UNESP – UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE PRESIDENTE PRUDENTE
FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

GEORGE DEROCO MARTINS

CARACTERIZAÇÃO ESPECTRAL E ESPACIAL DE ÁREAS INFESTADAS POR NEMATOIDES E *MIGDOLUS FRYANUS* EM CULTURA CANAVIEIRA

PRESIDENTE PRUDENTE

2013

GEORGE DEROCO MARTINS

CARACTERIZAÇÃO ESPECTRAL E ESPACIAL DE ÁREAS INFESTADAS POR NEMATOIDES E *MIGDOLUS FRYANUS* EM CULTURA CANAVIEIRA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da Universidade Estadual Paulista, Campus de Presidente Prudente, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciências Cartográficas.

Área de Concentração: Aquisição, Análise e Representação da Informação Espacial.

Orientadora: Profa. Dra. Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo

PRESIDENTE PRUDENTE

2013

FICHA CATALOGRÁFICA

Deroco Martins, George.
D479c Título / Caracterização Espectral e Espacial de Áreas Infestadas por Nematoides e *Migdolus fryanus* em Cultura Canavieira . - Presidente Prudente : [s.n], 2013
--- 117f.

Orientador: Maria de Lourdes Bueno Trindade Gallo
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia
Inclui bibliografia

1. Sensoriamento Remoto. 2. Índices Espectrais. 3. Nematoides. 4. *Migdolus* fryanus 5. Análise de Imagens Multiespectrais 5. Métricas de Paisagem I. Galo, Maria de Lourdes Bueno Trindade . II. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Ciências e Tecnologia. III. Título.

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Campus de Presidente Prudente

BANCA EXAMINADORA

PROFA. DRA. **MARIA DE LOURDES BUENO T. GALO**
ORIENTADOR

PROF. DR. **CAIO ANTONIO CARBONARI**
UNESP/FCT

PROF. DR. **ENNER HERENIO DE ALCANTARA**
UNESP/FCT

GEORGE DEROCO MARTINS

Presidente Prudente (SP), 15 de fevereiro de 2013.

RESULTADO: APROVADO

Faculdade de Ciências e Tecnologia
Seção Técnica de Pós-Graduação
Rua Roberto Simonsen, 305 CEP 19060-900 Presidente Prudente SP
Tel 18 3229-5318 fax 18 3223-4519 posgrad@fct.unesp.br

Aos meus pais,Cleide e Roberto,
meu irmão João e
minha amada avó Maria (in memoriam)

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus, por sempre me guiar mansamente nos momentos difíceis e, principalmente, por me tornar digno de oportunidades que enriqueceram meu conhecimento científico e profissional.

Agradeço aos meus pais, Cleide e Roberto, ao meu irmão, João, e a minha namorada, Luci, por sempre apoiarem as minhas escolhas, me proporcionando forças que, sem elas, não seria possível chegar até aqui.

Agradeço em especial a minha orientadora, Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo, por compartilhar uma parte de seu conhecimento, pelos momentos de compreensão e paciência, pelos conselhos nos momentos difíceis e pela disponibilidade em me acompanhar em todas as visitas realizadas as usinas de cana-de-açúcar.

Agradeço ao meu grande companheiro de pós-graduação, Vinicius Rofatto, que, além de um grande amigo, foi, praticamente, um irmão nos últimos sete anos de convívio.

Agradeço aos meus amigos que tanto me apoiaram durante estes dois anos de pós-graduação: Henrique, Ricardo, Raquel, Carol Malaman, Marco Aurélio, Fer Watanabe, Alex, Vanessa Marcato, Lu Rotta, Adilson, Juninho Marcato, Miriam Pedrosa e a Ana Paula.

Agradeço a minha grande companheira de pesquisas Érika Akemi, por estar presente em todos os trabalhos de campos que suportaram esta pesquisa, além de contribuir com ideias fundamentais no desenvolvimento do projeto desenvolvido.

Agradecimentos, também, a empresa sucroalcooleira Umoe Bioenergy de Sandovalina-SP, pela disponibilidade das áreas de pesquisa e de técnicos especializados para o acompanhamento de campo. Em especial agradeço o técnico agrícola Adilson Donato, pelos ensinamentos, pela disponibilidade e pela paciência nos levantamentos realizados.

Agradeço, finalmente, ao CNPQ pelo fomento proporcionado no período de 24 meses de pós-graduação, ao Programa de Pós Graduação em Ciências Cartográficas pelo financiamento dos eventos participados e das campanhas de campo realizadas, a Fundação de Estudos e Pesquisas Agrícolas e Florestais (FEPAF) pela aquisição das imagens multiespectrais e a empresa Santiago e Cintra Consultoria por fornecer algumas imagens multiespectrais gratuitamente.

"Não existe triunfo sem perda, não há vitória sem sofrimento e não há liberdade sem sacrifício."

(J.R.R. Tolkien, Lord of the Rings: The Return of the King)

RESUMO

O cultivo da cana-de-açúcar possui grande importância econômica para o Brasil por fornecer a matéria prima para a produção de açúcar, etanol e de energia elétrica, além de exercer um papel relevante tanto no mercado interno quanto externo. Nas últimas décadas, essa atividade agrícola tornou-se uma realidade na maioria das lavouras brasileiras, sendo assistida por sofisticadas técnicas de plantio e manejo utilizando uma diversidade de insumos agrícolas. Porém, mesmo sob a era da tecnologia, as lavouras de cana-de-açúcar são constantes alvos de pragas e parasitas, tais como a larva do besouro *Migdolus fryanus* e os nematoides do solo. Sabendo que esses problemas constituem um dos principais fatores responsáveis pela queda da produção canavieira e que a detecção e o controle destas infestações são, por muitas vezes, ineficazes cresceu, nos últimos anos, a necessidade de se desenvolver técnicas para detectar a ocorrência destes agentes nas culturas agrícolas, para um posterior controle e manejo das áreas de infestação. Neste contexto, a presente pesquisa embasa-se no uso de técnicas de Sensoriamento Remoto para detectar a ação dos nematoides e da larva do besouro *Migdolus fryanus*, mais especificamente em situações em que a ocorrência da infestação não é perceptível com uma simples verificação visual em campo. A metodologia proposta considera a integração de dados hiperespectrais e imagens multiespectrais para avaliar as diferenças espectrais e na configuração espacial de áreas sadias e afetadas por parasitos do sistema radicular da cana-de-açúcar. Portanto, o estudo teve como objetivo a caracterização espectral e espacial de talhões de cana-de-açúcar infestados por nematoides e *Migdolus fryanus*. A caracterização espectral da cana-de-açúcar sadia e parasitada, comprovou a adequação da região do infravermelho próximo e do intervalo limítrofe entre o vermelho e o infravermelho próximo para a discriminação das três ocorrências estudadas, haja vistas que nessas regiões espectrais foram observadas as maiores discrepâncias entre as curvas de Fator de Reflectância Hemisférico Cônico (FRHC) produzidas para cada ocorrência. A inserção de dados RapidEye para o mapeamento das áreas infestadas, indicou o potencial dessas imagens na discriminação das áreas agrícolas sadias e infestadas por nematoides ou *Migdolus fryanus*, a partir da classificação não supervisionada das bandas espectrais originais e derivadas de transformações em índices espectrais. Em síntese as imagens mutiespectrais RapidEye mostraram-se apropriadas para discriminar, isoladamente, as áreas infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus*, porém a utilização de métricas de paisagem, que consideram a configuração espacial das áreas de infestação,

mostrou-se eficientes na discrimição das áreas infestadas pelo *Migdolus fryanus* e, ineficiente na separação das áreas infestadas por nematoides.
Palavras-chave: Sensoriamento Remoto; cana-de-açúcar, índices espectrais, nematoides; *Migdolus fryanus*; análise de imagens multiespectrais, métricas da paisagem.

ABSTRACT

The cultivation of sugar cane has great economic importance to Brazil for providing the raw material for the production of sugar and alcohol, as well as plays a relevant role both domestically and externally. In recent decades, this farming became a reality in most Brazilian crops, assisted by sophisticated planting techniques and management using a variety of inputs. But even in the age of technology, the fields of sugar cane are constant targets of pests and parasites, such as beetle larvae *Migdolus fryanus* and soil nematodes. Knowing that these problems constitute one of the main factors responsible for the decline in sugarcane production and the detection and control of these infestations are, often ineffective grown in recent years, the need to develop techniques to detect the occurrence of these agents on crops agricultural, for further control and management of areas of infestation. In this context, the present research underlies on the use of remote sensing techniques to detect the action of these parasites, specifically in situations where the occurrence of infestation is not noticeable with a simple visual check on the field. The proposed methodology considers the integration of hyperspectral data and multispectral images to assess the differences in spectral and spatial configuration of areas affected by parasites and healthy root system of cane sugar. Therefore, in this context, the study aimed to characterize the spatial and spectral plots of cane sugar infested by nematodes and *Migdolus fryanus*. The spectral characterization of sugar cane healthy and parasitized proved the suitability of the near infrared region and the borderline range between red and near-infrared discrimination for the three events studied, there are views that these spectral regions showed the greatest discrepancies between the curves of Bidirectional Reflectance Factor (BRF) surface produced for each occurrence. The insertion of RapidEye data for mapping of infested areas indicated the potential of these images in the discrimination of agricultural areas healthy and infested with nematodes or *Migdolus fryanus*, from unsupervised classification of the original spectral bands and derived from changes in spectral indices. In summary mutiespectral RapidEye images proved appropriate to discriminate, isolation, areas infested with nematodes and *Migdolus fryanus*, but the use of landscape metrics that consider the spatial configuration of the areas of infestation, was inefficient in the separation of areas infested with nematodes

Keywords: Remote Sensing; sugarcane; spectral indices; nematodes; *Migdolus fryanus*; multispectral image analysis; landscape metrics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Características das reaízes de cana-de-açucar infestadas por nematóides. (a) à esquerda: gênero *Meloidogyne*; (b) à direita: gênero *Prathylenchus* (DINARDO-MIRANDA, 2003). 25
Figura 2. Talhão de cana-de-açúcar infestado por nematoides, definindo um padrão "manchado disforme", perceptível na imagem aérea (Fonte: www.interural.com). 26
Figura 3. Talhões atacados por *Migdolus fryanus*, caracterizado por manchas e reboleiras. (Fonte: www.cana.com.br) 29
Figura 4. Geometria de feixes hipotéticos da radiação incidente e refletida, onde: ω é ângulo sólido, θ e Φ remetem o ângulo zenital e o azimutal, respectivamente, os subscritos i e r denotam quantidades associados a fluxo incidente e refletido, respectivamente. Fonte: (NICODEMUS et al., 1977) 34
Figura 5. Representação do método da Extrapolação Linear. Fonte: (CHO et al., 2006). 43
Figura 6. Curva de segunda derivada dos valores de FRHC (em destaca-se dois pontos do intervalo espectral do vermelho e do infravermelho próximo). Fonte: Adaptada de Cho et al. (2006). 43
Figura 7. 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. 56
Figura 8. Fluxograma de atividades do procedimento metodológico adotado 60
Figura 9. Raízes infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus*. Destacados, em vermelho, focos de nematoides e, em azul, indícios da presença da larva do *Migdolus fryanus*. 61
Figura 10. Localização dos pontos medidos nos talhões com ocorrência de *Migdolus fryanus*. 62
Figura 11. Localização dos pontos medidos nos talhões com ocorrência de Nematoides. 63
Figura 12. Sistema de aquisição de medidas de FRHC em culturas canavieiras utilizado na coleta dos dados espectrorradiométricos. 64
Figura 13. Representação das folhas +3 de todos os colmos de uma touceira. (Fonte: www.sugarcanecrop.com) 65
Figura 14. Valores de FRHC obtidos a partir de medidas realizadas em 10 alvos de cana-de-açúcar com *Migdolus fryanus* (gráfico à esquerda). Curva espectral média obtida dos valores de FRHC calculados para *Migdolus fryanus*. 66

Figura 15. Talhões com ocorrência de *Migdolus fryanus* (à esquerda composição colorida BGR das bandas 1, 2 e 3, respectivamente; à direita composição BGR das bandas 3, 4 e 5, respectivamente). 72
Figura 16. Talhões com ocorrência de nematoides (à esquerda composição colorida BGR das bandas 1, 2 e 3, respectivamente; à direita composição BGR das bandas 3, 4 e 5, respectivamente). 72
Figura 17. Regiões geradas na segmentação e valores de algumas métricas extraídas para o segmento 125 da área de *Migdolus fryanus*. 73
Figura 18. FRHC da cana-de-açúcar sadia e parasitada por Nematoides e *Migdolus fryanus* com aplicação do filtro média. 75
Figura 19. FRHC de amostras de cana-de-açúcar infestadas por ferrugem amarela para três tipos de variedades (ZHANG et al., 2012). 76
Figura 20. FRHC obtido a partir de amostras de cana-de-açúcar infestada por *sugarcane thrips* (*Fulmekiola Serrata* Kobus). Fonte: (ABDEL-RAHMAN, 2010). 77
Figura 21. Comparação de Sensibilidade do NDVI com os índices ARVI, EVI, GNDVI, SARVI, TVI e o VARI para a vegetação densa (eixo Y: NDVI e eixo X: Demais índices). .. 82
Figura 22. Valores da REP determinados para cada uma das ocorrências. 78
Figura 23. Diagrama de Dispersão entre os índices espectrais calculados e os valores de REP, para cada uma das ocorrências. 80
Figura 24. Mapa da ocorrência de nematóides (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e NDVI (superior) e posição na imagem NDVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior)..... 84
Figura 25. Mapa da ocorrência de nematoides (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e RS (superior) e posição na imagem RS dos pontos de verificação *in loco* (inferior)..... 85
Figura 26. Mapa da ocorrência de nematóides (manchas) resultante da classificação usando todas as bandas RapidEye (superior) e posição na imagem dos pontos de verificação *in loco* (inferior)..... 86
Figura 27. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando todas as bandas RapidEYE (superior) e posição na imagem dos pontos de verificação *in loco* (inferior)..... 88
Figura 27. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e EVI (superior) e posição na imagem EVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior)..... 89

Figura 28. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e MSARVI (superior) e posição na imagem MSARVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior). 90
Figura 30. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e NDVI (superior) e posição na imagem NDVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior). 91
Figura 31. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e SAVI (superior) e posição na imagem SAVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior). 92
Figura 32. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e TVI (superior) e posição na imagem TVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior). 93
Figura 33. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e VARI (superior) e posição na imagem VARI dos pontos de verificação *in loco* (inferior). 94
Figura 34. Mapa resultante da classificação das métricas de paisagem para as áreas de ocorrência de nematoides (Legenda: Outros (mata, carreador e rodovia)). 96
Figura 35. Mapa do Padrão de Ocupação dos Talhões com a Ocorrência de *Migdolus fryanus*. 97
Figura 36. Árvore de decisão da área com ocorrência de *Migdolus fryanus.* 98

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Valores médios e respectivos desvios padrões da REP calculados para cada ocorrência.....76

Tabela 2. Valores médios e respectivos desvios padrões dos índices hiperespectrais calculados para cada ocorrência.....77

LISTA DE SIGLAS

ARVI - Índice de Vegetação Resistente a Atmosfera.

EVI - Índice de Vegetação Realçado.

FDRB - Função de Distribuição de Reflectância Bidirecional.

FR - Fator de Reflectância.

FRB - Fator de Reflectância Bidirecional.

FRHC - Fator de Reflectância Hemisférico Cônico

GNDVI- Índice de Vegetação Normalizada pelo Verde.

IAF - Índice de Área Foliar.

IVP - Infravermelho Próximo.

MCARI - Índices de Absorção pela Clorofila Modificado.

MODIS - *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*.

MODTRAN - *Moderate Spectral Resolution Atmospheric Transmitance Algorithm.*

MSARVI - Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Modificado.

ND - Número Digital.

NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada.

PSSR - *Pigments Sensitive Simple Ratio*.

RFAA - Radiação Fotossinteticamente Ativa Absorvida.

RE - *Red Edge*.

REM - Radiação Eletromagnética.

REP - *Red Edge Position*.

REPD - *Red Edge Position Determination*.

SARVI - Índice de Vegetação Ajustado a Atmosfera e ao Solo.

SAVI - Índice de Vegetação Ajustado ao Solo.

TCARI - Índices de Absorção pela Clorofila Transformado.

TVI - Índice de Vegetação Triangular.

VARI- Índice Resistente a Atmosfera no Visível.

SUMÁRIO

1. CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA 18
1.1 Introdução 18
1.2 Objetivos 21
1.3 Justificativa 21
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 23
2.1 Pragas e fitoparasitos do sistema radicular na cana-de-açúcar 23
2.1.1 Nematoides 23
2.1.2 *Migdolus fryanus* 27
2.2 Interações da radiação eletromagnética com a cana-de-açúcar 30
2.3 Aquisições de dados de sensoriamento remoto 32
2.3.1 A radiometria de campo 32
2.3.2 Sistemas sensores imageadores e não imageadores 37
2.4 Análise de dados hiperespectrais 39
2.4.1 Índices hiperespectrais 39
2.4.1.1 Índices de Clorofila *a*, Clorofila *b* e Carotenoides 40
2.4.1.2 Os Índices de Absorção pela Clorofila: Modificado (MCARI) e Transformado (TCARI) 40
2.4.2 A Extração da Posição da Borda do Vermelho – REP pelo Método da Extrapolação Linear 41
2.5 Tratamento e análise de imagens multiespectrais 44
2.5.1 Transformação de números digitais para valores físicos 44
2.5.2 Correção atmosférica 46
2.5.3 Análise de dados multiespectrais aplicados à agricultura 47
2.5.3.1 Índices aplicados a imagens multiespectrais 48
2.5.3.1.1 Razão Simples (SR) e Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) 48
2.5.3.1.2 Índice de Vegetação Realçado (EVI) 50

2.5.3.1.3 Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) e índices que minimizam o efeito da atmosfera (ARVI, VARI, SARVI e MSARVI) 51
2.5.3.1.4 Índice de Vegetação Triangular (TVI) 52
2.5.4 Classificação de alvos da superfície terrestre 53
2.6 Análise de padrões espaciais em áreas agrícolas: métricas da paisagem 54
3. MATERIAIS E MÉTODOS 55
3.1 Área de estudos 55
3.2 Instrumentos e dados 56
3.3 Desenvolvimento metodológico 59
3.3.1 Definição da área de estudos 61
3.3.2 Radiometria de campo 61
3.3.2,1 Aquisição de dados radiométricos *in situ* 61
3.3.2.4 Correlação de índices espectrais com os valores da REP por amostra 66
3.3.3. Imagens multiespectrais RapidEye 67
3.3.3.1 Aquisição e pré processamento da imagem 67
3.3.3.2 Cálculo de índices multiespectrais 69
4. ANÁLISE DOS RESULTADOS 74
4.1 Caracterização espectral da cana-de-açúcar infestada e sadia 74
4.2 Índices espectrais e valores de REP 76
4.3 Análise dos índices mais sensíveis a vegetação 80
4.4 Mapas resultantes da classificação das imagens RapidEye 83
4.5 Dispersão espacial das áreas infestadas usando métricas da paisagem 96
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS 98
5.1 Conclusões 98
5.2 Recomendações 101
Apêndice A 113

1. CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

1.1 Introdução

O cultivo da cana-de-açúcar, atualmente, possui 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, 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 produzida pela queima do bagaço da cana de açúcar depende da quantidade de matéria prima disponível que, por sua vez, depende: da área plantada, da produtividade agrícola e do açúcar total recuperável. Destes três fatores, o mais variável é a produtividade agrícola, pois depende de uma série de outros fatores relacionados, principalmente, 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 contribuem com as quedas nos índices de produtividade, são as altas incidências de nematoides e também infestações de diversas pragas, sendo uma das principais o *Migdolus fryanus* (MACHADO, 2003). Em estudos pioneiros, constataram-se em culturas infestadas por nematoides, são registradas consideráveis perdas anuais da produtividade agrícola (SASSER et al., 1987). Já aos *Migdolus fryanus,* as pesquisas apontam prejuízos agrícolas muitas vezes incalculáveis, que levam a completa destruição e reforma do canavial (BENTO et al, 2006).

Estes parasitos 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 consideravelmente o posterior desenvolvimento e crescimento do vegetal, sendo que em algumas ocasiões, onde ocorrem severas infestações, pode-se até presenciar morte prematura de parte da cultura (PERIN et al., 2006).

As pesquisas realizadas nas últimas décadas, além de estudos publicados 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. Neste 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-de-açúcar que virão posteriormente.

Em regiões do estado de São Paulo como o Oeste Paulista, a expansão da área de cultivo de cana-de-açúcar em solos arenosos e a ocorrência de estações com secas prolongadas, agravaram substancialmente os problemas ocasionados por esta praga e parasitas, como tem sido apontado por recentes análises laboratoriais e testes realizados com plantas de diferentes variedades, os quais comprovaram a presença de nematoides e *Migdolus fryanus* em muitas das plantações que suprem as grandes usinas da região.

O controle desses parasitas é difícil e, muitas vezes, oneroso. Contudo, a almejada sustentabilidade do sistema produtivo requer o contínuo monitoramento dessa praga e parasita nas áreas de cultivo, e adoção de práticas de manejo, tanto para redução de perdas atuais quanto para prevenção ao surgimento de novos focos. O manejo de nematoides e *Migdolus fryanus*, empregando-se nematicidas e inseticidas, respectivamente, usualmente é caro e, além disso, para a grande maioria de nossas culturas, não existe registro para uso desses produtos. Portanto, pouco se sabe sobre os problemas ambientais decorrentes do seu uso (CORBANI, 2008).

Além das implicações de ordem econômica ligada ao uso de nematicidas e inseticidas químicos convencionais, as de ordem ecotoxicológica são frequentemente lembradas, visto que tais produtos geralmente são de alta toxicidade e, por conseguinte, são tidos como potencialmente danosos ao meio ambiente (CORBANI, 2008). Desse modo, com intuito de diminuir o uso desenfreado de agrotóxicos, nas últimas décadas, surgiu à 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 agrícola, principalmente por propiciar o acompanhamento e o desenvolvimento da cultura ao longo do tempo, previsão de safra,

determinação de novas áreas de cultivo, determinação da quantidade e da localização da área cultivada, entre outras possibilidades, como, uma forma alternativa para identificação de áreas agrícolas afetadas por parasitas (SUGAWARA et al., 2011).

Além do sensoriamento remoto orbital e aerotransportado, as medidas *in situ* com espectrorradiômetros também oferecerem informação sobre as características espectrais dos alvos agrícolas, e podem ser utilizados na calibração de sensores remotos, além de fornecer dados espectrais únicos que contribuem na extração de informações baseada em dados gerados por sensores remotos multiespectrais e hiperespectrais (JENSEN, 2009).

O princípio utilizado no estudo da vegetação por sensoriamento remoto é a existência de relações entre respostas espectrais e radiométricas de um 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 de uma informação relevante, quando usada na elaboração de modelos de estimativa de danos baseadas em medidas espectrais (HIKISHIMA et al., 2010).

Logo, o Sensoriamento Remoto torna-se uma importante ferramenta na identificação das lavouras de cana-de-açúcar atingidas por doenças, pois, a partir de medidas radiométricas *in situ* e imagens multiespectrais ou hiperespectrais, podem-se extrair, à distância, informações espectrais de alvos de interesse na superfície da terra. Isto é, 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).

Como exemplo de pesquisa neste contesto tem-se Apan et al. (2004) que realizaram uma série de experimentos para detectar áreas agrícolas de cana-de-açúcar afetadas pela doença "ferrugem marrom", a partir de imagens hiperespectrais EO-1 Hyperion. Os resultados obtidos demonstraram que, a partir de razões de bandas espectrais dos intervalos localizados no comprimento de onda correspondente ao infravermelho próximo e ao vermelho limítrofe, é possível detectar condições de estresse hídrico no vegetal causado pela doença estudada.

Em Grisham et al. (2010), onde se detectou a doença do "amarelo das folhas" em culturas de cana-de-açúcar por intermédio da análise de dados hiperespectrais obtidos em campo, salienta a importância em correlacionar fatores bioquímicos (conteúdo de clorofila e

nitrogênio foliar) e físicos (peso da matéria úmida e seca) da cultura com medidas radiométricas, para identificar o intervalo espectral mais propício a detectar a doença em estudo.

Considerando o exposto, a hipótese desta pesquisa é que existem diferenças espectrais e espaciais entre áreas com plantas sadias e infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus* e que tais discrepâncias podem ser detectadas remotamente por meio de análise da resposta espectral da cana-de-açúcar e da configuração espacial das áreas infestadas.

1.2 Objetivos

O objetivo geral deste estudo é avaliar o potencial do Sensoriamento Remoto na detecção e discriminação de áreas infestadas por nematoides ou *Migdolus fryanus* em lavouras de cana-de-açúcar. Nesse contexto, são definidos os seguintes objetivos específicos:

- Caracterizar espectralmente a ocorrência de plantas afetadas por nematoides ou *Migdolus fryanus* em áreas cultivadas.
- Avaliar os intervalos espectrais mais favoráveis à detecção das doenças e, posteriormente, relacioná-los às bandas espectrais de imagens tomadas por sensores remotos multiespectrais orbitais;
- Investigar, a partir da imagem multiespectral, se a ocorrência de nematoides ou *Migdolus fryanus*, em área de cultivo de cana-de-açúcar define um padrão espacial diferente para cada ocorrência.

1.3 Justificativa

A cana-de-açúcar e seus derivados, etanol e açúcar, têm ganhado cada vez mais destaque na produção agrícola, na exportação e no abastecimento do mercado interno. Atualmente, o Brasil é o maior produtor de açúcar do mundo e o segundo maior produtor de etanol (UNICA, 2009). Segundo a FAO (2009), a taxa de crescimento da produção de cana-de-açúcar no país tem um aumento médio de 15% ao ano. Este crescimento foi impulsionado, principalmente, pelo aumento interno do uso de etanol derivado da cana-de-açúcar na tentativa de diminuir a dependência de combustíveis fósseis e mitigar os efeitos dos gases causadores do efeito estufa (RUDORFF, 2010).

O monitoramento e o gerenciamento da produtividade da cultura da cana-de-açúcar são essenciais para avaliar a sustentabilidade da produção de açúcar e etanol no Brasil. A utilização de imagens de satélites multiespectrais e hiperespectrais se tornou adequada para o monitoramento agrícola, principalmente por propiciar o acompanhamento e o desenvolvimento da cultura ao longo do tempo, previsão de safra, determinação de novas áreas de cultivo, determinação da quantidade e detecção de pragas e nematoides, entre outras doenças (RUDORFF, 2010).

Atualmente, o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), por intermédio do projeto Canasat, realiza o mapeamento das áreas cultivadas com cana-de-açúcar nas diversas classes (RUDORFF et al., 2005), e também o mapeamento do tipo de colheita, se com ou sem queima da palha para toda a área de cana-de-açúcar cultivada no Estado de São Paulo (AGUIAR et al., 2007).

Da mesma forma em que há preocupação de se mapear e quantificar a produtividade da cultura canavieira no país, outra questão eminente é a necessidade de detectar em áreas cultivo de cana-de-açúcar infestada por pragas e nematoides. No Brasil, como em outras partes do mundo, pragas e parasitas têm sido encontrados associados a culturas de grande importância econômica, tornando-se um fator limitante à produção de algumas delas, como a cana-de-açúcar.

O grande problema é a respeito das técnicas rudimentares que são utilizadas para detectar e conter a infestação de pragas e parasitas, como *Migdolus fryanus* e nematoides, em culturas canavieiras. Sabe-se que, atualmente, a maioria das usinas canavieiras utilizam de forma indiscriminada grandes quantidades de defensivos agrícolas que agridem o meio ambiente. Como exemplo, têm-se os grandes problemas ambientais de ordem ecotoxicológicas encontrados com o uso do nematicida Carbofuran, o qual é utilizado na maioria das áreas de cultivo da cana-de-açúcar (CHELINHO, 2011).

Neste segmento, o problema a ser investigado neste trabalho está embasado na utilização de técnicas de Sensoriamento Remoto apoiadas em análises laboratoriais, para caracterizar espectral e espacialmente a cultura de cana-de-açúcar parasitada por nematoides e *Migdolus fryanus*. Com isso, seria possível discriminar áreas com cana-de-açúcar parasitadas, por meio de um monitoramento em massa dos talhões agrícolas, o que viabilizaria a adoção de medidas de controle mais eficazes da infestação, evitando uma posterior proliferação dos parasitas e pragas em culturas sadia, e auxiliando no planejamento da aplicação de defensivos

agrícolas (nematicidas e inseticidas) com a determinação acurada da localização das regiões afetadas através das imagens multiespectrais.

Dado que, atualmente, o investimento de pesquisas científicas em cana-de-açúcar restringe-se, principalmente, ao desenvolvimento de variedades resistentes às doenças e pragas mais agressivas. A contribuição principal desta pesquisa baseia-se no desenvolvimento de produtos radiométricos confiáveis, que possam ser utilizados como uma ferramenta alternativa no âmbito da agricultura de precisão, para detectar e monitorar de forma eficaz a infestação de nematoides e *Migdolus fryanus* em culturas canavieiras.

Também se deve ressaltar que, neste caso, os agentes causadores da infestação são praga e parasitas do solo com capacidade de hibernar longos períodos, e de difícil controle, haja vista que não há mais resistência por diferentes matrizes genéticas. Assim, estudos que viabilizam a detecção de parasitas do sistema radicular podem fornecer importante contribuição no manejo da cultura.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Pragas e fitoparasitos do sistema radicular na cana-de-açúcar

Atualmente, parasitos do sistema radicular como *Migdolus fryanus* e nematoides, têm expressiva contribuição na redução da produtividade de cana-de-açúcar na região do Oeste Paulista. Sabe-se que esses dois tipos de infestações são ocorrências de difícil detecção, principalmente em condições de análise em campo.

Neste sentido, com a presente pesquisa, pretende-se caracterizar espectralmente e espacialmente, a partir de dados e técnicas de Sensoriamento Remoto, juntamente com análises estatísticas, as áreas de cultivo infestadas por essas ocorrências, considerando que ambas afetam o sistema radicular das plantas, e causam efeitos semelhantes na vegetação, como o raquitismo e deficiência nutricional.

