

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA

FENOTIPAGEM DE ALTO RENDIMENTO NO MELHORAMENTO DE SOJA

Andressa Kamila Souza Alves
Doctor Scientiae

VIÇOSA - MINAS GERAIS
2024

ANDRESSA KAMILA SOUZA ALVES

FENOTIPAGEM DE ALTO RENDIMENTO NO MELHORAMENTO DE SOJA

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Genética e Melhoramento, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

Orientador: Luiz A Dos Santos Dias

**VIÇOSA - MINAS GERAIS
2024**

**Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Campus Viçosa**

T

A474f
2024
Alves, Andressa Kamila Souza, 1994-
Fenotipagem de alto rendimento no melhoramento da soja /
Andressa Kamila Souza Alves. – Viçosa, MG, 2024.
1 tese eletrônica (61 f.): il. (algumas color.).

Inclui anexos.

Inclui apêndice.

Orientador: Luiz Antônio dos Santos Dias.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa,
Departamento de Agronomia, 2024.

Inclui bibliografia.

DOI: <https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2024.752>

Modo de acesso: World Wide Web.

1. Soja - Melhoramento genético. 2. Técnicas de
genotipagem. 3. Soja - Maturação. 4. Drone. 5. *Glycine max*.
I. Dias, Luiz Antônio dos Santos, 1957-. II. Universidade Federal
de Viçosa. Departamento de Agronomia. Programa de
Pós-Graduação em Genética e Melhoramento. III. Título.

CDD 22. ed. 633.342

ANDRESSA KAMILA SOUZA ALVES

FENOTIPAGEM DE ALTO RENDIMENTO NO MELHORAMENTO DE SOJA

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Genética e Melhoramento, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 6 de agosto de 2024.

Assentimento:

Andressa Kamila Souza Alves
Autora

Luiz Antonio Dos Santos Dias
Orientador

Essa tese foi assinada digitalmente pela autora em 21/11/2024 às 08:18:48 e pelo orientador em 21/11/2024 às 08:32:06. As assinaturas têm validade legal, conforme o disposto na Medida Provisória 2.200-2/2001 e na Resolução nº 37/2012 do CONARQ. Para conferir a autenticidade, acesse <https://siadoc.ufv.br/validar-documento>. No campo 'Código de registro', informe o código **TFXR.VB3J.LTXG** e clique no botão 'Validar documento'.

Dedico este trabalho a todos que, com carinho, fé e dedicação, participaram da construção de cada etapa desta jornada

AGRADECIMENTOS

Ao conceber este trabalho, vejo-me mergulhada de um profundo sentimento de gratidão a todas as pessoas e instituições que, de forma direta ou indireta, contribuíram para sua realização. Portanto, é com respeito e reconhecimento que dedico estas palavras àqueles que foram pilares fundamentais ao longo deste percurso.

Minha primeira palavra de gratidão é direcionada a Deus, por sua infinita bondade que permeia minha vida e tem sido a base de todas as minhas conquistas. Agradeço por seu amor e cuidado, que têm dado significado à minha vida e direção às minhas escolhas. Confiante, sei que, independente das batalhas que ainda possa enfrentar, nunca estarei sozinha, pois tua presença é minha companhia certa e constante.

Minha gratidão para com minha família é eterna, formando a essência de quem sou e dos caminhos que trilho. Os meus pais, Reginaldo Luiz Alves e Roseane Gomes de Souza, junto à minha irmã, Ana Karoline Souza Alves, compõem o fundamento robusto sobre o qual edifiquei meus sonhos e aspirações. A essas figuras indispensáveis, uno meu reconhecimento a Gabriel Gustavo Ferraro de Andrade Pessoa, cujo suporte desempenhou um papel vital e decisivo para obtenção de meus êxitos. Sem dúvida, vocês são o presente mais precioso que recebi da vida, estando ao meu lado nos momentos de maior desafio, oferecendo orientação e força para superar adversidades. Ter o apoio de vocês me deu coragem para seguir em frente, ciente de que estive sempre acompanhada pelos melhores.

Com profundo respeito e gratidão, expresso minha admiração ao meu orientador, Prof. Dr. Luiz Antônio dos Santos Dias, sua dedicação não somente à minha orientação, mas também à de meus colegas, reflete o comprometimento com a excelência e a formação de profissionais íntegros. O senhor não foi apenas um mentor; transformou-se em um guia sábio, compartilhando conhecimento e paciência com generosidade. Sua sensibilidade e compromisso são inspirações que levarei em minha jornada. Obrigada, Prof. Luiz, é uma honra ter sido parte de sua notável jornada educativa.

Com sincera admiração, expresso meu carinho e apreço aos colegas do Laboratório de Agroenergia - Maurício Araújo, Saulo Chaves, Ana Lucia Costa, Guilherme Rodrigues, e Gabriel Blasques - pela acolhida calorosa com que me receberam. Ser parte desta equipe foi uma experiência enriquecedora, oferecendo-me a chance de não apenas aprender, mas

também de contribuir para projetos de grande importância. Sou grata pela oportunidade única de desenvolver minhas habilidades e conhecimentos sob a tutela deste grupo excepcional.

Neste momento de culminação de uma jornada tão rica e desafiadora, expresso minha gratidão às renomadas instituições de apoio à pesquisa no Brasil, cuja contribuição e dedicação à excelência acadêmica são imprescindíveis.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Igualmente valorizo a colaboração do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) e a Fundação MS. A generosidade e contribuição dessas entidades sublinhou a vitalidade do incentivo à inovação e ao avanço acadêmico.

Para concluir, minha gratidão à Universidade Federal de Viçosa e ao Programa de Pós-Graduação em Genética e Melhoramento (PPGGM). Agradeço pela condição de avançar em minha carreira acadêmica dentro de um ambiente de excelência e rigor intelectual. A qualidade e a integridade oferecidas por esta instituição e pelo programa foram cruciais para o meu crescimento e realização.

"O sucesso nasce do querer, da determinação e da persistência em se chegar a um objetivo. Mesmo não atingindo o alvo, quem busca e vence obstáculos, no mínimo fará coisas admiráveis."

— José de Alencar

RESUMO

ALVES, Andressa Kamila Souza, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, agosto de 2024. **Fenotipagem de alto rendimento no melhoramento de soja**. Orientador: Luiz Antonio Dos Santos Dias.

A soja é uma das culturas mais importantes globalmente, e os avanços no melhoramento genético aumentaram significativamente a sua eficiência produtiva. Contudo, a complexidade da fenotipagem em soja, devido à sua diversidade genética e variação em resposta a condições ambientais, tem limitado a eficiência das análises genéticas. A fenotipagem de alto rendimento (HTP, do inglês High-Throughput Phenotyping), especialmente quando realizada por veículos aéreos não tripulados (UAVs, do inglês Unmanned Aerial Vehicles) e análise robusta de dados, permite análises rápidas e precisas. Assim, o objetivo desta pesquisa foi avaliar índices de vegetação (IV), derivados de imagens RGB (do inglês Red, Green and Blue) obtidas com UAV, para realizar HTP em diferentes fases/estádios de desenvolvimento de cultivares de soja. Essas imagens foram obtidas em diferentes épocas de desenvolvimento da cultura (aos 28, 37, 49, 70, 86, 105, 115 e 120 dias após o plantio), e os IVs foram testados quanto a correlação com as características de desempenho agrônômico dos cultivares avaliadas nas diferentes épocas. O estudo foi realizado na área experimental da Fundação Mato Grosso do Sul, com 60 cultivares de soja. Um modelo linear de efeitos mistos foi utilizado para obter as estimativas dos componentes de variância, a predição dos valores genotípicos e as correlações genéticas, utilizando os métodos de máxima verossimilhança restrita (REML, do inglês Restricted Maximum Likelihood)/melhor predição linear não viesada (BLUP, do inglês Best Linear Unbiased Prediction). Houve diferenças genéticas significativas entre os cultivares para todas as características agrônômicas, com altas acurácias e herdabilidades para altura de plantas, maturidade em R8 e peso de 100 sementes. A interação genótipo × época de avaliação afetou significativamente a expressão dos IVs, indicando a importância de considerar o momento da coleta de imagens para maximizar a relevância dos IVs na avaliação do desempenho agrônômico. Os IVs mostraram correlações variáveis com as características agrônômicas, dependendo do estágio de desenvolvimento da cultura. Em particular, nos estádios iniciais (aos 28 e 37 dias após o plantio) e finais (aos 105 a 120 dias após o plantio), os IVs como RGVB, NGR, GLI e ExG mostraram correlações (r) positivas moderadas a fortes

com a maturidade em R8 e a altura das plantas ($r > 0.4$), enquanto os índices Red e ExR apresentaram correlações negativas ($r < -0.4$). Tais correlações destacam o potencial dos IVs como indicadores não destrutivos do vigor vegetativo e da maturidade fisiológica dos cultivares. A HTP utilizando IVs derivados de imagens RGB de UAV é mais eficaz nos estádios iniciais e finais de desenvolvimento da soja, fornecendo informações cruciais para a seleção e o melhoramento genético. Os resultados confirmam a importância de uma abordagem temporal na HTP para aperfeiçoar a seleção de genótipos de soja e também aprimorar as estratégias de seu manejo agrícola.

Palavras-chave: veículos aéreos não tripulados. correlação genotípica. maturidade fisiológica. abordagem temporal. *glycine max* (L.) merril.

ABSTRACT

ALVES, Andressa Kamila Souza, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, August, 2024. **High-throughput phenotyping in soybean breeding**. Adviser: Luiz Antonio Dos Santos Dias.

Soybean is one of the most important crops globally, and advances in genetic improvement have significantly increased its productivity. However, the complexity of soybean phenotyping, due to its genetic diversity and variation in response to environmental conditions, has limited the efficiency of genetic analyses. High-throughput phenotyping (HTP), especially when conducted by unmanned aerial vehicles (UAVs) and robust data analysis, allows for quick and precise analyses. Thus, the aim of this research was to evaluate vegetation indices (VI), using UAV RGB images, to perform HTP on different soybean cultivars. These images were obtained at different stages of crop development, at 28, 37, 49, 70, 86, 105, 115, and 120 days after planting, and the VIs were correlated with agronomic performance traits. The study was conducted at the experimental area of the Mato Grosso do Sul Foundation, with 60 soybean cultivars. A linear mixed model was used to obtain estimates of variance components, prediction of genotypic values, and genetic correlations, using restricted maximum likelihood (REML)/best linear unbiased prediction (BLUP) methods. There were significant genetic differences among genotypes for all agronomic traits, with high accuracies and heritabilities for plant height, maturity at R8, and 100-seed weight. The genotype \times evaluation period interaction significantly affected the expression of VIs, indicating the importance of considering the timing of image collection to maximize the relevance of VIs in agronomic performance evaluation. VIs showed variable correlations with agronomic traits, depending on the crop development stage. Particularly, in the early (28 and 37 days after planting) and late stages (105 to 120 days after planting), VIs such as RGVB, NGR, GLI, and ExG showed moderate to strong positive correlations (>0.4) with maturity at R8 and plant height, while Red and ExR indices showed negative correlations (<-0.4). Such correlations highlight the potential of VIs as non-destructive indicators of vegetative vigor and physiological maturity. HTP using VIs derived from UAV RGB images is more effective in the early and late stages of soybean development, providing crucial information for genotype selection and genetic improvement. The results confirm the importance of a temporal

approach in HTP to enhance soybean genotype selection and also improve agricultural management strategies.

Keywords: unmanned aerial vehicles. genotypic correlation. physiological maturity. temporal approach. *glycine max* (l.) merril.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

- Figura 1.** a. Curvas características da refletância da água, solo e vegetação verde, apresentando faixas espectrais de absorção da radiação eletromagnética (REM) associadas a pigmentos e água. b. Comprimentos de onda de absorbância das clorofilas a e b. (Fonte: SHIRATSUCHI et al., 2014).....24
- Figura 2.** Representação esquemática do estudo de fenotipagem de alto rendimento em genótipos de soja. Estão representados a área experimental com plano de voo, o ortomosaico gerado após o plantio, o software utilizado para extrações dos valores de variáveis espectrais e alguns índices de vegetação, e a correlação entre índices de vegetação e características agronômicas.44
- Figura 3.** Mapa de correlação dos BLUPs dos índices de vegetação, obtidos por modelos mistos a partir de dados de imagens RGB capturadas com uso de UAV, com os BLUPs de características agronômicas em cultivares de soja.50

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Alguns índices de vegetação do espectro visível (RGB) utilizados no monitoramento de culturas.	25
Tabela 2. Índices de vegetação avaliados a partir de imagens capturadas por UAVs em sobrevoos em diferentes populações das cultivares de soja.	45
Tabela 3. Efeito genotípico sobre características agronômicas dos genótipos de soja.	47
Tabela 4. Estimativas de Componentes de variância, de parâmetros genéticos e médias de características agronômicas dos genótipos de soja avaliados.	47
Tabela 5. Teste de razão de verossimilhança (RV) dos efeitos genotípicos e da interação genótipos × períodos de voos sobre índices de vegetação dos genótipos de soja obtidos a partir de imagens RGB capturadas com uso de UAV.	48
Tabela 6. Estimativas de componentes de variância, parâmetros genéticos e médias de índices de vegetação dos genótipos de soja obtidos a partir de imagens RGB capturadas com uso de UAV.	49

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO GERAL	14
2. REFERENCIAL TEÓRICO	16
2.1. A cultura da soja	16
2.2. Agricultura de Precisão (AP)	18
2.3. Sensoriamento Remoto (SR)	19
2.4. Veículos Aéreos não Tripulados (UAVs)	21
2.5. Índices de Vegetação (IV) e o Monitoramento de Culturas	22
2.6. Fenotipagem Vegetal	27
2.7. Modelos Mistos	28
REFERÊNCIAS	30
1. INTRODUÇÃO	41
2. MATERIAL E MÉTODOS	42
2.1. Material vegetal	42
2.2. Delineamento experimental e condições de cultivo	42
2.3. Avaliações agronômicas	43
2.4. Análise de fenotipagem de alto rendimento	44
2.5. Análise estatística	45
2.5.1. Modelos matemáticos	45
3. RESULTADOS	47
4. DISCUSSÃO	51
5. CONCLUSÃO.....	55

1. INTRODUÇÃO GERAL

A soja [*Glycine max* (L.) Merrill] é uma das culturas mais importante do mundo, e no Brasil ocupa papel de destaque, pois o país é o maior produtor do mundial, tendo produzido aproximadamente 154 milhões de toneladas na safra 2022/23 (CONAB, 2023). Essa hegemonia produtiva se deve em grande parte aos avanços trazidos pela pesquisa com o melhoramento genético buscando aprimorar o desempenho produtivo das cultivares. Além disso, o baixo valor de terras, topografia favorável, expansão de mercado internacional, e avanços em pesquisas tecnológicas no setor privado e público são fatores que somam para a soja ser uma das principais *commodities* do país (BEZERRA et al., 2022). Ademais, tecnologias recentes estão sendo usadas pelo melhoramento com o objetivo de obter avanços rápidos e significativos, tanto nos processos fenológicos quanto fisiológicos, buscando aumentar o rendimento de grãos (LOPEZ; FREITAS MOREIRA; RAINEY, 2021).

A cultura da soja é uma das que mais emprega tecnologia nas diversas etapas da cadeia de produção. O avanço na gestão agrícola baseada nos princípios da Agricultura de Precisão (AP) faz parte do que se denomina Agricultura 4.0 (BOLFE et al., 2020). Conforme a *International Society of Precision Agriculture (ISPA)*, “esse modelo de agricultura está baseado na correlação de dados temporais, espaciais e individuais para promover uma gestão da produção agrícola mais eficiente, garantindo eficiência do uso dos recursos, produtividade, qualidade, rentabilidade e sustentabilidade da produção.” (ISPA, 2019).

O setor agrícola enfrenta grandes desafios, como as questões das mudanças climáticas, a disponibilidade limitada de terras aráveis, bem como a crescente necessidade de água doce. Uma solução viável para esses desafios críticos pode vir dos serviços de Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC), notadamente com a *Internet das Coisas* (IoT, do inglês Internet of Things) e com a tecnologia de veículos aéreos não tripulados (UAVs, do inglês Unmanned Aerial Vehicles), combinado com análise de dados de imagem, fornecendo soluções promissoras de agricultura de precisão (DI GENNARO et al., 2018; RADOGLUO-GRAMMATIKIS et al., 2020; BERTOLLO, CASTILLO; BUSCA, 2022).

