados mostram que o modelo apresentou uma boa precisão, porém com uma acurácia não tão boa assim. Observa-se que boa parte dos pontos amostrais estimados, apresentou valores superestimados com os valores em campo, mostrando que apesar da sua precisão sua acurácia precisa ser melhorada.

A MLR por ser um modelo menos complexo mostrou ser eficaz em obter bons resultados para classe de PMI_LP, com sua estrutura mais simples e menor necessidade de ajustes, pode ser uma opção mais prática e adequada para uso em campo, especialmente quando os recursos computacionais são limitados.

Com isso em mente podemos deduzir que o PMI_LP apesar de possuir uma boa repetibilidade pode ser superestimado ou subestimado por possuir uma alta acurácia e alta precisão, mas ainda assim apresentando bons resultados mesmo se comparado com modelos mais complexos como o proposto por Oliveira et al. (2021) que fez o uso de dados das bandas espectrais (vermelho, verde, infravermelho próximo e vermelho próximo) para obter resultados com alta precisão e acurácia ($R^2 = 0.91$, $RMSE = 0.07$) na cultura do amendoim.

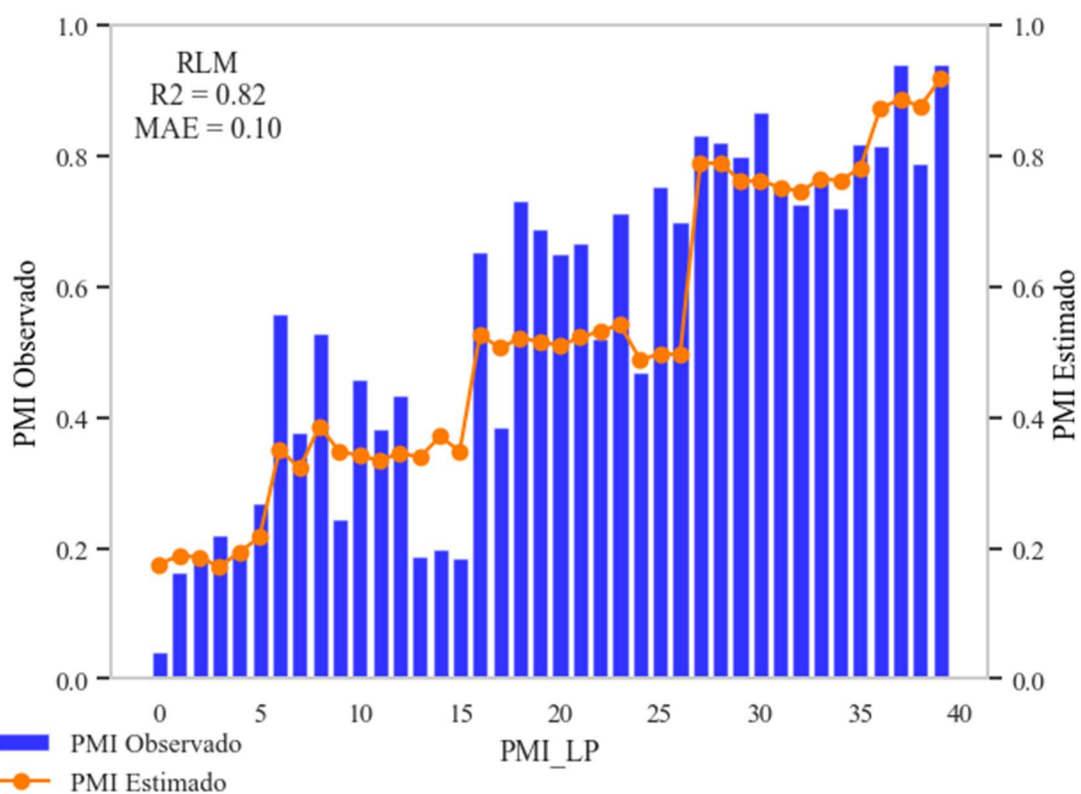


Figura 6. Desempenho da RLM para estimar a maturação, utilizando a classe do PMI_LP (laranja e preto).

