



**MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO**  
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA  
INSTITUTO FEDERAL GOIANO – CAMPUS URUTAÍ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM PROTEÇÃO DE PLANTAS

**Detecção e quantificação de ferrugem asiática (*Phakopsora pachyrhizi*) na cultura da soja por imagens multiespectrais**

**Mario Eugenio Galvani Filho**  
Engenheiro Agrônomo

URUTAÍ – GOIÁS  
2020

MARIO EUGENIO GALVANI FILHO

**Detecção e quantificação de ferrugem asiática (*Phakopsora pachyrhizi*) na cultura da soja por imagens multiespectrais**

Orientador: Prof. Dr. Anderson Rodrigo da Silva

Dissertação apresentada ao Instituto Federal Goiano – Campus Urutaí, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Proteção de Plantas para obtenção do título de Mestre.

Urutaí – GO  
2020

Sistema desenvolvido pelo ICMC/USP  
Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)  
**Sistema Integrado de Bibliotecas - Instituto Federal Goiano**

G182d Galvani Filho, Mario Eugenio  
Detecção e quantificação de ferrugem asiática  
(Phakopsora pachyrhizi) na cultura da soja por  
imagens multiespectrais / Mario Eugenio Galvani  
Filho; orientador Dr. Anderson Rodrigo da Silva. --  
Urutaí, 2020.  
57 p.

Dissertação ( em Mestrado Profissional em Proteção  
de Plantas) -- Instituto Federal Goiano, Campus  
Urutaí, 2020.

1. Glycine max . 2. Sensoriamento remoto. 3.  
Índice de severidade da ferrugem (RSI). 4. Índice de  
Cor da Lesão (LCI). I. Rodrigo da Silva, Dr.  
Anderson , orient. II. Título.

**TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR PRODUÇÕES TÉCNICO-CIENTÍFICAS NO REPOSITÓRIO INSTITUCIONAL DO IF GOIANO**

Com base no disposto na Lei Federal nº 9.610/98, AUTORIZO o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano, a disponibilizar gratuitamente o documento no Repositório Institucional do IF Goiano (RIIF Goiano), sem ressarcimento de direitos autorais, conforme permissão assinada abaixo, em formato digital para fins de leitura, download e impressão, a título de divulgação da produção técnico-científica no IF Goiano.

**Identificação da Produção Técnico-Científica**

- |  |   |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> Tese                                  | <input type="checkbox"/> Artigo Científico              |
| <input checked="" type="checkbox"/> Dissertação                | <input type="checkbox"/> Capítulo de Livro              |
| <input type="checkbox"/> Monografia - Especialização           | <input type="checkbox"/> Livro                          |
| <input type="checkbox"/> TCC - Graduação                       | <input type="checkbox"/> Trabalho Apresentado em Evento |
| <input type="checkbox"/> Produto Técnico e Educacional - Tipo: | _____   |

Nome Completo do Autor: **Mario Eugenio Galvani Filho**

Matrícula: **2018101330540023**

Título do Trabalho: **Deteção e quantificação de ferrugem asiática (*Phakopsora pachyrhizi*) na cultura da soja por imagens multiespectrais**

**Restrições de Acesso ao Documento**

Documento confidencial:  Não  Sim, justifique: \_\_\_\_\_

Informe a data que poderá ser disponibilizado no RIIF Goiano: **30/07/2020**

O documento está sujeito a registro de patente?  Sim  Não

O documento pode vir a ser publicado como livro?  Sim  Não

**DECLARAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO NÃO-EXCLUSIVA**

O/A referido/a autor/a declara que:

- o documento é seu trabalho original, detém os direitos autorais da produção técnico-científica e não infringe os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade;
- obteve autorização de quaisquer materiais incluídos no documento do qual não detém os direitos de autor/a, para conceder ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano os direitos requeridos e que este material cujos direitos autorais são de terceiros, estão claramente identificados e reconhecidos no texto ou conteúdo do documento entregue;
- cumpriu quaisquer obrigações exigidas por contrato ou acordo, caso o documento entregue seja baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano.

Urutá, 30/07/2020.



Assinatura do Autor e/ou Detentor dos Direitos Autorais

Ciente e de acordo:



Assinatura do(a) orientador(a)



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL  
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA  
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA GOIANO

Declaração 7/2020 - CREPG-UR/CCPG-UR/DPGPI-UR/DG-URT/CMPURT/IFGOIANO

## FOLHA DE APROVAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

**Título da dissertação:** Detecção e quantificação de ferrugem asiática (Phakopsora pachyrhizi) na cultura da soja por imagens multiespectrais

**Orientador:** Anderson Rodrigo da Silva

**Autor:** Mario Eugenio Galvani Filho

Dissertação de Mestrado **APROVADA** em **29** de **maio** de **2020**, como parte das exigências para obtenção do Título de **MESTRE EM PROTEÇÃO DE PLANTAS**, pela Banca Examinadora especificada a seguir:

**Prof. Dr. Anderson Rodrigo da Silva - Orientador**

Instituto Federal Goiano – Campus Urutaí

**Prof. Dr. Lenio Cesar Moraes de Camargo**

FMC Corporation

**Prof. Dr. Marco Antonio Moreira de Freitas**

Instituto Federal Goiano – Campus Urutaí

Documento assinado eletronicamente por:

- Lenio Cesar Moraes de Camargo, PROFESSOR AVALIADOR DE BANCA, em 09/06/2020 09:14:39.
- Marco Antonio Moreira de Freitas, COORDENADOR DE CURSO - FUC1 - CCPG-UR, em 30/05/2020 11:58:59.
- Anderson Rodrigo da Silva, DIRETOR - CD3 - DPGPI-UR, em 30/05/2020 11:57:26.
- Luciana Araujo Noleto, ASSISTENTE EM ADMINISTRACAO, em 29/05/2020 10:42:02.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 29/05/2020. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifgoiano.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 147739  
Código de Autenticação: 801f5bd11c



INSTITUTO FEDERAL GOIANO  
Campus Urutaí  
Rodovia Geraldo Silva Nascimento, Km 2,5, Zona Rural, None, URUTAÍ / GO, CEP 75790-000  
(64) 3465-1900

## DEDICATÓRIA

Dedico esse trabalho à minha esposa Ana Paula, por todo amor e por sempre acreditar em mim, pela paciência e apoio para a realização desse grande sonho. Aos meus lindos filhos, João Pedro e Francisco. Aos meus pais, Mario (in memoriam) e Maria do Carmo, e às minhas irmãs, Elisa, Marina e Liliane (in memoriam).

## AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por tornar possível as realizações dos meus sonhos e pela oportunidade de obtenção do título de mestre.

À minha querida esposa, Ana Paula, e filhos amados, João Pedro e Francisco, pela paciência, carinho e amor, e por estarmos juntos nessa jornada.

Aos meus pais, Mario (in memoriam) e Maria do Carmo, com todo meu amor e gratidão, por tudo que fizeram por mim ao longo de minha vida, me proporcionando a melhor educação para chegar até esse momento. Às minhas irmãs, Elisa, Marina e Liliane (in memoriam). À toda minha família, pois sempre torceram por mim.

Ao professor Dr. Anderson Rodrigo da Silva, pela orientação, desafio proposto, apoio, ensinamentos e atenção, me auxiliando nesta caminhada e me dando a oportunidade da realização deste trabalho.

Ao Instituto Federal Goiano – Campus Urutaí e aos seus funcionários.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Proteção de Plantas do Instituto Federal Goiano – Campus Urutaí, pelos ensinamentos contribuindo na minha formação.

Aos membros da banca, professor Dr. Marco Antônio e Dr. Lenio Camargo, pela disponibilidade e dedicação, contribuindo com seus conhecimentos.

Ao meu gerente, Lenio Camargo (FMC), aos meus ex-gerentes, Cláudia Nunes (FMC) e Alvimar Ferreira (DuPont), pelo incentivo e apoio prestado.

A FMC por me disponibilizar todo o suporte necessário.

A Matheus Damo que colaborou na execução desse experimento.

A Wilhan Valasco pelo suporte ao software R.

Aos meus amigos, Luis Demant e Samuel Alves, pelo incentivo por todo esse tempo como profissional na área da pesquisa.

Por fim, agradeço a todos que direta ou indiretamente fizeram parte da minha pós-graduação.

## SUMÁRIO

RESUMO .....	vi
ABSTRACT .....	vii
INTRODUÇÃO .....	8
OBJETIVO .....	10
REVISÃO DE LITERATURA .....	11
MATERIAL E MÉTODOS .....	20
RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	36
CONCLUSÕES .....	52
REFERÊNCIAS .....	53

## RESUMO

O Brasil é um dos maiores produtores agrícolas do mundo, especialmente da cultura da soja. Atualmente, a ferrugem-asiática (*Phakopsora pachyrhizi*) se constitui como a doença mais severa da soja, podendo causar perdas expressivas e sendo considerada por muitos como o maior desafio atual da sojicultura nacional. Identificar e quantificar corretamente e com eficiência a severidade dessa doença é essencial para a escolha da estratégia de manejo adequado. Em busca de informações mais atualizadas e ferramentas mais eficientes, nesse trabalho visou-se aplicar ferramentas atuais de sensoriamento proximal e remoto para a detecção e quantificação de ferrugem em soja. Para isso, foram processadas imagens tiradas no espectro do visível e infravermelho próximo, obtidas com câmeras digitais acopladas ou não, a veículo aéreo não tripulado (VANT). Um experimento foi conduzido no Campo Experimental da FMC no município de Primavera do Leste – Mato Grosso, na safra 19/20, em delineamento de blocos casualizados com quatro repetições, empregando os seguintes tratamentos: T1 - Azoxystrobin + Cyproconazol; T2 - Picoxistrobina + Ciproconazol; T3 - Protiocozonazol + Trifloxistrobina; T4 - Azoxistrobina + Benzovindiflupir; T5 - Picoxistrobina + Benzovindiflupir; T6 - Testemunha. Foram realizadas 3 aplicações foliares sequenciais com intervalos de 14 dias, sendo que a primeira realizada quando a cultura da soja estava no estágio R2 (Pleno florescimento). Os tratamentos foram escolhidos com o objetivo de simular em campo diferentes níveis de severidade, apresentando um gradiente de níveis de controle, de baixa até uma maior eficácia. Foram tomadas notas visuais dos sintomas da ferrugem (% de área foliar afetada) nos três estratos da planta – baixeiro, médio e superior, utilizando escala diagramática. Imagens de folíolos, lateral das parcelas e imagens aéreas foram processadas a fim de determinar índices de vegetação baseados em infravermelho próximo e índices de lesão específicos para ferrugem, baseados no sistema de cores “Red, Green, Blue” (RGB). Os índices adotados foram: LCI (Índice de Cor da Lesão), RSI (Índice de Severidade da Ferrugem) e RIA (Índice de Cor da Lesão). Os valores médios desses índices foram correlacionados com dados de severidade visual, área abaixo da curva de progresso da doença (AACPD), porcentagem de desfolha e produtividade. O software R foi utilizado no processamento das imagens e para as análises estatísticas. Um aplicativo em linguagem R foi desenvolvido para automatização das avaliações. Os resultados obtidos com esse trabalho, confirmam que os índices de vegetação apresentaram uma alta correlação com a avaliação visual, tanto em RGB quanto RGN (Red, Green, NIR), sendo que este foi capaz de detectar variações menores, demonstrando assim, que o sensoriamento proximal e remoto para a detecção e quantificação de ferrugem em soja é viável.

**Palavras-chave:** *Glycine max*; Sensoriamento remoto; Índice de severidade da ferrugem (RSI); Índice de Cor da Lesão (LCI)

## ABSTRACT

Brazil is one of the largest agricultural producers in the world, especially soybean. Currently, Asian rust (*Phakopsora pachyrhizi*) is the most severe soybean disease, which can cause significant losses and is considered by many to be the greatest current challenge for national soybean. Correctly and efficiently identifying and quantifying the severity of this disease is essential for choosing the appropriate management strategy. In search of more updated information and more efficient tools, this work aimed to apply current proximal and remote sensing tools for the detection and quantification of rust in soybeans. For this, images taken in the visible and near infrared spectrum were processed, obtained with digital cameras coupled or not, to an unmanned aerial vehicle (UAV). An experiment was carried out at the FMC Experimental Field in Primavera do Leste - Mato Grosso, in the 19/20 harvest. A randomized block design with four replications, using the following treatments: T1 - Azoxystrobin + Cyproconazol; T2 - Picoxystrobin + Ciproconazole; T3 - Protioconazole + Trifloxystrobin; T4 - Azoxystrobin + Benzovindiflupir; T5 - Picoxystrobin + Benzovindiflupir; T6 - Untreated Check. Three sequential leaf applications were performed at 14-day intervals, the first of which was carried out when the soybean crop was at the R2 stage (full flowering). The treatments were chosen with the objective of simulating different levels of severity in the field, presenting a gradient of control levels, from low to greater efficiency. Visual notes of rust symptoms (% of affected leaf area) were taken in the three strata of the plant - low, medium and upper, using a diagrammatic scale. Images of lateral leaflets of the plots and aerial images were processed in order to determine vegetation indexes based on near infrared and specific injury indexes for rust, based on the "Red, Green, Blue" (RGB) color system. The indexes adopted were: LCI (Lesion Color Index), RSI (Rust Severity Index) and RIA (Lesion Color Index). The mean values of these indices were correlated with data on visual severity, area under the disease progress curve (AUDPC), percentage of defoliation and productivity. The R software was used in image processing and for statistical analysis. An R-language application was developed to automate evaluations. The results obtained with this work confirm that the vegetation indexes showed a high correlation with the visual evaluation, both in RGB and RGN (Red, Green, NIR), and this one was able to detect minor variations, thus demonstrating that the proximal and remote sensing for the detection and quantification of rust in soybeans is feasible.

**Key-words:** *Glycine max*; Remote sensing; Rust severity index (RSI); Lesion Color Index (LCI).

## 1. INTRODUÇÃO

A cultura da soja [*Glycine max* (L.) Merrill (Leguminosae)] tem um importante papel no agronegócio brasileiro. Por meio de adaptações tecnológicas, práticas de manejo e introdução de novas cultivares nas diversas regiões, que o potencial produtivo dessa cultura foi impulsionado. Mesmo assim, estes avanços não impediram que fatores como problemas fitossanitários (pragas e doenças) pudessem ser descartados (SILVA; CAMPOS, 2005). Um dos grandes gargalos da sojicultura é o manejo de tais doenças que podem promover perdas de até 75% na produtividade das lavouras (JUHÁSZ et al., 2013). Desta forma, esses problemas continuam como fatores limitantes de produtividade, onde temos como destaque a ferrugem asiática (*Phakopsora pachyrhizi*). Sua importância pode ser avaliada pela sua rápida expansão, virulência e pelo montante de perdas causadas (YORINORI et al., 2009).

A identificação e quantificação da severidade de doenças é um dos principais pontos para definir qual a melhor estratégia de controle. Há anos ferramentas têm sido estudadas para essa função, mas algumas com praticabilidade baixa e outras por serem tecnologias hoje pouco utilizadas (CUNHA; PERES, 2010). GODOY et al. (2006), propõem quantificar a severidade da doença *in loco*, por meio da análise de porção da área foliar com sintomas da ferrugem asiática da soja utilizando uma escala diagramática.

Os danos provocados por doenças em plantas podem ser estimados por modelos obtidos da relação injúria-dano, descritos por BERGAMIN-FILHO et al. (1997). Entretanto, esses modelos são baseados na lógica incerta da relação injúria-dano (WAGGONER; BERGER, 1987). Outras desvantagens apresentadas pela maioria dos modelos baseados nessa relação são a falta de transportabilidade (ROUSE, 1988) e o fato de serem destinados a apenas uma doença, situação rara de se observar no campo, onde podem ocorrer simultaneamente várias doenças em uma mesma planta.

O emprego do sensoriamento remoto tem sido cada vez mais comum em propriedades rurais, especialmente pelos custos de sensores e Vants estarem mais acessíveis. O sensoriamento remoto é caracterizado pelo conjunto de atividades que permite a obtenção de informações dos objetos que compõem a superfície terrestre sem a necessidade de contato direto com os mesmos. Estas atividades envolvem a detecção, aquisição e análise (interpretação e extração de informações) da energia eletromagnética emitida ou refletida pelos objetos terrestres e registradas por sensores remotos.