Embora o Brasil seja o maior produtor mundial, internamente a cultura da soja ainda está em expansão, sobretudo para as regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste, nas quais se observam aumentos na área colhida e na quantidade produzida nos

últimos anos (SIDRA, 2022). Neste sentido, o que tem favorecido o aumento da produtividade no país é a disponibilização de novas cultivares produtivas e adaptadas, destacando os avanços genéticos obtidos através dos programas de melhoramento na expansão da cultura no Brasil (MENDONÇA et al., 2022).

No Brasil, predominam as áreas com cultivares transgênicas contendo a tecnologia *Roundup Ready* (RR) que introduziu o gene *cp4-epsps*, proporcionando às plantas a tolerância a herbicidas à base da molécula de glifosato (OLIVEIRA NETO et al., 2020; EMBRAPA, 2022). Por sua vez, as cultivares transgênicas com tecnologia INTACTA RR2 PRO[®] apresentam proteção contra as principais pragas da cultura, com alta eficácia contra a lagarta-da-soja (*Anticarsia gemmatilis*), a lagarta-falsa-medideira (*Chrysodeixis includens*), a broca-das-axilas (*Crociosema aporema*) e a lagarta-das-maçãs (*Chloridea virescens*). Esta proteção é conferida pela presença da proteína *Bt* oriunda da expressão do gene *Cry1Ac* (INTACTA, 2022).

A fenotipagem de plantas por imagens digitais vem sendo usada com ênfase na agricultura de precisão e no melhoramento de culturas. A fenotipagem de alto rendimento possibilita avaliar estágios ontogenéticos apropriados (WALTER; LIEBISCH; HUND, 2015). A obtenção dos índices de vegetação a partir de imagens RGB (do inglês, Red, Green and Blue) obtidas por UAVs tem se configurado como uma estratégia viável em estudos de melhoramento (FRANCHINI et al., 2018; ANDRADE JUNIOR et al., 2022).

Por sua vez, os UAVs permitem a obtenção de imagens aéreas de extensas áreas com custo acessível, com maior frequência e com alta resolução espacial, o que viabiliza o uso desta ferramenta em larga escala. O alto rendimento operacional e precisão espacial na estimativa destas características por meio de imagens aéreas obtidas por UAV (UAVs) pode ajudar na avaliação do comportamento de genótipos de soja, e nas práticas de manejo e impactos de estresses bióticos e abióticos, contribuindo na tomada de decisão pelos melhoristas e produtores (SAMSEEMOUNG et al., 2012; FRANCHINI et al., 2018).

A agricultura de precisão e o *High Throughput Phenotyping* (HTP) são práticas complementares no manejo agrícola moderno. Enquanto a agricultura de precisão visa otimizar a aplicação de insumos e melhorar a eficiência produtiva através da gestão da variabilidade espacial das lavouras, o HTP foca na análise rápida de fenótipos para suportar o melhoramento genético. O uso de imagens em ambas as tecnologias tem propósitos distintos; a agricultura de precisão ajusta o manejo

localizado, como irrigação e fertilização, e o HTP avalia fenótipos e respostas ambientais em larga escala. Juntos, esses métodos fortalecem a tomada de decisão no desenvolvimento de cultivares, aumentando a produtividade e sustentabilidade da cultura da soja.

A aplicabilidade da fenotipagem de alto rendimento pode contribuir para melhorias do trabalho no campo, e permitir o avanço dos programas de melhoramento sobre padrões metodológicos, protocolos para fenotipagem, análise de dados e compartilhamento de informações. Além disso, é possível avaliar características de difícil mensuração como prever a produtividade e a maturação em função do tempo, através da associação com os índices de vegetação.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. A cultura da soja

A soja é considerada uma das culturas mais importantes na economia mundial. O Brasil é o maior produtor mundial, seguido dos Estados Unidos e da Argentina (FAO, 2020). A safra brasileira 2022/2023 foi estimada em mais de 154 milhões de toneladas (t), colhida em uma área de 43 milhões hectares e com produtividade média de 3.551 kg ha⁻¹ (CONAB, 2023), consolidando o Brasil como o maior produtor mundial (BRAGA; OLIVEIRA, 2018; GABBI et al., 2020).

O cultivo da soja no Brasil iniciou sua expansão na década de 1990 no Centro-Oeste. No início dos anos 2000 houve a explosão do cultivo, com o aumento na área plantada em todas as regiões brasileiras. Esse aumento aconteceu através da conversão de áreas de pastagens, sem efeitos negativos significativos na preservação do meio ambiente, sobretudo para a floresta amazônica (BRANDÃO; REZENDE; MARQUES, 2006). O Centro-Oeste brasileiro contribuiu com o maior volume da produção de soja em grãos. Em 2021, a produção de mais de 61 milhões de toneladas de soja em grãos nessa região representou cerca de 46% da produção brasileira que foi de 134 milhões de toneladas. A segunda maior grande região produtora é a Sul, produzindo aproximadamente 42 milhões de t. O estado do Mato Grosso apresentou, em 2021, a maior quantidade produzida de soja em grãos, seguido dos estados do Rio Grande do Sul e Paraná (IBGE, 2021).

A soja apresenta três tipos de desenvolvimento: determinado, indeterminado e semideterminado. O tipo determinado predomina entre as cultivares produzidas no Brasil, e é caracterizado por: crescer e não mais ramificar após o início do florescimento, que ocorre praticamente ao mesmo tempo, em toda a extensão da planta; desenvolver vagens e grãos no topo e na base da planta, praticamente ao mesmo tempo; apresentar folhas de mesmo tamanho; e apresentar racemo longo e com muitas vagens no nó terminal (NEUMAIER et al., 2000; SILVA et al., 2022). O desenvolvimento da cultura é dividido em estádios vegetativos e reprodutivos. Os vegetativos são denominados VE (emergência), VC (cotilédones totalmente desenvolvidos), e V1 a Vn, onde 'n' é o número de nós, acima do nó cotiledonar, com folha completamente desenvolvida. Os estádios reprodutivos abrangem quatro fases: florescimento (R1 e R2), desenvolvimento da vagem (R3 e R4), desenvolvimento do grão (R5 e R6) e maturação da planta (R7 e R8) (FARIAS; NEPUMUCENO; NEUMAIER, 2007).

A produção brasileira de grãos de soja, seguido do processamento, supre a demanda do mercado interno de óleo comestível e de farelo na produção de ração de suínos e aves (FONTES, 2019). Subprodutos da indústria da soja podem ser usados com eficiência nas formulações de dietas para vacas leiteiras (MORAIS, 2020) e para aves de corte e postura (GOUVEIA et al., 2020). Não há dúvidas sobre a importância econômica e nutricional da soja. Seus grãos são utilizados de formas diversas, para produção de biocombustíveis, matéria-prima nas indústrias de alimentos e química, além do uso da própria agroindústria, apresentando destaque na exportação de óleo e farinha de soja (ANDRADE et al., 2010; SILVA et al., 2010; LEMOS et al., 2017; MORAIS, 2020; GOUVEIA et al., 2020). A soja passou a ser considerada também um produto com elevados benefícios à saúde, por possuir propriedades antioxidantes e quimiopreventivas (KULPRACHAKARN et al., 2021).

Há, contudo, grande preocupação acerca de algumas características indesejáveis como o sabor da soja que por muito tempo limitou o seu uso no preparo de alimentos convencionais, devido à presença de substâncias como isoflavonas. Tais características felizmente podem ser controladas, tanto através do melhoramento convencional, quanto através da engenharia genética moderna (FUKUSHIMA, 2001). Quando fermentados, os produtos de soja, tem suas concentrações de isoflavonas agliconas ampliadas e os oligossacarídeos reduzidos em açúcares simples, promovendo benefícios, em relação às atividades biológicas, como atividade

antioxidante (ROSA et al., 2009), compostos bioativos e elevado potencial probiótico (AFZAAL et al., 2022).

A ascensão do cultivo da soja no Brasil está intimamente ligada ao melhoramento genético. O melhoramento visa obter cultivares com qualidade superior e desejada para o consumo humano e animal, e considera características especiais, tanto físicas, químicas como sensoriais (FUKUSHIMA, 2001; CAPONE et al., 2018; SANTOS et al., 2019), bem como características agronômicas, como o aumento na produção de grãos (SANTOS et al., 2019; LOPEZ; FREITAS MOREIRA; RAINEY, 2021)

Outros benefícios importantes e favoráveis para a produção da soja advindos do melhoramento são o aumento na resistência a pragas e também doenças. Sousa e Costa (2020) destacaram as cultivares BP, M4, Sahar, JK, L17, Gorgan3, PI 227687, PI 274453, PI 274454, PI 229358, PI 171451, IAC 17 e IAC 19 como resistentes à praga *Helicoverpa armigera*, passíveis de serem incorporadas aos programas de melhoramento via cruzamentos e/ou retrocruzamentos com cultivares brasileiras. Já Barros (2021) indicou genótipos provenientes do cruzamento entre as cultivares EMGOPA 316 e MG/BR46 (Conquista) como promissores na busca por genótipos produtivos, com ciclo precoce e resistência à doença mofo branco (*Sclerotinia sclerotiorum*).

No melhoramento genético da soja visando desenvolver variedades resistentes a pragas e doenças, aumentar a produção de grãos, melhorar a qualidade da proteína e do sabor, além de promover características agronômicas superiores, é crucial escolher adequadamente o método e a tecnologia, levando em conta o objetivo e a área de cultivo. Também é essencial selecionar cuidadosamente os genitores das novas variedades. É recomendável que a seleção não se baseie apenas em características individuais, mas em um conjunto delas, visando obter um produto final que seja superior em relação a todas as características selecionadas. Para isso, é importante adotar estratégias tecnológicas que permitam selecionar materiais com alto potencial produtivo.

2.2. Agricultura de Precisão (AP)

O desenvolvimento da agricultura nos últimos anos foi marcado por avanços tecnológicos em várias áreas, resultando em incrementos significativos da produção

e retorno econômico, principalmente para os setores que detêm elevado capital. Nesse cenário, a agricultura de precisão surge como um conjunto de técnicas que têm como princípio o reconhecimento da variabilidade espacial existente em áreas de produção, permitindo o planejamento e a execução de diversas tarefas, bem como redução considerável do impacto econômico e ambiental, melhoria da produtividade e da qualidade dos produtos (INAMASU; BERNARDI, 2014).

Este manejo integrado é suportado pelo uso de tecnologias avançadas, como drones e o sistema de navegação global por satélites (GNSS), que permitem a construção de mapas detalhados das áreas de produção, essenciais para a identificação precisa de variáveis como estresse hídrico, estado nutricional das culturas e presença de pragas. (MAES; STEPPE, 2019).

O *High Throughput Phenotyping* (HTP), focado na análise rápida e eficiente de traços fenotípicos, complementa a AP ao utilizar imagens obtidas por UAVs (*Unmanned Aerial Vehicles*) para avaliar a variabilidade espacial das lavouras e apoiar o melhoramento genético. Integrando o HTP com a AP, as práticas de fenotipagem se alinham com o sensoriamento remoto para uma avaliação fenotípica detalhada que informa decisões de manejo e melhoramento. Esse alinhamento garante que a gestão da variabilidade espacial não apenas melhore o desempenho das culturas, mas também aumente a qualidade e a produtividade da soja, com redução considerável dos impactos econômicos e ambientais. (SINGH et al., 2022).

Portanto, a incorporação da AP, através de tecnologias modernas como GNSS, UAVs, sensores, e IoT, em conjunto com o HTP baseado em sensoriamento remoto, forma um conjunto robusto de técnicas para aprimorar a produção agrícola, evidenciando avanços significativos em termos de retorno econômico e eficiência produtiva conforme discutido por Inamasu e Bernardi (2014) e corroborado por Maes e Steppe (2019).

2.3. Sensoriamento Remoto (SR)

O SR consiste em um processo para adquirir, processar e interpretar informações de natureza espectral e espaço-temporal sobre objetos, fenômenos ou áreas sob investigação, sem estar em contato físico direto com o alvo (WEISS; JACOB; DUVEILLER, 2020). Os avanços científicos da agricultura moderna, no que tange ao uso do SR, trouxeram diversas contribuições. Atualmente, os estudos

relacionados à capacidade de avaliar com precisão o status de uma cultura no campo via SR, integrando tecnologias como *big data* e inteligência artificial são fundamentais e atuam como ferramentas de gerenciamento preditivo e prescritivo nas lavouras (ZHANG; MOORE; 2014; JUNG et al., 2021). A principal vantagem do uso do SR está no fato de que é um método não destrutivo de avaliação das culturas, além de ter uma rápida e eficiente aquisição de dados de alta qualidade (NIU et al., 2019; YUE et al., 2019).

Geralmente, os sistemas de SR na agricultura podem ser classificados de acordo a plataforma e tipo de sensor. As plataformas podem ser classificadas em orbital, aérea e terrestre. A plataforma orbital inclui sensores embarcados em satélites, a aérea pode ser definida pelo uso de aeronaves tripuladas ou remotamente pilotadas. O sistema terrestre é chamado de SR proximal devido à proximidade de sua localização com o alvo, e nesse tipo de categoria, os sensores podem ser portáteis e embarcados em maquinário agrícola (SISHODIA; RAY; SINGH, 2020).

As técnicas de SR permitem obter imagens da superfície terrestre em várias regiões de comprimento de onda do espectro eletromagnético. Estas imagens são usadas para analisar características agrícolas porque diferem nas bandas de comprimento de onda que representam. A interação da radiação eletromagnética com as culturas agrícolas é um componente fundamental do sensoriamento remoto aplicado à agricultura. Este processo envolve a emissão de radiação por uma fonte (natural ou artificial), a interação dessa radiação com o alvo, e a detecção e análise do sinal que é refletido ou emitido pelo alvo. Compreender essas interações permite diagnosticar condições de saúde da planta, estimar rendimentos, monitorar estresses hídricos e nutricionais, e gerenciar aplicações de insumos de forma eficaz. Uma das principais características de uma imagem de SR é a região de comprimento de onda que ela representa no espectro eletromagnético. Além disso, os instrumentos de imagem por SR podem ser apresentados em duas categorias: sensoriamento passivo e o ativo. (ZHANG; MOORE, 2014; ADÃO et al., 2017).

O sensoriamento óptico passivo utiliza sensores multiespectrais e hiperespectrais que dependem da radiação solar para iluminação. Esses sensores capturam imagens em bandas como RGB (visível), infravermelho próximo e infravermelho médio, essenciais para avaliar o vigor e a biomassa das culturas. As resoluções espectrais variam: O RGB e Multiespectral são bons para visualizar a saúde geral e o estresse das plantas, enquanto o hiperespectral oferece uma visão

detalhada sobre a condição fisiológica das culturas, detectando variações sutis na reflectância que podem indicar doenças ou deficiências nutricionais antes de serem visíveis a olho nu.

Diferente do passivo, o ativo usa sensores ativos, como os de radar, possuem sua própria fonte de radiação, emitindo ondas (geralmente na região do micro-ondas) que interagem com a atmosfera e a superfície terrestre. Eles são menos afetados pelas condições de iluminação e podem penetrar nuvens e coberturas vegetais, sendo úteis para avaliar a umidade do solo e outras características topográficas que influenciam o manejo agrícola. (THENKABAIL, 2019).

2.4. Veículos Aéreos não Tripulados (UAVs)

O SR de baixa altitude com UAVs vem se consolidando como método emergente no monitoramento agrícola, apresentando vantagens significativas de construção simples, forte mobilidade e alta resolução espaço-temporal com imagem e informações espaciais obtidas de forma síncrona, destacando a melhoria significativa na qualidade e na quantidade de dados que podem ser coletados, analisados e aplicados para otimizar a produção agrícola. (ZHANG et al., 2021).

Apesar do investimento inicial relevante, os UAVs emergem como uma alternativa superior às imagens de satélite, particularmente aquelas acessíveis gratuitamente através de programas como Landsat ou Sentinel, em aplicações de monitoramento agrícola. Os UAVs disponibilizam dados de alta resolução espacial e temporal, cruciais para a identificação precisa de variáveis agronômicas sutis, tais como infestações ou deficiências nutricionais, que são indetectáveis em imagens satelitais de resolução inferior.

