



ALLYSON GABRIEL SANTOS DE PAULA

**ASSOCIAÇÃO ENTRE CARACTERES AGRONÔMICOS E
ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NA SELEÇÃO DE LINHAGENS
DE SOJA**

**LAVRAS - MG
2026**

ALLYSON GABRIEL SANTOS DE PAULA

**ASSOCIAÇÃO ENTRE CARACTERES AGRONÔMICOS E ÍNDICES DE
VEGETAÇÃO NA SELEÇÃO DE LINHAGENS DE SOJA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Genética e Melhoramento de Plantas, área de concentração Genética e Melhoramento de Plantas, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. Adriano Teodoro Bruzi
Orientador

**LAVRAS - MG
2026**

**Ficha Catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração
de Ficha Catalográfica da Biblioteca Universitária da UFLA, com
dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

De Paula, Allyson Gabriel Santos.

Associação entre caracteres agronômicos e índices de vegetação na seleção de
linhagens de soja / Allyson Gabriel Santos De Paula. - 2026.
60 p. : il.

Orientador: Adriano Teodoro Bruzi

Dissertação (Mestrado Acadêmico) - Universidade Federal de Lavras, 2026.
Bibliografia.

1. Glycine max (L.) Merr. 2. Melhoramento genético. 3. Índices de vegetação. 4.
Fenotipagem de alto rendimento. 5. Seleção para múltiplos-caracteres. I. Bruzi,
Adriano Teodoro. II. Universidade Federal de Lavras. III. Título.

ALLYSON GABRIEL SANTOS DE PAULA

**ASSOCIAÇÃO ENTRE CARACTERES AGRONÔMICOS E ÍNDICES DE
VEGETAÇÃO NA SELEÇÃO DE LINHAGENS DE SOJA**

**ASSOCIATION BETWEEN AGRONOMIC TRAITS AND VEGETATION INDICES
IN THE SELECTION OF SOYBEAN LINES**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Genética e Melhoramento de Plantas, área de concentração Genética e Melhoramento de Plantas, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 23 de julho de 2026.

Prof. Dr. Adriano Teodoro Bruzi

UFLA

Prof. Dr. Rodrigo Silva Alves

UFLA

Prof. Dr. Jose Luiz de Andrade Rezende Pereira

IFSM



Documento assinado digitalmente

ADRIANO TEODORO BRUZI

Data: 07/10/2026 08:02:43-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Adriano Teodoro Bruzi
Orientador

**LAVRAS - MG
2026**

*Aos meus avós José Mario dos Santos e
Bernadina Lourenço de Oliveira.*

AGRADECIMENTOS

A Deus por ter me guiado, dado forças nos momentos de dificuldade e tranquilidade nos momentos mais conturbados.

Aos meus avós José Mario dos Santos e Bernadina Lourenço de Oliveira, por tudo que fizeram por mim e pelos exemplos de amor, educação, honestidade e dedicação.

À Universidade Federal de Lavras, ao Departamento de Biologia e ao Programa de Pós Graduação em Genética e Melhoramento de Plantas da UFLA pela estrutura oferecida e as oportunidades de realização do Mestrado.

Ao meu orientador Professor Dr. Adriano Teodoro Bruzi pela orientação, dedicação, disponibilidade e pelo incentivo constante ao meu desenvolvimento profissional e científico.

Aos amigos do Grupo Pesquisa Soja, em especial Taine Teotônio, Carlos Henrique, Vítório Souza, Afrânio Gabriel, Bruna de Paula, Paula Andrade, Júlia Passos e Raphael Pereira pelo suporte, paciência, ensinamentos e momentos compartilhados.

Ao Grupo Dom Mario - GDM, pela parceria estabelecida com o grupo de pesquisa, que possibilitou a condução e o desenvolvimento deste trabalho.

A todos meus amigos pela amizade e apoio ao longo destes anos.

Minha gratidão a todos que contribuíram de forma direta ou indireta para o bom andamento deste trabalho.

O presente trabalho foi realizado com apoio da coordenação de aperfeiçoamento de pessoal de nível superior - Brasil (CAPES) - código de financiamento 001. Agradeço também a CNPq e à FAPEMIG pelo apoio financeiro à realização de pesquisas do Pesquisa Soja. Meu sincero agradecimento!

RESUMO

A seleção de linhagens superiores de soja é um processo crucial e envolve a avaliação de diversas características. Nesse contexto, a fenotipagem de alto rendimento representa uma importante ferramenta nos programas de melhoramento. Os índices de vegetação constituem uma técnica promissora para a predição da produtividade de grãos e de características associadas à eficiência fotossintética. Entretanto, a adoção dessas ferramentas deve resultar em informações representativas e precisas. Nesse sentido, o coeficiente de repetibilidade é um parâmetro que permite avaliar a consistência e confiabilidade das estimativas de um caráter ser transferido à descendência. Diante do exposto, objetivou-se: i) avaliar a repetibilidade dos índices de vegetação NDVI e GLI; ii) investigar o potencial desses índices na seleção multicares de linhagens superiores de soja por meio do índice MGIDI; iii) comparar critérios de seleção com e sem a inclusão de índices espectrais. Foram utilizados dados de experimentos de VCU conduzidos nos municípios de Ijaci, Campanha, Nazareno e São João Del-Rei, nas safras 2023/24 e 2024/25. Os experimentos foram conduzidos em delineamento de blocos completos casualizados, com três repetições. Avaliou-se: dias para maturação, altura de plantas, acamamento e produtividade de grãos. Os índices de vegetação foram obtidos a partir de imagens obtidas por câmeras multiespectral (NDVI) e RGB (GLI), acopladas a um drone modelo Mavic. Os dados experimentais foram submetidos a análises de variância individuais e conjuntas. Também foi realizada uma simulação por reamostragem para avaliar o efeito da combinação de ambientes sobre as estimativas de repetibilidade. A seleção dos genótipos foi conduzida por meio de uma abordagem multicares por meio do índice MGIDI, e a concordância entre as diferentes estratégias de seleção foi avaliada por meio do índice de coincidência (IC). A integração de índices de vegetação com caracteres agrônômicos via MGIDI é eficiente para a seleção de linhagens superiores de soja. O NDVI apresenta maior repetibilidade que o GLI. Contudo, o GLI figura-se como uma alternativa viável e de menor custo, com alta concordância com o NDVI. Maiores ganhos com a seleção multicares foram obtidos em análises com múltiplos ambientes e safras, evidenciando que os índices de vegetação são ferramentas complementares confiáveis em avaliações multiambientais.

Palavras-chave: *Glycine max* (L.) Merr.; fenotipagem de alto rendimento; melhoramento genético; seleção para múltiplos-caracteres; índices de vegetação.

ABSTRACT

The selection of superior soybean lines is a crucial process and involves the evaluation of multiple traits. In this context, high-throughput phenotyping represents an important tool in breeding programs. Vegetation indices constitute a promising technique for predicting grain yield and traits associated with photosynthetic efficiency. However, the adoption of these tools must result in representative and accurate information. In this sense, the repeatability coefficient is a parameter that allows the assessment of the consistency and reliability of trait estimates to be transferred to the offspring. Given the above, the objectives were: (i) to evaluate the repeatability of the vegetation indices NDVI and GLI; (ii) to investigate the potential of these indices in the multi-trait selection of superior soybean lines using the MGIDI index; and (iii) to compare selection criteria with and without the inclusion of spectral indices. Data from Value for Cultivation and Use (VCU) trials conducted in the municipalities of Ijaci, Campanha, Nazareno, and São João del-Rei, during the 2023/24 and 2024/25 growing seasons, were used. The experiments were carried out in a randomized complete block design with three replications. The following traits were evaluated: days to maturity, plant height, lodging, and grain yield. Vegetation indices were obtained from images captured by multispectral (NDVI) and RGB (GLI) cameras mounted on a Mavic drone. The experimental data were subjected to individual and joint analyses of variance. A resampling simulation was also performed to evaluate the effect of combining environments on repeatability estimates. Genotype selection was conducted using a multi-trait approach through the MGIDI index, and the agreement among different selection strategies was assessed using the coincidence index (CI). The integration of vegetation indices with agronomic traits via MGIDI is efficient for selecting superior soybean lines. NDVI shows higher repeatability than GLI. However, GLI stands out as a viable and lower-cost alternative, with high agreement with NDVI. Greater selection gains were obtained in multi-trait analyses involving multiple environments and growing seasons, highlighting that vegetation indices are reliable complementary tools in multi-environment evaluations.

Keywords: *Glycine max* (L.) Merr.; high-throughput phenotyping; breeding; multi-trait; vegetation indices.

INDICADORES DE IMPACTO

A presente pesquisa apresenta impactos de natureza tecnológica, econômica e científica ao investigar a repetibilidade de índices de vegetação e sua incorporação na seleção de linhagens superiores de soja em programas de melhoramento genético. Ao integrar dados provenientes da fenotipagem de alto rendimento com abordagens de seleção multicares, o estudo contribui para o aprimoramento de metodologias voltadas à avaliação mais eficiente e precisa de genótipos em diferentes ambientes. Do ponto de vista tecnológico, destaca-se o uso de aeronaves remotamente pilotadas equipadas com sensores multiespectrais e RGB para a obtenção de índices de vegetação, como NDVI e GLI, possibilitando a avaliação indireta de características associadas à produtividade e à eficiência fisiológica das plantas. A análise da consistência desses índices em diferentes ambientes amplia sua aplicabilidade como ferramentas auxiliares na tomada de decisão, promovendo avanços nos processos de fenotipagem e seleção. Sob a perspectiva econômica, a adoção dessas tecnologias pode contribuir para a redução de custos operacionais e da dependência de avaliações manuais extensivas, além de aumentar a eficiência na identificação de linhagens superiores. Como consequência, há potencial para acelerar o desenvolvimento de cultivares mais produtivas e adaptadas a diferentes condições ambientais. No âmbito científico e produtivo, a integração entre índices de vegetação e estratégias de seleção multicares, como o índice MGIDI, representa uma abordagem promissora para programas de melhoramento, especialmente quando fundamentada em redes experimentais mais amplas, envolvendo múltiplos ambientes e safras. Essa abordagem favorece maior robustez nas estimativas e maior confiabilidade na seleção de genótipos superiores. Adicionalmente, a pesquisa está alinhada às diretrizes das áreas de Tecnologia e Produção e Meio Ambiente, ao promover o uso racional de recursos, a otimização de processos e a geração de conhecimento aplicado à agricultura de precisão. O estudo também se relaciona com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) das Nações Unidas, especialmente o ODS 2 (Fome Zero e Agricultura Sustentável), ao contribuir para o aumento da eficiência produtiva; o ODS 9 (Indústria, Inovação e Infraestrutura), pela incorporação de tecnologias avançadas no setor agrícola; e o ODS 12 (Consumo e Produção Responsáveis), ao favorecer a otimização de recursos e a redução de desperdícios nos sistemas de produção.

IMPACT INDICATORS

This research has technological, economic, and scientific impacts by investigating the repeatability of vegetation indices and their incorporation into the selection of superior soybean lines in plant breeding programs. By integrating data obtained through high-throughput phenotyping with multi-trait selection approaches, the study contributes to improving methodologies aimed at more efficient and accurate evaluation of genotypes across different environments. From a technological perspective, the use of remotely piloted aircraft equipped with multispectral and RGB sensors for obtaining vegetation indices, such as NDVI and GLI, stands out, enabling the indirect assessment of traits associated with plant productivity and physiological efficiency. The analysis of the consistency of these indices across different environments broadens their applicability as auxiliary tools for decision-making, promoting advances in phenotyping and selection processes. From an economic perspective, the adoption of these technologies may contribute to reducing operational costs and dependence on extensive manual evaluations, while increasing the efficiency of identifying superior lines. Consequently, there is potential to accelerate the development of more productive cultivars adapted to different environmental conditions. From a scientific and productive perspective, the integration of vegetation indices with multi-trait selection strategies, such as the MGIDI index, represents a promising approach for breeding programs, particularly when supported by broader experimental networks involving multiple environments and growing seasons. This approach promotes greater robustness of estimates and increased reliability in the selection of superior genotypes. Additionally, this research is aligned with the guidelines of the Technology and Production and Environment areas by promoting the rational use of resources, process optimization, and the generation of knowledge applied to precision agriculture. The study is also related to the United Nations Sustainable Development Goals (SDGs), particularly SDG 2 (Zero Hunger and Sustainable Agriculture), by contributing to increased production efficiency; SDG 9 (Industry, Innovation and Infrastructure), through the incorporation of advanced technologies into the agricultural sector; and SDG 12 (Responsible Consumption and Production), by promoting resource optimization and reducing waste in production systems.

SUMÁRIO

PRIMEIRA PARTE	10
1 INTRODUÇÃO	11
2 REFERENCIAL TEÓRICO	13
2.1 A cultura da soja	13
2.2 Repetibilidade	14
2.3 Fenotipagem de alto rendimento	15
2.4 Índice de vegetação	17
REFERÊNCIAS	20
SEGUNDA PARTE	23
ARTICLE 1 - REPEATABILITY AND ASSOCIATION BETWEEN VEGETATION INDICES AND AGRONOMIC TRAITS IN THE SELECTION OF SOYBEAN LINES	24
TERCEIRA PARTE	54
3 CONSIDERAÇÕES FINAIS	55
APÊNDICE A - RESUMO DAS ANÁLISES DE VARIÂNCIA INDIVIDUAIS (QUADRADOS MÉDIOS)	56

PRIMEIRA PARTE

1 INTRODUÇÃO

O sucesso obtido no melhoramento genético da soja no Brasil é inquestionável. Diversos programas de melhoramento genético contribuíram para o desenvolvimento de cultivares adaptadas às diferentes condições agroclimáticas do país (Souza Júnior *et al.*, 2024). Associados à grande extensão territorial brasileira, os programas de melhoramento genético da soja, de cunho público ou privado, têm buscado integralmente a seleção de cultivares mais produtivas e adaptadas (Bandeira *et al.*, 2024).

A seleção das melhores linhagens de soja é um processo crucial que envolve a avaliação de diversos caracteres de interesse. Assim, o uso da fenotipagem de alto rendimento (HTP) com a mensuração rápida e precisa de grande quantidade de plantas é uma oportunidade para os programas de melhoramento, que buscam reduzir o tempo dispendido na avaliação de caracteres agronômicos (Teodoro *et al.*, 2024).

Por seu turno, os índices de vegetação se destacam como caracteres secundários promissores para a predição da produtividade de grãos e da eficiência fotossintética, dada sua alta herdabilidade (h^2) e a facilidade de mensuração remota em grande número de plantas (Silva *et al.*, 2021; Marra, 2023). Por se tratar, contudo, de medidas indiretas obtidas em larga escala sob condições variáveis de campo, essa agilidade de mensuração não deve comprometer a representatividade e a confiabilidade das informações geradas.

A repetibilidade constitui um parâmetro indispensável para orientar os trabalhos de melhoramento, com valores variando de 0,00 a 1,00. A repetibilidade está associada à consistência do desempenho relativo dos genótipos entre avaliações sucessivas. Portanto, valores altos da estimativa indicam que é possível prever o valor genético com alta acurácia, com um número relativamente pequeno de avaliações (Ferreira *et al.*, 1999; Cruz *et al.*, 2004).

Embora relacionados, os conceitos de herdabilidade e repetibilidade apresentam interpretações distintas. A herdabilidade expressa a proporção da variância fenotípica atribuída às diferenças genéticas entre os indivíduos, sendo, portanto, um parâmetro associado à capacidade de transmissão e à resposta à seleção. A repetibilidade, por sua vez, está relacionada à consistência de medições sucessivas de um mesmo caráter no mesmo indivíduo ou genótipo, realizadas no tempo ou no espaço, quantificando a estabilidade relativa de seu desempenho entre avaliações. Assim, enquanto a herdabilidade busca quantificar a contribuição dos efeitos genéticos para a variação fenotípica, a repetibilidade indica em que magnitude as diferenças observadas entre os genótipos se mantêm consistentes ao longo de avaliações repetidas (Falconer; Mackay, 1996; Cruz *et al.*, 2012).