2.1.1 Nematoides

- Histórico de nematoides nas culturas canavieiras do estado de São Paulo

A cultura da cana-de-açúcar é suscetível a vários parasitos, sendo os nematoides um dos principais. Em várias regiões produtoras do mundo, os danos à produtividade causados por eles são crescentes, em função da monocultura e intenso uso do solo. Nas últimas décadas foram registrados, 275 espécies de 48 gêneros, associados a essa cultura, sendo os ectoparasitos os mais frequentes (MAQBOOL e HASHMIN, 1987). As perdas causadas por nematoides à cultura, em termos mundiais, já foram estimadas em 15,3% (SASSER e FRECKMAN, 1987). Contudo, as espécies-chave variam de região para região.

No Brasil, *Pratylenchus zeae*, *Meloidogyne javanica* e *M. inco*gnita são as espécies-chave para a cultura, sendo que *M. javanica* e *P. zeae* causam prejuízos da ordem de 20 a 30% de redução da produção, enquanto que o mais agressivo ainda é *M. incognita*, que chega a reduzir de 40 a 50%, já no primeiro corte (DINARDO MIRANDA, 2003).

As primeiras referências de nematoides parasitando cana-de-açúcar, no Estado de São Paulo, datam de 1962 (BRIEGER, 1962), quando espécies de *Helicotylenchus Steiner* e *Trichodorus Cobb* foram assinaladas na cultura, na variedade Co290. O primeiro levantamento de nematoides, feito através de convênio Escola de Agricultura "Luiz de Queiroz" (ESALQ) Copersucar, foi realizado no período de outubro de 1970 a abril de 1973, no Estado de São Paulo, tendo sido observada a ocorrência de *Helicotylenchus spp*. em mais de 90% das 800 amostras coletadas (NOVARETTI et al., 1974).

Nos últimos anos, observou-se um aumento considerável na frequência de ocorrência do nematoide *P. brachyurus*, associada à cultura da cana-de-açúcar em canaviais paulistas, fato que se tornou um grande motivo de preocupação para muitos nematologistas. Mesmo que muitos estudos realizados em torno da agressividade de *P. zeae* e de *P. brachyurus* à cana-de-açúcar já tenham sido conduzidos (DINARDO MIRANDA, 1990), os resultados ainda não foram conclusivos quanto à agressividade de *P. brachyurus* à cultura (DINARDO MIRANDA, 2003).

- Caracterização do parasito

Os nematoides do sistema radicular, mais importantes no Brasil, podem ser divididos em dois gêneros: *Pratylenchus* e *Meloydogyne*, os quais se manifestam de formas distintas. As espécies de *Pratylenchus* causam necroses nas raízes (Figura 1), principalmente nas radicelas, diminuindo, a absorção e o transporte de água e nutrientes, com consequente redução no desenvolvimento e produtividade da cultura. Já espécies de *Meloidogyne* causam galhas e

outras lesões nas raízes (Figura 4-a), comprometendo, ainda mais, o desenvolvimento e a produção da cultura.

Figura 1. Características das reaízes de cana-de-açucar infestadas por nematóides. (a) à esquerda: gênero *Meloidogyne*; (b) à direita: gênero *Prathylenchus* (DINARDO-MIRANDA, 2003).

Via de regra, os nematoides não estão uniformemente distribuídos em toda área cultivada, sendo caracterizados, no campo, pela ocorrência de reboleiras de plantas subdesenvolvidas ou dispersos sobre a área agrícola (Figura 2), frequentemente exibindo clorose e acentuadas necroses de raízes. O diagnóstico seguro, no entanto, requer a análise de amostras em laboratório para a detecção dos nematoides presentes. Se a população dos nematoides-chave da cultura for considerada expressiva, em geral, atribui-se a esses os danos que estão sendo observados. Em níveis mais baixos, outras causas devem ser pesquisadas, já que as plantas afetadas por nematoides, geralmente, estão mais predispostas ao ataque de outras pragas e doenças (ABAWI; CHEN, 1998).

Figura 2. Talhão de cana-de-açúcar infestado por nematoides, definindo um padrão "manchado disforme", perceptível na imagem aérea (Fonte: www.interural.com).

No estado de São Paulo, onde as temperaturas oscilam entre 18 e 20ºC, a duração média do ciclo de vida dos nematoides varia entre 20 e 30 dias (ovo a ovo), conforme menção de Dinardo-Miranda (1990). Isso não ocorre em locais com temperaturas mais baixas, onde o ciclo pode prolongar-se consideravelmente. Contudo, o ciclo de vida da espécie de um fitoparasito é dependente de condições que favoreçam o desenvolvimento radicular de seu hospedeiro. Em locais de clima temperado, o número de ciclos é mais restrito, especialmente nas áreas de semi-árido (THORNE, 1961).

- Condições propícias para a infestação

Solos arenosos são geralmente mais favoráveis a populações maiores de nematoides, provavelmente, porque a aeração é mais adequada em solos com grandes partículas e maior macroporosidade e, também, devido à menor quantidade de matéria orgânica. Entretanto, há espécies que predominam em solos argilosos e outras que são indiferentes (GARCIA 2002).

Outros fatores que propiciam a infestação da lavoura são as ações antrópicas, como a perpetuação do ciclo de vida dos nematoides, causado quando a cana-de-açúcar é cultivada como monocultura contínua e a renovação das lavouras que, quase sempre, ocorre sem pausa entre a remoção das soqueiras velhas e o replantio. Essas condições favorecem o aumento das populações dos nematoides (SPAULL; CADET, 1990).

Quando se adota a rotação, a cultura utilizada não deve ser suscetível aos principais nematoides patogênicos à cana-de-açúcar. Caso contrário, as populações continuariam

crescendo e comprometeriam o desenvolvimento da cultura da cana-de-açúcar que viria a seguir (DINARDO-MIRANDA, 1993).

- Controle e detecção da infestação

O controle e o manejo desses parasitos é difícil e, muitas vezes, oneroso. Contudo, a almejada sustentabilidade do sistema produtivo da cana-de-açúcar requer o contínuo monitoramento dessas pragas e parasitas nas áreas de cultivo e adoção de práticas de manejo, tanto para redução de perdas atuais quanto para prevenção ao surgimento de novos focos. (SASSER; FRECKMAN, 1987).

Além das implicações econômicas ligadas ao uso dos nematicidas químicos convencionais, as de ordem ecotoxicológica são frequentemente lembradas, haja vista que tais produtos são de alta toxicidade e, por conseguinte, são tidos como potencialmente danosos ao meio ambiente (GARCIA, 2002).

Neste sentido, a ausência de métodos pouco onerosos e prejudiciais ao meio ambiente que possibilitem delimitar a manifestação do nematoide nas regiões produtoras torna ainda mais difícil o seu controle, uma vez que tais métodos convencionais são de baixo rendimento e ineficazes. Nesse sentido, o uso do Sensoriamento Remoto pode se tornar uma importante ferramenta para a detecção e o monitoramento da infestação, visto que, em condições climáticas favoráveis ao seu desenvolvimento, os sintomas que resultam da sua incidência em áreas de cultivo caracterizadas por uma distribuição espacial particular, por exemplo, tornam-se visíveis sob diferentes geometrias e, possivelmente, detectáveis por sensores remotos orbitais.

2.1.2 *Migdolus fryanus*

- Histórico do parasita nas culturas canavieiras do estado de São Paulo

Besouros do gênero *Migdolus* são nativos da América do Sul, com 10 espécies registradas no Brasil atacando várias culturas agrícolas, principalmente em plantações de cana-de-açúcar, sendo *Migdolus fryanus* a espécie mais comum e numerosa (BENTO et al., 2002).

O *Migdolus fryanus*, conhecido como “o besouro da raiz da cana-de-açúcar”, é considerado uma das principais pragas dessa cultura encontrado, principalmente, na região Centro-Sul do Brasil, onde o solo é arenoso (KASTEN JUNIOR et al., 1985). Segundo Nunes Júnior (1996), essa espécie pode ser encontrada nos estados de Goiás, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Paraná, Santa Catarina e, principalmente, no estado de São Paulo.

- Características da praga

Na fase larval, o *Migdolus fryanus* é um grande problema para os canaviais. Os ataques aparecem em áreas bem delimitadas da cultura, formando reboleiras e manchas (Figura 3). Na cana-de-açúcar plantada, as larvas iniciam o ataque nos toletes, prejudicando, inicialmente, o brotamento das gemas e, posteriormente, causando a destruição, em tempo relativamente curto, das touceiras até a altura do colo da planta, ocasionando a morte das mesmas e consequentemente, intensivas falhas nos talhões da cultura (BENTO et. al., 1995).

. Outro aspecto importante é que o ataque intensivo das larvas se dá nos meses de inverno, quando são registradas poucas chuvas, o que afeta ainda mais o desenvolvimento das plantas. De acordo com Kasten Junior et al. (1988), em uma área onde se cultivava eucalipto e posteriormente foi plantada com cana-de-açúcar na Usina Amália Município de Santa Rosa do Viterbo, SP, os ataques de *Migdolus fryanus* foram tão severos que houve necessidade de reforma do canavial após um a dois cortes da cultura.

As perdas provocadas por esse inseto podem variar de 25 a 30 toneladas de cana-de-açúcar por hectare até, e em alguns casos, a completa destruição da lavoura, resultando na reforma antecipada mesmo de canaviais de primeiro corte.

Figura 3. Talhões atacados por *Migdolus fryanus*, caracterizado por manchas e reboleiras. (Fonte: www.cana.com.br)

- Condições favoráveis a infestação

Segundo Bento et al. 1995, as maiores infestações da praga ocorreram nas estações mais secas do ano, principalmente, em áreas propensas a estiagem. No que diz respeito à consistência do solo, Amaral e Maranhão (1976) mencionaram a ocorrência de *Migdolus sp*. em solos compactos e sempre bem drenados. Kasten Junior et al. (1985) relatam que *Migdolus fryanus* é mais frequente em regiões de solo mais arenoso.

- Controle e detecção da infestação

Embora estudos pioneiros relatarem a infestação do inseto na cultura da cana-de-açúcar, desde 1927, dentre as espécies de pragas de solo que ocorrem nos canaviais, é a que menos se conhece sobre a duração do ciclo de vida, dispersão, e época de ocorrência (BENTO et. al, 1995). O comportamento subterrâneo das larvas, que, em algumas situações, podem atingir até 4 a 5 metros de profundidade, e o ciclo biológico complexo e duradouro traz dificuldades para estudos de biologia e da flutuação. Dessa forma, o que se conhece sobre esse inseto refere-se apenas aos primeiros 60 cm de profundidade no solo (ARRIGONI et al.1986). Consequentemente, em função da dificuldade de realizar estudos nas camadas mais

profundas, presume-se que as informações, até agora obtidas, estejam restritas a apenas uma parte da população. Esses aspectos dificultam o emprego de métodos de controle mais eficientes do que aqueles utilizados atualmente.

Nos últimos anos, têm crescido a preocupação com as questões ambientais e, além disso, surge a perspectiva do cultivo orgânico da cultura de cana-de-açúcar, o que leva os produtores a procurarem métodos alternativos de controle, abrindo grande oportunidade para implementação de pesquisas que visam o controle biológico. Para as pragas que ocorrem no solo, dentre os agentes de controle biológico, os mais promissores são os nematoides entomopatogênicos, por apresentarem comportamento de busca ao hospedeiro (MACHADO 2003).

Considerando-se, o aparecimento de reboleiras em um talhão infectado, o Sensoriamento remoto surge como uma importante ferramenta para caracterizar, principalmente, em termos espaciais, a ação do *Migdolus fryanus* em grandes culturas de cana-de-açúcar.

2.2 Interações da radiação eletromagnética com a cana-de-açúcar

A interação da radiação eletromagnética (REM) com a vegetação ocorre em níveis diferentes para os diversos tipos vegetais. O processo inicia-se quando o fluxo radiante proveniente do Sol ou a radiação espalhada na atmosfera incide diretamente sobre a folha do vegetal (JENSEN, 2009). Assim como acontece como qualquer alvo presente na superfície terrestre sobre qual incida certa quantidade de energia eletromagnética, a interação REM *versus* com a cana-de-açúcar é descrita por três fenômenos: a reflexão, a transmissão e a absorção (ABDEL RAHMAN et al., 2008). Ou seja, frações espectrais da radiação incidente serão refletidas, absorvidas e transmitidas, de acordo com as características físico-químicas da vegetação.

A resposta espectral da cana-de-açúcar depende de uma série fatores bioquímicos do vegetal e também de características físicas do dossel. Em geral esses fatores são divididos em quatro elementos principais: a arquitetura da copa do dossel, química foliar, parâmetros agronômicos e dadas condições atmosféricas (ABDEL RAHMAN et al., 2008).

Alguns autores têm discutido como a luz interage em culturas de cana-de-açúcar (LEE-LOVICK et al., 1991; GEARS, 2003; APAN et al., 2004; GALVÃO et al., 2005; ALMEIDA et al, 2006; FORTES et al., 2006; MACCARTY, 2007; RAO, 2008; BÉGUÉ,

2010; GONÇALVES, 2012) e ressaltam que o fator que mais afeta as propriedades ópticas da cana-de-açúcar é a estrutura geométrica da copa do dossel. Nesse contexto, em estudos em que se relaciona a informação espectral da cana-de-açúcar com variáveis agronômicas obtidas a partir de medidas realizadas com instrumentos portáteis (SIMÕES et al., 2005; SINGELS et al., 2005; SMIT et al., 2006; TEJERA, et al. 2007, LAERTE et al., 2012) nota-se uma maior reflectância da energia 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, xantofila e antocianinas (ABDEL RAHMAN, 2008). Há outros pigmentos foliares que podem afetar o comportamento espectral da cana-de-açúcar, sendo diretamente pela absorção da REM (GALVÃO et. al, 2005), ou indiretamente, a partir da influencia que exercem sobre os processos fisiológicos que atuam no desenvolvimento do vegetal (ABDEL RAHMAN et al., 2010). A deficiência de nitrogênio foliar é um exemplo, a qual altera consideravelmente a reflectância do vegetal ao longo de todo intervalo espectral (GRISHAM, et al. 2010). O conteúdo de água nas folhas também influencia na resposta espectral da cana-de-açúcar, produzindo bandas de absorção em comprimentos de ondas específicos (980nm e 1205nm) (Galvão et al. 2005).

Tejera at al. (2007) também definem alguns parâmetros agronômicos, como responsáveis por alterarem o comportamento espectral da cana-de-açúcar. Dentre estes fatores tem-se o Índice de Área Foliar (IAF) de um dossel, o qual possui uma relação inversamente proporcional com a quantidade de energia refletida. Fortes et al. (2006) explicam que tal condição está diretamente relacionada com a forma em que as folhas maduras de um dossel estão expostas à REM, ou seja em situações em que o dossel apresenta um alto IAF encontram-se baixos valores de reflectância, pois as folhas maduras geralmente estão escondidas pela copa do dossel.

Em geral, o padrão espectral da cana-de-açúcar sadia, na região do visível, é caracterizado é pela decorrência de duas bandas de absorção pela clorofila, bem definidas no intervalo espectral do azul e do vermelho, especificamente entre 450nm e 520nm e entre 630nm e 690nm, respectivamente. Já na faixa do infravermelho, a reflectância é alta e aumenta gradativamente com o acréscimo da quantidade de folhas, em função das múltiplas reflexões da radiação incidente nos espaços intracelulares do mesófilo foliar. Outra característica que explica as diferentes intensidades apresentadas na curva de reflectância 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).

O comportamento da reflectância também sofre variações quando a planta está sob senescência ou algum estresse ambiental. A ausência da clorofila faz com que a planta absorva menor quantidade de energia nas bandas da região espectral do visível, ocasionam uma maior reflectância, principalmente no verde e no vermelho, fazendo com que apareçam amareladas ou cloróticas (CARTER, 1993).

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

De fato, também ocorrem mudanças na reflectância da planta no intervalo espectral do infravermelho próximo, quando ocorre condição de estresse causada por uma severa desidratação foliar. Nestas situações, observam-se menores picos de reflectância ao longo deste intervalo (NOGUCHI, 2004).

2.3 Aquisições de dados de sensoriamento remoto

O Sensoriamento Remoto trata da aquisição, tratamento e análise de informações sobre os alvos específicos da superfície terrestre sem contato físico direto com o objeto de interesse, utilizando sistemas sensores que realizam medições *in vivo*. Desta forma, o Sensoriamento Remoto pode ser usado para medir e monitorar importantes características biofísicas e atividades humanas na terra, sendo por meio de sistemas hiperespectrais ou multiespectrais (JENSEN, 2009).

2.3.1 A radiometria de campo

Segundo Jensen (2009), a radiometria de campo consiste na aquisição de dados radiométricos, onde o equipamento é posicionado a uma pequena distância do alvo. Ess procedimento visa minimizar os efeitos atmosféricos e permitir o maior controle das variáveis

e dos decorrentes erros sistemáticos que influenciam as propriedades ópticas do alvo de uma superfície qualquer a ser estudada.

Schaepman-Strub et al. (2006), salientam que a determinação da radiância espectral de um alvo da superfície terrestre é um pré-requisito essencial para elaborar uma base física de calibração e realizar análises quantitativas obtidas a partir de medições de sensores terrestres e de satélites no domínio óptico. A radiação espectral é o fluxo radiante em um feixe por unidade de comprimento de onda e por unidade de área e ângulo sólido, sendo é expressa em unidades do Sistema Internacional [W m^{-2} sr^{-1} nm^{-1}].

A reflectância de uma superfície é definida como a razão do fluxo de radiação eletromagnética refletida pelo fluxo de irradiância incidida sobre uma determinada superfície (NICODEMUS et al., 1977). Entretanto, desde estudos pioneiros sobre a radiometria de campo, questiona-se a necessidade de separar os dois tipos de reflexão possíveis (difusa e direta), além de definir reflectância como sendo a razão de uma porção especificada do fluxo refletido pelo fluxo incidente (ANTUNES, 1992). Assim, a reflectância é dada por:

$$R = \frac{M(Wm^2)}{E(Wm^2)}, \quad (1)$$

onde,

- M é a exitância devido à reflexão; e
- E a radiância incidente.

Porém, as grandezas envolvidas na Equação 1 são de difícil medição e pouco trazem de informações a respeito das propriedades refletoras do alvo, com relação à geometria de iluminação e direção de visada do sensor (STEFFEN, 1996).

Conforme Nicodemus et al. (1977), a quantidade que caracteriza geometricamente as propriedades refletoras de uma superfície que contém uma área consideravelmente grande, com propriedades uniformemente isotrópicas e irradiada de forma constante, é a Função de Distribuição de Reflectância Bidirecional (FDRB) ou *fr*:

$$fr(\theta_i, \Phi_i, \theta_r, \Phi_r) = \frac{dL_r(\theta_i,\Phi_i,\theta_r,\Phi_r;E_i)}{dL_i(\theta_i,\Phi_i)\cos\theta_i d\omega_i} \ (Sr^{-1}) \quad (2)$$

onde,

- dL_r é radiância refletida (infinitesimal);

- E_i é a irradiância incidente;
- $L_i(\theta_i,\Phi_i)\cos\theta_i d\omega_i$ é a irradiância incidente;
- ω_i é o ângulo sólido;
- θ e Φ remetem aos ângulos zenital e o azimutal, respectivamente; e
- os subscritos i e r denotam quantidades associados a fluxo incidente e refletido, respectivamente.

A FDRB é uma razão de valores infinitesimais, que não podem ser medidos na prática. Uma vez que prediz uma densidade de reflectância por ângulo sólido, a FDRB pode assumir valores que variam de zero ao infinito. No entanto, estas limitações não invalidam o valor conceitual desta grandeza (NICODEMUS et al., 1977). A Figura 4 ilustra a geometria da FDRB descrita na Equação 2.

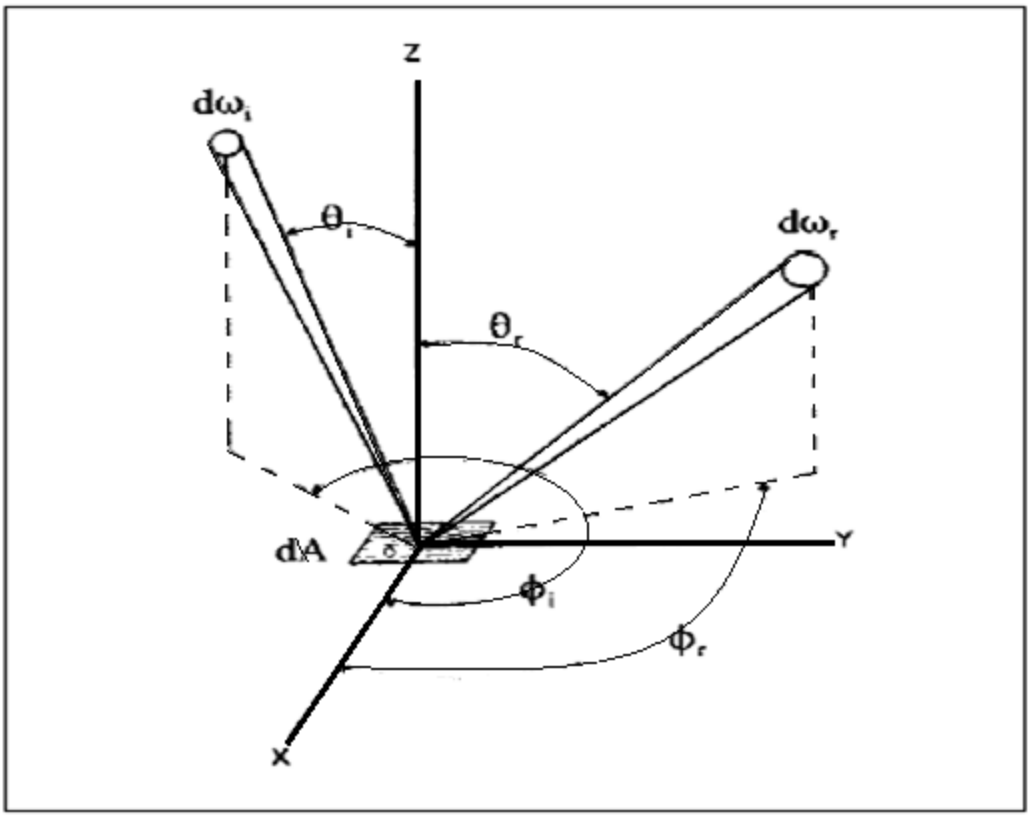


Figura 4. Geometria de feixes hipotéticos da radiação incidente e refletida, onde: ω é ângulo sólido; θ e Φ remetem o ângulo zenital e o azimutal, respectivamente e os subscritos i e r denotam quantidades associados a fluxo incidente e refletido, respectivamente. Fonte: (NICODEMUS et al., 1977)

Antunes (1992) menciona que, se a reflectância de um difusor perfeito ou Lambertiano é a unidade, a razão entre um fluxo refletido por um alvo qualquer e o fluxo refletido por um difusor perfeito, será numericamente idêntica à reflectância real desse alvo. Esta teoria torna a reflectância uma grandeza mensurável, desde que se cumpram os seguintes requisitos:

- O difusor perfeito deve ser irradiado da mesma maneira que o alvo;
- O equipamento de medição deve ter a mesma abertura (ângulo sólido) para o alvo e para o difusor perfeito.

Segundo Nicodemus et al. (1977), o procedimento ideal para se obter a reflectância de um alvo da superfície terrestre, em determinada direção, seria medir a sua radiância nessa direção, restrita a um determinado ângulo sólido infinitesimal e dividir o valor encontrado pela radiância de um difusor perfeito, sob condições idênticas de iluminação e mesmo ângulo sólido. Porém, o que se mede, em condições de campo, é o Fator de Reflectância (FR), o qual é definido como a razão do fluxo radiante do alvo por aquele que seria refletido pela superfície Lambertiana e sem perdas por absorção e transmissão, levando-se em consideração as mesmas condições de geometria de iluminação e direção dos raios (mesmo ângulo sólido) (JENSEN, 2009). Conforme Nicodemus et al. (1977), o FR é descrito por:

$$FR(\omega_i\omega_r) = \frac{dA \int_{\omega r}\int_{\omega i} fr(\theta_i,\Phi_i,\theta_r,\Phi_r)L_i(\theta_i,\Phi_i)d\Omega_i d\Omega_r}{(dA/\pi)\int_{\omega r}\int_{\omega i} L_i(\theta_i,\Phi_i)d\Omega_i d\Omega_r} \quad (3)$$

onde,

- $d\Omega = \cos\theta(d\omega)$, sendo o valor de FR uma quantidade adimensional.

A Equação 3, embora represente fielmente o resultado de FR, pode ser reescrita de forma mais compacta quando se considera a placa de calibração como um difusor não prefeito, ou seja, levando-se em conta que ela está suscetível a perdas de energia em medidas realizadas em condições de campo. Considerando-se esta hipótese, Milton (1987) define FR da seguinte forma:

$$FR(\omega_i\omega_r) = \frac{dL\ (\theta_r,\Phi_r)(alvo)}{dL\ (\theta_r,\Phi_r)(placa)} K(\theta_i,\Phi_i,\theta_r,\Phi_r) \quad (4)$$

onde,

- K é o fator de correção da placa.

Segundo Robinson et al. (1979), a quantidade obtida da medição do alvo e da placa padrão, com um equipamento que apresente um pequeno campo de visada (FOV), ou seja, menor que 20°, é denominada Fator de Reflectância Bidirecional (FRB), sendo uma direção relacionada ao ângulo de visada e a outra ao ângulo solar.

Robison e Biehl (1979) argumentam ainda que para que o FRB medido seja uma boa estimativa do verdadeiro valor de FRB do alvo, a placa de referência deve ter: reflectância próxima à Lambertiana; a incidência da radiação no alvo deve ser dominada pela fração direcional; o alvo não deve ter FRB radicalmente diferente do Lambertiano. Slater (1980) esclarece que Lambert propôs uma superfície perfeitamente difusa (ou Lambertiana) como sendo aquela para qual a radiância (L) é constante para qualquer ângulo de reflexão em relação à normal à superfície.

Martonchik (2009) salienta que a determinação da radiância da placa de referência é um importante procedimento que tende a cancelar grande parte da incerteza do valor do fluxo absoluto medido, no processo calibração radiométrica do instrumento de medição. Como exemplo de superfície Lambertiana, têm-se o painel Spectralon, o qual serve como um excelente refletor difuso e pode ser utilizado tanto em trabalhos de laboratório como de campo.

Assim como em Antunes (1992), o FRB utilizado neste trabalho, é definido como sendo *pi* (π) vezes maior que a radiância do alvo na direção considerada, dividido pela irradiância sobre o mesmo neste mesmo alvo:

$$\mathrm{FRB}(\omega_i \omega_r) = \frac{dL\ \ (\theta_r,\Phi_r)(\mathrm{alvo})}{dL\ \ (\theta_r,\Phi_r)(\mathrm{placa})} K(\theta_i, \Phi_i, \theta_r, \Phi_r) \qquad (5)$$

Ainda segundo Antunes (1992), nesta situação, o uso de *pi* é necessário para conversão de radiância para irradiância, sendo obtida da integração de todo hemisfério do ângulo sólido projetado. Atualmente, essa técnica já se encontra implementada na maioria dos sensores espectrais e utiliza a seguinte condição de conversão:

$$\pi = \int_{2\pi} \cos\theta_V d\omega = \int_0^{2\pi} \int_0^{\pi/2} \cos\theta_V \mathrm{sen}\theta_V d\Phi_V d\Phi_V \qquad (6)$$

onde,

- θ_v é o ângulo zenital da fonte de radiação eletromagnética;
- $d\Phi_v$ é o fluxo da radiância incidida no alvo.

Embora, a terminologia FRB seja fortemente mencionada como a componente física da REM que é mensurada em nível de campo e laboratório, alguns autores como (Martonchik et al., 2000; Schaepman-Strub et al., 2006; Milton et al., 2009; Anderson et al, 2011) consideram que, de acordo com a geometria assumida em medidas em campo, sob iluminação ambiente e um campo de visada instrumental constante, o fator a ser medido é denominado de Fator de Reflectância Hemisférico Cônico (FRHC) (Equação 7).

$$\mathrm{FRHC} = \mathrm{R}(\theta_\mathrm{i}, \Phi_\mathrm{i}, 2\pi, \theta_\mathrm{r}, \Phi_\mathrm{r}, \omega_\mathrm{r}) = \frac{\int_{\omega\mathrm{r}} \int_{2\pi} \mathrm{fr}(\theta_\mathrm{i},\Phi_\mathrm{i},\theta_\mathrm{r},\Phi_\mathrm{r}) \mathrm{L_i}(\theta_\mathrm{i},\Phi_\mathrm{i}) \mathrm{d}\Omega_\mathrm{i} \mathrm{d}\Omega_\mathrm{r}}{(\mathrm{dA}/\pi) \int_{2\pi} \mathrm{L_i}(\theta_\mathrm{i},\Phi_\mathrm{i}) \mathrm{d}\Omega_\mathrm{i}} \quad (7)$$

2.3.2 Sistemas sensores imageadores e não imageadores

Os instrumentos capazes de detectar radiação refletida ou emitida, proveniente dos alvos, são chamados de sensores, sendo tais instrumentos diferenciados entre sistemas sensores imageadores e não imageadores. O sistema imageador é, conforme Moraes (2002), aquele que fornece uma imagem da área observada. Já os sistemas não imageadores, também denominados radiômetros, apresentam o resultado em forma de dígitos ou gráficos.

Os sensores não imageadores foram desenvolvidos para se obter uma melhor compreensão dos fenômenos referentes à interação da energia eletromagnética com os objetos da superfície terrestre e permitem discriminar os diferentes componentes da matéria a partir da análise dos espectros resultantes, que se alteram em função das propriedades físicas, químicas e biológicas dos alvos da superfície terrestre (STEFFEN, 1996).

