

Revista Brasileira de Cartografia (2014) Nº 66/2: 285-301 Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto ISSN: 1808-0936

DETECÇÃO DE ÁREAS INFESTADAS POR NEMATOIDES E *MIGDOLUS FRYANUS* EM CULTURA CANAVIEIRA A PARTIR DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS RAPIDEYE

Detection of Infested Areas by Nematodes and Migdolus Fryanus in Sugarcane from Rapideye Multispectral Images

George Deroco Martins & Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo

Prudente Universidade Estadual Paulista – UNESP Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente – FCT Programa de Pós Graduação em Ciências Cartográficas / Departamento de Cartografia Rua Roberto Simonsen, 305,19060-900 - P. Prudente, SP gderoco@yahoo.com.br, mlourdes@fct.unesp.br

> Recebido em 29 de Março, 2013/ Aceito em 26 de Dezembro, 2013 Received on March 29, 2013/ Accepted on December 26, 2013

RESUMO

Embora assistido por modernas técnicas de plantio e manejo, o cultivo da cana-de-açúcar no Brasil é alvo constante de agentes patogênicos, cuja incidência leva a quedas consideráveis nos índices de produtividade da cultura. Dentre esses parasitos, destacam-se os nematoides e a larva do besouro*Migdolusfryanus* que, por se hospedar no solo e sistema radicular da planta, são de difícil detecção e controle. Pelo fato de registrar as variações nas características espectrais da planta quando submetida a condições de stress, os sensores remotos multiespectrais constituem-se em um instrumento adequado para detecção destes parasitas na vegetação. Assim, este estudo foi desenvolvido com o objetivo de avaliar o potencial de imagens multiespectrais RapidEye na detecção e discriminação de áreas infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus*. A abordagem adotada se baseou na utilização das bandas espectrais originais e imagens derivadas de índices multiespectrais para distinguir áreas infestadas da cultura sadia. Inicialmente, foram definidas áreas experimentais, por meio do monitoramento *in situ*, identificando talhões com plantas sadias e infestadas, por um ou outro parasita e, na sequência realizou-se o tratamento e análise das imagens multiespectrais e mapeamento das áreas com plantas sadias e parasitadas pela praga e por nematoides. Os mapas temáticos resultantes mostraram que as imagens multiespectrais RapidEye foram apropriadas para discriminar, individualmente, as áreas infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus*, evidenciando que o uso de combinações específicas de bandas e índices multiespectrais torna possível detectar acuradamente as áreas infestadas.

Palavras chaves: Sensoriamento Remoto da Vegetação, Índices Espectrais, Cana-de-açúcar, Nematoides, *Migdolus-fryanus*.

ABSTRACT

The cultivation of sugar cane in Brazil today is assisted by modern techniques of planting and management, but nevertheless is constant target pathogens, the incidence leads to considerable decreases in crop productivity indexes, whose incidence leads to significant declines in crop yield. Among these parasites, the nematodes and *Migdolus fryanus* beetle larvae are difficult to detect and control, since their remain in the soil and plant root system. Once the multispectral remote sensors record the spectral characteristics of the plant and subjected to the normal conditions of stress, such instruments have proven suitable for the detection of such parasites in agricultural crops. Therefore, this study was performed to evaluate the potential of RapidEye multispectral images in the detection and discrimination of areas infested by nematodes and *Migdolus fryanus*. The approach adopted was based on the use of original spectral bands and indices derived from multispectral images to distinguish infested areas of healthy culture. Initially, experimental areas are defined by *in situ* monitoring and were identified stands with healthy plants and infested by one or other parasite. Then it was performed the treatment and analysis of multispectral images and mapping of areas of healthy vegetations and with plants infested by the pest and nematodes. The classified maps showed that multispectral images were appropriated to discriminate areas infested with nematodes and *Migdolus fryanus*, demonstrating that the use of specific combinations of multispectral bands and vegetation indexes can detect accurately the infested areas.

Keywords: Remote Sensing of Vegetation, Spectral Index, Sugarcane, Nematodes, Migdolus fryanus.

1. INTRODUÇÃO

O cultivo da cana-de-açúcar possui, atualmente, grande importância econômica para o Brasil por fornecer a matéria prima para a produção de açúcar, etanol e energia elétrica, além de exercer um papel relevante tanto no mercado interno quanto externo. São Paulo é o principal Estado produtor de cana-de-açúcar, sendo responsável por cerca de 60% de todo o açúcar e 62% de todo etanol produzido no País, além de 70% das exportações nacionais de açúcar (UNICA, 2012).

A produção de açúcar, etanol e energia elétrica concebida pela queima do bagaço da cana-de-açúcar associa-se diretamente com a quantidade de matéria prima disponível que, por sua vez, depende da área plantada, da produtividade agrícola e do açúcar total recuperável. Desses três fatores, o mais variável é a produtividade agrícola, a qual está condicionada a uma série de outros fatores relacionados a aspectos agronômicos, climáticos, geológicos e, principalmente, por fatores fitossanitários (PICOLI, 2006).

Especificamente no estado de São Paulo, segundo Corbani (2008), alguns dos fatores fitossanitários que levam a queda na produtividade da cultura são as altas incidências de parasitas do sistema radicular das plantas, como nematoides e a larva do besouro *Migdolus fryanus*. Esses dois parasitas são encontrados em diversos tipos de solos, porém causam maiores danos em lavouras cultivadas em solos arenosos (OMARJEE et al., 2008). O início do parasitismo é caracterizado pelo ataque ao sistema radicular da planta, o que prejudica o posterior desenvolvimento e crescimento do vegetal, sendo que quando a infestação é severa, pode ocorrer morte prematura de parte da cultura (PERIN et al., 2006).

As pesquisas realizadas nas últimas décadas, além de estudos publicados recentemente sobre os efeitos do parasitismo de nematoides e Migdolus fryanus, como em Perin et al. (2006) e Berry et al. (2008), têm demonstrado que as quedas nos índices de produtividade agrícola são mais perceptíveis no desenvolvimento da cana-de-açúcar de soca, situação em que o solo encontra-se mais fragilizado e carente de nutrientes orgânicos. Nesse mesmo contexto, Kaya et al. (2006) e Nguyen et al. (2010) relatam que, quando não se adota a rotação de diferentes culturas em áreas de plantio agrícola, como em lavouras de cana-de-açúcar, a cultura torna-se mais suscetível a diversos agentes patogênicos. Com isso, as populações desses agentes continuam crescendo e comprometendo o desenvolvimento das culturas de cana-deaçúcar que virão posteriormente.

O controle desses parasitas é difícil e, muitas vezes, oneroso, porém a almejada sustentabilidade do sistema produtivo requer o contínuo monitoramento das áreas de cultivo e adoção de práticas adequadas de manejo, tanto para redução de perdas atuais guanto para prevenção ao surgimento de novos focos. O emprego de nematicidas e fungicidas além de ser oneroso, geralmente utiliza produtos de alta toxidade, os quais são tidos como potencialmente danosos ao meio ambiente (CORBANI, 2008). Desse modo, com intuito de diminuir o uso desenfreado de agrotóxicos surgiu, nas últimas décadas, a necessidade de se detectar a ocorrência de pragas em pontos específicos nas lavouras agrícolas, a fim de evitar a aplicação dos produtos químicos na totalidade da área.

O monitoramento e o gerenciamento da cadeia produtiva da cultura da cana-de-açúcar são essenciais para avaliar a sustentabilidade da produção agrícola no Brasil. Nos últimos anos, imagens de satélites de Sensoriamento Remoto se tornaram ferramentas imprescindíveis para o monitoramento da vegetação, principalmente por permitir acompanhar o desenvolvimento da cultura ao longo do tempo, fornecer subsídios para previsão de safra, determinação de novas áreas de cultivo, entre outras possibilidades como a identificação de áreas agrícolas afetadas por parasitas (SUGAWARA et al., 2011).