Nesse sentido, em genótipos de efeito fixo, como as linhagens já selecionadas para os experimentos de Valor de Cultivo e Uso (VCU), o coeficiente de repetibilidade constitui um parâmetro estimável que quantifica a consistência das medições de um caráter, permitindo inferir se o desempenho observado reflete diferenças genéticas estáveis entre as linhagens ou é resultado de ruído ambiental e erro de mensuração (Cruz *et al.*, 2004; Bruzi *et al.*, 2007).

Pelo exposto, utilizando dados de experimentos de VCU do programa de melhoramento de soja da Universidade Federal de Lavras (UFLA) e da empresa Grupo Don Mario (GDM), objetivou-se associar índices de vegetação e caracteres agronômicos para a seleção de linhagens superiores de soja, avaliando a repetibilidade dos índices de vegetação NDVI e GLI e seu potencial de incorporação como critério de seleção na seleção multicares via índice MGIDI, comparando o desempenho da seleção com e sem a inclusão desses índices espectrais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 A cultura da soja

A soja (*Glycine max* (L.) Merrill.) pertence à família Fabaceae, subfamília Papilionoideae. Tem como centro de origem a China e deste país expandiu-se para outras partes da Ásia, por volta do século XI a.C. Domesticada em latitudes compreendidas entre 30° e 45° N, foi disseminada posteriormente para a América do Norte, Europa e América do Sul. No Brasil, a primeira referência de plantio experimental de soja foi no fim do século XIX, no ano de 1882, na Bahia. Entretanto, a cultura passou a adquirir importância econômica no país somente a partir da década de 60 do século passado, inicialmente na região Sul (De Almeida *et al.*, 1999).

A partir de 1970, o Instituto Agrônomo de Campinas (IAC) também visualizou o promissor potencial da cultura para outras regiões do Brasil. A iniciativa apresentou desempenho relevante; com a crescente demanda por matéria-prima proteica nos países desenvolvidos, registrou-se rápida difusão da cultura, com deslocamento inicial do Sudeste para o Centro-Oeste, estendendo-se posteriormente à região Norte do país (Urban Filho; Souza, 1993).

Atualmente, em função dos avanços tecnológicos e do melhoramento genético de plantas, a cultura ocupa cerca de 49,1 milhões de hectares no país, com produtividade média de 3533 kg ha⁻¹ de grãos. O Brasil, desde a safra 2019/20, lidera o ranking de maior produtor mundial de soja. Na safra de 2025/26, apresentou produção de 178 milhões de toneladas (USDA, 2026).

A soja é uma espécie anual de hábito herbáceo, com germinação epígea. A inserção da primeira vagem ocorre entre 10 e 20 cm de altura, enquanto a planta pode atingir de 30 a 250 cm. O hábito de crescimento varia de ereto a prostrado. O crescimento pode ser do tipo determinado, semideterminado ou indeterminado (Sediyama; Teixeira; Barros, 2009). As cultivares predominantes em lavouras de soja brasileiras são de hábito indeterminado. Essas cultivares denotam crescimento vegetativo mesmo após o estágio de florescimento, conferindo-lhes maior adaptabilidade às condições ambientais (Thomas; Costa, 2010).

O ciclo fenológico da planta de soja pode variar de 70 a 200 dias. As cultivares podem ser classificadas como superprecoce, precoce, semiprecoce ou tardias, dependendo da região de cultivo e do fotoperíodo. Os grupos de maturidade relativa variam de 0 a 10 no mundo e de 5 a 10 no Brasil (Sediyama *et al.*, 2016).

O seu desenvolvimento compreende as fases vegetativa e reprodutiva. A duração de cada uma delas é controlada geneticamente e influenciada por condições ambientais. A classificação dessas fases é feita com base na observação das folhas e dos nós, das flores e do desenvolvimento da vagem e dos grãos que se encontram nos nós da haste principal da planta (Nogueira *et al.*, 2013).

O conhecimento da botânica e da fenologia das plantas tem aplicabilidade no manejo e nas atividades de melhoramento genético, especialmente no que se refere ao planejamento e à execução das hibridações, nos experimentos de populações segregantes, preliminares VCU e DHE (distinguibilidade, homogeneidade e estabilidade), na recomendação de cultivares e na produção de sementes, entre outras atividades (Borém; Miranda; Fritsche-Neto, 2021).

2.2 Repetibilidade

Ao selecionar linhagens oriundas de programas de melhoramento, espera-se que sua superioridade seja mantida, em diferentes anos agrícolas e condições ambientais. Da mesma forma, espera-se que o desempenho consistente dos índices de vegetação obtidos por sensoriamento remoto esteja associado ao desempenho produtivo das linhagens, especialmente à produtividade de grãos. Para que esses índices possam ser utilizados como ferramentas auxiliares na seleção, é necessário que apresentem elevada consistência entre avaliações sucessivas.

A consistência desses índices pode ser investigada por meio do coeficiente de repetibilidade, que estima a capacidade de uma característica de manter a classificação relativa dos genótipos ao longo de diferentes medições. A repetibilidade pode ser estimada quando medições sucessivas do mesmo índice são realizadas em uma mesma linhagem ao longo do tempo ou em diferentes condições ambientais (Cruz *et al.*, 2004).

No contexto da fenotipagem de alto rendimento, por exemplo, a repetição de índices de vegetação como o Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), obtido ao longo de diferentes estádios fenológicos da cultura da soja, caracteriza uma situação de repetibilidade no tempo. Já a avaliação espacial pode ser representada pela repetição de medições do mesmo índice entre diferentes parcelas ou diferentes experimentos. Esses dados, obtidos por sensores remotos, permitem avaliar a consistência das respostas fenotípicas e contribuem para uma seleção mais precisa dos genótipos (Cruz *et al.*, 2004).

Nos experimentos envolvendo genótipos avaliados periodicamente, é factível estimar os coeficientes de repetibilidade das variáveis estudadas. Ou seja, a probabilidade de aquele

resultado se repetir em avaliações futuras. Possibilita também estimar o número de observações fenotípicas necessárias de um determinado caráter, que deve ser realizado em cada indivíduo para que a discriminação (ou seleção) entre os genótipos seja feita com certo grau de confiabilidade e com economia de tempo e mão de obra (Cruz *et al.*, 2004). Ademais, os valores altos do coeficiente de repetibilidade, para determinado caráter, indicam ser viável prever o valor genotípico do indivíduo utilizando-se de um número relativamente pequeno de medições, sendo que ocorre o inverso quando a repetibilidade é baixa.

O sensoriamento remoto pode ser definido como a aquisição de dados sobre um objeto sem contato direto, com o objetivo de registrar informações das regiões do ultravioleta, visível, infravermelho e micro-ondas do espectro eletromagnético. Essa coleta de dados é realizada por meio de instrumentos como câmeras, escâneres, lasers e dispositivos sensores lineares ou matriciais, os quais estão instalados em plataformas diversas, como aeronaves ou satélites. As informações obtidas podem ser analisadas tanto por interpretação visual quanto por processamento digital de imagens (Jensen, 2011).

As culturas agrícolas apresentam características pertinentes quanto ao uso de dados de sensoriamento remoto: o dinamismo fenológico. A sucessão de diferentes taxas de cobertura e biomassa verde sobre a superfície do solo ao longo do ciclo da cultura exerce influência no comportamento espectral registrado nas imagens, com a consequente definição de diferentes padrões, em função dos tipos de cultivo, épocas de plantio, períodos de maior vigor vegetativo, épocas de amadurecimento, épocas de colheita etc. (Formaggio, 2017).

Quando se observam superfícies de vegetação natural ou agrícola, por sensores remotos, é importante considerar o comportamento espectral dessas superfícies ao longo dos comprimentos de onda utilizados pelos sensores. No espectro da vegetação ao longo da faixa entre 400 nm e 2500 nm, verifica-se que, no visível (400 nm a 700 nm), há forte influência dos pigmentos foliares, que absorvem a radiação eletromagnética. Na faixa entre 700 nm e 1300 nm, correspondente ao infravermelho próximo, ocorre predominância de reflexão, em virtude da estrutura interna das folhas; e, por último, na faixa do infravermelho de ondas curtas (1300 nm a 2500 nm), existe a predominância de absorção, em função do conteúdo de umidade interna nas folhas (Formaggio; Sanches, 2017)

2.3 Fenotipagem de alto rendimento

O sensoriamento remoto é uma das principais tecnologias utilizadas na fenotipagem de alto rendimento (HTP), envolvendo o uso de plataformas aéreas ou baseadas em satélite para capturar dados relacionados às plantas. Outra ferramenta importante na HTP é a geração de

imagens, particularmente com técnicas como imagens hiperespectrais e imagens 3D (Ghimire *et al.*, 2023; Karunathilake *et al.*, 2023).

As imagens hiperespectrais permitem a medição de uma ampla gama de assinaturas espectrais de plantas e fornecem informações detalhadas sobre suas propriedades bioquímicas e fisiológicas. Por outro lado, as técnicas de imagem 3D permitem a reconstrução da arquitetura da planta e podem ser usadas para quantificar características relacionadas à estrutura da planta, como área foliar, ângulo foliar e altura da planta. Além disso, avanços em robótica e automação têm permitido o desenvolvimento de plataformas terrestres automatizadas (phenomobiles) e sistemas robotizados equipados com sensores, capazes de percorrer parcelas experimentais de forma autônoma e realizar a aquisição contínua de dados fenotípicos com alta precisão e eficiência.

A fenotipagem de alto rendimento é uma abordagem revolucionária na ciência vegetal que visa avaliar as características fenotípicas das plantas de forma rápida e precisa em grande escala. Ela envolve a integração de tecnologias avançadas, análise de dados e automação para capturar informações detalhadas sobre várias características, como crescimento, rendimento, tolerância ao estresse e resistência a doenças (Shakoor *et al.*, 2017; Mir *et al.*, 2019).

A HTP aborda esses desafios alavancando tecnologias de ponta como sensoriamento remoto, imagens digitais, robótica e redes de sensores para coletar dados de um grande número de plantas simultaneamente. Essas tecnologias permitem aos pesquisadores captarem dados fenotípicos em múltiplas escalas, desde plantas inteiras, como altura, biomassa e índices de vegetação obtidos por sensoriamento remoto, até níveis celulares e moleculares, como o conteúdo de pigmentos fotossintéticos, com velocidade e precisão sem precedentes (Fiorani; Schurr, 2013; Fahlgren *et al.*, 2015).

A fenotipagem de plantas é uma etapa essencial nos programas de melhoramento genético, pois permite quantificar características morfológicas, fisiológicas e agrônômicas de interesse, como altura de plantas, arquitetura do dossel, índices de vegetação e produtividade de grãos, fornecendo informações para a seleção de genótipos superiores e para a compreensão da interação entre genótipo e ambiente.

Os avanços na fenotipagem de plantas têm sido direcionados para atender às demandas do melhoramento genético, proporcionando maior eficiência na coleta de dados, aplicabilidade em condições de campo e suporte à tomada de decisão. Nesse contexto, a utilização de abordagens baseadas em aprendizado de máquina tem se destacado como uma ferramenta promissora para a predição de valores genéticos, permitindo a integração de grandes volumes de dados fenotípicos e ambientais. Além disso, métodos já treinados podem ser aplicados de

forma mais acessível, reduzindo a necessidade de elevado poder computacional e de conhecimento técnico avançado para sua implementação (Teodoro *et al.*, 2024).

Os métodos de HTP representam um importante avanço na área, dada sua capacidade de monitorar e mensurar múltiplas características fenotípicas relacionadas ao crescimento, à produtividade e à adaptação das plantas a condições de estresse. Nesse contexto, a HTP amplia as possibilidades de análises fenotípicas ao oferecer diversas vantagens, destacando-se por serem métodos não destrutivos que permitem a coleta massiva de dados espaciais e temporais por meio de sensores (Pabuayon *et al.*, 2019).

No melhoramento e fenotipagem de culturas, coletar dados em resolução extremamente alta é essencial para avaliar e selecionar genótipos com melhor desempenho. O melhoramento de plantas se beneficia de métodos rápidos para fenotipagem de diferentes características. Neste sentido, o sensoriamento remoto de alto rendimento denota alto potencial dentre as técnicas emergentes.

Ao usar tecnologias de imagem, as plataformas de HTP podem aferir e analisar rapidamente várias características em milhares de plantas. Isso possibilita aos pesquisadores e melhoristas a condução de experimentos de triagem em larga escala, avaliação do desempenho de diversos germoplasmas e identificação de fenótipos desejáveis. Essa também facilita a coleta de dados em diversas condições ambientais, o que pode auxiliar na compreensão das interações genótipo-ambiente e no desenvolvimento de cultivares resilientes e adaptáveis (Parry *et al.*, 2011; Yang *et al.*, 2017; Xu; Li, 2022).

2.4 Índice de vegetação

Os Índices de Vegetação (IV) podem ser definidos como fórmulas matemáticas desenvolvidas a partir de dados espectrais obtidos por sensores remotos. Esses índices permitem avaliações e estimativas da cobertura vegetal de uma área, em termos de características como área foliar, biomassa, porcentagem de cobertura do solo e atividade fotossintética. Existem numerosos IV já desenvolvidos, a partir de dados multiespectrais (bandas largas) e hiperespectrais (bandas estreitas). Estudos têm buscado relacionar a reflectância foliar aos compostos bioquímicos presentes nas folhas, com o objetivo de identificar correlações significativas para estimativas precisas de características agronômicas (Formaggio, 2017).

A extração desses índices descritivos pode ser realizada de maneira precisa e não destrutiva por sensores embarcados em plataformas de sensoriamento remoto, como UAV e satélites, sendo uma abordagem válida para aquisição de informações relacionadas ao

monitoramento e mapeamento da variabilidade de atributos biofísicos de diversas culturas, como a soja (Nolasco *et al.*, 2021; Sagan *et al.*, 2021; Shammi; Meng, 2021). Cada material presente na superfície terrestre interage com a radiação eletromagnética de maneira única, refletindo, absorvendo e transmitindo diferentes comprimentos de onda de forma característica. Essa interação gera o que se denomina assinatura espectral. Como exemplo, plantas saudáveis apresentam baixa refletância na região do vermelho, devido à forte absorção pela clorofila, e alta refletância no infravermelho próximo, associada à estrutura interna das folhas, resultando em uma assinatura espectral típica que permite sua identificação e distinção de outros alvos.

A análise da vegetação e a detecção de mudanças nos padrões de vegetação são importantes para o gerenciamento e monitoramento de recursos naturais, como a análise do vigor da cultura. Culturas saudáveis são caracterizadas por forte absorção de energia vermelha e forte refletância da energia infravermelho próximo (NIR). O forte contraste de absorção e espalhamento das bandas vermelha e infravermelha próxima pode ser combinado em diferentes índices de condições de vegetação (Panda *et al.*, 2010).

Como as superfícies possuem comportamentos espectrais diferentes, os sinais da vegetação no sensoriamento podem ser mascarados por outros alvos. Tentando identificar vegetação, foram desenvolvidos diversos índices com o objetivo de minimizar os efeitos de refletância dos demais alvos da superfície e maximizar a resposta espectral da vegetação (Liang, 2005; Myneni *et al.*, 1997).

Os alvos de vegetação apresentam maior refletância na região do infravermelho, pois os pigmentos foliares absorvem mais a radiação eletromagnética (REM) no espectro visível (RGB - Red, Green, Blue), ocasionando baixa refletância nestas bandas. Por sua vez, no comprimento de onda do NIR ocorre um aumento considerável da refletância devido à estrutura das folhas (Meneses; Almeida, 2012).

Os programas de melhoramento de soja buscam desenvolver cultivares mais produtivas. Contudo, a produtividade de grãos é um caráter complexo controlado por vários genes, que sofrem alto efeito ambiental. Nesse sentido, cresce a busca de caracteres auxiliares que possuam alta precisão na avaliação e sofram menor efeito ambiental. Dentre estes, podem ser utilizados os índices de vegetação (Baio *et al.*, 2018). Os índices de vegetação têm sido aplicados no monitoramento do estado da cultura e na predição de produtividade (Sultana *et al.*, 2014).

O índice NDVI é um dos IV mais utilizados. Este índice de vegetação apresenta forte relação com o status da planta e sua produtividade, denotando relação direta e quase linear com a Radiação Fotossinteticamente Ativa (PAR) (Gamon *et al.*, 1995). O NDVI representa a

diferença normalizada entre a faixa do espectro do NIR e do vermelho refletido pelo dossel da cultura (Rouse *et al.*, 1973).

