



DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v19n5p426-432>

Estimativa de severidade do mofo-branco em lavouras de feijão utilizando-se sensores hiper e multiespectral

Marley L. Machado¹, Francisco A. C. Pinto², Daniel M. de Queiroz²,
Trazilbo J. de Paula Júnior³ & Rogério F. Vieira⁴

¹ Departamento de Pesquisa/ Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais. Belo Horizonte, MG. E-mail: marley@epamig.br (Autor correspondente)

² Departamento de Engenharia Agrícola/ Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG. E-mail: facpinto@ufv.br; queiroz@mail.ufv.br

³ Diretoria de Operações Técnicas/ Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais. Belo Horizonte, MG. E-mail: trazilbo@epamig.br

⁴ Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais/ Unidade Regional da Zona da Mata. Viçosa, MG. E-mail: rfvieira@epamig.br

Palavras-chave:

regressão PLS
índice de vegetação
agricultura de precisão

RESUMO

Neste estudo objetivou-se identificar comprimentos de onda e faixas espectrais provenientes de reflectâncias hiper e multiespectrais utilizando regressão PLS e promover avaliação comparativa desses métodos e de dez índices de vegetação, para determinar aqueles que melhor estimam níveis de severidade de mofo-branco em feijão. Foram implantados experimentos nos municípios de Viçosa e de Oratórios, estado de Minas Gerais. Reflectâncias hiperespectrais foram obtidas com espectroradiômetro cuja faixa útil de leitura adotada foi entre 440 e 900 nm. Reflectâncias multiespectrais foram obtidas de imagens de câmara constituídas de cinco bandas (vermelho, verde, azul, Red-edge e infravermelho). Os índices de severidade da doença foram baixos; em Viçosa a média foi de 5,8% e em Oratórios, 7,4%. Modelos matemáticos utilizando reflectâncias hiperespectrais tiveram melhor desempenho para estimar mofo-branco; a banda do red-edge apresentou os comprimentos de onda que melhor estimam a severidade do mofo-branco. Índices de vegetação resistentes a efeitos da reflectância de solo estimaram melhor o mofo-branco do que os demais índices.

Key words:

PLS regression
vegetation index
precision agriculture

Estimative of white mold severity in common bean crops using hyper and multispectral sensors

ABSTRACT

This study aimed to identify wavelengths and spectral ranges from hyper and multispectral reflectance using PLS regression; and to promote comparative evaluation of these methods and ten vegetation indices to determine those that best estimate levels of white mold severity in common beans. Experiments were implemented in the municipalities of Viçosa and Oratórios, Minas Gerais state. Hyperspectral reflectance measurements were acquired with the spectroradiometer, whose useful reading range was between 440 and 900 nm. Multispectral reflectance measurements were obtained from camera images comprising five bands (red, green, blue, red-edge and infrared). The indexes of disease severity were low. In Viçosa the average was 5.8% and in Oratórios, 7.4%. Mathematical models using hyperspectral reflectance performed better for estimating white mold. The red-edge band presented the wavelengths that best estimate the severity of white mold. Vegetation index resistant to the soil reflectance effects was better to estimate white mold than the other indices.

INTRODUÇÃO

O mofo-branco [*Sclerotinia sclerotiorum* (Lib.) de Bary] é a doença do feijoeiro mais destrutiva nas áreas irrigadas do Brasil, notadamente nos plantios realizados nas safras de outono-inverno. O controle com fungicidas é possível; no entanto, o custo pode ser alto para muitos agricultores (Paula Júnior et al., 2012). Uma alternativa de manejo pode ser o uso de técnicas para a identificação de áreas afetadas pela doença que permita a aplicação de fungicidas a taxas variadas e com a possibilidade de utilização desta ação antes que a doença manifeste. Tais medidas podem reduzir o custo de produção e o impacto ambiental em função da menor quantidade de uso de fungicidas.

A interação patógeno-hospedeiro pode causar modificações em pigmentos, enrugamento da folha, murcha, atrofia clorose, necrose ou abscisão de partes da planta (Prabhakar et al., 2013). Assim, a energia eletromagnética refletida pelas plantas pode apresentar intensidades diferenciadas quando estas apresentam algum tipo de estresse visto que esta energia refletida é governada por propriedades de superfície da folha, estrutura interna e distribuição de componentes bioquímicos (Barton, 2011). A severidade das doenças pode, então, ser avaliada através da aplicação de ferramentas de sensoriamento remoto as quais se baseiam na medição da energia refletida ou emitida por um objeto sem que haja contato físico com ele.