Fonte: Autores, 2024

Ao analisar o desempenho do PMI_MP, conforme a Figura7,, o modelo da RLM mostrou o melhor resultado entre os PMIs estimados, com ótimas precisão e acurácia. Com um R^2 de 0,93 e um MAE de 0,08. Ao comparar ambos os PMIs, para o PMI_MP teve uma precisão maior que o PMI_LP, com diferença

de 11%, e com uma diferença entre as acurácias obtidas de 2%, ou seja, o modelo do PMI_MP apresentou ser mais eficaz em termo de precisão. Porém, ambos os modelos podem ser aplicáveis, com uma ligeira vantagem para o modelo do PMI_MP. Para esse modelo, grande parte apresentou resultados subestimados em relação aos valores encontrados em campo.

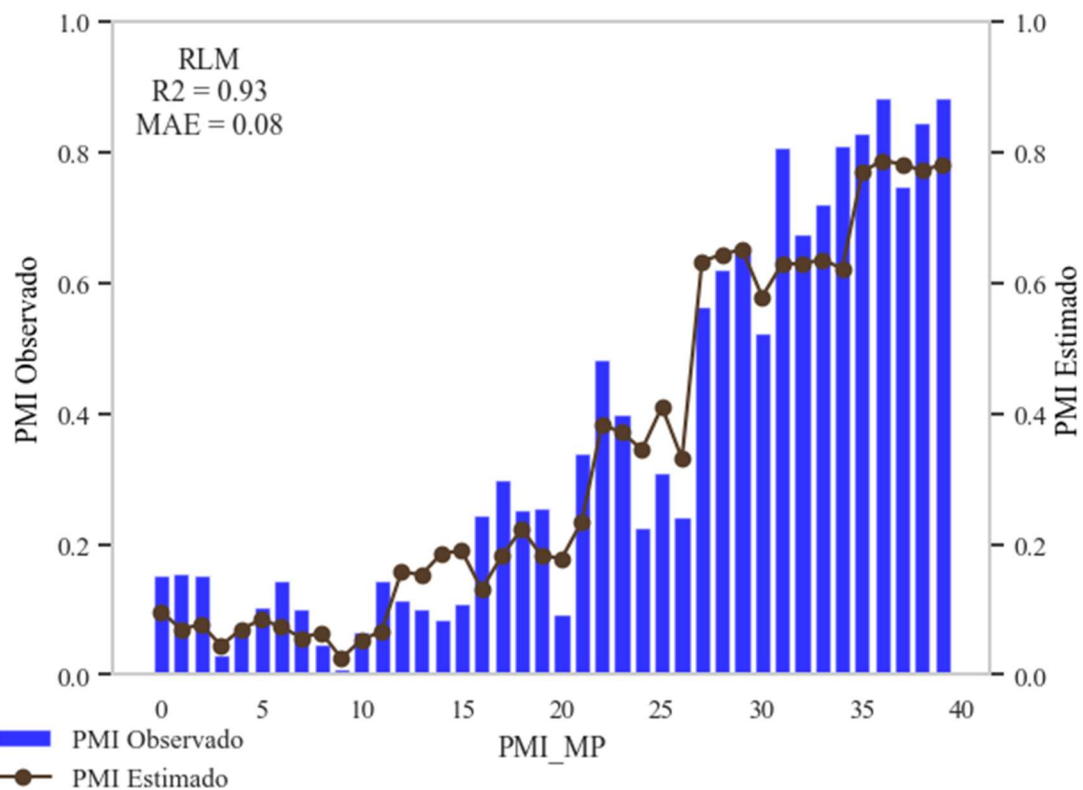


Figura 7. Desempenho da RLM para estimar a maturação, utilizando a classe do PMI_MP (marrom e preto).

Fonte: Autores, 2024

Apesar dos resultados geralmente positivos, observamos valores subestimados em comparação ao PMI observado. A presença de outliers pode ter comprometido a precisão dos modelos. Para futuros trabalhos, aprimorar a robustez dos modelos exigirá a expansão do conjunto de dados, incluindo coletas adicionais de amostras no campo, a incorporação de novas áreas e diferentes cultivares. Isso aumentará o banco de dados e melhorará a acurácia e a precisão. Tais melhorias são cruciais para desenvolver modelos mais exatos

e aplicáveis sob diversas condições agrícolas, garantindo uma predição mais confiável da maturação do amendoim.