A capacidade de realizar sobrevoos regulares e a baixo custo operacional dos UAVs contrasta com os elevados gastos vinculados à aquisição de imagens de satélite de alta resolução, garantindo um monitoramento contínuo e detalhado que fundamenta um manejo agrícola baseado em precisão. Esta prática não só maximiza a eficiência do uso de recursos como fertilizantes e pesticidas, mas também otimiza as decisões de gestão, minimizando perdas potenciais. Adicionalmente, a flexibilidade dos UAVs para integrar múltiplos sensores e fornecer dados sincronizados realça seu valor no aprimoramento da gestão estratégica de propriedades agrícolas, promovendo

um retorno sobre o investimento significativamente vantajoso a longo prazo.(CHACCHIO et al., 2016).

Destaca-se a utilização dos UAVs para a captura de imagens de modo mais eficiente com maior resolução espacial e temporal (ADÃO et al., 2017). O uso de satélites foi uma grande inovação sendo por muitos anos a melhor opção para avaliações de campo por SR e se mantendo como a forma mais tradicional para o setor, por permitir a avaliação de grandes áreas de uma única vez (DI GENNARO et al., 2018). No entanto, o uso de satélites apresenta algumas ressalvas, por exemplo, a captura das imagens é diretamente influenciada pela presença de nuvens, além do intervalo de monitoramento, uma vez que depende do realinhamento do satélite ao ponto de interesse (CHACCHIO et al., 2016).

A implementação efetiva de UAVs para fenotipagem de campo é fundamentalmente condicionada por duas categorias principais: as características intrínsecas do UAV e as especificações dos sensores utilizados. As características vitais do UAV incluem estabilidade de voo, segurança operacional, precisão no controle, alta confiabilidade, autonomia substancial, além de um sistema sofisticado para montagem e controle dos sensores. As especificações dos sensores são igualmente cruciais, destacando-se a necessidade de selecionar comprimentos de onda espectrais apropriados, garantir alta resolução e precisão, manter o peso mínimo, realizar calibrações meticulosas e abranger um extenso campo de visão para captura detalhada de dados (SANKARAN ET AL., 2015).No Brasil, o uso de UAVs para a aquisição de imagens é uma prática consolidada no monitoramento do ciclo completo das culturas, desde o plantio até a colheita. Essas imagens fornecem informações preciosas para a gestão agrícola, facilitando o manejo eficiente, a logística de produção e outras operações críticas. Por exemplo, a capacidade dos UAVs de identificar plantas daninhas resistentes a herbicidas permite uma intervenção precisa no controle químico, apoiando estratégias de manejo adaptativas que minimizam perdas e melhoram o rendimento das culturas.

2.5. Índices de Vegetação (IV) e o Monitoramento de Culturas

A interação das plantas com a radiação solar é profundamente influenciada por suas características morfológicas e químicas, que determinam a absorção e a

refletância em diversas bandas espectrais do espectro eletromagnético. Estas bandas espectrais, que compreendem segmentos específicos do espectro, incluem:

O espectro ultravioleta (UV), que abrange comprimentos de onda de 10 nm a 400 nm, é amplamente utilizado em estudos de geomorfologia e biologia para examinar os efeitos da radiação UV nas células, além de ser empregado na detecção de gases específicos na atmosfera. O espectro visível, por sua vez, compreende as faixas de azul (450 - 495 nm), verde (495 - 570 nm) e vermelho (620 - 750 nm), sendo utilizado no sensoriamento remoto para análises de vegetação, qualidade da água e estudos urbanos. O infravermelho próximo (NIR), com comprimentos de onda que variam de 700 nm a 1400 nm, é essencial para análises da saúde e dos tipos de vegetação, bem como para a detecção de água em materiais e diversas aplicações agrícolas. Já o infravermelho médio (MIR), que se estende de 1400 nm a 3000 nm, é utilizado para a identificação de minerais e rochas, análises de solo, além da detecção de calor ou temperatura em estudos ambientais e meteorológicos (Figura 1) (SHIRATSUCHI et al., 2014). O tipo de vegetação, seu conteúdo hídrico e a estrutura do dossel afetam a luz refletida em cada uma dessas bandas espectrais de maneira distinta. A refletância medida nestas bandas é crucial para o desenvolvimento de índices de vegetação (IVs), que são equações integrando múltiplas bandas espectrais para produzir valores indicativos de várias características fenotípicas das culturas, tais como biomassa, conteúdo de clorofila, estresse hídrico, sinais de estresse por falta da absorção de nutrientes, produtividade, e susceptibilidade a doenças (WOEBBECK et al., 1995; MEYER; CAMARGO NETO, 2008; GITELSON et al., 2003).

A aplicação de mapeamento de índices de vegetação para a fenotipagem de alto rendimento (HTP) é tanto promissora quanto desafiadora. Enquanto na agricultura de precisão (AP) esses índices são utilizados primariamente para monitoramento e ajuste fino das práticas agrícolas baseando-se na variabilidade espaço-temporal das condições de cultivo, na HTP a abordagem pode ser para identificação de traços fenotípicos, análise espacial para estudos genéticos como análise genótipo ambiente (GXE), mapeamento de QTL/Genoma e monitoramento de experimentos de campo. (XUE; SU, 2017; STARÝ et al., 2020; FENG et al., 2022).

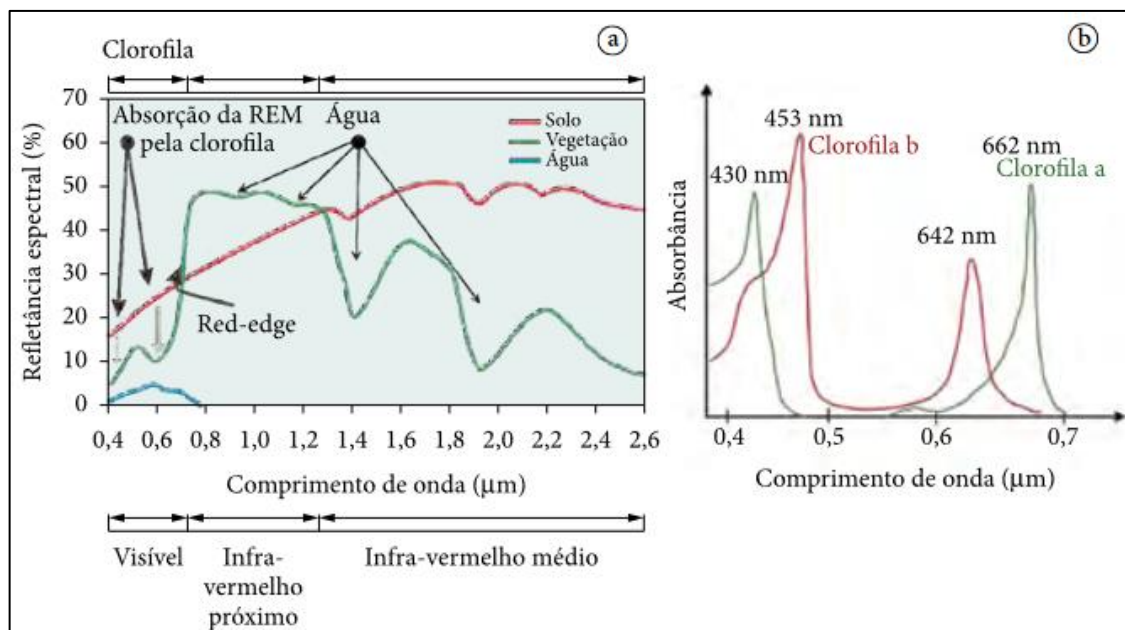


Figura 1. a. Curvas características da refletância da água, solo e vegetação verde, apresentando faixas espectrais de absorção da radiação eletromagnética (REM) associadas a pigmentos e água. b. Comprimentos de onda de absorvância das clorofilas a e b. Fonte: SHIRATSUCHI et al. (2014).

Diversos IVs já foram propostos para diferentes finalidades na avaliação das culturas, calculados a partir dos dados de refletância, associadas com constituintes bioquímicos das plantas. Esses IVs são utilizados na agricultura e são otimizados para avaliar um processo de interesse (SHIRATSUCHI et al., 2014; SISHODIA; RAY; SINGH, 2020). Os índices de vegetação (IVs) derivados de sistemas de fenotipagem de alto rendimento (HTP) demonstram alta precisão e heritabilidade na previsão de produtividade e monitoramento da saúde das culturas. A combinação de IVs como NDVI, GNDVI e ExG, capturados via UAVs, oferece uma resolução temporal e espacial elevada, fornecendo insights valiosos para a seleção indireta de cultivares superiores em programas de melhoramento de trigo tropical (SILVA et al., 2024).

A vegetação tem uma assinatura espectral única que permite que seja facilmente distinguida de outros tipos de cobertura do solo em uma imagem óptica/infravermelha próxima. A refletância é baixa nas regiões azul e vermelha do espectro, devido à absorção pela clorofila para a fotossíntese. Na região do infravermelho próximo (NIR), a refletância é muito maior do que na banda do visível devido à reflectância de maior parte dessa porção da radiação. Portanto, a vegetação pode ser identificada pelo alto NIR, mas geralmente baixa refletância na região do visível (ASHRAF; MAAH; YUSOFF, 2011).

Os IVs provaram ser muito úteis no monitoramento de vários parâmetros das culturas, sendo eficazes quando imagens pancromáticas, multiespectrais ou

hiperespectrais são usadas. A previsão de rendimento da cultura é geralmente realizada com o uso de imagens RGB e multiespectrais para estimar a densidade de produção e biomassa, entre outros aspectos (YU et al., 2016). No entanto, é importante destacar que as imagens pancromáticas também desempenham um papel fundamental nesse contexto. Essas imagens, capturadas em uma única banda espectral com alta resolução espacial, são particularmente valiosas em aplicações onde a precisão e o detalhamento das informações são essenciais. Elas podem fornecer detalhes importantes sobre a saúde e o desenvolvimento das culturas, auxiliando na tomada de decisões agrônômicas mais precisas e eficazes. Os IVs mais amplamente utilizados no monitoramento de culturas, e que também serão o foco deste trabalho, são derivados de imagens pancromáticas e estão apresentados abaixo (Tabela 1).

Tabela 1. Alguns índices de vegetação (IVs) do espectro visível (RGB) utilizados no monitoramento de culturas

Índice	Fórmula	Fonte
Índice de excesso de vegetação verde (<i>Excess green vegetation index</i>)	$ExG = 2 \text{ GREEN} - \text{RED} - \text{BLUE}$	Woebbeck et al. (1995)
Índice de excesso de vegetação vermelha (<i>Excess red vegetation index</i>)	$ExR = 1,4 \text{ RED} - \text{GREEN}$	Meyer; Carmargo Neto (2008)
Índice de excesso de vegetação azul (<i>Excess blue vegetation index</i>)	$ExB = 1,4 \text{ BLUE} - \text{GREEN}$	Mao; Wang; Wang. (2003)
Índice azul-verde-vermelho (<i>Red green blue vegetation index</i>)	$RGVBI = \frac{(\text{GREEN}^2 - \text{BLUE} * \text{RED})}{(\text{GREEN}^2 + \text{BLUE} * \text{RED})}$	Bendig et al. (2015)
Índice normalizado de vegetação verde-vermelho (<i>Normalized green-red vegetation index</i>)	$NGRDI = \left(\frac{\text{GREEN} - \text{RED}}{\text{GREEN} + \text{RED}} \right)$	Tucker (1979)
Vegetação (<i>Vegetative</i>)	$VEG = \frac{\text{GREEN}}{\text{RED}^\alpha * \text{BLUE}^{(1-\alpha)}}, \alpha=0,667$	Hague; Tillett; Wheeler (2006)

NDVI (<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>)	$NDVI = (R_{NIR} - R_R) / (R_{NIR} + R_R)$	Rouse et al. (1974)
Índice de clorofila verde (<i>Green chlorophyll index</i>)	$CI_{GREEN} = \frac{NIR}{GREEN} - 1$	Gitelson et al. (2003)

Notas: RED: vermelho; BLUE: azul; GREEN: verde; NIR: infravermelho próximo.

Andrade Junior et al. (2022) realizaram estudo para avaliar a capacidade de IVs a partir de imagens aéreas de uma câmera multiespectral embarcada em um UAV para detectar remotamente o estado hídrico e nutricional de duas cultivares de soja quanto ao teor de N. Verificaram que a banda espectral do infravermelho próximo e os IVs EVI, SAVI e RDVI são promissores para detectar o estado hídrico da soja, enquanto os índices SCCCI, RECI, GRVI e CVI são promissores para estimar o estado nutricional da soja em termos de teores de nitrogênio. Wijewardana et al. (2019) avaliaram o uso de IVs para detectar o estado da água na soja e concluíram que o NDVI tem alta correlação linear positiva com o potencial hídrico foliar e a condutância estomática.

A medição destrutiva da biomassa, um indicador comum do crescimento das plantas e do potencial de rendimento, apresenta desafios logísticos. No entanto, Randelović et al. (2023) demonstraram a eficácia de abordagens baseadas em IVs para estimativa não invasiva de biomassa em soja. Os autores utilizaram UAVs equipados com câmeras multiespectrais para capturar imagens de campos de soja em duas safras. Modelos de aprendizado de máquina foram treinados nessas imagens, incorporando vários IVs, juntamente com dados de altura de planta e cobertura de copa. Os modelos, principalmente aqueles que utilizam o algoritmo Random Forest, alcançaram alta precisão na previsão da biomassa fresca da soja, destacando o potencial dos VIs para avaliação de biomassa não invasiva.

Os estudos de Ren et al. (2023) e Santana et al. (2022) também destacam a importância da HTP em soja utilizando imagens de UAVs e IVs derivados dessas imagens. Ren et al. mostraram que a combinação da informação do grupo de maturidade da soja com dados de IVs pode melhorar significativamente a estimativa de rendimento da soja, especialmente quando se consideram múltiplos estágios de crescimento. Por sua vez, Santana et al. associaram IVs, tais como o NDVI, SAVI, GNDVI, NDRE, com o rendimento de grãos e ciclo de genótipos de soja, identificando correlações positivas entre os IVs e rendimento de grãos. Esses estudos fornecem

informações valiosas para aprimorar a eficiência da seleção de genótipos de soja com base em dados de imagens aéreas e modelos matemáticos preditivos, contribuindo para o melhoramento genético e a precisão da agricultura.

Portanto, a HTP derivada de IVs com imagens digitais está revolucionando o campo da pesquisa da soja. Esta abordagem não invasiva, rápida e econômica permite aos investigadores recolher dados extensos ao longo da estação de crescimento, fornecendo informações valiosas sobre a saúde das culturas, padrões de crescimento e potenciais factores de stress (SANTANA et al., 2022; REN et al., 2023). Ao integrar a HTP baseada em IV com técnicas avançadas de análise de dados, os melhoristas podem acelerar o desenvolvimento de variedades melhoradas de soja que são mais resilientes e produtivas.

2.6. Fenotipagem Vegetal

A fenotipagem ou fenômica atua no tripé fenótipo, genótipo e ambiente. Consiste na caracterização completa do “fenoma” que se refere ao conjunto de todos os fenótipos possíveis de um determinado genótipo. Determina os valores qualitativos ou quantitativos de determinadas características e relaciona ao desempenho de um genótipo em determinado ambiente (DHONT et al., 2013). Reunir, integrar e fazer inferências sobre dados de fenotipagem ajudará os programas de melhoramento a acelerar a liberação de cultivares (LOBOS et al., 2017). O termo fenotipagem é associado a análises não destrutivas de características vegetais, a partir do uso de imagens (WALTER; LIEBISCH; HUND, 2015).

Atualmente a ciência enfrenta muitos desafios relacionados à competitividade do mercado de cultivares, à sustentabilidade do agronegócio e às mudanças climáticas globais. Nesse contexto, o melhoramento genético de plantas busca agregar técnicas modernas de fenotipagem ao processo de desenvolvimento de novas cultivares (DOBBELS; LORENZ, 2019; MOREIRA et al., 2019; HU et al., 2020). Para tanto, são necessárias técnicas que permitam uma análise completa e precisa da manifestação das informações genéticas do indivíduo e sua interação com o meio ambiente, auxiliando com eficiência e eficácia o processo de seleção. Assim, surgem novas técnicas de fenotipagem utilizando principalmente imagens a partir de plataformas automatizadas, podendo capturar imagens digitais RGB, de fluorescência da clorofila, UV/VIS, termográficas e na região do NIR, possibilitando avaliação do

crescimento das plantas, do aparato fotoquímico, dos teores de pigmentos, da temperatura da copa e de diferentes metabólitos encontrados nas plantas (SOUSA et al., 2015).