Medidas hiperespectrais apresentam centenas de reflectâncias em diferentes comprimentos de onda obtidas de forma instantânea para um único alvo. Assim, há a possibilidade de redução no número de comprimentos de onda sem perda significativa de informação e sem comprometer a caracterização espectral do alvo (Song et al., 2011), informando aqueles valores que oferecem o máximo de informação a respeito da doença. A regressão Partial Least Squares (PLS) é um método passível de ser utilizado na redução da quantidade de comprimento de ondas de maneira a explicar a maior parte da variabilidade do problema e sem perda substancial da informação.

Índices de Vegetação são modelos desenvolvidos a partir de comprimentos de onda ou bandas espectrais. Esses índices visam compreender as variáveis de dossel e servir como base em muitas aplicações de sensoriamento remoto para o gerenciamento da lavoura visto que estão correlacionados com várias propriedades biofísicas importantes (Ahamed et al., 2011). Podem, ainda, ser úteis na diferenciação entre plantas doentes e saudáveis, bem como na quantificação de doenças de vez que o estresse fisiológico se manifesta em plantas, através de alterações no equilíbrio da composição de pigmentos, por exemplo, carotenoides, clorofilas e xantofilas (Devadas et al., 2009).

Este estudo visou testar a hipótese de que a resposta espectral do feijoeiro sobre o dossel pode ser utilizada para indicar a presença de mofo-branco em estádios anteriores ao de maturação (R9). Comprovada esta hipótese, o objetivo será identificar comprimentos de onda e faixas espectrais provenientes de reflectâncias hiper e multiespectrais utilizando-se regressão PLS e promover avaliação comparativa entre esses métodos e entre índices de vegetação citados na literatura para determinar aqueles que melhor estimam níveis de severidade de mofo-branco em feijão.

MATERIAL E MÉTODOS

Os experimentos utilizados foram cedidos pela Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais – EPAMIG, sendo conduzidos em duas áreas com histórico de ocorrência de mofo-branco: 1) Campo Experimental Diogo Alves de Melo/ Universidade Federal de Viçosa (UFV), Viçosa, MG, com coordenadas geográficas de 20° 45' S e 42° 52' W; 2) Fazenda Experimental do Vale do Piranga / EPAMIG, Oratórios, MG, com coordenadas de 20° 24' S e 42° 48' W. Os experimentos foram nomeados como Ufv e FEVP com as datas de plantio em 05/05/2011 e 18/05/2011, respectivamente. A irrigação foi por aspersão convencional e o sistema de plantio convencional, em que o preparo do solo foi realizado por grade aradora. Para o controle de plantas invasoras foram realizadas capinas manuais. A aplicação de inseticidas foi feita quando necessária para controle de pragas. Na adubação de plantio foi usada a formulação comercial 8-28-16 de N-P₂O₅-K₂O (400 kg ha⁻¹). Após a emergência os feijoeiros receberam aplicação de solução de molibdênio na folhagem. A parcela experimental foi composta por cinco linhas de 3 m, espaçadas 0,5 m em que a área útil era constituída das três fileiras centrais. Os tratamentos foram arrançados no esquema fatorial 4 x 2 x 2: densidades de plantas (4, 7, 10 e 13 plantas m⁻¹), genótipos de feijão de porte ereto do tipo II (CNFC 10720 e VC 6) e tratamentos com o fungicida fluazinam (com ou sem aplicação), totalizando 16 tratamentos. O delineamento foi o de blocos ao acaso, com 4 repetições. As interações do esquema fatorial foram utilizadas para atender aos objetivos da instituição proprietária do experimento sendo considerado, neste estudo, como método para proporcionar diferentes níveis de severidade de doença. O fluazinam foi aplicado na dose de 0,65 L ha⁻¹ no início da floração e 10 dias depois utilizando-se pulverizador tipo costal de CO₂. O controle de doenças foliares foi feito antes da floração, com a azoxistrobina com doses de 60 g ha⁻¹.