Tais instrumentos sensores integram a energia no tempo, no espaço e em comprimento de onda, a fim de produzir uma curva espectral que caracteriza a potência eletromagnética emitida, refletida ou transmitida pelo alvo. Os espectrorradiômetros são exemplos de instrumentos não imageadores que operam em intervalos muito estreitos de comprimento de onda, ao longo de uma ampla faixa espectral de atuação (entre 350 a 2500nm, ou mais estreita). O sistema de dispersão utilizado pelo espectrorradiômetro decompõe a radiação

incidente em diferentes comprimentos de onda, de tal forma que se possa medir a resposta do alvo de maneira quase contínua ao longo do espectro eletromagnético (NOVO, 1992).

As medidas pontuais feitas com esse sensor podem ser representadas graficamente e, dessa forma, obter comportamento espectral do alvo, dentro do intervalo de comprimento de onda em que opera o sistema (NOVO, 1992). Como exemplo de espectrorradiômetro, tem-se o Spectron SE-590, citado por Steffen (1996), que fornece 255 bandas estreitas na faixa espectral entre 400 e 1100nm, e o FieldSpec PRO, que opera na faixa espectral de 350 a 2500nm, descrito em Moreira (2005).

Os sensores imageadores, por sua vez, são equipamentos que fornecem como resultado final uma imagem da área (cena) do terreno (SCHOWENGERDT, 2006). Suas características são definidas, em geral, por quatro domínios de resolução: espectral, espacial, temporal e radiométrica. A resolução espectral está associada ao número de bandas espectrais que correspondem a cada um dos intervalos de comprimento de onda nos quais o sensor opera, de modo que, quanto maior o número de faixas e menor sua largura, maior é a capacidade do sistema registrar diferenças espectrais entre os objetos. A resolução espacial define a capacidade do sensor em individualizar objetos da superfície terrestre: quanto menor o objeto, maior a resolução espacial do sistema para que sua detecção seja possível. Resolução temporal refere-se ao menor intervalo de tempo entre a aquisição de duas imagens sucessivas de uma mesma área. Por último, a resolução radiométrica está associada à sensibilidade do sensor, ou seja, a sua eficiência em distinguir muitos níveis intermediários de energia incidente no sistema sensor (MUSTARD; SUNSHINE, 1999).

Com o avanço da eletrônica, da computação e dos próprios sistemas sensores, surgiram novas possibilidades de manipulação no domínio espectral através do Sensoriamento Remoto, utilizando instrumentos de altíssima resolução espectral que proporcionam, para cada pixel (elemento de resolução espacial), medidas radiométricas obtidas em bandas estreitas e quase contínuas. Tais sensores disponibilizam grande quantidade de informações espectrais em seu domínio, com um nível de resolução mais próximo daquele verificado em espectrorradiômetros de campo ou de laboratório, facilitando o uso de abordagens mais específicas, que permitam quantificar alvos com maior nível de detalhamento espectral (CLARK, 2003).

2.4 Análise de dados hiperespectrais

O Sensoriamento Remoto Hiperespectral é uma poderosa ferramenta que permite a uma caracterização minuciosa e detalhada dos alvos e, no contexto deste estudo, de alvos agrícolas. Os pequenos intervalos espectrais considerados na geração das curvas de FRHC possibilitam detectar mudanças estruturais ou fisiológicas da vegetação, imperceptíveis no domínio multiespectral (MULLA, 2012).

Além disso, a partir da análise de curvas hiperespectrais pode-se ter acesso informações adicionais da vegetação, tais como o teor e a quantidade de pigmentos contidos na folha (MULLA, 2012). A maioria destas informações pode ser inferida a partir de tratamentos específicos aplicados sobre a curva de FRHC, tais como a determinação da posição da borda do vermelho (CHO et al., 2006), o uso de derivadas espectrais (TSAI, et al. 1998; DAWSON e CURRAN, 1998; CHO et al., 2006; CLEVERS et al., 2008) e o cálculo de índices espectrais (DAWGHTRY et al., 2000; HABOUDANE et al., 2002; LIU et al. 2010), que resultam em diferentes padrões de Refletância hiperespectral (JENSEN, 2009).

2.4.1 Índices hiperespectrais

Com intuito de analisar a relação do FRHC e o conteúdo de nutrientes e pigmentos, tais como o conteúdo de clorofila foliar, os dados de Sensoriamento Remoto têm sido usados como suporte para estimação de parâmetros fisiológicos da vegetação por meio da aplicação e desenvolvimento de índices hiperespectrais, desde a década de 1960 (JENSEN, 2009).

Como exemplo de recentes pesquisas neste contexto têm-se Ju et al. (2010), onde se monitora o conteúdo de clorofila foliar em culturas de trigo, por meio da correlação de índices oriundos de imagens hiperespectrais Hyperion e o valor da posição da borda do vermelho (*Red-Edge Position*, REP) obtidos das curvas de FRHC. Neste âmbito, também se encontram pesquisas destinadas a estimação do índice de clorofila e pigmentos foliares em culturas canavieiras alvos de agentes patológicos, como aquelas realizadas por Apan et al. (2004) e Abdel-Rahman et al. (2010).

Nas últimas décadas, inúmeros índices foram apresentados como razões numéricas potencialmente sensíveis à quantidade de Clorofila *a* e *b* e Carotenoides na vegetação, como os índices de pigmentos por razão simples (*Pigments Sensitive Simple Ratio*, PSSR) (BLACKBURN, 1998), ao estresse da vegetação (*Normalised Difference Vegetation Index*

(NDVI)) (ROUSE et al., 1974) e aqueles que relacionam a profundidade das bandas de absorção da REM na região do visível com os níveis de clorofila foliar (*Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index*, MCARI) (DAWGHTRY et al., 2000) e o *Transformed Chlorophyll Absorption Ratio Index*, TCARI (HABOUDANE et al., 2002)).

2.4.1.1 Índices de Clorofila *a*, Clorofila *b* e Carotenoides

Atualmente, modelos empíricos são criados para prever o teor de clorofila presente nas folhas. A maioria dos índices que quantificam os pigmentos de Clorofila *a* e Clorofila *b* foi desenvolvida com base na reflexão da REM em torno dos comprimentos de onda de 550 e 700nm, onde a absorção da Clorofila encontra-se saturada (WU et al., 2008). Em Blackburn (1998) são apresentados dois PSSR sensíveis a variação de Clorofila *a* (Equação 8), que relaciona as radiâncias medidas em 800 (R_{800}) e 650nm (R_{650}) e de Clorofila *b* (Equação 9), resultado da razão entre as respostas espectrais em 800 e 635nm (R_{800} e R_{635}, respectivamente).

$$\text{Clorofila}_{\text{a}} = \frac{R_{800}}{R_{650}} \tag{8}$$

$$\text{Clorofila}_{\text{b}} = \frac{R_{800}}{R_{635}} \tag{9}$$

Embora o desenvolvimento de índices sensíveis a Clorofila *a* e Clorofila *b* conjugam-se em intervalos espectrais localizados em 550 e 700nm, a percepção de carotenoides e xantofilas tem sido também associada as estes intervalos espectrais, mas com uma maior sensibilidade na região do azul (WU et al., 2008; CLEMENTE et al., 2012). Em Blackburn (1998) é apresentado um PSSR sensível ao teor de carotenoides (Equação 10).

$$\text{Carotenoides} = \frac{R_{800}}{R_{470}} \tag{10}$$

2.4.1.2 Os Índices de Absorção pela Clorofila: Modificado (MCARI) e Transformado (TCARI)

A concepção e o estudo de índices que incorporam intervalos espectrais do verde e do vermelho limítrofe constituem alternativas para estimar a absorção da luz na região espectral do vermelho. Como fortes indicadores de clorofila foliar têm-se os índices espectrais MCARI e o TCARI.

O índice espectral MCARI (Equação 11) foi desenvolvido por Dawghtry et al. (2000), com intuito de quantificar pequenas mudanças na clorofila foliar, sob diferentes escalas de medidas de FRHC (MULLA, 2012). Haboudane et al. (2004) explicam que o índice MCARI é uma otimização do índice (CARI – *Chlorophyll Absorption Ratio Indexd*) estabelecido por Kin et al. (1994), em que se mede a profundidade da banda de absorção da clorofila em 670nm, por meio de uma relação matemática formulada a partir de valores de reflectância obtidos em 550nm e 700nm.

$$\mathrm{MCARI}[670,700] = [(\mathrm{R}_{700} + \mathrm{R}_{670}) - 0.2(\mathrm{R}_{700} - \mathrm{R}_{550})]/(\frac{\mathrm{R}_{700}}{\mathrm{R}_{670}}) \quad (11)$$

Apesar de ser um índice sensível às mudanças sutis de clorofila e índice de área foliar (IAF), o índice MCARI, em algumas situações de campo, é bastante influenciado por parâmetros de reflectância de materiais de fundo, tais como solo e elementos não fotossintéticos (HAUBODANE et al., 2002; WU et al., 2008; MULLA, 2012).

Além disso, em Haubodane et al. (2002) é proposto o índice TCARI (Equação 12), onde buscou-se uma alternativa para compensar as variações espectrais características da influência dos materiais de fundo, sobre a curva de FRHC da vegetação tomada *insitu* (HAUBODANE et al., 2002; WU et al., 2008).

$$\mathrm{TCARI}[670,700] = 3\left[(\mathrm{R}_{700} + \mathrm{R}_{670}) - \frac{0.2(\mathrm{R}_{700} - \mathrm{R}_{550})}{\frac{\mathrm{R}_{700}}{\mathrm{R}_{670}}}\right] \quad (12)$$

2.4.2 A Extração da Posição da Borda do Vermelho – REP pelo Método da Extrapolação Linear

Segundo Jensen (2009), o intervalo espectral de 680 a 800nm é denominado Borda do Vermelho (*Red Edge*, RE), é caracterizado pela mudança abrupta do comportamento curva espectral de um vegetal, decorrente de uma série de fatores relacionados à absorção pela clorofila e do espalhamento interno da Radiação Eletromagnética (REM) na folha do vegetal.

Assim quando se deseja inferir o conteúdo de clorofila de uma folha, a Determinação da Posição da Borda do Vermelho (*Red Edge Position Determination*, REPD) é uma técnica bastante útil, uma vez que a posição dessa borda no longo espectro eletromagnético está intrinsecamente relacionada com as taxas de nitrogênio e clorofila foliar (JU et. al, 2010). Com isso, infere-se que os valores obtidos na determinação da REP, são sensíveis indicadores de estresse da vegetação (JENSEN, 2009).

Cho et al. (2006) explicam que quanto mais próxima a REP estiver da região do visível menores são os níveis de clorofila e nitrogênio do vegetal sendo este, na maioria das vezes, um indicador determinante da saúde do vegetal.

O termo RE foi primeiramente descrito, segundo Jensen (2009), por Collins em 1978, e ganhou bastante notoriedade em pesquisas relacionadas ao estresse da vegetação (JU et al., 2010). Ao longo dos anos, surgiram inúmeras técnicas para avaliação da REP, tais como: a interpolação linear por quatro pontos (GUYOT e BARET, 1988); o método linear proposto por Clevers (1994); a determinação do maior espectro de primeira derivada (DAWSON e CURRAN, 1998); a técnica polinomial (PU et. al, 2003); entre outros.

Uma solução interessante para a REPD foi proposta por CHO et al. (2006), denominado Método da Extrapolação Linear, no qual consiste na determinação da REP por meio da intersecção de dois polinômios de primeiro grau (um polinômio localizado no intervalo do vermelho e outro no intervalo do infravermelho próximo), tangenciados sobre os pontos de inflexão da curva espectral resultante da primeira derivada, aplicada à curva de FRHC, no intervalo correspondente do RE (Figura 5).

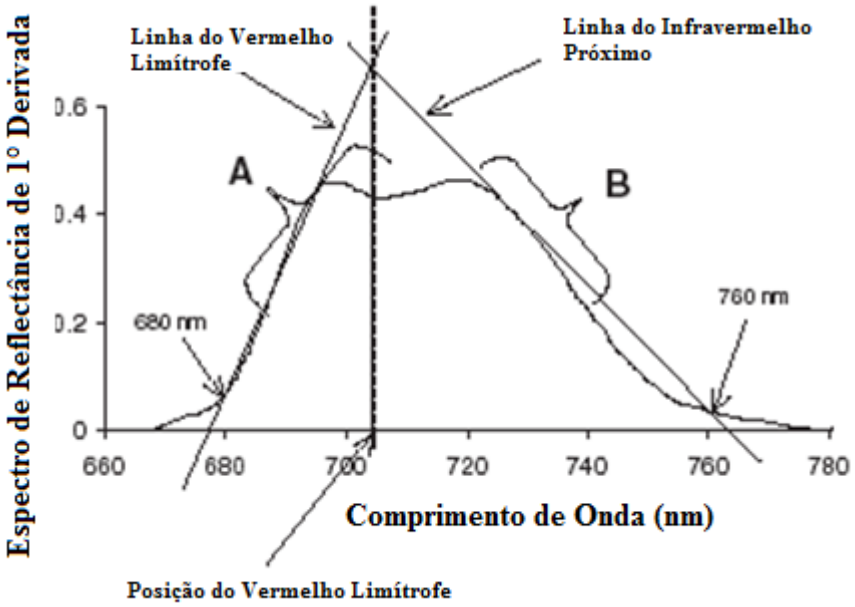


Figura 5. Representação do método da Extrapolação Linear. Fonte: (CHO et al., 2006).

Nesse método, os pontos de inflexão das curvas de primeira derivada são determinados a partir dos pontos que interceptam o eixo das abscissas (dois no intervalo do vermelho e dois no intervalo do Infravermelho próximo), na curva resultante da aplicação da segunda derivada sobre os valores de FRHC, para o intervalo do RE (CHO et al., 2006) (Figura 6).

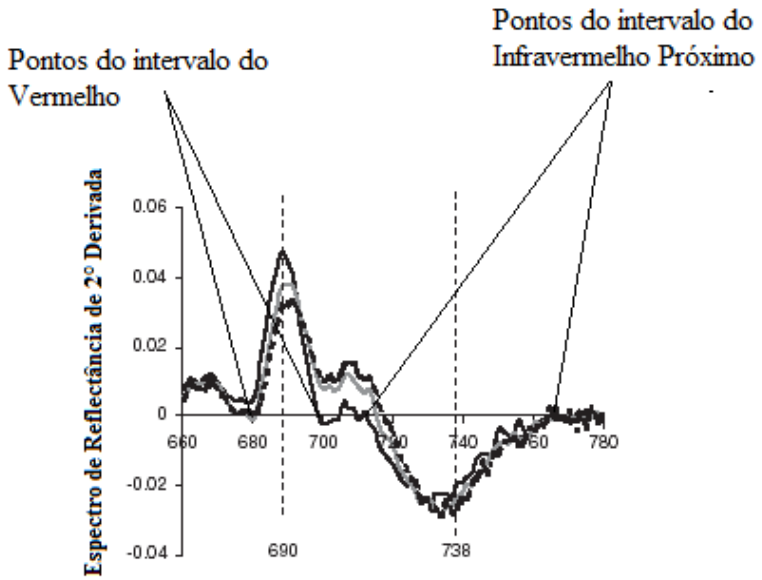


Figura 6. Curva de segunda derivada dos valores de FRHC (em destaca-se dois pontos do intervalo espectral do vermelho e do infravermelho próximo). Fonte: Adaptada de Cho et al. (2006).

2.5 Tratamento e análise de imagens multiespectrais

Segundo Novo (1992), as técnicas de processamento digital de imagens digitais podem ser classificadas em três conjuntos:

1. Técnicas de pré-processamento de imagens (preparação de imagens);
2. Técnicas de realce;
3. Técnicas de classificação.

As técnicas de pré-processamento referem-se ao conjunto de métodos aplicados a uma imagem digital que permitem a transformação de dados brutos em produtos corrigidos radiometricamente e geometricamente. Os procedimentos aplicados para corrigir ou minimizar os efeitos atmosféricos (absorção e espalhamento) também são designados como técnicas de pré-processamento (NOVO, 1992).

As técnicas de realce de imagens, usualmente, são utilizadas para identificar informações sutis em imagens digitais que, de outra forma, seriam perdidas. Estão associadas com a aplicação de modificação do contraste e filtros espaciais (JENSEN, 2008).

Por fim, a classificação de imagens visa o reconhecimento automático de alvos da cena por meio da análise quantitativa dos níveis digitais. Os alvos são agrupados em diferentes classes espectrais ou de informação em função de algum critério de decisão pré-estabelecido (NOVO, 1992).

2.5.1 Transformação de números digitais para valores físicos

A conversão de números digitais (ND) de uma imagem multiespectral em parâmetros 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).

Em Sensoriamento Remoto, cada sensor, em cada banda, possui um critério próprio para discretizar os valores de radiância medidos na escala específica de sua resolução radiométrica. Logo, as imagens resultantes para um mesmo sensor, em diferentes bandas, não apresentam necessariamente compatibilidade entre os NDs registrados. Isso torna impossível a comparação entre NDs de bandas diferentes, tanto para um mesmo sensor quanto para sensores diferentes, já que a caracterização espectral de objetos torna-se inviável (CURRAN, 1985).

Uma solução para essas limitações, segundo Schowengert (2006), são as conversões dos NDs registrados em valores físicos mediante o conhecimento de características de navegação do sensor que gera a imagem, assim como das condições ambientais do exato momento da geração das imagens.

Para converter NDs em valores físicos, primeiramente, 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 13:

$$L_0(\lambda) = (\mathrm{Lmin}(\lambda) + \frac{(\mathrm{Lmax}(\lambda)+\mathrm{Lmin}(\lambda))}{2^x} * ND(\lambda) \quad (13)$$

onde,

- x: número de bits; e
- Lmin(λ) e Lmax(λ) representam os valores de radiância mínima e radiância máxima respectivamente.

É importante destacar que o valor de $L_0(\lambda)$ é medido em nível orbital e não representa fielmente a radiância de superfície. Esse fato é bastante relevante em produtos orbitais, pois o sensor recebe um fluxo de radiação que contém a radiação específica do objeto, acrescida da radiação de trajetória e do fluxo, que é espalhado pala atmosfera (NOVO, 1992).

Uma vez convertidos para $L_0(\lambda)$, assume-se que os dados contidos nas imagens de diferentes bandas de um mesmo sensor ou de sensores diferentes, podem, então, ser comparados entre si. Porém, Ponzoni e Shimabukuro (2007), explicam que, como a radiância é um parâmetro radiométrico que depende da intensidade de radiação irradiada pela fonte, ela passa a não ser o parâmetro mais apropriado às avaliações das propriedades espectrais de objetos. Desta forma, a reflectância passa a ser de extrema importância para estes tipos de estudo, com destaque aos FRHC, os quais melhor representam as propriedades espectrais dos objetos (STEFFEN, 1996).

Ao calcular o FR a partir dos valares de Radiância Bidirecional aparente ($L_0(\lambda)$B aparente), assume-se que o mesmo é Fator de Reflectância Hemisférico Cônico aparente (FRHC aparente), considerando-se as mesmas propriedades já apresentadas pelo termo aparente (SCHOWENDGERT, 2006).

Em Markhan e Barker (1986), é apresentado o processo para transformar ND e FRHC aparente, onde, 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, derivado dos parâmetros de calibração obtidos em missões de calibração anteriores ao lançamento. Vale ressaltar que, na maioria dos softwares de processamento digital de imagens, esses parâmetros e transformações encontram-se implementados.

A partir da conversão dos ND's em FRHC's aparente, 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). Apesar disso, Schowendgert (2006) explica que ainda não é possível a caracterização espectral de um alvo da superfície terrestre, uma vez que, intrinsecamente aos valores de FRHC aparente, encontram-se os efeitos da atmosfera. Para que tal caracterização seja possível, faz-se necessário eliminar ou minimizar os efeitos da atmosfera sobre os valores de FRHC aparente.

2.5.2 Correção atmosférica

Na aquisição de uma imagem multiespectral, deve-se considerar que os sinais eletromagnéticos da radiação coletados pelos sensores remotos, instalados a bordo dos satélites, são modificados, dispersos e absorvidos por gases e aerossóis quando de sua passagem pela atmosfera no caminho entre a superfície da terra e o sensor. Portanto, a variabilidade existente nas diferentes condições atmosféricas deve ser considerada para se obter valores mais acurados de reflectância e radiância de superfícies vegetais (MACHADO, 2003).

A presença da atmosfera, entre o satélite e a superfície terrestre, ocasiona diversos efeitos nas imagens de satélites, como a diminuição dos valores digitais registrados pelo sensor, a diminuição de contraste entre superfícies adjacentes e alteração do brilho de cada ponto da imagem. (ZULLO JR, 1994).

A radiância está sujeita a dois processos físicos resultantes da interação com a atmosfera: espalhamento e absorção. A combinação destes dois efeitos é denominada atenuação atmosférica (NOVO, 1992).

Schowendgert (2006) afirma que a absorção atmosférica é um efeito termodinâmico que resulta na perda de energia para constituintes atmosféricos, como o vapor d'água, ozônio

e outros gases. Já o espalhamento é o mecanismo que leva as maiores distorções radiométricas, causadas por partículas suspensas na atmosfera.

Segundo Ponzoni e Shimabukuro (2007), uma das formas de minimizar os efeitos da atmosfera é a aplicação de modelos de correção atmosférica sobre os valores de $L_0(\lambda)$B aparente ou de FRHC aparente. Alguns dos modelos atmosféricos mais utilizados são os modelos de transferência radiativa, como o *Moderate Spectral Resolution Atmospheric Transmittance Algorithm* (MODTRAN). Este modelo é implementado em diversos *softwares* de processamento digital de imagens que oferecem 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. Há ainda a possibilidade de informar parâmetros referentes às propriedades espectrais de objetos vizinhos àquele que se pretende corrigir o efeito da atmosfera sobre seus valores de FRHC aparente apresentado em imagens orbitais.

Vale ressaltar que a caracterização da atmosfera, no ponto da tomada da imagem, é uma tarefa difícil e onerosa, pois, normalmente, envolve uma série de profissionais atuantes em diversas áreas do campo da meteorologia, além de requerer equipamentos de alto custo de aquisição e de manutenção. Apesar disso, é possível obter bons resultados ao se aplicar o modelo MODTRAN, adotando-se algumas condições de contorno e aproximações. Com dados de alta resolução espectral, como uma cena tomada pelo sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), é possível utilizar dados da própria imagem para estimar a presença de constituintes importantes da atmosfera, como a quantidade de vapor d'água (g/m^3), e para otimizar a modelagem de outros constituintes (PONZONI e SHIMABUKURO, 2007).

Após a aplicação da correção atmosférica tem-se, como resultado final, a 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, então, a caracterização espectral dos mesmos (SHOWENDGERT, 2006).

2.5.3 Análise de dados multiespectrais aplicados à 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 distribuídos em bandas espectrais compreendidas em grandes intervalos do espectro eletromagnético (JENSEN, 2009).

Nos últimos anos, o avanço das tecnologias de sensoriamento remoto e a maior disponibilidade de sistemas sensores expandiram o contingente de opções para o uso de produtos orbitais voltados a aplicações agrícolas, devido, principalmente, a um avanço significativo nas resoluções espaciais e radiométricas, como a inserção de bandas multiespectrais específicas sensíveis à vegetação (ZENGEYA, 2013).

Com a disponibilidade de bandas específicas a detecção do estresse da vegetação, como a banda do vermelho limítrofe presente nos sistemas orbitais comerciais *WorldView* 2 e 3, e na constelação *RapidEye*, tornou-se mais precisa a detecção de áreas agrícolas infestadas por parasitas e pragas por meio de classificadores (GARRITY et al., 2013; SANCHES et al., 2013) detecção de níveis de pigmentos foliares por meio da aplicação de índices multiespectrais (EITEL et al., 2011; RAMOELO et al, 2012) e determinação de métricas na paisagem.

2.5.3.1 Índices aplicados a imagens multiespectrais

Os índices multiespectrais muitas vezes são gerados a partir de índices hiperespectrais, onde são modelados e quantificados em intervalos de ondas maiores, para fins de análises de imagens multiespectrais (Running et al. 1994). Segundo Jensen (2009), muitos dos índices sensíveis à vegetação são funcionalmente equivalentes em termos de conteúdo de informação, porém, quando combinados a diferentes bandas multiespectrais em classificações de superfícies de vegetação, podem gerar produtos de Sensoriamento Remoto diversos.

A maioria dos índices multiespectrais é determinada pela relação inversa entre a energia refletida no intervalo espectral do vermelho e no intervalo espectral do infravermelho próximo, onde estão às regiões determinantes para discriminação da vegetação verde e sadia daquela sob a condição de estresse (JENSEN, 2009).

2.5.3.1.1 Razão Simples (SR) e Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)

Desde a década de 60, cientistas vêm extraindo e modelando vários parâmetros biofísicos da vegetação com uso de dados de sensoriamento remoto. Grande parte deste esforço tem envolvido o uso de índices de vegetação, que são medidas radiométricas

adimensional, as quais indicam a abundância relativa e a atividade da vegetação verde, incluindo o índice de área foliar (IAF), teor de clorofila, biomassa verde e radiação fotossinteticamente ativa absorvida (RFAA) (JENSEN, 2009).

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. Para minimizar a variabilidade causada por fatores externos como solo, atmosfera e geometria de aquisição dos dados, a reflectância espectral tem sido transformada e combinada em vários índices de vegetação. Essa abordagem para a determinação de parâmetros da vegetação é referida na literatura como abordagem empírica (PONZONI e SHIMABUKURO, 2007). Os índices mais comumente empregados utilizam a informação contida na reflectância do dossel da vegetação, referente às regiões do vermelho e infravermelho próximo, as quais são resultado de combinações de duas ou mais bandas espectrais através da soma, da diferença, da razão entre as bandas ou qualquer combinação. (JENSEN, 2009).

A razão simples foi o primeiro índice com aplicações em vegetação concebido (JORDAN, 1969), sendo obtida pela divisão de valores de FRHC registrados na banda da região do infravermelho próximo, por valores de FRHC correspondentes a região do vermelho, conforme a Equação 14:

$$SR = \frac{\rho_{IVP}}{\rho_V} \tag{14}$$

onde,

- ρ_{IVP} refere-se ao FRHC no infravermelho próximo;
- ρ_V refere-se ao FRHC no vermelho.

Entretanto, a razão simples é um índice que apresenta algumas limitações: para áreas densamente vegetadas, a quantidade refletida de radiação eletromagnética, referente à região do vermelho, aproxima-se de valores muito pequenos, de modo que a, essa razão aumenta desproporcional (PONZONI e SHIMABUKURO, 2007).

Com isso, Rouse et al (1973) propôs o índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), obtida 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 15.

$$\mathrm{NDVI} = \frac{(\rho_{\mathrm{IVP}} - \rho_{\mathrm{V}})}{(\rho_{\mathrm{IVP}} + \rho_{\mathrm{V}})} \quad (15)$$

onde,

- ρ_{IVP} refere-se ao FRHC no infravermelho próximo;
- ρ_{V} refere-se ao FRHC no vermelho.

Como ferramenta para o monitoramento da vegetação, o NDVI é utilizado para construir perfis sazonais e temporais das atividades da vegetação, permitindo comparações interanuais desses perfis (PONZONI e SHIMABUKURO, 2007), além de serem bastantes útieis 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).

Outra forma alternativa para construir perfis zonais e temporais da atividade da vegetação é a partir do cálculo de um índice que considera a resposta espectral na região do verde, denominado *Green Normalized Difference Vegetation Index* (GNDVI), conforme expresso na equação 16.

$$\mathrm{GNDVI} = \frac{(\rho_{\mathrm{IVP}} - \rho_{\mathrm{Verde}})}{(\rho_{\mathrm{IVP}} + \rho_{\mathrm{Verde}})} \quad (16)$$

2.5.3.1.2 Índice de Vegetação Realçado (EVI)

O índice EVI é frequentemente empregado com uma forma alternativa para uso do NDVI, pois possui menos limitações e maior sensibilidade à reflectância da vegetação (ROCHA et al., 2009). Esta métrica, além de utilizar informações espectrais do vermelho e do infravermelho próximo, também requer os níveis de reflectância do azul (JIANG et al., 2008).

O EVI melhora significativamente a discriminação de regiões da vegetação com altas concentrações de biomassa, o que permite o monitoramento da vegetação por meio da diminuição da influência do sinal proveniente do substrato do dossel, através da redução da influência atmosférica (JENSEN, 2009). A formulação do EVI é descrita na Equação 17.

$$EVI = 2.5 \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + C_1 \rho_V + C_2 \rho_A + L} (1 + L) \quad (17)$$

Onde,

- ρ_A refere-se ao FRHC no azul.
- L é o fator de ajusto de dossel, que leva em conta, para o vermelho e para o infravermelho próximo, a extinção diferencia através do dossel (HUETE, 1988).
- C_1 e C_2 são dois coeficientes que descrevem a utilização da banda azul para compensar os espalhamentos por aerossóis perceptíveis na banda do vermelho.

2.5.3.1.3 Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) e índices que minimizam o efeito da atmosfera (ARVI, VARI, SARVI e MSARVI)

Os índices SAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo), ARVI (Índice de Vegetação Resistente a Atmosfera), SARVI (Índice de Vegetação Resistente à Atmosfera e ao Solo) e o MSAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo) fazem parte de um grupo de índices considerados híbridos por utilizarem a razão de bandas com parâmetros de ajuste para minimizar o efeito da presença de solo em meio à vegetação e do espalhamento atmosférico (JENSEN, 2009). Os parâmetros de ajuste podem ou não considerar os coeficientes da linha do substrato do dossel, mas sempre expressam o intuito de minimizar o efeito de fundo do solo, por meio da reflectância medida no vermelho e no infravermelho próximo (HUETE, 1988).