O princípio utilizado no estudo da vegetação por Sensoriamento Remoto é a existência de relações entre respostas espectrais do dossel e os parâmetros que caracterizam o estado de crescimento da planta. As respostas radiométricas são captadas pelos sensores e utilizadas para inferir o crescimento da vegetação e o estado de saúde do vegetal, ou seja, as medidas de reflectância são utilizadas para estimar danos causados por doenças em culturas agrícolas (JENSEN, 2009). Assim, o comportamento das plantas em diferentes situações de cultivo constitui uma informação relevante, quando usada na elaboração de modelos de estimativa de danos baseadas em medidas espectrais (HIKISHIMA et al., 2010).

O Sensoriamento Remoto apresenta grande contribuição na identificação das lavouras de cana-de-açúcar atingidas por doenças, pois, a partir de medidas radiométricas *in situ* e imagens multiespectrais ou hiperespectrais, torna-se possível correlacionar os dados radiométricos, presentes em imagens orbitais e espectros obtidos em campo, com parâmetros biofísicos da vegetação, através da detecção, quantificação e análise da energia eletromagnética refletida, absorvida, transmitida e/ou emitida pelos alvos, em intervalos espectrais específicos (VIEIRA, 2003; GALVÃO et al., 2005; MACHADO et al., 2007).

Nesse contexto, o objetivo deste estudo foi avaliar o potencial do Sensoriamento Remoto orbital, por meio de imagens multiespectrais tomadas pelo sistema RapidEye, na detecção e discriminação de áreas infestadas por nematoides ou *Migdolus fryanus* em lavouras de cana-deaçúcar. Para sua realização foram identificadas áreas experimentais (talhões da cultura da canade-açúcar, com a ocorrência de cada um dos agentes patogênicos e da cana-de-açúcar sadia) a partir de levantamentos exploratórios em áreas de cultivo.

2. COMPORTAMENTO ESPECTRAL DA CANA-DE-AÇÚCAR

A resposta espectral da cana-de-açúcar depende tanto de fatores bioquímicos do vegetal como das características físicas do dossel. Em geral esses fatores estão relacionados com: a arquitetura da copa do dossel, composição físico-química foliar, parâmetros agronômicos e condições atmosféricas (ABDEL RAHMAN et al., 2008).

Para autores como Lee-Lovick et al. (1991), Gers (2003), Apan et al. (2004) Galvão et al. (2005), Almeida et al (2006); Fortes e Demattê (2006), Rao (2008) Bégué (2010) Gonçalves et al. (2012), o fator que mais afeta as propriedades óticas da cana-de-açúcar é a estrutura geométrica da copa do dossel. Estudos relatados por alguns autores (SIMÕES et al., 2005; SINGELS et al., 2005; SMIT et al., 2006; TEJERA, et al. 2007), procurando relacionar a informação espectral com variáveis agronômicas obtidas a partir de medidas realizadas com instrumentos portáteis, mostraram uma maior reflectância em dosséis planófilos (folhagem pouco ereta) se comparado à dosséis erectófilos (folhagem ereta).

A resposta espectral da cana-de-açúcar também é influenciada pelos pigmentos presentes na folha, tais como a clorofila *a* e *b*, carotenos, xantofilas e antocianinas (ABDEL RAHMAN, 2008). Esses pigmentos foliares podem afetar o comportamento espectral da cana-de-açúcar diretamente pela absorção da REM (GALVÃO et. al, 2005), ou indiretamente, devido a influência que exercem sobre os processos fisiológicos que atuam no desenvolvimento do vegetal (ABDEL RAHMAN et al., 2010).

Além dos pigmentos, a deficiência de nitrogênio foliar pode alterar a reflectância do vegetal ao longo do espectro (GRISHAM et al., 2010), assim como o conteúdo de água nas folhas que, na cana-de-açúcar, produzi bandas de absorção em comprimentos de ondas específicos (1400nm e 1900nm) (GALVÃO et al. 2005).

Em geral, o padrão espectral da cana-deaçúcar sadia na região do visível é caracterizado pela ocorrência de duas bandas de absorção pela clorofila, definidas nos intervalos espectrais entre 450nm e 520nm (azul) e 630nm e 690nm (vermelho). Já na faixa do infravermelho, a reflectância é alta e tende a aumentar com o acréscimo na quantidade de folhas, em função das múltiplas reflexões da radiação incidente nos espaços intracelulares do mesófilo foliar. Outra característica que explica as diferentes no infravermelho próximo está relacionada com os diferentes índices de sacarose presentes no colmo do vegetal e com a quantidade de água presentes na folha da cana-de-açúcar (ABDEL RAHMAN et al., 2010).

A resposta espectral também varia quando a planta está em senescência ou sob algum estresse ambiental. A diminuição no teor de clorofila leva a uma menor absorção nas bandas do visível e uma maior reflectância, principalmente no intervalo de 550 a 700nm, causando a aparência amarelada ou clorótica da planta (CARTER, 1993).

Segundo Cibula e Carter (1992), as regiões do espectro do visível mais sensíveis a estresse estão entre 530 a 640nm e de 680 a 700nm. Valores maiores de próximos a 700nm representam o que frequentemente é chamado de "deslocamento da borda vermelha para o azul" (em inglês, "*blue shift of the red edge*"), ou seja, um deslocamento, em direção aos menores comprimentos de onda, do gradiente de transição vermelha/infravermelho próximo, perceptível quando é feita a representação gráfica da reflectância pelo comprimento de onda.

Quando a planta está sujeita a estresse decorrente de uma severa desidratação foliar, também ocorrem mudanças também ocorrem mudanças na reflectância do infravermelho próximo, o que se manifesta como menores valores de reflectância ao longo desse intervalo (NOGUCHI, 2004). Portanto, as variações no comportamento espectral da cana-de-açúcar sadia e em condições de estresse, permitem a discriminação entre essas ocorrências, além de medir e monitorar importantes características biofísicas e atividades humanas na terra seja por meio de sistemas hiperespectrais ou multiespectrais (JENSEN, 2009).

3. CALIBRAÇÃO RADIOMÉTRICA E CORREÇÃO ATMOSFÉRICA DE IMA-GENS MULTIESPECTRAIS

Na aquisição de uma imagem multiespectral, deve-se considerar que a radiação eletromagnética coletada por sensores remotos, é espalhada e absorvida por gases e aerossóis quando de sua trajetória pela atmosfera no percurso fonte – alvo - sensor. Portanto, a variabilidade nas condições atmosféricas deve ser considerada para se obter valores de reflectância e radiância de superfícies vegetais, a partir dos números digitais (NDs) de uma imagem (MACHADO, 2003). Além disso, cada banda de cada sensor possui um critério próprio para discretizar os valores de radiância medidos na escala específica de sua resolução radiométrica, inviabilizando a comparação entre NDs de bandas diferentes, tanto para um mesmo sensor quanto para sensores diferentes.

Desse modo, a conversão dos ND dos pixels de uma imagem multiespectral em valores físicos, como a radiância e a reflectância, é um importante processo que possibilita a caracterização espectral de objetos e a utilização de operações numéricas que incluem diferentes bandas espectrais ou diferentes sensores (SCHOWENGERDT, 2006). Para converter NDs em valores físicos, devem-se transformar os números digitais de uma imagem em valores de radiância aparente ($L_0(\lambda)$) (NOVO, 1992). O valor de $L_0(\lambda)$ é dado pela Equação 1:

$$L_{0}(\lambda) = (Lmin(\lambda) + \frac{(Lmax(\lambda) + Lmin(\lambda))}{2^{x}} * ND(\lambda)) (1)$$

Em que, x é o número de bits e, $Lmin(\lambda)$ e $Lmax(\lambda)$ são os valores de radiância mínima e radiância máxima, respectivamente, para o comprimento de onda λ .