As plantas dentro da área útil de cada parcela foram avaliadas individualmente usando uma escala de notas de 0 a 4, em que 0 = planta sadia; 1 = 1 a 25% da planta com sintoma de mofo-branco; 2 = 26 a 50% da planta com sintoma; 3 = 51 a 75% da planta com sintoma e 4 = acima de 76% da planta com sintoma. O índice de severidade de doença (ISD) no estágio fenológico R9 (maturação das plantas), em cada parcela, foi calculado com base na equação de Vieira et al. (2010):

$$ISD = \frac{\sum (\text{nota atribuída a cada planta})}{4 \times (\text{total de plantas avaliadas})} \times 100 \quad (1)$$

A aquisição das reflectâncias e de imagens foi realizada semanalmente, entre 10 e 14 h (horário local de Brasília), para minimizar a influência na geometria de iluminação (ângulos de zênite e de azimute do sol). Todas as medidas foram feitas com céu aberto. Foram obtidas três tomadas de leitura de reflectância e de imagem por parcela de forma a abranger somente as linhas úteis (sem bordadura). As medidas foram obtidas no início, meio e fim da parcela, obedecendo ao sentido horizontal de maior comprimento.

Para aquisição dos dados de espectrometria do dossel e das imagens multiespectrais foi utilizada uma plataforma com

quatro rodados (Figura 1A). O suporte da fibra ótica (ligada ao espectrorradiômetro) e da câmara multiespectral foi acoplado a uma estrutura de altura de três metros do solo. O suporte da fibra ótica e a câmara digital foram direcionados a nadir (Figura 1B).

Para medidas de reflectâncias hiperespectrais, utilizou-se o espectrorradiômetro ASD Field Spec HandHeld2 (Analytic Spectral Devices, Boulder, EUA), com campo de visão do sensor óptico de 25°, compreendendo uma área de cobertura de 1,39 m² sobre o solo. A faixa útil de leitura adotada foi entre 440 e 900 nm de forma a descartar os dados espectrais ruidosos nos extremos. Operação de calibração de reflectância foi realizada a cada 20 min utilizando-se painel de referência branca Spectralon (Labsphere, North Sutton, USA). Cada ponto adquirido de reflectância correspondeu a uma média de 10 varreduras feitas pelo sensor, referente ao mesmo alvo. O processamento com os dados brutos de reflectância foi feito com o software View Specproc (Analytic Spectral Devices, Boulder, EUA). Obteve-se a média das três leituras de reflectância de forma a representar a medida da parcela.

As imagens multiespectrais foram adquiridas por meio da câmara modelo FD-1665-MS5 (Fluxdata, Incorporated, New York, USA) com três CCDs. Um dos CCDs é colorido e contém três bandas: vermelha-R, verde-G e azul-B; os outros CCDs são monocromáticos: um para a banda red-edge e outro para o infravermelho próximo (IV). A resolução das imagens foi de 1280 x 960 pixels, com resolução espacial de 0,35 mm pixel⁻¹. Para a calibração de cada imagem utilizou-se painel Spectralon, modelo SRT-MS-050 (Labsphere, North Sutton, USA), composto de quatro tons de cinza: branco difuso, cinza claro, cinza médio e cinza escuro, com reflectâncias de 99, 50, 25 e 12%, respectivamente (Figura 1C, 1D, 1E, 1F).

Os painéis Spectralon foram adaptados à estrutura em sistema retrátil de forma a permitir seu posicionamento dentro do campo de visão do espectrorradiômetro (Figura 1B) e da câmara (Figura 1C).

A partir da imagem obtida com dossel e painel Spectralon, foram geradas cinco equações de calibração (uma para cada banda) para a transformação do valor do pixel de cada banda em reflectância. Os pontos utilizados para definir a equação em cada banda foram obtidos de amostras feitas em cada tom de cinza da placa apresentada na respectiva imagem. As equações foram definidas pelo ajuste de uma equação de regressão linear simples entre os valores de pixels amostrados no painel de cada imagem e os valores de reflectância de cada tom de cinza do painel fornecidos pelo fabricante, conforme Eq. 2:

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 P \quad (2)$$

em que:

- \hat{Y} - valor estimado de reflectância para determinada banda
- β_0 - constante de regressão
- β_1 - coeficiente da regressão
- P - valor de pixel na imagem original para uma banda

Após a transformação do valor do pixel para reflectância calculou-se a média dos valores de pixel utilizando-se as três imagens obtidas na parcela; desta forma, cada parcela foi definida por cinco valores reais médios, uma para cada banda.

A tomada dos dados foi em 25, 41, 52, 60, 76 e 82 dias após emergência (DAE) em FEVP e 34, 49, 62, 69 e 83 DAE em UFV; em FEVP, 25 DAE corresponderam ao último estágio vegetativo (V4) e em UFV, 34 DAE, corresponderam ao primeiro estágio reprodutivo (R5); já em 82 e 83 DAE, experimentos FEVP e UFV, respectivamente, corresponderam ao princípio do último estágio reprodutivo (R9). As imagens e as medidas de espectrometria foram feitas até o início do estágio R9 para evitar medidas de necrose por maturação.