Dentre suas vantagens, verifica-se a possibilidade de estimativas de rendimento antes da colheita, podendo desempenhar papel fundamental na tomada de decisões que envolvem o estado nutricional das plantas, uso de defensivos agrícolas e água. Possibilita o planejamento de ações futuras relacionadas à mão de obra, custos, colheita, secagem e armazenamento (Mourtzinis, 2013). Para estádios fenológicos iniciais de algumas culturas, este índice apresenta problemas de detecção, pois o solo exposto reflete nas regiões do vermelho e do infravermelho próximo quase na mesma intensidade, resultando em valores próximos de zero (Jensen, 2011).

Outro índice utilizado que fornece informações valiosas para avaliar a dinâmica do crescimento das plantas é o índice de folha verde (GLI). O GLI gera uma imagem em escala de cinza, determinando o valor médio do comprimento de onda vermelho e do comprimento de onda azul. Os valores da banda são maiores que o valor do comprimento de onda verde, e executa-se um processo de normalização para que o valor do pixel da imagem resultante fique entre -1 e 1. Os valores negativos geralmente representam áreas de solo e áreas sem vegetação, e as áreas positivas são vegetação (Bassine *et al.*, 2019).

REFERÊNCIAS

- BAIO, F. H. R. *et al.* Vegetation indices to estimate spray application rates of crop protection products in corn. **Agronomy Journal**, v. 110, n. 4, p. 1254-1259, 2018.
- BASSINE, F. Z.; ERRAMI, A.; KHALDOUN, M. Vegetation recognition based on UAV image color index. In: **2019 IEEE international conference on environment and electrical engineering and 2019 IEEE industrial and commercial power systems Europe (EEEIC/I&CPS Europe)**. IEEE, 2019. p. 1-4.
- BORÉM, Aluizio; MIRANDA, Glaucio V.; FRITSCHÉ-NETO, Roberto. **Melhoramento de plantas**. Oficina de textos, 2021.
- BRUZI, A. T. *et al.* Homeostasis of common bean populations with different genetic structures. **Cropps Breeding and Applied Biotechnology**, [s. l.], v. 7, n. 2, p. 111–116, 2007.
- CONAB. CAMPANHA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. Acompanhamento da safra brasileira: Grãos. Brasília, DF. Safra 24/25 – Levantamento, maio. 2025.
- CRUZ, C. D. *et al.* **Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético**. 3.ed. Viçosa: UFV, 2004. 480p.
- DE ALMEIDA, L. A. *et al.* Melhoramento da soja para regiões de baixas latitudes. **Recursos genéticos e melhoramento de plantas para o Nordeste brasileiro**, 1999.
- FAHLGREN, N.; GEHAN, M. A.; BAXTER, I. Lights, camera, action: high-throughput plant phenotyping is ready for a close-up. **Current opinion in plant biology**, v. 24, p. 93-99, 2015.
- FERREIRA, R. P. *et al.* Avaliação de cultivares de alfafa e estimativas de repetibilidade de caracteres forrageiros. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.34, n.6, p.994-1002, 1999. Disponível em: . Acesso em: 06 jan. 2025. doi: <https://doi.org/10.1590/S0100-204X1999000600010> .
- FIORANI, F.; SCHURR, U. Future scenarios for plant phenotyping. **Annual review of plant biology**, v. 64, n. 1, p. 267-291, 2013.
- FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. Sensoriamento Remoto em Agricultura, ; Oficina de Textos: São Paulo, Brazil, 2017.
- GAMON, John A. *et al.* Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in three Californian vegetation types. **Ecological applications**, v. 5, n. 1, p. 28-41, 1995.
- GHIMIRE, A. *et al.* Automatic evaluation of soybean seed traits using RGB image data and a python algorithm. **Plants**, v. 12, n. 17, p. 3078, 2023.
- JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente**. 2.ed. São José dos Campos, Parêntese, 2011.
- KARUNATHILAKE, E. M. B. M. *et al.* The path to smart farming: Innovations and opportunities in precision agriculture. **Agriculture**, v. 13, n. 8, p. 1593, 2023.

LIANG, S. **Quantitative remote sensing of land surfaces**. John Wiley & Sons, 2005.

MARRA, T. M. **Abordagem para predição de soja por índices de vegetação e modelos de machine learning**. 2023.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. **Universidade de Brasília, Brasília**, 2012.

MIR, R. R. *et al.* High-throughput phenotyping for crop improvement in the genomics era. **Plant Science**, v. 282, p. 60-72, 2019.

MOURTZINIS, Spyridon *et al.* Corn grain and stover yield prediction at R1 growth stage. **Agronomy journal**, v. 105, n. 4, p. 1045-1050, 2013.

MYNENI, R. B. Estimation of global leaf area index and absorbed Par using radiative transfer models. **IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.**, v. 35, p. 1,380-1,393, 1997.

NOGUEIRA, A. P. O.; SEDIYAMA, T.; OLIVEIRA, R. C. T.; DESTRO, D. Estádios de desenvolvimento. In: SEDIYAMA, T. (Ed.). **Tecnologia de produção de sementes de soja**. Londrina, PR: Mecenas, 2013. p. 15-44.

NOLASCO, M. *et al.* Estimating soybean yield using time series of anomalies in vegetation indices from MODIS. **International Journal of Remote Sensing**, v. 42, n. 2, p. 405-421, 2021.

PABUAYON, I. L. B. *et al.* High-throughput phenotyping in cotton: a review. **Journal of Cotton Research**, v. 2, n. 1, p. 18, 2019.

PANDA, S. S.; AMES, D. P.; PANIGRAHI, S. Application of vegetation indices for agricultural crop yield prediction using neural network techniques. **Remote sensing**, v. 2, n. 3, p. 673-696, 2010.

PARRY, M. A. J. *et al.* Raising yield potential of wheat. II. Increasing photosynthetic capacity and efficiency. **Journal of experimental botany**, v. 62, n. 2, p. 453-467, 2011.

ROUSE J.W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: **Third NASA Earth Resources Technology Satellite Symposium, 1973**. 1973. p. 309-317.

SAGAN, V. *et al.* Field-scale crop yield prediction using multi-temporal WorldView-3 and PlanetScope satellite data and deep learning. **ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing**, v. 174, p. 265-281, 2021.

SEDIYAMA, T.; SILVA, F.; BORÉM, A. **Soja: Do Plantio à Colheita**. Editora UFV, Viçosa, MG, 2016.

SEDIYAMA, T.; TEIXEIRA, R. C.; BARROS, H. B. **Origem, evolução e importância econômica**. In: SEDIYAMA, T. (Ed.). **Tecnologias de produção e usos da soja**. Londrina, PR: Mecenas, 2009. p. 1-5.

- SHAKOOR, N.; LEE, S.; MOCKLER, T. C. High throughput phenotyping to accelerate crop breeding and monitoring of diseases in the field. **Current opinion in plant biology**, v. 38, p. 184-192, 2017.
- SHAMMI, S. A.; MENG, Q. Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling. **Ecological Indicators**, v. 121, p. 107124, 2021.
- SILVA, F. C. S. *et al* . **Importância econômica e evolução do melhoramento**. In: SILVA, Felipe *et al* . Melhoramento da Soja. Viçosa, MG: Ed. UFV, 2017. Cap. 1. p. 9-29.
- SILVA, R. M. *et al* . **Índices de vegetação na predição de produtividade de soja**. 2021.
- SOUZA JUNIOR, H. *et al* . **Adaptation of soybean to low latitudes using alleles for long juvenile period**. 2024.
- SULTANA, S. R. *et al* . Normalized difference vegetation index as a tool for wheat yield estimation: A case study from Faisalabad, Pakistan. **The Scientific World Journal**, v. 2014, n. 1, p. 725326, 2014.
- THOMAS, J.; COSTA, P. Ciclo Indeterminado e Adaptabilidade das Cultivares de Soja no Brasil. **Revista Brasileira de Agronomia**, vol. 12, no. 4, 2010, pp. 45-58, 2010.
- URBEN FILHO, G.; SOUZA, P. I. M. de. Manejo da cultura da soja sob cerrado: época, densidade e profundidade de semeadura. In: ARANTES, N.E.; SOUZA, P.I. M. de (Ed.). **Cultura da soja nos cerrados**. Piracicaba: Potafos, 1993, p.267-298.
- United States Department Of Agriculture. **Soybean production in Brazil**. 2026. Available at: <https://ipad.fas.usda.gov/countrysummary/Default.aspx?id=BR&crop=Soybean>. Accessed on: May 29, 2026.
- XU, R.; LI, C. A review of high-throughput field phenotyping systems: focusing on ground robots. **Plant Phenomics**, 2022.
- YANG, G. *et al* . Unmanned aerial vehicle remote sensing for field-based crop phenotyping: current status and perspectives. **Frontiers in plant science**, v. 8, p. 1111, 2017.

SEGUNDA PARTE

ARTICLE 1 - REPEATABILITY AND ASSOCIATION BETWEEN VEGETATION INDICES AND AGRONOMIC TRAITS IN THE SELECTION OF SOYBEAN LINES

RESUMO

Os índices de vegetação apresentam potencial para prever a produtividade de grãos e características relacionadas à eficiência fotossintética. Contudo, a efetividade desses índices como critério de seleção depende da consistência de suas medições entre diferentes ambientes, uma vez que sua expressão pode ser influenciada pela interação genótipos $\times$ ambientes. Nesse contexto, a estimativa da repetibilidade torna-se fundamental para se quantificar a confiabilidade dos valores médios dos índices, indicando o grau em que a variação observada entre genótipos é consistente entre os ambientes. Paralelamente, a incorporação de índices de vegetação em abordagens de seleção multicares tem sido proposta como estratégia para aumentar a eficiência da seleção, permitindo integrar variáveis agronômicas e fisiológicas em um único critério e potencialmente ampliar a capacidade de discriminação de genótipos superiores. Assim, objetivou-se avaliar a repetibilidade dos índices de vegetação NDVI e GLI e seu potencial na seleção multicares por meio do índice MGIDI, comparando estratégias de seleção com e sem a inclusão de índices espectrais. Foram utilizados experimentos de Valor de Cultivo e Uso (VCU) conduzidos em quatro locais, nas safras 2023/24 e 2024/25, em delineamento de blocos completos casualizados com três repetições. Foram avaliados caracteres agronômicos e índices espectrais obtidos por sensores RGB e multiespectral. As análises incluíram simulações de diferentes combinações de ambientes para as estimativas de repetibilidade, seleção multicares por meio do índice MGIDI, avaliando a coincidência entre os genótipos selecionados com e sem a inclusão de índices espectrais. A integração de índices de vegetação com caracteres agronômicos via MGIDI é eficiente para a seleção de linhagens superiores de soja. O NDVI apresenta maior repetibilidade que o GLI. Contudo, o GLI figura-se como um índice viável e de menor custo e sobretudo, com alta concordância com o NDVI. Maiores ganhos com a seleção multicares foram obtidos em análises conduzidas em múltiplos locais e safras, evidenciando que os índices de vegetação constituem ferramentas confiáveis para auxiliar na avaliação e seleção de genótipos, sobretudo quando as estimativas são provenientes de ambientes múltiplos.

Palavras-chave: *Glycine max* (L.) Merr.; fenotipagem de alto rendimento; melhoramento genético; seleção para múltiplos-caracteres; índices de vegetação.

ABSTRACT

Vegetation indices have the potential to predict grain yield and traits related to photosynthetic efficiency. However, the effectiveness of these indices as selection criteria depends on the consistency of their measurements across different environments, since their expression may be influenced by genotype $\times$ environment interactions. In this context, repeatability estimation becomes essential for quantifying the reliability of the mean values of these indices, indicating the extent to which the observed variation among genotypes remains consistent across environments. Furthermore, the incorporation of vegetation indices into multi-trait selection approaches has been proposed as a strategy to increase selection efficiency by integrating agronomic and physiological variables into a single criterion and potentially enhancing the discrimination of superior genotypes. Thus, the objective of this study was to evaluate the repeatability of the NDVI and GLI vegetation indices and their potential for multi-trait selection using the MGIDI index, comparing selection strategies with and without the inclusion of spectral indices. Value for Cultivation and Use (VCU) trials were conducted at four locations during the 2023/24 and 2024/25 growing seasons in a randomized complete block design with three replications. Agronomic traits and spectral indices obtained from RGB and multispectral sensors were evaluated. The analyses included repeatability estimates, simulations of different combinations of environments, and multi-trait selection using the MGIDI index, assessing the coincidence between genotypes selected with and without the inclusion of spectral indices. The integration of vegetation indices with agronomic traits through the MGIDI index proved to be an efficient approach for selecting superior soybean lines. NDVI showed higher repeatability than GLI. However, GLI emerged as a viable and lower-cost alternative, particularly due to its high agreement with NDVI. Greater gains from multi-trait selection were achieved in analyses involving multiple locations and growing seasons, demonstrating that vegetation indices are reliable complementary tools, especially when evaluations are conducted across multiple environments.

Keywords: *Glycine max* (L.) Merr.; high-throughput phenotyping; breeding; multi-trait; vegetation indices.

INTRODUCTION

The success of soybean (*Glycine max* (L.) Merr.) breeding in Brazil is globally recognized. The crop stands out as the country's main agricultural commodity, being cultivated on approximately 49.1 million hectares, with a production of 178 million tons in the 2025/26 growing season (USDA, 2026). This progress results from continuous investments in both public and private breeding programs, which have developed cultivars adapted to the diverse Brazilian soil and agroclimatic conditions, combining high yield with resistance to biotic and abiotic stresses (Souza Júnior *et al.*, 2024).

In this context, the selection of the best breeding lines represents a fundamental step in breeding programs. Value for Cultivation and Use (VCU) trials constitute the final stage of genotype evaluation before commercial recommendation and are conducted across multiple environments to estimate adaptability and stability of agronomic performance (Piepho *et al.*, 2025; Blasques *et al.*, 2025).

In breeding programs, high-throughput phenotyping (HTP) has emerged as a strategic tool, enabling the rapid, non-destructive, and large-scale measurement of morphophysiological and spectral traits in plants (Bongomin *et al.*, 2024). Vegetation indices obtained from digital images or multispectral sensors mounted on remotely piloted aircraft (RPAs) represent, in this context, promising traits for the selection of genotypes with greater yield potential and photosynthetic efficiency (Alves *et al.*, 2024; Lozada *et al.*, 2019).

Vegetation indices, such as the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Green Leaf Index (GLI), have been investigated in soybean and other crops because of their positive associations with agronomically important variables, such as grain yield, chlorophyll content, leaf area, and green biomass (Santana *et al.*, 2022; Alves *et al.*, 2024). In particular, NDVI has shown moderate to high positive correlations with grain yield in soybean, with coefficients frequently above 0.60 and reaching values greater than 0.80 (Santana *et al.*, 2022; Mukiibi *et al.*, 2025; Ji *et al.*, 2021).

GLI, calculated from the visible spectrum bands (red, green, and blue) of digital images, stands out as an indirect estimator of chlorophyll content, green leaf area, and photosynthetic capacity, showing correlations with agronomic variables in different crops (Guo *et al.*, 2020; Miranda *et al.*, 2024; Rosen *et al.*, 2024).

The feasibility of selection based on vegetation indices depends primarily on the consistency of the information provided by these indices across different environmental conditions. The expression of vegetation indices may vary as a function of genotype $\times$

environment interaction, making it necessary to assess whether values measured across a set of environments are representative of stable genotypic performance (Alves *et al.*, 2024).

In this regard, the repeatability coefficient is an estimable parameter for genotypes considered as fixed effects, such as breeding lines evaluated in VCU trials. This coefficient allows the reliability of the mean values of a trait to be quantified, indicating the proportion of phenotypic variation among genotypes that remains consistent across environments (Cruz *et al.*, 2004; Bruzi *et al.*, 2007; Resende, 2002).

The distinction between heritability and repeatability is essential for the correct interpretation of genetic parameters in breeding experiments. Heritability, in the broad or narrow sense, is defined as the proportion of phenotypic variance attributable to genetic variance and is estimated from the decomposition of variance components in models that consider genotypic effects as random (Falconer and Mackay, 1996; Resende, 2002). This parameter is widely used when the genotypes evaluated represent a sample from a larger population, allowing inferences regarding the genetic behavior of that population.