O SAVI foi apresentado por Huete (1988) como o primeiro índice capaz de minimizar os efeitos do substrato do dossel. O desenvolvimento deste índice foi baseado em medidas de algodão e de gramados com solos claros e escuros ao fundo. O cálculo do SAVI é efetuado conforme a Equação 18.

$$SAVI = \frac{(1+L)(\rho_{IVP} - \rho_V)}{(\rho_{IVP} + \rho_V) + L} \quad (18)$$

O Índice ARVI foi proposto por Kaufman e Tanré (1992), cuja principal contribuição é a auto-correção atmosférica pela inclusão da banda do azul na sua formulação, como apresentado na Equação 19.

$$\text{ARVI} = \frac{(\rho_{\text{IVP}} + \rho_{\text{A}} - 2\rho_{\text{V}})}{(\rho_{\text{IVP}} - \rho_{\text{A}} + 2\rho_{\text{V}})} \quad (19)$$

A partir da derivação do índice ARVI, Gitelson et al., (2002) criaram o índice VARI (Índice Resistente a Atmosfera no Visível), com o intuito de monitorar da vegetação, priorizando a correção da atmosférica das bandas do visível. O índice é desenvolvido de acordo com a equação 20.

$$\text{VARI} = \frac{\rho_{\text{VERDE}} - \rho_{\text{V}}}{\rho_{\text{VERDE}} + \rho_{\text{V}} + \rho_{\text{A}}} \quad (20)$$

onde,

- ρ_{VERDE} refere-se ao FRHC no Verde.

Com a integração da função L do índice SAVI e a normalização com a banda azul do índice ARVI, Huete et al. (1994) criaram o índice SARVI, para fins de correção de ruídos provenientes do substrato do dossel e do espalhamento atmosférico (JENSEN, 2009), conforme mostra a equação 21.

$$\text{SARVI} = \frac{(\rho_{\text{IVP}} + \rho_{\text{A}} - 2\rho_{\text{V}})}{(\rho_{\text{IVP}} - \rho_{\text{A}} + 2\rho_{\text{V}}) + \text{L}} \quad (21)$$

O MRSARVI é uma modificação do índice SARVI, sendo desenvolvido por Huete et al. (1994) com o objetivo de estimar o fator de correção L de maneira não arbitrária. No MRSAVI o L é função da densidade de cobertura vegetal. Este índice é calculado a partir da Equação 22.

$$\text{MSARVI} = \frac{2\rho_{\text{IVP}} + 1 - \sqrt{[(2\rho_{\text{IVP}} + 1)^2 - \rho_{\text{IVP}} - \rho_{\text{A}} + 2\rho_{\text{V}}]}}{2} \quad (22)$$

2.5.3.1.4 Índice de Vegetação Triangular (TVI)

O TVI é um índice utilizado em cenas onde a densidade da vegetação é baixa, onde a diferença normalizada pode resultar em valores negativos, fazendo com que se torne um poderoso índice de estimava do IAF de um dossel vegetal (BRANTLEY, 2011). Ainda neste

contexto, Jensen (2009) classifica essa métrica com um bom indicador da REM absorvida pela clorofila na região do verde. O TVI é computado pela equação 23.

$$\text{TVI} = 0.5\big(120(\rho_{\text{IVP}} - \rho_{\text{VERDE}})\big) - 200(\rho_{\text{V}} - \rho_{\text{VERDE}}) \quad (23)$$

2.5.4 Classificação de alvos da superfície terrestre

As imagens digitais concebidas pelos sensores remotos de alta resolução espacial e radiométrica, tais como RapidEye e WorldView 2, abrangem muito mais detalhes na cena, do que sensores orbitais anteriores (*Thematic Mapper* (TM), *Satellite Pour l'Observation de la Terre* (SPOT), entre outros), sendo possível visualizar os elementos componentes de uma vegetação como: áreas sadias, degradas e sob condição de estresse (EITEL, 2011).

Uma forma de se discriminar as áreas agrícolas doentes das áreas sadias sob condição de condição de estresse, é por meio de mapas temáticos gerados mediante a classificação da imagem (SCHOWENGERDT et al., 2007). Atualmente, a grande disponibilidade de imagens coletadas por sensores instalados em plataformas orbitais e aéreas cada vez mais modernas e sofisticadas, requer o desenvolvimento de metodologias de classificação inovadoras, as quais possibilitem uma exploração automática e eficiente deste grande volume de dados e que, ao mesmo tempo, tornem o processo de mapeamento de características da superfície terrestre menos subjetivo e com maior potencial de repetição em situações subsequentes.

Para atingir essa finalidade é necessário, a *priori*, estabelecer um procedimento de classificação que melhor se adapte à natureza e área do estudo. Primeiramente, as classes de informação a serem discriminadas e os critérios usados para distingui-las devem estar explícitas no modelo de classificação escolhido (PRADO, 2009). Em outros termos, o método de classificação aborda, obrigatoriamente, o estabelecimento dos limites das classes, os quais devem ser claros, possivelmente quantitativos e baseados em critérios objetivos (DI GREGÓRIO, 2004).

As técnicas de classificação baseiam-se em duas abordagens. O primeiro método de classificação é denominado supervisionado, e implica na interação do analista com o sistema de análise. Neste procedimento o analista deve ter um conhecimento prévio da área de estudo, para posteriormente, informar as amostras representativas das classes necessárias para o treinamento de um algoritmo de classificação (GONZALEZ et al., 2000). Desta forma, um conjunto amostral de dados de treinamento contendo exemplos de padrões de todas as classes

de informação existentes no sistema é usado pelo classificador para tomar decisões e conceber o mapa com as classes temáticas (ZHANG et al., 2001).

A outra técnica é baseada nos métodos de classificação não supervisionada, na qual os elementos de uma cena estão associados a classes espectrais, sem qualquer conhecimento prévio da existência das classes (PRADO, 2009). Nessa abordagem, no processo de classificação não há interferência a do analista na fase de treinamento do algoritmo de classificação, neste caso, 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).

Como exemplo de algoritmos de agrupamento não supervisionado largamente utilizados, têm-se o ISODATA, o qual é um classificador que permite um ajuste do número de classes automaticamente durante a interação por fusão de agrupamentos semelhantes 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.

2.6 Análise de padrões espaciais em áreas agrícolas: métricas da paisagem

Conforme Dinardo Miranda (2003) e Bento et al. (1995), via de regra, a maioria das pragas e parasitas, tais como os nematoides e *Migdolus fryanus*, geralmente estão normalmente disformemente distribuídos em toda área agrícola cultivada, sendo caracterizados, no campo, pela formação de padrões espaciais na paisagem agrícola bem definidos, como a ocorrência de reboleiras de plantas subdesenvolvidas ao longo da área de cultivo.

O método mais comum de identificação desses padrões da paisagem agrícola é por meio da extração de informações destes padrões utilizando variáveis associadas à sua configuração espacial, tais como área, perímetro e dimensão fractal (SAITO, 2011). Tais variáveis são denominadas métricas de paisagem ou índices de paisagem (FROHN, 1998). A detecção de métricas de paisagem é um procedimento importante no estudo e monitoramento dos padrões espaciais, quando se objetiva analisar as mudanças de estrutura da paisagem e os relacionamentos dos padrões com os procedimentos de mudança (SAITO, 2011; HUANG et al., 2005)

Outro benefício da utilização da análise de métricas da paisagem, segundo METZEGER et al.(2009), é a compreensão da distribuição espacial da estrutura da paisagem estudada, e a dinâmica da paisagem incluindo avaliações com relação às áreas agrícolas infestadas por pragas e parasitas.

O estudo de métricas pode ser realizado sobre dados matriciais, os quais são submetidos a uma segmentação espacial, levando-se em conta padrões de similaridade espacial e uma série de variáveis relacionadas a algumas características do padrão estudado (área, perímetro e homogeneidade). Ao final da análise das métricas da paisagem, por meio de algoritmos de mineração de dados (MAINON e ROKACH, 2010), obtêm-se as variáveis que melhores definem o padrão espacial estudado (LI e WANG, 2005).

Deve-se ressaltar que os algoritmos de mineração de dados no caso de dados espaciais, aplicam ferramentas computacionais para selecionar padrões de interesse em objetos e eventos distribuídos no espaço geográfico e no tempo. Com isso, diminuem-se grandes volumes de dados referentes ao evento estudado, e possibilita uma melhor capacidade de interpretação dos fenômenos de interesse (LI e WANG, 2005).

3. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Área de estudos

Este estudo foi realizado em áreas de cultivo de cana-de-açúcar da usina Umoe Bionergy (Figura 7). As áreas selecionadas estão situadas no oeste do estado de São Paulo, especificamente centradas nas seguintes coordenadas UTM (E, N): nematóides (410.979,199m, 7.516.401,397m) e *Migdolus fryanus* (400.959,414m, 7509804, 984m). Tais áreas estão localizadas entre os Munícipios de Sandovalina e Estrela do Norte e se constitui de uma grande região canavieira que apresenta contínua expansão agrícola.

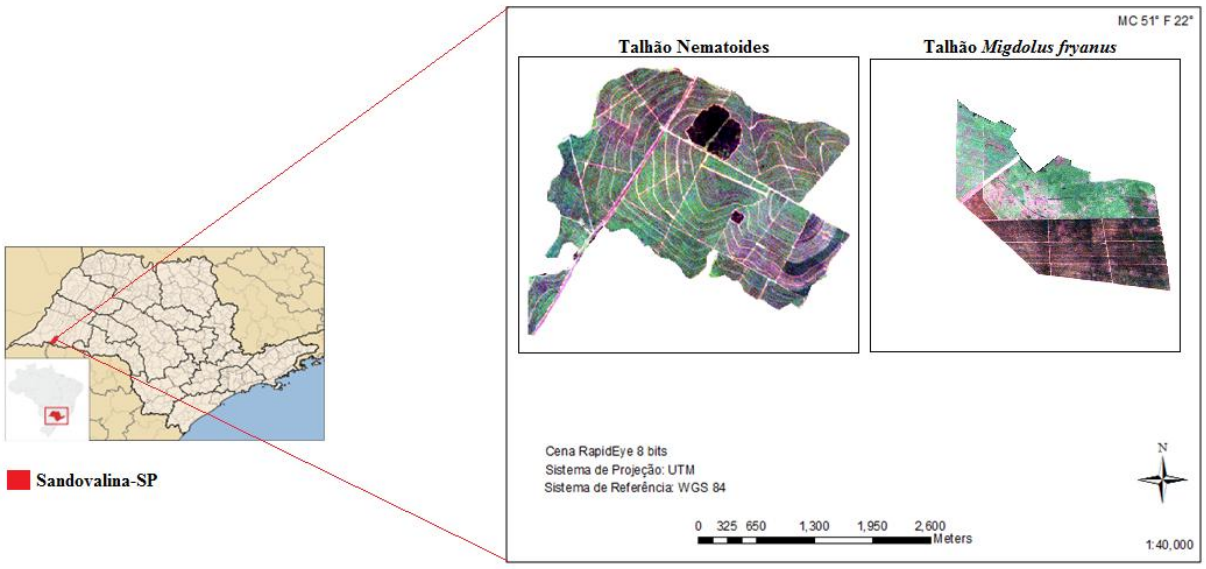


Figura 7. Representação das duas áreas de estudos (talhões de cana-de-açúcar infestada por nematoides e *Migdolus fryanus*) – Composição colorida das bandas 1-azul, 2-verde e 3-vermelho, do sensor RapidEye.

Estruturalmente na geologia da região, encontram-se relevos mais acidentados, associados à Formação Adamantina, que compreendem a arenitos com cimentação carbonática. Além disto, predominam nestas áreas os solos Podzólicos Vermelho, Amarelo eutróficos e Vermelho Amarelo abrúpticos, de origem arenosa (BARRIOS, 1995).

O clima da área é caracterizado por apresentar um verão quente e úmido com as maiores precipitações ocorrendo de novembro a março e decrescendo no mês de abril. O inverno, apesar de seco, pode apresentar alguma precipitação, inclusive em junho. Os meses de julho e agosto são mais secos. A precipitação média anual é da ordem de 1400 a 1600mm e a temperatura média é de 22,5°C. O déficit corresponde aos meses de junho a meados de setembro, com evapotranspiração da ordem de 1050mm (FORTES, 2003).

3.2 Instrumentos e dados

Os materiais previstos para o desenvolvimento desta pesquisa são:

Instrumentos e dados:

- Espectrorradiômetro ASD Fieldspec HandHeld fabricado pela ASD (*Analytical Spectral Devices*), operando em 512 canais no intervalo espectral de 0,325 a 1,075µm, com resolução espectral de 0,016 µm e quantização do sinal em 16 bits;
- Receptor GPS de navegação Garmin E-trex, para georreferenciamento das medidas tomadas *in situ*;
- Duas imagens multiespectrais tomadas pela constelação RapidEye, com resolução espacial de 5 m na direção nadir e cinco bandas espectrais (*azul, verde,vermelho, vermelho limítrofe e infravermelho próximo*);

  As informações referentes ao sistema de imageamento multiespectral RapidEye, contidas neste tópico, foram todas extraídas de Felix et al. (2009).

  Atualmente o sistema RapidEye (sensor REIS – *RapidEye Earth Imaging Systen*) opera com uma constelação de cinco satélites orbitais, os quais foram lançados em 28 de agosto de 2008. Cada um dos cinco satélites é composto por um sensor multiespectral, o qual é capaz de gerar imagens em cinco canais (azul (440–510 nm), verde (520-590 nm), vermelho (630-685 nm), vermelho limítrofe (690-730 nm), infravermelho próximo (760-850 nm)), com uma resolução espacial de 5 metros, 12 bits e uma escala de 1:25.000. O sistema RapidEye é capaz de reproduzir imagens com uma capacidade de revisita diária sob um mesmo ponto, no modo de imageamento off-nadir. Para estudos da vegetação, as imagens RapidEye possuem uma banda espectral estrategicamente localizada na região do vermelho limítrofe, a qual é específica para o monitoramento da vegetação e que, no conjunto, permitem a separação entre espécies vegetais e o monitoramento de suas condições fitossanitárias.

  Na Tabela 1 são apresentadas um resumo das principais características técnicas do sensor:

Tabela 1. Especificações técnicas do sensor RapidEye

Número de Satélites	5
Altitude da Órbita	630 km, órbita síncrona com o Sol
Hora de Passagem no Equador	11:00 hs (aproximadamente)
Velocidade	27.000 km/h
Largura da Imagem	77 km

Tempo de Revisita	Diariamente (off-nadir); 5,5 Dias (nadir)
Capacidade de Coleta	4,5 milhões de Km^2/dia
Tipo do Sensor	Multiespectral (pushbroom imager)
Bandas Espectrais	5 (Red, Green, Blue, Red-Edge, Near IR)
Resolução Espacial (nadir)	6,5 m
Tamanho do Pixel (ortorretificado)	5 m
Armazenamento de Dados a Bordo	1.500 km de dados de imagens por órbita
Resolução Radiométrica	12 bits
Velocidade de Download (banda X)	80 Mbps

- Imagem *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), utilizada para estimar a concentração de vapor d'água atmosférico.

  O sensor MODIS é um sensor multiespectral, que orbita nos satélites da NASA EOS TERRA e AQUA. Apesar da baixa resolução espacial, permite o imageamento diário de um mesmo local, alternado a plataforma de aquisição, além da possibilidade de gerar que proporcionam uma melhor compreensão da dinâmica global e dos processos que ocorrem na baixa atmosfera. Dentre os produtos gerados pode-se citar: o MOD07_L2, o qual contém informações referentes aos níveis de aerossóis e vapor d'água contido nas feições atmosféricas, em uma resolução espacial de 1km (JENSEN, 2009).

Softwares

- ENVI *(Environment for Visualizing Images)* desenvolvido pela empresa Exelis VIS (*Visual Information Solutions*), utilizado para recorte e correção atmosférica das imagens multiespectrais;
- IDRISI Andes desenvolvido pela Clarke Labs, neste trabalho foi utilizado para classificação das áreas propícias a infestação de nematoides e *Migdolus fryanus*;
- TerraView 4.1 desenvolvido pelo INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), foi utilizado para o processo de análise métricas espaciais, com a utilização do módulo de processamento GeoDMA (*Geographical Data Mining Analyst*) ;
- ArcGis 10 desenvolvido pela empresa ESRI (*Environmental Systems Research Institute*), foi utilizado para confecção dos mapas temáticos;

3.3 Desenvolvimento metodológico

A abordagem metodológica desenvolvida, sumarizada na Figura 8, combina a análise de dados ópticos obtidos em dois níveis de aquisição (*in situ* e orbital), bem como investiga técnicas de análise de dados de diferente natureza, relacionada com as respostas espectrais da cana-de-açúcar sadia, e em locais de ocorrência da larva do *Migdolus fryanus* e de nematoides no solo. Isso significa que um cuidadoso planejamento das atividades permeou todas as etapas da pesquisa, haja vista que se discriminaram as áreas afetadas pelos diferentes tipos de parasitos das áreas de cultura sadia, em condições reais de ocorrência, ou seja, em campo. Genericamente, as etapas previstas para essa investigação foram: (1) definição de áreas experimentais adequadas ao monitoramento *in situ* da cultura sadia, infestada pela praga e por nematoides; (2) aquisição de medidas radiométricas georreferenciadas em cana-de-açúcar nas três condições fitossanitárias estudadas; (3) tomada de imagens multiespectrais de alta resolução espacial, concomitantes com a aquisição de medidas *in situ*; (4) tratamento dos dados espectrais (de campo e da imagem). (6) Identificação das variações nas características espectrais da cultura sadia e parasitada pela praga e por nematoides; (6) Verificação de padrões espaciais associados a cada uma das ocorrências mediante a aquisição de imagens de alta resolução espacial.

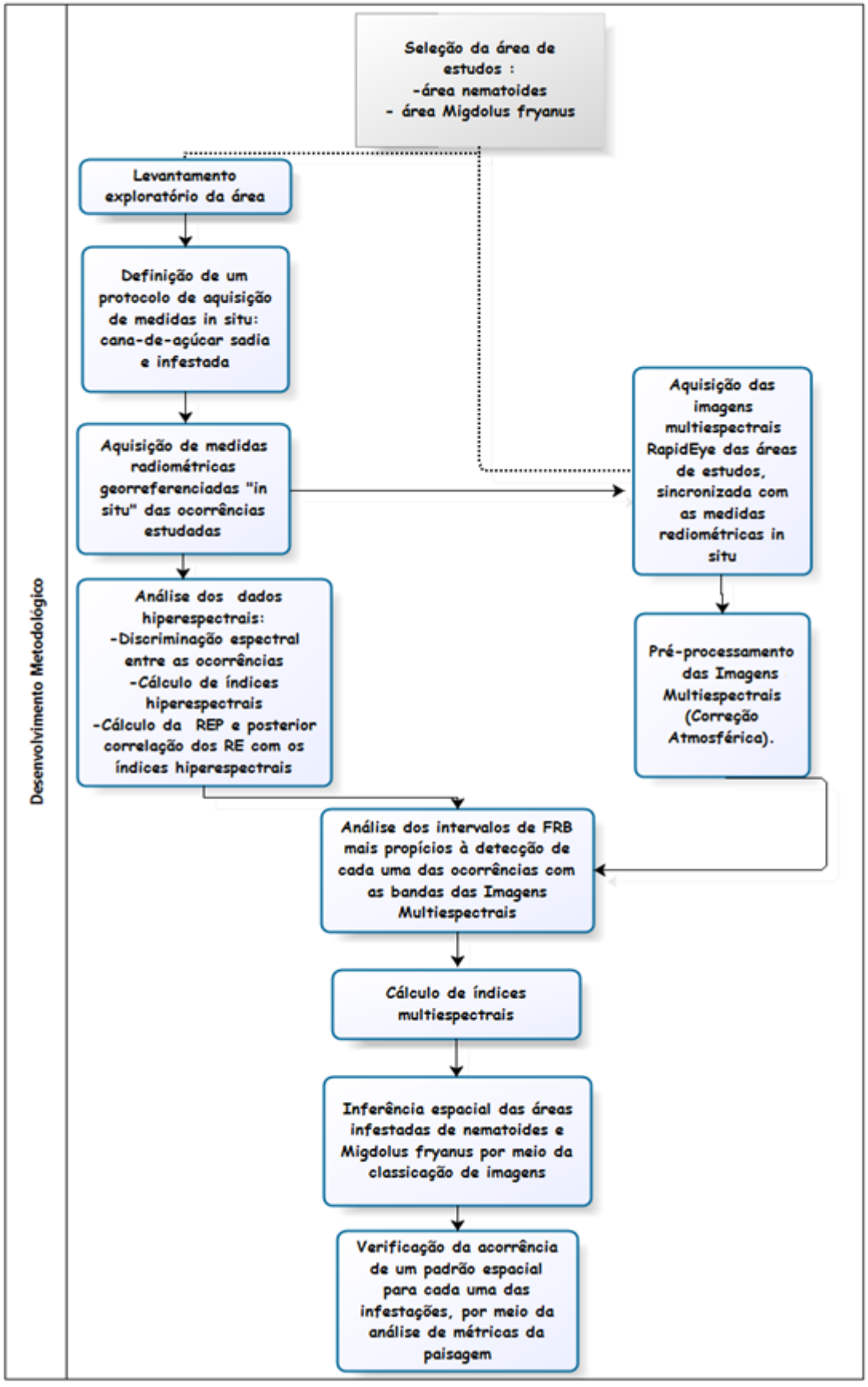


Figura 8. Fluxograma de atividades do procedimento metodológico adotado

3.3.1 Definição da área de estudos

Para realização deste estudo, inicialmente, foram identificadas as áreas experimentais (talhões da cultura da cana-de-açúcar, onde ocorreram as três condições avaliadas), e que estavam já em um estado avançado de desenvolvimento da cultura (aproximadamente 12 meses). Este procedimento foi avaliado a partir de levantamentos exploratórios sob as áreas de cultivo, a fim de verificar se as condições do sítio eram favoráveis à ocorrência de nematoides e do *Migdolus fryanus*. Assim, tais áreas foram avaliadas em intervalos de tempo esporádicos (a cada 2 meses), durante o ciclo de desenvolvimento da cultura compreendido entre os meses de Julho e Outubro de 2012, para cada uma das três condições consideradas. A Figura 9 apresenta as evidências nas raízes dos vegetais características da infestação das ocorrências em estudo, nas áreas de plantio da usina.

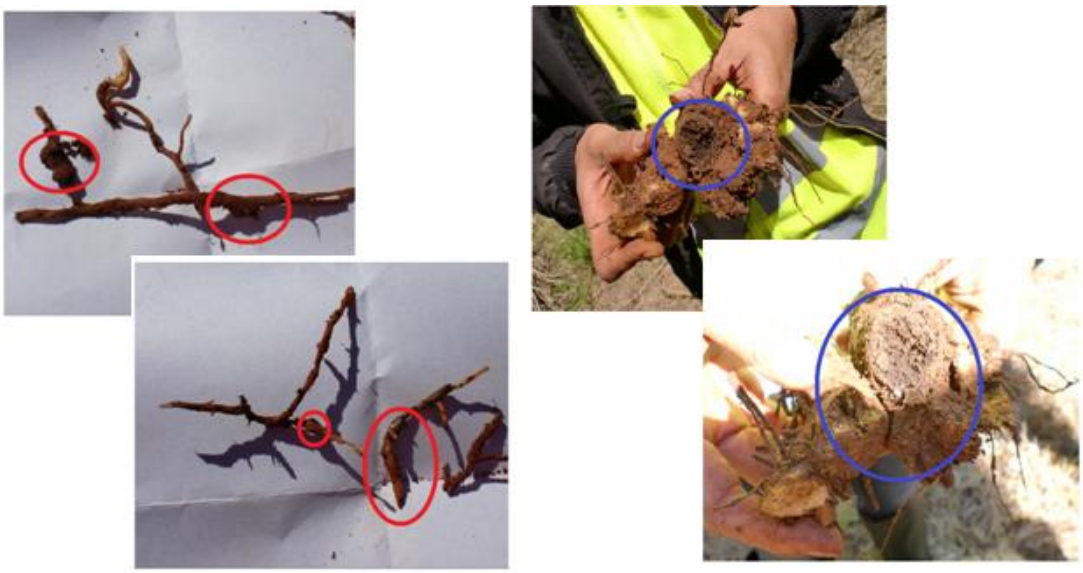


Figura 9. Raízes infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus*. Destacados, em vermelho, focos de nematoides e, em azul, indícios da presença da larva do *Migdolus fryanus*.

3.3.2 Radiometria de campo

3.3.2.1 Aquisição de dados radiométricos *in situ*

A aquisição de medidas espectrorradiométricas em campo foi realizada tanto em áreas com ocorrência de nematoides e *Migdolus fryanus* quanto em áreas com plantas sadias da

usina. As medidas foram feitas em duas datas: no dia 15 de Outubro de 2012, e em 18 de Outubro de 2012. Em ambas as campanhas de campo, a coleta dos dados espectrorradiométricos foi realizada entre 11:00 e 14:00 horas.

Foi calculado o FRHC em dez pontos amostrais por área infestada e sadia e considerado, nas operações seguintes, a curva espectral média de cada ocorrência (nematoides, larva do *M. fryanus* e sadia). Para cada ponto de medida, dez repetições de leitura de Radiância sob os alvos de interesse, foram realizadas usando o espectrorradiômetro *Hand Held Field Spec UV/NIR*. Nessa mesma operação, em cada ponto de interesse foi medida a Radiância de uma placa Spectralon, para a posterior conversão dos valores de Radiância da cana-de-açúcar em FRHC, e para a otimização do espectrorradiômetro. Nas Figuras 10 e 11 são apresentadas as posições dos pontos medidos nos talhões com ocorrência de *Migdolus fryanus* e nematoides, respectivamente.

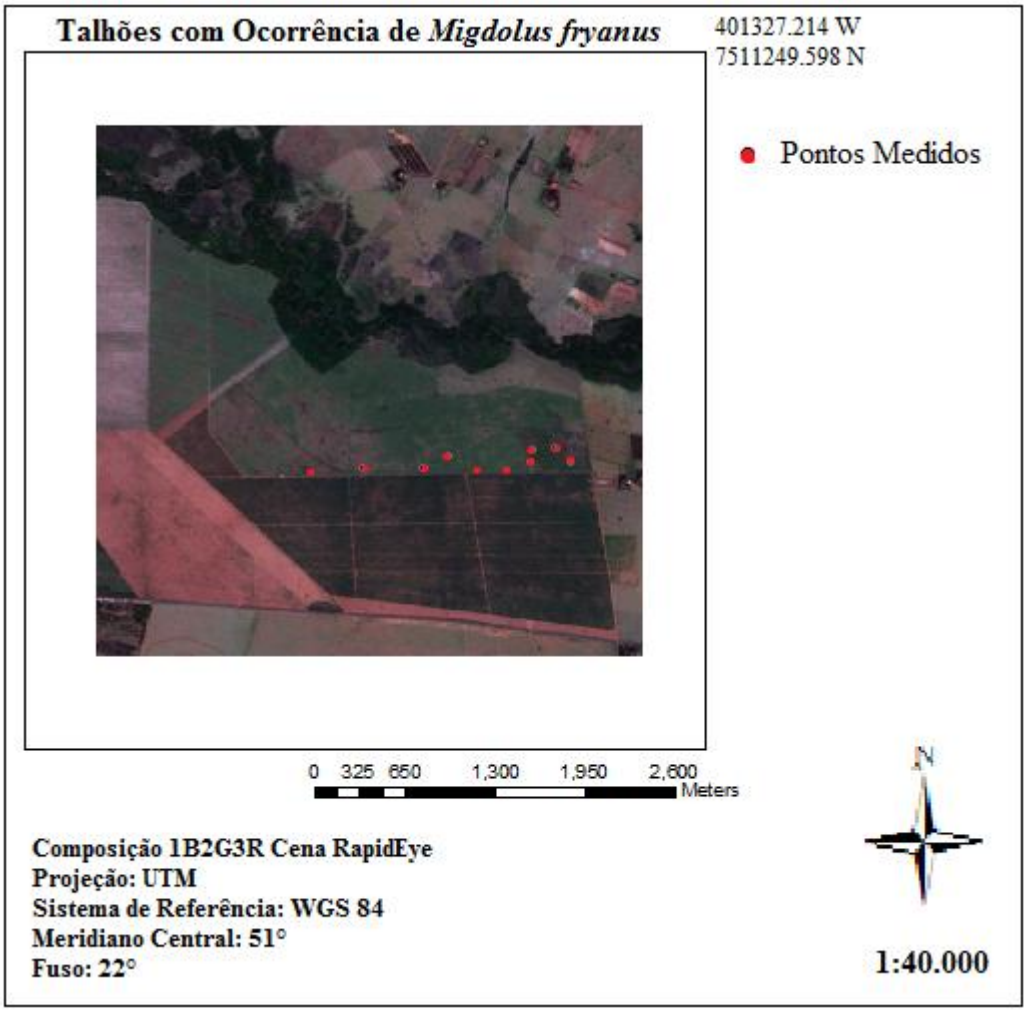


Figura 10. Localização dos pontos medidos nos talhões com ocorrência de *Migdolus fryanus*.