Para cada DAE de tomada da reflectância foi estabelecida a divisão dos dados de forma aleatória em dois grupos, calibração

A. Estrutura



B. Sensores e Painel Spectralon



C. Painel Spectralon p/ imagem



D. RGB



E. Red-edge



F. Infravermelho próximo



Figura 1. Estrutura para aquisição de reflectâncias, sensores, painéis spectralon e amostras de imagem multiespectral

e validação, com 70 e 30% das observações, respectivamente; após esta ação foi estabelecida a correlação entre a severidade da doença e todas as reflectâncias (comprimentos de onda e de bandas multiespectrais) do grupo de calibração. Os valores absolutos desta correlação foram ordenados na ordem decrescente. Com base nas correlações ordenadas foram construídos subgrupos de reflectâncias referentes aos comprimentos de onda e de bandas multiespectrais em que o primeiro subgrupo correspondeu às reflectâncias de melhor correlação e os subgrupos subsequentes foram formados pelo subgrupo anterior mais a reflectância de maior correlação que ainda não pertencia a nenhum subgrupo. Assim, o último subgrupo a ser formado tinha todas as reflectâncias.

Cada subgrupo do grupo de calibração foi submetido à regressão PLS e cálculos de correlação foram determinados entre os valores medidos e previstos. Regressão PLS usa da decomposição espectral de uma matriz de variáveis dependentes (Y) em seus scores (U) e loadings (Q) e da decomposição espectral de uma matriz de variáveis independentes (X) em seus scores (T) e loadings (P); desta forma, há uma relação entre os scores T e U, podendo-se determinar um coeficiente angular b ($\tan \alpha$) entre os eixos, também conhecido como coeficiente de regressão (Eq. 3). Uma variável dependente pode, então, ser prevista, conforme Eq. 4.

$$b = \frac{U'T}{T'T} \quad (3)$$

$$Y_p = TbQ' + \varepsilon \quad (4)$$

em que:

Y_p - Variável dependente a ser prevista
 ε - Vetor de resíduos

Utilizou-se da estatística de z-score robusto (Daszykowski et al., 2007) para identificar medidas anômalas (outliers) com base em resíduos entre valores medidos e preditos, obtidos com o uso da regressão PLS em todo o conjunto de dados (Eq. 5).

$$\left| \frac{e_i - \text{mediana}(e_i)_{i=1}^n}{Q_n} \right| > C \quad (5)$$

em que:

e_i - i-ésimo resíduo
 C - limite de corte dada a distribuição normal (3 vezes o desvio padrão)
 n - número de observações
 Q_n - estimador de escala (Eq. 6)

$$Q_n(y_1, \dots, y_n) = 2,2219 \left(|y_i - y_j|; 1 \leq i < j \leq n \right)_{(k)} \quad (6)$$

em que:

$$k = 0,5h(h-1); h = \left\lceil \left[\left(\frac{n}{2} \right) + 1 \right] \right\rceil$$

em que:

k - ordem estatística indicando o maior valor de Q_n calculado em função da diferença entre resíduos ($y_i - y_j$)

Os dados utilizados na regressão PLS foram pré-processados pela técnica de centrar na média, dado pela Eq. 7.

$$x_c = x - \mu(X) \quad (7)$$

em que:

x_c - valor da variável x centrado pela média
 $\mu(x)$ - média da variável x

A definição dos comprimentos de onda selecionados pela regressão PLS ocorreu em função de uma medida de qualidade do modelo (q) determinada pela razão entre a correlação e a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) (Eq. 8). O RMSE foi normalizado pela razão entre o valor corrente e o maior RMSE.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_1^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (8)$$

em que:

n - número de amostras
 y_i - valor real da variável dependente
 \hat{y}_i - valor estimado pelo modelo de regressão

Os comprimentos de onda selecionados foram aqueles que constituíram o modelo com a melhor medida de qualidade q (Teófilo et al., 2009). Após definido o modelo pela regressão PLS, este foi utilizado nas observações do grupo de dados de validação. Foram, então, calculadas as correlações entre os valores medidos e os estimados de forma a quantificar a significância do modelo para o grupo de validação. Os métodos utilizados foram desenvolvidos em Matlab R12.1 (MathWorks, Natick, USA). Para a regressão PLS, utilizou-se o pacote OPS Toolbox para Matlab (Teófilo et al., 2009). O desvio σ_{Qn} foi obtido pelo Toolbox Matlab TOMCAT (Daszykowski et al., 2007).