In contrast, in experiments such as Value for Cultivation and Use (VCU) trials, the evaluated genotypes represent a fixed and previously selected set of breeding lines, as the objective is to directly compare specific candidates rather than make inferences about a reference population. Because genotypic effects are treated as fixed in such cases including the present study the direct estimation of genetic variance components is precluded. Consequently, the analysis focused on repeatability, which is estimated from quadratic components and reflects the consistency of the genotypes phenotypic means across environments (Resende, 2002; Piepho *et al.*, 2003; Cruz *et al.*, 2004).

Complementary to the assessment of the consistency of vegetation indices, the selection of superior breeding lines in breeding programs can benefit from a multiple-trait approach. This approach simultaneously considers different agronomic and physiological variables. In this context, multi-trait selection indices, such as the Multi-trait Genotype-Ideotype Distance Index (MGIDI), proposed by Olivoto and Nardino (2021), allow the multidimensional distance between each genotype and an ideotype previously defined by the breeder to be quantified, integrating multiple sources of information into a single selection criterion.

Among the variables that can be incorporated into these selection indices, vegetation indices stand out because of their direct and positive effects on soybean yield, supporting their use as an auxiliary selection criterion (Santana *et al.*, 2022; Yoosefzadeh-Najafabadi *et al.*, 2021; Ren *et al.*, 2023). In addition, spectral indices measured throughout the crop cycle, such

as NDVI, have proven to be effective complementary tools when integrated into multi-trait approaches, contributing to the selection of superior genotypes (Reddy *et al.*, 2024).

Taken together, these studies indicate that incorporating vegetation indices into MGIDI may increase the ability to discriminate among genotypes and potentially improve the efficiency of selection indices. In this context, it is relevant to assess not only the individual behavior of these indices, but also their consistency and effective contribution when integrated into multi-trait selection strategies.

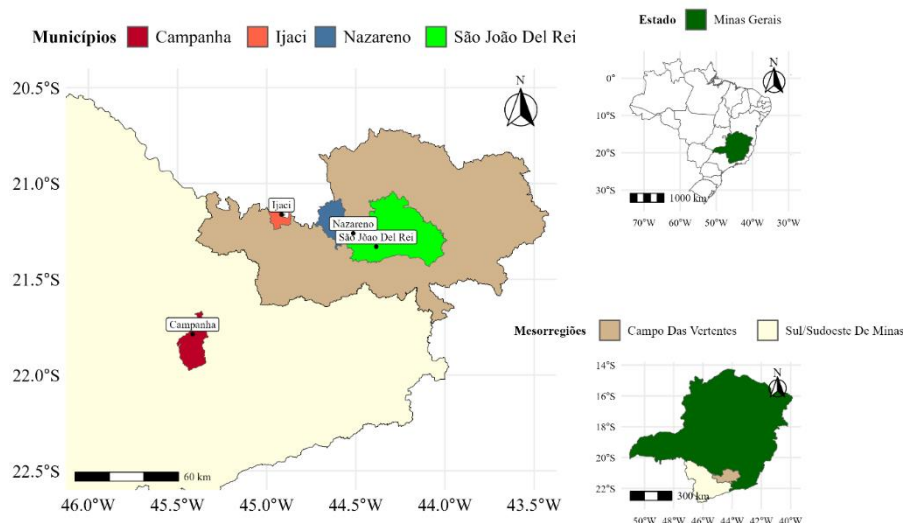
Therefore, using data from VCU experiments conducted by the soybean breeding programs of the Federal University of Lavras (UFLA) and Grupo Don Mario (GDM), the objectives were to: i) evaluate the consistency and reliability of the NDVI and GLI vegetation indices across different combinations of environments by estimating the repeatability associated with these indices; ii) investigate the contribution of these indices to the multi-trait selection of superior soybean breeding lines using the MGIDI; and iii) evaluate the coincidence between selection criteria obtained with and without the inclusion of spectral indices, aiming to quantify the impact of their incorporation into the selection process.

MATERIAL AND METHODS

Multi-environment trial (MET) network

Data from Value for Cultivation and Use (VCU) trials conducted in the municipalities of Ijaci, Campanha, Nazareno, and São João del-Rei (MG, Brazil) during the 2023/24 and 2024/25 crop years were used (Figure 1).

Figure 1 - Location of the VCU trials of the soybean breeding programs from the Federal University of Lavras (UFLA) and GDM.



Source: The author (2026)

The geographic and meteorological characterization of the testing environments-comprising the crop years, geographic coordinates (latitude and longitude), altitude, minimum, maximum, and mean temperatures, relative humidity, and cumulative precipitation in each municipality-is detailed in Table 1.

Table 1. Geographic coordinates and edaphoclimatic characteristics of the locations where the Value for Cultivation and Use (VCU) trials were conducted.

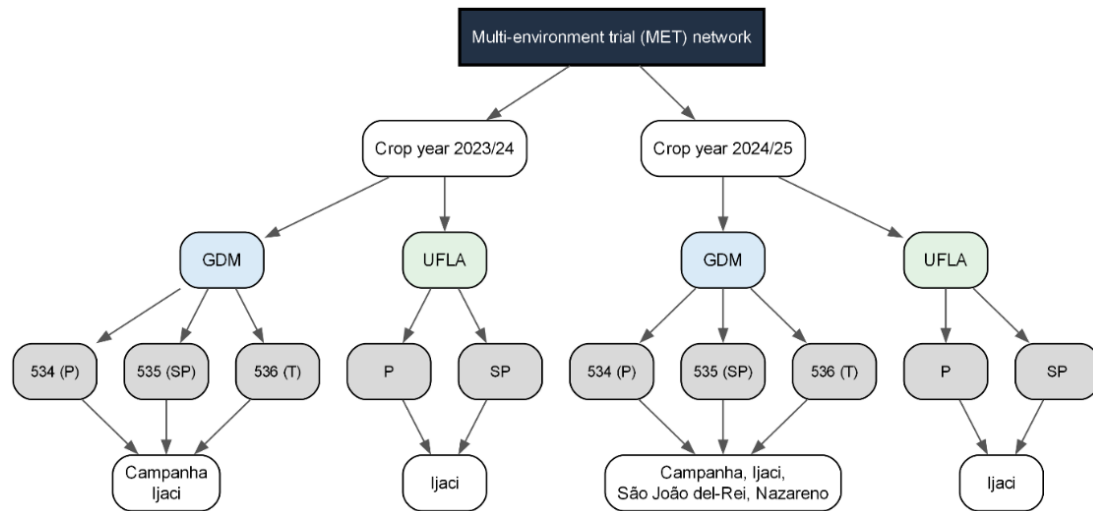
Municipality	Crop year (Oct.–Apr.)	Latitude / Longitude	Altitude (m)	T min. (°C)	T max. (°C)	T mean. (°C)	RH (%)	Precipitation (mm)
Ijaci	2023/24	21°09'43.7"S/ 44°55'05.8"W	838.8	18.6	29.6	23.8	73.8	999.8
	2024/25			18.1	29.0	23.2	73.3	892.6
Campanha	2023/24	21°47'07.9"S/ 45°24'55.1"W	897.6	17.5	30.5	23.2	75.1	856.9
	2024/25			17.0	29.3	22.4	76.3	892.6
Nazareno	2024/25	21°15'39.4"S/ 44°31'05.6"W	1054.2	17.2	27.9	22.1	76.6	929.0
São João del-Rei	2024/25	21°19'46.5"S/ 44°23'04.7"W	1046.7	17.2	27.9	22.1	76.6	929.0

Legend: T min., T max., and T mean refer to the daily arithmetic means of minimum, maximum, and mean air temperatures (°C) at 2 m height, respectively; RH (%) corresponds to the daily arithmetic mean of air relative humidity; and Precipitation (mm) refers to the total cumulative rainfall throughout the experimental period of each crop year (October 1 to April 30). Source: Meteorological data retrieved from the NASA POWER (Prediction Of Worldwide Energy Resources - Agroclimatology Archive) platform. Source: The author (2026).

The multi-environment trial (MET) network and the distribution of trials across the crop years encompassing the breeding programs (GDM and UFLA) and the evaluated maturity groups are illustrated in Figure 2.

The lines originated from the breeding programs of the Federal University of Lavras (UFLA) and Grupo Don Mario (GDM). The trials were conducted in a randomized complete block design (RCBD) with three replications. Plots consisted of four 5.0-m rows spaced 0.5 m apart, with the two central rows serving as the harvestable plot area. For GDM, each site comprised three contiguous Value for Cultivation and Use (VCU) trials corresponding to early (20 lines + 5 checks), medium-early (18 lines + 7 checks), and late (15 lines + 10 checks) maturity cycles. For UFLA, each set comprised two VCU trials conducted in the municipality of Ijaci, consisting of 15 treatments (10 lines + 5 checks) in the early-maturity trial and 18 treatments (13 lines + 5 checks) in the medium-early-maturity trial.

Figure 2 - Flowchart of the multi-environment trial (MET) network illustrating the structure and spatiotemporal distribution of the Value for Cultivation and Use (VCU) trials conducted in the 2023/24 and 2024/25 crop years, categorized by breeding program (GDM and UFLA), maturity group (P: Early; SP: Medium-early; T: Late), and evaluation locations.



Source: The author (2026).

Evaluated traits

Four agronomic traits were evaluated: days to maturity (DPM), determined as the number of days from emergence until 95% of the plants in the plot reached full or field maturity (R8); plant height (AMP), obtained by sampling three plants per plot and measured at physiological maturity using a graduated ruler, according to Martins *et al.* (1999); lodging (AC), assessed according to the scale of Bernard, Chamberlain, and Lawrence (1965), with scores ranging from 1 (all plants erect) to 5 (all plants prostrate); and grain yield (PROD), obtained from the production of the harvestable plot area, converted to kg ha^{-1} and adjusted to 13% moisture content.

Acquisition and processing of aerial images

The employed approach consisted of obtaining vegetation indices using aerial images captured by an unmanned aerial vehicle (UAV). These indices were used as variables in the multi-trait analysis. The normalized difference vegetation index (NDVI), derived from multispectral images, and the green leaf index (GLI), obtained from RGB images, were used, with their respective equations described in Table 2.

Table 2 - Vegetation indices for multispectral and RGB images.

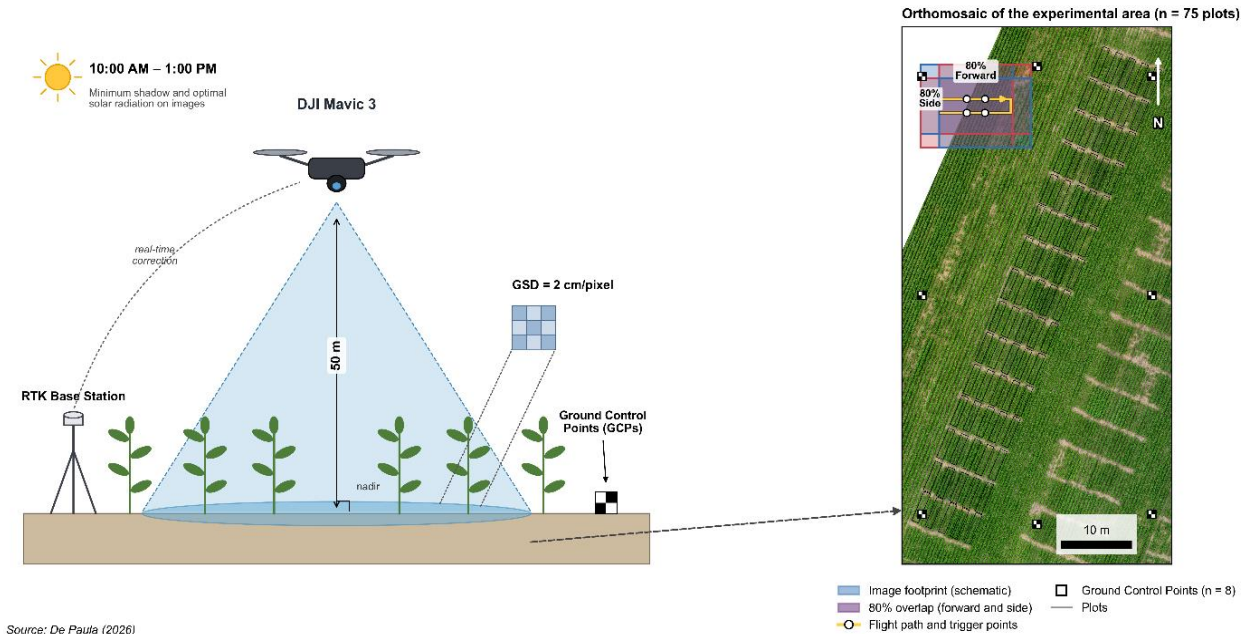
IV	Equation	Reference
NDVI	$\frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$	(Rouse <i>et al.</i> , 1973)
GLI	$\frac{(2 * Green - Red - Blue)}{(2 * Green + Red + Blue)}$	(Gobron <i>et al.</i> , 2000)

Source: The author (2026).

The images were obtained using a Mavic 3 Multispectral unmanned aerial vehicle (UAV; DJI, Shenzhen, China), equipped with a CMOS sensor that collects data across five spectral bands: blue (475 nm), green (560 nm), red (668 nm), red edge (717 nm), and near-infrared (842 nm). The sensor automatically measures irradiance and solar angle via a downwelling light sensor (DLS) with integrated GPS, recording this information in the TIFF image metadata.

The images were obtained biweekly from the early developmental stages of the crop, and the vegetation indices (VIs) were extracted at the R6 phenological stage, when yield potential and canopy development are practically defined. To minimize the effects of variations in incident solar radiation and shading, flights were conducted between 10:00 AM and 1:00 PM (local time) with a flight plan at 50 m above ground level (AGL), 80% front and side overlap, the camera positioned at a nadir angle (perpendicular to the ground), and a spatial resolution (ground sample distance - GSD) of 2 cm pixel⁻¹. Additionally, eight ground control points (GCPs), uniformly distributed across the experimental area, were used together with real-time kinematic (RTK) correction to ensure the positional accuracy of the orthomosaics, as illustrated in Figure 3.

Figure 3 - Schematic representation of unmanned aerial vehicle (UAV) flight planning and image acquisition in a Value for Cultivation and Use (VCU) trial (GDM 534) in Ijaci, MG, Brazil, during the 2024/25 crop season, exemplified at the R2 phenological stage.



Legend: On the left, image acquisition using a DJI Mavic 3 Multispectral at 50 m above ground level (AGL), nadir camera orientation (perpendicular to the ground), and spatial resolution (ground sample distance – GSD) of 2 cm pixel⁻¹, conducted between 10:00 and 13:00 h with coordinate correction via a real-time kinematic (RTK) base station and ground control points (GCPs); on the right, orthomosaic of the experimental area showing the 80% front and side image overlap and the GCPs distributed across the area. Source: The author (2026).

The orthomosaics were generated using Pix4Dmapper software (v. 4.5, Pix4D SA, Switzerland), following the standard processing workflow: image alignment, GCP marking, re-alignment, dense point cloud generation, mesh and texture reconstruction, and final orthomosaic generation.

Vegetation index extraction

The extraction of vegetation indices was performed using QGIS software v. 3.22.15 (QGIS Development Team, 2023) based on the reflectance values of the orthomosaics. To delimit the harvestable plot area of each experimental plot, a polygon vector layer was created in QGIS. The 'Add Polygon Feature' tool was used to manually digitize rectangles over the orthomosaic, adjusting each polygon to the harvestable area of its respective experimental plot (Figure 4). Each feature was assigned a numerical identifier corresponding to the plot number according to the experimental design layout.