Para cada ponto amostral representado por um ponto marrom a RLM gerou uma equação que buscou estimar o mais próximo possível do observado, todavia obteve 15 pontos superestimados e 22 subestimados, assim demonstrando uma tendência em subestimar os valores estimados, entretanto demonstrando valores de R^2 e MAE muito satisfatórios mesmo se comparado com trabalhos mais complexos como Almeida et al. (2021) que utilizou a correlação entre evapotranspiração e PMI para estimativa de maturação do amendoim obtendo como seu melhor modelo R^2 de 0,748 com MAE de 0,056.

5. CONCLUSÃO

Devido à grande quantidade de dados disponíveis para a análise, e a variabilidade desses dados de acordo com as características de cada caso como microclima, pragas e DAS de cada cultivar e região, é de bom tom o uso de um método que proporcione agilidade, e entregue bons resultados para uma boa tomada de decisão.

Os resultados obtidos no trabalho foram satisfatórios, demonstraram boa precisão e acurácia apesar da simplicidade do modelo de RLM usado com os PMI_MP e PMI_LP, e índices vegetação para estimativa de maturação, apresentando boa correlação entre eles.

Todavia o trabalho abre portas para estudos futuros com um número maior de variáveis, e em outras áreas e outros anos para uma expansão da sua aplicabilidade e confiabilidade de uso comercial e científico em outras culturas e regiões do Brasil e do mundo.

REFERÊNCIAS

- ALBA, Elisiane et al. Uso de imagens de média resolução espacial para o monitoramento de dosséis de *Eucalyptus grandis*. **Scientia agraria**, v. 18, n. 4, p. 1-8, 2017.
- ALCANTUD, Melissa Bonfim; ROSA, Paulo Roberto. Aplicação De Redes De Sensores Sem Fio Na Agricultura De Precisão: Uma Reflexão Teórica. In: **Colloquium Exactarum**. p. 36-41.
- AMBROSANO, Edmilson José et al. Produtividade da cana-de-açúcar após o cultivo de leguminosas. **Bragantia**, v. 70, p. 810-818, 2011.
- ANDERSON, David R.; SWEENEY, Dennis J.; WILLIAMS, Thomas A. **Essentials of statistics for business and economics**. Cengage Learning, 2020.
- ARNOLD, C.Y. The determination and significance of the base temperature in a linear heat unit system. *Journal of the American Society for Horticultural Science*, Alexandria, n. 74, p. 430-445. 1959.
- ARRUDA, Andréa Ferraz de. **Macroeconomia e preços de commodities agrícolas**. 2008. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.
- ARRUDA, Bertoldo Kruse Grande de. " Geografia da Fome": da lógica regional à universalidade. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 13, p. 545-549, 1997.
- ATZBERGER, C. Advances in remote sensing of agriculture: context description, existing operational monitoring systems and major information needs. *Remote Sensing*, v. 5, n. 2, p. 949-981, 2013. <http://dx.doi.org/10.3390/rs5020949>

BARET, F.; GUYOT, G.; MAJOR, D. J. TSAVI: a vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In: INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS'89); CANADIAN SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING, 12., 1989, Vancouver. Proceedings... Vancouver: IEEE, 1989. p. 1355-1358.

BIAI, A.; ARAÚJO COSTA, C. T.; LUZ, L. N.; MARQUES, V. B.; SILVA PEREIRA, A. C. Agronomic and production characteristics of peanut accesses with organic fertilizers. *Revista em Agronegócio e Meio Ambiente*, 14(Supl. 1), 1-12. 2021. <https://doi.org/10.17765/2176-9168.2021v14Supl.1.e8732>

BIRTH, G. S.; MCVEY, G. Measuring the colour of growing turf with a reflectance spectrophotometer. *Agronomy Journal*, v. 60, n. 6, p. 640-643, 1968. <http://dx.doi.org/10.2134/agronj1968.00021962006000060016x>

BLISKA, FLAVIA MARIA DE MELO; VEGRO, Celso Luís Rodrigues; BLISKA, Adriano Augusto. A propagação da fome no mundo: questão financeira, tecnológica ou política?. **Ceres**, v. 56, n. 4, 2009.