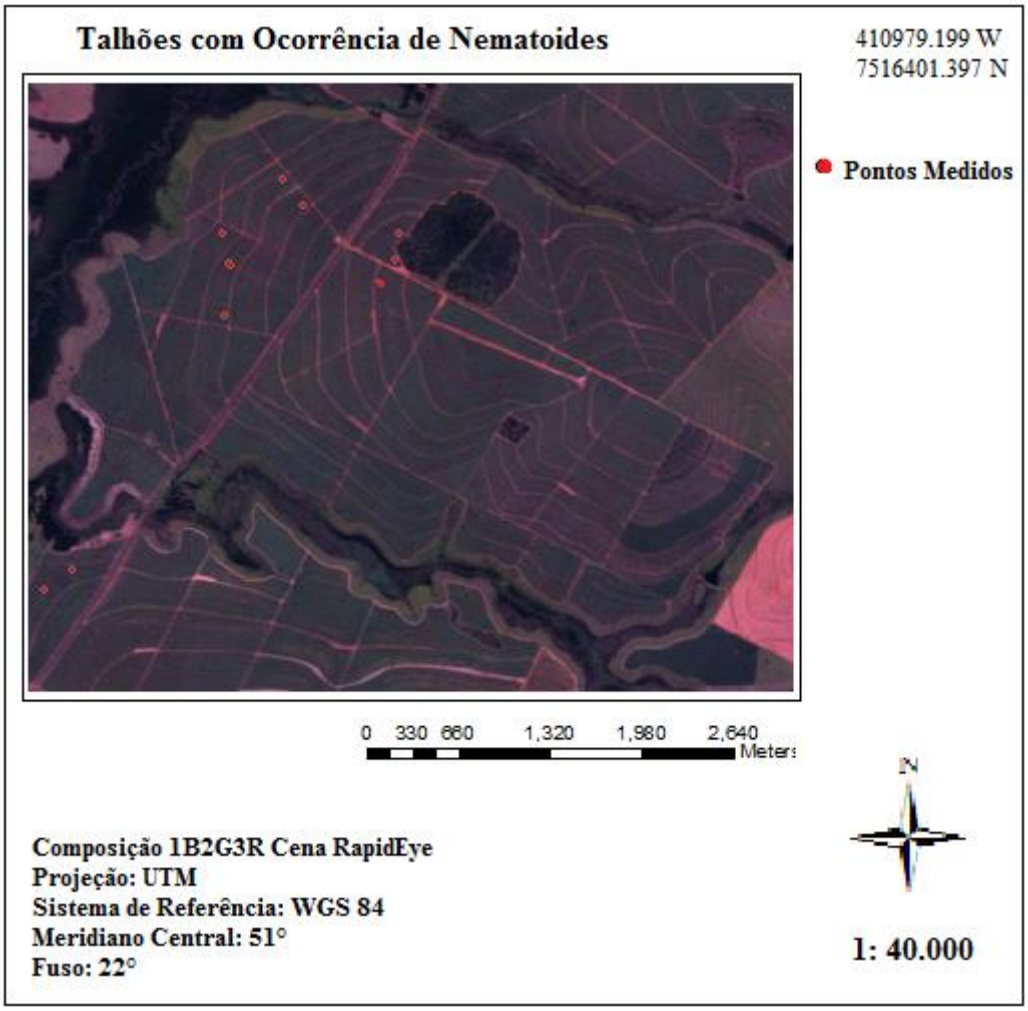


Figura 11. Localização dos pontos medidos nos talhões com ocorrência de Nematoides.

Em todos os pontos medidos, alguns procedimentos foram tomados para que houvesse mínima interferência de fatores externos sobre os valores de FRHC. A primeira precaução foi posicionar o sensor sob do dossel da vegetação, a fim de se evitar as influências nas medidas da resposta espectral do solo e da radiância retroespalhada. O tripé e o bastão que sustentavam o sensor foram cobertos com uma camuflagem de fundo preto, de modo que a sua resposta espectral não fosse medida. Restringiu-se a abertura de aquisição radiométrica do sensor em 10°, com o intuito evitar que as medidas tivessem influência dos alvos vizinhos. Na Figura 12, é apresentado o sistema de aquisição de medidas de FRHC similar ao utilizado neste estudo.

Figura 12. Sistema de aquisição de medidas de FRHC em culturas canavieiras utilizado na coleta dos dados espectrorradiométricos.

Para fins da aquisição de curvas de FRHC que melhor representam as características físicas e bioquímicas das folhas para cada uma das ocorrências, buscou-se sempre posicionar o espectrorradiômetro sobre as folhas +3 (completamente estendida) do colmo primário (Figura 13), pois esta componente vegetal representa a área orgânica mais desenvolvida das touceiras (TISOT, 2009).

.

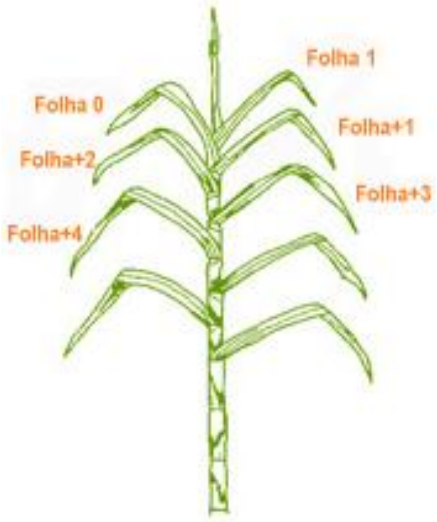


Figura 13. Representação das folhas +3 de todos os colmos de uma touceira. (Fonte: www.sugarcanecrop.com)

3.3.2.2. Pré processamento de dados radiométricos

Os dados radiométricos obtidos em campo, foram processados no *software ViewSpec Pro*^{TM}, da ASD e disponibilizado junto com o espectrorradiômetro. Na primeira etapa, conforme proposto por Nicodemus et al. (1977) transformou-se os valores de Radiância em FRHC e calculou-se a média das dez repetições por ponto, gerando uma única curva de FRHC por elemento amostral.

Para minimizar os efeitos ocasionados por ruídos provenientes da atmosfera e da própria imprecisão do aparelho, aplicou-se um filtro médio móvel de tamanho 4 nas curvas originais de FRHC, ou seja, foi feita uma suavização na curva espectral calculando a média para uma vizinhança de quatro valores da curva de FRHC.

A partir dos valores de FRHC calculados para cada alvo de cana-de-açúcar, calculou-se uma curva espectral média cada uma das ocorrências estudadas (nematoides, *M. fryanus* e sadia), conforme exemplificado na Figura 14. Posteriormente, analisaram-se as discrepâncias espectrais entre as curvas médias geradas.

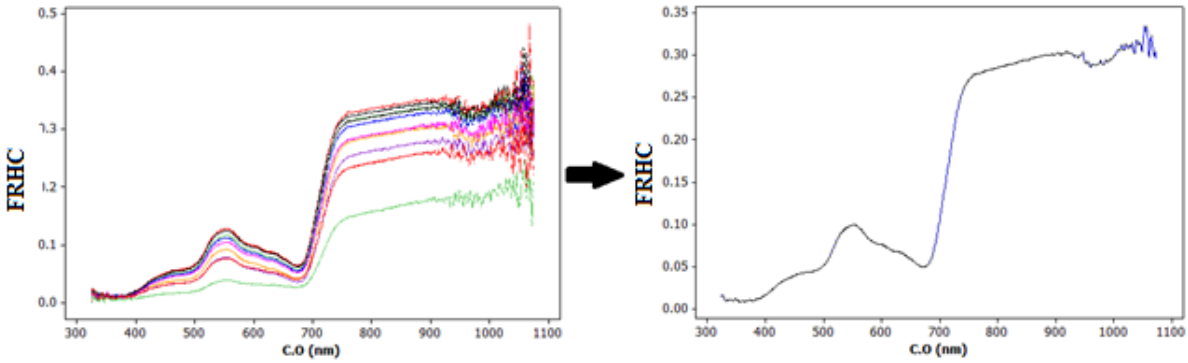


Figura 14. Valores de FRHC obtidos a partir de medidas realizadas em 10 alvos de cana-de-açúcar com *Migdolus fryanus* (gráfico à esquerda). Curva espectral média obtida dos valores de FRHC calculados para *Migdolus fryanus*.

3.3.2.3 A extração da Posição da Borda do Vermelho - REP

Considerando a premissa de que parasitas como nematoides e *Migdolus fryanus* estão intrinsecamente relacionados com a deficiência de clorofila foliar (BERRY et al, 2008; OMARJEE et al., 2008; ELBADRI et al., 2009) e que a REP é um sensível indicador desse desarranjo nutricional do vegetal (CLEVERS et al. 2002; CHO et al 2006; JENSEN, 2009), após a determinação dos valores de FRHC, aplicou-se a técnica de determinação da REP sobre o espectro da primeira derivada aplicada a cada uma das curvas de FRHC suavizadas pelo filtro de média móvel de tamanho 4 a fim de estimar o grau deficiência de clorofila para cada uma das infestações. Nessa abordagem aplicou-se o método alternativo de determinação da REP proposto por Cho et al. (2006), sendo que o conjunto de valores de REP resultantes (um para cada amostra) de cada ocorrência foi analisado considerando a posição e intervalo espectral definido.

3.3.2.4 Correlação de índices espectrais com os valores da REP por amostra

Com intuito de analisar a relação entre o conteúdo de clorofila foliar com as características espectrais para as amostra de cada uma das ocorrências, realizaram-se testes de correlação, e construiu-se diagramas de dispersão entre índices espectrais sensíveis a variação de clorofila do vegetal e os valores posicionais de RE extraídos das curvas de FRHC. Deve-se

ressaltar que também foram analisadas as médias e os respectivos desvios padrões para cada índice hiperespectral calculado.

Nessa abordagem os índices espectrais calculados foram aqueles sensíveis à quantidade de clorofila *a* e *b* e carotenoides na vegetação (índices de pigmentos por razão simples (PSSR) (BLACKBURN, 1998)), ao estresse da vegetação (*Normalised Difference Vegetation Index* (NDVI) (ROUSE et al., 1974)) e os que relacionam profundidade das bandas de absorção da REM na região do visível com os níveis de clorofila foliar (*Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index* (MCARI) (DAWGHTRY et al., 2000)) e o *Transformed Chlorophyll Absorption Ratio Index* (TCARI) (HABOUDANE et al., 2002).

Para tanto, os índices foram calculados com base nas curvas de FRHC medidos para cada um dos dez pontos de coleta das áreas que apresentavam as ocorrências estudadas.

3.3.3. Imagens multiespectrais RapidEye

3.3.3.1 Aquisição e pré processamento da imagem

Após a constatação da existência de diferenças espectrais entre a vegetação sadia e infestada, adquiriu-se imagens multiespectrais RapidEye referente aos talhões infestados por nematoides e *Migdolus fryanus*, com o intuito de verificar se as discrepâncias espectrais entre as ocorrências foram também discriminadas em bandas específicas da imagem multiespectral. O segundo objetivo foi verificar se cada uma das ocorrências, relacionadas com as infestações por parasitos, apresentava um padrão espacial específico.

A imagens RapidEye foram tomadas no dia 6 de outubro de 2012. Para tanto foram adquiridas duas cenas, pois as áreas agrícolas onde se encontravam os talhões em que apresentava a ocorrência de nematoides e *Migdolus fryanus* estavam a uma distância superior ao quadro de aquisição de uma cena do sistema RapiEye.

Vale ressaltar que, nesta ocasião, a defasagem temporal entre a aquisição e as duas campanhas de campo foi de nove dias e doze dias. Visto que no curto período de tempo entre a tomada da imagem e a as aquisições *in situ* não houve manejo agrícola sobre as áreas com sintoma de infestação, as características espectrais da vegetação foram mantidas em todas as datas.

A imagem foi adquirida em um nível de processamento 1 B, ou chamado de *Basic Level 1B*. Assim como a maioria dos produtos multiespectrais comerciais, esse dado trata-se de uma imagem com nível básico de correção geométrica e radiométrica, incluindo correções de erros inerentes aos sensores e relacionando-a a um sistema de referência.

Como esse produto não possui nenhum tipo de tratamento atmosférico para os efeitos da absorção e do espalhamento da REM, foi necessário realizar uma correção atmosférica de cada uma das cenas adquiridas. Esse procedimento é uma etapa prévia essencial para análise de imagens, uma vez que, para caracterizar espectralmente um alvo da superfície terrestre faz-se necessário eliminar ou minimizar os efeitos da atmosfera sobre os pixels da imagem (SCHOWENGERDT, 2006).

No presente trabalho, 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)

Diferente da maioria das imagens multiespectrais, antes de aplicar a correção atmosférica sobre a imagem, não houve a necessidade de calibrar radiometricamente as duas cenas, uma vez que as imagens adquiridas pelo sistema RapidEye já incorporam essa correção, feita pelo segmento de distribuição das imagens (FELIX, 2009).

Para a correção atmosférica da imagem, primeiramente foram informados, em um arquivo ASCII, os valores dos comprimentos de onda médios de cada banda do sensor e feita a transformação da imagem para um formato *Band Inteleaved by Line* (BIL). Antes de executar propriamente a correção atmosférica, o módulo FLAASH requisita uma série de parâmetros de navegação do sensor no momento de aquisição da cena, sendo eles: coordenadas do centro da cena, altitude do sensor, altitude média do terreno, data de aquisição, hora GMT, resolução espacial e ângulo zenital do sensor, azimute do sensor e se o mesmo não possui visada nadir, os quais são extraídos dos arquivos de navegação da imagem.

Com relação aos parâmetros e índices atmosféricos, são solicitados: modelo atmosférico e, consequentemente, os parâmetros de vapor d'água na atmosfera, modelo de aerossóis, modelo de aerossol recuperado, visibilidade e taxa de CO_2. O modelo atmosférico foi escolhido de acordo com Felde et al. (2003) como tropical, visto que, as duas áreas de estudos encontram-se a uma latitude de -22° sul. A constante multiplicativa de vapor d' água foi definida com o valor de 3.96 g/cm² para as duas cenas, sendo esta quantidade determinada a partir do produto MOD07_L2 do sensor MODIS/TERRA, tomado nos mesmos dias da aquisição das cenas RapidEye.

Verificou-se a qualidade da constante de multiplicativa de vapor d'água conforme (ADLER-GOLDEN et al., 1999), onde determinam que a constante deve constar em um intervalo de 3,96 g/cm² a 4,20 g/cm² em regiões tropicais, em que a coluna de vapor d'água não ultrapasse 5119 sdt atm-cm e a temperatura do ar esteja 27° a 40° Celsius.

O Modelo de aerossol foi definido como sendo rural, pois as áreas de estudo se encontravam exclusivamente fora do espaço urbano. O parâmetro de visibilidade foi definido como moderado, ou seja, adotou a visibilidade em 25 km. Por fim, a taxa de CO_2 foi estabelecida conforme Felde et al. (2003) em 390 ppm, que sugerem acrescentar 20 ppm a cada 10 anos passados os anos 2000, onde a taxa de CO_2 era de 370 ppm.

3.3.3.2 Cálculo de índices multiespectrais

Com o intuito de avaliar o potencial da imagem RapidEye em discriminar as áreas sadias das infestadas e inferir geograficamente cada uma das ocorrências, calculou-se uma série de índices multiespectrais sensíveis ao estresse hídrico na vegetação, ao teor de clorofila, a radiação fotossinteticamente ativa e ao índice de área foliar.

Para a cena correspondente aos talhões com indício de *Migdolus fryanus* foram gerados os seguintes índices: NDVI, GNDVI, EVI, ARVI, VARI, SARVI, MSARVI e o TVI. No entanto para a cena correspondente as áreas agrícolas com ocorrência de nematoides foram geradas apenas os índices SR e NDVI pois, ao calcular os demais índices utilizados para as áreas infestadas por *Migdolus fryanus*, os pixels das cenas resultantes apresentaram-se saturados devido aos altos valores de $L_0(\lambda)B$ resultantes da calibração radiométrica realizada pelo fornecedor das imagens.

O cálculo de todos os índices multiespectrais foi realizado no *software* Idrisi Andes, na ferramenta de álgebra de mapas *Image Calculator – Map Algebra and Logic Modelar*.

3.3.3.3 Classificação não supervisionada das imagens

Conforme especificado no item 2.5.4, na classificação não supervisionada, as classes espectrais são definidas com base no agrupamento de pixels que apresentam similaridade espectral. Com a utilização de parâmetros adequados, a configuração das classes espectrais geradas pode detectar variações sutis na resposta espectral dos alvos da superfície terrestre e favorecer uma separação entre áreas de cana-de-açúcar sadia e infestada. Nesse sentido, a

definição dos dados de entrada para a classificação passa a ser, também, determinante na discriminação das variações espectrais que podem ser associadas a áreas sadias e infestadas pelos dois parasitos.

Assim, para dar início ao processo de inferência geográfica das áreas agrícolas com cada uma das ocorrências estudadas, definiram-se as imagens as ser utilizadas no processo de classificação não supervisionada. A primeira imagem definida para as futuras combinações de dados de entrada para a classificação para as duas cenas, foi à banda do *vermelho limítrofe*, pelo fato dessas se encontrar em um intervalo propício à detecção de variações na saúde da vegetação.

O índice NDVI também foi escolhido pelo fato de ainda ser bastante utilizado na maioria de pesquisas científicas como indicador de estresse da vegetação (APAN et al., 2003; APAN et al., 2004; ABDEL RAHMAN et al., 2008; GRISHAM et al., 2010). A escolha dos índices SAVI e MSARVI justifica-se a partir das considerações realizadas por Huete et al. (2004), os quais classificam tais índices como os mais sensíveis a vegetação quando é realizada uma correção atmosférica total da cena estudada.

Os demais índices foram selecionados por meio de análises de sensibilidade da cobertura vegetal, entre os índices calculados (ARVI, EVI, GNDVI, SARVI, TVI e VARI) e o índice NDVI, conforme proposto por Didan et al. (2002), onde são considerados aqueles índices mais sensíveis a vegetação densa, os índices menos correlacionados e os que apresentarem maiores intervalos de respostas espectral, quando comparados graficamente com o NDVI.

Para a cena com indícios da ocorrência de nematoides, foram utilizadas as cenas geradas a partir da aplicação de índices NDVI e SR e ambos foram usados na classificação da área de ocorrência desse parasita.

Assim, os subconjuntos de dados de entrada definidos para classificação constituíram-se das bandas espectrais originais e derivadas da transformação em índices espectrais e ficaram estabelecidos da seguinte forma: para melhor detecção das áreas suspeitas da ocorrência de *Migdolus fryanus* foram realizadas seis classificações, todas usando a banda do vermelho limítrofe e os índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI, MSARVI, TVI e VARI, enquanto que para discriminar as áreas suspeitas da ocorrência Nematoides foram feitas duas classificações usando os índices NDVI e SR associados individualmente à banda do vermelho limítrofe. Além desses subconjuntos realizou-se uma classificação utilizando todas as bandas das cenas estudadas.

O processo de classificação não supervisionada realizada sob os subgrupos formados foi do tipo ISODATA, no software *Idrisi Andes*. Neste método, por meio da análise de agrupamentos, foram identificadas, em cada subgrupo, 10 classes de pixels com características espectrais similares.

Ao término do processo de classificação, atribuíram-se as 10 classes espectrais geradas às classes de informação, denominadas: Manchas e Outros. A classe de informação "Manchas" correspondia às áreas suspeitas a infestação de nematoides e *Migdolus fryanus*, já a classe de informação "Outros" foi associada aos demais alvos da superfície terrestre, tais como: mata ciliar, rodovia, carreador, pastagem, rio e solo exposto.

Por fim, analisaram-se as classificações que melhor discriminaram as áreas de cada uma das ocorrências. Neste julgamento, considerou-se se a localização geográfica das áreas infestadas verificadas em campo era coincidente com áreas classificadas como possíveis da infestação evidenciadas nos mapas temáticos gerados.

3.3.4 Inferência geográfica das áreas suspeitas da ocorrência de nematoides e *Migdolus fryanus*

Nesta etapa, o objetivo foi verificar se a ocorrência de cada uma das infestações definiu um padrão espacial particular nos talhões de cana-de-açúcar estudados. Para tanto, utilizou-se o cálculo de métricas da paisagem e a posterior técnica de mineração de dados, conforme Saito (2011), para inferir as variáveis calculadas que melhor definem o padrão espacial de cada ocorrência.

Primeiramente, definiram-se os arquivos *matriciais* para análise de métricas da paisagem em cada área de estudo, selecionando-se a composição colorida de bandas da imagem multiespectral que melhor discriminou as variações espectrais nos talhões agrícolas. Assim, foi elaborada uma primeira composição colorida das bandas do azul (banda 1), verde (banda 2) e vermelho (banda 3), associadas respectivamente às cores azul (B), verde (G) e vermelho (3) e uma segunda atribuição da cor azul (B) à banda do vermelho (3), a verde (G) para a banda do vermelho limítrofe (banda 4) e a cor vermelha (R) para a banda do infravermelho próximo (banda 5), para cada uma das cenas (Figura 15 e 16).

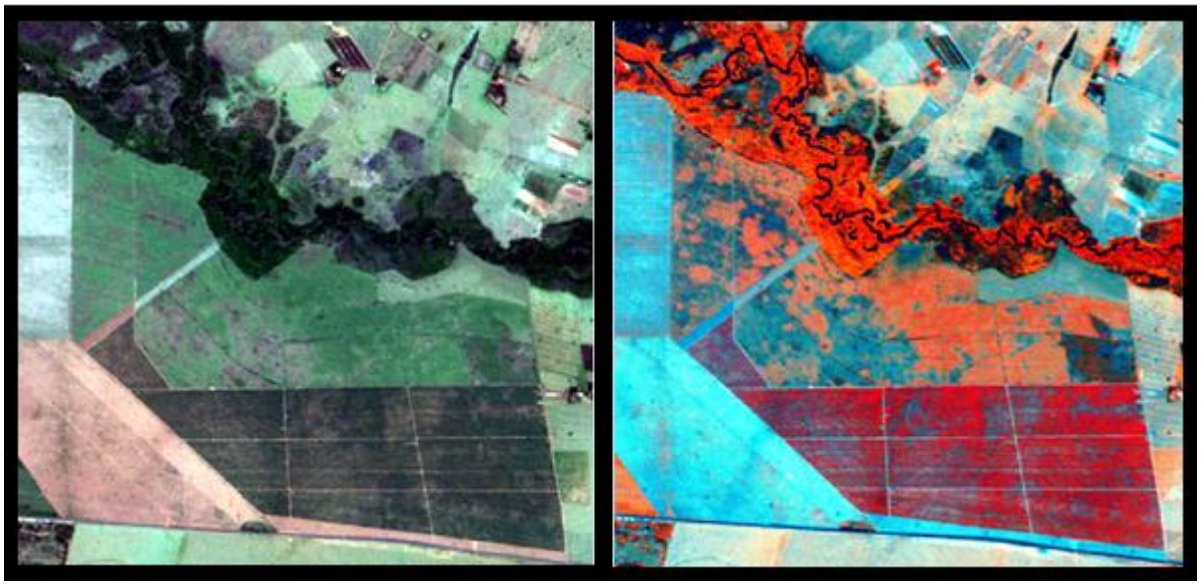


Figura 15. Talhões com ocorrência de *Migdolus fryanus* (à esquerda composição colorida BGR das bandas 1, 2 e 3, respectivamente; à direita composição BGR das bandas 3, 4 e 5, respectivamente).

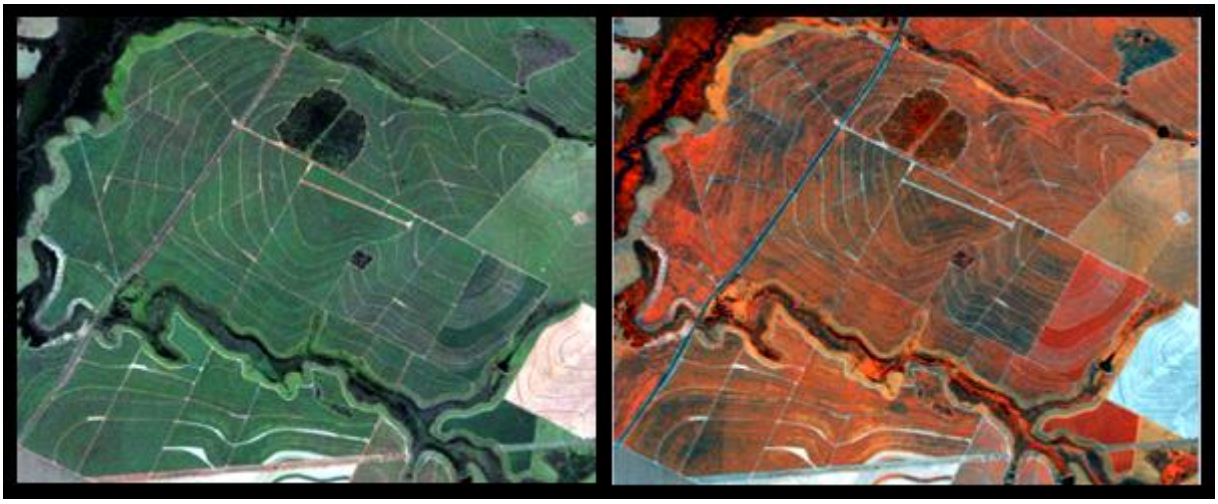
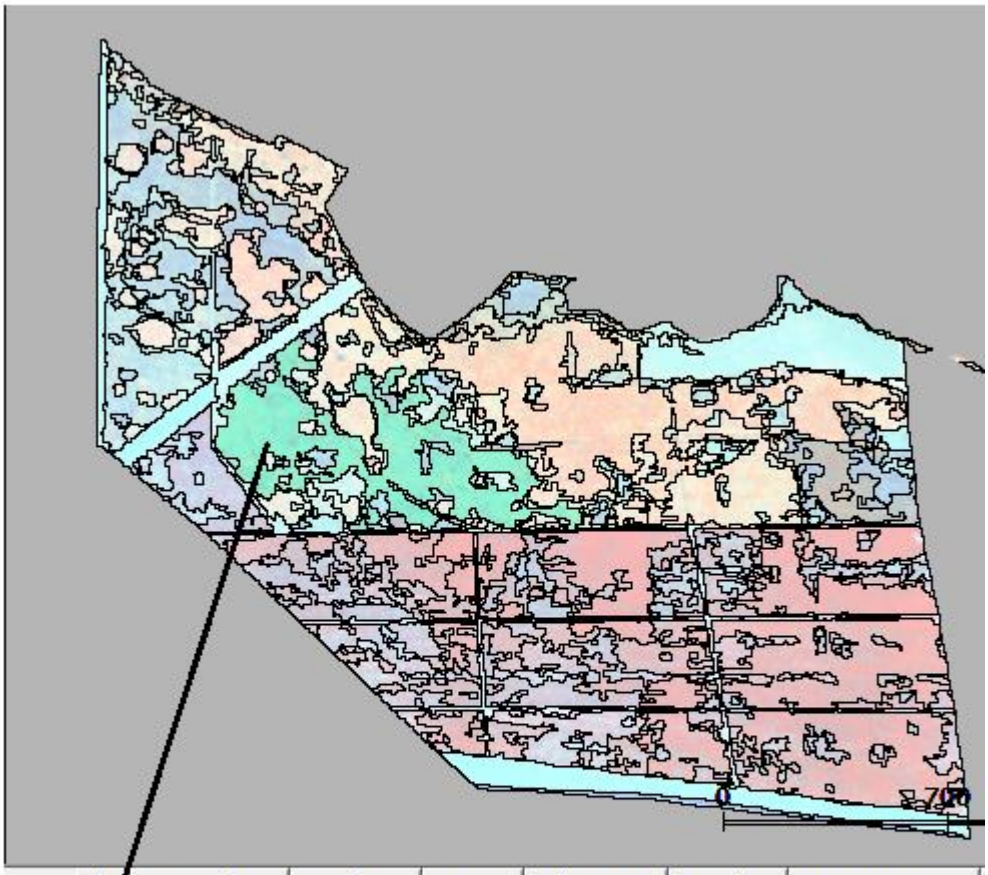


Figura 16. Talhões com ocorrência de nematoides (à esquerda, composição colorida BGR das bandas 1, 2 e 3, respectivamente; à direita, composição BGR das bandas 3, 4 e 5, respectivamente).

Após a definição dos arquivos matriciais para extração de métricas da paisagem, as imagens foram submetidas a um processo de segmentação por distância Euclidiana. Neste procedimento, a imagem foi dividida em subgrupos espectralmente semelhantes, considerando os parâmetros de similaridade pela distância mínima e área

mínima de 20 pixels. Deve-se ressaltar que o processo de segmentação foi realização no software TerraView 4.1, a partir do módulo GeoDMA, o qual realiza a extração de métricas da paisagem para cada segmento gerado, conforme exemplificado na Figura 17 para o segmento 125 da área de *Migdolus fryanus*.

Após a segmentação foram calculadas 16 métricas para cada segmento gerado. As métricas calculadas foram: ângulo, área, área da caixa, circularidade, compacidade, contiguidade, densidade, ajuste elíptico, dimensão fractal, raio, perímetro, razão do perímetro/área, ajuste retangular, índice de forma e comprimento. A formulação dessas métricas é apresentada no Apêndice A.



	id	training_class	p_angle	p_area	p_box_area	p_circle	p_compacity
31	125	Migdolus	0.2626771	246825	718750	0.9142601	0.00007274131
32	126		0.07575882	1225	2700	0.7423585	0.00606414
33	127		0.9116688	875	2275	0.7756907	0.00927255
34	128		0.9849816	1300	4950	0.9404794	0.006613733
35	129		0.508932	525	1350	0.8001242	0.01246959
36	13		0.4729722	1125	3400	0.8395364	0.006890402

Figura 17. Regiões geradas na segmentação e valores de algumas métricas extraídas, tomando como exemplo o segmento 125 da área de *Migdolus fryanus*.

Depois do processo do cálculo das métricas de paisagem, os atributos métricos de cada subconjunto segmentado são armazenados no próprio banco de dados do software TerraView 4.1. O próximo passo foi o processo de mineração de dados, onde se definiu as variáveis calculadas nas métricas da paisagem que melhor determinavam os padrões espaciais específicos definidos pelas infestações.

O processo de mineração de dados segundo a metodologia definida por SAITO (2011) efetuou-se em duas etapas: 1) seleção das amostras de treinamento; 2) classificação dos subconjuntos gerados no processo de segmentação das imagens, por meio de algoritmo de árvore de decisão, na qual são definidos os limiares das métricas que distinguem cada uma das ocorrências.

Durante de **treinamento**, foram selecionados os subconjuntos das imagens segmentadas que melhor representaram cada uma das classes estudas, as quais foram: áreas suspeitas de ocorrência de nematoides; áreas suspeitas de ocorrência de *Migdolus fryanus* e outros.

Após o treinamento, iniciou-se o processo de classificação de imagem e obteve-se a árvore de decisão com as métricas que melhor descriminavam o padrão espacial de cada uma das ocorrências. Produziram-se também mapas da distribuição de áreas infestadas nos talhões identificados com a ocorrência de cada parasita do solo.

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1 Caracterização espectral da cana-de-açúcar infestada e sadia

A Figura 18 apresenta as curvas médias de FRHC dos elementos amostrais medidos nas áreas de cana-de-açúcar parasitada e sadia, com a aplicação do filtro média móvel.