KOGA et al. (2007), através do uso do radiômetro, obteve relação entre medidas de refletância onde detectavam variações na área foliar sadia, em função da influência da ferrugem

da soja. A sensibilidade nas medidas de NDVI (Índice Vegetativo de Diferença Normalizada) e RUE (Eficiência Fotossintética) apresentou potencial para capturar variações entre os tratamentos, mas o uso do radiômetro mostrou algumas interferências decorrentes de calibração. A mensuração da refletância do dossel das culturas, com o emprego do radiômetro de múltiplo espectro, tem sido utilizada com êxito na determinação de injúrias causadas por patógenos, pragas, herbicidas, inseticidas, fungicidas, compactação de solo e deficiências nutricionais (SUMIDA, 2018).

Bandas espectrais e índices de vegetação são utilizados amplamente dentro da agricultura para estimativa do estado fisiológico de plantas, devido aos avanços em estudos de sensoriamento remoto. Assim, possuem potencial para estimativa de doenças. O uso dos índices de vegetação obtidos por imagens de satélite e aviões é uma prática comum, entretanto o uso de RPAs permite aplicações em um nível diferente, principalmente pelas vantagens em relação à alta resolução espacial, sua mobilidade, e alto poder de escolha e customização dos equipamentos sensores, desde que se respeite o limite de peso que o modelo de RPA em questão suporte (LACERDA, 2016).

Pesquisas mais recentes, mostram resultados positivos com métodos de processamento de imagens para detectar quantitativamente a severidade da ferrugem através do uso de imagens multiespectrais. CUI et al. (2009, 2010), propôs um método de ajuste de limite para segmentar áreas infectadas de folhas, utilizando os índices: LCI (Índice de Cor da Lesão), RSI (Índice de Severidade da Ferrugem) e RIA (Índice de Cor da Lesão). Entre esses parâmetros, o RIA foi utilizado para medir a porcentagem da área foliar infectada com patógeno (ferrugem), o LCI foi usado para medir a cor dos pixels dos folíolos, e o RSI foi desenvolvido para quantificar a gravidade da infecção por ferrugem.

O processamento digital de imagens (PDI) aliado ao sensoriamento remoto é uma ferramenta que permite a extração de informações através de técnicas não inatas à capacidade humana, principalmente na utilização de imagens multiespectrais (CAMPBELL: WYNNE, 2011). Assim, o sensoriamento remoto e PDI possuem aplicação na agricultura, onde decisões devem ser tomadas com precisão de acordo com os eventos que ocorrem frequentemente na lavoura.

Identificar e quantificar corretamente a severidade das doenças é essencial para a escolha da estratégia de manejo adequado, isto é, eficaz, sustentável e viável. A busca por novas tecnologias deve ser constante para que o setor continue evoluindo e alcançando novos patamares. E esse trabalho tem como objetivo contribuir com novas alternativas.

## **2. OBJETIVO**

### **2.1. Objetivo geral**

Utilizar parâmetros de imagens no espectro do visível (RGB) e infravermelho próximo (RGN) para sensoriamento proximal e remoto de severidade da ferrugem asiática em soja.

### **2.2. Objetivos específicos**

- Verificar o padrão de associação entre a reflectância espectral com as notas visuais de severidade de ferrugem.
- Automatizar avaliações de severidade em parcelas experimentais em campo, eliminando a subjetividade das avaliações visuais, fomentando estudos de sensoriamento remoto em manejo de doenças.

### 3. REVISÃO DE LITERATURA

#### 3.1. Importância da cultura da soja

A soja [*Glycine max* (L). Merrill] é uma planta milenar, da família Fabaceae. Tem sua origem no continente Asiático na região da antiga Manchúria, atual China. Dessa região, por seu elevado valor alimentício, expandiu-se para outras partes do Oriente, Coréia e Japão. Nos séculos XV e XVI, a soja chegou ao Ocidente e à América, e foi cultivada nos Estados Unidos como planta produtora de grãos e forrageira. No Brasil, chegou à Bahia em 1882, trazida dos EUA e espalhou-se para São Paulo e Rio Grande do Sul, com maior desenvolvimento no Centro-Oeste brasileiro, onde tem grande importância até os dias atuais (PAIVA et al., 2006).

Possui diversas formas de utilização, tanto na alimentação animal e humana, sendo que seus grãos são fortemente valorizados pela agroindústria, originando produtos e subprodutos (HIRAKURI; LAZZAROTTO, 2014). A combinação incomparável de altos teores de proteína (cerca de 40%) e de óleo (cerca de 20%), juntamente com níveis adequados de rendimento de grãos, nos mais diversos tipos de ambientes, faz da soja uma das leguminosas mais importantes de todo o mundo, sendo atualmente a principal fonte de proteína vegetal disponível (VELLO; SILVA, 2006).

De acordo com dados da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB, 2019) em seu 9º levantamento (de um total de 12 até no final do ano), a produção nacional de soja na safra 2018/2019 foi até agora de 113 milhões de toneladas.

Os principais fatores que alavancam a produção de soja no país estão ligados à adoção de novas tecnologias pelos agricultores, sejam elas, na alta qualidade da semente utilizada, manejo da fertilidade do solo, material genético, transgenia, manejo de pragas e doenças, na mecanização entre outras (HIRAKURI; LAZZAROTTO, 2014). De acordo com Silva et al. (2011), é observado uma trajetória crescente de aumento da produção, produtividade e área plantada de soja no Brasil ao longo dos anos. A geração de tecnologias contribuiu de forma eficiente para que o Brasil aumente sua produção de soja.

No entanto, a ocorrência de pragas e doenças vêm causando prejuízos da ordem de bilhões de dólares nas últimas safras. Com isto, mudanças definitivas na sojicultura mundial estão sendo introduzidas, elevando os custos de produção e mobilizando uma cadeia de pesquisa e extensão rural determinadas a encontrar um meio eficiente de controle e redução dos prejuízos.

### 3.2. Doenças na cultura da soja

A cultura da soja é sujeita a um grande número de patologias de importância econômica que incidem principalmente em suas folhas, tendo sua frequência e intensidade variando de acordo com a região produtora (GODOY et al., 2010). De acordo com Amorim et al. (2011) dentre as principais doenças que incidem na cultura pode-se citar a ferrugem asiática (*Phakopsora pachyrhizi* Syd. & P. Syd.), mancha alva (*Corynespora cassiicola* Berk. & M.A. Curtis), antracnose [*Colletotrichum dematium* var. *truncata* (Schwein.) Arx], septoriose ou mancha parda (*Septoria glycines* Hemmi), cercosporiose (*Cercospora sojina* Hara), míldio [*Peronospora manshurica* (Naumov) Syd.], oídio [*Erysiphe difusa* (Cooke & Peck) U. Braun & S. Takam.], mofo-branco [*Sclerotinia sclerotiorum* (Lib.) de Bary], crestamento bacteriano (*Pseudomonas syringae* pv. *glycinea*) e pústula bacteriana (*Xanthomonas axonopodis* pv. *glycines*).

Apesar de ser uma cultura estudada e cultivada intensivamente, a soja ainda sofre com alguns entraves no manejo fitossanitário. Apesar da ferrugem asiática, ser a principal doença da cultura da soja, o Complexo de Doenças do Final do Ciclo (DFC), vem causando preocupação aos agricultores, devido à maior incidência e severidade que vem sendo observado nas variedades mais recentemente lançadas no Centro-Oeste (AMORIM et al., 2011). Os patógenos envolvidos no DFC se instalam nos estádios iniciais de desenvolvimento e, devido ao período longo de latência, os sintomas serão visíveis apenas nos estádios finais da cultura. Doenças de final de ciclo como a cercosporiose, a mancha parda e mancha-alvo, reduzem a eficiência fotossintética, prejudicando o enchimento de grãos e reduzindo a produtividade (TESTON et al., 2017).

O conhecimento da região (histórico de doenças), das características do cultivar plantada e o monitoramento da lavoura (avaliação das condições climáticas e estágio da cultura) são indispensáveis para tomada de decisão, ou seja, saber qual produto aplicar e quando, principalmente visando evitar aplicações desnecessárias caso não haja condições ideais para iniciar a epidemiologia de doenças de importância econômica (CUNHA e PERES, 2010). Segundo Godoy et al. (2009), as perdas em grãos foram reduzidas nos últimos anos graças ao eficiente controle realizado com os fungicidas.

### 3.3. Ferrugem asiática da soja (*Phakopsora pachyrhizi* H. Sydow & Sydow)

No continente Americano, a ferrugem foi identificada pela primeira vez em março de 2001, no Paraguai. O primeiro relato da doença no Brasil deu-se na safra 2000-2001 no Oeste do estado do Paraná e a partir daí se espalhou por todo território brasileiro (YORINORI et al., 2002). Sua rápida dispersão e o potencial para severas perdas de produção tornam a ferrugem a mais destrutiva doença foliar dentre as diferentes doenças da soja. Altamente agressiva, apresenta perdas de rendimento causadas pela doença de até **90%**, sob condições ótimas para o desenvolvimento do fungo que encontra-se disseminado por todas regiões produtoras de soja do país (MATSUO et al., 2015).

*Phakopsora pachyrhizi* é um parasita obrigatório que inicia sua infecção quando os uredósporos germinam e emitem um tubo germinativo que cresce sobre a superfície da folha até que se forma um apressório. Esta ferrugem é única por ter a habilidade de penetrar diretamente através da epiderme, ao contrário das outras ferrugens que penetram através dos estômatos. Urédias podem se desenvolver de cinco a oito dias após a infecção e os esporos do fungo podem ser produzidos por até três semanas (AMORIM et al., 2011).

As principais variáveis climáticas que determinam a ocorrência de ferrugem asiática da soja são: longo período de molhamento foliar, temperatura média durante o período úmido e umidade relativa (SUMIDA et al., 2015). O sucesso da infecção é dependente da disponibilidade de molhamento na superfície da folha. Pelo menos seis horas de água livre parecem ser necessárias para promover a infecção. O fungo pode infectar a planta em temperaturas variando de 15 e 28°C, com ótimo de 22 a 24°C (GODOY et al., 2015). Chuvas abundantes e frequentes durante o desenvolvimento da doença têm sido associadas com epidemias mais severas.

Os sintomas podem surgir em qualquer estágio fenológico, que são caracterizados por pequenas lesões, de coloração castanha a marrom escura, presentes na face inferior da folha, onde observa-se minúscula protuberância que caracteriza o início da formação da estrutura de frutificação do fungo - as urédias ou pústulas (MATSUO et al., 2015). Plantas severamente infectadas apresentam amarelecimento e queda prematura das folhas prejudica o pleno enchimento dos grãos, reduzindo assim a sua qualidade e também acarretando perdas de produtividade em até **90%**, limitando o potencial produtivo máximo da cultura (GODOY et al., 2015).

O controle do fungo é de grande importância econômica levando em consideração as

perdas de produtividade causadas pela ferrugem. Há relatos de que na safra de 2003/2004, quando não se tinha muito conhecimento da doença e nem qual patamar poderia chegar os prejuízos por ela causados, estima-se que foram perdidos 4,6 milhões de toneladas de soja (US\$ 1,22 bilhões), com custo de controle de US\$ 2,08 bilhões (YORINORI et al., 2004). As perdas em grãos provocadas pela ferrugem asiática da soja, somente no ano agrícola 2006/2007, somaram aproximadamente 4,5% da safra brasileira de soja, o que equivale a 2,67 milhões de toneladas. O custo total da ferrugem asiática desta safra foi de US\$ 2,19 bilhões (EMBRAPA, 2007).

A essência do dano provocado pela ferrugem consiste no aumento da severidade e da desfolha intensa da planta, que diminuem a área fotossinteticamente ativa. De acordo com Waggoner; Berger (1987) existe alta correlação entre o rendimento e o índice de área foliar, ou ainda com a duração da área foliar. Como a fotossíntese está mais diretamente relacionada com a absorção da radiação solar pelas folhas do que com a área foliar, uma variável que leve em conta a quantidade de luz absorvida pela folhagem deve estar ainda mais correlacionada com o rendimento. Naturalmente o atraso no controle influencia estes parâmetros de maneira que o dano seja maior ou menor. Daí a importância de se observar não só a redução do rendimento, mas também o efeito da doença sobre a folhagem do hospedeiro para uma melhor compreensão dos danos que decorrem devidos ao atraso no controle da ferrugem.

A forma de controle mais desejável é a resistência incorporada às cultivares pelo melhoramento genético. Porém, a obtenção de uma cultivar resistente tem se mostrado um grande desafio para os programas de melhoramento de soja (OLIVEIRA; GODOY; MARTINS, 2015). O método de controle mais eficiente atualmente é o tratamento químico com fungicidas de ação protetora e curativa. Porém, a dificuldade na identificação precoce dos sintomas, que podem facilmente ser confundidos com os de outras doenças como mancha parda e o crestamento bacteriano, e muitas vezes, uma técnica de aplicação inadequada, reduzem significativamente a eficiência deste tipo de controle (GODOY et al., 2010).

Durante os anos, notou-se uma melhora nas práticas de controle químico da doença, graças às tecnologias que surgem e são empregadas no sistema de produção, auxiliando o produtor na tomada de decisão. Atualmente podemos encontrar inúmeros fungicidas que contém registro junto ao Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA) que atuam no combate à ferrugem asiática, tendo como principais produtos os fungicidas dos grupos: triazóis, estrobilurinas e carboxamidas (SILVA; NETO, 2019). Segundo Godoy et al. (2010), por mais eficientes que sejam os produtos usados no controle das doenças da soja, ainda

existem alguns pontos críticos, como o momento ideal para início da aplicação, o que pode comprometer os resultados.

### **3.4. Métodos de quantificação de doenças**

Um fator essencial no manejo de doenças é o conhecimento de quanto se reduz o rendimento em determinada área ou, em outras palavras, a quantificação dos danos e, conseqüentemente, das perdas que estas doenças causam (LOPES; BERGER; BERGAMIN FILHO, 1994). Dano, definido como “qualquer redução na qualidade e/ou quantidade do rendimento” (ZADOKS, 1985), tem sido tradicionalmente relacionado com a intensidade de doença, que pode ser medida em severidade ou incidência (KRANZ, 1988).

No ramo de fitopatologia (estudo das doenças das plantas) é muito comum serem realizadas análises de campo para ter como resultado a severidade da ferrugem asiática. O processo de análise consiste em recolher manualmente amostras de trifólios da soja em vários pontos da plantação e estimar uma porcentagem da área afetada da folha, utilizando escala diagramática, no qual a severidade da ferrugem asiática é dada diretamente proporcional pela porcentagem de área, afetada pelo fungo. É obtido um valor por meio de cálculos estatísticos que varia entre 0 e 100 (ALFENAS; MAFIA, 2016). Tal método de análise é assertivo quantitativamente, pois é possível obter um resultado preciso da severidade da ferrugem asiática. Porém trata-se de um processo demorado, cansativo e muitas vezes caro, pois para acelerar o processo são contratadas equipes de 3 ou mais pessoas para realizarem o serviço.

Existem ainda ferramentas computacionais que utilizam imagens de amostras de folhas para quantificação da severidade de doenças, que possuem vantagens por não estarem sujeitas aos problemas da visão humana, que geram quantificações subjetivas da severidade (AMORIM et al., 2011).

Leaf Doctor (Pethybridge e Nelson, 2015) é um aplicativo mobile que tem a função de quantificar a intensidade de doenças de plantas. Este aplicativo permite a coleta de imagens e medir a porcentagem de área de tecido doente. Esta ferramenta é utilizada em imagens coloridas para distinguir tecidos vegetais doentes e saudáveis, com o objetivo de calcular a porcentagem de gravidade da doença. O processo consiste em, após a obtenção da imagem, tocar na tela do aplicativo para selecionar até oito cores diferentes que representam tecidos saudáveis. Através de movimentos do controle deslizante de limite, os tecidos sintomáticos são transformados em um tom azul. A imagem “pixelizada” é então analisada para calcular a porcentagem da área

saudável.

A evolução da agroinformática aumentou o número de trabalhos e equipamentos aplicados à agricultura. O emprego do sensoriamento remoto tem sido cada vez mais comum em propriedades rurais. O sensoriamento remoto é caracterizado pelo conjunto de atividades que permite a obtenção de informações dos objetos que compõem a superfície terrestre sem a necessidade de contato direto com os mesmos. Estas atividades envolvem a detecção, aquisição e análise (interpretação e extração de informações) da energia eletromagnética emitida ou refletida pelos objetos terrestres e registradas por sensores remotos. A radiação solar ao atingir a superfície da planta resulta em três frações: absorvida, refletida e transmitida, que dão origem aos componentes absorvância, refletância e transmitância, respectivamente (EITEL et al., 2008).

### **3.5. Sensoriamento remoto na detecção e quantificação de doenças em plantas**

Sensoriamento remoto é um conjunto de técnicas que capturam informações espectrais dos pigmentos das plantas, mensurando a refletância da cultura, porém, sem ter contato entre o dispositivo de medição e o objeto (SILVA JÚNIOR et al., 2008). Com a modernização do sistema de posicionamento global (GPS), novas tecnologias e produtos tem sido desenvolvidos e aplicados à serviço da produção agrícola (SILVA, 2009).

