

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DO MARANHÃO
CAMPUS BALSAS
CURSO DE AGRONOMIA**

CÍCERO AUGUSTO SANTANA DE MIRANDA

**PREDIÇÃO DA PRODUTIVIDADE DE MILHO IRRIGADO POR MEIO
DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO**

Balsas
2023

CÍCERO AUGUSTO SANTANA DE MIRANDA

**PREDIÇÃO DA PRODUTIVIDADE DE MILHO IRRIGADO POR MEIO
DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Agronomia do Campus Balsas da Universidade Estadual do Maranhão, como requisito para obtenção do Título de Bacharel em Agronomia.

Orientador (a): Professor Dr. Francisco Charles dos Santos Silva

Balsas

2023

M672p

Miranda, Cícero Augusto Santana de.

Predição da produtividade de milho irrigado por meio de índices de vegetação. Cícero Augusto Santana de Miranda/. – Balsas, 2023.

30f.

Monografia (Graduação em Agronomia) Universidade Estadual do Maranhão – UEMA / Balsas, 2023.

Orientador: Professor Dr. Francisco Charles dos Santos Silva

1. Rendimento. 2. Cereais. 3. Sensoriamento Remoto I. Título

CDU: 633.15

CÍCERO AUGUSTO SANTANA DE MIRANDA

**PREDIÇÃO DA PRODUTIVIDADE DE MILHO IRRIGADO POR MEIO
DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Agronomia do Campus Balsas da
Universidade Estadual do Maranhão, como
requisito para obtenção do Título de Bacharel em
Agronomia.

Aprovado em: 10/07/2023

BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. Francisco Charles dos Santos Silva (Orientador)

Doutor em Fitotecnia


Professor da Universidade Estadual do Maranhão



Prof. Dr. Alan Mario Zuffo

Doutor em Fitotecnia

Professor da Universidade Estadual do Maranhão

Documento assinado digitalmente
 JOSE FRANCISCO DA CRUZ NETO
Data: 19/07/2023 15:00:05-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. José Francisco da Cruz Neto

Doutor em Engenharia Agrícola

Professor da Universidade Estadual do Maranhão

AGRADECIMENTOS

A Deus, por sempre estar ao meu lado, concedendo perseverança e coragem para chegar até aqui.

A minha família, a minha mãe Maria Eliane Lopes Santana, pela parceria, confiança e apoio a todos os meus sonhos. Ao meu pai Gilvam Melo de Miranda, pelo suporte. E aos meus irmãos Gleiciane Santana de Miranda, Glenda Santana de Miranda e Glenda Santana de Miranda pelo apoio e ajuda nessa trajetória.

A todos os meus amigos e colegas de curso, em especial, Marcela Miranda de Oliveira, Maria Lusiane Santos Matos, Laísa Coelho dos Santos Lopes e Pedro Lucas da Silva Mota, pelos momentos felizes, amizade, emoções e suporte. Aos meus amigos Danilo Ribeiro Barros de Castro, Fernanda de Sousa Bequiman, Beatriz Barros Nascimento, Ana Caroline Gomes Costa e Mara Júlia Vasconcelos Faria, pelos momentos felizes e pela parceria por vários anos.

Ao professor orientador Francisco Charles dos Santos Silva, por ajudar na minha formação profissional, pelo aprendizado, inspiração, incentivo e confiança para execução desse trabalho.

A todo o corpo docente e pessoas envolvidas no curso de agronomia, Campus Balsas.

A Universidade Estadual do Maranhão e todos que fazem parte dela, pela oportunidade.

A todos que participaram diretamente ou indiretamente desse projeto.

*“Conhecendo tanto a derrota quanto a vitória,
andando por aí derramando lágrimas, é assim que
você se torna um verdadeiro homem.”*

Shanks

Predição da produtividade de milho irrigado por meio de índices de vegetação

Cícero Augusto Santana de Miranda

Abstract - Corn (*Zea mays* L.) is one of the most economically and culturally relevant cereals in the world. Due to the demand in the world market, the improvement of methodologies that use objective criteria for crop forecasting has become essential. Predicting crop yields is of great help in decision-making, where different methods have been used to predict crop yields, such as remote sensing through vegetation indices. However, information on the use of these indices and the different developmental stages of maize, in predicting the productive capacity of crops, is scarce. Thus, the objective of this study was to determine, among different vegetation indices, which ones have the greatest predictive potential for production at different phenological stages of the crop. The research was carried out in an area irrigated by a central pivot, occupied with corn, belonging to a commercial farm in the city of Balsas-MA, with a randomized block design, with four replications. After the end of the crop cycle, data on productivity and weight of one hundred grains were collected. Subsequently, images from the WFI orbital sensor (Amazonia1 satellite) were used to process the images, as well as calculate the NDVI, NDWI, SAVI, VARI, VIgreen and GLI vegetation indices. The data obtained were subjected to analysis of variance, correlation matrix and path analysis. The vegetation indices showed variability regarding the phenological stages, where NDVI and SAVI, obtained at the V9 stage, were the most efficient for predicting the productivity of the corn crop.

Key words – Yields. Cereals. Remote sensing.

RESUMO: O milho (*Zea mays* L.) é um dos cereais de maior relevância econômica e cultural do mundo. Em função da demanda no mercado mundial, o aprimoramento de metodologias que utilizam critérios objetivos destinados à previsão de safra vem se tornando essenciais. A previsão do rendimento de safras auxilia fortemente na tomada de decisões, onde diferentes métodos têm sido utilizados para prever o rendimento de lavouras, como exemplo o sensoriamento remoto, através de índices de vegetação. Porém, as informações sobre o uso desses índices e dos diversos estádios de desenvolvimento do milho, na previsão da capacidade produtiva das lavouras, são escassas. Dessa forma, objetivou-se no presente estudo determinar dentre diferentes índices de vegetação, quais apresentam maior potencial preditivo da produtividade em diferentes estádios fenológicos da cultura. A pesquisa foi desenvolvida em área irrigada por pivô central, ocupado com milho, pertencente a uma fazenda comercial na cidade de Balsas-MA, com delineamento em blocos casualizados, com quatro repetições. Após o término do ciclo da cultura, realizou-se a coleta de dados de produtividade e peso de cem grãos. Posteriormente utilizou-se imagens do sensor orbital WFI (satélite Amazonia1) para realizar o tratamento das imagens, bem como cálculo dos índices de vegetação NDVI, NDWI, SAVI, VARI, VIgreen e GLI. Os dados obtidos foram submetidos a análise de variância, matriz de correlações e análise de trilha. Os índices de vegetação apresentaram variabilidade quanto aos estádios fenológico, onde NDVI e SAVI, obtidos no estágio V9 foram os mais eficientes para a predição da produtividade da cultura do milho.