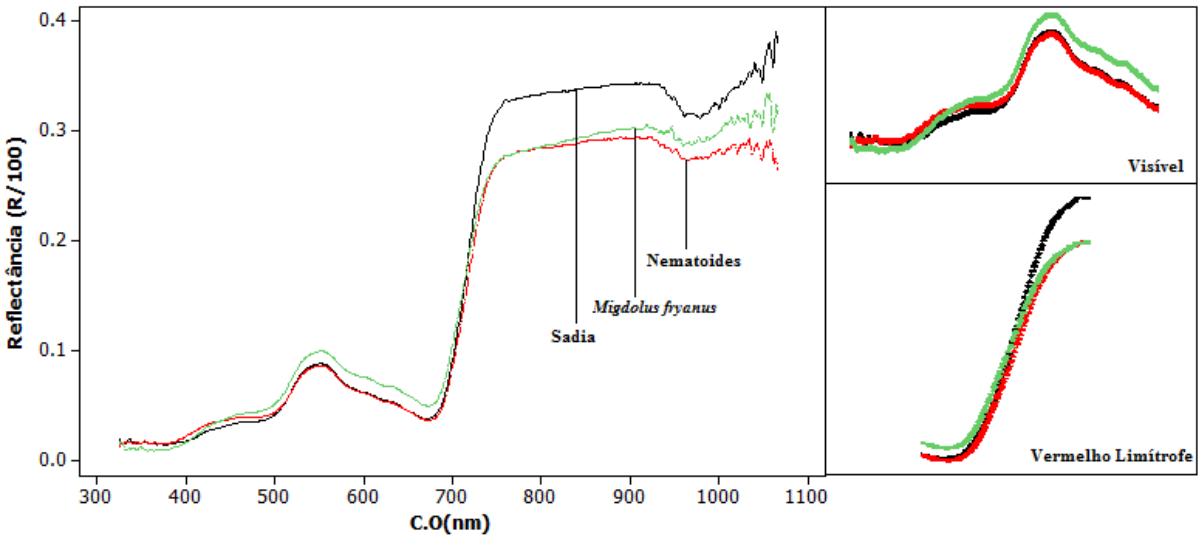


Figura 18. Curvas espectrais do FRHC da cana-de-açúcar sadia e parasitada por Nematoides e *Migdolus fryanus*, suavizadas pela aplicação de filtro média móvel.

Considerando as curvas espectrais médias mostradas na Figura 18, percebe-se que, na região do visível, especificamente entre 400nm e 520nm, a cana-de-açúcar infectada por nematoides apresentou valores maiores de FRHC. A partir de 520nm, a cultura sadia apresentou valores similares aos valores de reflectância dos nematoides ao longo espectro refletivo do visível. A maior reflectância na região do azul é apresentada pela cana-de-açúcar parasitada por nematoides, o que pode ser um indicador de que a planta possuía sua capacidade fotossintética comprometida pela infestação (BERRY et al., 2008)

Em uma análise ao longo de todo o espectro do visível, a cana-de-açúcar parasitada por Nematoides e as amostras de folhas sadias apresentaram um comportamento característico de um vegetal, com bandas de absorção da clorofila *a* e *b* bem definidas nos intervalos espectrais de 430nm a 450nm (espectro azul) (JENSEN, 2009). Destaca-se, ainda, um pico de reflectância na região do verde verificado para as amostras de cana-de-açúcar sadia, o que pode ser indícios de um vegetal com a estrutura interna não comprometida.

Ao analisar a curva de FRHC da cultura de cana-de-açúcar parasitada por *Migdolus fryanus*, 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. Esse comportamento espectral já era esperado para as amostras de FRHC medidas na cultura infestada pela larva do besouro, uma vez que esse tipo de infestação compromete fortemente a estrutura foliar do vegetal e a produção de clorofila, causando efeito nas folhas bem característicos, tornando-as cloróticas e amareladas (PERIN et al., 2006).

Os maiores valores de FRHC no intervalo espectral de 680nm a 780nm, para a vegetação infestada pelas duas ocorrências, são indicativos do efeito denominado "*blue shift of the red edge*", ou seja, deslocamento da borda vermelha em direção ao comprimento de onda do visível (CLEVERS et al., 2002). CHO et al. (2006) consideram que esse efeito é consequência dos baixos índices de clorofila, devido ao estado de estresse da vegetação.

Na região do infravermelho próximo (700nm a 1075nm) também são marcantes as diferenças no comportamento espectral médio das amostras analisadas. 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*. Esse desarranjo estrutural na área de cultivo é um dos sintomas de um sistema radicular comprometido.

De um modo geral, a reflectância da cana-de-açúcar infestada por *Migdolus fryanus* assemelha-se fortemente com as características espectrais da vegetação quando está infectada por fungos, devido ao aspecto clorótico das folhas encontrados nestas infestações. Em estudos como os de Apan et al. (2005), Grishan et al. (2010) e Zhang et al. 2012, alguns resultados parecidos foram encontrados para amostras de cana-de-açúcar infestada por diferentes tipos de fungos. Na Figura 19 encontram-se os resultados obtidos por Zhang et al. (2012) para amostras de cana-de-açúcar infestada pela ferrugem amarela (*YR – yellow rust*).

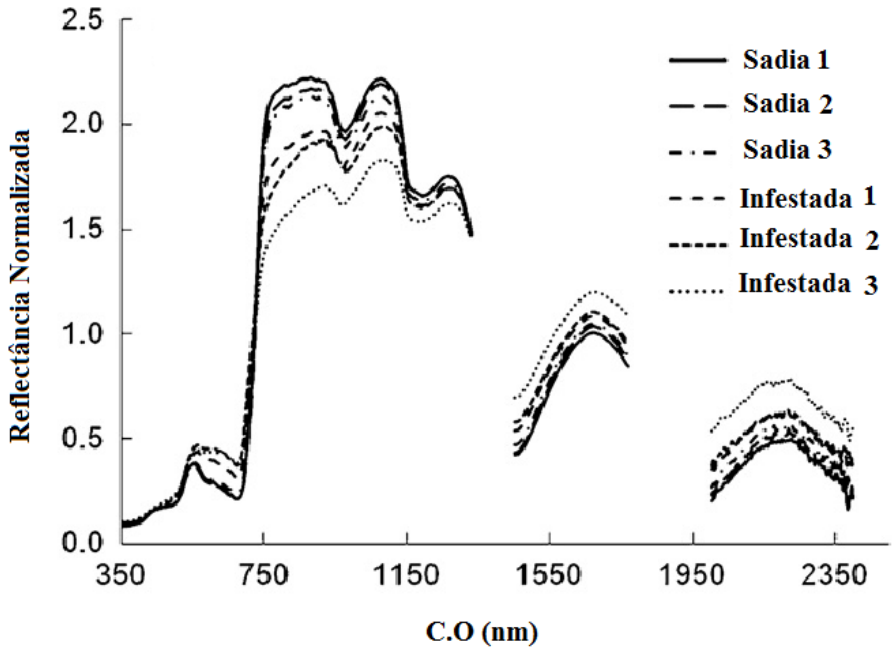


Figura 19. Ilustração das curvas espectrais obtidas para amostras de cana-de-açúcar infestadas por ferrugem amarela para três tipos de variedades (ZHANG et al., 2012).

Assim como os valores de FRHC medidos na cana-de-açúcar infestada pelo *Migdolus fryanus*, os resultados obtidos por Zhang et al. (2012), mostram que os valores de reflectância normalizada da cana-de-açúcar infectada pela ferrugem amarela são maiores ao longo do intervalo espectral correspondente ao vermelho e menores na região do infravermelho próximo, quando comparados com a reflectância da vegetação sadia, considerando-se as três amostras estudadas.

Outra constatação foi quanto à semelhança entre as curvas de FRHC obtidas em amostras de cana-de-açúcar parasitada por Nematoides e *Migdolus fryanus* com os valores de reflectância obtidos por Abdel Rahman et al. (2010) em amostras de cana-de-açúcar parasitada pelo inseto *Sugarcane thrips* (*Fulmekiola Serrata* Kobus). Na Figura 20 apresenta-se os resultados encontrados por Abdel-Rahman et al. (2010).

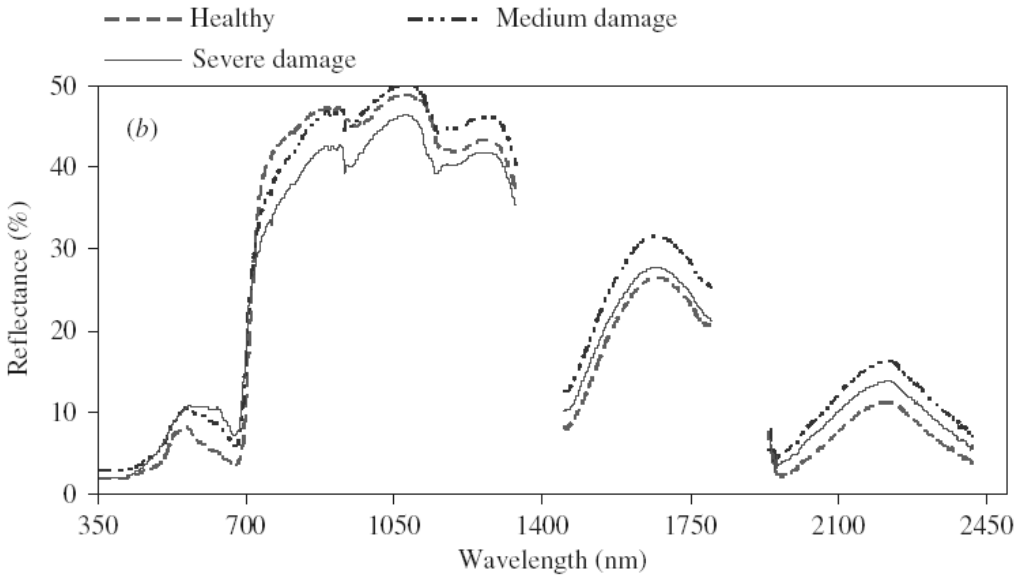


Figura 20. Ilustração das curvas espectrais obtidas a partir de amostras de cana-de-açúcar infestada por *sugarcane thrips* **(***Fulmekiola Serrata* Kobus**).** Fonte: (ABDEL-RAHMAN, 2010).

Ao analisar os valores encontrados por Abdel-Rahman (2010), destaca-se que o comportamento da inversão da intensidade de resposta espectral no visível e no infravermelho próximo se mantém para infestações fúngicas e por parasitos do sistema radicular, quando comparados à curva das amostras de cana-de-açúcar.

4.2 Índices espectrais e valores de REP

Na Figura 21 são apresentados os valores determinados da REP para cada uma das ocorrências:

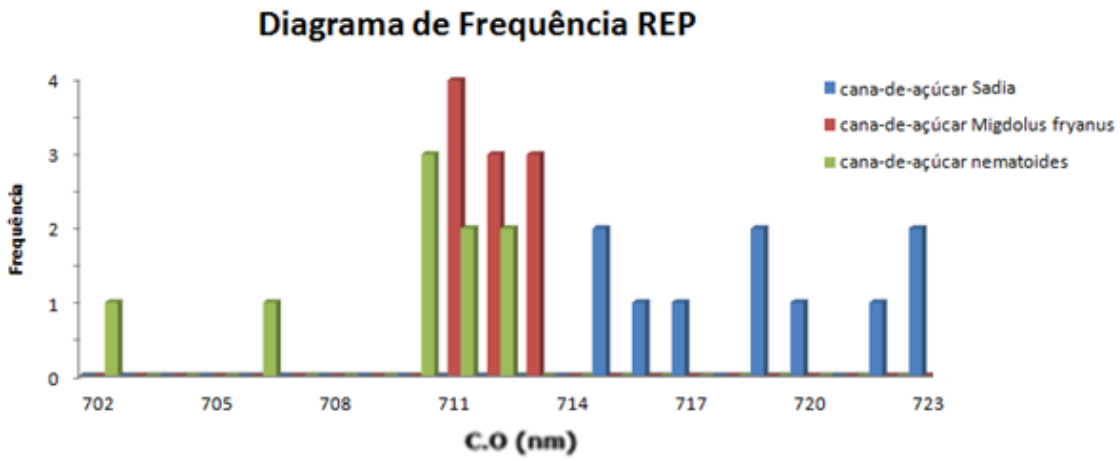


Figura 21. Valores da REP determinados para cada uma das ocorrências.

Ao analisar a Figura 21 nota-se que os valores da REP para cana–de–açúcar sadia encontram-se definidos mais próximos da região espectral do infravermelho próximo (entre 710 e 723nm), enquanto que a maior concentração dos valores de REP para as áreas infestadas por parasitos do solo está deslocada em direção ao espectro do vermelho (710 a 713 nm). Observa-se ainda que os menores valores de REP foram obtidos para a cana-de-açúcar infestada por nematoides, sendo observado valores, para esta ocorrência, localizada próxima a região do vermelho na posição de 702 nm.

As estatísticas descritivas (média e desvio padrão) calculadas para os valores de REP para cada uma das ocorrências são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1. Valores médios e respectivos desvios padrões dos valores de REP calculados para cada ocorrência

Valores de REP calculados			
Índices	Sadia Média/ Desvio Padrão	Nematoides Média/ Desvio Padrão	*Migdolus fryanus* Média/ Desvio Padrão
REP	718,9/ 3,107	709,40/ 3,100	0,121/ 0,016

A comparação entre as diferenças médias obtidas entre duas ocorrências, realizada por meio de uma análise de estatística t-pareado (que compara dois grupos pareados utilizando a

média das diferenças entre cada um dos pares formados pelas amostras), mostrou que valores médios de REP entre as amostras de cana-de-açúcar infestadas pelos diferentes parasitos foram consideradas significativamente diferentes, evidenciando a necessidade de parâmetros adicionais para discriminar a cana-de-açúcar sadia da infestada por nematoides por *Migdolus fryanus*.

As estatísticas descritivas (média e desvio padrão) calculadas para os valores dos índices hiperespectrais para cada uma das ocorrências são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2. Valores médios e respectivos desvios padrões dos índices hiperespectrais calculados para cada ocorrência

Parâmetros hiperespectrais calculados			
Índices	Sadia Média/ Desvio Padrão	Nematoides Média/ Desvio Padrão	*Migdolus fryanus* Média/ Desvio Padrão
MCARI	0,087/ 0,007	0,118/ 0,005	0,121/ 0,016
TCARI	0,262/ 0,021	0,363/ 0,020	0,366/ 0,050
NDVI	0,663/ 0,039	0,773/ 0,018	0,799/ 0,020
Clorofila *a*	5,109/ 0,525	8,478/ 0,406	10,54/ 1,311
Clorofila *b*	4,221/ 0,368	6,593/ 0,214	6,412/ 0,585
Carotenoides	5,740/ 0,479	9,647/ 0,148	13,31/ 1,146

Conforme se verifica pela Tabela 2, todos os índices hiperespectrais médios calculados para cana-de-açúcar sadia apresentaram menores valores quando comparados com as médias dos índices das demais ocorrências. Já a para cana-de-açúcar infestada por *Migdolus fryanus* os valores dos índices foram ligeiramente maiores, salvo os índices de Clorofila *a* e de Carotenoides, os quais foram maiores para cana-de-açúcar infestada por nematoides.

De um modo geral, com exceção do índice de Clorofila *a*, o comportamento dos índices hiperespectrais calculados mostrou-se quase invariante para cada uma das ocorrências. Nesse sentido, pode-se inferir que para cada condição vegetal estudada, as amostras foram muito homogêneas, ou seja, as características nutricionais dos exemplares de cada ocorrência estudada mostram-se semelhantes.

A Figura 22 apresenta os diagramas de dispersão e a correlação entre os valores obtidos após pela REP (X) e os índices espectrais (Y) calculados para cada uma das ocorrências.

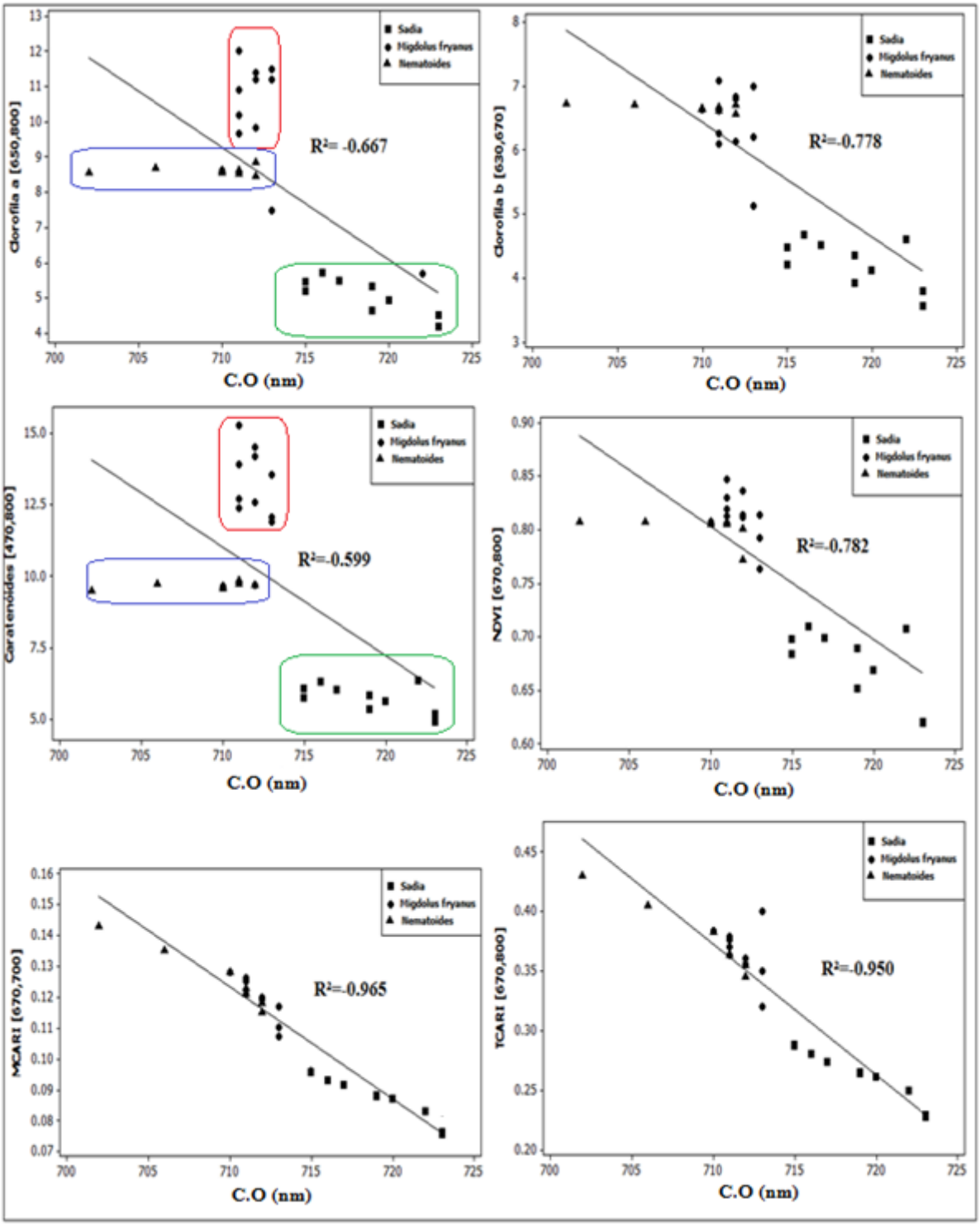


Figura 22. Diagrama de Dispersão entre os índices espectrais calculados e os valores de REP, para cada uma das ocorrências.

Ao analisar os gráficos mostrados na Figura 23, nota-se que os valores obtidos após a REP pra a cana-de-açúcar em condição sadia, encontravam-se mais próximos da região espectral do infravermelho próximo quando comparadas as amostras da vegetação doente o

que, conforme CHO et al. (2006), denota uma condição característica da vegetação que apresenta maiores níveis de clorofila foliar.

Na análise dos resultados dos coeficientes de correlação entre os índices espectrais e valores de REP, observa-se a presença de uma correlação linear negativa entre todos os índices espectrais calculados e os valores de REP. Podendo-se assim constatar uma relação inversamente proporcional entre os valores dos índices calculados com taxa de clorofila foliar da vegetação, ou seja, pode-se inferir que quanto menor o valor do índice, maior é o conteúdo de clorofila do vegetal.

Os índices que apresentaram maior correlação com os valores de REP foram os índices espectrais MCARI (R^2=-0,965) e o TCARI (R^2=-0,950), observando-se os valores decrescentes dos índices MCARI e TACRI para cana-de-açúcar sadia, infestada por *Migdolus fryanus* e por nematoides, nessa ordem. Segundo Wu et al. (2008), os baixos valores de MCARI e TCARI, além de ser atribuídos a alta concentração de clorofila foliar, podem estar relacionados à altas taxas de Índice de Área Foliar (IAF) da vegetação. Dos demais índices, o NDVI e o de Clorofila *b* também apresentaram uma alta correlação, com R^2=-0,782 e R^2=-0,778 respectivamente.

Os índices de Carotenoides e Clorofila *a* resultaram em menores correlações com a REP, o que os tornam menos sensíveis ao teor de clorofila foliar. Porém, ao analisar os gráficos mostrados na Figura 22, verifica-se que esses índices apresentam a formação de três grupos bem definidos (verde sadia, vermelho *Migdolus fryanus* e azul os nematoides), nos quais estão dispostas, separadamente, as amostras de cada uma das ocorrências. Assim, estes índices podem ser remetidos, nesta abordagem, como potenciais classificadores das amostras estudadas.

Outra constatação refere-se à sobreposição de distintos valores dos índices espectrais sobre uma mesma variável REP (710 a 715nm), fato que é evidenciado principalmente nas amostras de cana-de-açúcar infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus*. Esta ocorrência pode estar associada à variação da REP não estar intrinsecamente apenas relacionada com o teor de clorofila foliar do vegetal, mas também com alguma deficiência nutricional das plantas infestadas (JU et al., 2010).

4.2 Análise dos índices mais sensíveis a vegetação

Para analisar a sensibilidade dos diversos índices gerados em relação ao NDVI (reconhecidamente um bom indicador da vegetação densa), foram construídos diagramas de dispersão e ajustadas funções lineares como indicativo da correlação entre eles. Assim, na Figura 23 são mostrados os gráficos de dispersão resultantes da sensibilidade à vegetação expressa pelo NDVI com os índices ARVI, EVI, GNDVI, SARVI, TVI e VARI.

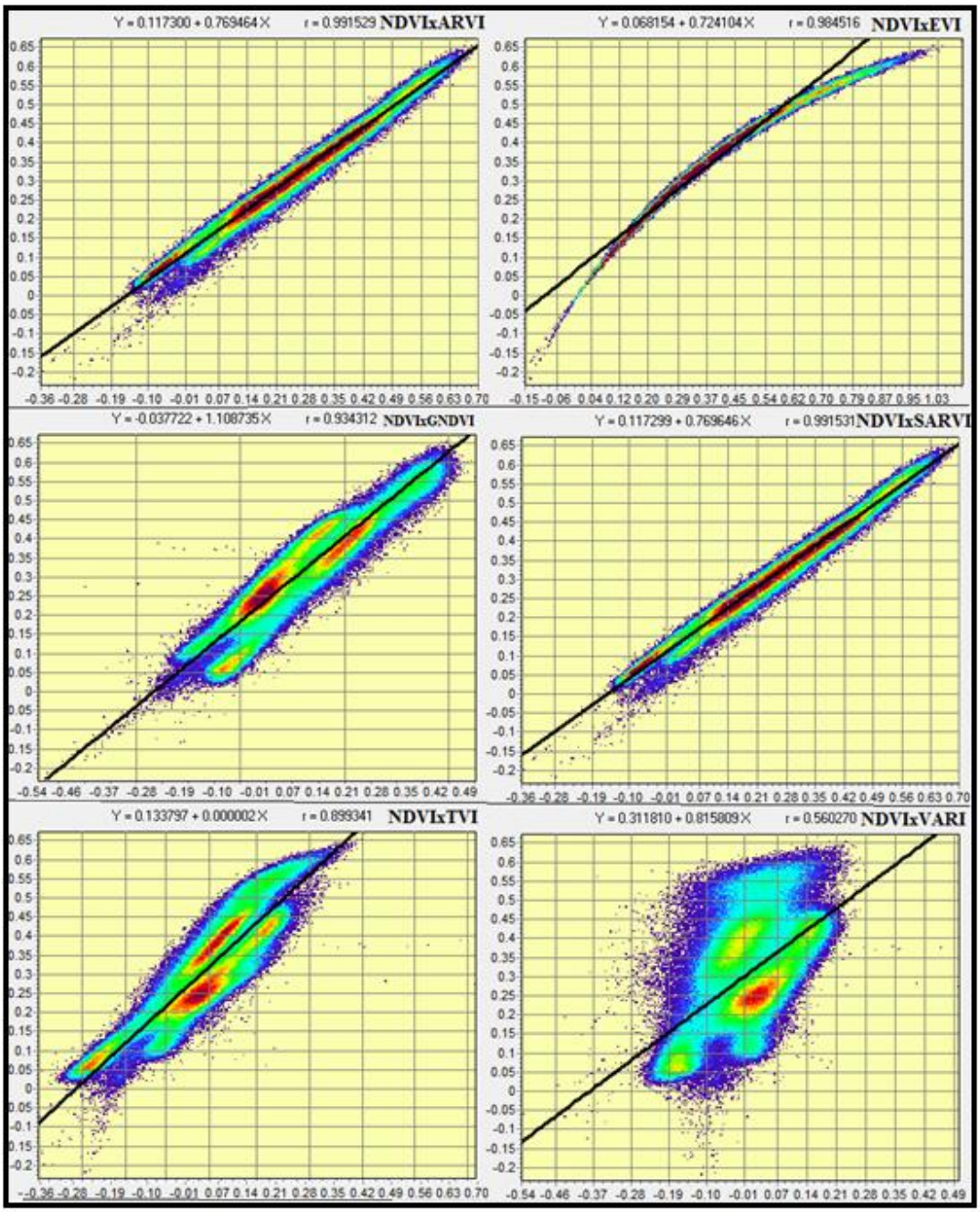


Figura 23. Diagramas de dispersão relacionando o NDVI com os índices ARVI, EVI, GNDVI, SARVI, TVI e o VARI (eixo Y: NDVI e eixo X: demais índices).

Conforme mostrado nos gráficos de dispersão da Figura 23 nota-se que os valores de NDVI comparados com aqueles obtidos pelos índices ARVI, GNDVI e SARVI mostraram-se altamente correlacionados, evidenciando, um coeficiente de variação praticamente constante para a razão de reflectância da vegetação, em áreas de alta densidade de cobertura vegetal.

Em contrapartida, em comparação com índice NDVI, os valores das razões espectrais dos índices TVI e VARI apresentaram uma menor correlação, apontando para diferentes níveis de sensibilidade espectral em áreas de vegetação densa. Já a correlação entre os índices NDVI e EVI mostrou-se alta, contudo, deve-se destacar que sensibilidade à vegetação desses índices é discrepante, já que é possível verificar pelo gráfico de dispersão entre eles que a resposta do NDVI tende a se estagnar, enquanto o EVI ainda continua respondendo.

4.4 Mapas resultantes da classificação das imagens RapidEye

Nas Figuras 24 a 33 são apresentados os mapas das áreas selecionadas para o estudo da ocorrência de *Migdolus fryanus* e nematoides, gerados por meio da classificação não supervisionada ISODATA. Para cada um dos mapas gerados, as classes espectrais estão definidas em duas classes de informação: Manchas, classe associada às áreas com suspeitas da ocorrência de *Migdolus fryanus* ou nematoides (considerando que cada parasito ocorre em talhões e cenas diferentes e serão representados em mapas temáticos também diferentes); Outros, classe associada aos demais alvos (Cana-de-açúcar de 12 meses, Cana-de-açúcar de 6 meses, Ruas, Carreador e Área de Preservação).

O resultado das classificações, para as quais se selecionou dados de entrada mais apropriados para a detecção de nematoides, é mostrado nas Figuras 24, 25 e 26, obtidas mediante a utilização do NDVI e vermelho limítrofe; RS e vermelho limítrofe e todas as bandas espectrais da imagem RapidEye, respectivamente.