Esses avanços, que englobam tanto os sensores como também os equipamentos onde os mesmos são acoplados, resultam da popularização de ferramentas e equipamentos como as aeronaves remotamente pilotadas (RPAs – do inglês *remotely piloted aircraft*), também conhecidas como VANT (veículo aéreo não tripulado) ou drone (zangão em português) (DECEA, 2015). Desta forma pode-se avaliar a saúde e o vigor das plantas, por meio de várias leituras, de forma não evasiva e sem danos (BARTON, 2012).

Ao observar as mudanças no ângulo das folhas ao longo do tempo em uma planta, pode-se detectar o estresse hídrico; a cor das folhas pode informar limitações e desequilíbrios nutricionais; além da possibilidade de relacionar com o ataque de pragas e doenças (BARTON, 2012). Segundo MALENOVSKÝ et al. (2009), os dados adquiridos podem ser utilizados para estimar, por exemplo, o teor de clorofila, teor de água ou o índice de área foliar.

Sensores multiespectrais são capazes de medir a radiação eletromagnética refletida ou emitida a partir de vegetação (MALENOVSKÝ et al., 2009). A mensuração da refletância do dossel das culturas, com o emprego do radiômetro de múltiplo espectro, tem sido utilizada com

êxito na determinação de injúrias causadas por patógenos, pragas, herbicidas, inseticidas, fungicidas, compactação de solo e deficiências nutricionais (SUMIDA, 2018).

O radiômetro emite radiação ativa em dois comprimentos de onda, vermelho (660 nm) e infravermelho (780 nm). Ele coleta a refletância das folhas independente das condições de luminosidade, gerando o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) (SUMIDA, 2018). Através desse aparelho é possível obter-se informações da planta sem o contato físico com a mesma, sem danos à cultura, com maior rapidez e sem subjetividade, e possibilita avaliar uma área maior, pois seus sensores captam a radiação emitida pelas plantas. O comportamento dessas medidas de refletância em diferentes situações de cultivo são informações relevantes para serem usadas na elaboração de modelos de estimativa de danos (HIKISHIMA et al., 2010).

Bandas espectrais e índices de vegetação são utilizados amplamente dentro da agricultura para estimativa do estado fisiológico de plantas, devido aos avanços em estudos de sensoriamento remoto. Assim, possuem potencial para estimativa de doenças. O uso dos índices de vegetação obtidos por imagens de satélite e aviões é uma prática comum, entretanto o uso de RPAs permite aplicações em um nível diferente, principalmente pelas vantagens em relação à alta resolução espacial, sua mobilidade, e alto poder de escolha e customização dos equipamentos sensores, desde que se respeite o limite de peso que o modelo de RPA em questão suporte (LACERDA, 2016).

O processamento digital de imagens (PDI) aliado ao sensoriamento remoto é uma ferramenta que permite a extração de informações através de técnicas não inatas à capacidade humana, principalmente na utilização de imagens multiespectrais (CAMPBELL: WYNNE, 2011). Assim, o sensoriamento remoto e PDI possuem aplicação na agricultura, onde decisões devem ser tomadas com precisão de acordo com os eventos que ocorrem frequentemente na lavoura.

Zabot et al. (2008) afirmam que a utilização de imagens digitais é uma ferramenta de fácil aplicação, sendo possível a captação de várias imagens em tempo relativamente reduzido, para posterior processamento com o auxílio de programas específicos de leitura de imagens. Estes programas específicos podem detectar, quantificar e classificar as doenças de plantas a partir de imagens digitais no espectro visível (BARBEDO, 2013). Outra vantagem é que as análises por imagens digitais apresentam baixo custo, podendo chegar a custar menos de um décimo do valor de um equipamento de medição de área foliar (GONG et al., 2013).

O comportamento espectral dos alvos da superfície é representado por curvas de refletância espectral, que representam a variação da energia refletida pelos objetos em cada

comprimento de onda. Esta diferença na radiação refletida torna possível a identificação e diferenciação dos objetos em produtos de sensores remotos (NOVO, 2008). No estudo do comportamento espectral da vegetação, a curva espectral da vegetação sadia é caracterizada pela intensa absorção da radiação eletromagnética nas regiões do azul e do vermelho, causada pela quantidade de pigmentos fotossintetizantes, e pela intensa reflexão do infravermelho próximo, causada pela estrutura foliar (BARBOSA FILHO et al., 2015).

Todas as moléculas de pigmentos que absorvem radiação eletromagnética na faixa do visível e conseqüentemente, determinam as cores das folhas, são passíveis de serem capturadas por câmeras fotográficas e podem captar a reflectância em RGB. O sistema de cores RGB tem a possibilidade de liberdade para o analista explorar as possíveis combinações de três bandas, para obter a imagem colorida de melhor contraste. Ele é controlado pela escolha adequada das bandas em função do comportamento espectral dos alvos presentes na imagem (MENEZES; ALMEIDA 2012). Por conveniência, a maioria dos arquivos digitais atuais usam números inteiros entre 0 e 255 para especificar estas quantidades. O número 0 indica ausência de intensidade e o número 255 indica intensidade máxima de iluminação. Uma cor no modelo de cores RGB, que é o modelo considerado como um dos mais conhecidos e utilizado em sistemas do meio digital, pode ser descrita pela indicação da quantidade de vermelho, verde e azul que contém (WANG et al. 2014).

### **3.6. Utilização de VANTs na agricultura de precisão**

Os VANTs (Veículo Aéreo Não Tripulado) ou “drones”, são miniaturas derivadas dos aviões não tripulados produzidos de forma contínua pela indústria bélica há pelo menos 20 anos, principalmente nos Estados Unidos. Os primeiros a surgirem (em meados do século passado) funcionavam como aeronaves de inspeção, instrumento estratégico de espionagem norte-americana durante a chamada “guerra fria”. Na década de 1990, começaram a carregar armas e, na virada do século 20, passaram a ser utilizados em combate (SHIRATSUCHI, 2014). Atualmente, na agricultura, tornou-se um aliado do produtor rural para complementar os dados coletados por meio de satélites, aviões e sensores terrestres.

São equipamentos promissores para medição de aspectos fisiológicos e sanitários das plantas (ADAMI et al., 2008), uma vez que são portáteis, obtendo imagens com boa resolução, de modo rápido e simples (GODOY et al., 2007). Esses equipamentos apresentam uma ampla variedade de tarefas agrícolas reconhecidas (FREEMAN; FREELAND, 2014), destacando-se

o monitoramento de recursos naturais, meio ambiente, atmosfera, imageamento hiperespectral, observações de rios e lagos, bem como o imageamento de práticas agrícolas e uso do solo (JORGE et al., 2011).

Diversos trabalhos disponíveis na literatura (CHAO, 2008; PRIMICERIO et al., 2012; AGUERA et al., 2011; TURNER et al., 2011), mostram que os VANTs têm sido utilizados, principalmente, para a coleta de imagens multiespectrais que possibilitem a detecção de índices de vegetação. Por sua vez, os índices de vegetação são resultados das diferenças espectrais relacionadas com a densidade da cobertura vegetal das plantas, em especial o NDVI, o qual é muito utilizado por possuir forte correlação com o crescimento das culturas (SHIRATSUCHI, 2014).

Os VANTs são equipados com câmeras que possuem filtros espectrais específicos para capturar as imagens multiespectrais (TURNER et al., 2011). Na sua grande maioria, estas câmeras possuem altos custos (SHIRATSUCHI, 2014).

Diferentemente das imagens obtidas por meio de satélites, as quais cobrem grandes áreas, as imagens capturadas pelos VANTs cobrem áreas menores devido a altitude de voo e os tipos de câmeras utilizadas. Porém, os VANTs apresentam maior flexibilidade de resolução temporal e espacial, pois não possuem intervalos de revisita e a altura do voo pode ser ajustada. Desta forma, durante o voo são geradas muitas imagens, as quais precisam ser processadas e combinadas em uma única grande imagem (processo de mosaicagem) (LONGHITANO, 2010).

Tais equipamentos tornaram-se aliados a agricultura de precisão permitindo detectar e monitorar grandes áreas em tempo real. Por meio do uso de imagens pode-se identificar, por exemplo, a incidência de doenças, buscando auxiliar nos pontos críticos de manejo, visando a busca de um aumento de produtividade e redução de custos. Outro fator que agrega vantagens ao uso de VANTs é a grande variedade de equipamentos disponíveis atualmente no mercado. Entretanto, a operação destes equipamentos demanda conhecimento e treinamento, tanto com o equipamento como com o software, os quais muitas vezes apresentam uma grande curva de aprendizado (ARTIOLI; BELONI, 2016).

## 4. MATERIAL E MÉTODOS

### 4.1. Descrição do experimento

O experimento de campo foi conduzido na safra 2019/20 no Campo Experimental da FMC no município de Primavera do Leste – Mato Grosso. O plantio foi realizado no dia 23 de dezembro de 2019 utilizando a cultivar de soja M8372 IPRO®. Plantio realizado em uma janela mais tarde justamente para expor o experimento à uma maior pressão de infestação da ferrugem. As sementes foram tratadas com o ingrediente ativo tiametoxam (Cruiser 350 FS) na dose de 0,150 L 100 kg<sup>-1</sup> e fludioxonil + metalaxyl (Maxim XL) na dose de 0,100 L 100 kg<sup>-1</sup>. A germinação da cultura ocorreu no dia 30 de dezembro de 2019. Os tratos culturais representados pelas adubações de base e cobertura, controle de pragas e de plantas daninhas seguiram as prescrições indicadas para a cultura da soja.

O delineamento foi de blocos casualizados (DBC) com quatro repetições, com parcelas de dimensão 3 x 5 m, foram aplicados 6 tratamentos, conforme Tabela 1. Os tratamentos foram escolhidos exclusivamente com o objetivo de criar um gradiente amplo de controle/severidade. As aplicações dos fungicidas foram realizadas com pulverizador costal pressurizado a CO<sub>2</sub>, com pressão de 40 PSI e barra de 3 metros, com volume de calda de 200 L ha<sup>-1</sup>. Foram 3 aplicações sequenciais com intervalo de 14 dias entre elas – 1ª aplicação: 20/02/20 (soja em R2); 2ª aplicação: 05/03/20 (soja em R4); 3ª aplicação: 19/03/20 (soja em R5.2).

A avaliação visual referente a severidade de ferrugem-asiática na cultura da soja foi realizada com auxílio da escala diagramática proposta por Godoy et al. (2006). Imediatamente antes da primeira aplicação e em seguida a cada 7 dias, até a desfolha total. Realizou-se avaliações dos três terços da planta (baixeiro, médio e superior), em três plantas aleatoriamente tomadas das linhas centrais, sendo uma folha de cada terço, dentro de cada parcela totalizando 9 folhas amostradas. Com os dados de severidade, calculou-se a área abaixo da curva de progresso da doença (AACPD), GODOY et al., 2009. Avaliado também porcentagem de desfolha e colheita.

**Tabela 1.** Tratamentos de fungicidas, doses aplicadas e momentos de aplicação. Primavera do Leste, MT, 2019/2020.

Tratamentos	Ingrediente ativo	Dose	Momento de aplicação
1	Azoxystrobin + Cyproconazol	300 mL p.c./ha	R2 R2 + 14 dias R2 + 28 dias
2	Picoxistrobina + Cyproconazol	300 mL p.c./ha	R2 R2 + 14 dias R2 + 28 dias
3	Protioconazol + Trifloxistrobina	400 mL p.c./ha	R2 R2 + 14 dias R2 + 28 dias
4	Azoxistrobina + Benzovindiflupir	200 mL p.c./ha	R2 R2 + 14 dias R2 + 28 dias
5	Picoxistrobina + Benzovindiflupir	600 mL p.c./ha	R2 R2 + 14 dias R2 + 28 dias
6	Testemunha	-	-

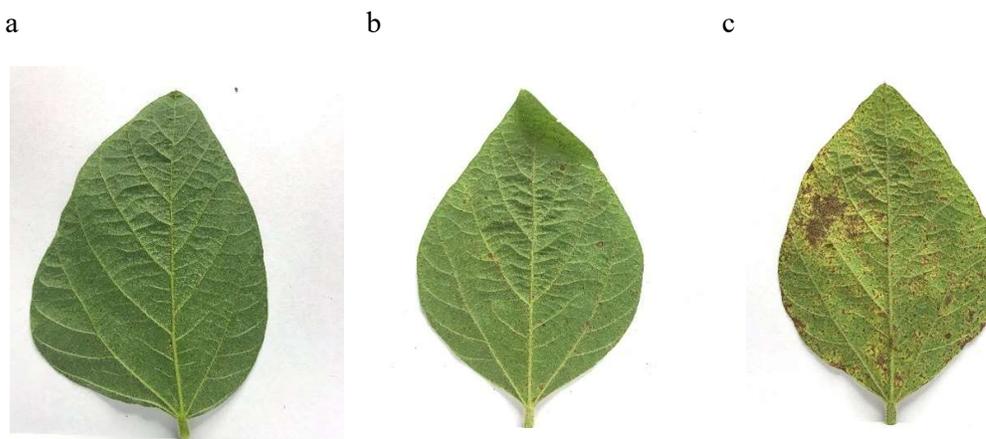
**Tabela 2.** Datas e estádios fenológicos da cultura no momento de cada avaliação do ensaio. Semeadura: 23/12/19.

Data	Estádio Fenológico
20/02/20	R2
27/02/20	R3
05/03/20	R4
13/03/20	R5.1
18/03/20	R5.2
27/03/20	R5.5
03/04/20	R6
10/04/20	R9

## 4.2. Captura das Imagens

### 4.2.1. Captura da imagem - Foliolo

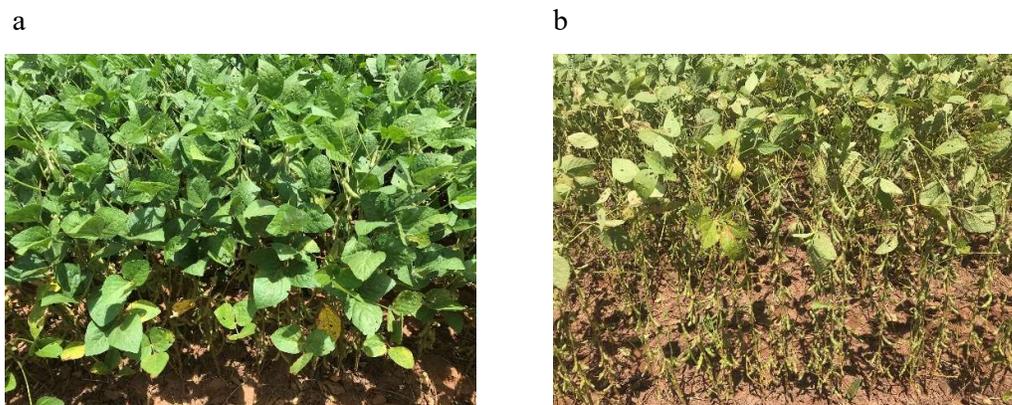
Foram coletados no campo em cada parcela experimental, 3 folíolos de cada estrato para a avaliação da severidade e a captura das imagens. As imagens dos folíolos foram capturadas utilizando um smartphone com câmera RGB de resolução 4608 x 2592 pixel, posicionada a 20 cm do folíolo. Os folíolos estavam sob um fundo branco, conforme Figura 1.



**Figura 1.** Foliolos dos 3 estratos da soja. **(a).** Baixeiro com severidade de 1%; **(b).** Médio com severidade de 12%; **(c).** Superior com severidade de 38%.

### 4.2.2. Captura da imagem - Lateral da parcela

Para a captura das imagens das laterais das parcelas, foram utilizadas as câmeras RGB e RGN, abordando toda a faixa lateral da soja, do nível do solo até as folhas do ponteiro (Figura 2). Foram capturadas imagens laterais da parcela como um todo, contemplando os três terços da planta, baixeiro, médio e superior, com câmera digital RGN (Red, Green, NIR) modelo Mapir® Survey 3 nas seguintes bandas do espectro eletromagnético: Verde (560 nm), Vermelho (660 nm) e Infravermelho Próximo (850 nm), com resolução de 12 megapixels e com câmera RGB com resolução de 12 megapixels. A aquisição das imagens foi realizada a pleno sol, entre 10:00 a.m. e 02:00 p.m., a altura padrão de 1,5 m do solo. Com o auxílio de uma barra a linha bordadura da parcela foi afastada para que pudesse ser capturada a imagem de toda a faixa da parcela.