É importante destacar que o valor de $L_0(\lambda)$ medido em nível orbital não representa fielmente a radiância da superfície, já que o sensor recebe uma intensidade de energia que inclui a radiação específica do alvo, acrescida da radiação de trajetória e do fluxo, que é espalhado pala atmosfera (NOVO, 1992). Além disso, conforme, Ponzoni e Shimabukuro (2007), a radiância é um parâmetro radiométrico que

depende da intensidade de energia irradiada pela fonte e, portanto, não é o parâmetro mais apropriado na análise das propriedades espectrais dos alvos. Esse parâmetro é a reflectância, expressa em termos de Fator de Reflectância (FR) o qual, quando calculado a partir dos valores de Radiância Bidirecional $(L_0(\lambda)B)$ aparente, passa a representar o Fator de Reflectância Hemisférico Cônico aparente (FRHC aparente) (SCHOWENDGERT, 2006).

Markhan e Barker (1986) apresentam o processo para transformar ND e FRHC aparente no qual, primeiramente, convertem-se os NDs em $L_0(\lambda)B$ aparente e, posteriormente, calcula-se o FRHC aparente a partir dos valores de $L_0(\lambda)B$ aparente. Com isso, é possível realizar operações aritméticas utilizando dados de diferentes bandas espectrais registrados para um mesmo sensor ou para sensores diferentes, uma vez que os novos ND's representam um parâmetro físico apresentado em uma mesma escala (PONZONI e SHIMABUKURO, 2007).

Mas ainda assim, conforme coloca Schowendgert (2006), não é possível a caracterização espectral de um alvo da superfície terrestre uma vez que, intrinsecamente, os valores de FRHC aparente, incluem os efeitos da atmosfera. Para que tal caracterização seja possível, faz-se necessário eliminar ou minimizar esses efeitos.

Segundo Ponzoni e Shimabukuro (2007), uma das formas de minimizar os efeitos da atmosfera é aplicar modelos de correção atmosférica aos valores de $L_0(\lambda)B$ aparente ou de FRHC aparente. Alguns dos modelos atmosféricos mais utilizados se baseiam na teoria da transferência radiativa, como o Moderate Spectral Resolution Atmospheric Transmittance Algorithm (MODTRAN), implementado em diversos softwares de processamento digital de imagens e que oferece variadas possibilidades de entradas de dados provenientes da caracterização espectral da atmosfera, principalmente em relação às concentrações de vapor d'água, ozônio, profundidade óptica e concentração de aerossóis.

Como a parametrização dos modelos baseados na transferência óptica da atmosférica é bastante complexa, podem-se adotar algumas condições de contorno e aproximações nesse processo. Por exemplo, é possível utilizar dados de uma cena do sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), tomada simultaneamente à imagem, para estimar a presença desses importantes constituintes da atmosfera, como a quantidade de vapor d'água (g/m³), e para otimizar a modelagem de outros constituintes (PONZONI e SHIMABUKURO, 2007).

O resultado da correção atmosférica é uma imagem cujos pixels têm seus atributos expressos em Reflectância de superfície (R superfície), ou seja, assume-se que os FRHC resultantes referem-se aos estimadores da Reflectância Hemisférica Cônica dos alvos presentes na superfície terrestre, sendo possível, a caracterização espectral dos alvos de interesse (SHOWENDGERT, 2006).

4. ANÁLISE DE IMAGENS MULTIESPEC-TRAIS APLICADA NA AGRICULTURA

O Sensoriamento Remoto Multiespectral aplicado à agricultura é baseado no registro da REM resultante da interação com o solo e com a vegetação (MULLA, 2012). Basicamente, os sistemas multiespectrais traduzem a energia refletida dos dosséis vegetais, em número digital em diferentes bandas espectrais definidas em grandes intervalos do espectro eletromagnético (JENSEN, 2009).

Nos últimos anos, a maior disponibilidade de sistemas sensores expandiu o contingente de opções para o uso de dados orbitais voltados a aplicações agrícolas, devido principalmente, ao aumento significativo nas resoluções espaciais e radiométricas, como a inserção de bandas multiespectrais específicas e sensíveis à vegetação (SANCHES, 2013; PONZONI e SHIMABUKURO, 2012). Com isso, surgiram novas possibilidades de analisar a vegetação por meio de sua resposta espectral, a partir de combinações e/ou transformações de bandas espectrais (PONZONI e SHIMABUKURO, 2012).

4.1. Índice de Vegetação

O desenvolvimento de relações funcionais entre as características da vegetação e dados coletados remotamente tem sido meta de muitos estudos, principalmente aplicados aos setores agrícolas e florestais e levou à proposição de combinações específicas de bandas espectrais e na concepção dos chamados índices de vegetação nos. Para minimizar a variabilidade causada por fatores externos à vegetação como solo, atmosfera e geometria de aquisição dos dados, a reflectância espectral tem sido transformada e combinada em vários índices de vegetação. Os índices mais comumente empregados utilizam a informação de reflectância do dossel da vegetação, nas regiões espectrais do vermelho e infravermelho próximo, por meio de combinações de bandas espectrais através da soma, da diferença, ou qualquer combinação da razão entre as bandas. (JENSEN, 2009).

A razão simples foi o primeiro índice com aplicações em vegetação (JORDAN, 1969), sendo obtida pela divisão de valores de FRHC registrados na banda da região do infravermelho próximo, por valores de FRHC correspondentes na região do vermelho. Entretanto, a razão simples apresenta algumas limitações: para áreas densamente vegetadas, a quantidade refletida de radiação eletromagnética na região do vermelho, aproxima-se de valores muito pequenos, de modo que, essa razão aumenta desproporcionalmente (PONZONI e SHIMABUKURO, 2007).

Rouse et al (1974) propuseram o índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), obtido quando se normaliza a razão simples para o intervalo de -1 a 1. Para alvos terrestres, o limite inferior torna-se aproximadamente zero e o limite superior aproximadamente 0,80. A normalização é mostrada na equação 2.

$$NDVI = \frac{(\rho_{IVP} - \rho_V)}{(\rho_{IVP} + \rho_V)}$$
(2)

Em que, $\rho_{_{IVP}}$ é o FRHC no infravermelho próximo e $\rho_{_V}$ é o FRHC no vermelho.

O NDVI é utilizado para construir perfis sazonais e temporais das atividades da vegetação, permitindo comparações interanuais desses perfis (PONZONI & SHIMABUKURO, 2007), além de serem úteis para reduzir erros advindos de diferenças de iluminação solar, sombras de nuvens, atenuações atmosféricas e variações topográficas presentes em múltiplas bandas de imagens de múltiplas datas (JENSEN, 2009).

Outro índice de vegetação, o EVI, é frequentemente usado como alternativa ao NDVI por apresentar maior sensibilidade à reflectância da vegetação (ROCHA et al., 2009). Essa

métrica, além de utilizar informações espectrais do vermelho e do infravermelho próximo também requer os níveis de reflectância do azul (JIANG et al., 2008). A formulação do EVI é descrita na Equação 3.

$$EVI = 2.5 \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + C_1 \rho_V + C_2 \rho_A + L} (1 + L) \quad (3)$$

Em que, ρ_A refere-se ao FRHC no azul, L é o fator de ajuste de dossel, que leva em conta, para o vermelho e infravermelho próximo, um coeficiente de extinção da radiação através do dossel (HUETE, 1988). C₁ e C₂ são dois coeficientes que descrevem a utilização da banda azul para compensar os espalhamentos por aerossóis perceptíveis na banda do vermelho.