BM EQUIPAMENTOS AGRÍCOLAS. Rip Strip. Dumont, SP, c2019. Disponível: <http://www.kbm.ind.br/demais-equipamentos/item/13-rip-strip>. Acesso: 30 nov. 2019.

BORGES, Wardsson Lustrino. Análise da variabilidade genética e avaliação da fixação biológica de nitrogênio entre acessos de amendoim (*Arachis hypogaea* L.). 2006. 64 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia - Ciência do Solo) - Instituto de Agronomia, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica - RJ, 2006.

BRANDÃO, Z. N. Estimativa da produtividade e estado nutricional da cultura do algodão irrigado via técnicas de sensoriamento remoto. 2009. 152 f. Tese (Doutorado em Recursos Naturais)-Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2009.

BRANDÃO, Z. N.; BEZERRA, M. V. C.; FREIRE, E. C.; SILVA, B. B. Agricultura de precisão para gerenciamento do algodão. In: AZEVÊDO, D. M. P.; BELTRÃO, N. E. M. O agronegócio do algodão no Brasil. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2008. 1309 p. cap. 20. v. 2

BRITO, G. G.; SOFIATTI, V.; BRANDÃO, Z. N.; SILVA, V. B.; SILVA, F. M.; SILVA, D. A. Non-destructive analysis of photosynthetic pigments in cotton plants. *Acta Scientiarum. Agronomy*, v. 33, p. 671-678, 2011.

CASTELUBER, Daniel Louzada. AS CARTOGRAFIAS DA ALIMENTAÇÃO E DA FOME NA GEOGRAFIA.

COLLARES, Gilberto Loguércio et al. Compactação de um Latossolo induzida pelo tráfego de máquinas e sua relação com o crescimento e produtividade de feijão e trigo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 32, p. 933-942, 2008.

Colvin, B. C., Tseng, Y. C., Tillman, B. L., Rowland, D. L., Erickson, J. E., Culbreath, A. K., & Ferrell, J. A. (2018). Consideration of peg strength and disease severity in the decision to harvest peanut in southeastern USA. *Journal of crop improvement*, 32(3), 287-304.

DA CUNHA, Kianne Crystie Bezerra; DA ROCHA, Rodrigo Vilela. Automação no processo de irrigação na agricultura familiar com plataforma Arduino. **Revista Eletrônica Competências Digitais para Agricultura Familiar**, v. 1, n. 2, p. 62-74, 2015.

DALLARI, Pedro Bohomoletz de Abreu. Fome no mundo compromete objetivos da ONU para 2030: Relatório da FAO indica que objetivo de acabar com a fome e com todas as formas de desnutrição não será mais alcançado.[Entrevista a Simone Lemos]. **Globalização e Cidadania**, 2023.

DA SILVA, Rouverson Pereira; GONZAGA, Alex Rangel; JÚNIOR, Antônio Maurício Loureiro. INOVAÇÕES EM COLHEITA MECANIZADA. **NOVAS TECNOLOGIAS DA ENGENHARIA PARA APROVEITAMENTO**, p. 54.

dos Santos, A. F., Corrêa, L. N., Lacerda, L. N., Tedesco-Oliveira, D., Pilon, C., Vellidis, G., & da Silva, R. P. (2021). High-resolution satellite image to predict peanut maturity variability in commercial fields. *Precision Agriculture*, 22(5), 1464-1478.

DA REDAÇÃO-AGROANALYSIS, Equipe. Amendoim brasileiro: um gigante adormecido. **AgroANALYSIS**, v. 42, n. 6, p. 20-21, 2022.