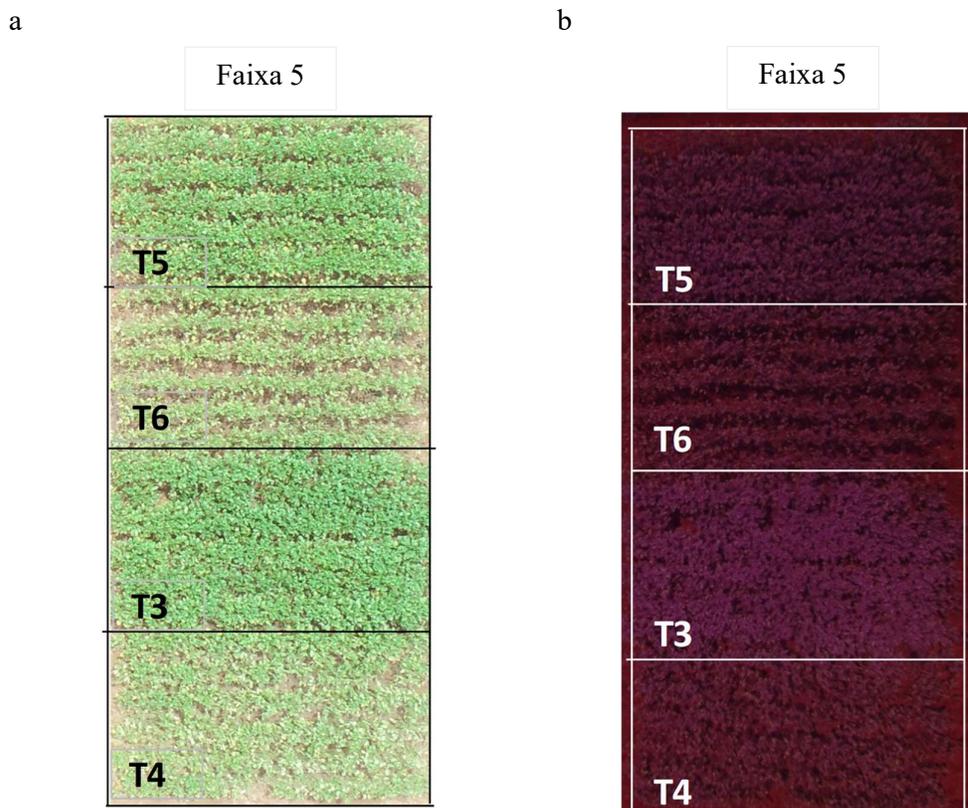
**Figura 2.** Vista lateral da parcela. **(a)** Soja com baixa severidade de ferrugem e desfolha. **(b)**. Soja com alta severidade e desfolha.

#### 4.2.3. Captura da imagem – Aérea

As imagens aéreas foram capturadas com veículo aéreo não tripulado (drone) modelo DJI® Phantom 4 Pro Plus, com câmeras RGB (padrão de fábrica) e RGN acopladas, sobrevoando o experimento a uma altura de 15 m, sendo feito em faixas. Na Figura 3, é possível observar a disposição dos tratamentos e onde se situa cada faixa. A Figura 4 representa um recorte da área exemplificando a Faixa 5, com as câmeras RGB - Figura 4(a) e RGN - Figura 4(b). O mesmo procedimento foi utilizado para as demais faixas. A aquisição das imagens também foi realizada a pleno sol.

Faixa 1	Faixa 2	Faixa 3	Faixa 4	Faixa 5	Faixa 6
T1	T2	T3	T4	T5	T6
T2	T4	T5	T1	T6	T3
T4	T6	T1	T2	T3	T5
T3	T1	T6	T5	T4	T2

**Figura 3.** Vista aérea do experimento em geral e disposição dos tratamentos.



**Figura 4.** Recorte da vista aérea da Faixa 3. **(a)** RGB. **(b)**. RGN. Severidade nos tratamentos – T5: 10%; T6: 49%; T3: 7%; T4: 21%.

### 4.3. Processamento de Imagens

O processamento de imagens consistiu nas etapas desde a leitura até a extração de índices para análise do estado fitossanitário, conforme os itens a seguir.

#### 4.3.1. Estimativa de Severidade Foliar

As imagens consistiram das bandas espectrais vermelho (R), verde (G) e azul (B), definidas em escala de cinza de 8 bits, representando a intensidade da cor em uma escala de 0 a 1, do preto ao branco. Estas foram processadas de acordo com as propostas de Cui et al. (2009, 2010), a partir de índices de lesão baseados em diferenças de cores de áreas infectadas/não infectadas com ferrugem em folhas de soja. Os índices adotados foram: LCI (Índice de Cor da Lesão), RSI (Índice de Severidade da Ferrugem) e RIA (Índice de Cor da Lesão).

### Segmentação da folha

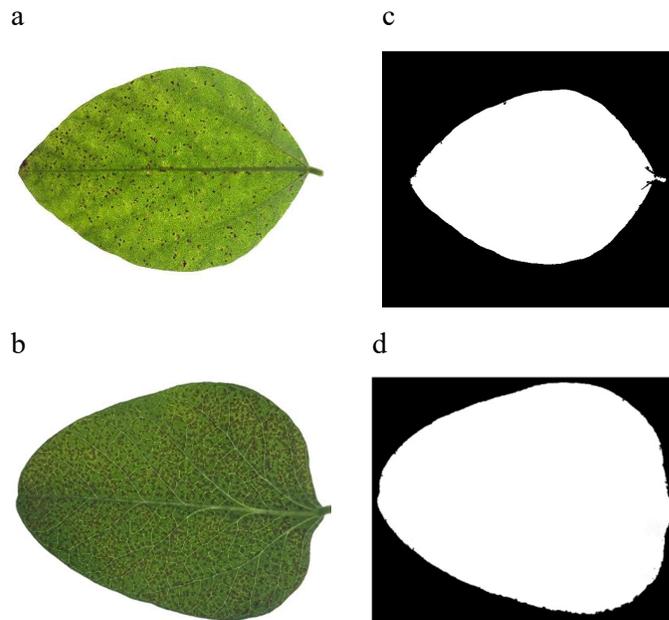
A segmentação de imagens é essencial para o processamento de imagens e o reconhecimento de padrões. Isso leva à alta qualidade do resultado da análise.

Para esse trabalho, a segmentação das folhas foi realizada utilizando um índice de cinza, chamado de porcentagem de verde (Gp):

$$Gp = \frac{G}{(R+G+B)} \quad (1)$$

Em que: Gp = Porcentagem de verde, R = Red, G = Green, B = Blue.

Foi aplicado o método de Otsu (1979) para segmentação de Gp. Este algoritmo é baseado em análise de frequência e tem como objetivo limiarizar uma imagem particionando o pixels de uma máscara com n valores em escala de cinza em duas classes, objeto e fundo, sendo representadas pelos conjuntos C0 e C1: C0 = {0,1, ..., t} e C1= {t + 1, t + 2, ..., n}, sendo t o valor do limiar obtido pelo método. A Figura 5 ilustra o processo com os folíolos de soja.



**Figura 5.** (a) e (b) são Imagens originais de folíolos com diferentes níveis de severidade de ferrugem, em fundo branco; (c) e (d) mostram o resultado da segmentação pelo método de Otsu baseado no índice de porcentagem de verde (Gp).

### *Índice de Cor da Lesão – LCI*

Embora se acredite que a severidade da ferrugem aumenta com a área infectada, a cor das manchas infectadas é outro critério comum de severidade da infecção pelo olho humano. Para incorporar tanto a área de infecção quanto dos pontos infectados na quantificação de severidade, foi definido um índice para servir a esse propósito nesta pesquisa. E para tal, utilizamos a metodologia proposta por Cui et al. (2009). De extensa análise de imagem, na qual verificou-se que o valor de (R-G) oferece uma indicação importante na análise de cores. Um pixel aparece na cor verde se  $(R-G) < 0$ , ou marrom se  $(R-G) > 0$ . Quanto maior o valor de  $|R-G|$ , mais escuro será a cor. Com base nesse fato, LCI foi definido da seguinte forma:

$$LCI = \frac{R-G}{\sqrt{R^2+G^2+B^2}} \quad (2)$$

Em que: LCI = Índice de cor da lesão, R = Red, G = Green, B = Blue.

Os valores LCI obtidos em todos os pixels do folíolo permitem construir um histograma da cor da lesão, com  $LCI = 0$  sendo um ponto de demarcação que pode ser usado como um importante indicador de severidade de ferrugem.

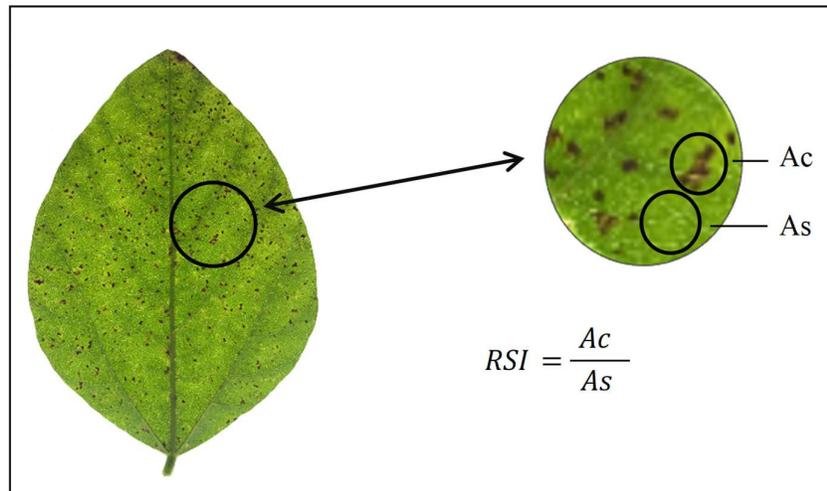
### *Índice de Severidade da Ferrugem – RSI*

Para utilizar com mais eficiência a distribuição de LCI obtida na avaliação da severidade da ferrugem, um novo índice, o RSI, foi definido da seguinte forma:

$$RSI = \frac{\sum LCI > 0}{\sum LCI \leq 0} \quad (3)$$

Em que: RSI - Índice de severidade da ferrugem, LCI = Índice de cor da lesão. Sendo que valores mais altos de RSI indicam aumento da doença, dependente diretamente dos valores de LCI.

Pode-se ilustrar a relação entre esses dois índices (Figura 6). O LCI é responsável pela identificação/deteção de Ac (área com ferrugem) e As (área sem ferrugem).



**Figura 6.** Ilustração da relação de LCI e RSI.

#### *Índice de área infectada - RIA e a transformação de RGB para HSI*

O processo de distinção das cores mais utilizado é o método com valores de pixel R, G e B. Porém a maneira mais natural de classificar a cor de um objeto é baseada na matiz (H), saturação (S) e brilho (ou intensidade I). Tal aplicação de um modelo de cores HSI pode ajudar na classificação de áreas foliares infectadas.

Seguindo a proposta de Cui et al. (2010), no desenvolvimento do algoritmo de processamento de imagem baseado em HSI para a detecção da ferrugem da soja, é essencial converter a imagem adquirida do formato RGB para o formato HSI. Para isso foi necessária a conversão do sistema de cores RGB para o sistema HSI: matiz (H), saturação (S) e brilho (ou intensidade) (I). A conversão consistiu em aplicar o conjunto de equações apresentado por Gonzalez & Woods (2002).

$$\begin{cases} H = \begin{cases} \theta & \text{se } B < G \\ 360 - \theta & \text{se } B > G \end{cases} \\ S = 1 - \frac{3}{(R + G + B)} [\min(R, G, B)] \\ I = \frac{1}{3}(R + G + B) \end{cases} \quad (4)$$

Em que  $\theta$  é uma variável angular intermediária e pode ser calculada usando a seguinte equação:

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R - G) + (R - G)]}{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]^{\frac{1}{2}}} \right\} \quad (5)$$

Por essa abordagem, o número de pixels dentro do intervalo de  $[0^\circ, 150^\circ] \cup [330^\circ, 360^\circ]$  representa as áreas correspondentes ao folíolo. Um valor limite adequado,  $H_t$ , é selecionado manualmente para segmentar claramente os pixels infectados dos saudáveis. Depois da definição de  $H_t$ , os pixels pertencentes a porção saudável são localizados dentro da faixa de  $[H_t; 150^\circ]$  e os pixels que representam as áreas infectadas são encontrados na faixa de  $[0^\circ; H_t^\circ] \cup [330^\circ; 360^\circ]$  conforme definido na equação 6.

$$Hue(i, j) = \begin{cases} In(i, j) & \text{if } Hue(i, j) \in [0^\circ, H_t] \cup [330^\circ, 360^\circ] \\ Hy(i, j) & \text{if } Hue(i, j) \in [H_t, 150^\circ] \\ Bg(i, j) & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

Em que  $Hue(i, j)$  é o valor de matiz do pixel no ponto  $(i, j)$  na imagem matiz;  $In(i, j)$ ,  $Hy(i, j)$  e  $Bg(i, j)$  indicam o pixel  $(i, j)$  localizado nas regiões infectadas, saudáveis ou de fundo (background).

O índice de cor da lesão ou índice da área infectada (RIA) proposto por Cui et al. (2010) foi utilizado para indicar a gravidade da infecção foliar da seguinte forma:

$$RIA = \frac{\sum In(i, j)}{\sum In(i, j) + \sum Hy(i, j)} \quad (7)$$

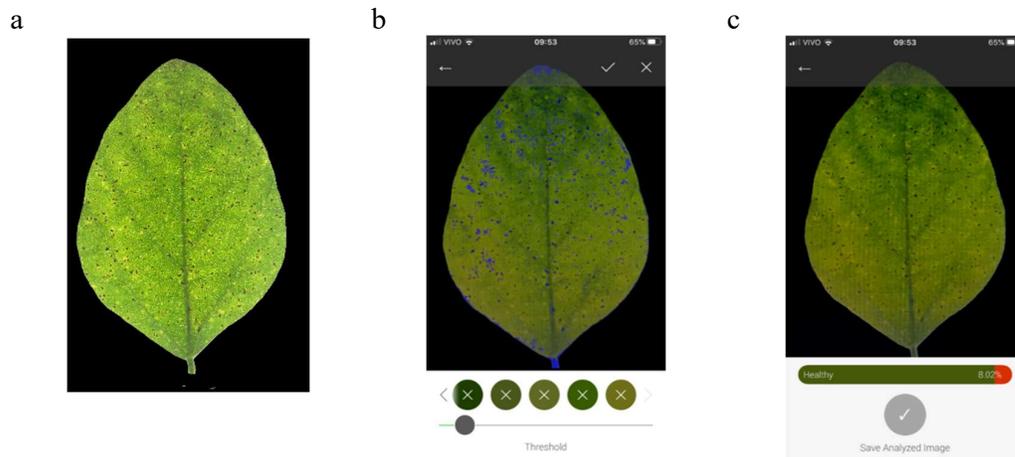
As imagens foram processadas com o pacote EBIImage (Pau et al., 2010) do software R.

### *Leaf Doctor*

Neste trabalho o aplicativo Leaf Doctor foi também utilizado para estimar o grau geral de injúria em 10 folíolos, visando comparar a precisão das estimativas de severidade obtidas com as do R e com as avaliações visuais.

Na Figura 7, é possível verificar a interface do aplicativo. Seu funcionamento baseia-se na seleção dos pontos sadios e limiar definido manualmente pelo operador.

Os dados de severidade visual e os índices de lesão foram submetidos a análise de correlação e ao ajuste de modelos de regressão, considerando a severidade visual como variável resposta e os índices obtidos com o processamento de imagens como variáveis explicativas.



**Figura 7 (a).** Folíolo original; **(b).** Segmentação/Identificação; **(c).** Estimativa da área sadia.

#### 4.3.2. Estimativa de Severidade na Lateral da Parcela

Para a estimativa da severidade na lateral da parcela, o mesmo procedimento foi seguido do item 4.3.1. Estimativa Foliar.

#### 4.3.3. Estimativa de Severidade em Imagens Aéreas

As imagens RGB foram processadas conforme as imagens dos folíolos, a partir do cálculo dos índices de lesão LCI, RSI e RIA. As imagens RGN foram utilizadas para construção dos índices de vegetação apresentados na Tabela 3.

