



ISSN:1984-2295

Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>



Identificação de ferrugem na soja por meio de imagens de alta resolução espacial

Bruno Henrique Tondato Arantes¹; George Deroco Martins²; Everson Reis Carvalho³; Lorena Cristina Alves Nogueira¹

¹Instituto Federal Goiano – IF Goiano, Programa de Pós-Graduação em Ciências Agrárias – Agronomia, e-mail: bhtondato@gmail.com, lorenanogueira-@hotmail.com. ²Universidade Federal de Uberlândia – UFU, Departamento de Engenharia Civil, deroco@ufu.br. ³ Universidade Federal de Uberlândia – UFU, Instituto de Ciências Agrárias, ercarvalho@ufu.br

Artigo recebido em 08/11/2018 e aceito em 22/05/2019

RESUMO

O cultivo da soja possui grande importância econômica para o Brasil, por ser um dos principais geradores de divisas cambiais para o país. Porém, mesmo sobre as tecnologias existentes, as lavouras ainda são constantemente acometidas por doenças foliares, tais como a ferrugem asiática (*Phakopsora pachyrhizi*), das quais é uma das doenças mais destrutivas para a produção de soja, que muitas vezes provoca perda de rendimento significativo e rapidamente dissemina-se de campo para campo através de uredósporos dispersos no ar. Para implementar tratamentos de fungicidas em tempo hábil a um controle eficaz da doença, é essencial detectar a infecção e a severidade da ferrugem da soja. Como forma de identificação primária desta infecção, a presente pesquisa embasou-se na utilização do sensoriamento remoto através de imagem multiespectral de alta resolução espacial (RapidEye) para detectar, discriminar e espacializar a possível ocorrência de ferrugem na soja em distintos níveis de gravidade. Para isto foi utilizado um índice de cor da lesão e a caracterização multiespectral para se detectar o patógeno nas imagens, e os índices de vegetação para inferir as áreas de infestação. A partir das cartas geradas foi possível caracterizar espacialmente as áreas de ferrugem em estágio intermediário e avançado da infecção, mesmo considerando-se a inexistência de pontos de verificação em campo. Entretanto a metodologia aqui aplicada, não foi capaz de detectar o patógeno precoce.

Palavras-chaves: *Glycine max*, *Phakopsora pachyrhizi*, Imagem RapidEye.

Identification of soil rust through high space image images

ABSTRACT

Soybean cultivation has had great economic importance for Brazil, since it is one of the main generators of foreign exchange for the country. However, despite all existing technologies, crops are still constantly being affected by foliar diseases such as Asian soybean rust (*Phakopsora pachyrhizi*), which is one of the most destructive diseases of soybean, frequently causing significant loss of yield and rapid field-to-field dissemination through urospores dispersed in the air. In order to implement fungicide treatments in a timely manner for effective disease control, it is essential to detect an infection and severity of soybean rust. As a form of primary infection identification, the present research was based on the use of remote sensing recorded by multispectral high spatial resolution image (RapidEye) to detect, discriminate and spatialize a possible occurrence of soybean rust at different levels of severity. For this, a color index and a multispectral characterization were used for pathogen detection in images, and the vegetation indices to be inferred as areas of infestation. From the generated letters, it was possible to characterize spatially as rust areas in intermediate and advanced infection stages, even considering the lack of checkpoints in the field. However, a methodology applied here was not able to detect the early pathogen.

Keywords: *Glycine max*, *Phakopsora pachyrhizi*, *imagens multiespectrais*; *deteção de áreas infectadas*.

Introdução

O cultivo da soja, uma leguminosa de posição privilegiada entre os grãos (Oliveira et al., 2015), é de suma importância para a economia e para o agronegócio brasileiro, uma vez que ela tem

importante peso na geração de divisas cambiais para o Brasil. A safra do ano agrícola de 2017/18 foi 3,7% superior ao cultivo na safra de 2016/17 e 69,9% maior do que a safra 2006/07 (Conab, 2018).

Arantes, B. H. T., Martins, G. D., Carvalho, E. R., Nogueira, L. C. A.

No atual cenário agrícola, o aumento da sua produtividade é determinante, e está essencialmente ligado aos avanços tecnológicos e as técnicas de manejos eficientes aplicadas pelos produtores rurais. No entanto, mesmo sobre a eficiência das atuais tecnologias e do constante acompanhamento da fitossanidade da cultura, as lavouras de soja ainda são constantemente atacadas por doenças foliares, tais como a ferrugem, que consequentemente provocam uma queda nos índices de produtividade.

Este fungo é uma das doenças foliares da soja mais destrutiva, e perdas na produtividade de mais de 50% são comuns em condições ambientais propícias ao desenvolvimento do patógeno na lavoura. Nas diversas regiões geográficas onde foi encontrada, os danos variaram de 10% a 90% (Hartman et al., 2015). Quedas de rendimento de 30% a 75% foram registrados em Chapadão do Sul para a safra de 2001/02 (Yorinori e Lazzarotto, 2004).

As estratégias de manejo recomendada para o Brasil para essa doença incluem a utilização de cultivares de ciclos precoce, bem como sojas com genes de resistência ao fungo (Godoy et al., 2018).

Todavia, como forma de auxiliar no manejo da ferrugem, há diversos estudos sobre o faixa espectral que melhor representa o problema em si que podem ser estudados. Diz-se que a faixa em torno de 700 nm apresenta uma afinidade ao teor de clorofila (Horler et al., 1983). Outros afirmam que a concentração de clorofila é geralmente o principal indicador de estresse da cultura, de sua capacidade fotossintética e de seu estágio de desenvolvimento (Curran et al. 1990; Milton e Mouat, 1989 apud Filella; Penuelas, 1994). Há ainda outras literaturas que estudam as respostas espectrais das plantas ao reagir com a radiação eletromagnética (Boochs et al., 1990), bem como as alterações no comportamento da planta causada por alguns agentes patogênicos (Franke e Menz, 2006), no qual podem direcionar o melhor uso do sensoriamento remoto a ferrugem.

Alguns índices de vegetação (IVs), advindos da faixa do visível tem sido utilizado para analisar e monitorar várias culturas agrícolas (Bendig et al., 2014; Duan et al., 2017; Jannoura et al., 2015), monitoramento estes que podem estimar e detectar mudanças na vegetação causada por patógenos de diversos tipos, incluindo a ferrugem. Tais IVs são cada vez mais explorados para o monitoramento preciso da safra (Rasmussen et al., 2016; Zhou et al., 2017).

O sensoriamento remoto hiperespectral aéreo é uma outra ferramenta complementar que fornece métodos eficazes para o estudo das características de uma planta (Constantin et al., 2015; Colomina e Molina, 2014; Alisaac et al., 2018). Permite a detecção não destrutiva das propriedades e características das cultivares, com uma resolução temporal alta, de suma importância para a agricultura de precisão e a pesquisa agrícola (Liebisch et al., 2014; Liebisch et al., 2015; Walter et al., 2015). São sistemas de medição não invasivo que podem ser usados nos mesmos indivíduos ao longo do tempo (Kuska e Mahlein, 2018).

Em estudos mais precisos, o sensoriamento remoto hiperespectral pode detectar mudanças sutis nas características biofísicas e bioquímicas das copas das plantas causadas por vários estresses, além de ser uma ferramenta valiosa para a detecção precoce de doenças de plantas, cuja não possam ser visíveis ao olho humano (Martinelli et al., 2015; Bajwa et al., 2017; Shi et al., 2017).

Imagens termográficas, são outras formas de detecção precisa de pontos problemáticos (Mahlein, 2016), tal que a temperatura da planta está correlacionada com seu balanço hídrico e a transpiração, que são afetados por doenças. A fluorescência de clorofila também pode trazer resultados semelhantes (Simko et al. 2017; Mahlein, 2016).

De forma paralela, na fase de detecção e análises de dados hiperespectrais, costuma-se ainda, para melhorar a capacidade dos sensores a detecção de patógenos foliares, definir algumas faixas espectrais que melhor se correlacionam com o problema em estudo, a fim de identificar bandas combinadas ou índices de vegetação de características específicas (Bajwa et al., 2004).