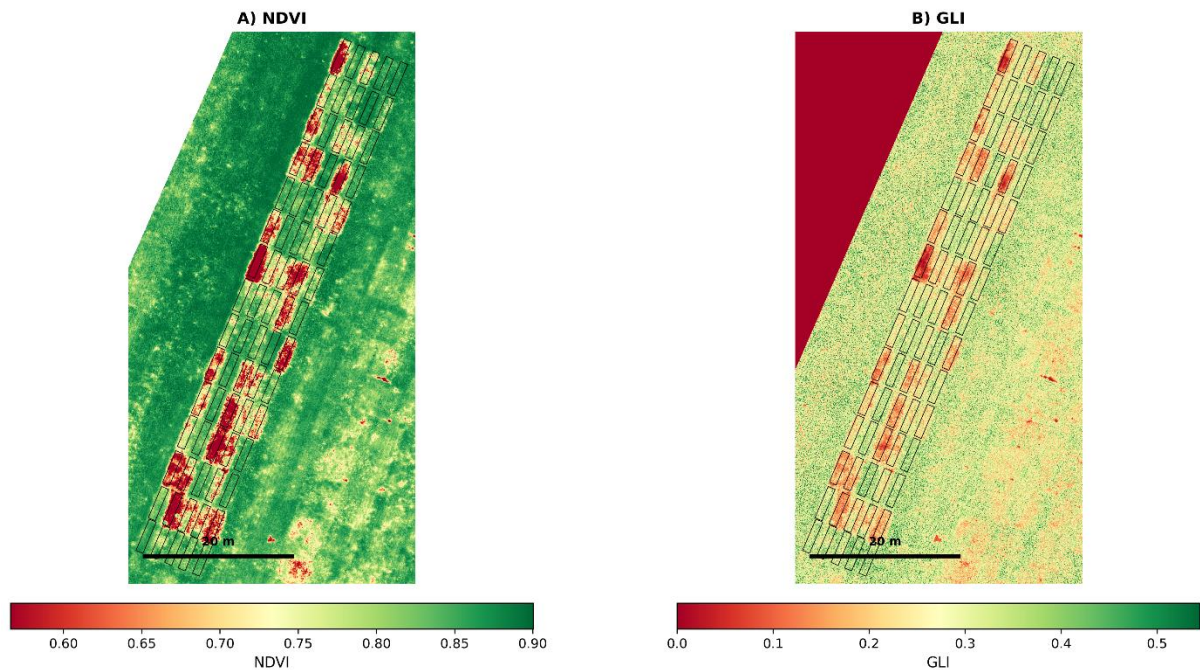
The vegetation indices were estimated using the QGIS 'Raster Calculator'. In this tool, the spectral bands of the orthomosaic are listed as input variables and can be combined through

mathematical expressions. For each index, the corresponding equation was entered into the calculator window, generating a new raster file with values calculated pixel-by-pixel across the entire extent of the orthomosaic.

To obtain a representative value of each index per plot, the 'Zonal Statistics' tool was used. This tool overlays the calculated index raster with the sampling grid polygon vector layer to extract descriptive statistics; in this study, the mean value of the pixels contained within each plot was used (Figure 4).

The mean values were exported as an attribute table of the vector layer and used as input data in subsequent analyses. This procedure was replicated for all calculated vegetation indices and for each evaluated trial.

Figure 4 - Representation of vegetation index extraction per experimental plot in a Value for Cultivation and Use (VCU) trial (GDM 534) in Ijaci, MG, Brazil, during the 2024/25 crop year at the R6 phenological stage.



Legend: (A) Normalized difference vegetation index (NDVI) and (B) green leaf index (GLI), displayed in false color. The black rectangles correspond to the harvestable plot area polygons digitized in QGIS, over which the mean pixel values were calculated. Source: The author (2026).

Statistical analysis of phenotypic data

The analytical workflow for the phenotypic data was structured according to the nature of the variables and the spatial scope of the trials. Each location-by-crop year combination was considered an environment to represent the variation in environmental conditions across locations and years. Initially, individual analyses per environment were performed for the

quantitative variables PROD, AMP, DPM, and IVs to characterize trait performance and experimental quality under each evaluation condition. The mean squares from the individual ANOVAs for each environment are summarized in Appendix A.

Prior to the analyses, the data were inspected for the presence of outliers, residual normality assessed via quantile-quantile (Q-Q) plots and homogeneity of variances, verified by Bartlett's test (1937). For the individual analyses, the following analysis of variance (ANOVA) model was used:

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + b_j + e_{ij} \quad (1)$$

In which:

y_{ij} = observation corresponding to line i in block j ;

μ : = overall mean of the trial (constant);

τ_i = fixed effect of the lines, with i ranging from 1, 2, 3 ... t

b_j = random effect of block j , with j ranging from 1, 2 ... r e $b_j \sim N(0, \sigma_b^2)$

e_{ij} = random residual effect of the plot that received line i in replication j , with $e_{ij} \sim N(0, \sigma_e^2)$.

Furthermore, the trait ACAM, given its ordinal nature, was processed and integrated directly into the subsequent analytical steps. Thus, following the individual analyses, a joint analysis across environments was performed using Linear Mixed Models (LMM), accounting for the data structure and allowing the estimation of variance components and the genotype $\times$ environment (G $\times$ A) interaction. The analyses were conducted using the *metan* package (Olivoto and Nardino, 2021) in R software. Variance components were estimated via Restricted Maximum Likelihood (REML), and the significance of the random effects was assessed using the Likelihood Ratio Test (LRT).

The mean performance estimates of the lines used in the analyses corresponded to the Best Linear Unbiased Estimators (BLUE), obtained directly from fitting the linear mixed model of the joint analysis considering the set of all locations within each analysis group, according to the following model:

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + b_{j(k)} + a_k + (\tau a)_{ik} + e_{ijk} \quad (2)$$

In which:

y_{ijk} = observation corresponding to genotype i in block j within environment k ;

μ : = overall mean of the trial (constant);

τ_i = fixed effect of the lines;

a_k = random effect of environment k with $a_k \sim N(0, \sigma_a^2)$

$b_{j(k)}$ = random effect of block j within environment k with $b_j \sim N(0, \sigma_b^2)$

$(\tau a)_{ik}$ = random effect of the genotype $\times$ environment interaction with $(\tau a)_{ik} \sim N(0, \sigma_{ga}^2)$

e_{ijk} = experimental error with $e_{ij} \sim N(0, \sigma_e^2)$

Resampling analysis by environment combinations for validating the repeatability of vegetation indices

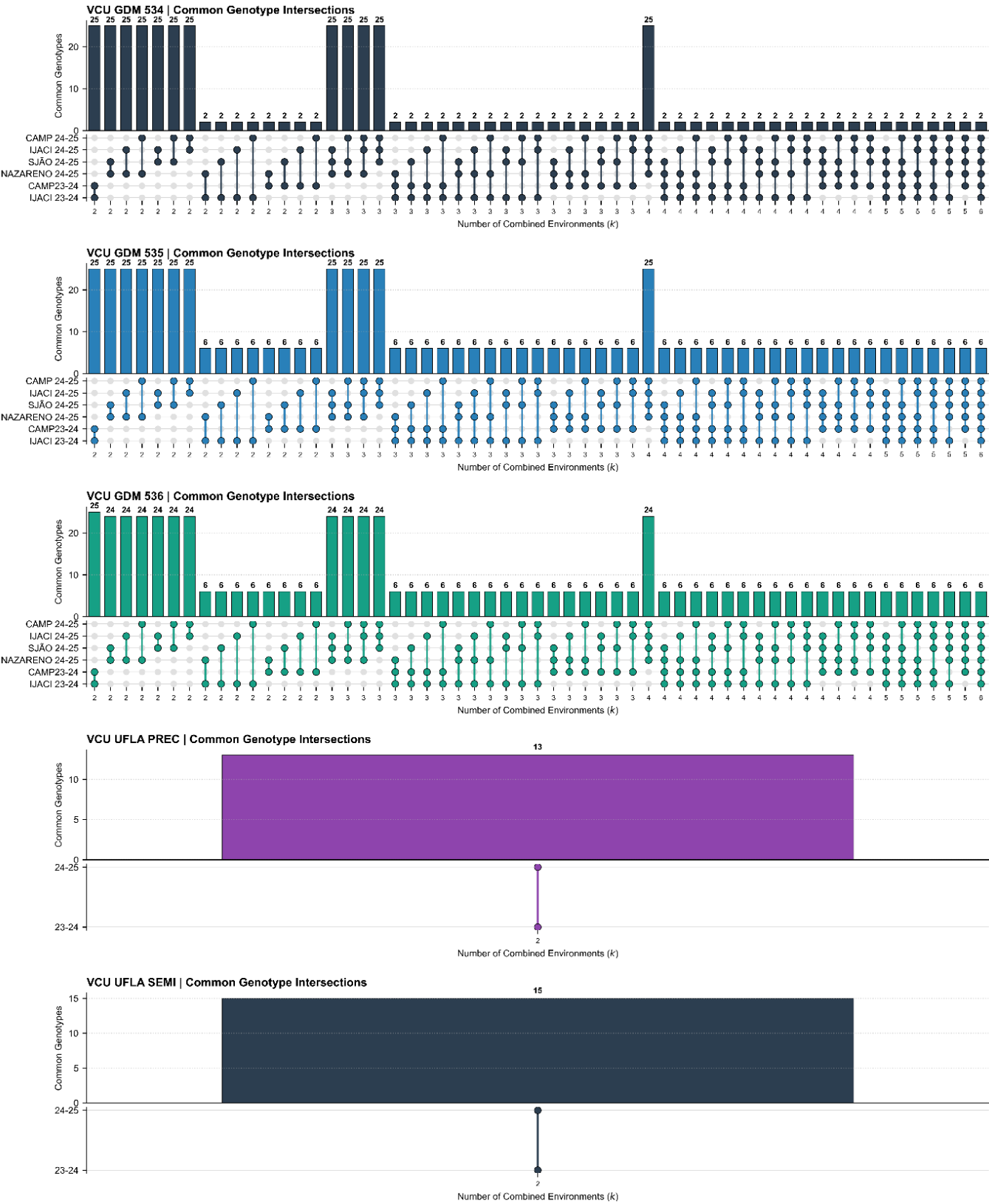
To evaluate the effect of the number and composition of environments on the reliability of the vegetation indices, a resampling simulation was conducted according to the methodology described by Bruzi *et al.* (2007), applied exclusively to the VCU-GDM trials. For each of these trials, all possible combinations of two or more environments were generated. For a total of n environments, the number of evaluated combinations follows:

$$Total = C(n,2) + C(n,3) + \dots + C(n,n) \quad (3)$$

For $n = 6$ environments, for example, this procedure generated $C(6,2) + C(6,3) + C(6,4) + C(6,5) + C(6,6) = 15 + 20 + 15 + 6 + 1 = 57$ distinct combinations.

To ensure comparability across environments, only the genotypes present in all environments of a given combination (common genotypes) were retained in each combination, as shown in Figure 5.

Figure 5 - Intersections of common genotypes across evaluation environments in the 2023/24 and 2024/25 growing seasons for five Value for Cultivation and Use (VCU) trials.



Source: The author (2026).

Repeatability estimation

For each combination of environments and each vegetation index, repeatability was estimated from the mean squares obtained in an auxiliary ANOVA. From this ANOVA, the mean squares for genotype (QMG), genotype $\times$ environment interaction (QMGA), and residual (QME) were extracted. Based on the expected mean squares, the following components were calculated:

$$\phi^2_g = (QMG - QMGA) / (E \times r) \quad (4)$$

$$\sigma^2_{GA} = (QMGA - QME) / r \quad (5)$$

$$\sigma^2_e = QME \quad (6)$$

In which:

E = is the number of environments in the combination;

r = is the effective number of replications;

ϕ^2_g = coefficient of determination for genotypes;

σ^2_{GA} = interaction variance GxA;

σ^2_e = residual variance;

The repeatability of the mean values was then estimated by:

$$R = \frac{\phi^2_g}{\phi^2_g + \frac{\sigma^2_{GA}}{E} + \frac{\sigma^2_e}{E \times r}} \quad (7)$$

This approach was initially applied to the VCU-GDM 534 trial, which was adopted as a reference for evaluating the behavior of the vegetation indices across environment combinations. The results obtained at this stage supported the subsequent analyses conducted in the remaining trials.

Multivariate selection

The application of the MGIDI index is based on four steps (Olivoto and Nardino, 2021):

1. Rescaling of traits: All analyzed variables are transformed into a standardized scale from 0 to 100, allowing traits with different magnitudes and units of measurement (such as days, kilograms, and centimeters) to be evaluated simultaneously.
2. Factor analysis: The central step of the index, employed to explain the original covariance structure of the data and promote dimensionality reduction. Highly correlated original variables are grouped into a smaller number of uncorrelated latent factors, resolving multicollinearity and generating new factor scores for each genotype to simplify the biological interpretation of the dataset.

3. Ideotype planning and weight assignment: An "ideal genotype" (ideotype) is defined by stipulating the desired selection direction for each trait (e.g., maximizing yield and minimizing lodging). At this stage, differential relative weights were also assigned, giving greater directional weight to grain yield (PROD) to prioritize genetic gain in the trait of greatest economic impact.
4. Distance calculation: The spatial Euclidean distance between the factor scores of each evaluated genotype and the scores of the theoretical ideotype is calculated. The genotype presenting the lowest MGIDI value is considered the closest to the ideal and is therefore selected.

Para For genotype selection using the MGIDI index, eleven distinct experimental scenarios were considered. For the VCU-GDM 534, 535, and 536 trials in the 2023/2024 growing season, each trial was conducted across two locations (two environments), and the MGIDI was applied to the joint analysis of these two environments, corresponding to Group A. In the 2024/2025 growing season, the same trials were evaluated across three or four locations, and the MGIDI was obtained from the joint analysis of these environments, corresponding to Group B.

Regarding the Early (*Precoce*) and Medium-Early (*Semiprecoce*) VCU-UFLA trials, one trial was conducted in 2023/2024 and another in 2024/2025. For each maturity group, a joint analysis was performed across both growing seasons, to which MGIDI selection was applied, constituting Group C. Furthermore, for the VCU-GDM 534, 535, and 536 trials, a joint multi-environment analysis encompassing all environments evaluated across both growing seasons was carried out totaling five or six environments depending on the trial constituting Group D.

In each of these analytical scenarios, the MGIDI index was applied using three distinct sets of traits: (i) agronomic traits only (CA); (ii) agronomic traits plus the NDVI vegetation index; and (iii) agronomic traits plus the GLI vegetation index.

Phenotypic correlation based on BLUEs

The correlation between the vegetation indices and agronomic traits was calculated using adjusted genotypic values obtained from a joint mixed-model analysis. The BLUEs for each genotype were extracted from this model and subsequently used to compute Pearson's correlation coefficients between the vegetation indices and the agronomic traits.

Coincidence index across the different analytical strategies

To evaluate the degree of agreement among the genotypes selected by the different approaches employed in this study, the coincidence index (CI) proposed by Cohen (1960) was calculated. The CI measures the proportion of common genotypes between the sets selected by two distinct criteria, accounting for the coincidence expected by chance:

$$IC (\%) = [(c - e) / (s - e)] \times 100 \quad (8)$$

In which:

c = is the number of coinciding genotypes between the two selected groups;

s = is the number of selected genotypes (considering the same selection proportion, set at 20%);

e = is the expected number of coincidences by chance, calculated as $e = s^2/N$, where N is the total number of evaluated genotypes;

CI = 100% indicates perfect coincidence, whereas CI = 0% indicates coincidence equivalent to that expected by chance.