PALAVRAS-CHAVE: Rendimento. Cereais. Sensoriamento remoto.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	10
RESULTADOS E DISCUSSÃO	15
CONCLUSÃO	25
REFERÊNCIAS	25

INTRODUÇÃO

O milho (*Zea mays* L.), originário da América Central, é uma gramínea pertencente à família da poaceae, sendo um dos cereais de maior relevância econômica e cultural do mundo (DE BRITO VENTURA; DALCHIAVON, 2018). Em função da demanda crescente de milho no mercado mundial, assim como para outras culturas, o aprimoramento de metodologias que fazem uso de critérios objetivos destinados à previsão de safra vem se tornando essenciais (MOREIRA *et al.*, 2010).

A previsão do rendimento de safras desempenha um papel crítico na tomada de decisões para diferentes partes interessadas, como agricultores, formuladores de políticas de financiamento, governos para segurança alimentar e comerciantes de commodities, também, auxiliando na organização da capacidade de transporte e armazenamento dos grãos, evitando situações inesperadas e possibilitando a comercialização da safra antes da colheita (BERTOLIN *et al.*, 2017).

Diferentes métodos têm sido utilizados para prever o rendimento de lavouras como: técnicas informais baseadas no conhecimento da cultura ou apenas com base em uma regra prática (WISIOL, 1987), modelos estatísticos construídos como uma matriz com dados históricos de produção e parâmetros agrometeorológicos como precipitação e temperatura (MLADENOVA *et al.*, 2017) e a predição de produtividade baseada em dados de sensoriamento remoto.

A primeira técnica citada detém de limitações, pois há necessidade de um profissional experiente com a cultura e a subjetividade da previsão. A segunda demanda dados de produção de safras anteriores e informações coletadas em estações meteorológicas, os quais nem sempre estão disponíveis. Por sua vez, a previsão de safras via sensoriamento remoto demanda, sobretudo, de informações espectrais da vegetação que podem ser obtidas por

diversas plataformas, onde tais informações em sua maioria é fornecida de forma gratuita, como o LANDSAT, CBERS, AMAZONIA, entre outros.

O sensoriamento remoto possibilita a identificação de características e as variações no comportamento da vegetação a partir de informações espectrais coletadas por sensores embarcados em plataformas orbitais, suborbitais ou a nível do solo, sendo eficazes para elucidar a saúde da vegetação. Exemplo disso é a utilização de índices de vegetação para estimar os elementos da produção das culturas agrícolas (ZERBATO *et al.*, 2016).

Esses índices possuem relações positivas com os parâmetros agrônômicos, como a produtividade, devida a interação com a biomassa das culturas (RASMUSSEN, 1992; MASELLI *et al.*, 1993). Existem diversos índices de vegetação, e sua utilização varia conforme a informação que se almeja, como quantidade de vegetação, condições da vegetação, efeitos de solo, biomassa e outros (DE BORATTO *et al.*, 2013).

Uma previsão antecipada do potencial de rendimento de uma lavoura de milho, ou de qualquer outra cultura, é particularmente relevante tanto para o manejo, comercialização e tomadas de decisões. Entretanto, em grande parte dos estudos sobre utilização de índices de vegetação na estimativa de produtividade, os dados espectrais das culturas são obtidos no final da fase vegetativa, em cereais geralmente após a abertura dos botões florais, como relatado por Marti *et al.* (2007). Sendo escassas as informações sobre o uso de índices de vegetação nos diversos estádios de desenvolvimento do milho, na previsão da capacidade produtiva das lavouras.

Dessa forma, objetivou-se no presente estudo determinar dentre diferentes índices de vegetação, quais apresentam maior potencial preditivo da produtividade em estádios fenológicos da cultura do milho.

MATERIAL E MÉTODOS

A pesquisa foi desenvolvida em uma área irrigada por pivô central, ocupado com milho, pertencente a uma fazenda comercial na cidade de Balsas-MA, no período de maio de 2022 a agosto de 2022. A região possui latitude $-7,273131^\circ$, longitude $-45,935425^\circ$ (Datum SIRGAS 2000), altitude de 243 metros e, de acordo com a classificação climática de Köppen, apresenta clima tropical chuvoso (Aw). O solo é classificado, segundo EMBRAPA (2018), como Latossolo Vermelho.

Adotou-se o delineamento experimental em blocos casualizados, com quatro repetições. Para tanto, o pivô recebeu quatro blocos, cada um corresponde a uma área circular de 50 metros de raio, cujo centro de cada bloco foi demarcado com receptor GPS de navegação, onde cada bloco representou a fração de um quarto da área de produção, ficando distanciados um do outro por no mínimo 200 metros. Após o término do ciclo da cultura, realizou-se a coleta de dados de produtividade e peso de cem grãos de cada bloco.

Como fonte de dados de reflectância utilizou-se imagens do sensor orbital WFI (*Wide Field Imager*) que encontra-se embarcado no satélite Amazônia-1 (Tabela 1). As imagens foram obtidas no catálogo de imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

Tabela 1- Especificações técnicas do sensor WFI embarcado no satélite Amazonia1. NIR: infravermelho-próximo

NR da Banda	Faixa Espectral	Quantização	Tamanho do Pixel	Resolução temporal
BAND1	Azul (0.45-0.52 μm)			
BAND2	Verde (0.52-0.59 μm)	10bit*	64m	5 dias
BAND3	Vermelho (0.63-0.69 μm)			
BAND4	NIR (0.77-0.89 μm)			

Ao todo foram coletados 16 arquivos presentes entre os dias 21/05/2022 a 29/08/2022, com suas respectivas informações e bandas espectrais.