Entretanto o controle da ferrugem na soja é difícil e oneroso, requerendo um sistema contínuo de monitoramento dessa praga para que se possa obter redução de perdas e evitar o surgimento de novos focos. Logo, com os problemas ambientais que os defensivos agrícolas vêm causando e as implicações geradas pelos valores dos produtos agrícolas, tornou-se de suma importância detectar a ocorrência da doença em pontos específicos da lavoura, através do apoio da agricultura de precisão, aplicando os produtos químicos somente nos locais necessários de acordo com Martins e Galo 2015.

Para tentar mitigar ou mesmo resolver problemas relacionados à infecção por patógenos e evitar danos ao meio ambiente com a aplicação excessiva de fungicidas, atualmente, vem-se buscando o

desenvolvimento de novas técnicas capazes de detectar a sua ocorrência crescente. Neste contexto, os dados obtidos pelo Sensoriamento Remoto Orbital são cada vez mais utilizados para identificar a ocorrência de doenças foliares na cultura de soja, facilitando a identificação de áreas infectadas em casos onde a área a ser monitorada é extensa. Além do mais, o uso das imagens orbitais para fins de mapeamento e monitoramento de culturas têm-se mostrado cada vez mais eficiente, uma vez que os sensores são capazes de detectar doenças que não podem ser notadas através de uma rápida e simples investigação visual *in situ* (Martins e Galo 2014; Cui et al., 2009).

As imagens orbitais são essenciais para que se possa auxiliar no manejo do fungo nas lavouras. Através de seu apoio tornou-se possível o acompanhamento e o monitoramento de doenças, e bem como sua identificação de forma pontual, além de ser útil o sensoriamento remoto para detecção de variações nas cultivares (Gao et al, 2017; Bernardi et al., 2014; Cattani et al., 2017; Marin et al., 2018).

Assim o sensoriamento remoto tem-se uma crucial ferramenta para a identificação da saúde da lavoura, o espectro eletromagnético. Através das respostas espectrais capitadas pelos sensores é possível estimar o dano causado pelo fungo (Boechat et al., 2014; Oumar e Mutanga, 2014; Moschetti et al., 2015) e seu local de ocorrência. Para detecção de danos causadas por patógenos de plantas, provou ser uma tecnologia de melhor ajuste para a otimização do manejo integrado de pragas, permitindo monitoramento em tempo real e confiáveis das doenças (Ashourloo et al., 2014).

Como exemplo de pesquisa neste contexto, Cui et al. (2009) através de medidas hiperespectrais obtidas por um espectroradiômetro, identificou que a ferrugem na soja é facilmente percebida no comprimento do vermelho limítrofe da onda infravermelho próximo, sendo possível nestes intervalos espectrais, caracterizar os diferentes níveis de severidade da infecção.

Porém dentro desta perspectiva, considerando que uma parte dos sensores orbitais, atualmente, obtêm informações em intervalos sensíveis à vegetação, no vermelho limítrofe e infravermelho próximo, este trabalho propõe a avaliação do potencial de imagens multiespectrais RapidEye, na detecção de áreas da cultura de soja infectadas por ferrugem.

Assim os objetivos deste trabalho foram: 1- caracterizar a reflectância média das possíveis áreas de soja sadia e com ocorrências de ferrugem em distintos níveis de infecção (infecção intermediária e infecção severa), 2- avaliação da técnica proposta por Cui et al., (2009) na identificação de áreas infectadas por ferrugem, 3- avaliação dos índices de vegetação que melhor discriminam as áreas de soja sadia das infectadas por ferrugem.

Utilização do índice de cor da lesão (LCI) para detecção da ferrugem

Para tentar desenvolver uma sistemática confiável de detecção da ferrugem da soja por meio de uma análise multiespectral, Cui et al. (2009) utilizou a técnica do índice de cor da lesão (LCI) dada pela seguinte Expressão:

$$LCI = \frac{R-G}{\sqrt{R^2+G^2+B^2}} \quad (1)$$

, onde R – comprimento de onda médio do intervalo do vermelho; G – Comprimento de onda médio do intervalo verde e B – comprimento de onda médio do intervalo do azul.

Como resultado da metodologia aplicada, quando a folha da cultura ainda está sadia, todos os pixels devem ter um valor negativo no LCI, resultando na distribuição do histograma LCI no lado esquerdo do centro de marcação do gráfico. No entanto para uma folha severamente infectada, muitos pixels irão apresentar valores positivos, com uma distribuição para o lado direito do centro de marcação do histograma (Figura 1) (Cui et al., 2009).

Para os histogramas que apresentarem um nível médio de distribuição dos pixels em ambos os lados do centro de marcação do gráfico, pode-se inferir que a cultura apresenta um nível médio de severidade da ferrugem. (Figura 1) (Cui et al., 2009).

Contudo, estes resultados indicam que as características definidas pelo LCI, são técnicas capazes de identificar a ferrugem na soja e seu grau de gravidade com base nas imagens multiespectrais. No entanto ela não pode distinguir se a soja está infectada sem que haja o aparecimento dos primeiros sintomas (caso de doença foliar precoce), sendo definida pela técnica a soja sadia, aquela que ainda não apresentou o surgimento das primeiras lesões externas na face superior das folhas.

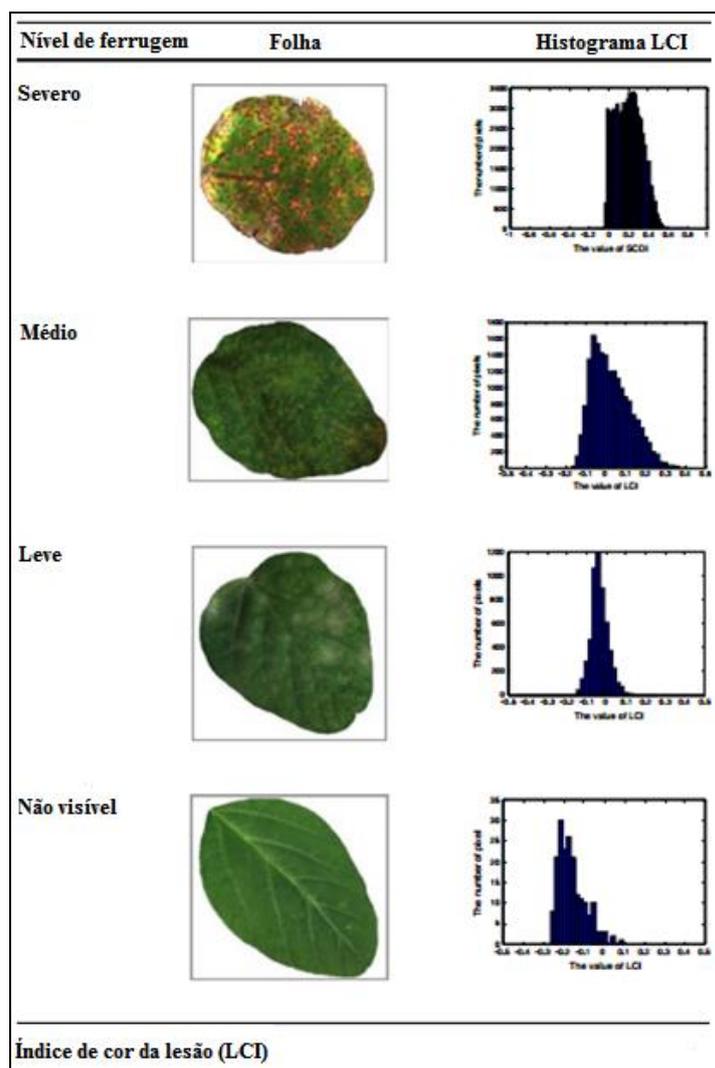


Fig.1. Resultados para a detecção de ferrugem na soja. Fonte: Adaptado de Cui et al., 2009

Material e métodos

Área de Estudo

A área de estudo, projetada no datum sirgas 2000 e no sistema de coordenadas geográficas, está centrada nas coordenadas de latitude 18,770° e longitude 52,592°, inserida na zona norte do município de Chapadão do Sul e do estado de Mato Grosso do Sul. Especificamente, esta área está em um setor de produção agrícola marcada fortemente pela produção de soja (Figura 2).