Foram calculados oito índices de vegetação comuns à espectrometria hiperespectral e imagem multiespectral (Tabela 1), dados por: Difference Vegetation Index-DVI (Tucker, 1979); Green Normalized Difference Vegetation Index-GNDVI (multiespectral: Gitelson et al., 1996; hiperespectral: Daughtry et al., 2000); Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index-MCARI (Daughtry et al., 2000); Modified Soil Adjusted Vegetation Index-MSAVI (Qi et al., 1994); Normalized Difference Vegetation Index-NDVI (Rouse et al., 1973); Optimized Soil Adjusted Vegetation Index-OSAVI (Rondeaux et al., 1996); Relative Difference Vegetation Index-RDVI (Roujean & Breon, 1995); Transformed Chlorophyll Absorption Reflectance Index-TCARI (Haboudane et al., 2002). Foram utilizadas, também, as razões MCARI/OSAVI (Zarco-Tejada et al., 2004) e MCARI/OSAVI (Haboudane et al., 2002).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os índices de severidade da doença para o mofo-branco nos dois experimentos foram baixos. Em Viçosa, a média foi de 5,8% e em Oratórios, 7,4%.

Tabela 1. Índices de vegetação para uso em dados multiespectral e hiperespectral

Índices	Multiespectral ¹	Hiperespectral ²
DVI	IR - R	R ₈₀₀ - R ₆₈₀
GNDVI	(IR - G)/(IR + G)	(R ₈₀₁ - R ₅₅₀)/(R ₈₀₀ + R ₅₅₀)
MCARI	[(RE - R) - 0,2(RE - G)]RE/R	[(R ₇₀₀ - R ₆₇₀) - 0,2(R ₇₀₀ - R ₅₅₀)]R ₇₀₀ /R ₆₇₀
MSAVI	0,5 [2(IR + 1) - √[(2IR + 1) ² - 8(IR - R)]]	0,5 [2(R ₈₀₀ + 1) - √[(2R ₈₀₀ + 1) ² - 8(R ₈₀₀ - R ₆₇₀)]]
NDVI	(IR - R)/(IR + R)	(R ₈₀₀ - R ₆₇₀)/(R ₈₀₀ + R ₆₇₀)
OSAVI	(IR - R)/(IR + R + 0,16)	1,16 (R ₈₀₀ - R ₆₇₀)/(R ₈₀₀ + R ₆₇₀ + 0,16)
RdVI	√NDVI.DVI	√NDVI.DVI
TCARI	3[(RE - R) - 0,2(RE - G)]RE/R	3[(R ₇₀₀ - R ₆₇₀) - 0,2(R ₇₀₀ - R ₅₅₀)]R ₇₀₀ /R ₆₇₀

1: R - reflectância no vermelho; G - reflectância no verde; RE - reflectância no red-edge; IR - reflectância no infravermelho próximo
 2: R_x - reflectância no comprimento de onda x

As significâncias das correlações para os grupos de calibração e validação demonstraram um desempenho melhor da regressão PLS para as reflectâncias hiperespectrais em relação às multiespectrais (Tabela 2) de vez que a significância estatística para o grupo de calibração e para o de validação, em uma mesma DAE, ocorreu em maior número de datas para as reflectâncias de comprimentos de onda hiperespectral. Sistemas hiperespectrais são mais confiáveis ao proporcionar um espectro contínuo devido a uma resolução espectral melhor que os sistemas multiespectrais, são mais confiáveis e sensíveis na estimativa de características biofísicas de culturas (Miao et al., 2009). Bandas multiespectrais utilizam valores médios da informação espectral resultando na perda crítica da informação que está disponível em faixas estreitas específicas.