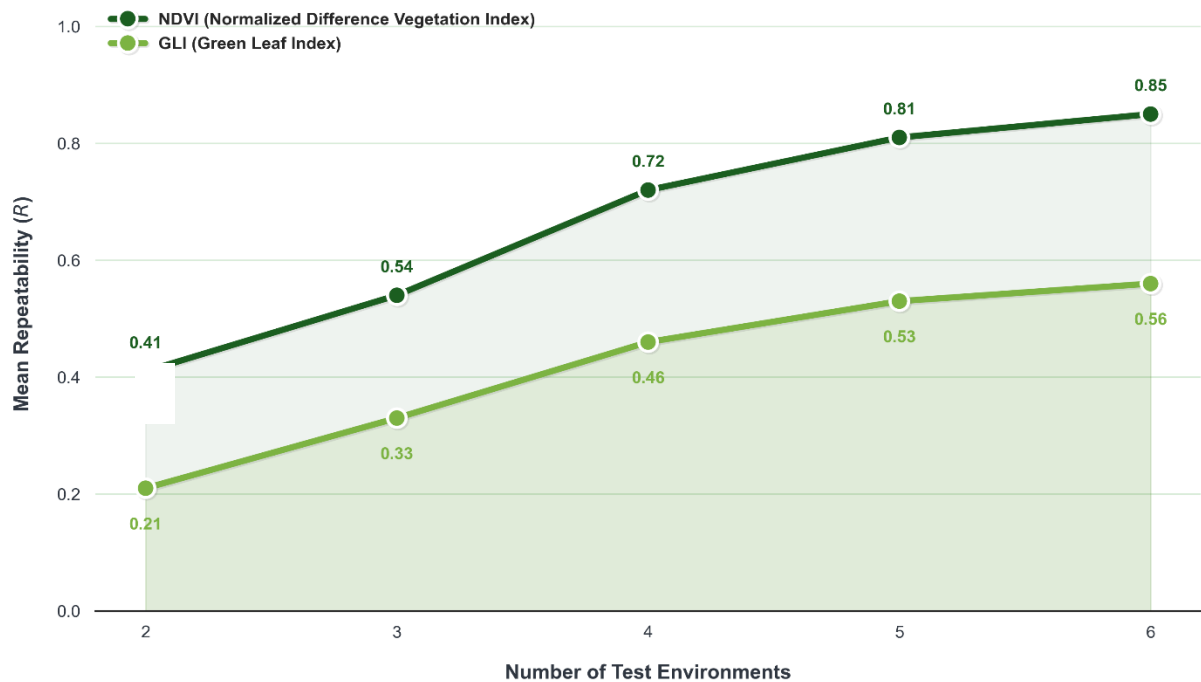
The CI was calculated by comparing the top 20% of genotypes selected by each spectral index incorporated into the MGIDI analysis (GLI and NDVI) against the phenotypic selection (SEM criterion, based exclusively on conventional agronomic traits without including vegetation indices). Comparisons were performed for the three VCU-GDM trials (534, 535, and 536), considering the joint analyses by growing season (2023/2024 with two environments and 2024/2025 with four environments), the overall joint analysis (six environments), and the Early and Medium-Early VCU-UFLA trials. Data processing, statistical analyses, and the generation of graphical representations were carried out jointly using the R (R Core Team, 2026) and Python (Python Software Foundation, 2026) computational environments.

RESULTS AND DISCUSSION

Repeatability of vegetation indices

The mean repeatability pattern of the two evaluated vegetation indices, NDVI and GLI, tends to increase as more environments are incorporated into the analysis (Figure 6)

Figure 6 - Mean repeatability estimates of the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) and GLI (Green Leaf Index) vegetation indices as a function of the number of evaluation environments (2 to 6 environments).



Source: The author (2026).

Adding more environments expands the effective number of observations used to estimate the quadratic components and the genotype $\times$ environment interaction, reducing the relative contribution of residual error and environmental inconsistency to the phenotypic mean (Falconer & Mackay, 1996; Resende, 2007).

NDVI exhibits a more consistent behavior and a higher magnitude compared to GLI. With two environments, its mean repeatability is 0.41, reaching 0.85 when all six environments are combined, showing a continuous increase across all observations (Figure 6). This behavior indicates that the genotypic signal of NDVI is proportionally less affected by the genotype $\times$ environment interaction as the set of trials expands.

This observed pattern is consistent with the findings of Quiros-Vargas *et al.* (2026) in high-throughput phenotyping, who demonstrated that remote sensing-derived traits exhibit moderate to high levels of repeatability and enable consistent genotype discrimination across different environmental conditions.

The GLI index also displayed a consistent response in repeatability estimates as the number of environments increased, maintaining the trend observed for NDVI. However, its magnitude was lower than that of the multispectral index across all analyzed combinations (Figure 6).

This behavior aligns with reports in the literature on high-throughput phenotyping using RGB imagery. RGB-derived indices, including GLI itself, tend to exhibit moderate heritability/repeatability compared to multispectral indices, although they retain relevant practical applicability given the lower cost and greater accessibility of RGB sensors relative to multispectral sensors (Alves *et al.*, 2024).

In soybean, for instance, among the RGB indices evaluated in a breeding program, GLI and RGBVI (Red-Green-Blue Vegetation Index) showed the highest broad-sense heritabilities. They presented a mean heritability of 0.56, which despite being the maximum obtained among the studied RGB indices is moderate compared to the values typically achieved by multispectral indices. This result indicates that the lower relative repeatability of GLI observed in the present study is not an isolated finding, but rather a recurring pattern associated with the nature of the spectral information captured by the RGB band (Miranda *et al.*, 2024).

Based on these results, repeatability does not constitute an intrinsic and immutable property, but rather a parameter directly conditioned by the experimental structure, particularly the number of evaluated environments. From a plant breeding perspective, this finding plays a central role. The observed increase in repeatability with the expansion of the multi-environment network implies a proportional reduction in residual variance and environment-specific effects, promoting greater consistency in the expression of the genotypic component and, consequently, higher accuracy in predicting genetic values (Resende, 2007; Piepho *et al.*, 2008).

The resulting gain in precision directly impacts the efficiency of the selection process, increasing the probability of correctly identifying superior genotypes and maximizing the expected genetic progress per selection cycle, as advocated by classical quantitative genetics models, in which genetic gain is a direct function of heritability and the accuracy of phenotypic evaluations (Falconer and Mackay, 1996; Bernardo, 2020).

Association between vegetation indices and agronomic traits

The correlation between GLI and days to maturity ($GLI \times DPM$) varied widely across trial environments, ranging from -0.21 to 0.72 (Figure 7). Moderate to strong positive associations were concentrated in specific trials notably VCU 534 (2024/25; $r = 0.72$), VCU SEMI ($r = 0.53$), and VCU PREC ($r = 0.38$) demonstrating that GLI effectively tracks plant maturation under responsive conditions. The $NDVI \times DPM$ relationship mirrored this trend in the same environments ($r = 0.31$ to 0.72), despite showing weak or negative correlations elsewhere (reaching -0.37 in VCU 534, 2023/24). This positive association stems from GLI's

sensitivity to green spectrum reflectance changes during the grain filling to senescence transition (Rosen *et al.*, 2024; Guo *et al.*, 2020).

Figure 7 - Pearson correlation matrices between vegetation indices and agronomic traits in soybean VCU trials.



Legend: Values are based on adjusted phenotypic means (BLUEs) across: (A-F) VCU trials 534, 535, and 536 during the 2023/24 and 2024/25 growing seasons; (G) VCU_PREC; and (H) VCU_SEMI.

The behavior observed in the environments with higher spectral response aligns with studies demonstrating the efficiency of the GLI index in determining physiological maturity, as reported by Volpato *et al.* (2021). Additionally, a recent study highlights that machine learning-based models, when integrated with GLI, constitute practical and effective tools for predicting soybean maturity, as demonstrated by Arantes *et al.* (2026).

Phenotypic correlations with grain yield (PROD) varied substantially across environments, ranging from -0.20 to 0.64 for NDVI $\times$ PROD and from -0.42 to 0.48 for GLI $\times$ PROD (Figure 7). For both indices, the weakest or negative correlations occurred in trials such as VCU 535 and VCU 536 (2024/25 season), whereas the strongest positive associations were observed in VCU PREC. This wide variation demonstrates that the direct linear relationship between vegetation indices and grain yield is strongly governed by seasonal edaphoclimatic conditions, crop management, and genotype $\times$ environment interactions (Santos *et al.*, 2025; Asawapaisankul *et al.*, 2025).

Genotype groupings by maturity cycle (VCU PREC and VCU SEMI) and trial VCU 534 (2024/25) demonstrated strong, consistent index–trait associations (Figure 7). In these environments, NDVI and GLI correlated positively with grain yield (PROD; r up to 0.64) and plant height (AMP; $r = 0.46$ to 0.76), while maintaining high mutual consistency (NDVI $\times$ GLI = 0.96). These multi-environment groupings provide greater phenotypic stability (BLUEs), highlighting vegetation indices as effective tools to characterize crop vigor, architecture, and yield.

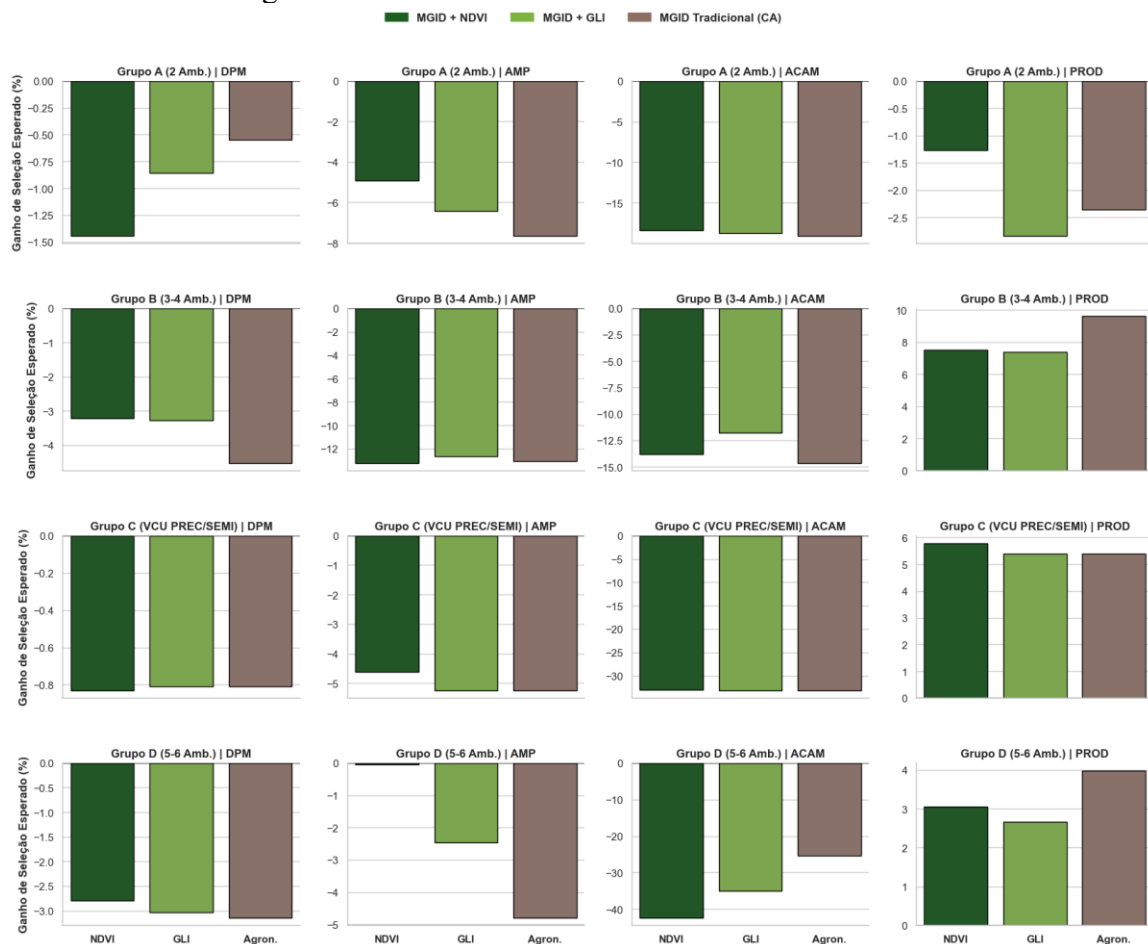
In height–lodging prone trials (VCU 535 and VCU 536, 2024/25 season), strong correlations among DPM, height (AMP), and lodging (ACAM; $r = 0.69$ - 0.90) led to yield penalties (PROD; $r = -0.24$ to -0.65) and inverse index yield relationships (Figure 7). Despite this environmental sensitivity, vegetation indices reliably represent genotype genetic variability across environments, strengthening their application in soybean breeding (Lima *et al.*, 2024; Vilela *et al.*, 2024).

Overall, NDVI and GLI show clear potential as indirect indicators of agronomic traits and yield, especially in early maturity groups (VCU PREC). Moreover, GLI $\times$ DPM associations (reaching $r = 0.53$ in VCU SEMI and $r = 0.72$ in VCU 534, 2024/25 season) highlight GLI as an effective metric to assist in phenological characterization across soybean maturity cycles.

Multi-trait selection with the inclusion of vegetation indices

To evaluate how the integration of vegetation indices influences multi-trait selection, expected selection gains (%) for DPM, AMP, ACAM, and PROD were estimated across three MGIDI strategies (Figure 8): traditional agronomic traits alone (MGIDI–CA), MGIDI + NDVI, and MGIDI + GLI. Comparing these strategies reveals how incorporating spectral indices redistributes selection gains across agronomic traits. This comparison is critical because RGB (e.g., GLI) and multispectral indices (e.g., NDVI) exhibit distinct sensitivities depending on the target trait and environmental conditions (Yuan *et al.*, 2022).

Figure 8 - Multi-trait selection gains (%) across soybean VCU environment groups under distinct MGIDI strategies.



Legend: Comparison among MGIDI + NDVI, MGIDI + GLI, and traditional agronomic traits alone (MGIDI–CA). Group A: trials 534–536 (2023/24 season; 2 environments); Group B: trials 534–536 (2024/25 season; 3–4 environments); Group C: VCU_PREC and VCU_SEMI (2023/24 and 2024/25 seasons); Group D: trials 534–536 across both seasons (5–6 environments). DPM = days to maturity; AMP = average plant height; ACAM = lodging; PROD = grain yield; NDVI = Normalized Difference Vegetation Index; GLI = Green Leaf Index. Source: The author (2026).

In Group A, corresponding to trials 534, 535, and 536 conducted in the 2023/2024 growing season across two environments, the inclusion of vegetation indices modified the distribution of selection gains among traits. For PROD, MGIDI + NDVI showed the lowest expected loss (-1.27%), whereas MGIDI + GLI and the traditional MGIDI (CA) showed losses of approximately -2.80% and -2.35%, respectively. For DPM, incorporating NDVI resulted in the largest reduction (-1.44%), compared to approximately -0.84% for GLI and -0.55% for the index considering only agronomic traits. For AMP, reductions were approximately -4.9%, -6.4%, and -7.6% for MGIDI + NDVI, MGIDI + GLI, and traditional MGIDI, respectively. For ACAM, all three methods exhibited responses of similar magnitude, with reductions close to 18–19%. These results indicate that, within this set of environments, including vegetation indices altered the balance of gains across traits, with a more pronounced effect on DPM, AMP, and PROD.

Reducing plant height and lodging is a relevant breeding objective in soybean, as excessively tall plants tend to be more susceptible to lodging. This trait can compromise canopy architecture, light interception, and mechanical harvesting efficiency, potentially impacting grain yield (Bordin *et al.*, 2022). Thus, changes in the selection response for AMP and ACAM are particularly relevant when evaluating the incorporation of spectral information into multivariate selection indices.

In Group B, corresponding to trials 534, 535, and 536 conducted in the 2024/2025 growing season across three or four environments, the inclusion of vegetation indices resulted in positive gains for PROD, albeit lower than those obtained with the traditional MGIDI. Gains were approximately +7.50% with MGIDI + NDVI and +7.37% with MGIDI + GLI, whereas the index considering exclusively agronomic traits yielded a gain close to +9.6%. For ACAM, all three strategies provided substantial reductions: approximately -13.82% with NDVI, -11.82% with GLI, and -14.5% with the traditional index. Therefore, although including vegetation indices reduced the magnitude of the response for ACAM compared to the traditional MGIDI, all three strategies maintained a favorable direction for this trait.

A similar behavior was observed for DPM, for which MGIDI + NDVI and MGIDI + GLI showed reductions of approximately -3.21% and -3.27%, respectively, while the traditional MGIDI showed a reduction close to -4.52%. For AMP, the three strategies also produced substantial reductions, with values close to -13% for NDVI, -12.5% for GLI, and -12.8% for the traditional index. Thus, in Group B, incorporating vegetation indices altered the magnitude of gains across traits without modifying the overall direction of the responses observed for the agronomic traits (Figure 8).