**Tabela 3.** Índices de vegetação utilizados como preditores de severidade de ferrugem da soja.

Eq.	Fórmula	Descrição	Referência
(8)	$NDVI = \frac{N - R}{N + R}$	Índice de vegetação com diferença normalizada	(Rouse et al., 1974)
(9)	$SAVI = \frac{N - R}{N + R + L}(1 + L)$	Índice de vegetação ajustado ao solo	(Huete, 1988)
(10)	$RVI = \frac{N}{R}$	Índice de vegetação de proporção vermelho	(Pearson et al., 1972)
(11)	$DVI = N - R$	Índice de vegetação diferenciado	(Thomas et al., 1972)
(12)	$GNDVI = \frac{N - G}{N + G}$	Índice de vegetação de diferença normalizada verde	(Gitelson et al., 1996)
(13)	$GRVI = \frac{N}{G}$	Índice de vegetação de proporção verde	(Sripada R.P. et al., 2006)

Banda espectral vermelho (R), verde (G) e infravermelho próximo (N). L é uma constante que é empiricamente determinada para minimizar a sensibilidade à variação da refletância do fundo do solo. Se L for zero, o SAVI será igual ao NDVI. Para faixas intermediárias de cobertura vegetal, L é tipicamente em torno de 0,5, o que foi assumido no presente estudo. Para uma cobertura densa, o valor L seria menor, como 0,25.

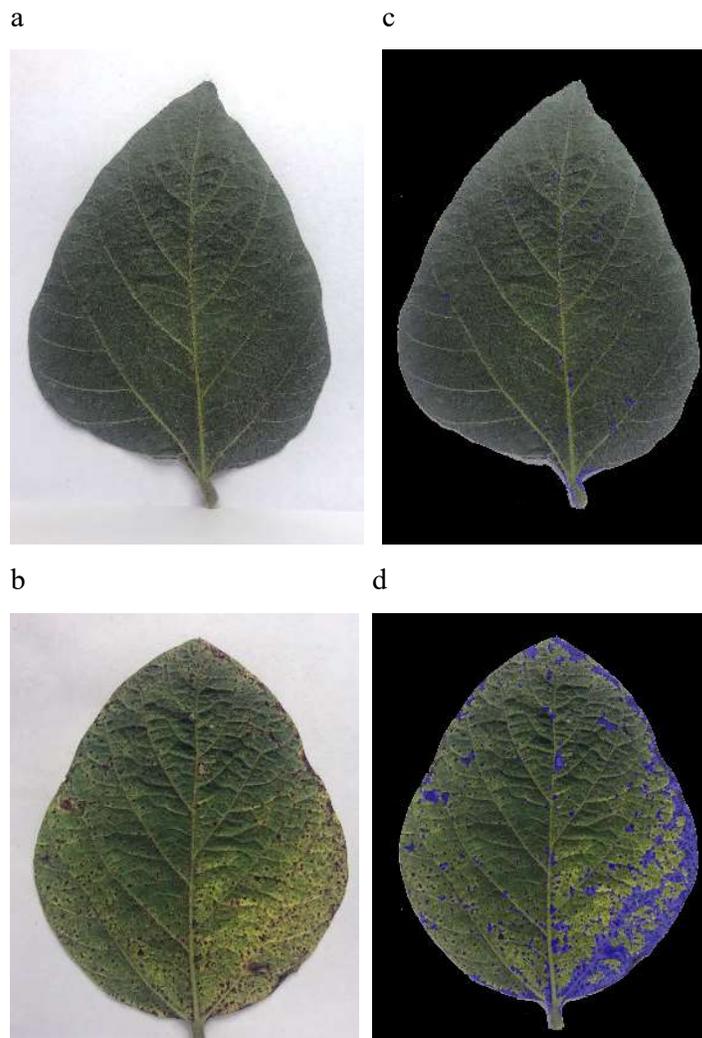
Os índices de vegetação foram calculados a partir de recorte da área útil (desprezando 0,5 m de cada lado) das parcelas.

## 5. Automatização das avaliações por um aplicativo

Um dos objetivos desse trabalho era o desenvolvimento de uma ferramenta que fosse capaz de automatizar o processo de estimação da severidade por imagens. Sendo assim, foi criado o “The Soybean Rust App”.

### 5.1. Uso do aplicativo – Foliolo

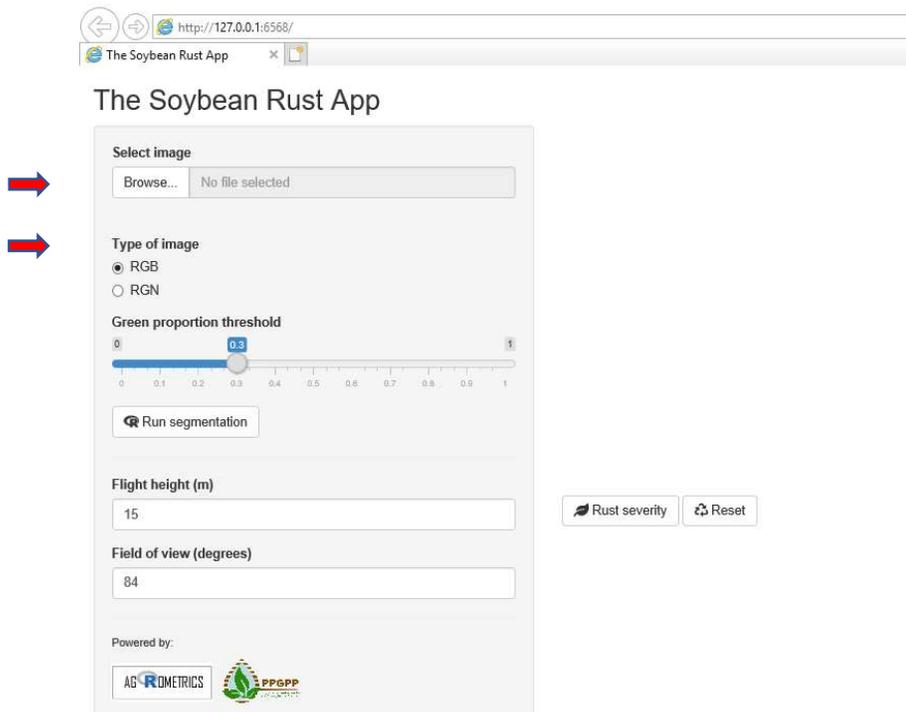
As imagens foram capturadas seguindo o mesmo procedimento do item 4.2. **Captura das Imagens**. A leitura foi realizada diretamente no R (Figura 8).



**Figura 8.** (a) e (b) - Foliolos com níveis diferentes de severidade de ferrugem, pré-processamento; (c) e (d) - Identificação da área infectada.

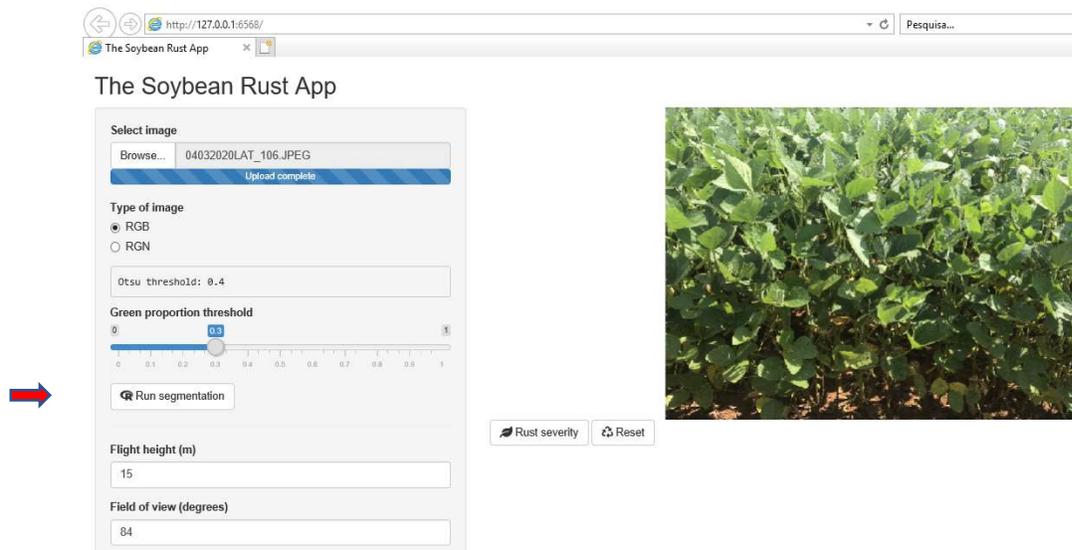
## 5.2. Uso do aplicativo – Lateral da parcela

No R o app shiny opera em uma página HTML (Figura 9).

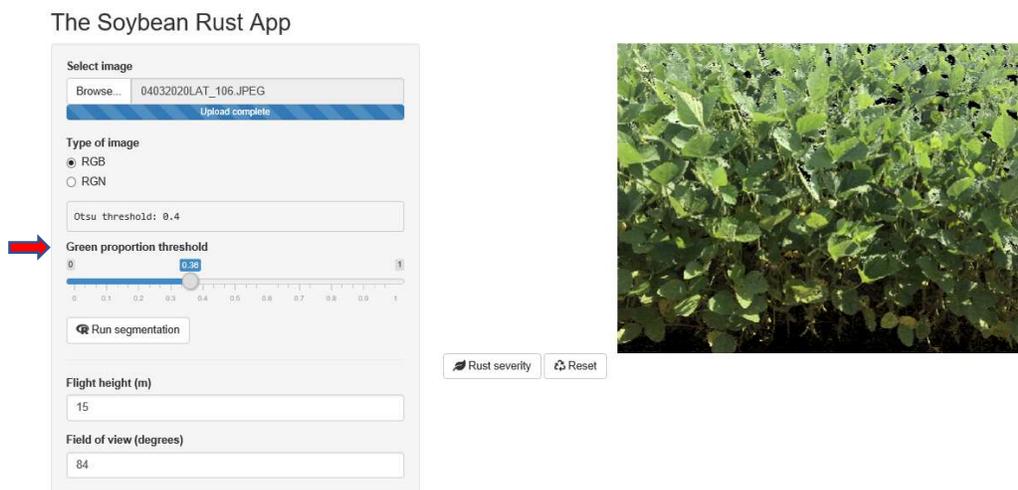


**Figura 9.** Interface do aplicativo The Soybean Rust App.

Selecionar o tipo de imagem desejada – RGB ou RGN e carregar a imagem em “Browse” (Figura 9). Após o carregamento da imagem, ela aparecerá na tela, conforme Figura 10. Um valor de limiar (Otsu threshold), pré – calculado, é sugerido para fazer a segmentação/corte da imagem entre solo e planta. Clicando em “Run segmentation”, a imagem é processada e segmentada. O solo fica demarcado de preto e a vegetação de verde. Caso seja necessária alguma correção do limiar, pode-se fazer um ajuste fino em “Green proportion threshold” (Figura 11).



**Figura 10.** Processamento de imagem - The Soybean Rust App.



**Figura 11.** Processamento de imagem - The Soybean Rust App.

Após a definição do limiar, demarcar na imagem a área útil e clicar em “Rust severity” (Figura 12). Terá como respostas os índices: Cobertura vegetal (%), Infecção (%) e RSI. Para a análise de imagens RGN, apenas selecionar a opção RGN e seguir o mesmo procedimento anterior (Figura 13). Terá como respostas os índices: Vegetation cover (%), NDVI, SAVI, DVI, RVI, GRVI, GNDVI e OSAVI.

### The Soybean Rust App

Select image

Browse... 04032020LAT\_106.JPEG

Upload complete

Type of image

RGB

RGN

Otsu threshold: 0.4

Green proportion threshold

0 0.37 1

0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6 0.7 0.8 0.9 1

Run segmentation

Flight height (m)

15

Field of view (degrees)

84

Rust severity Reset

Selected area: 23.9 x 23.7 m

Vegetation cover (%): 89.28

Infection (%): 6.04

RSI: 0.064

**Figura 12.** Processamento de imagem RGB - The Soybean Rust App.

### The Soybean Rust App

Select image

Browse... 04032020LAT\_106.JPEG

Upload complete

Type of image

RGB

RGN

Otsu threshold: 0.22

Green proportion threshold

0 0.2 1

0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6 0.7 0.8 0.9 1

Run segmentation

Flight height (m)

15

Field of view (degrees)

84

Powered by:

Rust severity Reset

Selected area: 20.8 x 23.2 m

Vegetation cover (%): 75.67

NDVI: -0.17 +/- 0.07

SAVI: -0.33 +/- 0.2

DVI: -29.74 +/- 21.56

RVI: 0.65 +/- 0.16

GRVI: 0.55 +/- 0.14

GNDVI: -0.3 +/- 0.13

OSAVI: -0.26 +/- 0.16

**Figura 13.** Processamento de imagem RGN - The Soybean Rust App.

### 5.3. Uso do aplicativo – Aérea

Para o processamento das imagens aéreas também foi utilizado o aplicativo “The Soybean Rust App”, para imagens RGB e RGN, seguindo os mesmos procedimentos descritos anteriormente. Como a imagem foi capturada em faixas, deve-se selecionar a área útil da parcela desejada, conforme Figura 14 (RGB) e Figura 15 (RGN).

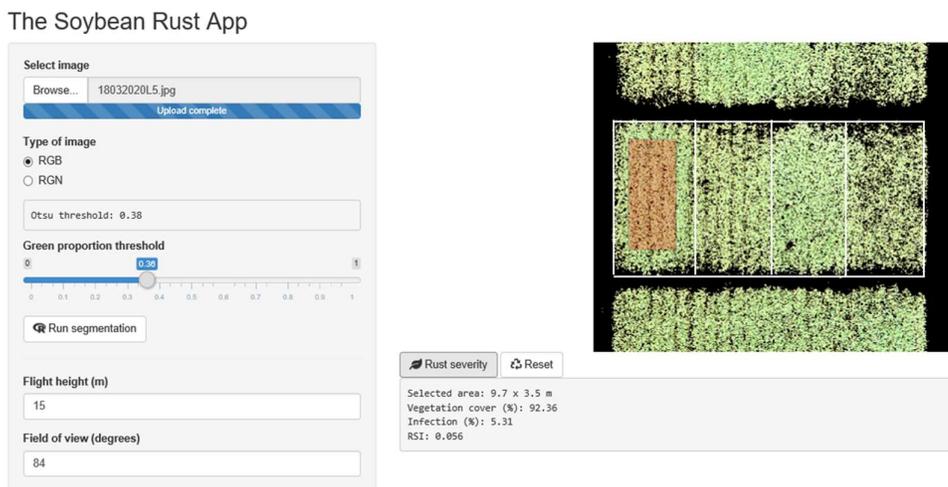


Figura 14. Processamento de imagem aérea RGB - The Soybean Rust App.

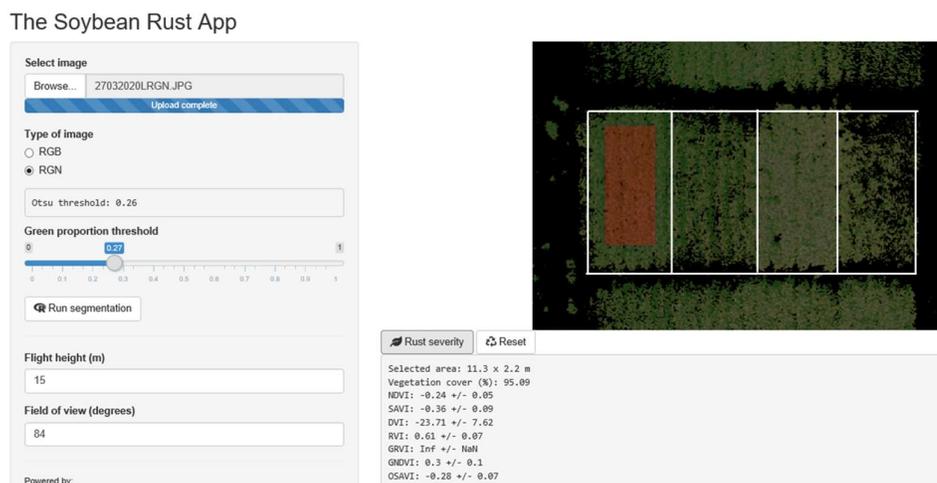


Figura 15. Processamento de imagem aérea RGN - The Soybean Rust App.