Tabela 2 – Índices de vegetação utilizados no estudo e suas respectivas equações

Índice de vegetação	Nome	Equação	Referência
NDVI	Índice de vegetação de diferença normalizada	$(\text{NIR} - \text{Vermelho}) \div (\text{NIR} + \text{Vermelho})$	Rouse <i>et al.</i> (1974)
NDWI	Índice de Água de Diferença Normalizada	$(\text{Verde} - \text{NIR}) \div (\text{Verde} + \text{NIR})$	Mcfeeters (1996)
SAVI	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo	$((1 + L) \times \text{NIR} - \text{Vermelho}) \div (\text{NIR} + \text{Vermelho} + L)$	Huete (1988)
VARI	Índice de resistência atmosférica visível	$(\text{Verde} - \text{Vermelho}) \div (\text{Verde} + \text{Vermelho} - \text{Azul})$	Gitelson <i>et al.</i> (2002)
VIgreen	Índice de Vegetação Verde	$(\text{Verde} - \text{Vermelho}) \div (\text{Verde} + \text{Vermelho})$	Gitelson <i>et al.</i> (2002)
GLI	Índice Folha Verde	$(2 \times \text{Verde} - \text{Vermelho} - \text{Azul}) \div (2 \times \text{Verde} + \text{Vermelho} + \text{Azul})$	Louhaichi <i>et al.</i> (2001)

As reprojeções e correção atmosférica nas imagens, bem como o cálculo dos índices de vegetação foram realizadas utilizando o *software Qgis* versão 3.16 (QGIS, 2022). Os índices espectrais analisados foram o NDVI, NDWI, SAVI, VARI, VIgreen e GLI (Tabela 2).

A resolução temporal de cinco dias do sistema sensor possibilitou a coleta de informações espectrais em 16 datas distintas ao longo do ciclo da cultura, fato que possibilitou a obtenção de imagens para quase todos os estádios fenológicos do milho (V2, V4, V5, V6, V9, VT, R1, R2, R3, R4, R5 e R6), garantindo uma excelente cobertura de informações espectrais, as quais se estenderam dos estádios iniciais aos finais da cultura (Tabela 3).

Após a obtenção das imagens com os índices, adquiriu-se através do *software* Qgis os valores numéricos de cada um dos índices de vegetação presentes nos pixels que cobriam as áreas delimitadas pelos blocos.

Tabela 3 – Estádios vegetativos e reprodutivos da planta de milho

Vegetativo	Reprodutivo
VE: emergência	R1: Embonecamento
V1: 1ª folha desenvolvida	R2: Bolha d'água
V2: 2ª folha desenvolvida	R3: Grão leitoso
V3: 3ª folha desenvolvida	R4: Grão pastoso
V4: 4ª folha desenvolvida	R5: Formação de dente
V(n): nª folha desenvolvida	R6: Maturidade Fisiológica
VT: pendoamento	

A partir dos dados numéricos obteve-se a média dos índices para cada repetição nas diferentes datas de obtenção dos dados espectrais, totalizando o total de 96 informações, referentes ao valor dos seis índices nas 16 datas de coleta de imagens.

Os dados obtidos foram submetidos ao teste “F” pela análise de variância, onde se buscou verificar a existência de variação na produtividade e na massa de cem grãos dentro da área de estudo, a diferença entre os índices de vegetação e se o comportamento desses variam ao longo do ciclo da cultura. Posteriormente, obteve-se uma matriz de correlações para as variáveis que apresentaram significância para as variações mencionadas.

A matriz de correlações foi analisada criando-se uma rede de correlações ponderadas, nas quais, as conexões entre variáveis são determinadas pela “adjacência matriz”, com a função:

$$h(h_{ij}) = \frac{1}{2} \{ \text{sgn}(|r_{ij}| - \rho) + 1 \}$$

em que: ρ é o parâmetro “*hard threshold*”, que foi definido como nulo, para que todas as conexões entre variáveis possam ser vistas. O algoritmo de Fruchterman-Reingold

(FRUCHTERMAN; REINGOLD, 1991) foi utilizado para criar um *layout*, no qual a proximidade entre os nós (traços) é proporcional ao valor absoluto de correlação entre esses nós. Assim como as correlações negativas, as correlações positivas são coloridas.

A rede de correlações foi utilizada como um filtro para a escolha das variáveis a serem empregadas na análise de trilha, de modo que variáveis (índices de vegetação em estádios fenológicos) que não se agruparem com a variável adotada como principal na análise de trilha (produtividade de milho) foram descartadas.

Após a identificação das variáveis a serem submetidas à análise de trilha, e antes da realização dessa última, a matriz de correlações dessas variáveis passaram pelo diagnóstico de multicolinearidade. A presença de multicolinearidade foi verificada pela análise dos autovalores da matriz $X'X$, em que o grau de multicolinearidade foi estabelecido com base no número de condição (NC).

Depois de constatado o grau de multicolinearidade, a análise de trilha foi realizada utilizando técnica de análise de regressão em crista ou em cumeeira (CARVALHO, 1994).

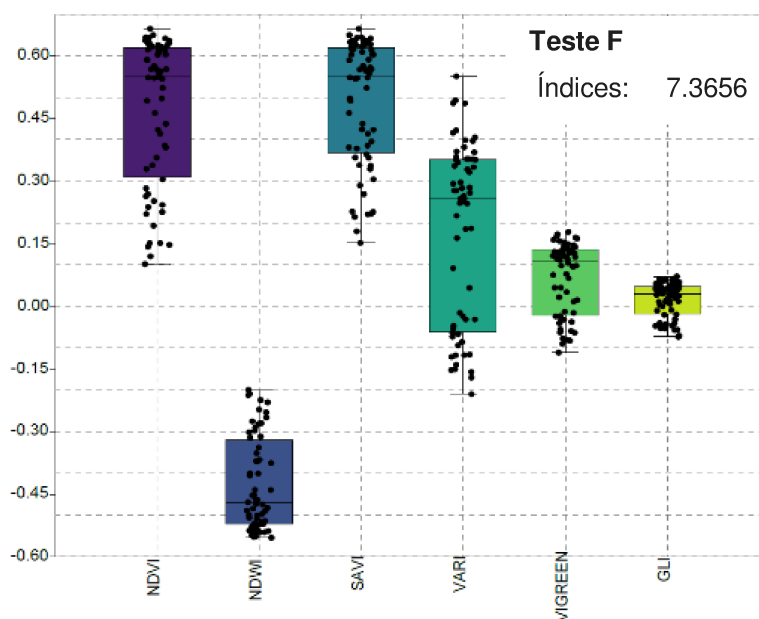
Todas as análises estatísticas utilizadas neste trabalho foram realizadas no programa R CORE TEAM, 2022.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