Os comprimentos de onda relativos aos modelos que constituíram significância estatística mútua para os conjuntos de calibração e de validação (Tabela 2), reflectância hiperespectral, estão listados na Tabela 3. A faixa espectral do red-edge (690-730 nm) foi a mais representativa pois esteve presente em todos os DAE. Os comprimentos de onda do red-edge presentes em todos os DAE foram de 715 a 729 nm enquanto o intervalo de 707 a 714 nm e o comprimento de onda de 730 nm não estiveram presentes em apenas um DAE. A relevância desses comprimentos de onda pode ser justificada pelo fato de que os patógenos causam redução do teor de clorofila na planta devido à necrose ou lesões cloróticas que afetam a reflectância na região espectral do red-edge e na região do visível (Franke & Menz, 2007). As mudanças de reflectância em comprimentos de onda na faixa do vermelho (630-685 nm), dadas à presença de doenças, fazem com que

Tabela 2. Correlação entre índice de severidade de doença (ISD) medido e previsto pela regressão PLS considerando-se os grupos de calibração e de validação e reflectâncias hiperespectral e multiespectral

Exp.	DAE	Correlações ⁽¹⁾			
		Hiperespectral		Multiespectral	
		Calibração	Validação	Calibração	Validação
FEVP	25	0,360 *	0,722**	-0,002 ^{ns}	-0,517 ^{ns}
	52	0,713***	0,658**	0,033 ^{ns}	0,359 ^{ns}
	60	0,569***	0,612**	0,446**	0,292 ^{ns}
	76	0,512***	0,544 *	-0,131 ^{ns}	-0,165 ^{ns}
	82	0,537***	0,551 *	0,095 ^{ns}	0,032 ^{ns}
UFV	34	0,651***	0,371 ^{ns}	0,464**	0,184 ^{ns}
	62	0,418 **	0,478 *	-0,067 ^{ns}	0,238 ^{ns}
	69	0,580***	0,681**	0,258 ^{ns}	-0,041 ^{ns}
	83	0,591***	0,684**	-0,508**	-0,113 ^{ns}

⁽¹⁾ Nível de significância: * p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; ns - Não significativo; Valor absoluto de correlação não-significativa maior que outra correlação significativa é em função dos graus de liberdade; Exp. - Experimento; DAE - Dias após emergência

Tabela 3. Grupo de comprimentos de onda selecionados por regressão PLS

Exp.	DAE	NCO (nm)	Intervalos de comprimentos de onda (nm)
FEVP	25	461	440-900
	52	300	526-566;631-691;703-900
	60	206	503-503;508-512;515-593;596-598;600-601;695-810
	76	248	467-467;485-488;550-550;553-554;646-686;702-900
	82	239	440-441;492-701;715-732;889-897
UFV	62	190	537-541;543-557;706-813;828-889
	69	67	707-763;891-900
	83	134	514-611;694-729

Exp. - experimento; DAE - dias após emergência; NCO - número de comprimentos de onda selecionados na regressão PLS

a transição brusca no espectro da região do visível para o infravermelho venha a se deslocar para comprimentos de onda mais curtos, tornando-se a faixa do red-edge um indicador eficiente de estresses em plantas (Shafri & Hamdan, 2009). A faixa espectral do verde (530-590 nm) constituiu a segunda faixa espectral mais representativa para a identificação da severidade do mofo-branco. Os comprimentos de onda de 550, 553 e 554 nm ocorrem em 7 de 8 datas de DAE (Tabela 3). Nesta faixa espectral ocorre um aumento significativo na reflectância com a diminuição da concentração de clorofila (Yang, 2010).

Verifica-se também, entre os índices de vegetação, um número maior de correlações significativas para os índices hiperespectrais em relação aos multiespectrais, quando se compara a quantidade de datas que apresentaram significância estatística (Tabela 4).

Os índices da família CARI (TCARI e MCARI) e sua razão com OSAVI, foram os mais representativos para identificação do mofo-branco (Tabela 4). Os índices MCARI e TCARI foram idealizados para serem sensíveis à variação de clorofila

Tabela 4. Índices de vegetação (IV) que apresentam maior correlação com índice de severidade de doença (ISD) para reflectâncias hiperespectral e multiespectral

Exp.	DAE	Hiperespectral		Multiespectral	
		IV	r ⁽¹⁾	IV	r ⁽¹⁾
FEVP	25	TCARI/OSAVI	0,326*	-	-0,253 ^{ns}
	41	-	0,249 ^{ns}	GNDVI	0,321*
	52	TCARI/OSAVI	0,447***	-	0,252 ^{ns}
	60	TCARI/OSAVI	0,532***	-	0,198 ^{ns}
	76	MCARI	0,407**	-	0,070 ^{ns}
UFV	34	TCARI/OSAVI	0,394**	MCARI	0,503***
	49	MCARI/OSAVI	0,513***	-	0,235 ^{ns}
	62	MCARI/OSAVI	0,414**	MCARI	0,290*
	69	MCARI/OSAVI	0,534***	MCARI	0,473***
	83	TCARI/OSAVI	0,517***	-	0,119 ^{ns}