O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) foi apresentado por Huete (1988) como o primeiro índice capaz de minimizar os efeitos do substrato do dossel. O cálculo do SAVI é expresso pela Equação 4.

$$SAVI = \frac{(1+L)(\rho_{IVP} - \rho_V)}{(\rho_{IVP} + \rho_V) + L}$$
(4)

A partir do SAVI, foram desenvolvidos vários índices menos sensíveis aos efeitos atmosféricos, inclusive o EVI. O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Modificado (MSARVI), desenvolvido por Huete et al. (1994), é outro desses índices, sendo expresso pela Equação 5.

MSARVI =
$$\frac{2\rho_{IVP} + 1 - \sqrt{[(2\rho_{IVP} + 1)^2 - \rho_{IVP} - \rho_A + 2\rho_V]}}{2}$$
 (5)

4.2 Classificação de Alvos com Base na Similaridade Espectral

Uma maneira de representar espacialmente as áreas agrícolas submetidas à condição de estresse, discriminadas das áreas com plantas sadias, é por meio de mapas temáticos gerados a partir da classificação de uma imagem multiespectral (SCHOWENGERDT et al., 2007).

Para que haja a interferência mínima no processo de discriminação com base nas variações da resposta espectral dos alvos de interesse é possível recorrer aos métodos de classificação não supervisionada ou técnicas de agregamento espectral. Nessa abordagem, no processo de classificação não há interferência do analista e as classes espectrais são definidas com base no agrupamento de *pixels* que apresentam similaridade espectral através da aplicação de métodos de agregamento, utilizando medidas de similaridade (RICHARDS et al., 1999).

No entanto, mesmo com o bom desempenho dos algoritmos no processo de formação de agrupamentos espectrais ressalta-se que os métodos empregados podem resultar em diferentes soluções de agrupamento para um mesmo conjunto de dados. Desse modo é necessário possuir meios para avaliar a qualidade do agrupamento resultante. Um dos indicadores de qualidade é a definição de um nível de significância para o término das iterações da classificação.

Como exemplo de algoritmos de agrupamento não supervisionado largamente utilizados tem-se o Isodata, o qual permite um ajuste do número de classes automaticamente durante a interação por fusão de agrupamentos semelhantes e divisão de classes com grande desvio padrão (JENSEN, 2009). Em relatos de investigações como a de Panda et al. (2009), o algoritmo Isodata apresentou grande potencial na discriminação de áreas agrícolas em imagens de alta resolução espacial.

5. MATERIAIS E MÉTODOS

5.1 Áreas Experimentais e Dados Utilizados

Este estudo foi realizado em áreas de cultivo de cana-de-açúcar da usina Umoe Bionergy, situada no oeste do estado de São Paulo, entre os Munícipios de Sandovalina e Estrela do Norte, a qual se constitui em região canavieira em contínua expansão agrícola (Figura 1). As áreas experimentais selecionadas são constituídas de talhões nos quais foi certificada a ocorrência de nematóides (centralizada nas coordenadas UTM 410979, 199 W e 7516401,397 N, Fuso 23) e *Migdolus fryanus* (UTM 400959,414 W e 7509804,984 N, Fuso 23).

As áreas experimentais mostradas em destaque na Figura 1 foram avaliadas em intervalos de tempo regulares (a cada dois meses) durante o ciclo de desenvolvimento da cultura. Esse procedimento permitiu realizar o posicionamento de locais de ocorrência de cada tipo de infestação e usar a informação georreferenciada para aferir o mapeamento.

 Os instrumentos e dados utilizados foram:
Espectrorradiômetro de campo ASD Fieldspec HandHeld, operando em 512 canais no intervalo espectral entre 0,325 a 1075 μm, resolução espectral de 0,016 μm equantização do sinal em 16 bits, para caracterização espectral das áreas sadias e infestadas;



Fig. 1 - Representação das duas áreas de estudos (talhões de cana-de-açúcar infestada por nematoides e Migdolus fryanus) – Composição colorida (1-azul, 2-verde e 3-vermelho) do sensor RapidEye.

- Receptor GPS de navegação Garmin E-trex, para georreferenciamento das medidas tomadas *in situ*;
- Imagens multiespectrais do sistema RapidEye, com resolução espacial de 5 m na direção nadir e cinco bandas (azul, verde, vermelho, vermelho limítrofe (Red Edge) e infravermelho próximo); As informações referentes ao sistema de imageamento multiespectral RapidEye, contidas neste tópico, foram todas extraídas de Felix et al. (2009).
- Imagem MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), plataforma TERRA, utilizada para estimar a concentração de vapor d'água atmosférico.

5.2 Desenvolvimento metodológico

A abordagem metodológica considerou a utilização de imagens multiespectrais nas bandas espectrais originais e derivadas de índices espectrais para distinguir áreas infestadas da cultura sadia. Para isso, foram realizadas as seguintes atividades: (1) definição de áreas experimentais por meio do monitoramento in situ da cultura sadia, infestada pela praga e por nematoides; (2) aquisição de medidas radiométricas georreferenciadas em cana-deaçúcar nas três condições; (3) identificação de pontos georreferenciados na cana-de-açúcar também três condições fitossanitárias estudadas; (4) aquisição, tratamento e análise de imagens multiespectrais de alta resolução espacial; (5) mapeamento das áreas com plantas sadias e parasitadas pela praga e por nematoides.

Identificados os talhões com vegetação sadia e infestada, foram realizadas de medidas espectrorradiométricas *in situ* para caracterizar espectralmente as ocorrências de cana-de-açúcar sadia, infestada por nematoides e por *Migdolus fryanus* em condições de campo.

Em seis de outubro de 2013 foram tomadas as imagens multiespectrais RapidEye dos talhões caracterizados anteriormente,, constituídas por duas cenas, já que as áreas agrícolas com os talhões infestados com nematoides e *Migdolus fryanus* estavam a uma distância superior ao quadro de aquisição de uma cena do sistema RapiEye. As imagens foram adquiridas com nível de processamento 1 B, ou chamado de *Basic Level 1B*, correspondente ao nível básico de correção geométrica e radiométrica, incluindo correções de erros inerentes aos sensores e relacionando-a a um sistema de referência. Não houve a necessidade de calibração radiométrica das cenas, uma vez que as imagens RapidEye incorporam essa correção, feita pelo segmento de distribuição das imagens (FELIX, 2009).

Por outro lado, esse dado não possui qualquer tipo de tratamento atmosférico para os efeitos da absorção e do espalhamento da REM, de modo que foi realizada uma correção atmosférica em cada uma das cenas adquiridas. A correção atmosférica foi realizada no software *ENVI 4.8*, com o uso do módulo de correção FLAASH, o qual é baseado no modelo atmosférico *MODTRAN 4* proposto por (KAUFMAN et al., 1997)

Para essa correção atmosférica foram informados, em arquivo ASCII, os valores dos comprimentos de onda médios de cada banda do sensor e feita à transformação da imagem para um formato *Band Inteleaved by Line* (BIL). Previamente à correção, o módulo FLAASH requisita uma série de parâmetros de navegação do sensor no momento de aquisição da cena, os quais são extraídos dos arquivos de navegação da imagem.