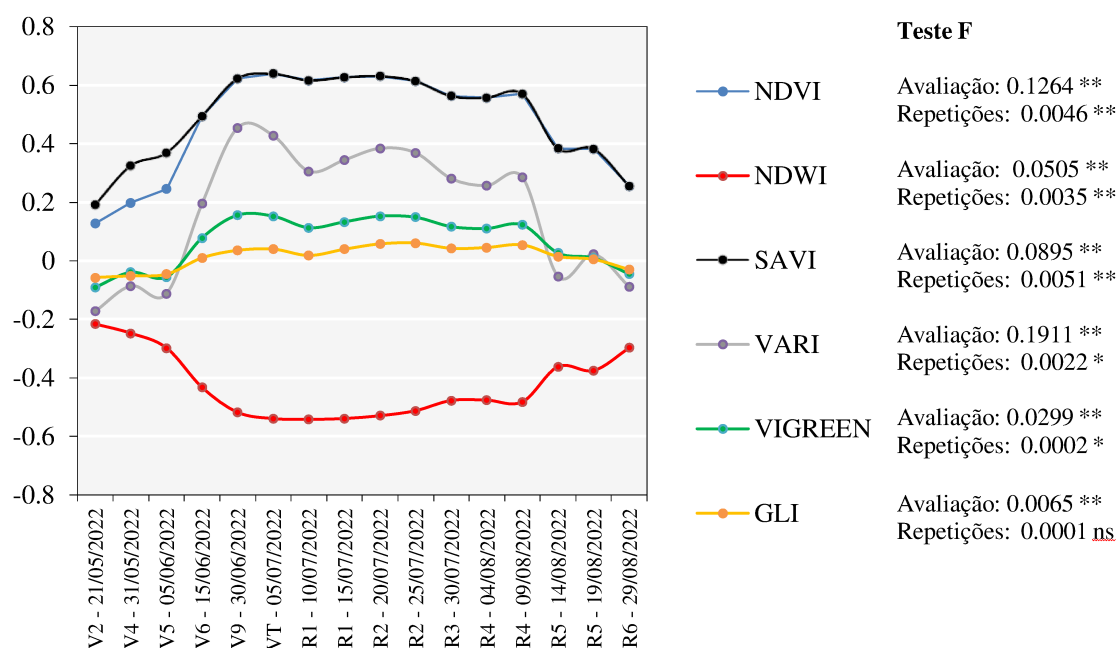
A distribuição dos dados de cada índice de vegetação obtidos ao longo do ciclo da cultura está apresentada nos boxplots (diagramas de caixa) contidos na Figura 1A. Na figura, a “caixa” mostra o intervalo que contém os 50% centrais dos dados, com mediana indicada por uma linha transversal, já os limites superiores e inferiores são representados por hastes, expressando, respectivamente, o maior e menor valor presente no conjunto de dados (KRZYWINSKI; ALTMAN, 2014; WICKHAM; STRYJEWSKI, 2011). No presente estudo, o padrão de distribuição dos dados demonstrados pelos boxplots, bem como a significância do teste “F”, demonstra que existe diferença entre os índices de vegetação analisados.

Figura 1 – Resultado do teste “F” obtido pela ANOVA e comportamento dos índices de vegetação por meio de gráfico bloxpot (A) e variação dos índices quanto ao longo do ciclo de desenvolvimento da cultura do milho (B). ** e * significativos a 1 e 5% de probabilidade

[A]



[B]



Além disso, é possível observar através da distribuição dos pontos (Figura 1A) que os índices VARI, NDVI, SAVI e NDWI, apresentaram maior variabilidade de dados, sendo possível relatar que esses índices apresentaram maior sensibilidade às mudanças nos estádios fenológicos da cultura do milho, assim como observado na variação do comportamento

espectral em duas avaliações. Tais observações são relevantes visto que, índices diferentes com sensibilidades distintas à variação no crescimento e desenvolvimento da planta também podem apresentar disparidade quanto às eficiências de previsão da produtividade de uma lavoura de milho.

Tal como para Bertolin *et al.* (2017), ao utilizar índices de vegetação associado a imagens de satélites para predição da produtividade de milho, verificou-se que o NDVI e o NDWI apresentaram maior variabilidade frente aos outros índices analisados, mostrando-se mais sensíveis às mudanças da vegetação. Assim como observado por Alvino *et al.* (2020) que percebeu que o NDVI, EVI e SAVI apresentaram melhores resultados para detecção de mudanças na cobertura vegetal durante o desenvolvimento da cultura do milho.

Já a figura 1 (B) permite analisar o padrão de comportamento dos índices ao longo dos estádios fenológicos da cultura do milho, onde é possível observar que todos os índices se portaram de acordo com o padrão já relatado na literatura (DE BORATTO; GOMIDE, 2013; DE MEDEIROS *et al.*, 2022; FABRI *et al.*, 2023; VENANCIO *et al.*, 2019), demonstrando a qualidade das informações espectrais obtidas. É importante ressaltar que a similaridade no comportamento do NDVI e do SAVI, diferindo apenas nos estágios iniciais, é explicado devido ao SAVI ser uma adaptação do NDVI, que leva em consideração um fator de correção para mitigar a interferência da reflectância do solo nos estágios iniciais em que o dossel da vegetação ainda não está totalmente preenchido (HUETE, 1988).

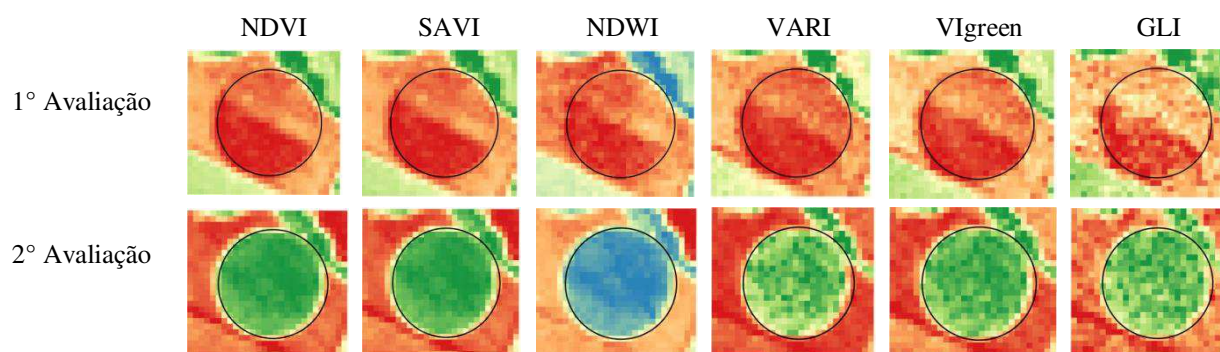
O teste “F” da análise de variância mostrou diferenças significativas a nível de 5% entre as repetições para a produtividade do milho e para o peso de cem grãos. Como o estudo foi realizado em uma área de produção comercial em que foi utilizada apenas uma variedade, e que o manejo de irrigação via pivô central foi realizado em função da demanda hídrica da cultura, é plausível associar a existência da variabilidade da capacidade produtiva da

área às variações presentes no solo, seja de disponibilidades de nutrientes, presenças de elementos tóxicos ou resistência mecânica ao desenvolvimento radicular. Todavia, a existência da variação da capacidade produtiva na área foi essencial para o estudo, devido a possibilidade de identificação e quantificação dessas diferenças via sensoriamento remoto.