Na região de Chapadão do Sul, a ferrugem asiática da soja, *Phakopsora pachyrhizi*, foi observada pela primeira vez em março na safra de 2001/2002. É possível que o patógeno estivesse ocorrendo bem antes disto, e que pela semelhança da sintomatologia com outras doenças, estava sendo confundida com doenças de final de ciclo da soja (Andrade e Andrade, 2002).

O talhão está inserido em uma região de latossolos vermelhos distróficos, das quais apresenta uma declividade suavemente ondulada (3 a 8%) a moderadamente ondulada (8 a 13%). O clima é caracterizado por uma temperatura mínima de varia em torno de 13°C e uma temperatura máxima que fica em torno de 30°C (Soma Brasil, 2016).

A cultura presente neste talhão apresentava-se no terceiro mês de desenvolvimento e com áreas infectadas pela ferrugem asiática (região central do talhão).

Material

Os materiais utilizados para o desenvolvimento desta pesquisa foram:

- Uma imagem multiespectral RapidEye de resolução espacial de cinco metros no alinhamento nadir, e com cinco bandas espec-

- Software *ENVI 4.8 (Environment for Visualizing Images)* utilizado para a correção atmosférica da imagem RapidEye, cálculo do índice LCI e caracterização da reflectância de superfície média das bandas;
 - Software *SPRING 5.3* para o cálculo dos índices de vegetação;
- trais: azul (475 nm), verde (555 nm), vermelho (660 nm), vermelho limítrofe (710 nm) e infravermelho próximo (820 nm);

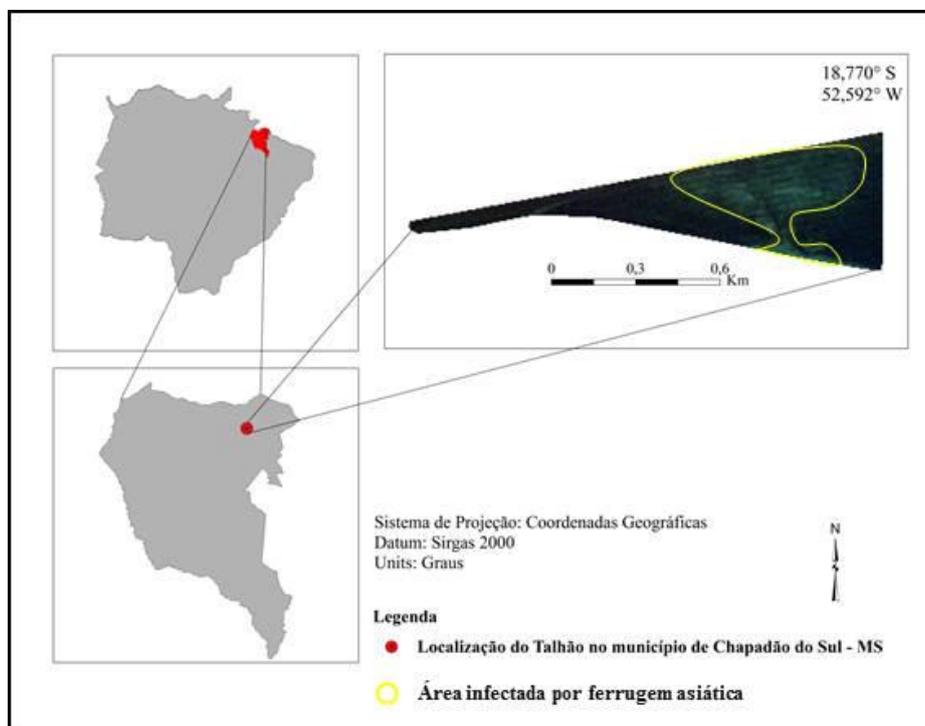


Fig.2. Localização do Talhão de estudo com possível ocorrência de ferrugem

A imagem multiespectral RapidEye foi utilizada para se verificar a possível ocorrência de ferrugem na lavoura de soja (Martins, 2013; Gitelson et al., 2005). O uso deste sensor é oportuno para este tipo de trabalho por trazer resultados positivos na identificação de pragas e doenças na cultura de cana-de-açúcar (Martins e Galo, 2014) e por haver uma banda sensível as variações nutricionais da vegetação.

O RapidEye (sensor REIS – *RapidEye Earth Imaging System*), possui sensores capazes de serem aplicados a agricultura. Ele é formado por uma constelação de cinco satélites, os quais foram lançados em 28 de agosto de 2008. Cada um dos satélites é composto por um sensor multiespectral acoplado, no qual possui cinco canais sendo capaz de reproduzir sob um mesmo ponto imagens diárias de 12 bits, com resolução espacial de até 5 metros.

Dentre as cinco bandas, a Red Edge é específica para o monitoramento da atividade fotossintética da vegetação, permitindo a separação de espécies e o monitoramento da saúde de diversas culturas.

Método - Desenvolvimento metodológico

Pré-Processamento de Imagens

A imagem foi tomada especificamente em talhões com evidências da incidência de ferrugem. Ela foi adquirida em um nível de processamento sem nenhum tipo de tratamento aos efeitos sofridos pelos aerossóis e pela atmosfera. Como os efeitos atmosféricos alteram drasticamente a natureza espectral da radiação que chega ao sensor (Schowengerdt, 2006), a correção atmosférica foi realizada no software ENVI 4.8 com o uso do módulo de correção FLAASH (*Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*). Neste processo, o número digital da imagem é transformado em reflectância de superfície, onde a resposta espectral dos objetos aproxima-se do seu real valor de energia que de fato é refletida, através do modelo atmosférico MODTRAN 4 (*Moderate Resolution Atmospheric Transmission*) (Linn, 2008).

Deve-se ressaltar que, diferente da maioria das imagens multiespectrais obtidas por sensores

orbitais, antes de aplicar a correção atmosférica na imagem, não houve a necessidade de realizar a calibração radiométrica, uma vez que este processo já é previamente realizado pelo segmento de distribuição da imagem, o *Planet Labs* (Felix, 2009 *apud* Martins, 2013).

No processo de correção atmosférica, para que a imagem fosse inserida no formato de aceitação do algoritmo FLAASH, primeiramente, foi inserido no arquivo de navegação da imagem o comprimento médio de cada banda do sensor e, posteriormente, foi realizada a conversão da imagem para o formato Band Intelaved by Line (BIL) (Martins, 2013). Em seguida, um conjunto de dados é requisitado, sendo eles: a coordenada do centro da imagem; a data, o dia e o ano de aquisição; a hora, os minutos e os segundos; o tamanho do pixel; a altitude do sensor e a elevação média da cena, tal que devem ser preenchidos através da imagem e dos arquivos associados à respectiva cena. Ressalta-se que estas informações são os únicos parâmetros dos quais não vêm definidos no FLAASH e que devem ser inseridos.

Uma série de parâmetros atmosféricos foi definida em conformidade com as características ambientais da região. O modelo atmosférico é um deles, das quais foi escolhido como tropical, já que a região de estudo se encontra inserida em uma latitude de 18°. O modelo de aerossol escolhido foi o rural, por considerar baixa quantidade de partículas na atmosfera (Soares, 2014), características de áreas distantes de centros industriais e urbanos. Com relação ao método de determinação da quantidade de aerossol e a estimativa da visibilidade média, o “2 – Band (K – T)” foi aplicado, utilizando a banda vermelha e do infravermelho próximo.

Para evitar valores negativos de reflectância a unidade da reflectância de superfície foi definida como 1000. O modelo de correção do espalhamento usado foi o scaled-DISORT, por ser acurado e demandar pouco tempo de processamento (Soares, 2014).