Com relação aos parâmetros e índices atmosféricos, é solicitado o modelo atmosférico para a região e os parâmetros sobre concentração de vapor d'água na atmosfera, modelo de aerossóis, modelo de aerossol recuperado, visibilidade e taxa de CO2. O modelo atmosférico definido foi o "tropical", de acordo com Felde et al. (2003), visto que as duas áreas de estudos encontram-se a uma latitude de -22° Sul. A constante multiplicativa de vapor d'água foi definida a partir do produto MOD07 L2 do sensor MODIS/TERRA, tomada na mesma data de aquisição das cenas RapidEye, resultando em um valor de 3.96 g/cm² para as duas cenas. Nesse sentido, adotou-se a referência de Adler-Golden et al. (1999) para a constante de multiplicativa de vapor d'água, a qual especifica que seu valor deve estar em um intervalo entre 3,96 g/cm² a 4,20 g/cm² em regiões tropicais, quando a coluna de vapor d'água não ultrapasse 5119 sdt atm-cm e a temperatura do ar esteja entre 27° a 40° Celsius.

O modelo de aerossol "rural" adotado considerou que as áreas de estudo se encontravam completamente fora do espaço urbano, O parâmetro de visibilidade foi definido como moderado estabelecendo-se um valor de 25 km. Por fim, a taxa de CO_2 foi especificada em 390 ppm, conforme Felde et al. (2003), que sugerem acrescentar 20 ppm a cada 10 anos passados de 2000, quando a taxa de CO_2 era de 370 ppm.

Com o intuito de avaliar o potencial da imagem RapidEye em discriminar as áreas sadias das infestadas e inferir geograficamente cada uma das ocorrências, obteve-se um conjunto de assinaturas espectrais derivadas das imagens e foram calculados índices multiespectrais sensíveis ao estresse hídrico da vegetação, ao teor de clorofila, a radiação fotossinteticamente ativa e ao índice de área foliar.

Para as cenas referentes aos talhões com infestação de *Migdolus fryanus* e nematoides foram geradas imagens derivadas, a partir dos seguintes índices: NDVI, EVI, SAVI e MSARVI. Esses índices, juntamente com as bandas espectrais originais constituíram os dados de entrada para a classificação. O cálculo dos índices multiespectrais foi realizado no *software* Idrisi Andes, por meio da ferramenta de álgebra de mapas.

O processo de classificação não supervisionada utilizado foi do tipo Isodata, o qual define iterativamente agrupamentos de pixels com similaridade espectral. Essa classificação foi feita no software *Idrisi Andes*, estabelecendo-se como parâmetros: nível de significância de 10% e máximo de três iterações.

Os dados de entrada da classificação constituíram-se de combinações de bandas espectrais os índices de vegetação derivados. Para ambas as ocorrências, o primeiro conjunto de dados para classificação foi composto das cinco bandas espectrais do sensor RapidEye. As demais quatro combinações usadas consideraram a utilização da banda do *vermelho limítrofe*, pelo fato de se encontrar em um intervalo propício à detecção de variações na saúde da vegetação, associada às imagens índice de vegetação NDVI, EVI, SAVI e MSARVI.

Por meio da análise de agrupamentos formados, foram identificadas 10 classes espectrais, às quais, atribuiu-se um significado informativo que contemplasse e apenas a informação de interesse, ou seja, áreas suspeitas de infestação por nematoides e *Migdolus fryanus*, agrupando-se em uma única classe os demais alvos presentes nas cenas.

Por fim foi feita uma análise das classificações, a fim de identificar quais dados de entrada discriminaram melhor às áreas de cada uma das ocorrências. Nessa avaliação, considerou-se se a localização geográfica das áreas infestadas identificadas em campo (10 pontos) e de pontos definidos como verdade terrestre por interpretação visual (40 pontos) e verificou-se se sua rotulação foi coincidente com áreas classificadas como possíveis da infestação evidenciadas nos mapas temáticos gerados.

6. RESULTADOS

A fim de caracterizar espectralmente a cana-de-açúcar sadia e infestada por nematoides e *Migdolus fryanus*, apresenta-se na Figura 2 as curvas médias de Fator de Refletância Hemisférico Cônico (FRHC) obtidas a partir dos elementos amostrais medidos em áreas de cana-de-açúcar parasitada e sadia, suavizadas por meio de filtro média móvel.



Fig. 2 - Curvas espectrais médias do FRHC da cana-de-açúcar sadia e parasitada por Nematoides e *Migdolus fryanus*. (CO: comprimento de onda)

As curvas espectrais da Figura 2 indicam que, na região do visível, especificamente entre 400nm e 520nm, a cana-de-açúcar infectada por nematoides apresentou valores maiores de FRHC. No espectro do visível, a partir de 520nm, a cultura sadia definiu valores de reflectância similar a aqueles obtidos em áreas de nematoides. A maior reflectância na região do azul é da canade-açúcar parasitada por nematoides. Destacase, ainda, um pico de reflectância na região do verde verificado para cana-de-açúcar sadia. Na curva de FRHC da cana-de-açúcar parasitada por *Migdolus fryanus*, também na região do visível, nota-se maiores valores ao longo de todo espectro correspondente ao vermelho (600nm a 680nm), quando comparados com as outras ocorrências.

Na região do infravermelho próximo (700nm a 1075nm) são marcantes as diferenças no comportamento espectral médio das amostras analisadas, principalmente entre a vegetação sadia e parasitada. As medidas realizadas em áreas de cana-de-açúcar parasitadas apresentam uma menor reflectância, quando comparadas à cana-de-açúcar sadia, principalmente para os talhões parasitados por *Migdolus fryanus*.

Analogamente a caracterização espectral obtida por meio das medidas espectrorradiométricas *in situ* do FRHC, o comportamento espectral das três ocorrências foi obtido a partir de valores corrigidos de reflectância de superfície extraídos dos pontos georreferenciados das imagens RapidEye. As curvas geradas pelos valores médios são apresentadas na Figura 3 e, para cada uma das ocorrências, indicam padrões de comportamento radiométrico semelhantes às curvas obtidas *in situ*. Desse modo, destaca-se a possibilidade de separar as áreas de cana de açúcar sadia das infestadas por meio dessas imagens.



Fig. 3 - Curvas espectrais da cana-de-açúcar sadia e parasitada por Nematoides e *Migdolus fryanus* obtidas de valores extraídos dos pontos georreferenciados nas imagens.

Nas Figuras 4 e 5 são apresentados os mapas temáticos das áreas selecionadas individualmente,

para o estudo da ocorrência de nematoides e Migdolus fryanus, respectivamente. Em cada um dos mapas, as classes espectrais geradas por meio da classificação não supervisionada Isodata foram agrupadas em duas classes de informação: Manchas, que indicam as áreas supostamente parasitadas, ou nas quais a resposta espectral do solo predomina, ou ainda com presença de plantas sob a condição de estresse e Outros, classe que engloba os demais alvos (cana-deacúcar de 12 meses, cana-de-acúcar de seis meses e Área de Preservação). A designação de manchas para áreas supostamente infestadas por nematoides e Migdolus foi proposital, haja vista, que pragas e parasitas do sistema radicular podem espectralmente ser confundidos com estresse hídrico.

No que se refere às manchas associadas à possível ocorrência de nematoides na cultura canavieira apresenta-se, na Figura 4, o mapa temático produzido utilizando as bandas espectrais originais do RapidEye como dados de entrada, assim como resultantes da combinação da banda do vermelho limítrofe com os índices EVI, SAVI, MSARVI e NDVI (isoladamente).

Ainda sobre a ocorrência de nematoides, na Tabela 1 apresenta-se a coincidência espacial resultante da comparação entre os 50 pontos de referência (10 verificados in situ e 40 adensados por interpretação visual) e as áreas rotuladas como Manchas associadas a nematoides no mapa temático da Figura 4.