As significâncias do teste “F” para as datas de avaliação, em todos os índices (Figura 1B), demonstra que, um mesmo índice de vegetação apresenta valores diferentes entre os estádios fenológicos do milho. Já a significância do teste para repetições (Figura 1B), indica que existe variabilidade espacial no desenvolvimento das plantas dentro da área de estudo e que essa variabilidade foi captada pela maioria dos índices de vegetação aqui estudados.

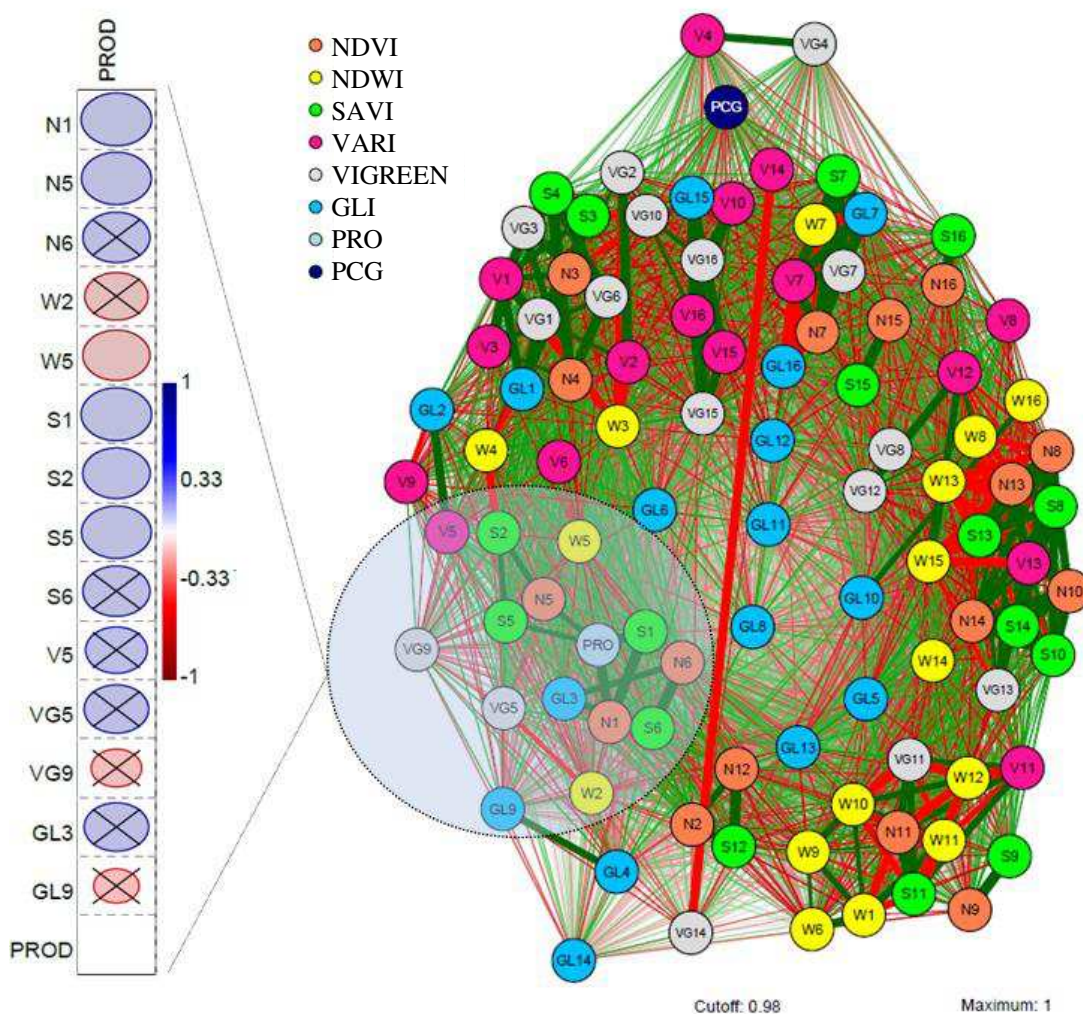
A existência dessas significâncias é imprescindível para as análises estatísticas posteriores desse estudo. De forma que, se os índices são diferentes, se um mesmo índice tem uma resposta distinta a depender do estágio fenológico em que foi obtido, e que se os mesmos são capazes de identificar variação espacial em uma área de produção (Figura 2), é aceitável inferir acerca da possibilidade de se identificar um índice ou um conjunto de índices de vegetação que se obtidos em um estágio fenológico específico iriam maximizar os modelos de previsão de produtividade na cultura do milho.

Figura 2 – Comportamento dos Índices de vegetação na 1° e 5° avaliação, nos estádios V2 e V9, respectivamente.



Afim de se obter tal resposta, inicialmente procedeu-se a determinação dos coeficientes de correlação de Pearson entre as informações de produtividade de grãos de milho e peso de cem grãos com os valores obtidos para cada um dos seis índices de vegetação nos 16 estádios fenológicos estudados. A análise resultou em uma matriz de correlação com 98 linhas por 98 colunas, sendo constituída por duas variáveis morfológicas e 96 informações de índices de vegetação (seis índices de vegetação em 16 estádios fenológicos). Assim, devido às grandes dimensões da matriz de correlação obtida, para auxiliar a interpretação dos resultados, a mesma foi submetida a análise de rede de correlações (Figura 3).