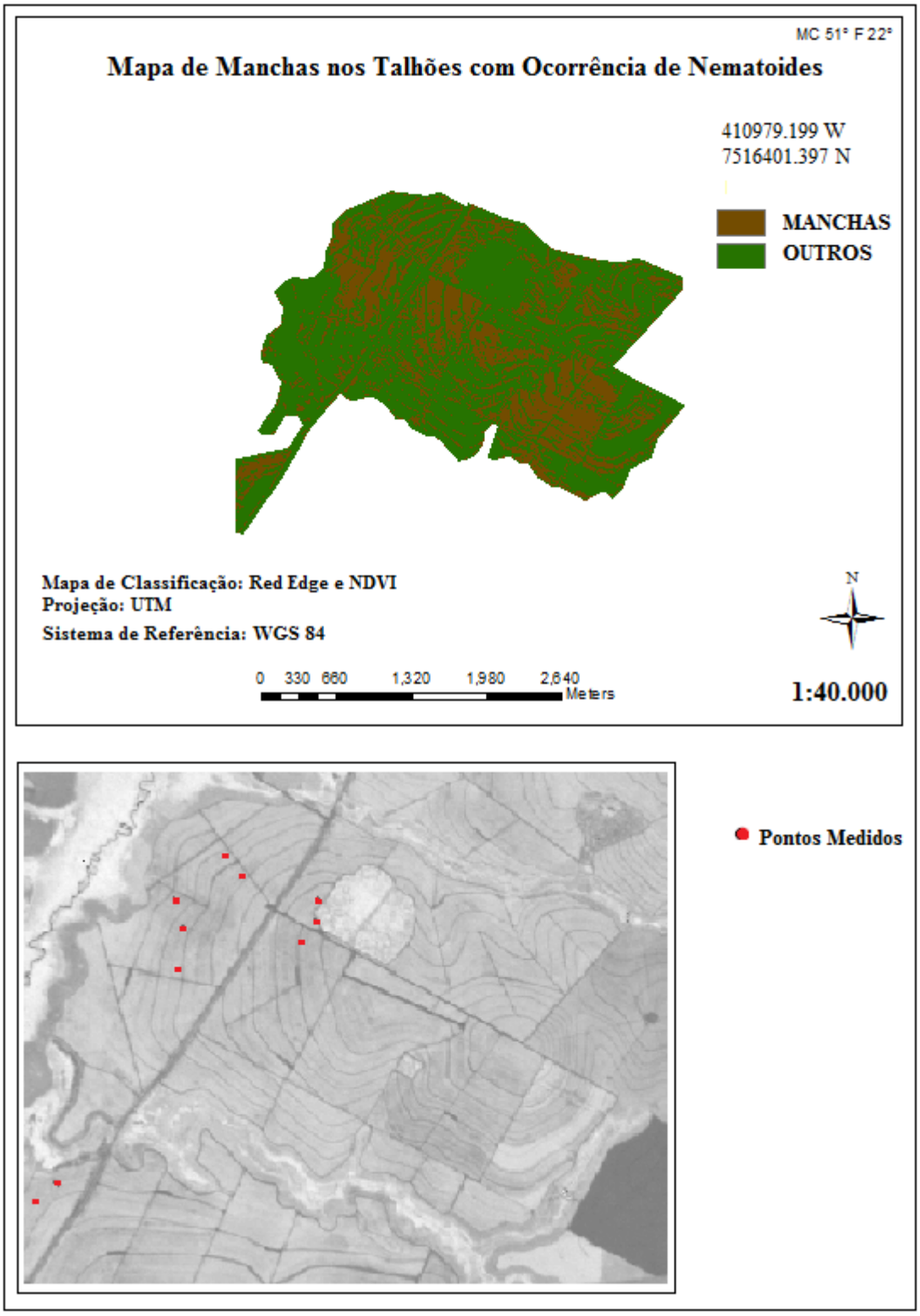


Figura 24. Mapa da ocorrência de nematoides (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e NDVI (superior) e posição na imagem NDVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

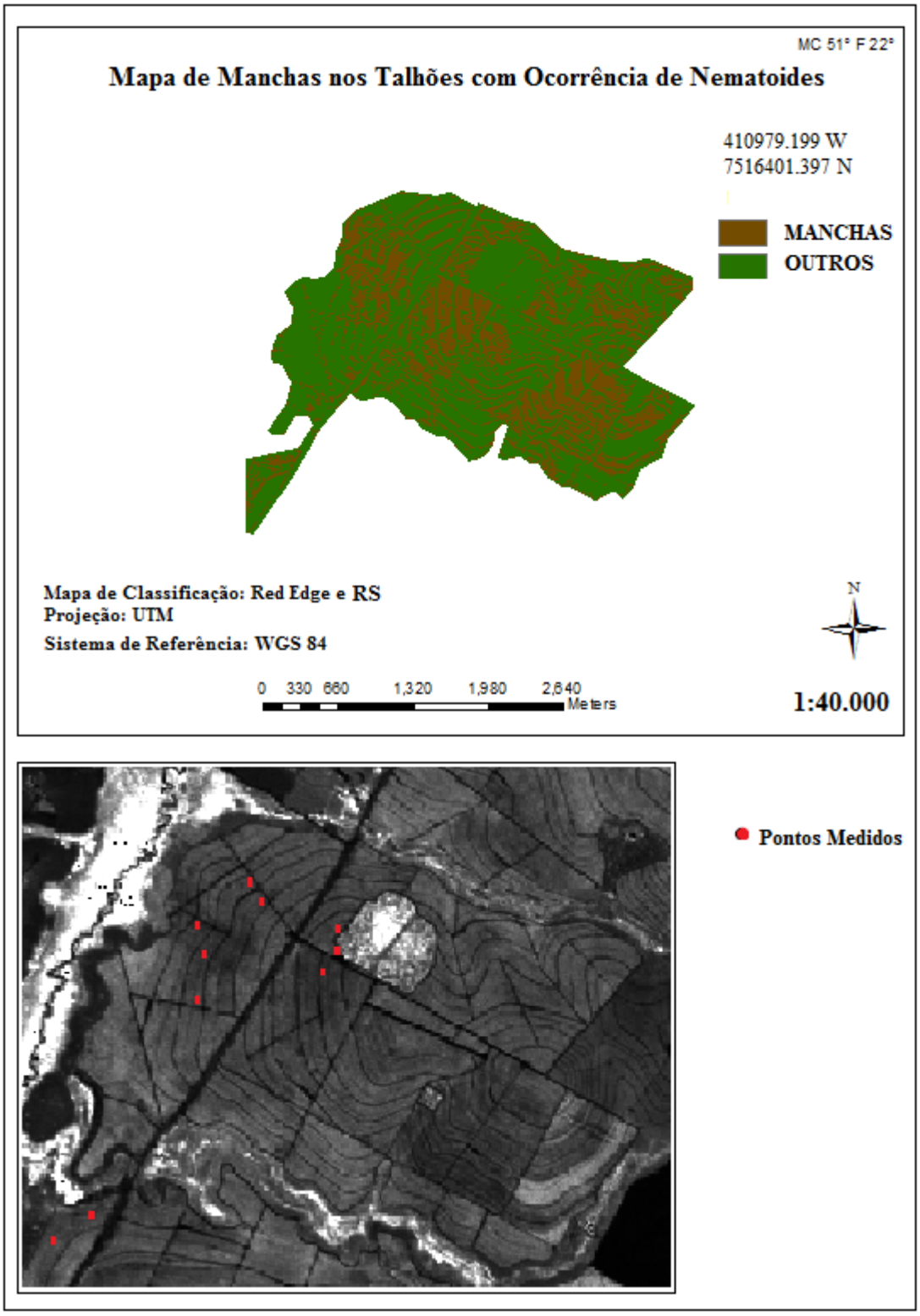


Figura 25**.** Mapa da ocorrência de nematoides (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e RS (superior) e posição na imagem RS dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

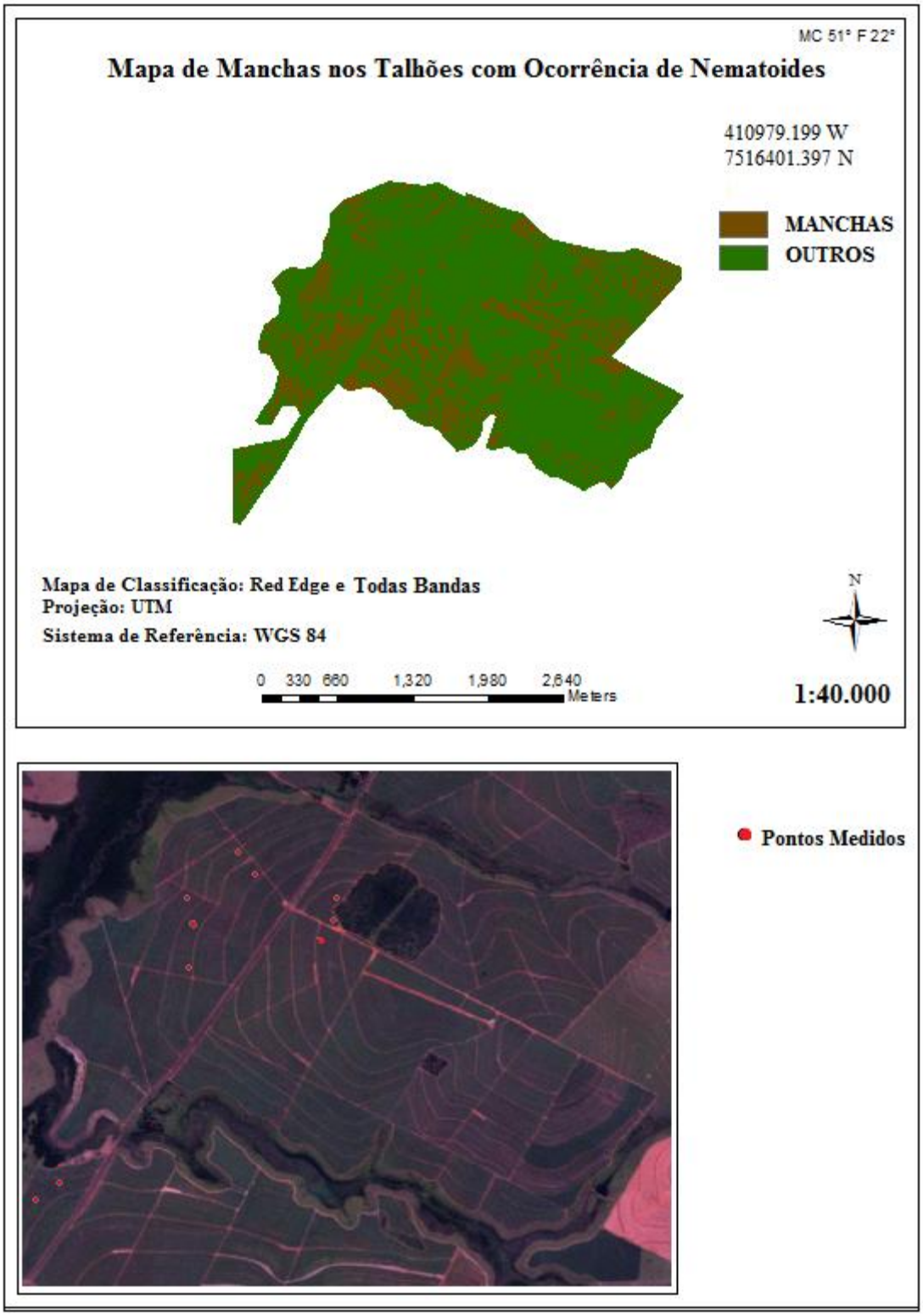


Figura 26. Mapa da ocorrência de nematoides (manchas) resultante da classificação usando todas as bandas RapidEye (superior) e posição na imagem dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

Ao analisar os três mapas das áreas possíveis de ocorrência de nematoides não se percebe formação de um padrão espacial específico das manchas onde se infere a presença de nematoides. O que se nota são manchas que cobrem talhões inteiros em regiões aleatórias da área agrícola, não se constatando a ocorrência característica de reboleiras, mas sim uma dispersão disforme, característica por vezes notada nos casos da infestação de nematoides (ABAWI e CHEN, 1998).

Dentre os três mapas para as manchas associadas à ocorrência de nematoides notou-se que, visualmente, a classificação usando a banda do *vermelho limítrofe* e NDVI discriminou uma maior área de manchas (nematoides) na totalidade da área agrícola. Esta ocorrência pode estar relacionada à sensibilidade do NDVI as pequenas variações do índice de área foliar do dossel e também das alterações da biomassa da vegetação (HUETE et al. 2004).

Porém, há uma probabilidade de uma parte das manchas discriminadas na classificação da combinação vermelha limítrofe e NDVI não estar associada às áreas de infestação de nematoides, uma vez que o índice NDVI também é muito sensível a variações do substrato do dossel, com isso, conforme explica Huete et al. 2004 e Wang et al. 2005 em muitas situações os solos podem ser visíveis sobre o dossel, o que pode gerar alguma confusão da vegetação com o solo.

Comparando o resultado do mapa temático de nematoides gerado com o vermelho limítrofe e NDVI, com a posição dos pontos de coleta onde se registrou efetivamente a presença do parasito, observa-se que todos os pontos verificados *in situ* foram associados à manchas (ocorrência de nematoides). Os mapas gerados a partir da classificação vermelho limítrofe e RS e usando todas as bandas espectrais do RapidEye tiveram, respectivamente, 1 e 7 dos pontos de verificação de campo classificados como outros. Isso significa um percentual geral de acerto de 90% na classificação vermelho limítrofe e RS e de 30% usando todas as bandas, para os pontos considerados.

Os resultados das classificações das áreas de ocorrência de *Migdolus fryanus* são mostrados nas Figuras 27 a 33. A Figura 27 mostra a classificação obtida usando todas as cinco bandas espectrais originais do RapidEye, na qual se obteve uma coincidência espacial na classificação das manchas (ocorrência de *Migdolus fryanus*) em 7 pontos de verificação *in loco*. As Figuras 28, 29 e 30 resultam, respectivamente da classificação usando a banda vermelho limítrofe e as imagens índices EVI, MSARVI e NDVI, todas com coincidência temática em 7 pontos. Para as demais classificações usando a banda espectral do vermelho

limítrofe e os índices espectrais SAVI (Figura 31), TVI (Figura 32) e VARI (Figura 33), houve uma redução do percentual de acerto para 60%.

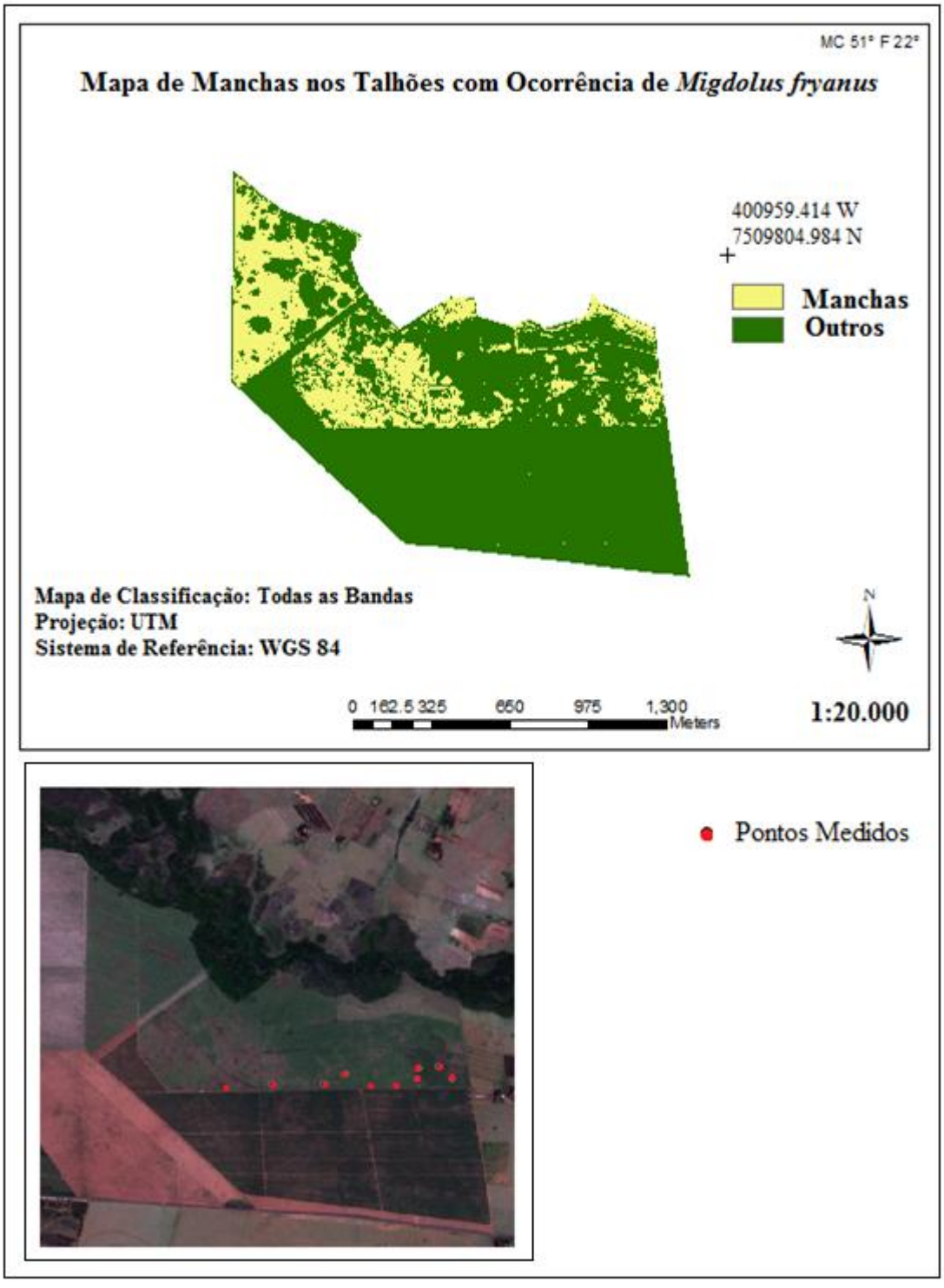


Figura 27. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando todas as bandas RapidEYE (superior) e posição na imagem dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

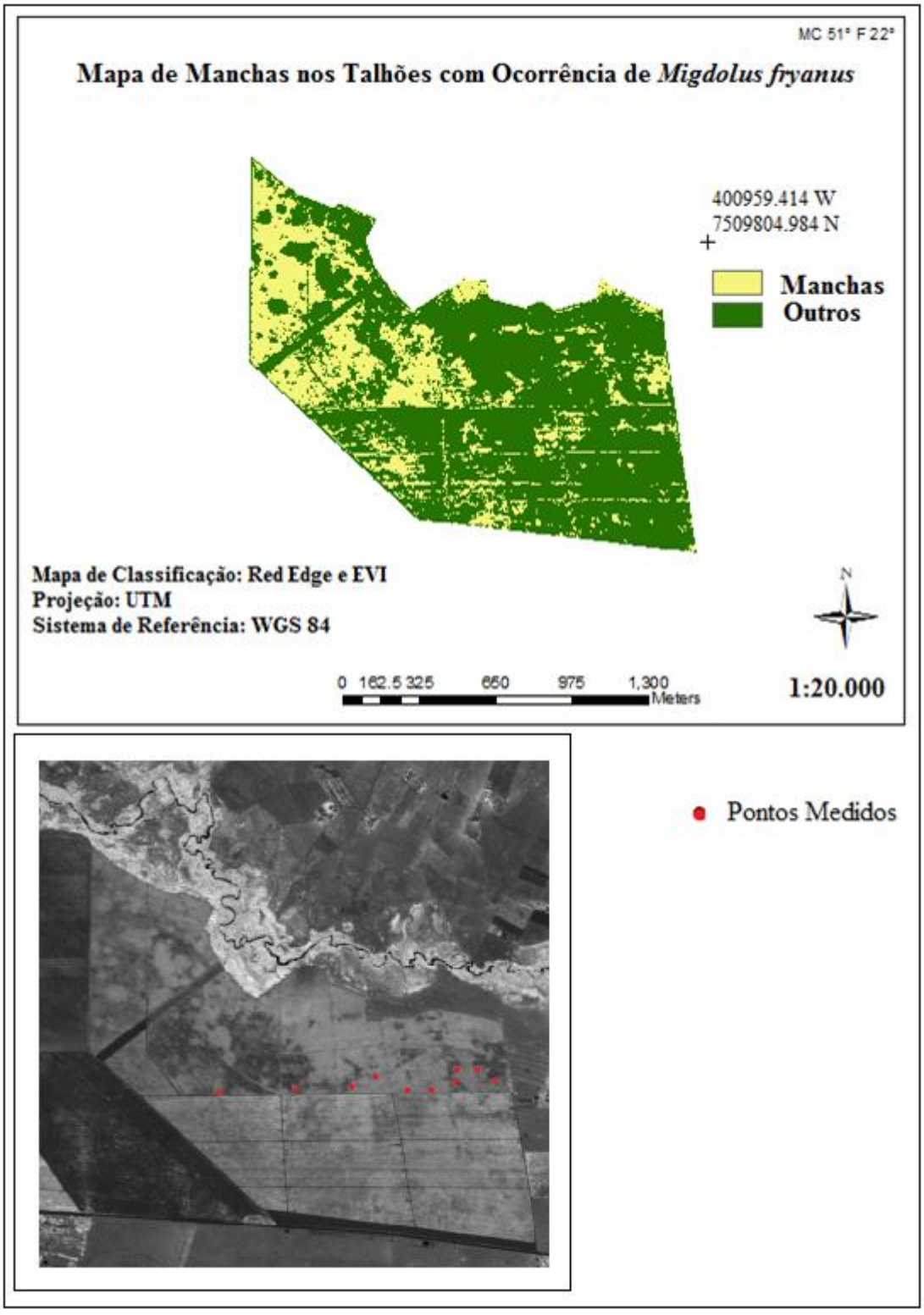


Figura 27. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e EVI (superior) e posição na imagem EVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

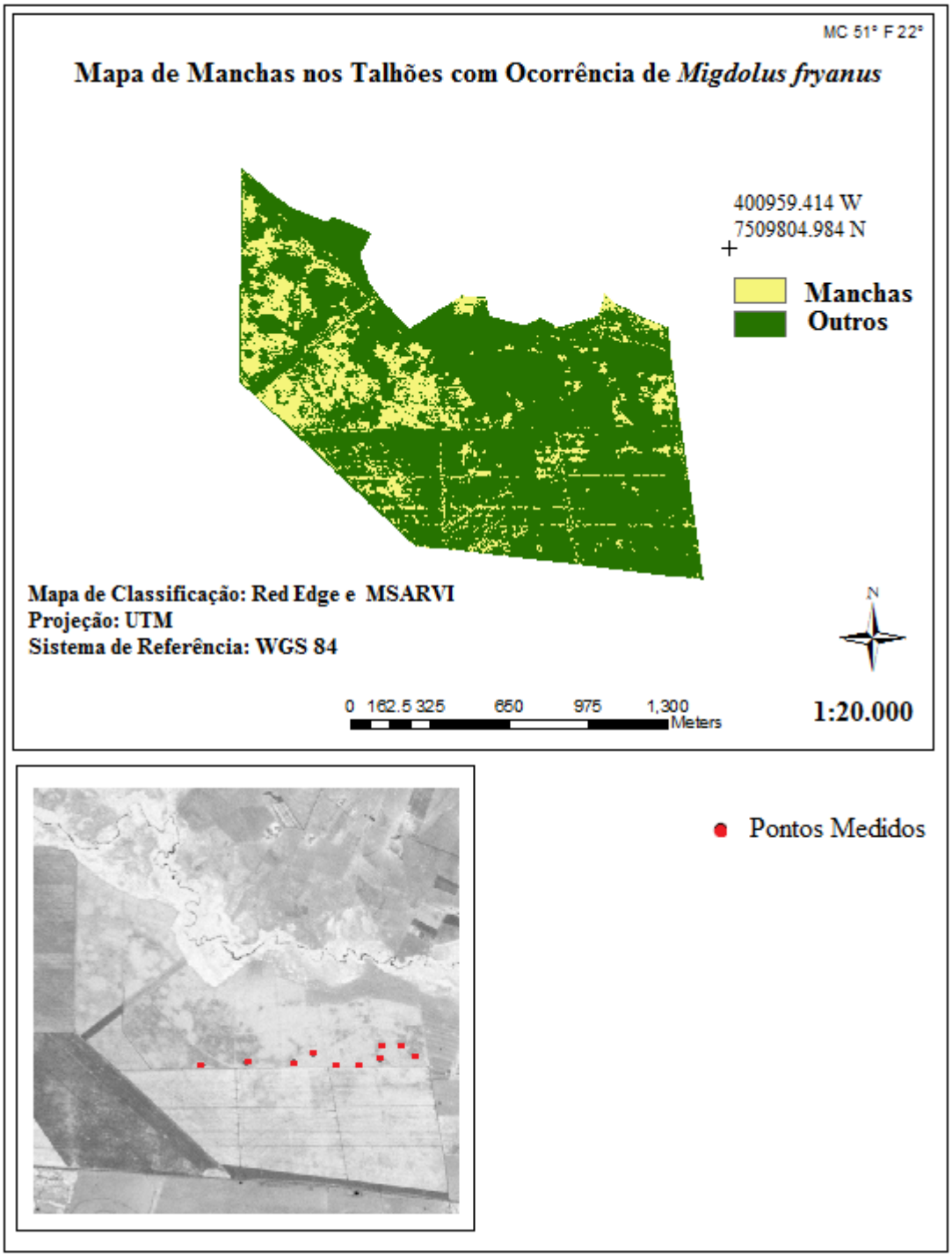


Figura 28. Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e MSARVI (superior) e posição na imagem MSARVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

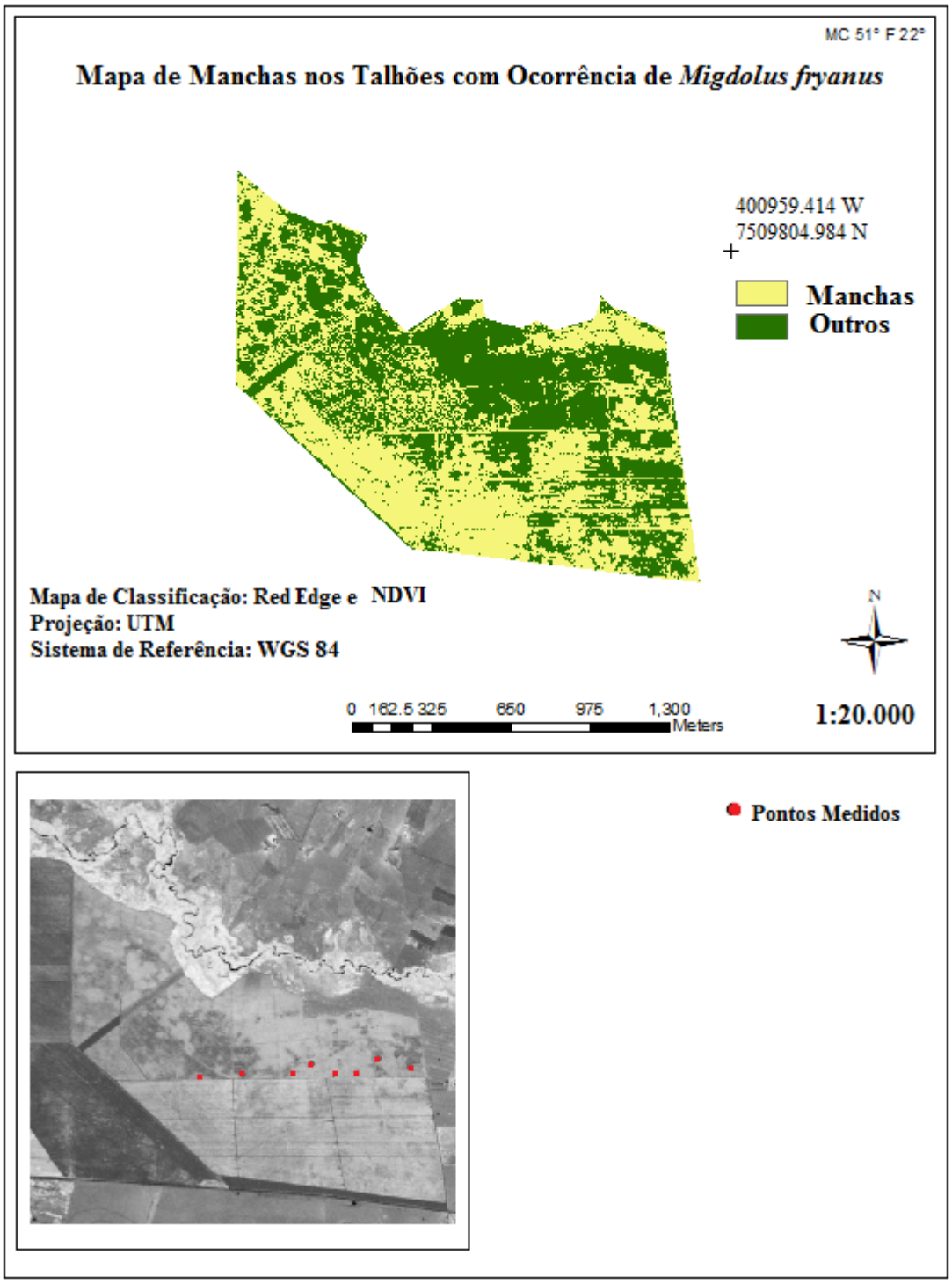


Figura 30**.** Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e NDVI (superior) e posição na imagem NDVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

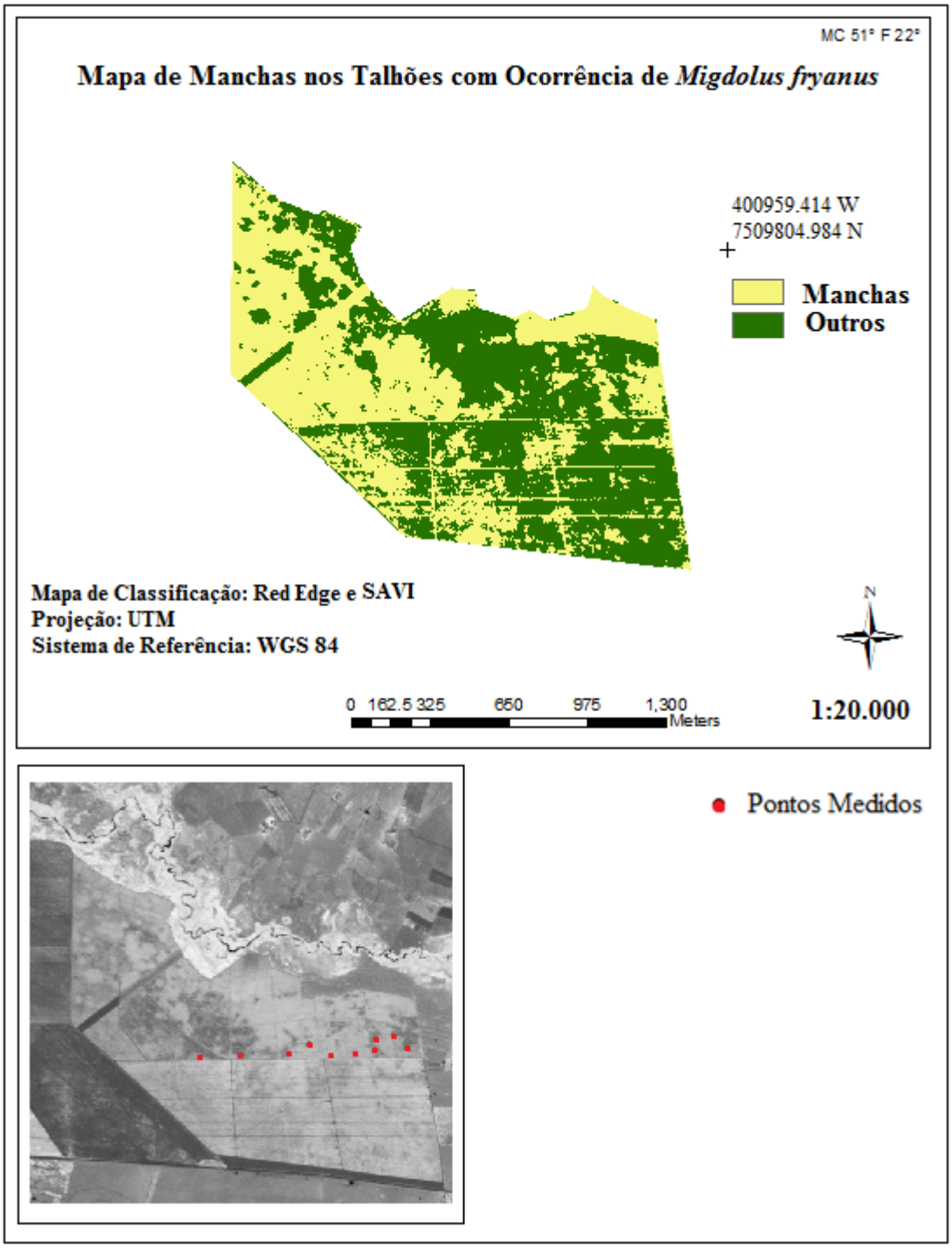


Figura 31**.** Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e SAVI (superior) e posição na imagem SAVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