DAUGHTRY, C. S. T.; GALLO, K. P.; GOWARD, S. N.; PRINCE, S. D.; KUSTAS, W. D. Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. *Remote Sensing Environment*, v. 39, n. 2, p. 141-152, 1992. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90132-4](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(92)90132-4)

DAUGHTRY, C. S. T.; WALTHALL, C. L.; KIM, M. S.; COLSTOUN, E. B.; McMURTREY III, J. E. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, v. 74, n. 2, p. 229-239, 2000. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00113-9](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00113-9)

DE BORATTO, I. M.; GOMIDE, Reinaldo Lúcio. Aplicação dos índices de vegetação NDVI, SAVI e IAF na caracterização da cobertura vegetativa da região Norte de Minas Gerais. 2013.

DE PAULA SOUZA, Gabriel; JUNIOR, Edemar Ferrarezi. PRODUÇÃO DE AMENDOIM NO ESTADO DE SÃO PAULO E SUA VIABILIDADE. **Revista Interface Tecnológica**, v. 19, n. 2, p. 620-629, 2022.

DE QUEIROZ, Daniel Marçal et al. (Ed.). **Agricultura digital**. Oficina de Textos, 2022.

DUFT, Daniel Garbellini. **Uso de sensoriamento remoto para aplicações de agricultura digital em cana-de-açúcar**. 2022. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

FELTRE, Cristiane; TULON, Isabela. ESTUDO COMPARATIVO DA MECANIZAÇÃO DA CULTURA DE CANA-DE-AÇÚCAR SOBRE O EMPREGO NAS REGIÕES BRASILEIRAS. **Revista Econômica do Nordeste**, v. 54, n. 3, p. 78-94, 2023.

GUJARATI, Damodar N.; PORTER, Dawn C. **Econometria básica-5**. Amgh Editora, 2011.

HABOUDANE, D.; MILLER, J. R.; PATTEY E.; ZARCOTEJADA, P. J.; STRACHAN, I. B. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, v. 90, n. 3, p. 337-352, 2004. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2003.12.013>

HOFFMANN, Rodolfo. Estatística para economistas. 2017.

HUETE, Alfredo R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote sensing of environment**, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988.

Jaafar, H. H., & Ahmad, F. A. (2015). Crop yield prediction from remotely sensed vegetation indices and primary productivity in arid and semi-arid lands. *International Journal of Remote Sensing*, 36(18), 4570-4589.

JESUS, Klebio de; SILVA, Ronaldo Ferreira da; VIEIRA, Cecília Cândida Frazão. Aplicação de internet das coisas (iot) na agricultura de precisão. 2021.

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

JIOVANANGELO, Guilherme et al. Aspectos gerais na cultura do amendoim. 2020.

JUNIOR, José Antonio Rossato. Abertura e flexibilidade no mercado mundial de amendoim. **AgroANALYSIS**, v. 43, n. 4, p. 24-27, 2023.

KRČO, S.; POKRIĆ, B. From Precision Agriculture to Prescription Agriculture. c2016. IEEE. Disponível: <https://iot.ieee.org/newsletter/november-2016/from-precision-agriculture-to-prescription-agriculture.html>.

LI, Rui et al. Development of a smartphone-based peanut data logging system. **Precision Agriculture**, v. 22, p. 1006-1018, 2021.

Maimaitijiang, M., Sagan, V., Sidike, P., Daloye, A. M., Erkbol, H., & Fritschi, F. B. (2020). Crop Monitoring Using Satellite/UAV Data Fusion and Machine Learning. *Remote Sensing*, 12(9), 1357. Maimaitijiang, M., Sagan, V., Sidike, P., Maimaitiyiming, M., Hartling, S., Peterson, K. T., ... & Fritschi, F. B. (2019). Vegetation index weighted canopy volume model (CVMVI) for soybean biomass estimation from unmanned aerial system-based RGB imagery. *ISPRS Journal of*

Photogrammetry and Remote Sensing, 151, 27-41. Maimaitiyiming, M., Sagan, V., Sidike, P., Maimaitijiang, M., Miller, A. J., & Kwasniewski, M. (2020). Leveraging very-high spatial resolution hyperspectral and thermal UAV imageries for characterizing diurnal indicators of grapevine physiology. Remote Sensing, 12(19), 3216.

MANKIW, Nicholas Gregory. **Makroökonomik**. Springer-Verlag, 2013.