Figura 3 – Rede de correlação entre características produtivas do milho e índices de vegetação coletados em diveretes estádios de desenvolvimento da cultura. N: NDVI; W: NDWI; S: SAVI; V: VARI; VG: VIGreen; GL: GLI; PRO: produtividade; PCG: peso cem grão; N° 1 ao 16: corresponde ao número da avaliação



No gráfico de redes de correlações as variáveis são representadas por nós conectados por linhas, que detém um peso que sinaliza a força da correlação. Quanto mais forte a correlação entre duas variáveis, mais espesso é o fio que as ligam na rede. Uma maneira de configurar o gráfico é a organização dos nós de forma que o comprimento das linhas dependa da força das correlações, de maneira que, linhas mais curtas sinalizam correlações mais fortes, demonstrando como as variáveis são agrupadas. Outro fator importante na análise deste gráfico, diz respeito as cores presentes nos fios, sendo aqui verdes ou vermelhas, expressando correlação positiva e negativa, respectivamente (EPSKAMP *et al.*, 2012).

Uma das utilidades de uma rede de correlações é analisar a formação de agrupamentos de variáveis. Tal peculiaridade abre a possibilidade de se utilizar a técnica como um filtro para selecionar variáveis que se agrupem com a variável tida como principal, nesse trabalho, a produtividade de grãos. Na rede de correlações, apresentada na Figura 3, é visualmente perceptível o agrupamento constituído pela produtividade de grãos e os índices de vegetação NDVI-1 (estágio V2), NDVI-5 (estágio V9) e NDVI- 6 (estágio VT); NDWI-2 (estágio V4) e NDWI-5 (estágio V9); SAVI-1 (estágio V2), SAVI-2 (estágio V4), SAVI-5 (estágio V9) e SAVI-6 (estágio VT); VARI-5 (estágio V9); VIgreen-5 (estágio V9) e VIgreen-9 (estágio R2); GLI-3 (estágio V5) e GLI-9 (estágio R2).

As correlações dos índices de vegetação que pertenciam ao mesmo grupo que a produtividade de grão de milho foram submetidas à análise de significância pelo teste “t”, das quais apenas o NDVI nos estádios V2 e V5; o NDWI no estágio V5 e o SAVI nos estádios V2, V4 e V5 foram significativas a 5% de probabilidade, sendo estes os que foram submetidas a análise de trilha apresentada na Tabela 4.

Tabela 4 – Análise de trilha com índices de vegetação e seus efeitos diretos e indiretos sobre a produtividade na cultura do milho

Variável NDVI (Estádio V2)		Variável NDVI (Estádio V9)	
Efeito direto sobre PROD	0,154849	Efeito direto sobre PROD	0,28283
Efeito indireto via NDVI (Estádio V9)	0,275666	Efeito indireto via NDVI (Estádio V2)	0,150927
Efeito indireto via NDWI (Estádio V9)	0,047377	Efeito indireto via NDWI (Estádio V9)	0,047072
Efeito indireto via SAVI (Estádio V2)	0,275739	Efeito indireto via SAVI (Estádio V2)	0,282911
Efeito indireto via SAVI (Estádio V4)	0,070387	Efeito indireto via SAVI (Estádio V4)	0,066232
Efeito indireto via SAVI (Estádio V9)	0,154849	Efeito indireto via SAVI (Estádio V9)	0,140927
TOTAL	0,987892	TOTAL	0,987383
Variável SAVI (Estádio V2)		Variável SAVI (Estádio V4)	
Efeito direto sobre PROD	0,154849	Efeito direto sobre PROD	0,071187
Efeito indireto via NDVI (Estádio V2)	0,275666	Efeito indireto via NDVI (Estádio V2)	0,263143
Efeito indireto via NDVI (Estádio V9)	0,154849	Efeito indireto via NDVI (Estádio V9)	0,153109
Efeito indireto via NDWI (Estádio V9)	0,047377	Efeito indireto via NDWI (Estádio V9)	0,046078
Efeito indireto via SAVI (Estádio V4)	0,275739	Efeito indireto via SAVI (Estádio V2)	0,26321
Efeito indireto via SAVI (Estádio V9)	0,070387	Efeito indireto via SAVI (Estádio V9)	0,153109
TOTAL	0,987892	TOTAL	0,953985
Variável SAVI (Estádio V9)		Variável NDWI (Estádio V9)	
Efeito direto sobre PROD	0,282911	Efeito direto sobre PROD	-0,04966
Efeito indireto via NDVI (Estádio V2)	0,28283	Efeito indireto via NDVI (Estádio V2)	-0,26808
Efeito indireto via NDVI (Estádio V9)	0,150924	Efeito indireto via NDVI (Estádio V9)	-0,14772
Efeito indireto via NDWI (Estádio V9)	0,047071	Efeito indireto via SAVI (Estádio V2)	-0,26815
Efeito indireto via SAVI (Estádio V2)	0,066229	Efeito indireto via SAVI (Estádio V4)	-0,06605
Efeito indireto via SAVI (Estádio V4)	0,150924	Efeito indireto via SAVI (Estádio V9)	-0,14772
TOTAL	0,997378	TOTAL	-0,95028
Coefficiente de Determinação	0,985311		
Efeito da Variável Residual	0,1212		

Apesar da identificação de índices promissores pela análise de redes, uma alta correlação não implica em uma relação de causa e efeito entre os índices de vegetação e a produtividade de grãos na cultura do milho, tendo análise trilha essa finalidade. Essa técnica tem a capacidade de particionar o coeficiente de correlação e quantificar as relações diretas e indiretas de todas as variáveis envolvidas na resposta, uma a uma. Tal fato proporciona maior confiabilidade na determinação do índice e do momento que o mesmo deve ser obtido que irá maximizar a qualidade de previsão de produtividade.

Dessa forma, a análise de trilha foi utilizada para determinar os efeitos diretos e indiretos do NDVI nos estádios V2 e V5; o NDWI no estádio V5 e SAVI nos estádios V2, V4 e V5 sobre a produtividade de grãos de milho. O coeficiente de determinação (R^2) da análise de trilha, equivalente a 0,985, e o reduzido efeito da variável residual (0,1212), mostraram que

o modelo adotado expressou a relação causa efeito das variáveis explicativas sobre a variável alvo, a produtividade de grão.

Segundo Basso *et al.* (2019), o NDVI é o índice mais amplamente utilizado por meio de sensoriamento remoto para a predição da produtividade do milho. Esse índice foi proposto originalmente como um meio de estimar o índice de área foliar (IAF) e a biomassa da vegetação, mas devido a estreita relação entre esses dois elementos e a produtividade das culturas (FISCHER, 1993), o mesmo tem sido utilizado com sucesso na previsão de safras em milho e outros cereais (OLIVEIRA, 2017; RISSINI *et al.*, 2015; SPITKÓ *et al.*, 2016).