Caracterização Multiespectral das áreas infectadas

Por se tratar de uma área em que foi constatada a presença de ferrugem em campo a partir de verificações georreferenciadas, após a correção atmosférica, calculou-se a reflectância de superfície média para todas as bandas do sensor RapidEye, a partir de 100 pixels por classe de sanidade vegetal. Neste caso as classes foram definidas como: 1- soja sadia; 2-soja com infecção intermediária e; 3- soja com infecção severa.

Avaliação do LCI

Conforme, Cui et al. 2009, o LCI é obtido partir de operações aritméticas sobre curvas espectrais. Porém com o objetivo de se avaliar a sua eficiência em medidas em macroescala, o LCI, foi calculado (equação 1) a partir das bandas originais corrigidas RapidEye, com intuito de se destacar as lesões causadas pela ferrugem sobre o dossel da soja.

A partir da imagem resultante da aplicação do índice LCI, analisou-se se o comportamento do histograma de pontos da imagem, onde foram verificadas que áreas de soja sadias e infectadas, correspondiam com os resultados obtidos por Cui et al. 2009.

Deve-se ressaltar que os histogramas analisados se referem às mesmas áreas que foram usadas para caracterizar espectralmente as classes de sanidade vegetal.

Cálculo de índices de vegetação

Atualmente uma série de índices de vegetação são utilizados para discriminar variáveis agrícolas presentes em dosséis de culturas agrícolas. Neste estudo, como havia um conhecimento prévio da região onde houve a ação da ferrugem asiática, uma série de índices de vegetação foi calculada para se verificar quais eram capazes de destacar as manchas de infecção (Tabela 1).

Tabela 1. Índices de vegetação. Onde R_x , R significa Reflectância Média e x o comprimento de onda da banda correspondente do sensor RapidEye

Índice de Vegetação	Equação
NDVI (índice de vegetação pela diferença normalizada)	$\frac{R_{nir} - R_{red}}{R_{nir} + R_{red}}$
NDVI (índice de vegetação pela diferença normalizada utilizando a banda do verde)	$\frac{R_{nir} - R_{green}}{R_{nir} + R_{green}}$
NDVI_Vermelho Limítrofe	$\frac{R_{nir} - R_{redEdge}}{R_{nir} + R_{redEdge}}$
RVI (índice de vegetação por razão simples)	R_{nir} / R_{red}
GRVI (índice de vegetação por razão simples utilizando a banda do verde)	R_{nir} / R_{green}
RVI_Vermelho Limítrofe	$R_{nir} / R_{redEdge}$
DVI (índice de vegetação por diferença)	$R_{nir} - R_{red}$

Resultados e Discussão

Respostas do índice de cor da lesão (LCI) no dossel da soja com possível ocorrência de ferrugem

Conforme a metodologia de Cui et al. (2009), a Figura 3 A, B e C, apresenta uma composição de cor verdadeira (R_{red} - cor vermelho, R_{green} -

cor verde e R_{blue} - cor azul) do talhão de soja, locais onde foram constatadas em campo a presença de soja sadia, com início de infecção e infecção severa. Os quadros em vermelho representam o local exato das áreas investigadas em campo, e os gráficos A, B e C refletem os histogramas resultantes do índice de cor da lesão (LCI).

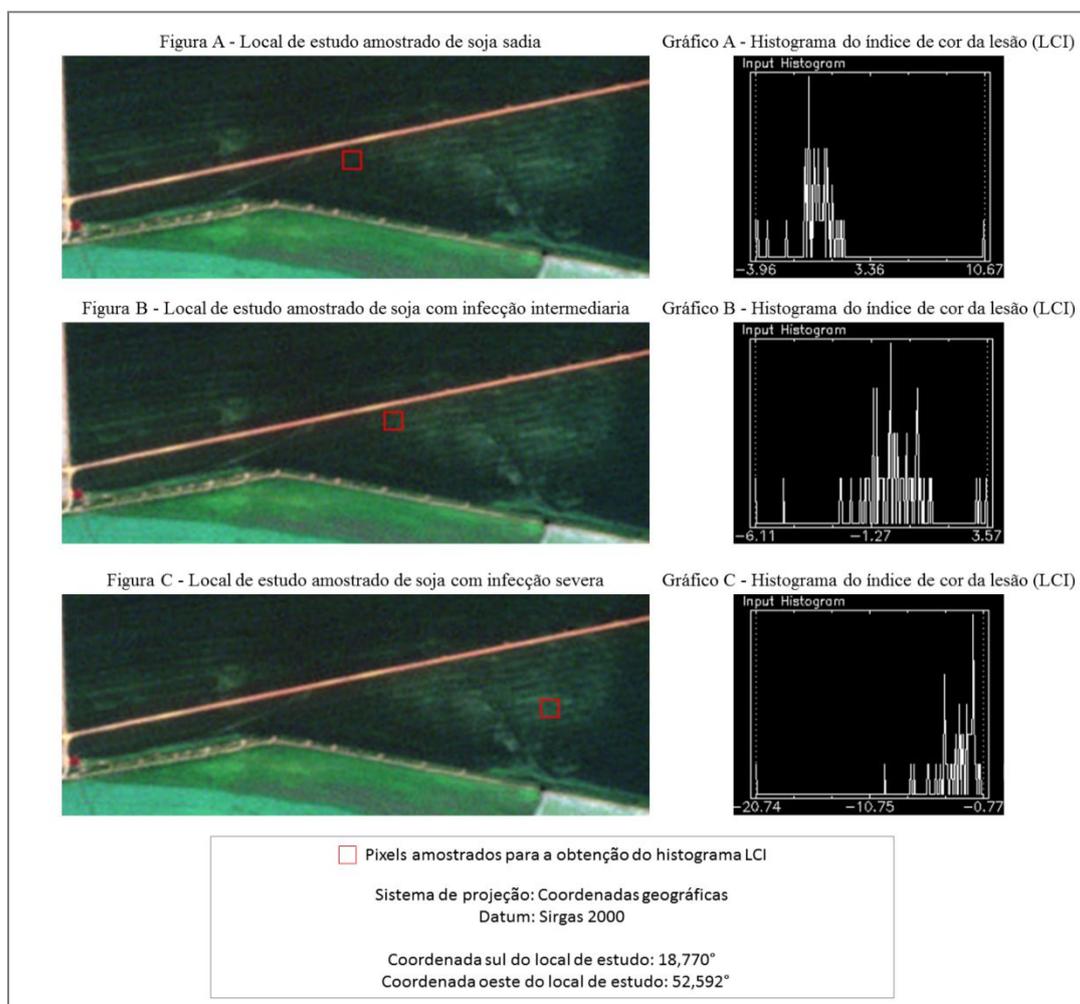


Fig.3 – Amostras de soja sadia e com infecção intermediária e severa no histograma LCI. Figura A, histograma A – área de soja sadia, Figura B, histograma B – área de soja com ferrugem com infecção intermediária, Figura C, histograma C – área de soja com ferrugem com infecção severa.

De acordo com a Figura 3, observa-se que o valor médio da área de pixels na imagem orbital (pixels amostrados para a obtenção do histograma LCI) apresentam um deslocamento para o lado esquerdo do histograma, este padrão será um possível caso de soja sadia (Figura 3A).

Entretanto, com o surgimento de alguns sintomas típico do possível estágio intermediário da ferrugem (Figura 3B), a cor dos pixels na composição de cor verdadeira passa a apresentar uma tonalidade diferente da soja sadia, onde o comportamento

do histograma (Gráfico B) do LCI tende a mudar para o centro do gráfico devido ao surgimento de algumas manchas da ferrugem de cor amarelada e marrons avermelhados, ou seja, situação em que a soja começa a apresentar sintomas de ferrugem.

Na Figura C observa-se a ocorrência de ferrugem severa. Nesta condição o histograma presente no Gráfico C, evidencia uma tendência da média deslocada para a direita da moda. Segundo Pujari et al., 2015, nestas condições, o dossel pode

apresentar mais de 50% da área foliar já atingida, sendo comum a desfolha e a morte das plantas.