## 6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 6.1. Segmentação da folha

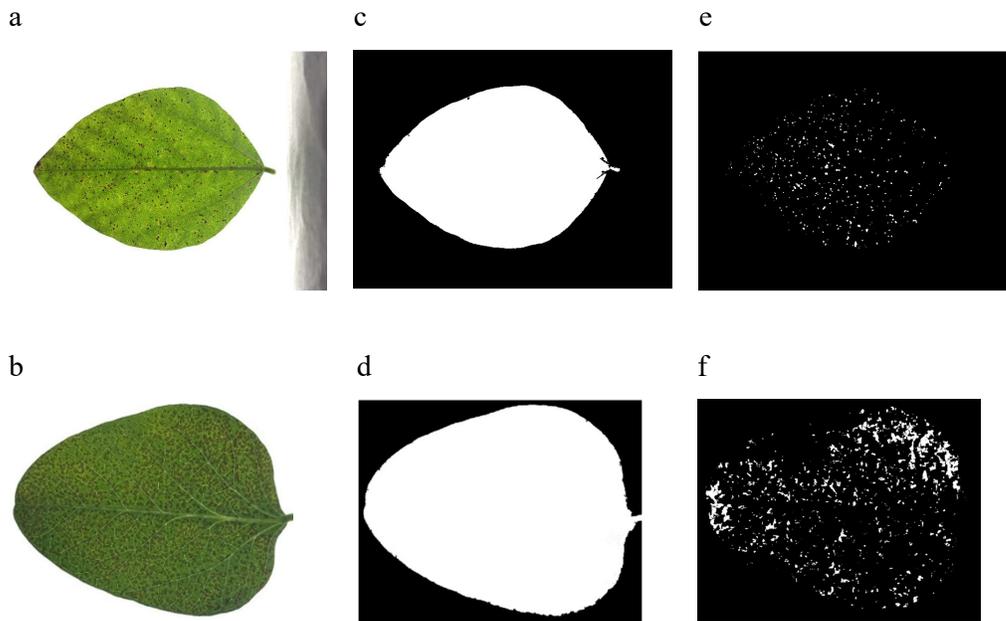
Na segmentação da folha e fundo, foi calculado para cada pixel um valor de Gp (porcentagem de verde). O objetivo dessa segmentação foi definir um limiar. O índice Gp varia de 0 até 1. Valores mais altos dentro dessa faixa significam o objeto do estudo, a folha, e valores mais baixos significam o fundo. Assim, temos a segmentação da folha do fundo. Chegou-se a valores de corte para fazer a segmentação em torno de **0,41**. Portanto, valores acima de **0,41** até **1**, representam a porção mais verde da imagem - folha.

Através do método de Otsu conseguiu-se uma boa segmentação das imagens, eficiente para todas as folhas, independentemente da severidade, desde as severidades mais baixas até as mais altas (Figura 16). A metodologia proposta por Otsu (1979), é aplicada em diversos estudos, visando a segmentação. Nazaré Junior et al. (2009) a utilizou em seu trabalho para detectar a área foliar danificada através de imagens digitais para o cultivo da soja. Já Dewi et al. (2018), fez uso do método Otsu, porém modificado, para obter parte das doenças nas folhas na cultura da soja com um certo valor limite.

Hdem Cardoso (2015), propôs um método de análise computacional para medir a abertura do dossel da cultura da soja, um comparativo entre os algoritmos de Johannsen, Otsu e Li-Lee. Para essa aplicação chegou à conclusão de que o algoritmo de Otsu é o melhor algoritmo de limiarização.

### 6.2. Caracterização do Índice de Cor da Lesão - LCI

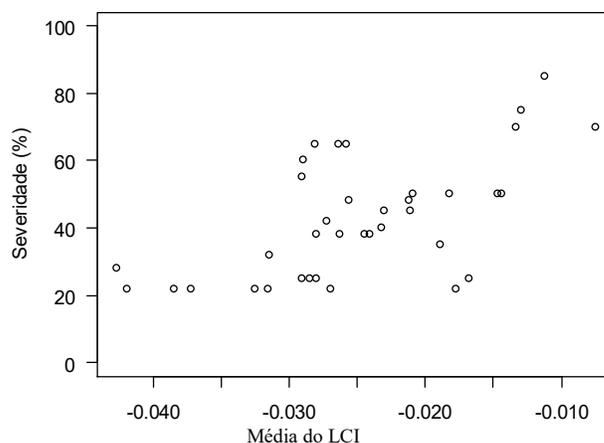
Após a segmentação, foi possível calcular o valor de LCI somente do limbo foliar, parte interessada (Figura 16).



**Figura 16.** (a) e (b) - Separação do fundo; (c) e (d) - Limbo foliar em branco; (e) e (f) - Área da folha com ferrugem.

Para cada imagem, calculou-se o LCI médio dos pixels de folha. Para folhas mais saudáveis (até 20% de severidade), foram encontrados pixels variando de - 0,80 a + 0,30, indicando que essas imagens possuíam pixel muito saudável/verde a pixel com coloração marrom/esporeação. Para folhas com severidades mais altas (acima de 50%) foram encontrados pixels variando de - 1,00 a + 0,25. Logo, mesmo em folhas com alta severidade foi possível então encontrar pixel saudável, com área verde. Assim, embora os intervalos sejam parecidos, o diferencial está na distribuição no histograma, a frequência com que os pixels aparecem na parte negativa e positiva.

Diante dos valores de LCI para as imagens, gerou-se um Gráfico da relação LCI x Severidade. Como resposta encontrou-se uma relação quase linear. Quanto maior o valor médio do LCI, maior será o valor da severidade. Como pode ser observado no Gráfico da relação Média LCI x Severidade – Figura 17.



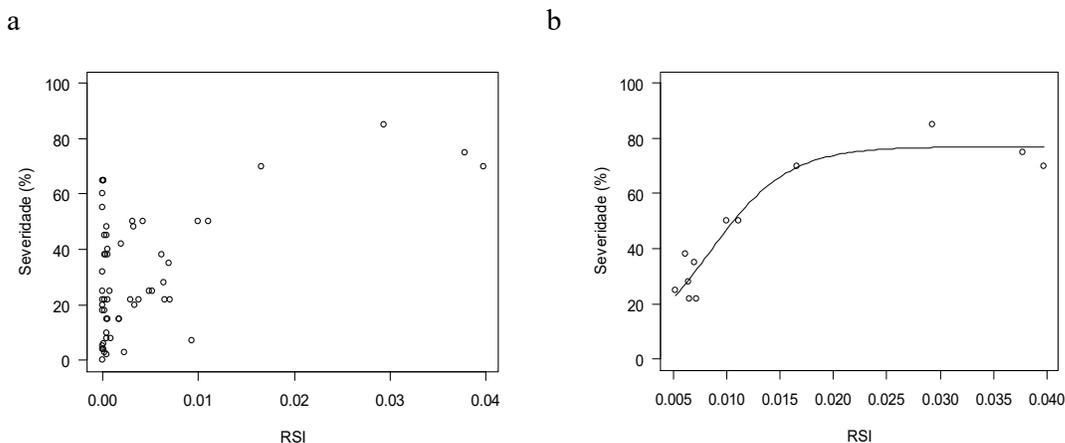
**Figura 17.** Gráfico da relação Média LCI x Severidade.

### 6.3. Caracterização do Índice de Severidade - RSI

Diferentemente do LCI que tem vários valores de pixels por imagem, o RSI é somente um valor representado pela infecção geral da folha, em uma relação do LCI da área infectada pela área não infectada.

Valores de RSI foram encontrados variando de valores muito próximos de **0,00** (sem infecção) até **0,039** (encontrados em imagens com alta porcentagem de severidade).

Diante dos valores de RSI, gerou-se um Gráfico da relação RSI x Severidade – Figura 18. Como resposta, encontrou-se uma relação não linear, que cresce exponencialmente até atingir um máximo. Quanto maior o valor do RSI, maior será o valor da severidade até certo ponto. Essa relação é descrita pela equação 14.



**Figura 18.** Regressão da severidade (%) de ferrugem foliar em função dos índices de cor de lesão (a) RSI e (b) RSI para severidade acima de 20%.

A equação de regressão ajustada para RSI foi:

$$y = \frac{76,9}{1 + \exp\left\{\frac{0,0083 - x}{0,0037}\right\}} \quad \text{Com } R^2 = 0,92 \quad (14)$$

Na geração do gráfico da Figura 18a, foi encontrado um problema de sobreposição muito grande quando RSI próximo de zero, ou seja, pixels em zona de transição. Por esses pixels estarem causando uma variação grande, foi adotado a utilização de valores de RSI um pouco maiores que zero. Na verdade, isso foi feito selecionando valores de severidade acima de 20% (Figura 18b). Isso porque abaixo de 20% entramos em uma zona de transição do LCI, onde ocorre erros, hora classifica como pixel saudável – pois entende como pixel amarelado, e hora classifica como pixel com ferrugem. Nessa faixa de pixels em transição não se tem confiança. Saindo dessa zona, encontramos valores de severidade acima de 20%, permitindo trabalhar melhor, de 20 a 76,9% de severidade.

Nessa zona (20 a 76,9%) temos um padrão da severidade em função do RSI. Foi encontrado um padrão que é explicado pela equação 2. E nesse padrão se teve um ajuste, onde cada incremento do RSI, aumenta também a porcentagem de severidade. De acordo com essa equação, o valor máximo de severidade estimado por esse modelo foi de 76,9%. O valor 0,0037 é um parâmetro de “evolução da curva”, que dá ideia da taxa de incremento da severidade em relação ao RSI. Esse modelo apresentou um bom ajuste, com eficiência média de 92%,

Em seus trabalhos Cui et al. (2009), definiu três parâmetros de processamento de

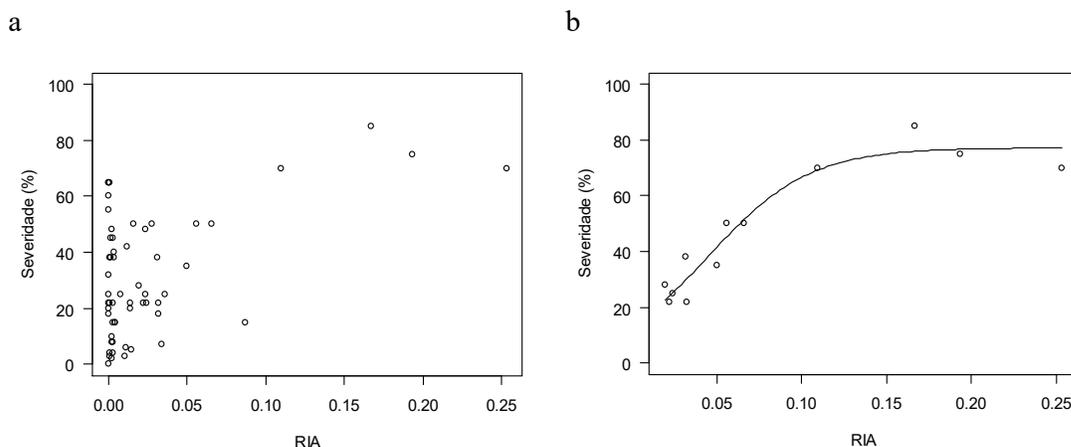
imagem – LCI, RSI e RIA, para descrever o grau de severidade da ferrugem na soja. E pelos resultados obtidos, confirmaram que esses parâmetros, em especial o RSI, são eficientes quanto a detecção e quantificação da infecção da ferrugem. O que vem ao encontro aos resultados desse trabalho, com grau de ajuste de 92%.

#### 6.4. Caracterização do Índice de Área Infectada - RIA

RIA é baseado no espaço HSI de cores, não no RGB. Para detecção de ferrugem é preciso definir um limiar Ht, ponto de corte que foi dado em função do histograma da matiz (Hue, em inglês), que varia de 0 a 360 graus. Após a segmentação de folha e fundo, definiu-se o limiar Ht para detecção da ferrugem na folha. Observou-se que o valor Ht = 59, isto é, pixels com matiz entre 330 e 360 e entre 0 e 59 apresentam infecção. Esse valor de Ht foi usado como padrão para todas as imagens de folha, sendo considerado eficaz na detecção de sintomas.

Para algumas folhas, principalmente folhas com severidade mais altas que geraram imagens mais escuras, o limiar Ht = 59 não foi tão eficaz na detecção, possivelmente em função da luminosidade.

A Figura 19 mostra a relação RIA x Severidade. Como resposta, encontrou-se uma relação não linear, que cresce exponencialmente até atingir um máximo, de valor 77,2 %. Essa relação é descrita pela equação 15.



**Figura 19.** Regressão da severidade (%) de ferrugem foliar em função dos índices de cor de lesão (a) RIA e (b) RIA para severidade acima de 20%.

$$y = \frac{77,2}{1 + \exp\left\{\frac{0,0453 - x}{0,0297}\right\}} \quad \text{Com } R^2 = 0,93 \quad (15)$$

O comportamento observado em RIA está próximo do que foi observado em RSI. Logo, pode-se concluir que há uma relação muito forte, com certa equivalência entre os dois índices, RSI e RIA.

O mesmo ajuste que foi feito no índice RSI, foi aplicado em RIA. Nessa faixa de pixel em transição, os resultados não se mostraram eficientes. Assim, o ajuste foi feito para melhorar o grau de confiança, considerando valores de severidade acima de 20%.

Cui et al. (2010), teve a mesma proposta de encontrar o melhor limiar que pudesse definir com clareza a identificação da ferrugem. O valor por ele definido foi Ht=70 e 78, para severidades graves e não graves/não visíveis, respectivamente. Diferentemente do Ht=59 definido neste trabalho como padrão.

## 6.5. Leaf Doctor

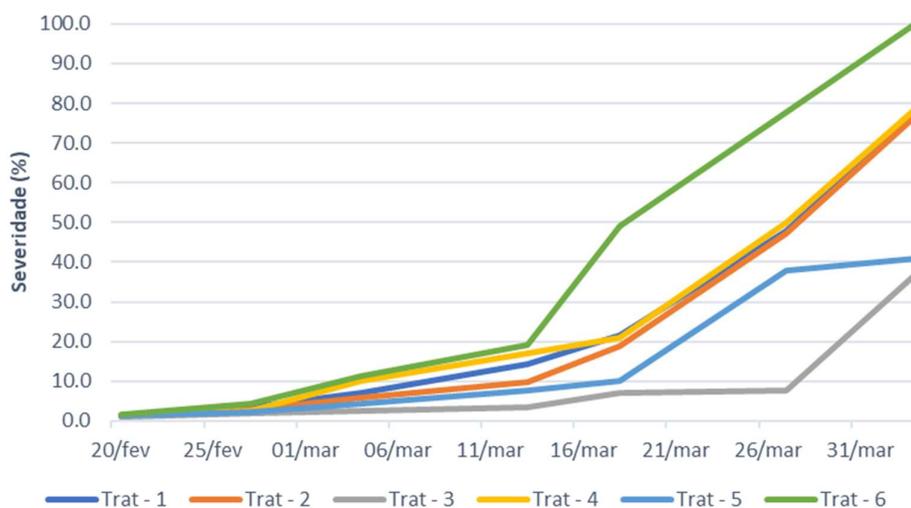
As leituras realizadas em 10 folíolos com diferentes porcentagens de severidades apresentaram uma média correlação (0.69) com as avaliações realizadas com o aplicativo Leaf Doctor quando comparadas com as notas de severidade visual. Observou-se valores semelhantes de correlação da severidade visual com os valores de RSI e RIA. Isso é esperado, já que a relação vista destes índices é não linear. No entanto, a estimativa de área infectada usando o LCI apresentou alta correlação (0.87) com a avaliação visual (Tabela 4).

**Tabela 4.** Matriz de correlação dos pares de variáveis - Médias. Leaf Doctor x Folíolo x Avaliação Visual.

	<i>Leaf Doctor</i>	<i>Área Infectada</i>	<i>RSI</i>	<i>RIA</i>	<i>Severidade visual</i>
Leaf Doctor	1				
Área	0.59	1			
RSI	0.73	0.71	1		
RIA	0.79	0.71	0.99	1	
Severidade visual	0.69	0.87	0.66	0.67	1

## 6.6. Avaliação das parcelas experimentais de campo

Os primeiros sintomas de ferrugem-asiática foram observados logo na primeira aplicação e sua evolução se deu muito rápido devido a uma alta pressão de inóculo, por se tratar de um experimento instalado em época tardia. O que favoreceu o objetivo do experimento que era criar um gradiente de severidades entre os tratamentos. Essa evolução e o comportamento dos tratamentos podem ser observados na Figura 20 e Tabela 5.



**Figura 20.** Evolução da severidade da ferrugem da soja nos tratamentos.

**Tabela 5.** Severidade média, área abaixo da curva de progresso da doença, eficácia dos tratamentos em relação à testemunha e produtividade.

Tratamentos	Severidade de ferrugem asiática da soja (%)							AACPD	Eficácia (%)	Produtividade (scs/ha)
	20/fev	27/fev	04/mar	13/mar	18/mar	27/mar	03/abr			
Trat - 1	1.2	3.6	7.0	14.2	21.6	47.8	78.3	987.2	36.8	40,5
Trat - 2	1.3	2.8	5.9	9.7	18.9	47.1	76.8	912.5	41.6	42,8
Trat - 3	0.9	2.0	2.6	3.3	7.1	7.6	37.0	299.2	80.9	52,3
Trat - 4	1.2	2.5	10.0	16.9	20.9	49.9	78.6	1034.2	33.8	41,2
Trat - 5	1.2	2.3	4.2	7.7	10.1	37.9	40.8	621.1	60.3	47,1
Trat - 6	1.7	4.2	11.2	19.0	48.9	77.6	100.0	1563.0	-	31,7

Na Tabela 6, as severidades por estrato das plantas, abordando o terço baixeiro (B), terço médio (M) e terço superior (S) de cada tratamento.