Por sua vez, o SAVI é caracterizado como um índice de vegetação que associa ao solo uma correção como forma de eliminar os efeitos do solo exposto, especialmente quando o mesmo não está totalmente coberto pela área foliar da cultura, sendo mais eficiente na predição da produtividade de grãos (AIRES *et al.*, 2022). Por esse motivo, o SAVI apresentou em comparação com o NDVI pequena superioridade no efeito direto sobre a produtividade do milho.

Os índices mais eficientes nesse estudo, NDVI e o SAVI, tem por base as informações da faixa do infravermelho-próximo na composição desses índices, faixa espectral que apresenta bastante sensibilidades à variação biomassa da vegetação e conseqüentemente ao potencial produtivo (WEIER e HERRING, 2000)

Índices RGB como o VARI, VIgreen e GLI tem recebido bastante atenção devido a possibilidade de sua aplicação partir dos dados coletado por câmeras simples e de baixo custo que podem ser embarcadas em veículos aéreos não tripulados (VANTs) (VIANA *et al.*, 2020). Entretanto, nenhum dos índices RGB analisados demonstrou eficiência na previsão da capacidade produtiva do milho. Tal efeito pode ser explicado pela ausência de informações da faixa do infravermelho-próximo na sua composição.

Quanto ao estágio de desenvolvimento, ambos os índices NDVI e SAVI tiveram maior eficácia quando obtidos em V9, planta com nove folhas com colar visível, o que nesse estudo correspondeu a cinco dias antes do pendramento (Figura 1B)

O estágio fenológico apontado nesse estudo é semelhante ao obtido por Da Silva (2016), Sharma *et al.* (2015) e Vian *et al.* (2016), que realizaram análise da densidade populacional de milho no comportamento espectral do NDVI e sua relação com o rendimento de grãos, onde observaram que as maiores correlações encontradas estavam entre os estádios V3 a V9.

Para o índice SAVI, resultados análogos foram obtidos por Barzin *et al.* (2020), que concluíram que o índice é mais eficaz na previsão do rendimento da cultura, com um R^2 de 0,90 nos estádios V10 e V11. Já para DE Almeida (2023), a correlação entre o índice de vegetação e produtividade para o índice SAVI apresentou bons resultados ($r > 0,7$), onde no estágio fenológico V8 proporcionou-se melhor concordância entre zonas de manejo e produtividade.

É possível observar então, que em grande parte dos estudos realizados, os estádios que possuem relação com a produtividade estão entre os estágios vegetativos finais, onde há os maiores picos de NDVI e SAVI. Em revisão realizada por Basso *et al.* (2019), os autores relatam que cerca de 40% dos estudos com modelos de sensoriamento remoto para previsões de produtividade, nos estágios iniciais de crescimento das plantas, não tinha valores de coeficientes de determinação (R^2) superiores a 0,5. Por outro lado, quando os índices são obtidos nos estádios finais de crescimento vegetativo, cerca de 72% dos estudos tiveram ao menos 0,5 de valor no R^2 .

É importante ressaltar que, quase a totalidade dos estudos que buscam identificar a melhor combinação de índice de vegetação e estágio fenológico para efetuar estimativas de produtividade em milho, utilizam como parâmetro de eficiência os coeficientes de correlação

(r) ou coeficientes de determinação (R^2). Todavia tais parâmetros não expressam as relações de causa e efeito presentes na relação entre duas variáveis, podendo haver a sub ou superestimação da estimativa em decorrência outras variáveis não consideradas no modelo. Problema solucionado nesse estudo pela utilização da análise de caminhos ou trilha, demonstrando de forma precisa que o estágio V9 corresponde ao momento ideal para estimativas de produtividade via índices de vegetação.

Assim como relatado por Shanahan *et al.* (2001) e Spitkó *et al.* (2016), o estágio V9, cinco dias antes do pendoamento, corresponde ao momento em que os valores médios de NDVI e SAVI atingiram o seu pico (Figura 1B). Na cultura do milho, nesse estágio ocorre maior acúmulo de área foliar, além de processos fisiológicos de grande importância, tal como a distinção do pendão e da espiga, e a definição da quantidade de óvulos na espiga (MAGALHÃES e DURÕES, 2006; VIAN *et al.*, 2018). Sendo ainda o período de maior demanda por nitrogênio, que dará o suporte para o crescimento e produtividade de grãos (SHARMA *et al.*, 2015). Devido a esses fatores, este período apresenta o maior potencial para estimar o rendimento via índices de vegetação.

Em função dos resultados desse estudo é possível afirmar que para a cultura do milho os valores de NDVI e SAVI obtidos no estágio V9, podem permitir a criação de modelos de previsão de produtividade, possibilitando a tomada das melhores decisões por parte do produtor, entes governamentais, comerciante de commodities entre outros.

Por sua vez, a previsão de rendimento de uma lavoura de milho, nos estágios iniciais de desenvolvimento da planta, utilizando os índices presentes nesse estudo, apesar de serem tecnicamente desejável, não alcança eficiência satisfatória. Alguns motivos podem ser apontados, como o baixo índice de área foliar das plantas nos estágios iniciais, resultando em baixos valores de índices, que por sua vez representam pouco o máximo potencial da planta, além do mais, segundo Basso *et al.* (2019), quanto mais próximo dos estágios iniciais a

avaliação de rendimento for realizada, maior o tempo disponível para que eventos climáticos ou biológicos interfiram na produtividade final.

CONCLUSÃO

Os índices de vegetação NDVI e SAVI, obtidos no estádio V9 possuem potencial para serem utilizados na predição da produtividade da cultura do milho.

REFERÊNCIAS

AIRES, N. P. *et al.* Relação dos índices de vegetação com a produtividade de milho em áreas irrigadas no Rio Grande do Sul. 2022.

ALVINO, F. C. G. *et al.* Vegetation indices for irrigated corn monitoring. **Engenharia Agrícola**, v. 40, p. 322-333, 2020.

BARZIN, R. *et al.* Use of UAS multispectral imagery at different physiological stages for yield prediction and input resource optimization in corn. **Remote Sensing**, v. 12, n. 15, p. 2392, 2020.

BASSO, B.; LIU, L. Seasonal crop yield forecast: Methods, applications, and accuracies. **advances in agronomy**, v. 154, p. 201-255, 2019.

BERTOLIN, N. O. *et al.* Predição da produtividade de milho irrigado com auxílio de imagens de satélite. **Revista Brasileira de Agricultura Irrigada**, v. 11, n. 4, p. 1627, 2017.