Outro ponto é a manifestação da ferrugem no talhão, as “manchas” de ferrugem apresentam-se bem características, observa-se que elas se encontram na região central do talhão, ou seja, observa-se que há uma espacialização irregular nos talhões em função do espalhamento pelo vento (Yorinori et al.,

2003; Cui et al., 2009), não seguindo um padrão geométrico pré-definido por métricas de paisagem.

Na Figura 4 são apresentados padrões característicos da cultura de soja (falsos positivos) que podem corroborar em erros de interpretação visual de imagens na detecção de ferrugem. Para tanto considerou-se um outro talhão em uma região próxima, onde não há a ocorrência de ferrugem na soja.

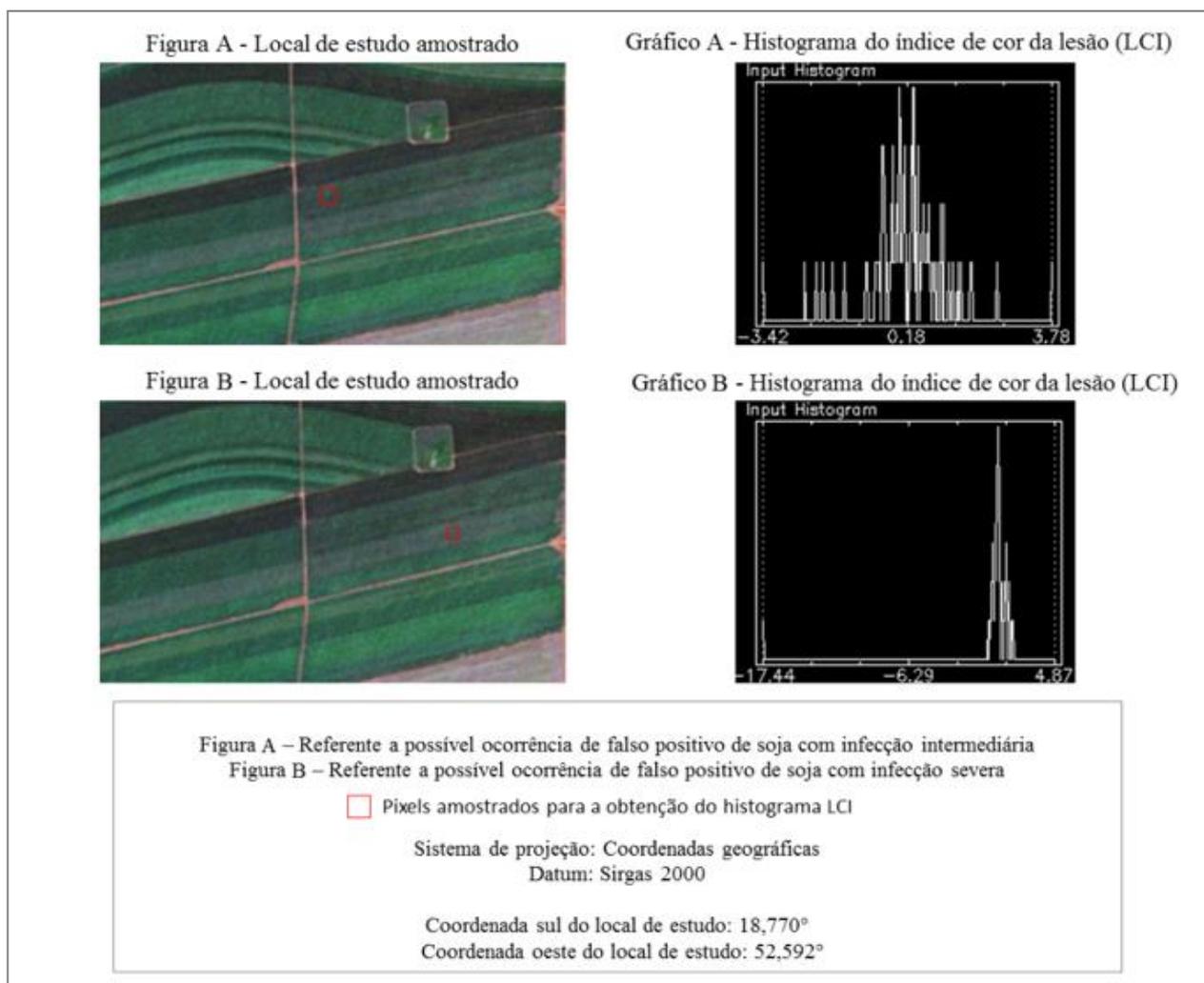


Fig.4 -Figura e Gráfico A - falso positivo de possível infecção intermediária e Figura B e Gráfico B - falso positivo de possível infecção severa.

A metodologia LCI considera eficiente quando aplicada a folha da soja, apresenta falsos positivos quando utilizada em uma escala de imagem. Como pode ser visto na Figura 4 B, de acordo com o resultado do histograma temos uma ocorrência de infecção severa. No entanto, este caso se reduz a um falso positivo, já que as características dos pixels amostrados apresentam um comportamento espacial de forma linear e retangular em uma das linhas

de plantio do talhão, diferente da forma que a ferrugem ocorre que é através de um espalhamento disforme.

Um mesmo caso ocorre a Figura 4 A, na qual a infecção intermediária é considerada um falso positivo, em função da forma que os pixels desta classe de ferrugem se manifestam no talhão de soja.

A forma regular em linha contínua em que se confundiu com diferentes estágios da doença foliar (Figura 4), pode ser um sistema de combinação de cultivares, que segundo Zottis (2015) é uma combinação de soja em diferentes ciclos e características, cuja esta técnica proporciona uma diminuição de prejuízo caso a lavoura seja atacada por algum tipo de praga ou por alguma doença em período crítico da cultura.

Reflectância média das bandas no dossel da soja com possível ocorrência de ferrugem

Na Tabela 2 tem-se a média da reflectância da classe de soja possivelmente sadia, e dos outros dois possíveis níveis de gravidade de ferrugem para cada banda.

Tabela 2 – Reflectância média do dossel da possível soja sadia e com dois possíveis níveis de ferrugem

Bandas	Soja sadia	Infecção Intermediária	Infecção severa
Azul	200,9	272,6	492,5
Verde	575,4	816,6	1227,6
Vermelho	440,8	580,3	969,1
Red Edge	1817,7	2167,6	2730,7
Nir	7985,9	7921	7426,2

Em detrimento da escala utilizada, os valores de reflectância ultrapassa o intervalo de 0 a 1, apesar de não trazer prejuízos para a interpretação dos dados.

Na folha da soja, para região do visível e do infravermelho próximo, na pesquisa de Cui et al. 2009, áreas de menor gravidade apresentaram uma reflectância maior que locais com a presença de ferrugem mais severa. No entanto, em escala de campo, o dossel apresentou para as bandas azul (475 nm), verde (555 nm) e vermelha (660 nm) uma reflectância maior para o caso severo e uma absorção mais intensa nas zonas possivelmente sadias. Porém na banda do NIR o conjunto de plantas seguiu o mesmo comportamento das curvas manifestadas pela folha, ou seja, o infravermelho próximo apresentou uma reflectância menor quanto mais severa a ferrugem (Tabela 2).

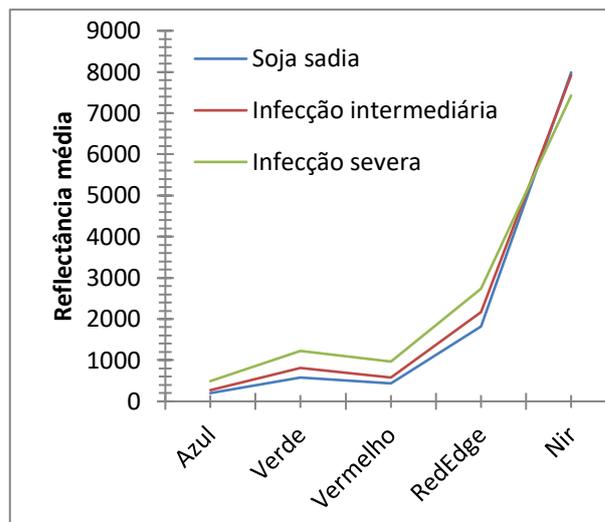


Fig. 5. Comportamento espectral da soja sadia e com dois possíveis níveis de ferrugem

Na Figura 5 considerando as curvas de reflectância média extraídas do dossel da soja com possível ocorrência de ferrugem, percebe-se que a região do visível é melhor que a banda do infravermelho próximo para discriminar áreas sadias daquelas com problemas pelo patógeno. No entanto a Red Edge foi a melhor zona do espectro para a identificação da doença (Figura 5).