A fenotipagem, principalmente com o uso de novas ferramentas disponíveis, apresenta grande importância na caracterização de uma cultura, desde níveis celulares ao nível da planta, sendo usada com eficiência em programas de melhoramento para a liberação de cultivares tolerantes a ambientes de estresse (LOBOS et al., 2017)

A fenotipagem de plantas baseada em imagens vem sendo usada com ênfase no melhoramento e na agricultura de precisão. Além disso, o uso, com sucesso, de abordagens a partir de análise de imagem que são aplicadas ao longo do desenvolvimento da cultura, se mostra eficiente, permitindo assim uma fenotipagem econômica de alto rendimento em estágios ontogenéticos apropriados (WALTER; LIEBISCH; HUND, 2015). Para a agricultura há uma limitação quanto a capacidade de fenotipagem rápida e precisa quando se trata de áreas com grande número de plantas cultivadas (ARAUS et al., 2018). Para tanto, se tem utilizado imagens RGB com plataformas aéreas utilizando UAVs com eficiência na triagem de grandes áreas para a coleta de dados fenotípicos no melhoramento para desenvolvimento de cultivares tolerantes à seca (KIM et al., 2020), à deficiência de ferro (DOBBELS; LORENZ, 2019) e na seleção de linhagens de soja de alto rendimento (MOREIRA et al., 2019).

Hu et al. (2020) demonstraram que o uso de UAVs melhora significativamente a técnica de fenotipagem de plantas. Eles descobriram que a avaliação de índices espectrais por meio de imagens capturadas por UAVs está mais fortemente associada ao rendimento de grãos de trigo do que as imagens terrestres, o que sugere maior precisão e eficiência na fenotipagem de alto rendimento em plantas nos programas de melhoramento genético. Isso permite uma seleção mais objetiva de genótipos e reduz os custos, pois há menos necessidade de amostragens, uma vez que estas são direcionadas.

2.7. Modelos Mistos

Programas tradicionais de melhoramento de soja demandam pouco mais de 10 anos transcorridos entre o cruzamento de genitores e o lançamento de uma nova

variedade (BORÉM et al., 2017). Dentre as estratégias para reduzir esse tempo, está a utilização de modelos estatísticos que permitam alcançar boas acurácias de seleção no estudo das progênes, pois uma das dificuldades para estimação de maiores ganhos genéticos no melhoramento é a baixa acurácia seletiva (LUDKE et al., 2017). Assim, os programas de melhoramento de soja devem considerar o efeito populacional via modelos mistos na seleção de progênes para obtenção de futuras linhagens que efetivamente contribuam para o ganho genético (VOLPATO et al., 2018).

Estes modelos se caracterizam pelo fato de, além de considerar os efeitos fixos, também apresentam efeitos aleatórios, modelando respostas aleatórias, por meio da inclusão de uma matriz de variâncias e covariâncias, podendo ser representado de forma matricial conforme a seguir (RESENDE; SILVA; AZEVEDO, 2014):

$$Y = X\beta + Zb + \varepsilon$$

em que:

Y= é o vetor de variáveis dependentes;

X= a matriz de incidência dos efeitos fixos;

β = vetor dos efeitos fixos desconhecidos;

Z= matriz de incidência dos efeitos aleatórios;

b = vetor de efeitos aleatórios desconhecidos;

ε = vetor de erros aleatórios.

As metodologias REML/BLUP (do inglês *Restrict Maximum Likelihood/Best Linear Unbiased Prediction*) vêm sendo utilizadas, caracterizando-se por aumentar a relação entre o valor genético predito com o valor genético real, visando minimizar o erro das respostas modeladas (RESENDE et al., 2014). Esta abordagem é particularmente útil em ensaios de campo, onde os efeitos dos tratamentos estão sujeitos a interferência de fatores externos, do ambiente, que afetam a variância do erro devido a elevada heterogeneidade. À medida que a homogeneidade diminui, a variância do erro das estimativas aumenta e, conseqüentemente, é mais difícil detectar diferenças que leve a seleção acurada de genótipos (GEZAN; WHITE; HUBER, 2010).

A correlação espacial dentro de um ensaio de campo pode mascarar diferenças nos valores genotípicos, reduzindo em conseqüência a possibilidade de identificar

genótipos superiores. Caso a variância residual não seja modelada, o melhorista pode tomar decisões viesadas sobre o conjunto de genótipos avaliados (GONÇALVES; AUBYN; MARTINS, 2007). Por isso, algumas das vantagens em usar modelos lineares mistos são: a possibilidade de trabalhar dados desbalanceados (genético e/ou estatístico), usar matriz de parentesco (genômica ou probabilística), trabalhar com diferentes estruturas de variância e covariância, e delineamentos não ortogonais, entre outras (PATTERSON; THOMPSON, 1971; HENDERSON, 1975).

REFERÊNCIAS

- ADÃO, T. et al. Hyperspectral imaging: A review on UAV-based sensors, data processing and applications for agriculture and forestry. **Remote sensing**, v. 9, n. 11, p. 1110, 2017.
- AFZAAL, M. et al. Nutritional Health Perspective of Natto: A Critical Review. **Biochemistry Research International**, v. 2022, 2022.
- ANDRADE JUNIOR, A.S. et al. Remote detection of water and nutritional status of soybeans using UAV-based images. **Engenharia Agrícola**, v. 42, 2022.
- ANDRADE, G.F. et al. Tratamento térmico adequado proporciona melhoria da qualidade nutricional de farinhas de soja elaboradas a partir de novos cultivares destinados à alimentação humana. **Revista Do Instituto Adolfo Lutz**, v. 69, n. 4, p. 537–544, 2010.
- ARAUS, J.L. et al. translating high-throughput phenotyping into genetic gain. **Trends in Plant Science**. v. 23, p. 451-466, 2018.
- ASHRAF, M. A.; MAAH, M. J.; YUSOFF, I. Introduction to Remote Sensing of Biomass. In: ATAZADEH, I. **Biomass and Remote Sensing of Biomass**. London: IntechOpen; 2011. Cap. 8. pp. 131-170.
- BARROS, L. C. P. **Parâmetros genéticos e índices de seleção no desenvolvimento de genótipos de soja visando caracteres agronômicos e resistência à *Sclerotinia sclerotiorum***, 2021. Tese (Doutorado) Universidade Federal De Uberlândia- Programa de Pós-Graduação em Genética e Bioquímica. Uberlândia – MG, 2021.
- BENDIG, J. et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**. v. 39, p. 79–87, 2015.

BERTOLLO, M. Internet das coisas (IoT) e novas dinâmicas da produção agrícola no campo brasileiro. **Confins. Revue franco-brésilienne de géographie/Revista franco-brasileira de geografia**, n. 56, 2022.

BEZERRA, A.R.G. et al. Agronomical aspects of the development of cultivars. In: **Soybean breeding**. Springer, Cham, 2017. p. 395-411.

BEZERRA, A.R.G.; SEDIYAMA, T.; BORÉM, A.; SOARES, M.M. Importância Econômica. In: SEDIYAMA, T (Ed.) A. **Soja: do plantio à colheita**. 2ª Ed. Viçosa: Editora UFV, 2022. Cap. 1. p. 9-26.

BOLFE, É.L. et al. Precision and digital agriculture: Adoption of technologies and perception of Brazilian farmers. **Agriculture**, v. 10, n. 12, p. 653, 2020.

BORÉM, A.; MIRANDA, G. V.; FRITSCHÉ-NETO, R. **Melhoramento de plantas**. 7. ed. Viçosa, MG: Editora UFV, 2017.

BRAGA, F.L.P.; OLIVEIRA, A.C.S. de. A Influência da Taxa de Câmbio e Renda Mundial Sobre as Exportações Brasileiras de Soja (2000-2015). **Revista de Economia e Sociologia Rural**, [s.l.], v. 56, n. 4, p. 663-680, 2018.

BRANDÃO, A.S.P.; REZENDE, G.C. de; MARQUES, R.W. da C. Crescimento agrícola no período 1999/2004: a explosão da soja e da pecuária bovina e seu impacto sobre o meio ambiente. **Economia Aplicada**, v. 10, p. 249-266, 2006.

CAPONE, A. et al. Produtividade e qualidade de sementes de genótipos de soja para alimentação humana introduzidos em Tocantins, na entressafra. **Nucleus**, v. 15, n. 1, p. 71-84, 2018.

CHERUBIN, M.R. et al. Precision Agriculture in Brazil: The Trajectory of 25 Years of Scientific Research. **Agriculture**, v. 12, n. 11, p. 1882, 2022.

CHIACCHIO, S.S.R. et al. Vant: Um Estudo Sobre a Utilização de Veículo Aéreo Não Tripulado na Agricultura de Precisão. *Revista Científica Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento*. Ano 1. v. I, n. 12, P. 79-89, 2016.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO – **CONAB**. Acompanhamento da Safra Brasileira de Grãos – Brasília, v.9 – Safra 2021/22, n.12 - Décimo segundo levantamento, p. 1-88, setembro 2022. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos>. Acesso em: 16 de nov. 2022.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO – **CONAB**. Produção Agrícola—Safra: Série histórica dos grãos, 2020. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos>. Acesso em: 16 de nov. 2022.

CORE TEAM, R. **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. 2018.

de SOUSA, C.A.F. et al. Nova abordagem para a fenotipagem de plantas: conceitos, ferramentas e perspectivas. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 8, n. IV SMUD, p. 660-672, 2015.

DOBBELS, A.A.; LORENZ, A.J. Soybean iron deficiency chlorosis high-throughput phenotyping using an unmanned aircraft system. **Plant methods**, v. 15, n. 1, p. 1-9, 2019.

EMBRAPA. **A soja RR**. Disponível em: <https://www.embrapa.br/soja/rr/inicial>. Acesso em: 15 nov. 2022.

FARIAS, J.R.B.; NEPOMUCENO, A.L.; NEUMAIER, N. **Ecofisiologia da soja**. Embrapa Soja-Circular Técnica (INFOTECA-E), 2007.

FENG, H. et al. Comparison of UAV RGB Imagery and Hyperspectral Remote-Sensing Data for Monitoring Winter Wheat Growth. **Remote Sens**. v. 14, p. 3811, 2022

FERREIRA, Filipe Manoel et al. Bioenergy elephant grass genotype selection leveraged by spatial modeling of conventional and high-throughput phenotyping data. **Journal of Cleaner Production**, v. 363, p. 132286, 2022.

FERREIRA, Filipe Manoel et al. Bioenergy elephant grass genotype selection leveraged by spatial modeling of conventional and high-throughput phenotyping data. **Journal of Cleaner Production**, v. 363, p. 132286, 2022.

FONTES, A.V. **Processo de industrialização da soja no Brasil**. Trabalho de Conclusão de Curso. Faculdade de Engenharia Química da Universidade Federal de Uberlândia., 65 p., 2019.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATIONS OF THE UNITED NATIONS – FAO DATABASE. Crops and livestock products. Disponível em: <http://www.fao.org/faostat/en/#data>. Acesso em: 07 dez. 2022.

FRANCHINI, J.C. et al. **Uso de imagens aéreas obtidas com drones em sistemas de produção de soja**. Londrina: Embrapa Soja, 2018.: il. (Documentos / Embrapa Soja, ISSN 2176-2937; n.408)

FUKUSHIMA, D. Recent progress in research and technology on soybeans. **Food Science and Technology Research**, v. 7, n. 1, p. 8-16, 2001.

GABBI, M.T.T. et al. Análise das trajetórias das exportações de Brasil e Argentina no comércio internacional do complexo soja (1990-2018). **COLÓQUIO-Revista do Desenvolvimento Regional**, v. 17, n. 4, p. 28-47, 2020.

GEZAN, Salvador A.; WHITE, Timothy L.; HUBER, Dudley A. Accounting for spatial variability in breeding trials: A simulation study. **Agronomy journal**, v. 102, n. 6, p. 1562-1571, 2010.

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

GITELSON, A.A. et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies. **Geophysical Research Letters**, v. 30, n. 5, p. 52 (1-4), 2003.

GONÇALVES, Elsa; ST. AUBYN, António; MARTINS, Antero. Mixed spatial models for data analysis of yield on large grapevine selection field trials. **Theoretical and Applied Genetics**, v. 115, p. 653-663, 2007.

GOUVEIA, A.B.V.S. et al. Soybean by - products in bird feeding: Review. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 7, p. 1- 28, e471974187, 2020.

HAGUE, T.; TILLET, N. D.; WHEELER, H. Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals. **Precision Agriculture**, v. 7, p. 21–32, 2006.

HENDERSON, C. R. Best linear unbiased estimation and prediction under a selection model. **Biometrics**, p. 423-447, 1975.

HU, Y.; KNAPP, S.; SCHMIDHALTER, U. Advancing high-throughput phenotyping of wheat in early selection cycles. **Remote Sensing**, v. 12, n. 3, p. 574, 2020.

INTACTA. **Soja INTACTA RR2 PRO®**. Disponível em: <https://www.intactarr2pro.com.br/intacta-rr2-pro>. Acesso em: 15 nov. 2022.

INTERNATIONAL SOCIETY OF PRECISION AGRICULTURE - **ISPA**. Disponível em: <https://www.ispag.org>. Acesso em: 15 de novembro de 2022.

JUNG, J. et al. The potential of remote sensing and artificial intelligence as tools to improve the resilience of agriculture production systems. **Current Opinion in Biotechnology**, v. 70, p. 15-22, 2021.

KIM, J.; KIM, K.S.; KIM, Y. A short review: Comparisons of high-throughput phenotyping methods for detecting drought tolerance. **Scientia Agricola**, v. 78, 2020.

KULPRACHAKARN, K. et al. Antioxidant Potential and Cytotoxic Effect of Isoflavones Extract from Thai Fermented Soybean (Thua-Nao). **Molecules**, v. 26, v. 24, p. 2 -11, 2021.

LEMOS, M.L.F. et al. Agregação de valor na cadeia de soja. 2017. **Banco Nacional do Desenvolvimento**. Disponível em: https://web.bndes.gov.br/bib/jspui/bitstream/1408/14138/2/BNDES-Setorial-46_Soja_P_BD.pdf Acesso em: 15 nov. 2022.

LOBOS, G.A. et al. Plant phenotyping and phenomics for plant breeding, **Frontiers in plant science**, v. 8, p. 1-3, 2017.

LOPEZ, M.A.; FREITAS MOREIRA, F.; RAINEY, K.M. Genetic relationships among physiological processes, phenology, and grain yield offer an insight into the development of new cultivars in soybean (*Glycine max* L. Merr). **Frontiers in Plant Science**, v. 12, p. 651241, 2021.

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.

LUDKE, W. H., ANDRADE, A.C.B., VOLPATO, L., OLIVEIRA, I.C.M. DE, PAIVA, J.T. DE, SILVA, M.J. DA, DEL CONTE, M.V., SILVA, D.C., ALMEIDA, V.C., PINTO, V.B. (2017). Desafios biométricos no melhoramento genético. Viçosa: Ed. UFV, 166p.

MAES, W.H.; STEPPE, K. Perspectives for remote sensing with unmanned aerial vehicles in precision agriculture. **Trends in plant science**, v. 24, n. 2, p. 152-164, 2019.

MAO, W.; WANG, Y.; WANG, Y. Real-time detection of between-row weeds using machine vision. Proceedings of the 2003 ASAE annual meeting. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, Las Vegas, NV, USA, 27–30, July 2003.

MATIAS, F. I.; CARAZA-HARTER, M. V.; ENDELMAN, J. B. FIELDimageR: An R package to analyze orthomosaic images from agricultural field trials. **The Plant Phenome Journal**, v. 3, n. 1, p. e20005, 2020.

MATSUNO, E., FERREIRA, S. C.; SEDIYAMA, T. Botânica e Fenologia. In: Silva, F.; Borém, A.; Sedyama, T.; Câmara, G. (Eds.). **Soja do plantio à colheita**. 2. ed. São Paulo, SP: Oficina de Textos, 2022. Cap.2, (p. 23-40).