MOLIN, José Paulo; DO AMARAL, Lucas Rios; COLAÇO, André. **Agricultura de precisão**. Oficina de textos, 2015..

NETO, Guido Ruviaro; MACHADO, Gabriel Kerpel. A FOME GLOBAL DIANTE DOS DESAFIOS APRESENTADOS PELA SOCIEDADE CONTEMPORÂNEA. **Revista Eletrônica Multidisciplinar de Investigação Científica**, v. 2, n. 13, 2023.

NETO, Jayme Ferrari; DA COSTA, Claudio Hideo Martins; CASTRO, Gustavo Spadotti Amaral. Ecofisiologia do amendoim. **Scientia Agraria Paranaensis**, v. 11, n. 4, p. 01-13, 2012.

OLIVEIRA, Mailson Freire et al. Prevendo biomassa e maturidade de amendoim abaixo e acima do solo usando regressão multi-alvo. **Computadores e Eletrônica na Agricultura**, 218, p. 108647, 2024

PEÑUELAS, J.; PIÑOL, J.; OGAYA, R.; FILELLA, I. Estimation of plant water concentration by the reflectance water index WI (R900/R970). International Journal of Remote Sensing, v. 18, n. 13, p. 2869-2875, 1997. <http://dx.doi.Org/10.1080/014311697217396n>.

PEREIRA, Fernanda Duarte. **Análise da variabilidade espaço-temporal da cultura da soja por imagens de drone**. 2021. Tese de Doutorado. [sn].

Pereira, N. de O. ., Chioderoli, C. A. ., Nascimento, E. M. S. ., Noronha, R. H. de F., & Pereira Oliveira, J. L. . (2020). Qualidade operacional da colheita mecanizada do amendoim. *South American Sciences*, 1(2), e2068. <https://doi.org/10.17648/sas.v1i2.68>

QI, J.; CHEHBOUNI, A.; HUETE A.R.; KERR, Y. H.; SOROOSHIAN, S. A modified soil ajusted vegetation index. *Remote Sensing Environmental*, v. 48, p. 119-126, 1994.

QUEIROZ, Daniel Marçal de et al. Sensores aplicados à Agricultura Digital: Uma revisão. **Revista Ciência Agronômica**, v. 51, 2021.

RAMOS, Pâmila Nayana Ferreira; DA SILVEIRA, Omar Roberto; DE SOUZA MAIA, João Carlos. Determinação da análise de regressão linear simples para explicar a influência dos atributos físicos do solo na produção do algodão. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 8, p. e28411830591-e28411830591, 2022.

Revista Brasileira de Agrometeorologia, Santa Maria, v. 10, n. 1, p. 83-86, 2002
Recebido para publicação em 15/05/2001. Aprovado em 27/05/2002.

RONDEAUX, G.; STEVEN, M.; BARET, F. Optimization of soiladjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, v. 55, n. 2, p. 95-107, 1996.

ROUSE JR, John W. et al. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation**. 1973.

ROUSE JR, John W. et al. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation**. 1974.

ROWLAND, D. L. et al. Canopy characteristics and their ability to predict peanut maturity. **Peanut Science**, v. 35, n. 1, p. 43-54, 2008.

SAATH, Kleverton Clovis de Oliveira; FACHINELLO, Arlei Luiz. Crescimento da demanda mundial de alimentos e restrições do fator terra no Brasil. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 56, p. 195-212, 2018.

Sagan, V., Maimaitijiang, M., Bhadra, S., Maimaitiyiming, M., Brown, D. R., Sidike, P., & Fritschi, F. B. (2021). Field-scale crop yield prediction using multi-temporal WorldView-3 and PlanetScope satellite data and deep learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 174, 265-281.

SANTOS, Adão Felipe dos. Método não destrutivo para predição da maturação de amendoim (*arachis hypogaea* L.) utilizando sensoriamento remoto. 2019.

Santos, E. P. D.; Silva, R. P. D.; Bertonha, R. S.; Noronha, R. H. D. F.; Zerbato, C. Produtividade e perdas de amendoim em cinco diferentes datas de arranquio. **Revista Ciência Agronômica**, v. 44, p. 695-702, 2013.