Na banda NIR houve uma aproximação nos valores de reflectância para áreas com infecção pouco severa e severa. Por outro lado, tem-se valores distintos de reflectância para cada alvo na banda do Red Edge. Estas diferenças se deve a região do Red Edge ser mais sensível a clorofila presente nas plantas, de acordo com Gitelson et al. (2005).

Além do mais, a banda do verde também foi satisfatória, obtendo resultados melhores que a região do azul, do vermelho e do infravermelho próximo na discriminação, havendo de comum um pico na reflectância da radiação.

Índices de vegetação aplicado ao dossel da soja com possível ocorrência de ferrugem

Como resultado das várias operações aritméticas obtidas, têm-se na Figura 6, os possíveis melhores índices de vegetação para a detecção da possível ferrugem asiática (NDVI, o GNDVI, o NDVI_Vermelho Limítrofe, o RVI, o GRVI, o RVI_Vermelho Limítrofe e o DVI).

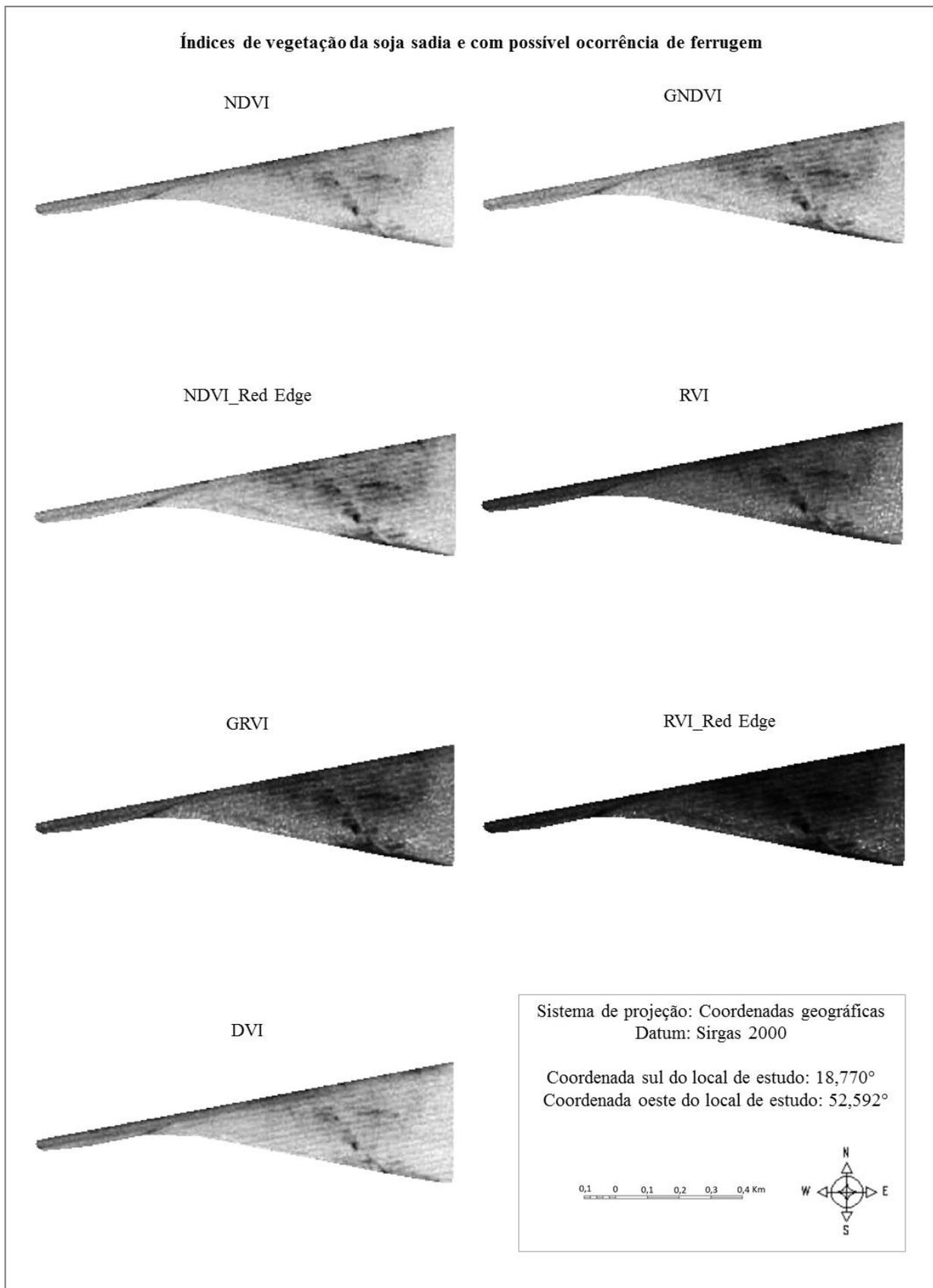


Fig.6. Índice de vegetação para áreas sadias e com possível ocorrência de ferrugem

Dentre os três tipos de índices gerados através da operação aritmética dada pelo NDVI associado a possível ocorrência de ferrugem, a expressão que utilizou a banda verde (GNDVI) discriminou melhor a mancha na totalidade da área agrícola, do que com o uso da banda vermelha (NDVI). Esta ocorrência pode estar relacionada com a sensibilidade para o conteúdo de clorofila das folhas de tonalidade verde amarelado as folhas de cores verdes escuras que é cinco vezes maior utilizando a banda verde (Gitelson e Merzlyak, 1997) e em função da melhor discrepância da reflectância nesta banda (GNDVI) (Figura 5).

Apesar do GNDVI ter mostrado ótimos resultados da discriminação do patógeno das possíveis áreas sadias, o NDVI utilizando a banda Red Edge foi ainda melhor. Esta diferença pode ser notada nos mapas através da discrepância de tonalidade das áreas sadias às áreas com possível ocorrência da ferrugem na soja. No NDVI_Vermelho Limítrofe as diferenças entre os valores dos pixels destas áreas são maiores do que na GNDVI.

Além do mais, umas das explicações para uma melhor discriminação do NDVI_Vermelho Limítrofe, pode estar relacionada a grande sensibilidade da banda Red Edge a aos níveis de clorofila presentes na folha (Gitelson et al., 2005) e ao melhor resultado apresentado entre todas as bandas, quanto as maiores diferenças de reflectância do dossel da soja sadia e dos dois tipos possíveis de níveis de ocorrência de ferrugem.

Ao analisar os índices de vegetação de razão simples, utilizando a combinação da banda NIR com as bandas vermelha, verde e Red Edge, nota-se que a mancha de ferrugem é bem definida no GRVI através das tonalidades mais escuras, mesmo a banda Red Edge ser privilegiada com valores mais adequados de reflectância. Esta contrariedade pode estar associada com relação às áreas densamente vegetadas e em função da quantidade de energia eletromagnética refletida referente à região do Red Edge, que quando se aproxima de valores muito pequenos, aumenta o resultado de algumas áreas do talhão desproporcionalmente (Ponzoni; Shimabukuro, 2007 apud Martins 2013).

Ainda no RVI_Vermelho Limítrofe, é de grande valia inferir que a espacialização das áreas sadias e das infestações intermediárias e severas não foram tão bem discriminadas como no RVI e GRVI, uma vez que as áreas sadias foram representadas por valores de pixels muito próximo aos locais com possíveis manchas da doença foliar.