MENDONÇA, H.C. et al. Genetic Diversity and Selection Footprints in the Genome of Brazilian Soybean Cultivars. **Frontiers in Plant Science**, v. 13, 2022.

MEYER, G. E.; CAMARGO NETO, J. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. **Computers and electronics in agriculture**, v. 63, p. 282–293, 2008.

MIRHEIDARI, L.; SOORI, R.; RAVASI, A.A. The Combined Effect of High-Intensity Interval Training and Soy Isoflavone Diet on MicroRNA-133 Gene in Ovariectomized Rats. **Journal of Kermanshah University of Medical Sciences**, v. 26, n. 3, 2022.

MORAIS, G.C. de. **Casca de soja na alimentação de vacas leiteiras: revisão bibliográfica**. Trabalho de Conclusão de Curso, Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal, 37 p. 2020.

MOREIRA, F.F. et al. Improving the efficiency of soybean breeding with high-throughput canopy phenotyping. **Plant Methods**, v. 15, n. 1, p. 4-9, 2019.

NEUMAIER, N. et al. Estádios de desenvolvimento da cultura de soja. **Embrapa Soja- Capítulo em livro científico (ALICE)**, 2000.

NIU, Q.H. et al. Estimation of leaf nitrogen concentration of winter wheat using UAV-based RGB imagery. [s.l.] **Springer International Publishing**, v. 546, 2019.

OLIVEIRA NETO, S.S. et al. Soybean Crop: A Review on the Biotechnological Advances and Expectation for Modern Cultivars. **Journal of Agricultural Studies**, v. 8, n. 1, p. 194-207, 2020.

PATTERSON, H. D.; THOMPSON, R. Recovery of inter-block information when block sizes are unequal. **Biometrika**, v. 58, n. 3, p. 545-554, 1971.

RADOGLU-GRAMMATIKIS, P.; SARIGIANNIDIS, P.; LAGKAS, T. A compilation of UAV applications for precision agriculture. **Computer Networks**, v. 172, 107148, 2020.

RANĐELOVIĆ, P., ĐORĐEVIĆ, V., MILADINOVIĆ, J., PRODANOVIĆ, S., ČERAN, M., & VOLLMANN, J. High-throughput phenotyping for non-destructive estimation of soybean fresh biomass using a machine learning model and temporal UAV data. **Plant Methods**, v. 19, n. 1, p. 89, 2023.

REN, P., LI, H., HAN, S., CHEN, R., YANG, G., YANG, H., & ZHAO, C. 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.

RESENDE, A.V. et al. **Aplicações da agricultura de precisão em sistemas de produção de grãos no Brasil**. In: BERNARDI, A.C. de C.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A.V. de; BASSOI, L. H.; INAMASU, R.Y. Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar. Brasília, DF: **Embrapa**, 2014. p.196-210.

RESENDE, M. D. V. Genética quantitativa e de populações. Suprema, Visconde do Rio Branco, 2015.

RESENDE, M. D. V.; SILVA, F. F.; AZEVEDO, C. F. **Estatística matemática, biométrica e computacional**: Modelos mistos, multivariados, categóricos e generalizados (REML/BLUP), inferência bayesiana, regressão aleatória, seleção genômica, QTLGWAS, estatística espacial e temporal, competição, sobrevivência. Viçosa: Suprema gráfica e Editora Ltda, 2014.

ROSA, A.M. et al. Alimentos fermentados à base de soja (*Glycine max* (Merrill) L.): importância econômica, impacto na saúde e efeitos associados às isoflavonas e seus açúcares. **Revista Brasileira de Biociências**, v. 7, n. 44, p. 454-462, 2009.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A. et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. Earth resources technology satellite - 1 Symposium, 3, 1973. **Proceedings...** 1974, v.1, Sec. A, p. 309-317.

SAMSEEMOUNG, G. et al. Application of low altitude remote sensing (LARS) platform for monitoring crop growth and weed infestation in a soybean plantation. **Precision Agriculture**, v. 13, p. 611-627, 2012.

SANKARAN, S. et al. Low-altitude, high-resolution aerial imaging systems for row and field crop phenotyping: A review. **European Journal of Agronomy**, v. 70, p. 112-123, 2015.

SANTANA, D. C., DE OLIVEIRA CUNHA, M. P., DOS SANTOS, R. G., COTRIM, M. F., TEODORO, L. P. R., DA SILVA JUNIOR, C. A., & TEODORO, P. E. 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, E.R. et al. Parâmetros genéticos e avaliação agronômica em progênies F2 de soja no Distrito Federal, Brasil. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 14, n. 1, p. 1-8, 2019.

SHIRATSUCHI, L.S. et al. **Sensoriamento remoto: conceitos básicos e aplicações na agricultura de precisão**. In: BERNARDI, A. C. C. et al. Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar. Brasília, DF: Embrapa, 2014, cap.4, p.58-73. Embrapa Instrumentação-Livro técnico (INFOTECA-E).

SIDRA – IBGE. **Produção agrícola municipal 2021**. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/tabela/5457>. Acesso em: 16 de novembro de 2022.

SIDRA, IBGE. **Produção Agrícola Municipal**: Tabela 5457 - Área plantada ou destinada à colheita, área colhida. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/tabela/5457#resultado>. Acesso em: 16 nov. de 2022.

SILVA, C. M. E.; MEZZOMO, H. C.; RIBEIRO, J. P. O.; et al. Insights on Multi-Spectral Vegetation Indices Derived From UAV-Based High-Throughput Phenotyping for Indirect Selection in Tropical Wheat Breeding. **Euphytica**, v. 219, n. 2, p. 99-110, 2024.

SILVA, C.O.D. et al. Influência do processamento na qualidade proteica de novos cultivares de soja destinados à alimentação humana. **Revista de Nutrição**, v. 23, p. 389-397, 2010.

SINGH, A.P. et al. Bibliometric Review of the Use of Unmanned Aerial Vehicles in Precision Agriculture and Precision Viticulture for Sensing Applications. **Remote Sensing**, v. 14, 1604, 2022.

SISHODIA, R.P.; RAY, RL.; SINGH, S.K. Applications of remote sensing in precision agriculture: A review. **Remote Sensing**, v. 12, n. 19, p. 3136, 2020.

SOUSA, C.C.; COSTA, M.F. Melhoramento de soja visando resistência à *Helicoverpa armigera*: uma revisão e perspectivas futuras/Soybean breeding aiming at resistance to *Helicoverpa armigera*: a review and future prospects. **Jornal Interdisciplinar de Biociências**, v. 5, n. 2, p. 24-29, 2020.

STARÝ, K. et al. Comparing RGB-based vegetation indices from UAV imageries to estimate hops canopy area. **Agronomy Research**. v. 18, n. 4, p. 2592 - 2601, 2020.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. **Remote Sensing of Environment**, v. 8, p. 127-150, 1979.

VERBYLA, A.P. et al. **A note on model selection using information criteria for general linear models estimated using REML**, 2019.

VOLPATO, Leonardo et al. Selection of inbred soybean progeny (*Glycine max*): an approach with population effect. **Plant Breeding**, v. 137, n. 6, p. 865-872, 2018.

WAIREGI, Lydia; VAN ASTEN, Piet. Norms for multivariate diagnosis of nutrient imbalance in the East African highland bananas (*Musa* spp. AAA). **Journal of plant nutrition**, v. 34, n. 10, p. 1453-1472, 2011.

WALTER, A.; LIEBISCH, F.; HUND, A. Plant phenotyping: from bean weighing to image analysis. **Plant methods**, v. 11, n. 1, p. 1-11, 2015.

WEISS, M.; JACOB, F.; DUVEILLER, G. Remote sensing for agricultural applications: A meta-review. **Remote Sensing of Environment**, v. 236, p. 1-62, 2020.

WIJEWARDANA, C. et al. Physiological assessment of water deficit in soybean using midday leaf water potential and spectral features. **Journal of Plant Interactions**, v. 14, n. 1, p. 533-543, 2019.

WILKS, S. S. The large-sample distribution of the likelihood ratio for testing composite hypotheses. **The annals of mathematical statistics**, v. 9, n. 1, p. 60-62, 1938.

WOEBBECKE, D. M. et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. **Transactions of the ASAE**, v. 38, p. 259-269, 1995.

XUE, J.; SU, B. Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and application. **Journal of sensors**, v. 2017, ID 1353691, p. 1-17, 2017.

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. doi:10.3389/fpls.2017.01111.

YU, N. et al. Development of methods to improve soybean yield estimation and predict plant maturity with an unmanned aerial vehicle-based platform. **Remote Sensing of Environment**, v. 187, p. 91-101, 2016.

YUE, J. et al. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 150, n. September 2018, p. 226-244, 2019.

ZARCO-TEJADA, P.J. et al. Assessing vineyard condition with hyperspectral indices: Leaf and canopy reflectance simulation in a row-structured discontinuous canopy. **Remote Sensing of Environment**, v. 99, n. 3, p. 271-287, 2005.

ZHANG, H. et al. A review of unmanned aerial vehicle low-altitude remote sensing (Uav-lars) use in agricultural monitoring in china. **Remote Sensing**, v. 13, n. 6, p. 1-17, 2021.

ZHANG, Z.; MOORE, J.C. Remote Sensing. In: ZHANG, Zhihua; MOORE, John C. **Mathematical and physical fundamentals of climate change**. Elsevier, 2014. Cap. 4, p. 111-123.

1. ARTIGO

**FENOTIPAGEM DE ALTO RENDIMENTO NO MELHORAMENTO DA SOJA
USANDO ÍNDICES DE VEGETAÇÃO DE IMAGENS RGB BASEADAS EM DRONE**

RESUMO

ALVES, Andressa Kamila Souza D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2024. **Fenotipagem de alto rendimento no melhoramento da soja.** Orientador: Prof. Dr. Luiz Antônio dos Santos Dias. Coorientadores: Lucas de Paula Corrêdo.

A soja é uma das culturas mais importantes globalmente, e os avanços no melhoramento genético aumentaram significativamente a sua eficiência produtiva. Contudo, a complexidade da fenotipagem em soja, devido à sua diversidade genética e variação em resposta a condições ambientais, tem limitado a eficiência das análises genéticas. A fenotipagem de alto rendimento (HTP, do inglês High-Throughput Phenotyping), especialmente quando realizada por veículos aéreos não tripulados (UAVs, do inglês Unmanned Aerial Vehicles) e análise robusta de dados, permite análises rápidas e precisas. Assim, o objetivo desta pesquisa foi avaliar índices de vegetação (IV), derivados de imagens RGB (do inglês Red, Green and Blue) obtidas com UAV, para realizar HTP em diferentes fases/estádios de desenvolvimento de cultivares de soja. Essas imagens foram obtidas em diferentes épocas de desenvolvimento da cultura (aos 28, 37, 49, 70, 86, 105, 115 e 120 dias após o plantio), e os IVs foram testados quanto a correlação com as características de desempenho agrônômico dos cultivares avaliadas nas diferentes épocas. O estudo foi realizado na área experimental da Fundação Mato Grosso do Sul, com 60 cultivares de soja. Um modelo linear de efeitos mistos foi utilizado para obter as estimativas dos componentes de variância, a predição dos valores genotípicos e as correlações genéticas, utilizando os métodos de máxima verossimilhança restrita (*REML*, do inglês Restricted Maximum Likelihood)/melhor predição linear não viesada (BLUP, do inglês Best Linear Unbiased Prediction). Houve diferenças genéticas significativas entre os cultivares para todas as características agrônômicas, com altas acurácias e herdabilidades para altura de plantas, maturidade em R8 e peso de 100 sementes. A interação genótipo × época de avaliação afetou significativamente a expressão dos IVs, indicando a importância de considerar o momento da coleta de imagens para maximizar a relevância dos IVs na avaliação do desempenho agrônômico. Os IVs mostraram correlações variáveis com as características agrônômicas, dependendo do estágio de desenvolvimento da cultura. Em particular, nos estádios iniciais (aos 28 e 37 dias após o plantio) e finais (aos 105 a 120 dias após o plantio), os IVs como *RGVB*, *NGR*, *GLI* e *ExG* mostraram correlações (*r*) positivas moderadas a fortes com a maturidade em R8 e a altura das plantas ($r > 0.4$), enquanto os índices *Red* e *ExR* apresentaram correlações negativas ($r < -0.4$). Tais correlações destacam o potencial dos IVs como indicadores não destrutivos do vigor vegetativo e da maturidade fisiológica dos cultivares. A HTP utilizando IVs derivados de imagens RGB de UAV é mais eficaz nos estádios iniciais e finais de desenvolvimento da soja, fornecendo informações cruciais para a seleção e o melhoramento genético. Os resultados confirmam a importância de uma abordagem temporal na HTP para aperfeiçoar a seleção de genótipos de soja e também aprimorar as estratégias de seu manejo agrícola.

Palavras-chave: Veículos Aéreos Não Tripulados. Correlação Genotípica. Maturidade Fisiológica. Abordagem Temporal. *Glycine max* (L.) Merrill.

ABSTRACT

ALVES, Andressa Kamila Souza D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, October, 2022. **High-throughput phenotyping in soybean genotypes**. Adviser: D.Sc. Luiz Antônio dos Santos Dias. Co-advisers: Lucas de Paula Corrêdo.

Soybean is one of the most important crops globally, and advances in genetic improvement have significantly increased its productivity. However, the complexity of soybean phenotyping, due to its genetic diversity and variation in response to environmental conditions, has limited the efficiency of genetic analyses. High-throughput phenotyping (HTP), especially when conducted by unmanned aerial vehicles (UAVs) and robust data analysis, allows for quick and precise analyses. Thus, the aim of this research was to evaluate vegetation indices (VI), using UAV RGB images, to perform HTP on different soybean cultivars. These images were obtained at different stages of crop development, at 28, 37, 49, 70, 86, 105, 115, and 120 days after planting, and the VIs were correlated with agronomic performance traits. The study was conducted at the experimental area of the Mato Grosso do Sul Foundation, with 60 soybean cultivars. A linear mixed model was used to obtain estimates of variance components, prediction of genotypic values, and genetic correlations, using restricted maximum likelihood (REML)/best linear unbiased prediction (BLUP) methods. There were significant genetic differences among genotypes for all agronomic traits, with high accuracies and heritabilities for plant height, maturity at R8, and 100-seed weight. The genotype \times evaluation period interaction significantly affected the expression of VIs, indicating the importance of considering the timing of image collection to maximize the relevance of VIs in agronomic performance evaluation. VIs showed variable correlations with agronomic traits, depending on the crop development stage. Particularly, in the early (28 and 37 days after planting) and late stages (105 to 120 days after planting), VIs such as RGVB, NGR, GLI, and ExG showed moderate to strong positive correlations (>0.4) with maturity at R8 and plant height, while Red and ExR indices showed negative correlations (<-0.4). Such correlations highlight the potential of VIs as non-destructive indicators of vegetative vigor and physiological maturity. HTP using VIs derived from UAV RGB images is more effective in the early and late stages of soybean development, providing crucial information for genotype selection and genetic improvement. The results confirm the importance of a temporal approach in HTP to enhance soybean genotype selection and also improve agricultural management strategies.

Keywords: unmanned aerial vehicles. genetic correlations. physiological maturity. temporal sampling. *Glycine max* (L.) Merrill.

1. INTRODUÇÃO

A soja [*Glycine max* (L.) Merrill] é uma das culturas mais importante do mundo e o Brasil é o maior produtor (USDA, 2023). Este domínio no mercado global é resultado direto dos avanços em melhoramento genético que elevaram a eficiência produtiva das variedades cultivadas (RAHMAN et al., 2023; UMBURANAS et al., 2022). Por sua vez, a fenotipagem de alto rendimento (HTP, do inglês High-Throughput Phenotyping) na cultura é complexa devido à diversidade genética e às respostas variadas das plantas a diferentes condições ambientais (SANTANA et al., 2022). Isso eleva os custos associados, o que limita a eficiência e precisão das análises genéticas. Neste sentido, a HTP permite a análise rápida e detalhada de características físicas e biológicas das plantas, contribuindo para estratégias de melhoramento mais precisas e eficientes (LI et al. 2021; YANG et al., 2017).