Tabela 1: Concordância entre os pontos de verificação e o resultado das classificações de áreas associadas à nematoides

Dados de entrada para a classificação	N° de pontos coincidentes	Percentual de acerto
vermelho limítrofe + EVI	32	62%
vermelho limítrofe + MSARVI	20	40%
vermelho limítrofe + SAVI	16	32%
vermelho limítrofe + NDVI	42	84%
Todas as bandas RapidEye	15	30%

Ao analisar os cinco mapas resultantes da classificação da área de estudos associada à ocorrência de nematoides percebe-se a formação de manchas que cobrem talhões inteiros em regiões aleatórias da cultura agrícola, não se constatando a ocorrência característica de reboleiras, mas sim uma dispersão disforme definindo um padrão, por vezes, pouco verificado nos casos da infestação de nematoides (ABAWI e CHEN, 1998).

A utilização da banda do vermelho limítrofe combinada com o NDVI resultou na classificação de manchas associadas a nematoides se estendendo por grande parte dessa área agrícola. Com isso, a posição dos pontos de referência associados à nematoides teve uma coincidência de 84% na rotulação de áreas de ocorrência do parasito. Esse resultado, porém, deve ser analisado com cuidado, haja vista a sensibilidade do NDVI às variações no índice de área foliar do dossel e biomassa da vegetação (HUETE et al., 2002).

A classificação aplicada à banda do vermelho limítrofe e EVI mostrou, visualmente, uma melhor configuração da área de cultivo, definindo com maior clareza as divisões entre talhões e o desenho dos carreadores (associados a Manchas). Resultou também no maior grau de acerto entre os índices (64%), com cinco pontos coincidentes entre aqueles verificados in situ. Por outro lado, as combinações do vermelho limítrofe com os índices MSARVI e SAVI e com a utilização de todas as bandas espectrais do RapidEye, resultaram em 30 e 34 dos pontos de verificação de campo classificados como Outros, com um percentual geral de acerto de 40% e 30% no processo de classificação, respectivamente. Com exceção daquela na qual se utilizou o SAVI, que mantém alguma integridade na configuração de talhões e carreadores, as demais classificações não conseguiram representar o padrão geométrico característico de áreas de cultivo.

Resultados obtidos de modo similar são mostrados na Figura 5 e Tabela 2 para *Migdolus fryanus*. Assim, na Figura 5 apresenta-se a dispersão das manchas associadas à *Migdolus fryanus* utilizando as cinco bandas espectrais do RapidEye e as diferentes combinações da banda do vermelho limítrofe com os índices EVI, MSARVI, SAVI e NDVI.

Nos mapas resultantes da classificação dos talhões com a ocorrência de Migdolus fryanus, percebe-se a formação de um padrão espacial bem definido na região superior esquerda da cena, constituído por regiões isoladas ("ilhas") associadas a outras ocorrências (notadamente vegetação sadia no incluídas em grande área de manchas). A formação de reboleiras espacialmente concentradas em regiões específicas define um padrão espacial para as áreas infestadas, caracterizado por manchas expressivas que se dispersam por grande parte do talhão, predominando sobre pequenas ilhas de plantas não afetada é um padrão é característico da presença de Migdolus fryanus (BENTO et al., 1995).

Além disso, por se tratar de uma área de cultivo de cana-de-açúcar no seu quinto corte a suposição de que se trata de uma infestação maciça da larva do besouro *Migdolus fryanus* é reforçada, haja vista a grande dimensão das manchas, as quais se tornam gradativamente maiores com o número de cortes sucessivos em uma mesma área (KASTEN JÚNIOR et al. 1988).

Comparando o resultado das classificações dos talhões com *Migdolus fryanus* com a posição dos pontos de referência nos quais se registrou efetivamente a presença do parasito, indica-se, na Tabela 2, o número de pontos verificados *in situ* que foram associados a manchas (ocorrência de *Migdolus fryanus*).

Tabela 2: Concordância entre os pontos de verificação e o resultado das classificações de áreas associadas à *Migdolus Fryanus*

Dados de entrada	N° de pon-	Percentual
da classificação	tos coinci-	de acerto
	dentes	
vermelho limítrofe	35	70%
+ EVI		
vermelho limítrofe	35	70%
+ MSARVI		
vermelho limítrofe	32	64%
+ SAVI		
vermelho limítrofe	35	70%
+ NDVI		
Todas as bandas	44	88%
RapidEye		

Revista Brasileira de Cartografia, Rio de Janeiro, Nº 66/2, p. 285-301, Mar/Abr/2014

Um fato importante constatado é que todos os mapas definiram a classe de informação Manchas para a maioria dos pontos verificados *in situ* como áreas de infestação do *Migdolus fryanus*. Na classificação com todas as bandas RapidEye apenas 6 pontos em 50 foram classificados incorretamente como outros. Essa proporção de erro, em termos de coincidência na rotulação em manchas, na classificação e verificação, aumentou para 15 quando foram usados os índices EVI, MSARVI e NDVI e, progressivamente, para 18 com a utilização do índice SAVI. Outra evidência observada nos mapas resultantes das classificações que utilizam os índices MSARVI e EVI, é a confusão das manchas associadas à infestação nos talhões com áreas de solo exposto. Esse mesmo problema foi verificado, com maior intensidade, nas classificações que utilizaram a banda do vermelho limítrofe e os índices NDVI e SAVI.

Assim, infere-se que para a situação analisada, a classificação usando as cinco bandas espectrais originais do RapidEye atendeu ao objetivo de mapear as áreas de infestação pelo *Migdolus fryanus*.



Fig. 4 - Distribuição e espacial das manchas associadas a nematoides, resultantes das classificações usando como dados de entrada a combinação da banda vermelho limítrofe com os índices EVI, MSARVI, SAVI, NDVI e as cinco bandas espectrais RapidEye.



Fig. 5 - Distribuição e espacial das manchas associadas à *Migdolus fryanus*, resultante das classificações usando como dados de entrada a combinação da banda vermelho limítrofe com os índices EVI, MSARVI, SAVI, NDVI e as cinco bandas originais RapidEye

7. CONCLUSÕES

O objetivo deste trabalho de investigar o potencial de imagens multiespectrais RapidEye na detecção e discriminação de áreas infestadas por nematoides ou *Migdolus fryanus* em lavouras de cana-de-açúcar foi atingido, haja vista que foi possível mapear individualmente, com relativa acurácia, as áreas de infestação associadas a ocorrência de cada um dos agentes patogênicos. A utilização dos índices multiespectrais NDVI, EVI, SAVI e MSARVI combinados individualmente com a banda do vermelho limítrofe, constituindo diferentes conjuntos de dados de entrada para a classificação, mostraramse apropriada principalmente no caso de nematoides. Para esse parasito, a classificação a partir das cinco bandas espectrais originais do RapidEye resultou na detecção excessiva de áreas associadas a Manchas (potencialmente infestadas por nematoides) e, com isso, não permitiu reproduzir a configuração de talhões e carreadores, padrão geométrico característico de áreas de cultivo.

Nas classificações aplicadas aos índices de vegetação, a combinação do EVI com a banda espectral do vermelho limítrofe representou melhor a configuração espacial de talhões e carreadores associada às áreas cultivadas com cana-de-acúcar, mesmo que o grau de coincidência entre os pontos verificados em campo e a as classes rotuladas como Nematoides ou Migdolus fryanus tenha sido igual ou inferior a 70%. Sobre essa questão é válido ressaltar que a constatação in situ das áreas infestadas foi pontual, realizada em poucos locais e com pequena dispersão dentro das áreas experimentais, exatamente pela dificuldade em identificar a ação dos agentes patogênicos, verificada nas raízes das plantas.