SANTOS-RUFO, Antonio et al. Wavelength selection method based on partial least square from hyperspectral unmanned aerial vehicle orthomosaic of irrigated olive orchards. **Remote Sensing**, v. 12, n. 20, p. 3426, 2020.

SASSI, Cecilia P. et al. Modelos de regressão linear múltipla utilizando os softwares R e Statistica: uma aplicação a dados de conservação de frutas. 2012.

SIMÕES, Ronaldo Rosa. CONTROLE ESTATÍSTICO APLICADO AO PROCESSO DE COLHEITA MECANIZADA DE SEMENTES DE AMENDOIM.

CONTROLE ESTATÍSTICO APLICADO AO PROCESSO DE COLHEITA MECANIZADA DE SEMENTES DE AMENDOIM, Jaboticabal, p. 100, 22 jun.

2009. DOI <https://repositorio.unesp.br/server/api/core/bitstreams/055a3722-8fe6-43b3-841b-84dc22d337c2/content>.

SIEGEL, Sidney; CASTELLAN JR, N. John. **Estatística não-paramétrica para ciências do comportamento**. Artmed Editora, 2006.

SILVA, Daniel Moura da. Classificação de lavouras por aprendizagem profunda com dados de sensores remotos. 2018.

SILVA, Thales M. de A. et al. Sistema sensor para aquisição de múltiplos índices de vegetação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 25, p. 264-269, 2021.

SILVER, M. Estatística para administração. São Paulo: Atlas, 2000. SILVEIRA, AC; ZOUANIN, DM Aspectos estratégicos do modelo de gestão em incubadoras de empresas de base tecnológica. **Cadernos EBAPE. BR (FGV)**, v. 4, p. 45-47, 2006.

SOARES, Wesley Martinelli. Automação agrícola: controle do processo operacional e gerencial da colheita mecanizada. 2022. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

Souza, J. B. C. ., de Almeida, S. L. H., de Brito de Filho, A. L. ., Monteles, M. S. ., Silva, L. B. ., & da Silva, R. P. . (2021). Uso de redes neurais para predição da maturação do amendoim com imagens de UAV. *South American Sciences*, 2(edesp2), e21129. <https://doi.org/10.52755/sas.v2iedesp2.129>

SOUZA, Jarlyson Brunno Costa et al. Técnicas de agricultura digital para predição da maturação do amendoim. 2021.

SUASSUNA, T. M. F. Origem e classificação do amendoim. In: SUASSUNA, T. M. F. (Ed.). Sistema de produção de amendoim. Campina Grande: Embrapa Algodão, 2014. (Embrapa Algodão. Sistema de Produção, 7).

RABER, Anderson et al. Aplicação de redes de sensores sem fio (rssf) na agricultura. **Anais do Encontro Anual de Tecnologia da Informação**, v. 3, n. 1, p. 261-261, 2013.

TONG, Xin et al. Combined use of in situ hyperspectral vegetation indices for estimating pasture biomass at peak productive period for harvest decision. *Precision Agriculture*, v. 20, p. 477-495, 2019.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, v. 8, n. 2, p. 127-150, 1979. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)

VILLA-NOVA, N. A. et al. Estimation of degree-days above any base temperature, depending on the temperatures: highs and lows. **Ciência Terra**, v. 30, p. 1-8, 1972.

WANG, M. A multiresolution remotely sensed image segmentation method combining rainfalling watershed algorithm and fast region merging. In: CHEN, J.; JIANG, J.; NAYAK, S. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*. ISPRS, 2008. Part B4. (ISPRS Archives, 37).

WILLIAMS, E. J.; DREXLER, J. S. A non-destructive method for determining peanut pod maturity. *Peanut Science*, 8(2):134-141. 1981.

YANG, Huawei et al. Reconhecimento de frutas, plano de tarefas e controle para robôs de colheita de maçãs. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 28, p. e277280, 2024.

ZERBATO, Cristiano et al. Peanut mechanized digging regarding to plant population and soil water level. ***Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental***, v. 18, p. 459-465, 2014.