Para o índice de vegetação DVI, o que se nota é algumas limitações para destacar áreas de possível ferrugem intermediária, dos locais mais saudios. Este acontecimento pode estar relacionado à falta de adequação do DVI em locais com um dossel denso, já que ele é utilizado em zonas com baixo índice de área foliar (Roujean e Breon, 1995)

Em todos os mapas, as áreas sadias apresentam cores claras e as zonas com possível ocorrência de ferrugem severa, cores mais escuras. O LCI mostrou de forma pontual estes possíveis locais, no entanto os índices de vegetação especializaram a totalidade destas regiões. As regiões intermediárias as ocorrências de ferrugem devem apresentar uma tonalidade entre cores escuras e claras.

Ao analisar todos os índices de vegetação das possíveis áreas com ocorrência de ferrugem, não se percebe um padrão especial ou específico de manifestação da doença na lavoura. O que se nota, são manchas que cobrem parte do talhão de forma disforme, característica por sua vez aparente em casos de ferrugem que se espalhada de forma rápida e por toda a lavoura através do vento (Yorinori et al., 2003; Cui et al., 2009).

Assim, um fato importante a ser constatado, é que quase todos os índices de vegetação mostraram resultados adequados e razoáveis para a identificação da possível ocorrência de ferrugem na soja, sendo mais sensíveis ao patógeno quando utilizado a banda verde (GRVI) e Red Edge (NDVI_Vermelho Limítrofe) em conjunto com a banda do infravermelho próximo.

O NDVI, GNDVI, RVI, GRVI, NDVI_Vermelho Limítrofe, RVI_Vermelho Limítrofe, apesar de serem distintos quanto à eficácia na diferenciação da possível soja sadia, e da possível infecção intermediária e severa de ferrugem, todos apresentaram uma mesma espacialização bem definida da infestação através das manchas. Porém o DVI não definiu muito bem as manchas do patógeno.

Conclusões

O objetivo principal desta pesquisa incidiu em investigar a potencialidade da imagem RapidEye para a detecção e discriminação de possíveis áreas atingidas por ferrugem na lavoura de soja. Para isto, o método do índice de cor da lesão (LCI) foi aplicado para a identificação dos pontos de ocorrência do patógeno e os índices de vegetação para a espacialização e discriminação das manchas de ferrugem.

Especificamente ao que se refere à identificação dos possíveis locais com a infecção da ferrugem em dois tipos de estágios de inoculação, uma mais avançada e outro intermediário, o LCI se mostrou de certa forma eficiente. Haja vista a grande dificuldade de identificação precoce do patógeno, antes mesmo que vestígios da doença possa se manifestar na folha, esta técnica não foi adequada, já que a ferrugem parte do inferior das folhas para posteriormente se direcionar para o topo delas, tornando a detecção precoce pelo sensoriamento remoto um dos grandes problemas, devido o espectro registrar dados da superfície do dossel da soja.

Apesar do índice de cor da lesão não ser capaz de detectar o patógeno antes mesmo do aparecimento dos sintomas, sendo neste caso a soja ainda sadia, estes locais considerados próximos a pontos que foram identificados a possível ocorrência da ferrugem, deve receber a aplicação de defensivos agrícolas, uma vez que esta doença se espalha a longas distancias.

No que se refere à técnica de identificação da infecção no dossel da soja, é valido salientar que apesar da técnica ter se mostrado eficiente a ferrugem intermediária e severa, este trabalho é apenas uma possível ocorrência do patógeno, visto que amostras de campo não foram confrontadas e que o ambiente de análise sofre influência da atmosfera, do solo, das condições de luminosidade e de plantas adjacentes. Entretanto para que esta metodologia fosse validada a mais próxima possível do real, as áreas tomadas na imagem têm um ambiente propício para a manifestação da ferrugem, de acordo com o clima da região, e apresenta uma espacialização próxima da revelada pela infestação.

Com relação à busca pelo melhor índice de vegetação para a discriminação de áreas saudias a áreas com possível ocorrência de ferrugem, a caracterização espectral da reflectância foi o ponto de partida. Dentre as cinco bandas do sensor REIS, as duas melhores foram o verde e a Red Edge. Porém, espectralmente a Red Edge foi a que melhor discriminou áreas saudias, daquelas com ferrugem intermediária e severa (Figura 5).

Ainda, cabe salientar que os índices de vegetação, são de fundamental importância para mostrar resultados mais específicos quanto à localização e a discriminação do patógeno, especialmente o NDVI_Vermelho Limítrofe.

Por último, quanto à caracterização espectral da reflectância, é possível localizar a banda mais sensível à doença, para posteriormente conseguir uma detecção mais precisa através dos índices de

vegetação e entre outros processamentos. Além disso, é uma das principais etapas para o direcionamento da pesquisa, já que todo o problema será trabalhado em cima da busca pela melhor ferramenta a identificação e discriminação do patógeno ou praga.

Referências

- Alisaac, E; Behmann, J; Kuska, M. T; Dehne, H, W; Mahlein, A, K. 2018. Hyperspectral quantification of wheat resistance to *Fusarium* head blight: comparison of two *Fusarium* species. *European Journal of Plant Pathology*.
- Andrade, P. J. M; Andrade, D. F. A. A. 2002. Ferrugem Asiática: uma ameaça à sojicultura brasileira. Embrapa Agropecuária Oeste-Circular Técnica (INFOTECA-E).
- Ashourloo, D; Mobasheri, M, R; HUETE, A. 2014. Evaluating the effect of different wheat rust disease symptoms on vegetation indices using hyperspectral measurements. *Remote Sensing*, 5107–5123.
- Bajwa, S, G; Rupe, John, C; Mason, J. 2017. Soybean disease monitoring with leaf reflectance. *Remote Sensing*, 9, 127.
- Bajwa, S. G; Bajcsy, P; Groves, P; Tian, L. F. 2004. Hyperspectral image data mining for band selection in agricultural applications. *Transactions of the ASAE*, 47, 895.
- Bendig, J; Bolten, A; Bennertz, J; Broscheit, J; Eichfuss, S; Bareth, G. 2014. Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging. *Remote Sensing*, 6.
- Bernardi, A, C, C; Rabello, L, M; Inamasu, R, Y; Grego, C, R; Andrade, R, G. 2014. Variabilidade espacial de parâmetros físico-químicos do solo e biofísicos de superfície em cultivo do sorgo. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 18, 623-630.
- Boochs, F.; Kupfer, G.; Dockter, K.; Kuhbauch, W. 1990. Shape of the red edge as vitality indicator for plants. *Remote Sensing*, 11, 1741-1753
- Boechat, L, T; Pinto, F, A, C; Júnior, T, J, P; Queiroz, D, M; Teixeira, H. 2014. Detection of white mold in dry beans using spectral characteristics. *Revista Ceres*, 61, 907–915.
- CattanI, C, E, V; Garcia, M, R; Mercante, E; Johann, J, A; Correa, M, M; Oldoni, L, V. 2017. Spectral-temporal characterization of wheat cultivars through NDVI obtained by terrestrial sensors. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 21, 769-773.
- CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento. 2018. Acompanhamento da safra brasileira de grãos. 5 – safra 2017/18 – n. 11.
- Constantin, D; Rehak, M; Akhtman, Y; Liebisch, F. 2015. Detection of crop properties by means of hyperspectral remote sensing from a micro UAV. *Bornimer Agrartechnische Berichte*.