A combinação de sensores ópticos acoplados a veículos aéreos não tripulados (UAVs, do inglês Unmanned Aerial Vehicles) e análise robusta de dados está impulsionando o campo da HTP (FENG et al. 2021; SOLIMANIET al. 2023). A integração dessas ferramentas possibilita a coleta de dados em larga escala e com alta precisão, permitindo identificar rapidamente características vitais das plantas, como sanidade, crescimento e resposta a estresses ambientais. Essa abordagem tem sido aplicada em diversas culturas, destacando-se o uso de câmeras digitais devido sua ampla aplicabilidade e facilidade de integração com plataformas de fenotipagem s (SOLIMANIET al. 2023; YANG et al., 2017). As câmeras digitais comuns captam imagens utilizando os três canais de cores primárias - vermelho, verde e azul (RGB, do inglês Red-Green-Blue), permitindo análises detalhadas das características visuais das plantas (BENDIG et al., 2015).

Os índices de vegetação (IV) são parâmetros quantitativos derivados da combinação e análise das intensidades dos canais de cores RGB refletidos pelas plantas, como RGVBI - *Red green blue vegetation index* (BENDIG et al., 2015), GLI - *Green Leaf index* (LOUHAICHI et al., 2001) e NGRDI - *Normalized green-red vegetation index* (TUCKER, 1979). Estes índices fornecem informações sobre a sanidade e o vigor das plantas, além de serem indicadores sensíveis de características como biomassa, estresse hídrico, e eficiência fotossintética (FEI et al. 2021; FERREIRA et al., 2022; REN et al. 2023). No contexto de melhoramento genético, a utilização destes índices permite uma avaliação não invasiva e em larga escala das características fenotípicas das culturas. Isso possibilita a identificação

rápida de linhagens superiores e a seleção de traços desejáveis com maior precisão e eficiência (FERREIRA et al., 2022; SANTANA et al., 2022).

A análise temporal dos IVs pode revelar padrões de crescimento e desenvolvimento das plantas, permitindo aos pesquisadores entenderem melhor a resposta genotípica a diferentes condições ambientais (BENDIG et al., 2015). Por sua vez, modelos mistos permitem a análise mais precisa dos efeitos genotípicos e da interação genótipo × período de avaliação, cruciais no contexto de variações genéticas, climáticas e de manejo. Os modelos mistos oferecem uma estrutura robusta mais adequada para decompor a variabilidade porque consideram tanto efeitos fixos quanto aleatórios. A aplicação de modelos mistos utilizando o método REML (do inglês, Restricted Maximum Likelihood) na estimação dos BLUPs (do inglês, Best Linear Unbiased Predictors) é particularmente valiosa para isolar os efeitos genéticos, permitindo correlações mais acuradas entre IVs e características agronômicas (ARAÚJO et al. 2023). Então, o objetivo desta pesquisa foi avaliar IVs, derivados de imagens RGB obtidas com UAV, para realizar HTP em diferentes fases/estádios de desenvolvimento de cultivares de soja.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Material vegetal

O conjunto de dados compreendeu quatro cultivares de soja convencional, nove cultivares de tecnologias Roundup Ready e quarenta e sete genótipos de tecnologia INTACTA RR2 PRO® (Tabela Suplementar 1). Os dados foram coletados ao longo da safra 2020/2021. O estudo foi conduzido em área experimental de melhoramento de soja, na Unidade de Pesquisa da Fundação Mato Grosso de Sul (FMS), na Fazenda Alegria (latitude 21° 38' S, longitude 55° 06' O e altitude de 360 m de altitude), no estado de Mato Grosso do Sul, Brasil.

2.2. Delineamento experimental e condições de cultivo

Os cultivares foram avaliados em delineamento de blocos completos casualizados, com três repetições. Além disso, três áreas experimentais foram implantadas com diferentes épocas de plantio. A semeadura da soja foi feita em plantio direto usando sistema de distribuição de semente à vácuo, em parcelas de 5 linhas de 12 m, sendo 0,5 m entre linhas, e área de 30 m². A área útil da parcela foi

formada pelas três linhas centrais de 11 m, desprezando-se 0,5 m em ambas as extremidades.

As sementes foram tratadas com Standak Top na dose de 2 mL kg⁻¹ e com inoculante líquido via sulco - Bradyrhizobium + Azospirillum (1 dose – que fornece no mínimo 1,2 milhões de células por semente, segundo o fabricante). A adubação de manutenção foi realizada com 330 kg ha⁻¹ de NPK (02-20-20). A cobertura do solo foi mantida com palhada de milho e braquiária. A fertilização foliar foi realizada nos estágios V4, R1, R3 e R4/R5, conforme detalhado em material suplementar (Tabela S2). O controle de fungos foi feito em quatro aplicações, com os seguintes fungicidas: 1ª aplicação - propiconazol + difenoconazol (0,15 L ha⁻¹ p.c.); 2ª aplicação - trifloxistrobina + proclorazoxolol (0,4 L ha⁻¹ p.c.); 3ª aplicação - epoxiconazol + fluxapiroxade + piraclostrobina (0,80 L ha⁻¹ p.c.); e, 4ª aplicação - trifloxistrobina + ciproconazol (0,2 L ha⁻¹ p.c.) + mancozeb (1,5 kg p.c.). O controle de ervas daninhas e pragas foi realizado seguindo as recomendações para a região.

2.3. Avaliações agronômicas

As avaliações foram realizadas no estágio de maturação fisiológica R8, quando ocorre a máxima acumulação de matéria seca nos grãos (grãos completamente maduros). O acamamento (acam, em %) foi avaliado por meio de uma escala de notas de 1 a 5, onde 1 - indica todas as plantas eretas, 2 - até 25% das plantas acamadas, 3 - de 26 a 50% das plantas acamadas, 4 - de 51 a 80% das plantas acamadas e 5 - acima de 81% das plantas acamadas. As plantas foram consideradas acamadas quando apresentavam ângulo de inclinação de 45° ou superior. A altura de plantas (alt, em cm) foi avaliada a partir da superfície do solo até a extremidade apical da haste principal, utilizando uma trena, em três pontos ao acaso da parcela. A maturidade em R8 foi avaliada como o número de dias da emergência ao estágio R8 (mat_r8, em dias), que corresponde a maturação plena da soja. O peso de cem grãos (p100, em g) foi avaliado por pesagem direta em balança de precisão. A produtividade (prod, em sacas ha⁻¹) foi obtida a partir da pesagem da área útil colhida (15 m² de cada parcela), padronizado para 13% de umidade.

2.4. Análise de fenotipagem de alto rendimento

O desenvolvimento do dossel das cultivares de soja foi monitorado por meio de imagens digitais obtidas em sobrevoos, utilizando um UAV (Drone, DJI Phantom 4) equipado com câmera própria (RGB) com 20 megapixels. No início do plantio foram demarcadas as parcelas e pontos de controle de solo (ground control points – GCPs) em forma de X (branco) colocados ao longo da área de estudo. As coordenadas de cada ponto de controle foram obtidas por receptor GNSS-RTK (Global Navigation Satellite System - Real Time Kinematic) e foram utilizadas para gerar o ortomosaico a partir das imagens capturadas pela UAV em cada época de plantio (Figura 2).

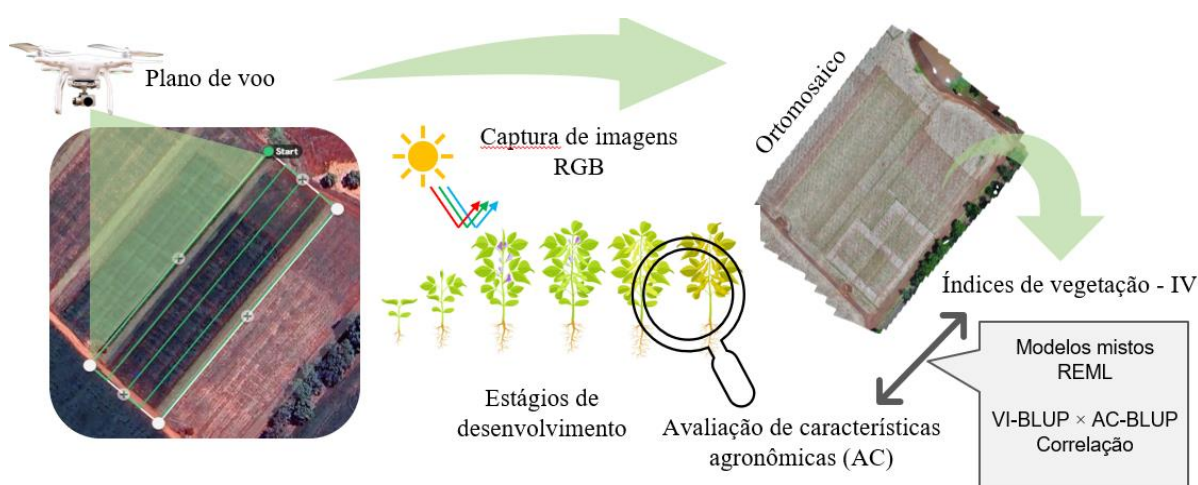


Figura 2. Representação esquemática do estudo de fenotipagem de alto rendimento em genótipos de soja. Estão representados a área experimental com plano de voo, o ortomosaico gerado após o plantio, utilizado para extrações dos valores de variáveis espectrais e alguns índices de vegetação, e a correlação entre índices de vegetação e características agronômicas.

Os voos foram realizados de modo autônomo com plano elaborado no aplicativo Dronedeploy® e iniciados a partir da emergência das plântulas até a colheita, aos 28, 37, 49, 70, 86, 105, 115 e 120 dias após o plantio. Foi realizado um voo por dia, com duração entre 15 e 25 minutos, a uma altitude constante de 50 metros e velocidade de 3 m/s, fornecendo uma resolução espacial de 1 cm/pixel para obter maior precisão na aquisição das imagens. A combinação da sobreposição lateral de 80% e frontal de 75% permitiu capturar dados multiespectrais de alta qualidade sobre a vegetação, resultando na construção precisa do ortomosaico final.

O processamento das imagens foi realizado através do software Agisoft™ MetaShape (versão 1.5.3, Agisoft LLC, St. Petersburg, Russia), onde foram gerados os ortomosaicos de cada dado para obtenção dos índices de vegetação. As extrações dos valores das bandas R, G e B foram realizadas através do software Quantum GIS

v.3.10.14 (QGIS Development Team, Open Source Geospatial Foundation). Os valores das faixas espectrais, correspondentes ao R, G e B, foram utilizados para estimar os índices de vegetação discriminados na Tabela 2. Os dados foram processados através do programa R, utilizando as funções do pacote *FieldImageR* (MATIAS et al. 2020).

Tabela 2. Bandas espectrais e índices de vegetação avaliados a partir de imagens capturadas por UAVs em sobrevoos, em três áreas experimentais com cultivares de soja.

Bandas/Índices	Equação	Fonte
Red-R	-	-
Green-G	-	-
Blue-B	-	-
Red green blue vegetation index	$RGVB = \frac{(GREEN^2 - BLUE \times RED)}{(GREEN^2 + BLUE \times RED)}$	Bendig et al. (2015)
Excess green vegetation index	$ExG = 2 GREEN - RED - BLUE$	Woebbecke et al. (1995)
Excess red vegetation index	$ExR = 1,4 RED - GREEN$	Meyer and Camargo Neto (2008)
Excess blue vegetation index	$ExB = 1,4 BLUE - GREEN$	Mao et al. (2003)
Green Leaf index	$GLI = \frac{(2 \times GREEN - RED - BLUE)}{(2 \times GREEN + RED + BLUE)}$	Louhaichi et al. (2001)
Normalized green-red vegetation index	$NGRDI = \frac{(GREEN - RED)}{(GREEN + RED)}$	Tucker (1979)
Visible Atmospherically Resistant Index	$VARI = \frac{(GREEN - RED)}{(GREEN + RED - BLUE)}$	Gitelson et al. (2002)
Blue Green Pigment Index	$BGI = \frac{BLUE}{GREEN}$	Zarco-Tejada et al. (2005)

2.5. Análise estatística

2.5.1. Modelos matemáticos

Todos os procedimentos estatísticos aplicados foram baseados no teste de máxima verossimilhança restrita - REML (PATTERSON; THOMPSON, 1971), para estimativa dos componentes de variância; e no método de melhor predição linear não

viesada - BLUP para predição de valores genotípicos (HENDERSON, 1975). Primeiro, testamos a suposição de normalidade usando o gráfico quantil-quantil. Assumimos a independência residual, e a heterocedasticidade foi contabilizada na modelagem da matriz de covariância residual (ARAÚJO et al. 2023). Para a análise das características avaliadas foi usado o modelo da Equação 1:

$$y = Xb + Zg + e \quad (1)$$

onde y é o vetor de observações fenotípicas, b é o vetor de efeitos fixos (intercepto e repetições), g é o efeito aleatório de genótipos [$g \sim N(0, \sigma_g^2 \mathbf{I})$], e e é o vetor de efeitos residuais [$e \sim N(0, \sigma_e^2 \mathbf{I})$].

Com base na Equação 1 foi realizado teste de razão de verossimilhanças (LRT) para verificar se o efeito genotípico foi significativo. O LRT foi estimado seguindo a Equação 2:

$$LRT = -2(\text{Log}L_r - \text{Log}L_c) \quad (2)$$

em que L_r é o ponto de máxima da função de verossimilhança do modelo reduzido, e L_c é o ponto de máxima da função de verossimilhança do modelo completo. O resultado desta equação foi comparado com valores da distribuição qui-quadrado, com 1 grau de liberdade.

As herdabilidades generalizadas (H^2) foram estimadas de acordo com Cullis et al. (2006) (Equação 3):

$$H^2 = \frac{V(\Delta)}{2 \times \sigma_g^2} \quad (3)$$

em que $V(\Delta)$ é a média da variância da diferença entre os BLUPs e σ_g^2 é a variância genotípica.

A acurácia ($r_{\hat{g}g}$) foi calculada seguindo Mrode (2014) (Equação 4):

$$r_{\hat{g}g} = \sqrt{1 - \frac{PEV}{\sigma_g^2}} \quad (4)$$

em que PEV é a variância do erro de predição (média da diagonal da inversa da matriz de coeficientes da equação de modelos mistos), e σ_g^2 é a variância genotípica.

Os dados referentes aos índices foram avaliados seguindo a Equação 5:

$$y = Xb + Z_1g + Z_2gd + e \quad (5)$$

onde y é o vetor de observações fenotípicas, b é o vetor de efeitos fixos (intercepto, data de voo e repetições dentro de data), g é o efeito aleatório de genótipos [$g \sim N(0, \sigma_g^2 \mathbf{I})$], gd é o efeito aleatório da interação genótipos \times data de voo

$[\mathbf{gd} \sim N(\mathbf{0}, \sigma_{gd}^2 \mathbf{I})]$, e \mathbf{e} é o vetor de efeitos residuais $[\mathbf{e} \sim N(\mathbf{0}, \sigma_e^2 \mathbf{I})]$. Desse modelo, os BLUPs foram obtidos dentro de cada data de voo (ou seja $\mathbf{g} + \mathbf{gd}$). Por fim, foi calculada a correlação entre os BLUPs das características e os BLUPs dos IVs dentro de cada data.

3. RESULTADOS

Os resultados revelaram diferenças significativas ($p < 0,01$) pelo teste LRT para todas as características agrônômicas avaliadas (Tabela 3).

Tabela 3. Efeito genotípico sobre características agrônômicas dos genótipos de soja

Caráter	LRT	p-valor
Maturação em R8	54,27	<0,01
Altura	194,76	<0,01
Acamamento	14,20	<0,01
Peso de 100 sementes	28,42	<0,01
Produção de sementes	12,10	<0,01

LRT: Teste da razão de verossimilhanças.

A variância genética foi maior para produção de sementes e altura de plantas, com valores de 16985 e 132, respectivamente. A herdabilidade foi de alta magnitude para altura de plantas (0,90) e maturação em R8 (0,73), indicando forte influência genética para estas características (Tabela 4). Conseqüentemente, a acurácia das estimativas genéticas foi alta para a altura de plantas (0,95), maturação em R8 (0,85) e peso de 100 sementes (0,79), sugerindo maior confiabilidade na seleção baseada nestas características.