**Tabela 6.** Severidade (%) da ferrugem da soja por estrato das plantas e Desfolha (%).

Em que: B = Folíolo do baixeiro; M = Folíolo do médio; S = Folíolo do superior.

Tratamentos	(continua)															
	20/fev			27/fev			04/mar			13/mar						
	B	M	S	Média	B	M	S	Média	B	M	S	Média				
Trat - 1	3.3	0.3	0.0	1.2	9.8	0.9	0.0	3.6	17.6	2.5	1.0	7.0	23.7	15.6	3.4	14.2
Trat - 2	3.2	0.6	0.0	1.3	7.3	1.1	0.0	2.8	13.9	3.2	0.5	5.9	19.3	7.3	2.6	9.7
Trat - 3	2.5	0.3	0.0	0.9	5.0	1.1	0.0	2.0	6.0	1.4	0.5	2.6	7.1	1.9	0.9	3.3
Trat - 4	3.2	0.4	0.0	1.2	6.2	1.2	0.2	2.5	20.8	7.1	2.1	10.0	27.5	18.1	5.2	16.9
Trat - 5	2.4	1.1	0.0	1.2	6.1	0.7	0.0	2.3	9.8	2.2	0.7	4.2	12.8	7.5	2.8	7.7
Trat - 6	4.1	0.9	0.0	1.7	10.8	1.6	0.3	4.2	21.8	8.7	3.0	11.2	31.3	18.8	6.9	19.0

Tratamentos	(conclusão)														
	18/mar			27/mar			03/abr			Desfolha (%)					
	B	M	S	Média	B	M	S	Média	B		M	S	Média		
Trat - 1	32.3	23.0	9.6	21.6	23.0	100.0	25.6	17.8	47.8	67.5	100.0	100.0	34.8	78.3	97.3
Trat - 2	27.8	21.3	7.5	18.9	20.0	100.0	26.6	14.8	47.1	63.8	100.0	100.0	30.4	76.8	92.5
Trat - 3	13.9	5.3	2.3	7.1	7.8	13.2	5.8	3.8	7.6	31.3	100.0	8.3	2.6	37.0	58.8
Trat - 4	27.1	22.8	12.7	20.9	23.0	100.0	31.9	17.7	49.9	66.3	100.0	100.0	35.9	78.6	98.0
Trat - 5	17.0	9.2	4.2	10.1	13.5	100.0	9.8	3.8	37.9	50.0	100.0	17.3	5.1	40.8	63.8
Trat - 6	100.0	31.9	14.8	48.9	40.0	100.0	100.0	32.8	77.6	87.5	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

Os dados de desfolhas (Tabela 6) refletem muito bem o observado quanto ao controle de ferrugem-asiática na cultura da soja, uma vez que a agressividade da doença foi responsável pela queda precoce das folhas da cultura.

Diante destes resultados, procedeu-se com a escolha de uma data de avaliação que melhor representasse um amplo gradiente de severidade entre os tratamentos. A data escolhida foi **18 de março**, pois apresentava tratamentos com alta, média e baixa severidade nos 3 estratos. Sendo assim, as avaliações subsequentes de folíolos, lateral da parcela e aérea foram trabalhadas em cima dessa data para a análise das imagens.

### 6.7. Avaliação dos Folíolos

As avaliações dos folíolos foram realizadas com imagens somente RGB. E os valores dos índices estão representados, pela média, na Tabela 7.

**Tabela 7.** Leitura dos índices - Médias. Área infectada, RSI e RIA.

	<i>Área infectada (%)</i>	<i>RSI</i>	<i>RIA</i>
Trat - 1	0.21	0.33	0.20
Trat - 2	0.08	0.10	0.08
Trat - 3	0.04	0.05	0.04
Trat - 4	0.09	0.11	0.08
Trat - 5	0.06	0.06	0.05
Trat - 6	0.39	0.40	0.38

A correlação dos índices de imagem com as avaliações de severidade visual foi apresentada de duas formas: pelas repetições das parcelas (Tabela 8) e por médias dos tratamentos (Tabela 9). Como pôde ser visto, houve uma alta correlação entre os índices de Área infectada, RSI e RIA com severidade da ferrugem e desfolha, tanto para análise usando as repetições quanto para as médias.

**Tabela 8.** Matriz de correlação dos pares de variáveis - Repetições. Foliolo x Avaliação Visual.

	<i>Área infectada</i>	<i>RSI</i>	<i>RIA</i>	<i>Baixeiro</i>	<i>Médio</i>	<i>Superior</i>	<i>Media</i>	<i>Desfolha</i>
Área infectada	1							
RSI	0.93	1						
RIA	1.00	0.93	1					
Baixeiro	0.98	0.87	0.98	1				
Médio	0.78	0.81	0.78	0.76	1			
Superior	0.75	0.79	0.74	0.70	0.85	1		
Media	0.97	0.90	0.97	0.98	0.88	0.81	1	
Desfolha	0.92	0.86	0.91	0.90	0.89	0.82	0.95	1

**Tabela 9.** Matriz de correlação dos pares de variáveis - Médias. Foliolo x Avaliação Visual.

	<i>Área infectada</i>	<i>RSI</i>	<i>RIA</i>	<i>Baixeiro</i>	<i>Médio</i>	<i>Superior</i>	<i>Media</i>	<i>Desfolha</i>
Área infectada	1							
RSI	0.95	1						
RIA	1.00	0.95	1					
Baixeiro	0.95	0.82	0.96	1				
Médio	0.81	0.79	0.81	0.79	1			
Superior	0.77	0.73	0.77	0.77	0.95	1		
Media	0.95	0.85	0.95	0.98	0.90	0.87	1	
Desfolha	0.92	0.85	0.92	0.93	0.95	0.93	0.98	1

### 6.8. Avaliação da Lateral da Parcela

As avaliações das laterais das parcelas foram realizadas com imagens RGB e RGN. Porém, as RGN não foram utilizadas, pois a segmentação das imagens ficou comprometida devido ao sombreamento das folhas do terço superior sobre os terços médio e baixeiro, os valores dos índices estão representados, pela média, na Tabela 10.

**Tabela 10.** Leitura dos índices - Médias. Área infectada (%) e RSI.

	Área infectada (%)	RSI
Trat - 1	19.61 +/- 6.52	0.25 +/- 0.10
Trat - 2	21.62 +/- 2.17	0.27 +/- 0.04
Trat - 3	14.60 +/- 4.43	0.17 +/- 0.06
Trat - 4	20.86 +/- 7.61	0.27 +/- 0.12
Trat - 5	15.37 +/- 2.48	0.18 +/- 0.03
Trat - 6	18.43 +/- 4.86	0.23 +/- 0.07

As correlações dos índices analisados com as avaliações de severidade visual foram apresentadas por 2 formas: pelas repetições das parcelas (Tabela 11) e por médias dos tratamentos (Tabela 12).

Para as avaliações laterais, a correlação foi muito baixa quando analisado pelas repetições. Porém, quando analisado pelas médias, os índices área infectada e RSI tem uma relação média para com a severidade do médio e superior.

**Tabela 11.** Matriz de correlação dos pares de variáveis – Repetições. Lateral da parcela x Avaliação Visual.

	<i>Área infectada (%)</i>	<i>RSI</i>	<i>Baixeiro</i>	<i>Médio</i>	<i>Superior</i>	<i>Media</i>	<i>Desfolha</i>
Área infectada (%)	1						
RSI	1.00	1					
Baixeiro	0.09	0.08	1				
Médio	0.33	0.34	0.76	1			
Superior	0.27	0.28	0.70	0.85	1		
Media	0.17	0.17	0.98	0.88	0.81	1	
Desfolha	0.34	0.33	0.90	0.89	0.82	0.95	1

**Tabela 12.** Matriz de correlação dos pares de variáveis – Médias. Lateral da parcela x Avaliação Visual.

	<i>Área infectada (%)</i>	<i>RSI</i>	<i>Baixeiro</i>	<i>Médio</i>	<i>Superior</i>	<i>Media</i>	<i>Desfolha</i>
Área infectada (%)	1						
RSI	1.00	1					
Baixeiro	0.20	0.18	1				
Médio	0.73	0.73	0.79	1			
Superior	0.65	0.66	0.77	0.95	1		
Media	0.38	0.36	0.98	0.90	0.87	1	
Desfolha	0.49	0.48	0.93	0.95	0.93	0.98	1

## 6.9. Avaliação das parcelas experimentais de campo – Aérea

As avaliações das parcelas experimentais de campo por imagens aéreas foram realizadas com imagens RGB e RGN. E a correlação dos índices analisados com as avaliações de severidade visual foram apresentadas por 2 formas: pelas repetições das parcelas e por médias dos tratamentos.

*RGB*

Para as avaliações com câmera RGB, os valores dos índices estão representados, pela média, na Tabela 13.

**Tabela 13.** Leitura dos índices – Valores médios de Cobertura vegetal (%), Área infectada (%) e RSI. Aérea x RGB.

	Cobertura vegetal (%)	Área infectada (%)	RSI
Trat - 1	53.72 +/- 4.3	4.89 +/- 0.6	0.051 +/- 0.006
Trat - 2	50.86 +/- 13.3	4.37 +/- 1.4	0.046 +/- 0.015
Trat - 3	68.84 +/- 8.2	1.07 +/- 0.1	0.0107 +/- 0.001
Trat - 4	46.40 +/- 7.3	6.48 +/- 1.3	0.069 +/- 0.015
Trat - 5	59.51 +/- 11.8	3.01 +/- 1.0	0.031 +/- 0.011
Trat - 6	44.69 +/- 3.7	6.82 +/- 1.0	0.073 +/- 0.012

Fazendo-se uma análise dessa comparação, o índice de **cobertura vegetal** com as avaliações de severidade e desfolha, comparação **por repetições**, temos que a área coberta com soja apresenta correlação inversa média com as severidades dos 3 estratos e a desfolha (Tabela 14). E que, quanto maior foi severidade menor foi a cobertura de vegetação. E essa resposta é válida também quando analisamos **por médias**, porém com uma correlação muito mais forte, conforme visto na Tabela 15.

Para os índices de área infectada e RSI, tem-se uma correlação direta e alta, tanto para as severidades dos 3 estratos, quanto para a desfolha (Tabela 14). E essa correlação aumenta quando são comparados por médias (Tabela 15).

**Tabela 14.** Matriz de correlação dos pares de variáveis – Repetições. Aérea RGB X Avaliação Visual.

	<i>Cobertura vegetal (%)</i>	<i>Área infectada (%)</i>	<i>RSI</i>	<i>Baixeiro</i>	<i>Médio</i>	<i>Superior</i>	<i>Media</i>	<i>Desfolha</i>
Cobertura vegetal (%)	1							
Área infectada (%)	-0.76	1						
RSI	-0.75	1.00	1					
Baixeiro	-0.42	0.59	0.59	1				
Médio	-0.62	0.81	0.81	0.76	1			
Superior	-0.48	0.77	0.77	0.70	0.85	1		
Media	-0.50	0.70	0.71	0.98	0.88	0.81	1	
Desfolha	-0.61	0.83	0.83	0.90	0.89	0.82	0.95	1

**Tabela 15.** Matriz de correlação dos pares de variáveis – Médias. Aérea RGB X Avaliação Visual.

	<i>Cobertura vegetal (%)</i>	<i>Área infectada (%)</i>	<i>RSI</i>	<i>Baixeiro</i>	<i>Médio</i>	<i>Superior</i>	<i>Media</i>	<i>Desfolha</i>
Cobertura vegetal (%)	1							
Área infectada (%)	-0.98	1						
RSI	-0.98	1.00	1					
Baixeiro	-0.65	0.68	0.69	1				
Médio	-0.94	0.94	0.94	0.79	1			
Superior	-0.94	0.98	0.98	0.77	0.95	1		
Media	-0.78	0.80	0.81	0.98	0.90	0.87	1	
Desfolha	-0.87	0.89	0.89	0.93	0.95	0.93	0.98	1

### *RGN*

Para as avaliações com câmera RGN, os valores dos índices estão representados, pela média, na Tabela 16.

**Tabela 16.** Leitura dos índices – Valores médios de Cobertura vegetal (%), NDVI, SAVI, DVI, RVI, GNDVI e OSAVI. Aérea x RGN.

	Cobertura vegetal (%)	NDVI	SAVI	DVI	RVI	GNDVI	OSAVI
Trat - 1	99,91 +/- 0,06	-0,15 +/- 0,02	-0,23 +/- 0,03	-23,6 +/- 2,91	0,73 +/- 0,04	0,4 +/- 0,02	-0,18 +/- 0,02
Trat - 2	99,92 +/- 0,07	-0,15 +/- 0,02	-0,22 +/- 0,03	-23,76 +/- 2,61	0,73 +/- 0,03	0,4 +/- 0,02	-0,17 +/- 0,02
Trat - 3	99,97 +/- 0,02	-0,12 +/- 0,01	-0,18 +/- 0,02	-20,16 +/- 1,38	0,78 +/- 0,02	0,43 +/- 0,01	-0,14 +/- 0,01
Trat - 4	99,48 +/- 0,67	-0,18 +/- 0,02	-0,27 +/- 0,03	-26,59 +/- 2,29	0,69 +/- 0,02	0,37 +/- 0,02	-0,21 +/- 0,02
Trat - 5	99,85 +/- 0,12	-0,14 +/- 0,02	-0,21 +/- 0,02	-22,7 +/- 1,55	0,75 +/- 0,03	0,4 +/- 0,02	-0,17 +/- 0,02
Trat - 6	99,57 +/- 0,47	-0,18 +/- 0,01	-0,28 +/- 0,02	-27,12 +/- 1,88	0,68 +/- 0,02	0,36 +/- 0,02	-0,22 +/- 0,02

Imagens RGN demonstraram ter um comportamento semelhante as RGB, evidenciando que quando comparamos as correlações dos índices pelas repetições (Tabela 17) e pelas médias (Tabela 18) a correlação entre os índices pelas **médias** fica muito mais estreita. Destaque para análise da severidade do terço superior com todos os índices de acima de **90%**.

Metodologias de avaliação de eficiência de fungicidas já são conhecidas na prática agrônômica e no meio científico. Uma nova metodologia foi proposta com esse trabalho, abordando os índices: LCI, RSI e RIA. Os resultados encontrados mostraram que o sensoriamento proximal e remoto, em imagens capturadas no espectro do visível e infravermelho próximo – para a detecção e quantificação de ferrugem na soja, é uma ferramenta dinâmica e eficaz, e sua utilização tem grande empregabilidade. E o uso de câmeras digitais acopladas a veículo aéreo não tripulado contribuem para uma maior eficiência desse método, principalmente a condições de campo, abrangendo maiores áreas. Esse estudo foi aplicado na avaliação da ferrugem da soja, mas há potencial de ser trabalhado em outras culturas e enfermidades e que merece ser estudado.