⁽¹⁾ Nível de significância: * p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; ns - Não significativo; Exp. - Experimento; DAE - Dias após emergência; IV - Índice de vegetação; r - Correlação

e resistentes aos efeitos da reflectância de solo e de matérias não fotossintéticas (Haboudane et al., 2002). OSAVI é um índice que também minimiza o efeito do solo (Rondeaux et al., 1996). Assim, a razão entre MCARI e TCARI com OSAVI combina com as respectivas habilidades de cada um, de forma a responder às variações da clorofila, minimizando os efeitos de reflectância de fundo de solo (Zarco-Tejada et al., 2004; Haboudane et al., 2002). Cao et al. (2013) apresentaram resultados similares a este, no caso, a correlação significativa de Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) com índice de severidade de doença do trigo em diferentes estádios fenológicos. Observa-se ainda que entre os índices testados (Tabela 1), os da família CARI são os únicos que utilizam comprimentos de onda e bandas multiespectrais do red-edge, o que corrobora com a importância desta faixa espectral para a estimativa do mofo-branco.

Canteri et al. (2010) mencionam que a intensidade do MB aumenta em função de temperaturas moderadas e períodos prolongados de alta umidade. Há, então, a necessidade de levantamento de variáveis climáticas dentro do dossel de forma a melhorar a compreensão do comportamento espectral da cultura durante seu ciclo e só então estabelecer modelos de maior acurácia. Índices de vegetação representados pela razão entre os da família CARI com OSAVI para reflectâncias hiperspectral tenderam a se repetir durante as datas ressaltando a aplicabilidade desses índices nos diversos estádios fenológicos. Esta tendência demonstra um potencial maior desses modelos para estimativa da doença em relação aos comprimentos de onda determinados pela regressão PLS; entretanto, tais índices devem ser testados em condições de maior incidência de doença visando testar seu desempenho nestas condições.

CONCLUSÕES

1. Através dos métodos utilizados foi possível indicar épocas e locais suscetíveis à manifestação do mofo-branco antes que seja perceptível visualmente.
2. As alterações de reflectância no feijoeiro provocadas pela ação do mofo-branco podem indicar a presença da doença a partir do último estágio vegetativo da cultura (V4) em condições de pouca severidade da doença.
3. Os modelos que utilizaram reflectâncias hiperspectrais obtiveram melhor desempenho para a estimativa do mofo-branco no feijoeiro do que os modelos utilizando reflectâncias multiespectrais.
4. Comprimentos de onda presentes na faixa espectral do red-edge foram os mais representativos para a estimativa do mofo-branco.
5. Índices de vegetação que são resistentes a efeitos da reflectância de solo (TCARI e MCARI e sua razão com OSAVI) estimaram melhor as doenças de feijão do que os demais.

AGRADECIMENTOS

À Fundação de Amparo à Pesquisa do estado de Minas Gerais – FAPEMIG, pelas bolsas de estudo concedidas e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPQ, pelos recursos disponibilizados para o desenvolvimento do trabalho em campo.