Although the yield gains obtained by including NDVI and GLI were lower than those observed with the traditional MGIDI, the estimates in Group B were derived from a broader set of environments. Expanding the experimental network can contribute to a more adequate characterization of the genotype $\times$ environment interaction and reduce the relative influence of specific environmental conditions on mean genotype performance, favoring more representative performance estimates (Olivoto *et al.*, 2019a). From a quantitative genetics perspective, evaluations conducted across a larger number of environments and replications tend to increase selection accuracy and the reliability of genotypic means (Cruz *et al.*, 2012).

In Group C, corresponding to the joint analyses of the VCU_PREC and VCU_SEMI trials across the 2023/2024 and 2024/2025 growing seasons, the inclusion of vegetation indices promoted relatively small changes in the expected selection gains for agronomic traits. For DPM, the three methods exhibited very similar responses, with reductions of approximately -0.84% for MGIDI + NDVI, -0.81% for MGIDI + GLI, and -0.80% for the traditional MGIDI. For AMP, reductions were close to -4.7%, -5.2%, and -5.2%, respectively. For ACAM, the three methods also showed virtually identical responses, with reductions exceeding 30%. For PROD, gains were positive across all three strategies: approximately +5.8% for MGIDI + NDVI, and +5.4% for both MGIDI + GLI and the traditional MGIDI. Therefore, despite substantial absolute gains for certain traits especially ACAM and PROD the differences among the selection strategies were minor (Figure 8).

The close alignment among these results indicates that, in this set of trials, incorporating vegetation indices exerted a limited influence on the selection response of agronomic traits. This convergence, despite the different physical principles underlying NDVI and GLI, agrees with Yuan *et al.* (2022), who observed that RGB and multispectral indices can exhibit a similar capacity to discriminate vegetative vigor, despite differing in their specific magnitudes and sensitivities.

Group D, corresponding to trials 534, 535, and 536 evaluated jointly across the 2023/2024 and 2024/2025 growing seasons (five or six environments), showed more evident differences among the selection strategies, particularly for AMP and ACAM. For AMP, including NDVI resulted in a virtually null response, whereas GLI provided a reduction of approximately -2.5%, and the traditional MGIDI showed the largest reduction, close to -4.8%. This behavior indicates that incorporating NDVI more markedly modified the selection response for plant height, reducing the intensity of the response observed when considering exclusively agronomic traits.

For ACAM, conversely, the inclusion of vegetation indices intensified the expected reduction. MGIDI + NDVI showed the largest reduction, at approximately -42.5%, followed by MGIDI + GLI at approximately -35.0%, whereas the traditional MGIDI showed a reduction close to -25.0%. Thus, the vegetation indices particularly NDVI substantially altered the selection response for lodging, favoring a greater expected reduction in this trait.

For PROD, the differences among strategies were relatively small. Gains were approximately +3.1% for MGIDI + NDVI, +2.7% for MGIDI + GLI, and +4.0% for the traditional MGIDI. Although including vegetation indices slightly reduced the expected yield gain compared to the index based exclusively on agronomic traits, all three strategies maintained positive responses for this trait (Figure 8).

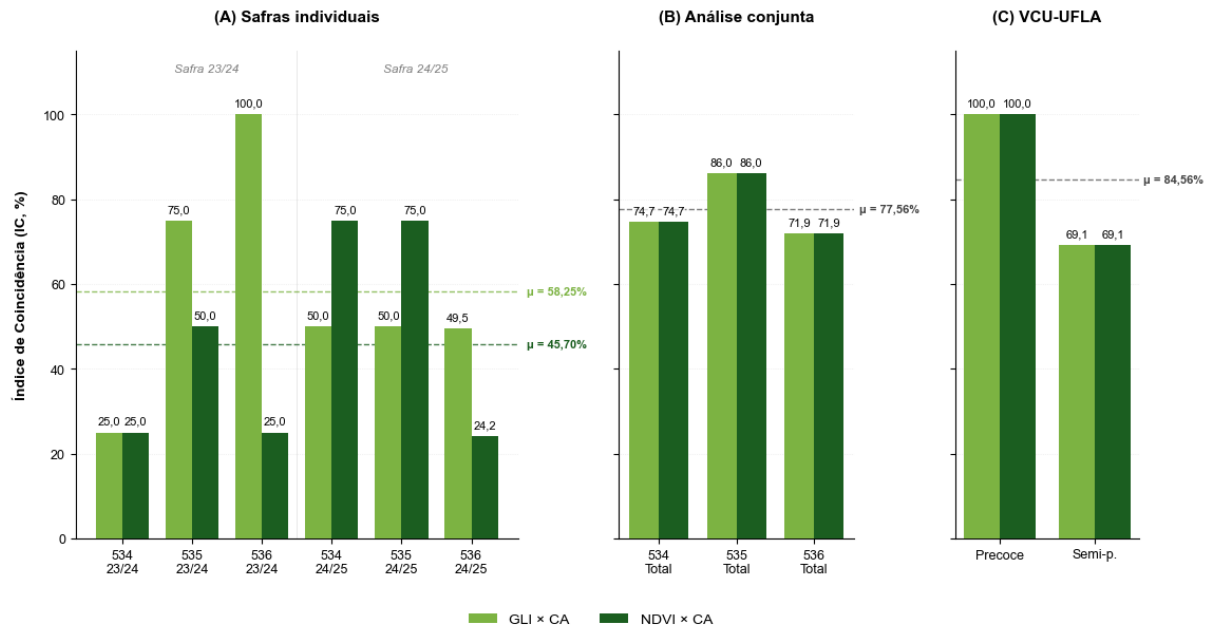
Overall, the comparison among MGIDI + NDVI, MGIDI + GLI, and traditional MGIDI (CA) revealed that incorporating vegetation indices promoted changes of variable magnitude in the expected selection gains for agronomic traits. The largest differences were observed for traits related to plant architecture, especially AMP and ACAM, whereas changes for PROD were relatively smaller across most groups. This pattern suggests that vegetation indices acted as complementary sources of information within the MGIDI, modifying the intensity of selection responses without, in most cases, altering the overall direction of the gains obtained based on agronomic traits alone (Debnath *et al.*, 2024).

Despite the conceptual differences between NDVI calculated from reflectances in the red and near-infrared regions and GLI constructed from visible spectrum bands both frequently exhibited similar trends for the evaluated agronomic traits. However, the magnitude of the responses varied according to the index, the trait, and the set of environments. Thus, the results indicate that incorporating spectral information can complement the phenotypic characterization of genotypes, maintaining yield responses close to those obtained by the traditional MGIDI across different sets of environments, while promoting more pronounced changes in responses related to plant height and, primarily, lodging (Sheikh *et al.*, 2024; Zhang *et al.*, 2024).

Coincidence among selection strategies

Within individual growing seasons, mean coincidence index (CI) values reached 58.25% for GLI $\times$ CA and 45.70% for NDVI $\times$ CA (Figure 8). These moderate coincidence rates indicate that season-specific environmental factors strongly influence relative genotype performance, thereby altering ranking agreement across selection strategies.

Figure 9 - Coincidence index (CI) among MGIDI selection strategies across individual growing seasons and environment sets.



Legend: Mean coincidence values for $GLI \times CA$ and $NDVI \times CA$ across individual growing seasons, reflecting agreement between spectral-enhanced MGIDI strategies and the traditional agronomic approach (CA). Source: The author (2026).

In contrast, when the analyses were performed using information from two growing seasons simultaneously, the mean coincidence increased to 77.56%, regardless of the vegetation index employed in the selection model. A similar result was observed in the VCU-UFLA trials, in which the mean CI reached 84.56%, denoting the highest level of agreement among the selection strategies. Notably, the difference relative to the first group may be attributed to the growing season effect.

The observed pattern indicates that the increase in CI is related not only to the number of evaluated environments, but also to the incorporation of multiple growing seasons into the analysis. This provides more consistent estimates of genotype performance, reduces the effect of unpredictable environmental variations, and enables a more stable ranking of the breeding lines.

This behavior demonstrates that the reliability of genotypic estimates increases with the expansion of the dataset used in the evaluation, whether through a larger number of environments or the inclusion of different growing seasons. These conditions favor convergence between the selections obtained via spectral indices and those based on agronomic traits.

Thus, the higher CI values observed in the joint analyses of the VCU trials suggest that using vegetation indices as an auxiliary selection criterion is more robust when applied in multi-environment evaluations, aligning with the principle that precision in cultivar evaluation increases with the number of environments and the quality of the resulting estimates (Resende and Duarte, 2007; Gilbert and Martin, 2024; Filho *et al.*, 2024).

CONCLUSIONS

Incorporating vegetation indices into the multi-trait selection of soybean breeding lines proved to be a viable strategy to complement agronomic evaluations conducted in breeding programs. NDVI exhibited higher repeatability compared to GLI, demonstrating greater stability of the estimates and a higher capacity to discriminate consistent differences among breeding lines across the evaluated environments.

Increasing the number of environments and growing seasons provided substantial increments in the repeatability estimates of the vegetation indices, demonstrating that the reliability of these variables depends directly on the breadth of the experimental network. Thus, using spectral indices in multi-environment evaluations favors more accurate and robust estimates for decision-making.

Including NDVI and GLI in the MGIDI index enabled the identification of superior breeding lines without compromising the predicted gains for the agronomic traits of interest, particularly grain yield. Furthermore, the high coincidence between the genotypes selected with NDVI and GLI indicates that GLI constitutes an operationally viable alternative for programs seeking to reduce phenotyping costs while maintaining high agreement with results obtained from multispectral sensors.

Overall, the results demonstrate that vegetation indices are reliable complementary tools for selecting superior soybean breeding lines under tropical conditions, with their potential maximized when employed in analyses that integrate multiple environments and growing seasons.

REFERENCES

- ALVES, Andressa KS *et al.* High throughput phenotyping in soybean breeding using RGB image vegetation indices based on drone. **Scientific Reports**, v. 14, n. 1, p. 32055, 2024.
- ANCHE, Mahlet T. *et al.* Temporal covariance structure of multi-spectral phenotypes and their predictive ability for end-of-season traits in maize. **Theoretical and Applied Genetics**, v. 133, n. 10, p. 2853-2868, 2020.
- ARANTES, P. S.; BRUZI, A. T.; FERRAZ, M. A.; PAULA, A. G. S.; NUNES, J. A. R.; PEREIRA, R. R.; SANTOS, J. S. P. Determination of full maturity in soybean using machine-learning models and UAV imagery. **Crop Breeding and Applied Biotechnology**, 2026.
- BANDEIRA, Andressa Tolfo; ROSA, Hamilton Telles; PORAZZI, Luis Fernando Baraldi. Correlação entre componentes de produtividade e rendimento de cultivares em diferentes safras. **Research, Society and Development**, v. 13, n. 12, p. e222131247898-e222131247898, 2024.
- BARTLETT, M. S. Properties of sufficiency and statistical tests. **Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical and Physical Sciences**, v. 160, n. 901, p. 268-282, 1937.
- BLASQUES, Gabriel M. *et al.* Enhancing enviromics based predictions in common bean multi-environment trials. **Scientific Reports**, v. 15, n. 1, p. 38070, 2025.
- BONGOMIN, Ocident *et al.* UAV image acquisition and processing for high-throughput phenotyping in agricultural research and breeding programs. **The Plant Phenome Journal**, v. 7, n. 1, 2024.
- BRUZI, A. T. *et al.* Homeostasis of common bean populations with different genetic structures. **Crop Breeding and Applied Biotechnology**, v. 7, n. 2, p. 111–116, 2007.
- COHEN, Jacob. A coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and psychological measurement**, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960.
- CRUZ, C. D.; REGAZZI, A. J.; CARNEIRO, P. C. S. **Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético**. 4. ed. Viçosa: Editora UFV, 2012. v. 1.
- DA SILVA ESTEVAM, Vitória; REGES, Nívea Patrícia Ribeiro; DOS SANTOS, Marcos Paulo. Uso do índice NDVI para deteminação fenológica da cultura da soja. **Revista uniaraguaia**, p. 106-115, 2023.
- DE RESENDE, Marcos Deon Vilela *et al.* **Genética biométrica e estatística no melhoramento de plantas perenes**. 2002. Embrapa. Brasília. Df.
- DEBNATH, Pinki *et al.* A novel multi trait genotype ideotype distance index (MGIDI) for genotype selection in plant breeding: Application, prospects, and limitations. **Crop Design**, v. 3, n. 4, p. 100074, 2024.

FALCONER, Douglas Scott. **Introduction to quantitative genetics**. Pearson Education India, 1996.

FILHO, Juraci Souza Sampaio *et al.* Genotype x environment interaction in cassava multi-environment trials via analytic factor. **Plos one**, v. 19, n. 12, p. e0315370, 2024.

GOBRON, N. *et al.* Advanced vegetation indices optimized for up-coming sensors: Design, performance, and applications. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 38, n. 6, p. 2489-2505, 2000.

GUO, Yahui *et al.* Scaling effects on chlorophyll content estimations with RGB camera mounted on a UAV platform using machine-learning methods. **Sensors**, v. 20, n. 18, p. 5130, 2020.

HUANG, Sha *et al.* A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. **Journal of forestry research**, v. 32, n. 1, p. 1-6, 2021.

Jl, Zhonglin *et al.* Prediction of crop yield using phenological information extracted from remote sensing vegetation index. **Sensors**, v. 21, n. 4, p. 1406, 2021.

LIMA, Charleston dos Santos *et al.* Use of Phenomics in the Selection of UAV-Based Vegetation Indices and Prediction of Agronomic Traits in Soybean Subjected to Flooding. **AgriEngineering**, v. 6, n. 3, p. 3261-3278, 2024.

LOUHAICHI, Mounir; BORMAN, Michael M.; JOHNSON, Douglas E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat. **Geocarto International**, v. 16, n. 1, p. 65-70, 2001.

LOZADA, Dennis N. *et al.* Genomic prediction and indirect selection for grain yield in US Pacific Northwest winter wheat using spectral reflectance indices from high-throughput phenotyping. **International Journal of Molecular Sciences**, v. 21, n. 1, p. 165, 2019.

MIRANDA, Melissa Cristina de Carvalho. **From seed to canopy: high-throughput phenotyping and machine learning in soybean breeding**. 2024. Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo.

MUKIIBI, Alex *et al.* A systematic review of vegetation indices for potato growth monitoring and tuber yield prediction from remote sensing. **Potato research**, v. 68, n. 1, p. 409-448, 2025.

OLIVOTO, T.; LÚCIO, A. D. C.; SILVA, J. A. G. da; MARCHIORO, V. S.; SOUZA, V. Q. de; JOST, E. Mean performance and stability in multi-environment trials I: combining features of AMMI and BLUP techniques. **Agronomy Journal**, v. 111, n. 6, p. 2949-2960, 2019a.

OLIVOTO, Tiago; NARDINO, Maicon. MGIDI: Toward an effective multivariate selection in biological experiments. **Bioinformatics**, v. 37, n. 10, p. 1383-1389, 2021.

PIEPHO, Hans-Peter; MALIK, Waqas Ahmed. Connecting variety trialling systems across two countries. **Plant Breeding**, v. 144, n. 2, p. 257-262, 2025.

POUR-ABOUGHADAREH, Alireza *et al.* Stability indices to deciphering the genotype-by-environment interaction (GEI) effect: An applicable review for use in plant breeding programs. **Plants**, v. 11, n. 3, p. 414, 2022.

QUIROS-VARGAS, Juan *et al.* Repeatability and Heritability of UAV-Derived Canopy Traits in a Cassava Breeding Population Using Time-Series Data from Two Consecutive Growing Seasons. **bioRxiv**, p. 2026.06. 03.729518, 2026.

REDDY, S. Srinatha *et al.* Spatio-temporal evaluation of drought adaptation in wheat revealed NDVI and MTSI as powerful tools for selecting tolerant genotypes. **Field Crops Research**, v. 311, p. 109367, 2024.

REN, Pengting *et al.* Estimation of soybean yield by combining maturity group information and unmanned aerial vehicle multi-sensor data using machine learning. **Remote sensing**, v. 15, n. 17, p. 4286, 2023.

ROSEN, Lucas; EWING, Patrick M.; RUNCK, Bryan C. RGB-based indices for estimating cover crop biomass, nitrogen content, and carbon: nitrogen ratio. **Agronomy Journal**, v. 116, n. 6, p. 3070-3080, 2024.