Tabela 4. Estimativas de componentes de variância, de parâmetros genéticos e médias de características agrônômicas dos genótipos de soja avaliados

Parâmetro	σ_g^2	σ_{res}^2	H^2	r_{gg}	Média
Maturação em R8	13,12	20,90	0,73	0,85	109,14
Altura de planta	132,22	58,92	0,90	0,95	116,81
Acamamento	0,25	1,07	0,51	0,71	2,24
Peso de 100 sementes	0,68	2,58	0,63	0,79	16,02

Produção de sementes	16985,10	136112,70	0,46	0,67	4323,45
----------------------	----------	-----------	------	------	---------

Onde, σ_g^2 é a variância genotípica, σ_{res}^2 é a variância residual, H^2 é a herdabilidade e r_{gg} é a acurácia.

Os índices de vegetação *ExG*, *ExB*, *ExR*, *GLI*, *NGR* e *RGVB*, e as bandas espectrais *Red* e *Green* apresentaram alta razão de verossimilhanças e p-valores menores que 0,05 para o efeito genotípico, indicando variabilidade genética. No que se refere à interação genótipos × períodos de voos, os índices *ExG*, *ExR*, *GLI* e *RGVB*, e as bandas *Red* e *Green* também apresentaram razão de verossimilhanças altas e p-valores menores que 0,05, sugerindo que a expressão genética dessas características é influenciada pelas fases fenológicas de maneira diferente para os genótipos. Por sua vez, os índices *BGI*, *VARI* e *VEG* não mostraram variabilidade genotípica significativa ($p > 0,05$), indicando baixa influência genética nesta característica. Já os índices *BGI*, *ExB*, *VARI* e *VEG* e a banda espectral *Blue* não tiveram efeitos significativos para a interação genótipos × períodos de voos (Tabela 5).

Tabela 5. Teste de razão de verossimilhança (LRT) dos efeitos genotípicos e da interação genótipos × períodos de voos sobre bandas espectrais e índices de vegetação dos genótipos de soja obtidos a partir de imagens RGB capturadas com uso de UAV.

Índices	Genótipos		Interação genótipos x períodos de voos	
	LRT	p-valor	LRT	p-valor
<i>BGI</i>	0,242	0,533	<0,01	0,500
<i>ExG</i>	70,085	<0,01	47,456	<0,01
<i>ExB</i>	4,699	0,039	<0,01	0,500
<i>ExR</i>	68,222	<0,01	21,415	<0,01
<i>GLI</i>	142,893	<0,01	83,594	<0,01
<i>NGR</i>	39,066	<0,01	15,305	<0,01
<i>RGVB</i>	34,033	<0,01	15,536	<0,01
<i>VARI</i>	<0,01	1,000	<0,01	0,500
<i>VEG</i>	2,777	0,110	<0,01	0,500
<i>Red</i>	94,944	<0,01	15,427	<0,01
<i>Green</i>	33,604	<0,01	<0,01	<0,01
<i>Blue</i>	7,015	0,012	<0,01	0,500

LRT: Teste da razão de verossimilhanças,

O índice *ExG* apresentou variância genética de 8,17, com variância da interação de 77,64 e variância residual de 734,70. Este índice apresentou baixa herdabilidade de 0,01 e acurácia de 0,08 (Tabela 6). Em contraste, o índice *ExR* apresentou elevada variância genética (18,72), com herdabilidade moderada (0,56) e acurácia alta de 0,74. O índice *GLI*, um indicador importante do vigor da folha verde, exibiu variância genética quase nula (0,0001), mas herdabilidade de 0,48 e acurácia de 0,69, sugerindo sua utilidade na identificação de diferenças fenotípicas sutis entre os genótipos. Similarmente, os índices *NGR* e *RGVB* apresentaram valores baixos de variância genética e da interação, porém com herdabilidade e acurácia baixas.

Tabela 6, Estimativas de componentes de variância, parâmetros genéticos e médias de bandas espectrais e índices de vegetação dos genótipos de soja obtidos a partir de imagens RGB capturadas com uso de UAV.

Parâmetro	σ_g^2	σ_{ga}^2	σ_{res}^2	H^2	$r_{\hat{g}g}$	Média
<i>ExG</i>	8,174	77,642	734,701	0,007	0,082	58,190
<i>ExB</i>	5,278	0,0001	617,754	0,307	0,530	-15,367
<i>ExR</i>	18,718	40,110	619,519	0,557	0,744	32,801
<i>GLI</i>	0,0001	0,001	0,004	0,484	0,693	0,141
<i>NGR</i>	0,0001	0,0004	0,007	0,350	0,584	0,062
<i>RGVB</i>	0,0003	0,001	0,021	0,243	0,480	0,383
<i>Red</i>	23,080	26,618	483,162	0,684	0,826	112,041
<i>Green</i>	10,243	0,0002	333,073	0,603	0,773	125,684
<i>Blue</i>	5,270	0,00005	472,010	0,364	0,588	75,591

Onde, σ_g^2 é a variância genotípica, σ_{ga}^2 é a variância da interação genótipos x períodos de voos, σ_{res}^2 é a variância residual, H^2 é a herdabilidade e $r_{\hat{g}g}$ é a acurácia.

A faixa espectral correspondente ao vermelho (*Red*) destacou-se com a maior variância genética (23,080) e a maior herdabilidade (0,684) entre todos os índices, indicando sua relevância na diferenciação genotípica. A banda espectral *Green* também mostrou valores substanciais de variância genética (10,243) e herdabilidade moderada (0,603), enquanto o canal *Blue* apresentou valores mais baixos para esses parâmetros.

As correlações dos BLUPs dos índices de vegetação (IVs) e bandas espectrais com os BLUPs do acamamento (*acam*), do peso de 100 sementes (*p100*) e da produtividade (*prod*) foram, na maioria dos casos, nulas ou muito baixas, com valores iguais ou inferiores a 0,4, em módulo. Essa tendência de correlações baixas foi mantida em todos os períodos de avaliação, com a notável exceção das correlações entre a produtividade e os índices *ExG* (0,44) e *GLI* (0,0), aos 86 dias após o plantio.

A correlação nula do GLI (0,0) com a produtividade aos 86 dias é especialmente significativa, destacando a falta de relação entre este índice e a produtividade em determinadas condições. No início do ciclo (28 e 37 dias após o plantio), os índices *RGVB*, *NGR*, *GLI* e *ExG* apresentaram correlações positivas moderadas a fortes com a maturação em R8 (*mat_r8*) e a altura de plantas (*alt*). Nestes mesmos períodos, *Red* e *ExR* demonstraram correlação negativa com a *mat_r8* e *alt* (Figura 3).

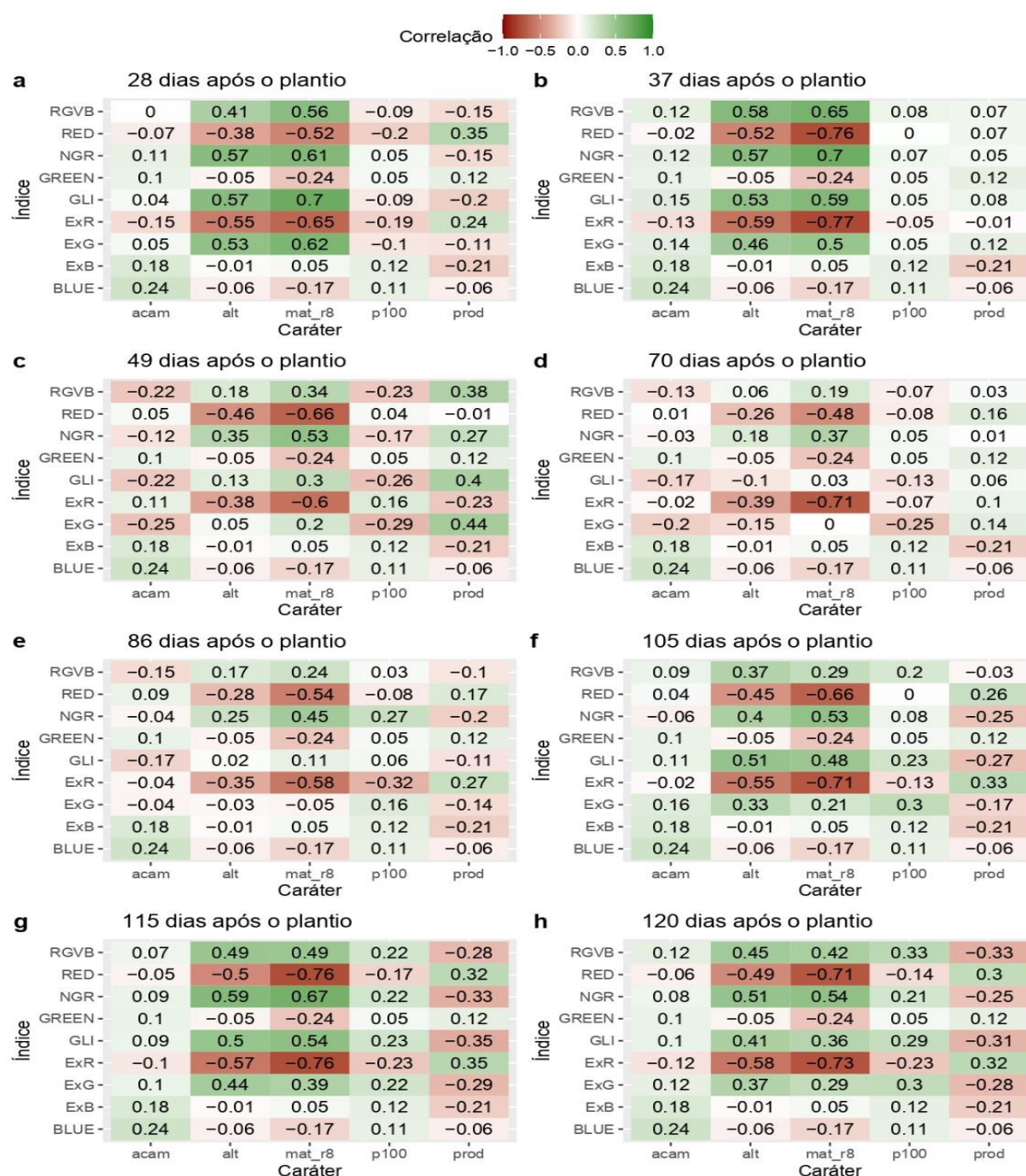


Figura 3. Mapa de correlação dos BLUPs das bandas espectrais e índices de vegetação, obtidos por modelos mistos a partir de dados de imagens RGB capturadas com uso de UAV, com os BLUPs de características agrônômicas em cultivares de soja.

Nos estágios intermediários de desenvolvimento, nos períodos 49, 70, 86 após o plantio, a banda espectral *Red* e o índice *ExR* mantiveram correlação negativa moderada ou forte com a maturação em R8 e a altura de plantas. Por sua vez, *NGR* mostrou correlação positiva moderada com a maturação em R8 e os demais IVs mostraram correlação baixa ou nula.

Nos estágios finais (105, 115 e 120 dias), *Red* e *ExR* continuam a exibir correlações negativas moderadas a forte com maturação em R8 e altura de plantas, indicando a importância destes índices na avaliação das características agrônomicas durante todos os estágios de desenvolvimento da soja. Além disso, nestes últimos estágios, os índices *RGVB*, *NGR*, *GLI* e *ExG* mostram correlações positivas moderadas com a maturação em R8 e a altura de plantas.

4. DISCUSSÃO

Todas as características agrônomicas estudadas em soja mostraram variabilidade genética. Além disso, os índices *ExG*, *ExR*, *GLI*, *NGR* e *RGVB*, e as bandas espectrais *Red* e *Green* também mostraram forte influência genética e influência temporal diferenciada nos genótipos estudados. Esses resultados estão alinhados com estudos anteriores que destacam ampla diversidade genética subjacente a características agrônomicas complexas em soja (FANG et al., 2017). A diversidade genética em germoplasma de soja de diferentes regiões geográficas, como China, Brasil e Japão, e em populações de soja selvagem tem sido amplamente documentada (WANG; TAKAHATA, 2007; FANG et al., 2017; MENDONÇA et al., 2022; KIM et al., 2023). Particularmente no Brasil, a diversidade genética da soja pode estar associada em parte à adaptação das plantas aos ambientes brasileiros (MENDONÇA et al., 2022).

A maioria das características agronomicamente importantes é resultado de diversos mecanismos genéticos, moleculares e fisiológicos que afetam a característica de interesse, direta ou indiretamente por meio de outras características intermediárias (DHUNGANA et al., 2007). Portanto, os resultados obtidos em relação a influência genética e interação genótipos × períodos de voos sobre os IVs reforçam a importância da compreensão da expressão genética e da interação genótipos × ambientes para o melhoramento genético.

A variação nos IVs ao longo de diferentes períodos de voo (idades fisiológicas) na cultura de soja pode ser explicada pelas mudanças fisiológicas e morfológicas que

as plantas sofrem durante seu desenvolvimento. À medida que a soja cresce e se desenvolve, ocorrem alterações na estrutura foliar, na composição química e na interação com o ambiente, afetando a forma como as folhas refletem a luz e, conseqüentemente, provocando mudanças nos IVs (LOUHAICHI et al., 2001; YANG et al., 2017). Por exemplo, em fases iniciais, a densidade foliar menor pode resultar em diferentes padrões de reflexão da luz, impactando índices como *ExG* e *GLI*, que são sensíveis à cor verde (YANG et al., 2017). À medida que a planta se desenvolve, a densidade foliar e os conteúdos de clorofila nas folhas aumentam, a absorção e reflexão da luz em faixas específicas do espectro eletromagnético visível, como *Red* e *Green*, podem mudar. O espectro verde é mais refletido porque as clorofilas, pigmentos responsáveis pela absorção de luz na fotossíntese, absorvem menos nessa faixa de comprimento de onda. Por outro lado, o vermelho é mais absorvido porque as plantas têm uma maior quantidade de clorofila, que absorve fortemente a luz vermelha e azul para realizar a fotossíntese (SIMKIN et al., 2022). Portanto, variações durante a maturidade fisiológica das plantas podem influenciar IVs como *NGR* e *RGVB*, que são indicativos de vigor vegetativo e maturidade (BENDIG et al., 2015; ZHOU et al., 2019).

A herdabilidade e a acurácia são parâmetros fundamentais na genética quantitativa e no melhoramento genético. Enquanto a herdabilidade indica a proporção da variância fenotípica de uma característica que é atribuível à variância genética (KUSWANTORO et al., 2021), a acurácia reflete a precisão com que os valores genéticos verdadeiros são estimados (FERREIRA et al., 2022). Portanto, uma alta herdabilidade, aliada a uma acurácia elevada, sugere potencial para o sucesso na seleção genética e melhoramento de características específicas em uma população.

Nesta pesquisa, as características agrônômicas que apresentaram maior herdabilidade e acurácia foram altura de plantas, maturidade em R8 e peso de 100 sementes. Estudos anteriores também destacaram a importância dessas características no contexto do melhoramento genético da soja, enfatizando sua relevância para a produtividade e adaptabilidade das cultivares (MACHADO et al., 2017; KUSWANTORO et al., 2021). Por sua vez, os maiores valores de herdabilidade e acurácia foram registrados para *Red*, *Green*, *ExR* e *GLI*. Em conjunto, estes resultados permitem concluir que estas características agrônômicas, as bandas espectrais e IVs são promissores para programas de melhoramento genético de soja.

A alta acurácia destas características possibilita a seleção de genótipos com desempenho superior, contribuindo para o desenvolvimento de variedades de soja com maior vigor vegetativo e, potencialmente, maior produtividade. Portanto, focar no melhoramento da soja baseado nestes índices específicos para avaliação do fenótipo pode levar ao desenvolvimento de linhagens com características fenotípicas desejáveis.

A análise de correlações entre BLUPs de índices de vegetação e BLUPs de características agronômicas, como dias até a maturidade, produtividade e peso de sementes, tem proporcionado informações valiosas sobre a influência genética e ambiental na expressão dessas características (SANTANA et al., 2022). Neste trabalho, a altura de plantas e a maturação em R8 foram as características agronômicas mais fortemente correlacionadas com os IVs. A altura das plantas é um indicador chave do vigor vegetativo e potencial produtivo (MACHADO et al., 2017). Por sua vez, a maturação em R8, que corresponde ao número de dias da emergência até a maturidade plena da planta, influencia a fenologia da planta, o rendimento da colheita e a qualidade dos grãos, tornando-se uma característica fundamental para otimizar a produtividade nos programas de melhoramento genético (REN et al., 2023). Assim, tais correlações indicam que os índices são ferramentas não destrutivas, rápidas e eficientes para monitorar o desenvolvimento das variedades de soja, permitindo intervenções agronômicas mais precisas e o aprimoramento de estratégias de seleção e melhoramento genético.