LITERATURA CITADA

- Ahamed, T.; Tian, L.; Zhang, Y.; Ting, K. C. A review of remote sensing methods for biomass feedstock production. *Biomass and Bioenergy*, v.35, p.2455-2469, 2011. <http://dx.doi.org/10.1016/j.biombioe.2011.02.028>
- Barton, C. V. M. Advances in remote sensing of plant stress. *Plant and Soil*, v.354, p.41-44, 2011. <http://dx.doi.org/10.1007/s11104-011-1051-0>
- Canteri, M. G.; Silva, O. C. da; Tsukahara, R, Y. In: Pria, M. D.; Silva, O. C. (ed.). *Cultura do Feijão: Doenças e controle*. Ponta Grossa: UEPG, 2010. p.133-148.
- Cao, X.; Luo, Y.; Zhou, Y.; Duan, X.; Cheng, D. Detection of powdery mildew in two winter wheat cultivars using canopy hyperspectral reflectance. *Crop Protection*, v.45, p.124-131, 2013. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cropro.2012.12.002>
- Daszykowski, M.; Serneels, S.; Kaczmarek, K.; et al. TOMCAT: A MATLAB toolbox for multivariate calibration techniques. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, v.85, p.269-277, 2007. <http://dx.doi.org/10.1016/j.chemolab.2006.03.006>
- Daughtry, C. S. T.; Walthall, C. L.; Kim, M. S.; Colstoun, E. B. DE. Estimating Corn Leaf Chlorophyll Concentration from Leaf and Canopy Reflectance Remote Sensing of Environment. v.74, p.229-239, 2000.
- Devadas, R.; Lamb, D. W.; Simpfendorfer, S.; Backhouse, D. Evaluating ten spectral vegetation indices for identifying rust infection in individual wheat leaves. *Precision Agriculture*, v.10, p.459-470, 2009. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-008-9100-2>
- Franke, J.; Menz, G. Multi-temporal wheat disease detection by multi-spectral remote sensing. *Precision Agriculture*, v.8, p.161-172, 2007. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-007-9036-y>
- Gitelson, A. A.; Kaufman, Y. J.; Merzlyak, M. N. Use of a Green Channel in Remote Sensing of Global Vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, v.58, p.289-298, 1996. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00072-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7)
- Haboudane, D.; Miller, J. R.; Tremblay, N.; Zarco-Tejada, P. J.; Dextraze, L. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, v.81, p.416-426, 2002. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00018-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00018-4)
- Miao, Y.; Mulla, D. J.; Randall, G. W.; Vetsch, J. A.; Vintila, R. Combining chlorophyll meter readings and high spatial resolution remote sensing images for in-season site-specific nitrogen management of corn. *Precision Agriculture*, v.10, p.45-62, 2009. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-008-9091-z>
- Paula Júnior, T. J.; Vieira R. F. Teixeira H.; et al. Mofo-branco. In: Paula Júnior, T. J.; Wendland, A. (eds.) *Melhoramento genético do feijoeiro-comum e prevenção de doenças*. Viçosa: EPAMIG, 2012. 157p.
- Prabhakar, M.; Prasad, Y. G.; Desai, S. et al. Hyperspectral remote sensing of yellow mosaic severity and associated pigment losses in *Vigna mungo* using multinomial logistic regression models. *Crop Protection*, v.45, p.132-140, 2013. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cropro.2012.12.003>
- Qi, J.; Chehbouni, A.; Huete, A. R.; Kerr, Y. H.; Sorooshian, S. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, v.48, p.119-126, 1994. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90134-1](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(94)90134-1)

- Rondeaux, G.; Steven, M.; Baret, F. Optimization of Soil-Adjusted Vegetation Indices. *Remote Sensing of Environment*, v.55, p.95-107, 1996. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00186-7](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(95)00186-7)
- Roujean, J.; Breon, F. Estimating PAR Absorbed by Vegetation from Bidirectional Reflectance Measurements. *Remote Sensing of Environment*, v.51, p.375-384, 1995. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)00114-3](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(94)00114-3)
- Rouse, J. W.; Hass, R. H., Schell, J. A.; Deering, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: *Earth Resources Technology Satellite (ERTS) Symposium*, 3, 1973, Washington. Proceedings... Washington: NASA, 1973. v.1, p.309-317.
- Shafri, H. Z. M.; Hamdan N. Hyperspectral Imagery for Mapping Disease Infection in Oil Palm Plantation Using Vegetation Indices and Red Edge Techniques. *American Journal of Applied Sciences*, v.6, p.1031-1035, 2009. <http://dx.doi.org/10.3844/ajassp.2009.1031.1035>
- Song, S.; Gong, W.; Zo, B.; Huang, X. Wavelength selection and spectral discrimination for paddy rice, with laboratory measurements of hyperspectral leaf reflectance. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v.66, p.672-682, 2011. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.05.002>
- Teófilo, R. F.; Martins, J. P. A.; Ferreira, M. M. C. Sorting variables by using informative vectors as a strategy for feature selection in multivariate regression. *Journal of Chemometrics*, v.23, p.32-48, 2009. <http://dx.doi.org/10.1002/cem.1192>
- Tucker, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, v.150, p.127-150, 1979. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Vieira, R. F.; Paula Júnior, T. J.; Teixeira, H.; Carneiro, J. E. de S. White mold management in common bean by increasing within-row distance between plants. *Plant Disease*, v.94, p.361-367, 2010. <http://dx.doi.org/10.1094/PDIS-94-3-0361>
- Yang, C. M. Assessment of the severity of bacterial leaf blight in rice using canopy hyperspectral reflectance. *Precision Agriculture*, v.11, p.61-81, 2010. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-009-9122-4>
- Zarco-Tejada, P.; Miller, J.; Morales, A; Berjón, A; Agüera, J. Hyperspectral indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops. *Remote Sensing of Environment*, v.90, p.463-476, 2004. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2004.01.017>