CARVALHO, S. P. D. Métodos alternativos de estimação de coeficientes de trilha e índices de seleção, sob multicolinearidade. 1994.

DA SILVA, J. A. *et al.* Análise da densidade populacional de milho no comportamento espectral do NDVI e sua relação com o rendimento de grãos. 2016.

DE ALMEIDA, G. S. *et al.* Monitoring soil–plant interactions and maize yield by satellite vegetation indexes, soil electrical conductivity and management zones. **Precision Agriculture**, p. 1-21, 2023.

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

DE BRITO VENTURA, M. F.; DALCHIAVON, F. C.. Agronomic characteristics of corn grown in different population arrangements. **Nativa**, v. 6, n. 6, p. 569-574, 2018.

DE MEDEIROS, R. L. B. *et al.* Resposta espectral do comportamento do NDVI e NDWI diante de diferentes intensidades pluviométricas na cidade de Patos–PB. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 3, p. e49811326819-e49811326819, 2022.

DE SOUSA, J. C. **Índice de clorofila e teores de açúcares solúveis no colmo de cultivares de sorgo no sul do maranhão: uma possível relação com o crescimento e produtividade.** 2023. Tese de Mestrado.

EPSKAMP, S. *et al.* qgraph: network visualizations of relationships in psychometric data. **Journal of Statistical Software**, v.48, p.1-18, 2012.

FABRI, T. M. P. *et al.* Comportamento de índices de vegetação em cafeeiros utilizando sensor multiespectral em aeronave remotamente pilotada. **Revista Ifes Ciência**, v. 9, n. 1, p. 01-15, 2023.

FISCHER, R. A.; HOWE, G. N.; IBRAHIM, Z. Irrigated spring wheat and timing and amount of nitrogen fertilizer. I. Grain yield and protein content. **Field Crops Research**, v. 33, n. 1-2, p. 37-56, 1993.

FRUCHTERMAN, T. M. J.; REINGOLD, E. M. Graph Drawing by Force-directed Placement Software-Practice and Experiences, 21 (11): 1129-1164. 1991.

GITELSON, A. A. *et al.* Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 76-87, 2002.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, p. 295-309, 1988.

KRZYWINSKI, M.; ALTMAN, N. Visualizing samples with boxplots. **Nature Methods**, v.11, n.2, p.119-120, 2014.

LOUHAICHI, M. *et al.* Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat. **Geocarto International**, v. 16, n. 1, p. 65-70, 2001.

MAGALHÃES, P. C.; DURÃES, F. O. M. **Fisiologia da produção do milho**. 2006.

MARTI, J. *et al.* Can wheat yield be assessed by early measurements of normalized difference vegetation index?. **Annals of Applied biology**, v. 150, n. 2, p. 253-257, 2007.

MASELLI, F. *et al.* Environmental monitoring and crop forecasting in the Sahel through the use of NOAA NDVI data. A case study: Niger 1986–89. **International Journal Of Remote Sensing**, v. 14, n. 18, p. 3471-3487, 1993.

MCFEETERS, S. K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. **International journal of remote sensing**, v. 17, n. 7, p. 1425-1432, 1996.

MLADENOVA, I. E. *et al.* Intercomparison of soil moisture, evaporative stress, and vegetation indices for estimating corn and soybean yields over the US. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 10, n. 4, p. 1328-1343, 2017.

MOREIRA, M. A. *et al.* Geotecnologias para mapear lavouras de café nos estados de Minas Gerais e São Paulo. **Engenharia Agrícola**, v. 30, p. 1123-1135, 2010.

OLIVEIRA, M. F. Modelos de predição de produtividade da cultura do milho por meio de NDVI em arranjos espaciais. 2017.

QGIS Development Team (2019). Geographic Information System (QGIS) software, version 3.6.1. Open source geospatial foundation project. Retrieved from <https://qgis.org/en/site/index.html>.

RASMUSSEN, M. S. Assessment of millet yields and production in northern Burkina Faso using integrated NDVI from the AVHRR. **International Journal of Remote Sensing**, v. 13, n. 18, p. 3431–3442, 1992.

R CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical, Vienna, Austria. 2022.

RISSINI, A. L. L. *et al.* Índice de vegetação por diferença normalizada e produtividade de cultivares de trigo submetidas a doses de nitrogênio. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 39, p. 1703-1713, 2015.

ROUSE, J.W. *et al.* Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. **NASA Spec. Publ**, v. 351, n. 1, p. 309, 1974.

SHANAHAN, J. F. *et al.* Use of remote-sensing imagery to estimate corn grain yield. **Agronomy Journal**, v. 93, n. 3, p. 583-589, 2001.

SHARMA, L. K. *et al.* Active-optical sensors using red NDVI compared to red edge NDVI for prediction of corn grain yield in North Dakota, USA. **Sensors**, v. 15, n. 11, p. 27832-27853, 2015.

SPITKÓ, T. *et al.* Connection between normalized difference vegetation index and yield in maize. **Plant, Soil and Environment**, v. 62, n. 7, p. 293-298, 2016.

VENANCIO, L. P. *et al.* Forecasting corn yield at the farm level in Brazil based on the FAO-66 approach and soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Agricultural Water Management**, v. 225, p. 105779, 2019.

VIAN, A. L. *et al.* Estimativa da população de plantas e potencial produtivo da cultura do milho através de sensor óptico de vegetação. 2016.

VIAN, A. L. *et al.* Limites críticos de NDVI para estimativa do potencial produtivo do milho. **Revista brasileira de milho e sorgo**. Sete Lagoas. Vol. 17, n. 1 (2018), p. 91-100, 2018.

VIANA, S. *et al.* Análise visual de índices de vegetação utilizando imagens RGB para classificação de áreas de pastagens com presença de plantas invasoras. 2020.

WEIER, J.; HERRING, D. Measuring Vegetation (NDVI & EVI). NASA Earth Observatory. **Washington, DC, USA**, 2000.

WICKHAM, H.; STRYJEWSKI, L. years of boxplots. (2011). **Search in**, p. 2, 40.

WISIOL, K.; HESKETH, J. D. Plant growth modeling for resource management. 1987.

ZERBATO, C. *et al.* Agronomic characteristics associated with the normalized difference vegetation index (NDVI) in the peanut crop. **Australian Journal of Crop Science**, Lismore, v. 10, n. 5, p. 758–764, 2016.