**Tabela 17.** Matriz de correlação dos pares de variáveis – Repetições. Aérea RGN X Avaliação Visual.

	<i>NDAVI</i>	<i>SAVI</i>	<i>DVI</i>	<i>RVI</i>	<i>GNDVI</i>	<i>OSAVI</i>	<i>Baixeiro</i>	<i>Médio</i>	<i>Superior</i>	<i>Media</i>	<i>Desfolha</i>
<i>NDAVI</i>	1										
<i>SAVI</i>	0.99	1									
<i>DVI</i>	0.89	0.87	1								
<i>RVI</i>	0.99	0.99	0.88	1							
<i>GNDVI</i>	0.95	0.96	0.88	0.95	1						
<i>OSAVI</i>	0.99	0.99	0.88	1.00	0.96	1					
<i>Baixeiro</i>	-0.55	-0.57	-0.51	-0.57	-0.55	-0.57	1				
<i>Médio</i>	-0.67	-0.68	-0.59	-0.68	-0.67	-0.67	0.76	1			
<i>Superior</i>	-0.72	-0.72	-0.61	-0.72	-0.68	-0.72	0.70	0.85	1		
<i>Media</i>	-0.63	-0.65	-0.58	-0.65	-0.63	-0.65	0.98	0.88	0.81	1	
<i>Desfolha</i>	-0.72	-0.74	-0.63	-0.73	-0.73	-0.74	0.90	0.89	0.82	0.95	1

**Tabela 18.** Matriz de correlação dos pares de variáveis – Médias. Aérea RGN X Avaliação Visual.

	<i>NDAVI</i>	<i>SAVI</i>	<i>DVI</i>	<i>RVI</i>	<i>GNDVI</i>	<i>OSAVI</i>	<i>Baixeiro</i>	<i>Médio</i>	<i>Superior</i>	<i>Media</i>	<i>Desfolha</i>
Cobertura vegetal (%)											
<i>NDAVI</i>	1										
<i>SAVI</i>	1.00	1									
<i>DVI</i>	1.00	0.99	1								
<i>RVI</i>	1.00	1.00	1.00	1							
<i>GNDVI</i>	0.99	0.99	0.99	0.99	1						
<i>OSAVI</i>	0.99	1.00	0.99	1.00	1.00	1					
<i>Baixeiro</i>	-0.69	-0.71	-0.70	-0.73	-0.70	-0.72	1				
<i>Médio</i>	-0.90	-0.89	-0.89	-0.90	-0.84	-0.88	0.79	1			
<i>Superior</i>	-0.97	-0.97	-0.96	-0.98	-0.94	-0.96	0.77	0.95	1		
<i>Media</i>	-0.80	-0.81	-0.81	-0.83	-0.79	-0.82	0.98	0.90	0.87	1	
<i>Desfolha</i>	-0.88	-0.88	-0.88	-0.90	-0.86	-0.89	0.93	0.95	0.93	0.98	1

## 7. CONCLUSÕES

Os índices de imagem, RSI e RIA, enquanto preditores da severidade apresentaram menos de 10% de erro, mas dentro de uma faixa de severidade entre 20 e 80%.

O índice de vegetação LCI, apresentou correlação forte, 0,87, com as notas visuais, superior ao aplicativo Leaf Doctor, que apresentou correlação de 0,69.

A resposta para as avaliações da lateral da parcela não apresentou precisão satisfatória, principalmente as imagens com uso de infravermelho próximo, pois sofreram efeito de sombreamento das plantas no solo.

Imagens aéreas no espectro visível (RGB) apresentaram estimativas de severidade através do LCI com correlação de 0,7 com as avaliações visuais. Os índices de vegetação obtidos com as imagens com infravermelho próximo (RGN) foram ainda mais correlacionados com a severidade das parcelas, detectando variações menores.

## 8. REFERÊNCIAS

ADAMI, M.; HASTENREITER, F. A.; FLUMIGNAN, D. L.; FARIA, R. T. de. Estimativa de área de folíolos de soja usando imagens digitais e dimensões foliares. **Bragantia**, Campinas, v. 67, n. 4, p. 1053-1058, out. 2008.

ALFENAS, A. C.; MAFIA, R. G. **Métodos em fitopatologia**. 2 ed, Viçosa: Editora UFV, 2016, 516 p.

AGUERA, F.; CARVAJAL, F.; PÉREZ, M. Measuring sun-flower nitrogen status from an unmanned aerial vehicle-based system and an on the ground device. In: **Proceedings of the International Conference on Unmanned Aerial Vehicle in Geomatics**. [S.l.: s.n.], 2011. v. 38

AMORIM, L.; REZENDE, J. A. M.; BERGAMIM FILHO, A. **Manual de Fitopatologia**. 4 ed. Piracicaba: Agronômica Ceres, SP. 2011. 704 p.

ARTIOLI, F.; BELONI, T. Diagnóstico do perfil do usuário de Drones no Agronegócio Brasileiro. **Revista iPecege**, v. 2, n. 3, p. 40–56, 2016.

BARBEDO, J. G. A. Digital image processing techniques for detecting, qualifying and classifying plant disease, **SpringerPlus**, Heidelberg, v. 2, p. 660-672, 2013.

BARBOSA FILHO, M. P.; FAGERIA, N. K.; SILVA, O. F. Fontes e métodos de aplicação de nitrogênio em feijoeiro irrigado submetido a três níveis de acidez do solo. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 28, n. 4, p. 785-792, 2015.

BARTON, C. V. M. Advances in remote sensing of plant stress. **Plant and Soil**, v. 354, n. 1-2, p. 41-44, 2012.

CAMPBELL, J. B. WYNNE, R. H. **Introduction to remote sensing**. Quinta edição. The Guilford Press. Nova York-Londres. 2011.

CANTERI, M. G.; KOGA, L. J.; GODOY, C. V. Escala diagramática para estimar desfolha provocada por doenças em soja. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE SOJA, 4., 2006, Londrina. **Resumos...** Londrina: Embrapa Soja, 2006. p. 106.

COELHO, A. H.; GRASSI FILHO, H.; BARBOSA, R. D.; ROMEIRO, J. T. C.; POMPERMAYER, G. V.; LOBO, T. F. Eficiência agronômica da aplicação foliar de nutrientes na cultura da soja. **Revista Agrarian**. Dourados, v.4, n.11, p.73-78, 2011.

CONAB (Companhia Nacional de Abastecimento). **Acompanhamento da safra Brasileira de grãos**. Disponível em <[http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/16\\_08\\_09\\_12\\_08\\_19\\_boletim\\_graos\\_agosto\\_2019.pdf](http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/16_08_09_12_08_19_boletim_graos_agosto_2019.pdf)>. Acesso em 21 jun. 2019.

CUI, D., ZHANG, Q., LI, M., ZHAO, Y., & HARTMAN, G. Detection of soybean rust using a multispectral image sensor. **Journal Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety**, v. 3, n. 1, p. 49-56, 2009.

CUNHA, J.P.A.R., PERES, T.C.M. Influência de pontas de pulverização e adjuvante no controle químico da ferrugem-asiática. **Acta Scientiarum**, v. 32, n. 4, pp. 597-602, 2010.

DECEA - Departamento de controle do espaço aéreo. Sistemas de aeronaves remotamente pilotadas e o acesso ao espaço aéreo Brasileiro. 2015.

EITEL, J. U. H. Combined spectral index to improve ground-based estimates of nitrogen status in dryland wheat. **Agronomy Journal**, Madison, v. 100, n. 6, p. 1694-1702, 2008.

EMBRAPA. 2007. **Tabela de custos da ferrugem asiática da soja**. Disponível em: <<http://sistemasdeproducao.cnptia.embrapa.br/FontesHTML/Soja/SojaCentralBrasil2003/docnca.htm>>. Acesso em: 29 out. 2019.

FREEMAN, P. K.; FREELAND, R. S. Politics & technology: U.S. policies restricting unmanned aerial systems in agriculture. **Food Policy**, v. 49, n. 1, p. 302-311, 2014.

Gitelson, A.A.; M.N. Merzlyak, H.K. Lichtenthaler, Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm. **J. Plant Physiol.** 148(3-4), 501-508 (1996).

GODOY, C.V.; KOGA, L.J.; CANTERI, M.G. Diagrammatic scale for assessment of soybean rust severity. *Fitopatologia Brasileira*, Lavras, v.31, p.63 - 68, 2006

GODOY, C. V.; FLAUSINO, A. M.; SANTOS, L. C. M.; DEL PONTE, E. M. Eficiência do controle da ferrugem asiática da soja em função do momento de aplicação sob condições de epidemia em Londrina, PR. **Tropical Plant Pathology**, v. 34, p. 056-061, 2009.

GODOY, C.V.; UTIAMADA, C.M.; MEYER, M.C.; CAMPOS, H.; FORCELINI, C.A; et al. Eficiência de fungicidas para o controle da ferrugem-asiática da soja, *Phakopsora pachyrhizi*, na safra 2014/2015: resultados sumarizados dos ensaios cooperativos. Londrina: Embrapa Soja, 2015. 6p. (Embrapa Soja. Circular Técnica 111).

GODOY, C.; UTIAMADA, C; SILVA, L.H.; SIQUERI, F. Ensaios de fungicida realizados na safra 2009/10 para avaliar a ação de misturas triazóis e estrobilurinas frente à ferrugem asiática da soja. **Revista Cultivar Grandes Culturas**, v. 34, p. 55-56. 2010.

GODOY, L. J. G. de; YANAGIWARA, R. S.; VILLAS BÔAS, R. L.; BACKES, C.; LIMA, C. P. de. Análise da imagem digital para estimativa da área foliar em plantas de laranja "Pêra". **Revista Brasileira de Fruticultura**, Jaboticabal, v. 29, n. 3, p. 420-424, dez. 2007.

GONG, A.; WU, X.; QIU, Z.; HE, Y. A handheld device for leaf area measurement. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 98, p. 74-80, 2013.

HIKISHIMA, M.; CANTERI, M. G.; GODOY, C. V.; KOGA, L. J.; SILVA, A. J. Quantificação de danos e relações entre severidade, medidas de refletância e produtividade no patossistema ferrugem asiática da soja. **Tropical Plant Pathology**, Brasília, v. 35, n. 2, p. 96 – 103, mar. 2010.

HIRAKURI, M. H.; LAZZAROTTO, J. J. **O agronegócio da soja nos contextos mundial e brasileiro**. Londrina: Embrapa Soja, 2014. 70p. : il. – (Documentos / Embrapa Soja)

HUETE, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of the Environment**, v.25, p.295-309, 1988. DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X.

JUHÁSZ, A.C.P.; PÁDUA, G.P.; WRUCK, D.S.M.; FAVORETO, L.; RIBEIRO N.R. Desafios fitossanitários para a produção de soja. **Informe Agropecuário**, v.34, n.276, p.66-75, 2013.

KRANZ, J. Measuring plant disease. In: KRANZ, J.; ROTEM, J. (Eds.) **Experimental Techniques in Plant Epidemiology**. Berlin: Springer-Verlag, 1988, 299p.

LONGHITANO, G. A. VANTS para sensoriamento remoto: aplicabilidade na avaliação e monitoramento de impactos ambientais causados por acidentes com cargas perigosas. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2010.

LOPES, D.B.; BERGER, R.D.; BERGAMIN FILHO, A. Absorção da área foliar sadia (HAA): uma nova abordagem para a quantificação de dano e para o manejo integrado de doença. **Summa Phytopathologica**, v.20, n.3-4, p.143-151, 1994.

MATSUO, E., LOPES, E.A., SEDIYAMA, T. Manejo de doenças. In: SEDIYAMA, T. SILVA, F., BORÉM, A. Soja do plantio a colheita. Editora UFV. Viçosa, p. 288-309, 2015.

MALENOVSKÝ, Z.; MISHRA, K. B.; ZEMEK, F.; RASCHER, U.; NEDBAL, L. Scientific and technical challenges in remote sensing of plant canopy reflectance and fluorescence. **Journal of Experimental Botany**, Oxford, v. 60, n. 11, p. 2987-3004, 2009.

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

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 3ª edição. São Paulo: Edgard Blucher Ltda. 2008, 388 p.

OLIVERIA, A.C.B.; GODOY, C.V.; MARTINS, M.C. Avaliação da tolerância de cultivares de soja à ferrugem asiática no oeste da Bahia. **Fitopatologia brasileira**, Brasília, v.30, p.658-662, 2015.

PAIVA, B. M; ALVES, R. M.; HELENO, N. M. Aspectos socioeconômicos da soja. **Informe Agropecuário**, Belo Horizonte, v.27, n.230, 2006. p.7-14.

Pearson, R.L.; L.D. Miller, Remote mapping of standing crop biomass for estimation of productivity of the shortgrass prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado. Proc. of the 8th **International Symposium on Remote Sensing of Environment, ERIM International** (1972), pp. 1357–1381

PRIMICERIO, J. et al. A flexible unmanned aerial vehicle for precision agriculture. **Precision Agriculture, Springer**, v. 13, n. 4, p. 517–523, 2012.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W.; HARLAN, J.C. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation. **Greenbelt: NASA**, 1974. 371p.

SHIRATSUCHI, L. S. et al. Sensoriamento remoto: conceitos básicos e aplicações na

agricultura de precisão. Embrapa Monitoramento por Satélite-Capítulo em livro técnico-científico (ALICE), In: BERNARDI, AC de C.; NAIME, J. de M.; RESENDE, AV de; BASSOI, LH; INAMASU, RY (Ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília, DF: Embrapa., 2014.

SILVA, A. J. **Refletância e avaliação visual como indicadores de severidade da ferrugem asiática, comparados à produtividade em soja**. Dissertação (Mestrado), Programa de Pós Graduação em Agronomia, Universidade Estadual de Londrina, 2009, 84 p.

SILVA, L. L.; NETO, N. Análise de eficiência de diferentes fungicidas no controle do fungo *Phakopsora pachyrhizi* na cultura da soja. **Ciência & Tecnologia**, Cruz Alta v. 3, n. 1, p. 44-51, 2019.

SCHRÖDER, J. J.; NEETESON, J. J.; OENEMA, O.; STRUIK, P. C. Does the crop or the soil indicate how to save nitrogen in maize production?: Reviewing the state of the art. **Field Crops Research**, v. 66, n. 2, p. 151-164, 2000.

SILVA JÚNIOR, M. C. da; PINTO, F. A. C.; FONSECA, D. M. da; QUEIROZ, D. M. de; MACIEL, B. F. Detecção do efeito da adubação nitrogenada em *Brachiaria decumbens* Stapf utilizando um sistema de sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Brasília, v. 37, n. 3, p. 411-419, mar. 2008.

SILVA, L. L.; NETO, N. Análise de eficiência de diferentes fungicidas no controle do fungo *Phakopsora pachyrhizi* na cultura da soja. **Ciência e Tecnologia**, v. 3, n. 1, p. 44-51, 2019.

SILVA, L.H.C.P.; CAMPOS, H.D. Efeito de misturas de fungicidas no controle de doenças de soja. **Revista Cultivar Grandes Culturas**, mar. 2005.

Sripada, R.P.; R.W. Heiniger, J.G. White, A.D. Meijer, Aerial color infrared photography for determining early in-season nitrogen requirements in corn. **Agron. J.** 98(4), 968–977 (2006).

SUMIDA, W. H. **Detecção da ferrugem asiática da soja por meio de imagens capturadas por drones**. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação), Universidade Estadual de Londrina, 2018, 43 p.

SUMIDA, W. H.; CANTERI, M. V.; PEITL, D. C.; TIBOLLA, F. T.; ORSINI, I. P.; ARAÚJO, F. A.; CHAGAS, D. F.; CALVOS, N. S. Chemical and biological control disease in the soybean crop. **Ciência Rural**, v.45, n.5, 2015.

TESTON, R.; FAVERO, F.; MADALOSSO, T. Influência da aplicação de fungicida no estágio vegetativo no complexo de doenças (*Phakopsora pachyrhizi*, *Corynespora cassiicola* e *Cercopora kikuchii*) na cultura da soja na região do Oeste do Paraná, safra 2016/2017. In: BALBINOT A.A.; JUNIOR F.A.H.; LEITE R. M.V.B.C. (Ed) Resumos expandidos da XXXVI Reunião de Pesquisa de Soja. **Anais...** Londrina-PR: Embrapa Soja, 2017.

Thomas, J.R.; G.F. Oerther, Estimating nitrogen content of sweet pepper leaves by reflectance measurements. **Agron. J.** 64(1), 11–13 (1972)

VELLO, N.A.; SILVA, L.A.S. Genética busca atender o consumo humano crescente. **Visão Agrícola: soja**. Piracicaba, v.5, p.60-62, jan. 2006.

WAGGONER, P. E.; BERGER, R. D. Defoliation, disease and growth. **Phytopathology**, v.77, p.393-398, 1987.

WANG, Y. Estimating rice chlorophyll content and leaf nitrogen concentration with a digital still color camera under natural light. **Plant methods**, v. 10, n. 1, p. 1-11, 2014.

WAGGONER, P.; BERGER, R. D. Defoliation, disease and growth. **Phytopathology**. St Paul, v.77, p. 393-398, 1987.

YORINORI, J. T. et al. Ferrugem da soja (*Phakopsora pachyrhizi*) no Brasil e no Paraguai, nas safras 2000/01 e 2001/02. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE SOJA, 2.; MERCOSOJA 2002, Foz do Iguaçu. Perspectivas do agronegócio da soja: Resumos. Londrina: Embrapa Soja, 2002. p.94.

YORINORI, J. T. et al. **Doenças da soja**. Rondonópolis: Fundação MT, 2009. Boletim de Pesquisa de Soja.

ZABOT, L.; DUTRA, L. M. C.; MENEZES, N. L. de; GARCIA, D. C.; LUDWIG, M. P.; SANTOS, V. J. dos. Uso de imagens digitais para avaliação de plântulas de feijão. **Revista Brasileira de Sementes**, Londrina, v. 30, n. 2, p. 184-192, 2008.

ZADOKS, J.C. On the conceptual basis of crop loss assessment: the threshold theory: **Annual Review of Phytopathology**, Palo Alto, v.23, p. 455-473, 1985.