- Colomina, I; Molina, P. 2014. Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 35- 44.
- Cui, D; Zhang, Q; LI, M; Zhao, Y; Hartman, G. L. 2009. Detection of soybean rust using a multispectral image sensor. *Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety*,. 3, 49-56.
- Curran, P. J.; Dungan, J. L.; Gholz, H. L. 1990. Exploring the relationship between reflectance red edge and chlorophyll content in slash pine. *Tree physiology*, 7, 33-48.
- Duan, T; Chapman, S. C; Guo, Y; Zheng, B. 2017. Dynamic monitoring of NDVI in wheat agronomy and breeding trials using an unmanned aerial vehicle. *Field Crops Res.*, 210, 71-80.
- Filella, I.; Penuelas, J. 1994. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status. *International Journal of Remote Sensing*, 15, 1459-1470.
- Franke, J; Menz, G. 2006. Detection of fungal infection in wheat with high-resolution multispectral data. In: *Remote Sensing and Modeling of Ecosystems for Sustainability III*. International Society for Optics and Photonics.
- Gao, F; Anderson, M, C; Zhang, X; Yang, Z; Alfieri, J, G; Kustas, W, P; Mueller, R; Johnson, D, M; Prueger, J, H. 2017. Toward mapping crop progress at field scales through fusion of Landsat and MODIS imagery. *Remote Sensing of Environment*, 188, 9-25.
- Gitelson, A. A; Vina, A; Ciganda, V; Rundquist, D. C; Arkebauer, T. J. 2005. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*, 32.
- Gitelson, A. A.; Merzlyak, M, N. 1997. Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 18, 2691-2697.
- Godoy, C, V; Utiamada, C, M; Meyer, M, C; Campos, H, D; Lopes, I, O, N; Dias, A, R; Deuner, C, C; Pimenta, C, B; Jaccoud Filho, D, S; Moreira, E, N; Borges, E, P; Andrade Junior, E, R; Siqueri, F, V; Juliatti, F, C; Juliatti, F, C; Favero, F; Feksa, H, R; Araújo Junior, I, P; Grigolli, J, F, J; Nunes Junior, J; Belufi, L, M, R; Carneiro, L, C; Carregal, L, H; Sato, L, N; Canteri, M, G; Volf, M, R; Goussain, M; Dias, M, D; Debor-toli, M, P; Martins, M, C; Balardin, R, S; Furlan, S, H; Madalosso, T; Carlin, V, J; Venancio, W, S. 2018. Eficiência de fungicidas para controle da ferrugem-asiática da soja, *Phakopsora pachyrhizi*, na safra 2017/2018: resultados sumarizados dos ensaios cooperativos. *Circular técnica* 138.
- Hartman, G, L; Sikora, E, J; Rupe, J, C, R. In: Hartman, G, L; Rupe, J, C; Sikora, E, J; Domier, L, L; Davis, J, A ; Steffey, K, L. 2015. *Compendium of soybean diseases and pests*. Saint Paul: APS Press, 56-59.
- Horler, D. N. H.; Dockray, M; Barber, J. 1983. The red edge of plant leaf reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 4, 273-288.
- Linn, R. M. 2008. Avaliação dos modelos de mistura espectral mesma e SMA aplicados aos dados hiperespectrais hyperion/eo-1 adquiridos na Planície Costeira do Rio Grande do Sul.
- Liebisch, F; Kirchgessner, N; Schneider, D; Walter, A; Hund, A. 2015. Remote, aerial phenotyping of maize traits with a mobile multi-sensor approach. *Plant Methods*.
- Liebisch, F; Kung, G; Damm, A; Walter, A. 2014. Characterization of crop vitality and resource use efficiency by means of combining imaging spectroscopy based plant traits. *Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*, 24-27.
- Jannoura, R.; Brinkmann, K.; Uteau, D.; Bruns, C.; Joergensen, R. G. 2015. Monitoring of crop biomass using true colour aerial photographs taken from a remote controlled hexacopter. *Biosystems Engineering*,. 129, 341- 351.
- Kuska, M, T; Mahlein, A, K. 2018. Aiming at decision making in plant disease protection and phenotyping by the use of optical sensors. *European. Journal of Plant Pathology*, 152, 987-992.
- Mahlein, A, K. 2016. Plant disease detection by imaging sensors - parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping. *Plant Disease*, 100, 241–251.
- Marin, D, B; Alves, M, C; Pozza, E, A; Belan, L, L. 2018. Multispectral radiometric monitoring of bacterial blight of coffee. *Precision Agriculture*, 1-24.
- Martinelli, F; Scalenghe, R; Davino, S; Panno, S; Scuderi, G; Ruisi, P; Villa, P; Stroppiana, D; Boschetti, M; Goulart, L. R; Davis, C. E; Dandekar, A. M. 2015. Advanced methods of plant disease detection. A review. *Agronomy for Sustainable Development*, 35, 1-25.
- Martins, G. D; Galo, M. L. B. T. 2015. Caracterização espectral da cana-de-açúcar infectada por nematoides e *Migdolus fryanus* por espectrorradiometria de campo. *Boletim de Ciências Geodésicas*, 21.
- Martins, G. D; Galo, M. L. B. T. 2014. Detecção de áreas infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus* em cultura canavieira a partir de imagens multiespectrais Rapideye. *Revista Brasileira de Cartografia*, 66/2.
- Moscetti, R; Haff, R, P; Stella, E; Contini, M; Monarca, D; Cecchini, M; Massantini, R. 2015. Feasibility of NIR spectroscopy to detect olive fruit infested by *Bactrocera oleae*. *Postharvest Biology and Technology*, 99, 58–62.
- Oliveira, M; Ferreira, R; Sibaldelli, S; Nascimento, Junior, A. 2015. Análise Espacial da Produção da Soja e Capacidade Estática de Armazenamento no Estado do Mato Grosso. *Revista de Estudos Sociais*, 17, 238–57.
- Oumar, Z; Mutanga, O. 2014. Integrating environmental variables and WorldView-2 image data to improve the prediction and mapping of *Thaumastocoris peregrinus* (bronze bug) damage in plantation forests. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87, 39–46.

- Pujari, J. D; Yakkundimath, R. S; Jahagirdar, S; Byadgi, A. 2015. Quantitative detection of soybean rust using image processing techniques. *Journal of Crop Protection*, 5, 75-87.
- Rasmussen, J; Ntakos, G; Nielsen, J; Svendsgaard, J; Poulsen, R, N; Christensen, S. 2016. Are vegetation indices derived from consumer-grade cameras mounted on UAVs sufficiently reliable for assessing experimental plots?. *European Journal of Agronomy*, 74, 75-92.
- Roujean, J, L.; Breon, F, M. 2015. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. *Remote Sensing of Environment*, 51, 375-384.
- Simko, I; Jimenez, B, J, A; Sirault, X, R, R. 2017. Phenomic approaches and tools for phytopathologists. *Phytopathology*, 107, 6–17.
- Soares, A. R. 2014. Avaliação da correção atmosférica em imagens orbitais utilizando dados de modelo de PNT.
- Schowengerdt, R, A. *Remote sensing: models and methods for image processing*. Academic Press, 2006.
- Shi, Y; Huang, W; Zhou, X. 2017. Evaluation of wavelet spectral features in pathological detection and discrimination of yellow rust and powdery mildew in winter wheat with hyperspectral reflectance data. *Journal of Applied Remote Sensing*, 11.
- Soma Brasil – Sistema de Observação e Monitoramento da Agricultura no Brasil. Disponível em:< <http://mapas.cnpem.embrapa.br/somabrasil/webgis.html>>. Acesso: 24 de out. 2016.
- Walter, A; Liebisch, F; Hund, A. 2015, Plant phenotyping: from bean weighing to image analysis. *Plant Methods*.
- Yorinori, J. T; Lazzarotto, J. J. 2004. Situação da ferrugem asiática da soja no Brasil e na América do Sul. Embrapa Soja-Documents (Infoteca-E).
- Yorinori, J. T; Paiva, W. M; Costamilan, L. M; Bertagnolli, P. F. 2003. Ferrugem da soja (*Phakopsora pachyrhizi*): identificação e controle. *Informações Agronômicas*, 104.
- Zottis, R. Sistema de combinação de cultivares de soja. 2015.
- Zhou, X; Zheng, H, B; Xu, X, Q; HE, J, Y; GE, X, K; Yao, X; Cheng, T; Zhu, Y; Cao, W. X; Tian, Y, C. 2017. Predicting grain yield in rice using multi-temporal vegetation indices from UAV-based multispectral and digital imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130, 246- 255.