Os índices mais correlacionados com as características agronômicas foram o *Red* e *ExR* negativamente, e os índices *RGVB*, *NGR*, *GLI* e *ExG* positivamente. A aplicação de bandas espectrais e IV na HTP de soja tem sido amplamente explorada, com estudos que utilizam modelos de regressão para prever a maturidade relativa das linhagens de soja com base em IV derivados de imagens de UAV (REN et al. 2023; SANTANA et al., 2022; YANG et al., 2017; ZHOU et al., 2019). Além das correlações com altura de plantas e maturação em R8 registradas neste trabalho, os modelos de correlação entre características morfológicas das plantas e os IVs têm mostrado potencial para avaliar a cobertura vegetal, estado nutricional, vigor, crescimento e produtividade das culturas (REN et al. 2023).

Os maiores valores de correlações significativas entre os BLUPs dos IVs e os BLUPs das características agronômicas nos estágios iniciais de desenvolvimento podem ser interpretados como reflexo da dinâmica de crescimento inicial das

diferentes variedades de soja, onde o espectro de cores capturado pelas imagens *RGB* se altera significativamente conforme as plantas se desenvolvem (LOUHAICHI et al., 2001; BENDIG et al., 2015). Este padrão se alterou nos estágios intermediários de desenvolvimento, de 49 até 86 após o plantio, quando as correlações significativas se limitaram ao *Red* e *ExR*. Provavelmente, as plantas de todas as variedades haviam alcançado o máximo de desenvolvimento vegetativo, com poucas variações nas características agrônômicas e nos IVs entre variedades e menor relação entre os caracteres. Nos estágios finais de desenvolvimento das plantas um número maior de IVs voltou a mostrar correlações significativas com as características agrônômicas. Este resultado pode ser atribuído às mudanças fisiológicas (principalmente a degradação das clorofilas) e morfológicas (como alterações na densidade de folhas e vagens), que ocorrem na fase de maturação das plantas, altera a reflexão espectral, especialmente na faixa do vermelho e azul capturada pelas imagens *RGB* (ZHOU et al., 2019), onde estão os picos de absorção da clorofila (SIMKIN et al., 2022).

Em conjunto, os resultados das correlações destacam a relevância dos IVs, obtidos a partir de imagens *RGB* de *UAVs*, como ferramentas potenciais para monitorar o desenvolvimento e maturação das cultivares de soja, em linha com os resultados obtidos por outros autores (REN et al. 2023; SANTANA et al., 2022; ZHOU et al., 2019). Há uma associação robusta entre a altura da planta e os índices que capturam a intensidade da cor verde, possivelmente refletindo um período de crescimento vigoroso e desenvolvimento foliar intenso. As variações nas correlações observadas ao longo do ciclo de cultivo sugerem que diferentes IVs podem ser mais adequados para monitorar diferentes estágios de desenvolvimento da planta. Este entendimento pode contribuir para o aprimoramento das estratégias de manejo agrícola e seleção de cultivares, além de fornecer informações valiosas para futuras pesquisas no campo da HTP.

Os achados desta pesquisa também sugerem que as mudanças fenológicas associadas à maturação da soja estão fortemente relacionadas com as características espectrais verdes e vermelhas das plantas, capturadas na banda espectral *Red* e no índice *ExR*, ou *RGVB*, *NGR*, *GLI* e *ExG*. Estes resultados indicam uma complexa interação entre a maturação da soja e os IVs, refletindo potencialmente a dinâmica da senescência das folhas e mudanças na composição química da planta que afetam a reflexão da luz nas bandas espectrais capturadas (ZHOU et al., 2019). No entanto, os

resultados sugerem uma limitada influência dos IVs em prever o acamamento das plantas e a produtividade nas condições estudadas.

5. CONCLUSÃO

As melhores datas para realizar HTP em soja, utilizando IVs derivados de imagens RGB capturadas com UAVs, são as dos estágios iniciais de desenvolvimento da cultura (28 e 37 dias após o plantio) ou dos estágios finais de desenvolvimento (de 105 a 120 dias após o plantio). Nestas fases de desenvolvimento da cultura foram registrados os maiores valores de correlações entre os BLUPs dos IVs e os BLUPs das características agrônômicas. Estas datas oferecem uma janela para capturar informações críticas sobre o crescimento e a maturação das plantas.

As características agrônômicas mais fortemente correlacionadas com os IVs são a maturação em R8 e a altura de plantas. As variações nas correlações ao longo do tempo reforçam a importância de uma abordagem temporal na aplicação de IVs para a análise de desempenho agrônômico. A seleção de índices específicos e a fase de desenvolvimento das plantas no momento da coleta de dados são essenciais para maximizar a utilidade das informações coletadas para a gestão da cultura da soja. Os resultados aqui apresentados evidenciam o potencial das imagens *RGB* capturadas por *UAVs* como uma abordagem prática e eficiente para a avaliação de características fenotípicas em larga escala, fornecendo uma base sólida para futuras pesquisas e aplicações práticas no melhoramento e manejo de culturas.

References

ARAÚJO, M. D. S.; CHAVES, S. F. D. S.; DAMASCENO-SILVA, K. J.; DIAS, L. A. D. S.; & DE ROCHA, M. D. M. Modeling covariance structures for genetic and non-genetic effects in cowpea multi-environment trials. **Agronomy Journal**, v. 115, n. 3, p. 1248-1256, 2023.

BENDIG, J.; YU, K.; AASEN, H.; BOLTEN, A.; BENNERTZ, S.; BROSCHEIT, J.; GNYP, M. L.; & BARETH, G. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 39, p. 79-87, 2015.

DHUNGANA, P.; ESKRIDGE, K. M.; BAENZIGER, P. S.; CAMPBELL, B. T.; GILL, K. S.; & DWEIKAT, I. Analysis of genotype-by-environment interaction in wheat using a structural equation model and chromosome substitution lines. **Crop Science**, v. 47, n. 2, p. 477-484, 2007.

FANG, C.; MA, Y.; WU, S.; LIU, Z.; WANG, Z.; YANG, R.; & TIAN, Z. Genome-wide association studies dissect the genetic networks underlying agronomical traits in soybean. **Genome Biology**, v. 18, n. 1, p. 1-14, 2017.

FEI, S.; HASSAN, M. A.; HE, Z.; CHEN, Z.; SHU, M.; WANG, J.; & XIAO, Y. Assessment of ensemble learning to predict wheat grain yield based on UAV-multispectral reflectance. **Remote Sensing**, v. 13, n. 12, p. 2338, 2021.

FENG, L.; CHEN, S.; ZHANG, C.; ZHANG, Y.; & HE, Y. A comprehensive review on recent applications of unmanned aerial vehicle remote sensing with various sensors for high-throughput plant phenotyping. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 182, p. 106033, 2021.

FERREIRA, F. M.; LEITE, R. V.; MALIKOUSKI, R. G.; PEIXOTO, M. A.; BERNARDELI, A.; ALVES, R. S.; MAGALHÃES JÚNIOR, W. C. P.; ANDRADE, R. G.; BHERING, L. L.; & MACHADO, J. C. Bioenergy elephant grass genotype selection leveraged by spatial modeling of conventional and high-throughput phenotyping data. **Journal of Cleaner Production**, v. 363, p. 132286, 2022.

GITELSON, A. A.; KAUFMAN, Y. J.; STARK, R.; & RUNDQUIST, D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 76-87, 2002.

HENDERSON, C. R. Best linear unbiased estimation and prediction under a selection model. *Biometrics*, p. 423-447, 1975.

KIM, W. J.; KANG, B. H.; MOON, C. Y.; KANG, S.; SHIN, S.; CHOWDHURY, S.; JEONG, S. C.; CHOI, M. S.; PARK, S. K.; MOON, J. K.; & HA, B. K. Genome-wide association study for agronomic traits in wild soybean (*Glycine soja*). **Agronomy**, v. 13, n. 3, p. 739, 2023.

KUSWANTORO, H.; ADIE, M. M.; & PUTRI, P. H. Genetic variability, heritability, and genotypic correlation of soybean agronomic characters. **Buletin Palawija**, v. 19, n. 2, p. 117-125.

LI, D.; QUAN, C.; SONG, Z.; LI, X.; YU, G.; LI, C.; & MUHAMMAD, A. High-throughput plant phenotyping platform (HT3P) as a novel tool for estimating agronomic traits from the lab to the field. **Frontiers in Bioengineering and Biotechnology**, v. 8, p. 623705, 2021.

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

MACHADO, B. Q. V.; NOGUEIRA, A. P. O.; HAMAWAKI, O. T.; REZENDE, G. F.; JORGE, G. L.; SILVEIRA, I. C.; MEDEIROS, I. C.; HAMAWAKI, R. L.; & HAMAWAKI, C. D. L. Phenotypic and genotypic correlations between soybean agronomic traits and path analysis. **Genetics and Molecular Research**, v. 16, n. 2, p. 1-11, 2017.

MAO, W.; WANG, Y.; & WANG, Y. Real-time detection of between-row weeds using machine vision. In **2003 ASAE Annual Meeting**, p. 1. American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2003.

MATIAS, F. I.; CARAZA-HARTER, M. V.; & ENDELMAN, J. B. FIELDimageR: An R package to analyze orthomosaic images from agricultural field trials. **The Plant Phenome Journal**, v. 3, n. 1, p. e20005, 2020.

MENDONÇA, H. C.; PEREIRA, L. F. P.; MALDONADO DOS SANTOS, J. V.; MEDA, A. R.; & SANT'ANA, G. C. Genetic diversity and selection footprints in the genome of Brazilian soybean cultivars. **Frontiers in Plant Science**, v. 13, p. 842571, 2022.

MEYER, G. E.; & CAMARGO NETO, J. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. **Computers and electronics in agriculture**, v. 63, n. 2, p. 282-293, 2008.

MRODE, R. A. **Linear models for the prediction of animal breeding values**. 2nd ed. CAB Int., Wallingford, UK, 2005.

PATTERSON, H. D.; THOMPSON, R. Recovery of inter-block information when block sizes are unequal. **Biometrika**, v. 58, n. 3, p. 545-554, 1971.

RAHMAN, S. U.; MCCOY, E.; RAZA, G.; ALI, Z.; MANSOOR, S.; & AMIN, I. Improvement of soybean; A way forward transition from genetic engineering to new plant breeding technologies. **Molecular Biotechnology**, v. 65, n. 2, p. 162-180, 2023.

REN, P.; LI, H.; HAN, S.; CHEN, R.; YANG, G.; YANG, H.; FENG, H.; & ZHAO, C. 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.

SANTANA, D. C.; DE OLIVEIRA CUNHA, M. P.; DOS SANTOS, R. G.; COTRIM, M. F.; TEODORO, L. P. R.; SILVA JUNIOR, C. A.; BAILO, F. H. R.; & TEODORO, P. E.

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

SIMKIN, A. J., KAPOOR, L., DOSS, C. G. P., HOFMANN, T. A., LAWSON, T., & RAMAMOORTHY, S. The role of photosynthesis related pigments in light harvesting, photoprotection and enhancement of photosynthetic yield in planta. **Photosynthesis Research**, v. 152, n. 1, p. 23-42, 2022.

SOLIMANI, F.; CARDELLICCHIO, A.; NITTI, M.; LAKO, A.; DIMAURO, G.; & RENÒ, V. A Systematic Review of Effective Hardware and Software Factors Affecting High-Throughput Plant Phenotyping. **Information**, v. 14, n. 4, p. 214, 2023.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. **Remote sensing of Environment**, v. 8, n. 2, p. 127-150, 1979.

UMBURANAS, R. C.; KAWAKAMI, J.; AINSWORTH, E. A.; FAVARIN, J. L.; ANDERLE, L. Z.; DOURADO-NETO, D.; & REICHARDT, K. Changes in soybean cultivars released over the past 50 years in southern Brazil. **Scientific Reports**, v. 12, n. 1, p. 508, 2022.

USDA - United States Department of Agriculture, Foreign Agricultural Service. VALDES, C., GILLESPIE, J., & DOHLMAN, E. **Soybean production, marketing costs, and export competitiveness in Brazil and the United States (Report No. EIB-262)**. U.S. Department of Agriculture, Economic Research Service, 2023.

WANG, K. J.; & TAKAHATA, Y. A preliminary comparative evaluation of genetic diversity between Chinese and Japanese wild soybean (*Glycine soja*) germplasm pools using SSR markers. **Genetic Resources and Crop Evolution**, v. 54, p. 157-165, 2007.

WOEBBECKE, D. M.; MEYER, G. E.; VON BARGEN, K.; & MORTENSEN, D. A. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. **Transactions of the ASAE**, v. 38, n. 1, p. 259-269, 1995.

YANG, G.; LIU, J.; ZHAO, C.; LI, Z.; HUANG, Y.; YU, H.; XU, B.; YANG, X.; ZHU, D.; ZHANG, X.; ZHANG, R.; FENG, H.; ZHAO, X.; LI, Z.; LI, H.; & YANG, H. Unmanned aerial vehicle remote sensing for field-based crop phenotyping: current status and perspectives. **Frontiers in Plant Science**, v. 8, p. 1111, 2017.

ZARCO-TEJADA, P. J.; BERJÓN, A.; LÓPEZ-LOZANO, R.; MILLER, J. R.; MARTÍN, P.; CACHORRO, V.; GONZÁLEZ, M. R.; & DE FRUTOS, A. Assessing vineyard condition with hyperspectral indices: Leaf and canopy reflectance simulation in a row-structured discontinuous canopy. **Remote Sensing of Environment**, v. 99, n. 3, p. 271-287, 2005.

ZHOU, J.; YUNGBLUTH, D.; VONG, C. N.; SCABOO, A.; & ZHOU, J. Estimation of the maturity date of soybean breeding lines using UAV-based multispectral imagery. **Remote Sensing**, v. 11, n. 18, p. 2075, 2019.

Material suplementar

Tabela S1. Genótipos de soja avaliados

	Convencional	Roundup Ready	INTACTA RR2 PRO®
Genótipos avaliados	BRS-284, BRS-511, BRS-539, BRS-537	CSR390-RR, ICS7019-RR, ICS-RODEO-RR, ICS-TORO-RR, SW-BRIZA-RR, ICS6819-RR, POTÊNCIA-RR, BRS544-RR, CSR372-RR	ST622-IPRO, NS6220-IPRO, NS5933-IPRO, BRASMAX-COMPACTA-IPRO, NS6010-IPRO, NK6201-IPRO, DM60i63-IPRO, BRS1061-IPRO, M6410-IPRO, M5947-IPRO, C2626-IPRO, FPS1867-IPRO, DM64i63-IPRO, BRASMAX-LOTUS-IPRO, CZ26B36-IPRO, DM66i68-RSF-IPRO, FTR4262-IPRO, ST602-IPRO, TMG7061-IPRO, HO-AMAMBAY-IPRO, NEO660-IPRO, HO-IGUAÇU-IPRO, 96R29-IPRO, INT6401-IPRO, HO-TERERÊ-IPRO, ST644-IPRO,

			HOPIRAPÓ-IPRO, BS195006-IPRO, RK6316-IPRO, FTR3165-IPRO, INT7100-IPRO, M6210- IPRO, TMG7368-IPRO, TMG7067-IPRO, TEC7022-IPRO, AS3680-IPRO, CZ26B77-IPRO, BRASMAX-GARRA- IPRO, AS3730-IPRO, BS2606-IPRO, CZ37B43-IPRO, RK6719-IPRO, NS7709-IPRO, CZ37B22-IPRO, RK7518-IPRO, TMG2165-IPRO, FTR3868-IPRO
--	--	--	--

Tabela S2. Descrição da fertilização foliar realizada nos genótipos de soja durante a fase experimental de campo

Época de Aplicação	Fertilizante	Dose (ml ou g de p.c. ha⁻¹)
20 DAE (V4)	Profol CoMol	80
	Amix Mn	410
	Zintrac	100
	EDTA cobre	70
30 DAE (R1)	Profol CoMol	80
	Amix Mn	410
	Zintrac	100
	Profol B	370
	EDTA cobre	70
	Improver	250
60 DAE (R3)	Profol CoMol	80
	Profol B	370
75 DAE (R4/R5)	Profol CoMol	80
	Profol B	370