ROUSE, J. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: **Third NASA Earth Resources Technology Satellite Symposium**, 1973. p. 309-317.

SANTANA, Dthenifer Cordeiro *et al.* High-throughput phenotyping allows the selection of soybean genotypes for earliness and high grain yield. **Plant Methods**, v. 18, n. 1, p. 13, 2022.

SANTOS, Anna Kelly Severino *et al.* Spatial variability and correlation of soybean yield components and harvest losses. **Revista Brasileira de Engenharia de Biosistemas**, v. 19, 2025.

SARKAR, Shagor *et al.* Assessment of soybean lodging using UAV imagery and machine learning. **Plants**, v. 12, n. 16, p. 2893, 2023.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An analysis of variance test for normality (complete samples). **Biometrika**, v. 52, n. 3, p. 591-611, 1965.

SLAIFFER, Henrique *et al.* Índices de vegetação e sua correlação com a produtividade da cultura da soja em área irrigada e de sequeiro. **Nativa**, v. 13, n. 3, 2025.

SOUZA JUNIOR, H. *et al.* **Adaptation of soybean to low latitudes using alleles for long juvenile period**. 2024.

SOUZA, Clovis Arruda *et al.* Arquitetura de plantas e produtividade da soja decorrente do uso de redutores de crescimento. **Bioscience Journal**, p. 634-643, 2013.

TEODORO, Paulo E. *et al.* High-throughput phenotyping in maize and soybean genotypes using vegetation indices and computational intelligence. **Plant Methods**, v. 20, n. 1, p. 164, 2024.

United States Department Of Agriculture. **Soybean production in Brazil**. 2026. Available at: <https://ipad.fas.usda.gov/countrysummary/Default.aspx?id=BR&crop=Soybean>. Accessed on: May 29, 2026.

VIANNA, Mariana Silva *et al.* Using red–green–blue vegetation indices to evaluate complex agronomical traits in soybean breeding. **Agronomy Journal**, v. 117, n. 1, p. e21723, 2025.

VILELA, N. J. D. *et al.* Association of UAV-based vegetation indices with soybean yield and disease severity. **Preservation**, v. 23, n. 3, 2024.

YOOSEFZADEH-NAJAFABADI, Mohsen *et al.* Application of machine learning algorithms in plant breeding: predicting yield from hyperspectral reflectance in soybean. **Frontiers in plant science**, v. 11, p. 624273, 2021.

YUAN, Ying *et al.* Performance comparison of RGB and multispectral vegetation indices based on machine learning for estimating *Hopea hainanensis* SPAD values under different shade conditions. **Frontiers in Plant Science**, v. 13, p. 928953, 2022.

ZHANG, Qian *et al.* Research progress of spectral imaging techniques in plant phenotype studies. **Plants**, v. 13, n. 21, p. 3088, 2024.

TERCEIRA PARTE

3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente dissertação demonstrou que índices de vegetação obtidos por fenotipagem de alto rendimento podem ser incorporados de forma eficiente aos processos de seleção de linhagens superiores de soja. A avaliação da repetibilidade mostrou-se uma etapa fundamental para validar o uso desses caracteres, permitindo verificar sua consistência em diferentes condições ambientais e sua utilidade como ferramentas auxiliares ao melhoramento genético.

Entre os índices avaliados, o NDVI apresentou maior repetibilidade e estabilidade das estimativas, configurando-se como a alternativa mais precisa para a caracterização espectral das linhagens. Entretanto, o GLI apresentou elevada concordância com o NDVI e destacou-se como uma opção de menor custo e maior acessibilidade, ampliando as possibilidades de adoção da fenotipagem aérea em programas de melhoramento com diferentes níveis de investimento tecnológico.

Os resultados também evidenciaram que a eficiência da seleção baseada em índices espectrais aumenta à medida que mais ambientes e safras são incorporados às análises. Assim, redes experimentais mais amplas não apenas aumentam a precisão da seleção dos caracteres agrônômicos tradicionais, mas também potencializam a confiabilidade das informações obtidas por sensoriamento remoto.

A integração de índices de vegetação ao índice MGIDI permitiu associar informações fisiológicas e agrônômicas em um único critério de seleção, contribuindo para uma avaliação mais abrangente dos genótipos. Dessa forma, os índices de vegetação devem ser considerados ferramentas complementares aos métodos convencionais de avaliação, capazes de aumentar a eficiência da seleção sem substituir a mensuração direta dos caracteres agrônômicos de interesse.

Por fim, os resultados obtidos reforçam o potencial da fenotipagem de alto rendimento como componente estratégico dos programas modernos de melhoramento de soja. Estudos futuros podem explorar a integração de séries temporais de índices espectrais, aprendizado de máquina e outras variáveis obtidas por sensoriamento remoto, visando ampliar ainda mais a precisão e a velocidade da seleção de genótipos superiores.

APÊNDICE A - RESUMO DAS ANÁLISES DE VARIÂNCIA INDIVIDUAIS (QUADRADOS MÉDIOS)

Tabela 1 - ANOVA_534 IJACI 23/24.

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0002	0.0008	0	0	3.64	594.8548	253909.8679
Trat	24	0.0 ns	0.0007 *	0.0003ns	0.0003ns	27.6389 **	162.7583 **	568817.8186 *
Resíduo	48	0	0.0003	0.0002	0.0003	2.5289	23.557	281955.337
Média		0.9318	0.5972	0.4057	0.4452	114.8	79.3511	5346.0838
CV (%)		0.6184	3.1004	3.7405	3.9241	1.3852	6.1166	9.9324

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 2 - ANOVA_535 IJACI 23/24

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0001	0.0006	0.0012	0.0009	8.0133	131.6104	78402.037
Trat	24	0.0 ns	0.0001ns	0.0001ns	0.0001ns	14.9356 **	242.0601**	445020.5822 ns
Resíduo	48	0	0.0001	0.0002	0.0002	1.5689	27.7246	394369.819
Média		0.9319	0.6047	0.3982	0.4371	117.0533	83.7822	5598.8392
CV (%)		0.4117	1.8323	3.2486	3.414	1.0701	6.2846	11.2164

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 3 - ANOVA_536 IJACI 23/24

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	1	0.0013	0.015	0.0036	0.0002	48.02	512	6031177.873
Trat	24	0.0001ns	0.0006ns	0.0004ns	0.0004ns	14.995 **	136.8661**	810573.7483**
Resíduo	24	0	0.0005	0.0005	0.0005	5.0617	26.7176	220336.9499
Média		0.9184	0.5422	0.4369	0.4603	118.18	69.76	4501.0768
CV (%)		0.6933	4.043	5.1528	4.6662	1.9037	7.4096	10.4286

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 4 - ANOVA 534 CAMP 23/24

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0009	0.0027	0.0004	0.002	4.4783	307.0596	2092112.517
Trat	24	0.0003**	0.0007*	0.0009ns	0.0014ns	31.9478**	148.2425**	614199.363 *
Resíduo	48	0.0001	0.0003	0.0005	0.0008	3.9783	35.6252	309930.4514
Média		0.936	0.6082	0.4329	0.4408	113.4	72.5857	5097.8987
CV (%)		1.1541	3.0498	5.3449	6.5203	1.7589	8.223	10.9205

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 5 - ANOVA_535 CAMP 23/24

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0082	0.0036	0.0149	0.0266	11.6231	72.7822	22634.8481
Trat	24	0.0023ns	0.0014ns	0.0024ns	0.0042ns	20.8268**	97.492**	407409.213*
Resíduo	48	0.0023	0.0013	0.0023	0.004	4.4879	16.4137	190042.191
Média		0.9366	0.6235	0.4363	0.4464	115.55	84.2833	5272.3254
CV (%)		5.0803	5.7346	10.9684	14.14	1.8334	4.8069	8.2684

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 6 - ANOVA_536 CAMP 23/24

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	1	0.0	0	0	0	1.1667	6.6138	41418.75
Trat	24	0.0001**	0.0007**	0.0006**	0.0008**	12.9969**	111.0753**	83425.7246*
Resíduo	24	0	0	0.0001	0.0001	2.1667	11.6138	40295.9239
Média		0.9477	0.6309	0.4532	0.4699	114.1136	83.1515	2335.8333
CV (%)		0.1718	0.7459	1.7371	1.6457	1.2899	4.0984	8.5939

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 7 - ANOVA_VCU PREC 23/24

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0007	0.0009	0.0001	0.0002	9	14.2188	895736.6967
Trat	14	0.012ns	0.006ns	0.007ns	0.01ns	7.9686*	394.27**	606418.921ns
Resíduo	28	0.0084	0.0045	0.0069	0.013	3.25	79.3429	444065.466
Média		0.9016	0.5589	0.4382	0.437	113.751	108.4065	5475.3206
CV (%)		10.1742	12.0007	18.9867	26.499	1.5848	8.2167	12.1707

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 8 - ANOVA_VCU SEMI 23/24

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0	0	0	0.0001	3.3519	35.7798	2277525.694
Trat	17	0.0003ns	0.0014**	0.0008**	0.0011 *	16.2832**	208.0819 *	2625445.4015**
Resíduo	34	0.0001	0.0002	0.0003	0.0005	2.7048	88.1938	439968.7156
Média		0.9323	0.5689	0.4822	0.4943	125.5185	131.7469	4120.6883
CV (%)		1.2733	2.1692	3.4455	4.3398	1.3103	7.1282	16.0969

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 9 - ANOVA_VCU PREC 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0057	0.0013	0.0007	0.0005	11.6222	13.5136	94367.7626
Trat	14	0.001 ns	0.0005ns	0.0008ns	0.0022ns	12.9365**	592.3887**	1592657.6318**
Resíduo	28	0.001	0.0004	0.0006	0.0017	2.9079	35.5586	180025.9767
Média		0.8121	0.1494	0.2864	0.1207	112.7778	92.3259	4601.8236
CV (%)		3.8205	13.7837	8.1852	34.6398	1.5121	6.4587	9.2201

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 10 - ANOVA_VCU SEMI 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0003	0.0038	0.0005	0.0004	0.0667	27.4889	1596463.154
Trat	17	0.0001ns	0.0002ns	0.0004ns	0.0006ns	6.3429 ns	286.2328 **	518700.7595 ns
Resíduo	34	0.0001	0.0004	0.0004	0.0007	4.0667	25.2614	403833.8902
Média		0.8868	0.2841	0.2958	0.2227	123.4	113.3333	4475.497
CV (%)		1.1427	6.6669	6.3921	11.5463	1.6342	4.4348	14.1991

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 11 - ANOVA_534 SJÃO 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0001	0.0001	0.0045	0.002	19.6933	83.8633	565216.831
Trat	24	0.0 ns	0.0001ns	0.0011ns	0.0004ns	6.9722 **	86.5314 **	2309642.2263 **
Resíduo	48	0	0.0002	0.0012	0.0006	2.4572	9.3251	426487.7761
Média		0.9095	0.2872	0.3408	0.3482	111.0667	27.7867	5101.7894
CV (%)		0.5463	4.7927	10.3209	6.9039	1.4114	10.9898	12.8006

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 12 - ANOVA_535 SJÃO 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0001	0.0002	0.0028	0.0113	133.4933	136.6433	1083159.443
Trat	24	0.0 ns	0.0001 *	0.0007ns	0.0008ns	120.131**	207.5339 **	2922605.003 **
Resíduo	48	0	0.0001	0.0007	0.0007	27.6461	16.1156	417015.415
Média		0.9134	0.2956	0.398	0.3946	116.2267	30.1067	4613.132
CV (%)		0.4172	2.6225	6.6733	6.4807	4.5239	13.334	13.9985

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 13 - ANOVA_536 SJÃO 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	1	0.0034	0.0067	0.0026	0.0036	84.5	0.845	2174533.473
Trat	23	0.0045ns	0.0006ns	0.0044ns	0.0059ns	62.3804ns	7.3808 ns	1812665.750 **
Resíduo	25	0.0071	0.0007	0.0079	0.0104	36.21	8.1537	430350.8812
Média		0.8874	0.2804	0.3343	0.3244	119.3	23.19	4166.2134
CV (%)		9.5152	9.3781	26.589	31.429	5.044	12.3134	15.746

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Nota: O grau de liberdade do resíduo (25) reflete o desbalanceamento ocorrido neste ensaio específico, decorrente da semeadura e avaliação de uma parcela extra no campo. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 14 - ANOVA 534 IJACI 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0114	0.0032	0.0014	0.0047	0.64	62.4533	1063839.664
Trat	24	0.027**	0.002 **	0.0115**	0.014 **	17.4133**	119.0743 **	655784.5808 ns
Resíduo	48	0.002	0.0002	0.0013	0.0011	1.8067	19.154	425104.1221
Média		0.7535	0.1234	0.2651	0.0788	111.12	72.5067	5576.6722
CV (%)		5.8961	12.5836	13.4549	42.1478	1.2096	6.036	11.6916

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 15 - ANOVA 535 IJACI 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0005	0.0106	0.0001	0.0015	8.1101	7.9659	3989078.674
Trat	24	0.0007**	0.001 **	0.001**	0.0033**	52.137**	448.690**	421743.2566 ns
Resíduo	48	0.0001	0.0002	0.0001	0.0003	13.4563	15.2746	369011.2216
Média		0.8666	0.2288	0.3113	0.1767	115.7973	79.6311	5560.5113
CV (%)		1.0828	6.4635	3.4845	8.9728	3.1678	4.908	10.9246

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 16. ANOVA 536 IJACI 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	1	0.001	0.0026	0.001	0.0001	8	6.0089	81436.2743
Trat	23	0.0014**	0.001**	0.0009**	0.0035**	70.161**	410.74**	1043004.4306 *
Resíduo	25	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	4.92	17.6408	484222.7352
Média		0.8718	0.2238	0.303	0.1984	119.84	83.76	5177.3592
CV (%)		1.2779	3.6068	3.1274	6.1452	1.8509	5.0144	13.4405

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Nota: O grau de liberdade do resíduo (25) reflete o desbalanceamento ocorrido neste ensaio específico, decorrente da semeadura e avaliação de uma parcela extra no campo. Fonte: Do autor(2026).

Tabela 17. ANOVA_534 CAMP 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0001	0.0001	0.0002	0.0024	6.6133	92.4859	237227.7961
Trat	24	0.0 ns	0.001 ns	0.0011 **	0.0008 **	57.2533**	112.305**	722636.5664 ns
Resíduo	48	0	0.0006	0.0002	0.0001	4.155	21.5739	421849.1937
Média		0.9071	0.2907	0.3348	0.2363	116.8267	79.8889	5025.8542
CV (%)		0.7051	8.4545	3.7503	4.826	1.7448	5.814	12.9232

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 18 - ANOVA_535 CAMP 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	2	0.0005	0.0306	0	0.0002	3.2533	132.917	5114226.574
Trat	24	0.0001 ns	0.0007ns	0.001**	0.002 **	34.296**	333.17**	1093747.31ns
Resíduo	48	0	0.0005	0.0002	0.0003	5.0033	29.6732	860825.2392
Média		0.9121	0.2902	0.3374	0.2881	124.0533	82.5689	4442.7555
CV (%)		0.7664	7.8628	3.8155	6.0833	1.8031	6.5973	20.8836

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Fonte: Do autor (2026).

Tabela 19 - ANOVA_536 CAMP 24/25

FV	GL	NDVI	NDRE	GLI	MPRI	DPM	AMP	PROD (kg/ha)
Blocos	1	0.0004	0.0001	0.0001	0.0007	0	1.7422	580898.3349
Trat	23	0.0001ns	0.0003ns	0.0006*	0.001**	88.675**	410.77**	873165.574 ns
Resíduo	25	0.0001	0.0004	0.0003	0.0003	0	3.7703	552686.6966
Média		0.9192	0.3318	0.3304	0.2774	124.36	89.5867	4200.4058
CV (%)		1.0037	6.2817	4.938	6.1947	0	2.1674	17.699

** significativo a 1% ($p < 0.01$); * significativo a 5% ($0.01 \leq p < 0.05$); ns = não significativo ($p \geq 0.05$), pelo teste F. Nota: O grau de liberdade do resíduo (25) reflete o desbalanceamento ocorrido neste ensaio específico, decorrente da semeadura e avaliação de uma parcela extra no campo. Fonte: Do autor (2026).