Com análise dos mapas temáticos resultantes da classificação, observa-se que com maior ou menor adensamento, a distribuição espacial das Manchas que constituem as áreas de infestação por *Migdolus fryanus* manteve uma configuração espacial de "ilhas" de vegetação sadia dispersas em grandes manchas de áreas infestadas, característica da ocorrência *in situ* da praga.

AGRADECIMENTOS

Os autores deste trabalho agradecem, a empresa sucroalcooleira Umoe Bioenergy de Sandovalina-SP por diponibilizar as áreas experimentais e os técnicos especializados que auxiliaram nos levantamentos de campo. Em especial agradecemos ao Tec. Agr. Sr. Adilson Donato, pelos ensinamentos, pela disponibilidade e experiência compartilhada.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABAWI, G. S.; CHEN, J. Concomitant pathogen and pest interactions. **Plant and nematodeinteractions**. Madison: American Society of Agronomy. p. 135-158, 1998.

ABDEL-RAHMAN, E. M.; AHMED, F. B. The application of remote sensing techniques to sugarcane (Saccharum spp. hybrid) production: a review of the literature. **International Journal** of Remote Sensing, 29:13, 3753-3767, 2008.

ABDEL-RAHMAN, E. M.; AHMED, F. B.; BERG, M. V. D.; WAY, M. J. Potential of spectroscopic data sets for sugarcane thrips (FulmekiolaserrataKobus) damage detection. **International Journal of Remote Sensing**, 31:15, 4199-4216, 2010.

ADLER-GOLDEN, S. M.; MATTHEW, M. W.; BEMSTEIN, L. S.; LEVINE, R. Y.; BERK A.; RICHTSMEIER S. C.; ACHARYA, P. K.; ANDERSON G. P.; FELDE G.; GARDNER, J.; HOKE, M.; JEONG, L. S.; PUKALL, B.; RATKOWSKI, A.; BURKE, H. H.; Atmospheric Correction for Short-wave Spectral Imagery Based on MODTRAN4. **SPIE Proceedings on Imaging Spectrometry**, Vol. 3753, p. 61-69, 1999.

ALMEIDA, T.I.R.; DE SOUZA FILHO, C.R.; ROSSETTO, R. ASTER and Landsat ETM+ images applied to sugarcane yield forecast. **International Journal of Remote Sensing**, 27, pp. 4057–4069, 2006.

ANDERSON, K. et al.On the reproducibility of field-measured reflectance factors in the context of vegetation studies. **Remote Science Of Environment**, p. 1893-1905. 15 ago. 2011.

APAN, A.; HELD, A.; PHINN, S.; MARKLEY, J. Detection of sugarcane 'orange rust'disease using EO-1 Hyperion hyperspectal imagery. **International Journal of Remote Sensing**, 25, pp. 489–498, 2005.

BÉGUÉ, A.; LEBOURGEOIS, V.; BAPPEL, E.; TOD ROFF, P.; PELLEGRINO, A.; BAIL-LARIN, F.; SIEGMUND B. Spatiotemporal variability of sugarcane fields and recommendations for yield forecast using NDVI. International Journal of Remote Sensing,vol. 31, issue 20, p. 5391-5407, 2010.

BENTO, J. M. S. et al. **Migdolus: biologia, comportamento e controle. Salvador** p. 58, 2006.

BERRY, S. D.; FARGETTE, M.; VAUGHAN, W.; SPAULL, S. M. Patrice Cadet Detection and quantification of root-knot nematode (Meloidogynejavanica), lesion nematode (Pratylenchuszeae) and dagger nematode (Xiphinemaelongatum) parasites of sugarcane

using real-time. **Molecular and Cellular Probes**, Volume 22, Issue 3, Pages 168-176, 2008.

CARTER, G. A. Primary and Secondary effects of the water content of the spectral reflectance of leaves. **America Journal of Botany**, e.74, c.7, p.916-924, 1993.

CIBULA, W.G.; CARTER, G.A. Indentification of a far-red reflectance response to Ectomycorrhizae in Slash Pine. **International Journalof Remote Sensing**, e.13, c.5, p.925-932, 1992.

CORBANI, R.Z. Estudo do extrato pirolenhoso biopirol® no manejo de nematoides em canade-açúcar, olericolas e citros em diferentes ambientes. 2008. 53f. Tese (Doutorado emAgronomia). Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal. 2008.

EITEL, J. U. H; VIERLING, L. A.; LITVAK, M. E.; LONG, D. S.; SCHULTHESS, U.; AGER, A. A.; KROFCHECK, D. J.; STOSCHECK, L. Broadband, red-edge information from satellites improves early stress detection in a New Mexico conifer woodland. **Remote Sensing of Environment**.v. 115, i. 12, 15, p. 3640–3646, 2011.

FELDE, G. W.; ANDERSON, G. P.; ADLER-GOLDEN S. M.; MATTHEW, M. W.; BERK, A. Analysis of Hyperion Data with the FLAASH Atmospheric Correction Algorithm. Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery IX. **SPIE Aerosense Conference**, Orlando. 21-25 April 2003.

FELIX, I. M.;KAZMIERCZAK, M. L.; ESPINDOLA, G. M. RapidEye: a nova geração de satélites de Observação da Terra.**Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Natal, Brasil,INPE, p. 7619-7622. 25-30 abril 2009.

FORTES, C.; DEMATTÊ, J.A.M., Discrimination of sugarcane varieties using Landsat 7 ETM+ spectral data. **International Journal of Remote Sensing**, 27, pp. 395–1412, 2006.

GALVÃO, L.S.; FORMAGGIO, A.R.; TISOT, D. A. Discrimination of sugarcane varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data.

Remote Sensing of Environment, 94, pp. 523–534, 2005.

GALVÃO, L. S., FORMAGGIO, A.R.; TISOT, D. A.. Discriminação de variedades de canade-açúcar com dados hiperespectrais do sensor hyperion/eo-1. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 1, n. 57, 01 ago. 2005.

GARRITY S. R.; ALLEN, C. D.; BRUMBY, S. P.; GANGODAGAMAGE, C. MACDOWELL, N. G.; CAI, D. M. Quantifying tree mortality in a mixed species woodland using multitemporal high spatial resolution satellite imagery. **Remote Sensing of Environment**, e. 129 p.54–65, 2013

GERS, C.J. Relating remotely sensed multitemporal Landsat 7 ETM+ imagery to sugarcane characteristics. **Proceedings of the South African Sugar Technologists' Association**, 77, pp. 313–321. 2003.

GONÇALVES, R. R. V.; JurandirZulloJr, Luciana A. S. Romani, Cristina R. Nascimento&Agma J. M. Traina (2012): Analysis of NDVI time series using cross-correlation and forecasting methods for monitoring sugarcane fields in Brazil, **International Journal of Remote Sensing**, 33:15, 4653-4672, 2012

GRISHAM, M. P.; JOHNSON, R. M.; ZIMBA, P. V. Detecting Sugarcane yellow leaf virus infection in asymptomatic leaves with hyperspectral remote sensing and associated leaf pigment changes. **Journal of Virological Methods**. 167, 140–145, 2010.

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

HUETE, A. R. A Soil-adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Evironment**.e.25, p. 295-309, 1988.

HUETE, A. R.; DIDAN, K.; MIURA, T.; ROFRIGUEZ, E. P.; GAO, X.; FERREIRA, G. Overview of the Radiometric and Biophysical Performace of the MODIS Vegetation Indeces. **Remote Sensing of Environment**, 83: 195-213. 2002. HUETE, A. R; JUSTICE, C.; LIU, H., Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. **Remote Sensing of Environment**, e. 49, pp. 224–234.1994.

HUETE, A. R.; LIU, H. Q.An Error and Sensivity Analysis of the Atmospheric and Soli-correcting Variants of the NDVI for the MODIS-EOS.IEEE **Trasactionson Geocienceand Remote Sensing**. 32 (4): 897-905, 1994.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução da 2ª ed. por (pesquisadores do INPE): José Carlos N. Epiphanio (coordenador); Antonio R. Formaggio; AthosR. Santos; Bernardo F. T. Rudorff; Cláudia M. Almeida; Lênio S. Galvão. São José dos Campos: Parêntese. 672 p, 2009.

JIANG, Z., HUETE, A. R.; DIDAN, K..; MIURA, T. Development of a two-bandenhanced vegetation index without a blue band. **Remote Sensing of Environment**.112, 3833–3845. 2008.

KAUFMAN, Y.J.; TANRÉ, D. Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. **IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing**, GE-30(2), p.261-270. 1992.

KAUFMAN, Y. J.; WALD A. E.; REMER, L. A.; GAO, B. C.; LI R. R.; FLYNN L. The MODIS 2.1-μm Channel-Correlation with Visible Reflectance for Use in Remote Sensing of Aerosol. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**.Vol. 35, pp. 1286-1298, 1997.

KAYA K. H.; AGUILLERA, M. M.; ALUMAI, A.; CHOO, H. Y.; DE LA TORRE, M.; FODOR, A.; GANGULY, S.; HAZIR, S.; LAKATOS, T.; PYE, A.; WILSON, M.; YAMAHAKA, S.; YANG, H.; EHLER, R.U. Status of entomopathogenic nematodes and their symbiotic bacteria from selected countries or regions of the world. **Original Research Article Biological Control**, Volume 38, Issue 1, Pages 134-155, 2006.

LEE-LOVICK, G.; KIRCHNER, L. Limitations of Landsat TM data in monitoring growth and predicting yields in sugarcane. **Proceedings of the Australian Society of Sugar Cane Technology**, 13, pp. 124–129, 1991. JORDAN, C. F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. **Ecology** 50:663–666, 1969.

KASTEN JR, P.; DONZELLI, J. L.; STRINI JR, A. E.; SACOMANO, J. B.; VILHENA, E. O. OcorrênciadeMigdolus spp. e insetos associados em solo de textura arenosa (Areias quartzosas). **Bol. Téc. Copersucar**, v.32, p.29-32, 1985.

MARKHAN, B. L.; BARKER J. L. Landsat MSS and TM post-calibration dynamic ranges, exoatmosphericreflectances and at-satellite temperatures. **EOSAT Landsat Technical Notes**, No. 1, August, 8p., 1986.

MACHADO, H. M.; et al. Estudo da variação de parâmetros atmosféricos necessários para correção atmosférica de imagens de satélite. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO SENSORIAMENTO REMOTO, 11, 2003, Belo Horizonte. **Anais XI SBSR**, Belo Horizonte: INPE. p. 2537 – 2539, 2003.

MACHADO, H.; LAMPARELLI, R. A. C. Desenvolvimento metodológico para amostragem em cana-de-açúcar, com a resposta espectral da biomassa em imagens orbitais. **Revista Brasileira de Cartografia**. v. 2, n. 56, agos. 2007

MULLA, D. J. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps5. Special Issue: Sensing in Agriculture. **Biosystems Engineering**, 1 e 14, 2012.

NGUYEN, K.B.; GINARTE, C.M.A.; LEITE, L. G.; SANTOS, J. M.; HARAKAVA, R. Steinernemabrazilense n. sp. (Rhabditida: Steinernematidae) a new entomopathogenicnematodefrom Mato Grosso, Brazil. **Journal of Invertebrate Pathology** (Print), v. 103, p. 8/10.1016/j.jip-20, 2010.

NOUGCH, T. G. N. **Um Sistema Baseado Em Regras Fuzzy Para Classificação De Imagens Multiespectrais De Alta Resolução**. Dissertação (Mestrado em Informática) – UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ, Curitiba. 2004.

NOVO, E. M. L. M. Sensoriamento remoto: princípios e aplicações. São Paulo: Edgard Blucher, 308p, 1992

OMARJEE, J., BALANDREAU J., SPAULL, V.W.; CADE, P. Relationships between Burkholderia populations and plant parasitic nematodes in sugarcane. **Applied Soil Ecology**, Volume 39, Issue 1, P.1-14, 2008.

PANDA, S.; HOOGENBOOM, G.; PAZ, J. Distinguishing blueberry bushes from mixed vegetation land use using high resolution satellite imagery and geospatial techniques, **Computers and Electronics in Agriculture**, 67, 51–58, 2009.

PERIN, L.; MARTINEZ-AGUILAR, L.; CASTRO-GONZALES, R.; ESTRADA-DE LOS SANTOS, P.; CABELLOS-AVELAR, T.; GUEDES, H. V.; REIS, V. M.; CABELLERO-MELLADO, J. DiazotrophicBurkholderia species associated with field- grown maize and sugarcane.Appl. **Environ. Microbiol**. 72, 3103–3110, 2006.

PICOLI, M. C. A. Estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar utilizando agregados de redes neurais artificiais: estudo de caso usina Catanduva. (INPE-14669-TDI/1222). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 90 p. 2006.

PONZONI, F.J.; SHIMABUKURO, Y.E. Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação. São José dos Campos, SP. Editor Parêntese, 144p. 2007.

RAMOELO, A.; SKIDMORED, A. K.; CHOA, M. A.; SCHERLEF, M.; MATHIEUA, R.; HEITKÖNIGD, I. M. A.; Regional estimation of savanna grass nitrogen using the red-edge band of the spaceborneRapidEye sensor. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, e.19 p.151–162, 2012.

RAO, R. N. Development of a crop specific spectral library and discrimination of various

agricultural crop varieties using hyperspectral imagery, **International Journal of Remote Sensing**, 29:1, 131-144, 2008.

RICHARDS, J. A.; JIA, X. **Remote sensing digital image analysis**: an introduction. 3. ed. New York: Springer-Verlag, 1999.

ROCHA, A. V.; SHAYER G. R. Advantages of a two band EVI calculated from solar and photo synthetically active radiation .uxes. **Agricultural and Forest Meteorology**. 2009

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. Greenbelt, MD: NASA/ GSFC, Final Report, Type III, 371 p., 1974.

SANCHES I. D.; SOUZA FILHO, C. R.; MAGALHÃES, L. A.; QUITÉRIO, G. C. M.; ALVES M. N.; OLIVEIRA, W. J. Unravelling remote sensing signatures of plants contaminated with gasoline and diesel: An approach using the red edge spectral feature. **Environmental Pollution** e.174, p.16-27, 2013.

SCHOWENGERDT, R. A. Remote Sensing: models and methods for image processing. V.3. London: Academic Press, 522p., 2006.

SHIMABUKURO, Y. E.; PONZONI, J. Orbital sensors data applied to vegetal studies. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 6, n. 64, p.873-886, 8 nov. 2012

SIMÕES, M. D. S., ROCHA, J. V.; LAMPARELLI, R. A. C. Spectral variables, growth analysis and yield of sugarcane. **Scientia Agricola** (Piracicaba, Brazil), 62, pp. 199–207, 2005.

SINGEL, S. A.; SMIT, M. A.; REDSHAW, K. A.; DONALDSON, R. A., The effect of cropstart date, crop class and cultivar on sugarcane canopy development and radiation interception. **Field Crops Research**, 92, pp. 249–260. 2005.