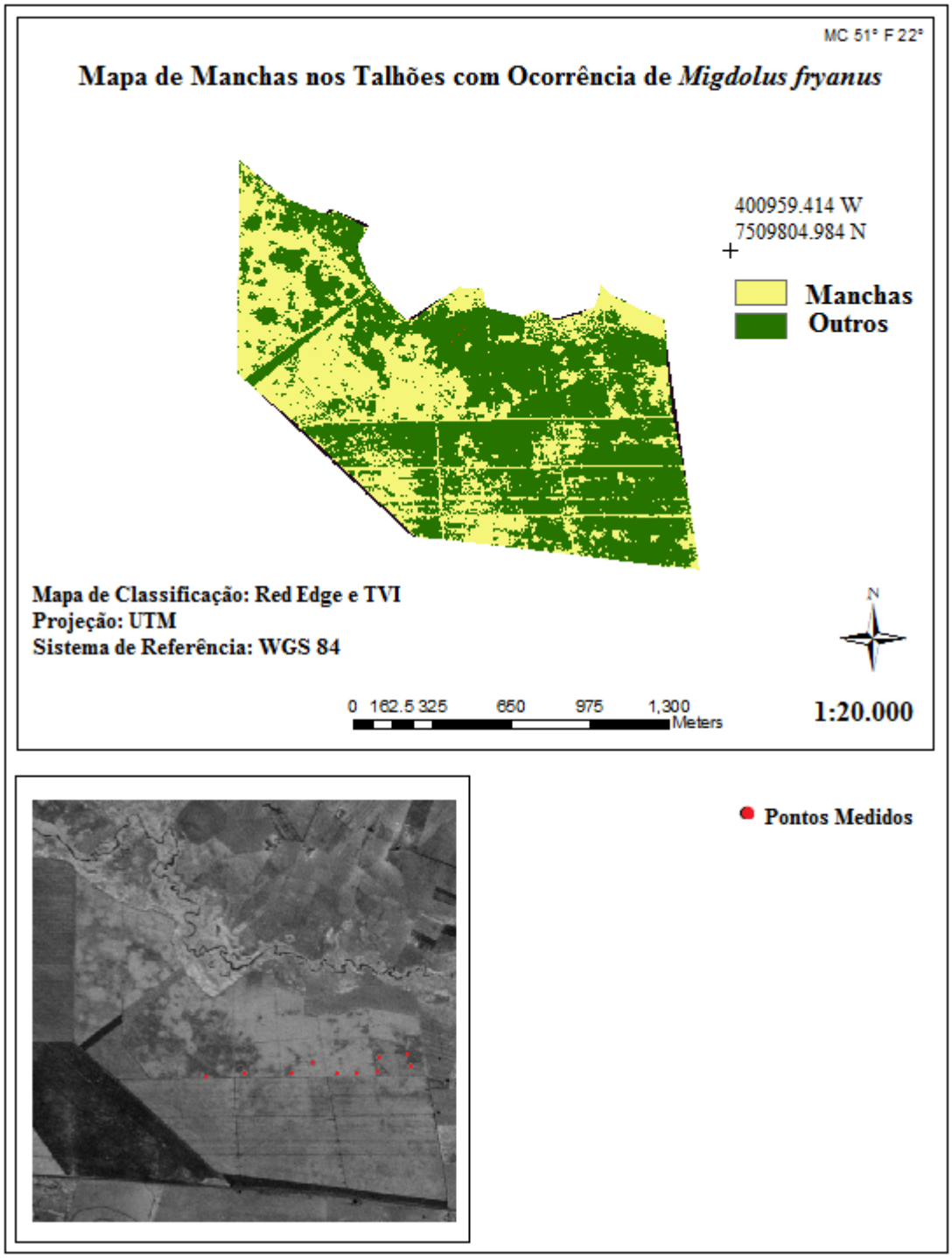


Figura 32**.** Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e TVI (superior) e posição na imagem TVI dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

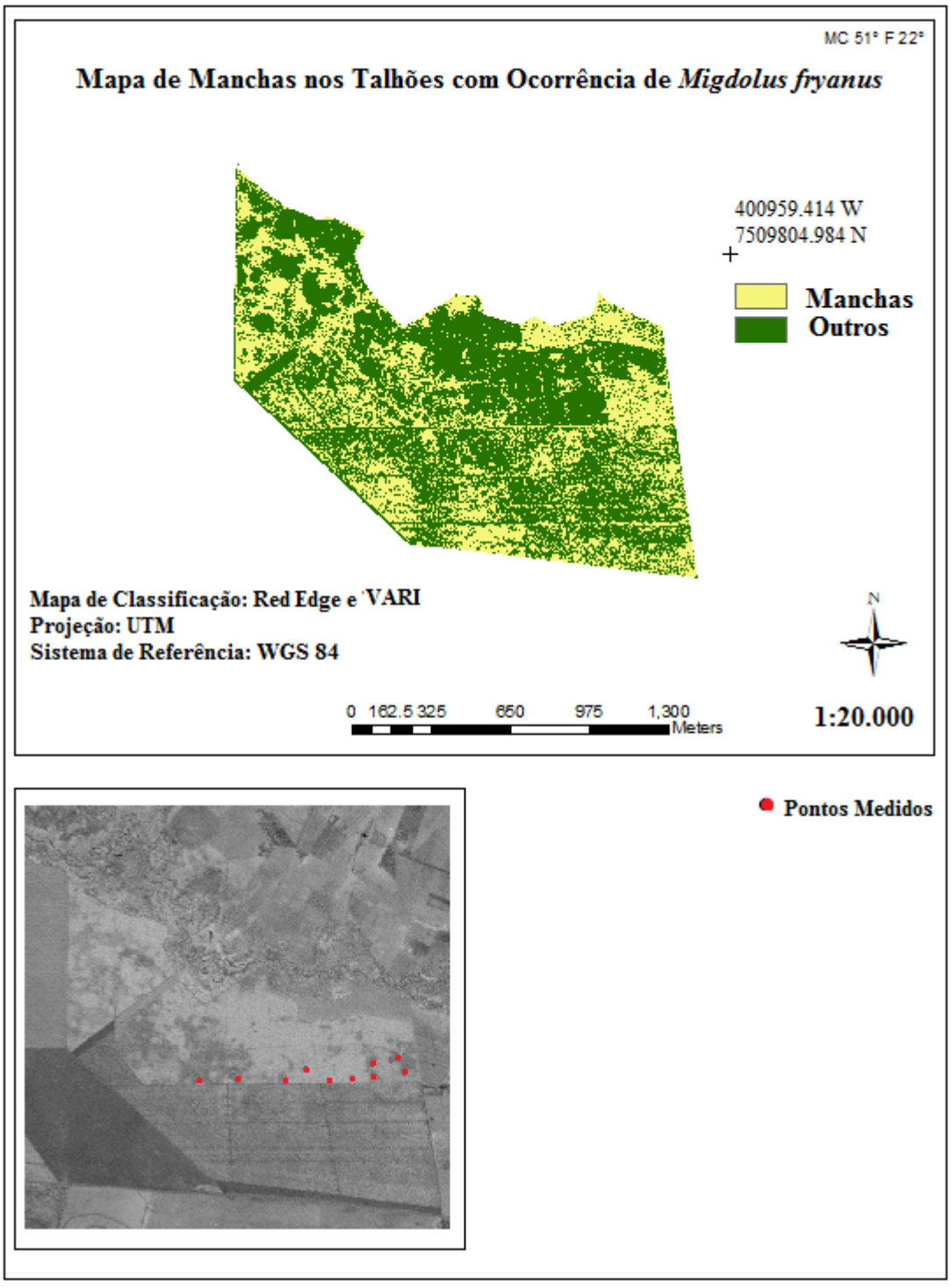


Figura 33**.** Mapa da ocorrência de *Migdolus fryanus* (manchas) resultante da classificação usando vermelho limítrofe e VARI (superior) e posição na imagem VARI dos pontos de verificação *in loco* (inferior).

Ao analisar todos os mapas de classificação dos talhões com a ocorrência de *Migdolus fryanus*, nota-se a formação de um padrão espacial de manchas bem definido na região superior esquerda da cena classificada. Observa-se uma grande expansão das áreas infestadas pela larva do besouro a partir de um ponto inicial, definido "ilhas" associadas a outras ocorrências (notadamente vegetação sadia no interior do talhão) e caracterizando a formação de reboleiras espacialmente concentradas em regiões específicas.

Nessa análise, o padrão espacial da infestação caracterizado por manchas expressivas que se dispersam por grande parte do talhão, predominando sobre pequenas ilhas de plantas não afetadas, é um indício de que as áreas que foram discriminadas como manchas nos mapas temáticos estejam associadas às áreas da infestação de *Migdolus fryanus*, uma vez que esse padrão característico das áreas de infestação por *Migdolus fryanus* (BENTO et al., 1995).

Por se tratar de um talhão de uma cultura canavieira de quinto corte, o argumento de que se trata de uma infestação maciça da larva do besouro *Migdolus fryanus* é reforçado, 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).

Um fato importante constado 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 2 pontos em 10 foram classificados incorretamente como outros. Essa proporção de erro, em termos de coincidência na rotulação em manchas, na classificação e verificação *in loco*, aumentou para 3 quando foram usados os índices EVI, MSARVI e NDVI e, progressivamente, para 4 com a utilização dos índices SAVI, TVI e VARI, juntamente com a banda do vermelho limítrofe.Outra evidência observada nos mapas resultantes da classificação que utiliza os índices MSARVI e EVI, é a confusão das manchas associadas à infestação nos talhões com áreas de solo exposto. Esse mesmo problema foi notado com maior intensidade nas classificações que utilizaram a banda do vermelho limítrofe e os índices NDVI, SAVI, TVI e VARI.

Assim, infere-se que para a situação analisada, a classificação usando as cinco bandas espectrais originais do RapidEye atende ao objetivo de mapear as áreas de infestação pelo *Migdolus fryanus*, não havendo necessidade de recorrer a imagens resultantes das transformações espectrais avaliadas.

4.5 Dispersão espacial das áreas infestadas usando métricas da paisagem

Nas Figuras 34 e 35 são apresentados os mapas resultantes da classificação por meio das métricas paisagem extraídas dos subconjuntos das cenas segmentadas, referentes aos talhões com infestação por nematoides (Figura 34) e por *Migdolus fryanus* (Figura 35).

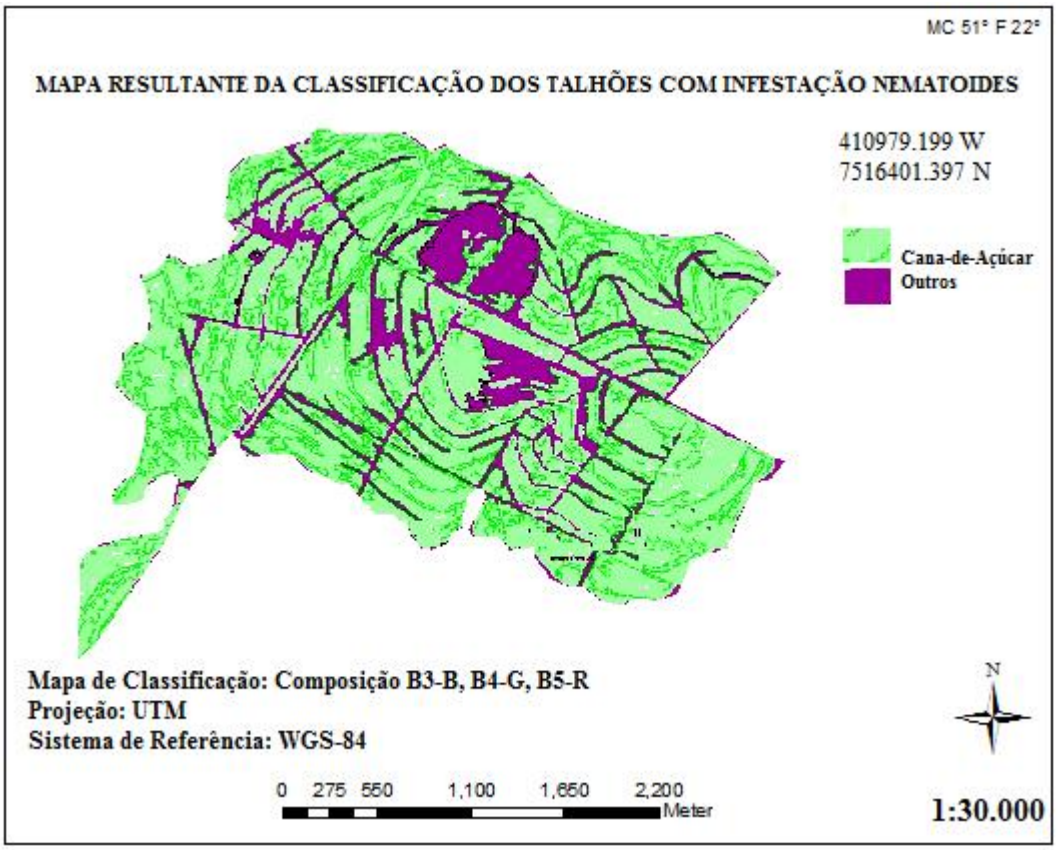


Figura 34. Mapa resultante da classificação das métricas de paisagem para as áreas de ocorrência de nematoides (Legenda: Outros (mata, carreador e rodovia)).

Como mostra a Figura 34, a partir da classificação das métricas da paisagem, selecionadas por mineração de dados para a discriminação das áreas de infestação por nematoides, não foi possível mapear os locais dessa infestação, notando-se que a cana-de-açúcar parasitada e sadia foram classificadas em um único tema "cana-de-açúcar".

Na Figura 36 mostra-se o mapa resultante da classificação das métricas paisagem extraído para os talhões onde se constatou infestação por larva do *Migdolus fryanus*.

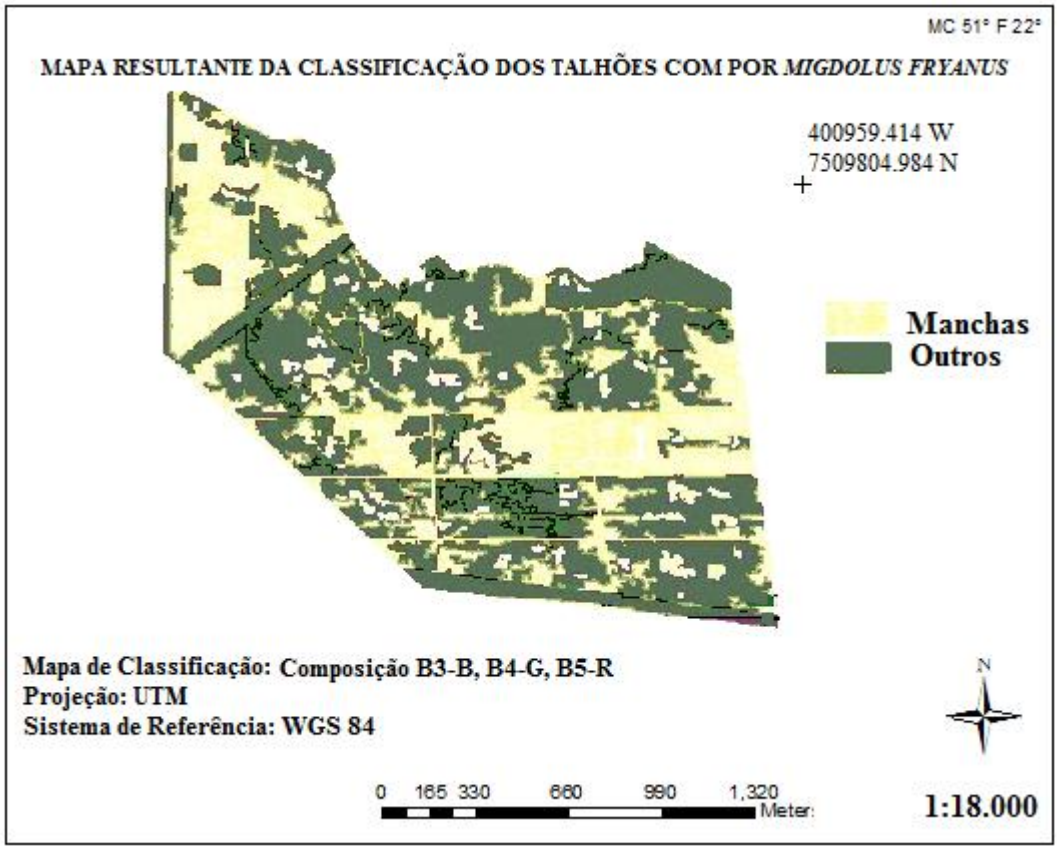


Figura 35. Mapa do Padrão de Ocupação dos Talhões com a Ocorrência de *Migdolus fryanus*.

O mapa da dispersão espacial das áreas de áreas de ocorrência de *Migdolus fryanus*, mostra que, diferente do resultado obtido para nematoides, foi possível representar áreas de infestação, a partir da classificação baseada em um conjunto de métricas espaciais extraídos da imagem segmentada, o que aponta para uma configuração espacial melhor definida para áreas possíveis de ocorrência de *Migdolus fryanus*. Na Figura 36 é mostrada a árvore de decisão, resultante da mineração de dados, indicando as métricas que melhor representam a configuração espacial das áreas associadas à ocorrência de *Migdolus fryanus*, bem como o valor limiar dos atributos que permitiram distinguir essa classe. Ressalta-se que a árvore de decisão é produzida pelo algoritmo C 4.5, disponível no software GeoDMA.

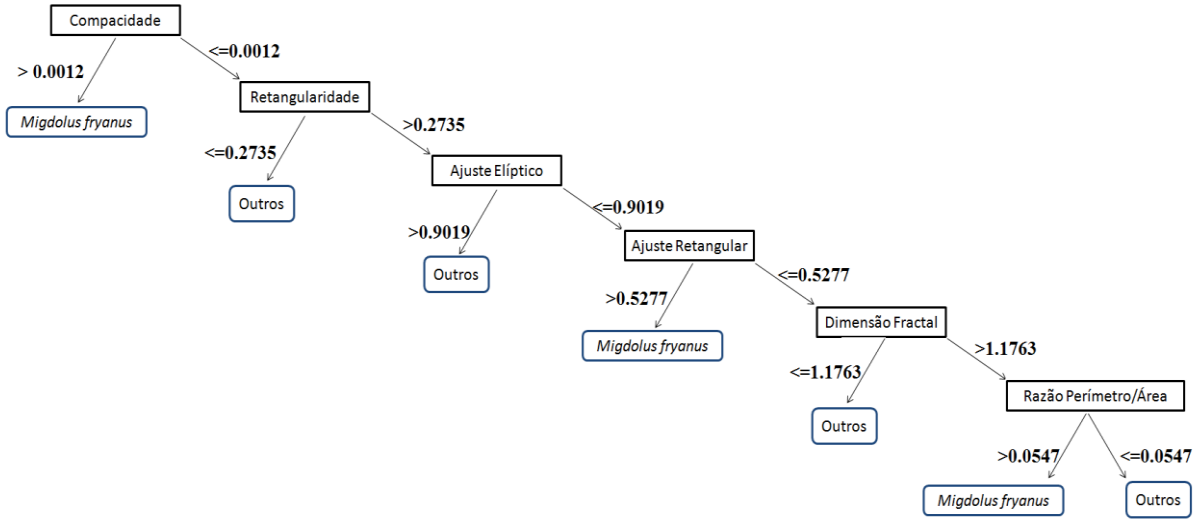


Figura 36. Árvore de decisão da área com ocorrência de *Migdolus fryanus.*

Conforme indica a Figura 36, a árvore de decisão gerada pelo algoritmo C 4.5, selecionou as métricas Compacidade, Retangularidade, Ajuste Elíptico, Ajuste Retangular, Dimensão Fractal e Razão Perímetro/Área, como as variáveis que melhor representam a estrutura espacial de ocupação das áreas de ocorrência de *Migdolus fryanus*.

De certo modo, foi necessário um número relativamente alto de variáveis (métricas), definidas no processo de mineração dos dados, para a discriminação da classe de interesse, o que indica que essa ocorrência define uma configuração de paisagem complexa e heterogênea (SAITO, 2011).

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 Conclusões

O objetivo principal deste trabalho consistiu em investigar o potencial do Sensoriamento Remoto na detecção e discriminação de áreas infestadas por nematoides ou *Migdolus fryanus* em lavouras de cana-de-açúcar, a partir da análise de dados hiperespectrais e multiespectrais. No procedimento de aquisição e análise de dados hiperespectrais, com base nas medidas espectrorradiométricas realizadas em nas áreas de ocorrência da praga, do parasito e em plantas sadias, foi possível a caracterizar espectralmente e indicar os intervalos de comprimento de onda que melhor discriminaram cada uma das ocorrências.

Com a inserção das imagens RapidEye foi possível mapear, isoladamente, áreas de infestação de nematoides e *Migdolus fryanus* por meio da classificação supervisionada dos subgrupos formados por cenas multiespectrais, porém verificou-se que apenas as áreas infestadas pela larva do besouro foram discriminadas na classificação usando métricas de paisagem, que se baseiam na configuração espacial da classe de interesse. Nesse contexto, é válida a premissa de que objetivos propostos nesta abordagem foram atingidos satisfatoriamente.

Especificamente no que se refere ao desenvolvimento metodológico adotado, um primeiro ponto a ser levantado refere-se às influências externas que abrem espaço a incertezas na aquisição dos dados hiperespectrais medidos *in situ*, haja vista que algumas das variações observadas na forma da curva espectral de cada elemento amostral, medido para locais associados à presença dos parasitas, podem ter sido causadas por: influência atmosférica e condições de luminosidade. Porém, deve-se ressaltar que a área de estudos não se tratava de um laboratório controlado, mas sim, de um ambiente complexo sujeito a influências de erros aleatórios e difícil controle nas condições impostas.

A caracterização espectral da cana-de-açúcar sadia e parasitada por *Migdolus fryanus* e nematoides, na região espectral do visível, indicou que o intervalo do vermelho resultou em maior discriminação entre as três ocorrências. Porém, a região espectral que melhor discriminou as áreas afetadas pelos parasitos do solo da cana-de-açúcar sadia foi o intervalo do infravermelho próximo, no qual foram observadas as maiores discrepâncias entre as curvas de FRHC geradas.

Os índices hiperespectrais que separaram em grupos distintos cada uma das ocorrências foram os de Clorofila *a* e de Carotenoides, muito embora, as maiores correlações com a variação de clorofila foliar representados pela REP, foram obtidas pelos índices MCARI, TCARI, NDVI e o de Clorofila *b*.

Com isso, por meio da discriminação espectral e das análises de correlações realizadas entre os índices hiperespectrais e os valores da REP, conclui-se que os intervalos de comprimento de onda que melhor discriminam as ocorrências estendem-se da região do vermelho ao infravermelho próximo, sendo o vermelho limítrofe a região espectral ótima para discriminar o vegetal sadio do infestado. Desse modo, foi possível relacionar esses intervalos de comprimento de onda com as bandas espectrais de imagens tomadas pelo sistema RapidEye, em especial a banda do vermelho limítrofe, para a discriminação de talhões de cana-de-açúcar em condições características deste estudo de caso.

No que se refere à imagem multiespectral RapidEye, o desconhecimento dos métodos de calibração radiométrica aplicados aos dados impossibilitou um tratamento refinado e consistente no processo obtenção dos valores de reflectância, principalmente no que se concerne ao processo de conversão dos números digitais em valores de radiância. Desse modo, a imagem utilizada para os estudos, constituída de duas cenas diferentes tomadas sobre as áreas infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus*, resultaram em valores de reflectância por vezes inconsistentes que podem ter prejudicado o cálculo dos índices multiespectrais.

A classificação não supervisionada dos subgrupos de dados de entrada, constituídos por bandas originais e índices espectrais, indicou todas as possibilidades de discriminar áreas de ocorrência de nematoides e *Migdolus fryanus*, porém alguns subconjuntos de imagens tais como, vermelho limítrofe e os índices NDVI, SAVI, TVI, e VARI, relacionaram solo exposto às áreas possíveis da infestação de *Migdolus fryanus*. Deve-se salientar também que, mesmo se tratando de uma imagem de alta resolução espacial algumas áreas de infestação, possivelmente não foram detectadas no processo de classificação, uma vez que os talhões infestados por *Migdolus fryanus*, em alguns casos, apresentavam áreas que eram iguais ou inferiores ao tamanho do pixel da imagem (25 m²). O mesmo pode ter ocorrido na classificação das áreas infestadas por nematoides, uma vez que, segundo os próprios técnicos da usina e com base nas evidências constatadas em campo, algumas áreas possivelmente infestadas eram caracterizadas por pequenas e estreitas fileiras de cana-de-açúcar com porte subdesenvolvido.

Com análise dos mapas temáticos resultantes da classificação, a primeira conclusão a respeito da distribuição espacial das manchas que constituem as áreas de infestação, foi à constatação de que para este estudo de caso, a distribuição de plantas afetadas pelo *Migdolus fryanus* apresentou uma configuração que se manteve em quase todas as classificações (exceto usando o VARI).

Outro ponto a ser considerado diz com respeito à configuração espacial de ocupação de cada uma das infestações, foi o fato de que as áreas com ocorrência de nematoides não foram discriminadas com o uso de métricas baseadas em características geométricas dessas áreas. Já as áreas de infestação do *Migdolus fryanus* apresentam uma estrutura espacial, provavelmente relacionada coma formação de reboleiras no interior dos talhões agrícolas, caracterizada por manchas expressivas que se dispersam por grande parte do talhão. No caso do mapeamento da área de infestação pela larva do besouro *Migdolus fryanus*, o processo de mineração de dados evidenciou a necessidade de até seis métricas para discriminar estas áreas

dos demais alvos, o que permitiu concluir que se trata de uma configuração bastante complexa.

De modo geral, os resultados obtidos neste trabalho mostram que há diferenças significativas entre as características espectrais da vegetação sadia e infestada, as quais se apresentam mais evidentes à medida que se analisa o comprimento de onda do vermelho deslocado em direção ao infravermelho próximo.

Adicionalmente, os mapas gerados por meio da classificação de imagens multiespectrais, ressaltam o potencial das técnicas de Sensoriamento Remoto orbital na capacidade de discriminar as áreas de cana-de-açúcar sadia das infestadas, em grandes escalas de mensuração. Uma vez, os mapas obtidos nesta abordagem evidenciam as áreas infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus*.

5.2 Recomendações

Para futuras investigações sugere-se estudar a correlação entre as características biofísicas e parâmetros agronômicos de plantas sadias e doentes, considerando as variações espectrais evidenciadas e os índices calculados nesta pesquisa, com vistas a inferir o grau de infestação da planta parasitada por nematoides e *Migdolus fryanus*. No caso de utilização de imagens obtidas por sensores remotos aerotransportados ou orbitais, seria importante que uma mesma cena incluísse as áreas infestadas pelos dois parasitos, a fim de avaliar as diferenças espectrais entre eles para um mesmo tratamento.

Outra possibilidade derivada deste conhecimento inicial é o monitoramento de áreas canavieiras por meio de levantamentos espectrorradiométricos *in situ* realizados ao longo do ciclo de desenvolvimento da cultura, utilizando transformações espectrais de dados que consideram a trajetória de seu desenvolvimento para detectar e mapear a ação dos parasitas e das pragas nos primeiros estágios de infestação. Assim, constatada a possibilidade de discriminação espectral de cada infestação pode-se investigar, a partir de imagens de sensoriamento remoto sistematicamente adquiridas, em que estágio do plantio a ocorrência de nematoides e *Migdolus fryanus* passa a definir uma área de infestação significativa e, portanto deva ser alvo de práticas específicas de manejo e controle.

Referências

ABAWI, G. S.; CHEN, J. Concomitant pathogen and pest interactions. **Plant and nematode interactions.** 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 (Fulmekiola serrata Kobus) damage detection**. International Journal of Remote Sensing, 31:15, 4199-4216, 2010.

AMARAL, J.F. & MARANHÃO, Z.C. Ocorrências de *Migdolus* sp., praga da cana-de-açúcar em diferentes tipos de solo. Resumo In: **CONGRESSO BRASILEIRO DE ENTOMOLOGIA, 3**. Maceió, AL. *Resumo*. Maceió, 1976.

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.

AGUIAR, D. A.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T.; SANCHÉZ, G. A.; BARROS, M. A.; SUGAWARA, L. M.; SHIMABUKURO, Y. E.; MOREIRA, M. A. **Mapeamento da colheita da cana-de-açúcar no Estado de São Paulo - ano safra 2006/2007.** São José dos Campos: INPE, 48 p., 2007.

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.

ANTUNES, M. A. H. Avaliação dos modelos Suits e Sail no estudo da reflectância da soja (Glycine max (L.) Merrill). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Sao Jose dos Campos, 1992.

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.

ARRIGONI**,** E. B.; DINARDO, L. L.; CONDE, A. J.; TERÁN, F. O. Aplicação de *Neoplectana carpocapsea* Weiser, 1955 em condições de campo para o controle de *Migdolus* spp. (Coleóptera: Cerambycidae). **Nematol. Bras**., v.8, p.181-189, 1986.

BARRIOS, Neide Aparecida Zamuner. **O agrosssistema do extremo Oeste Paulista**. Tese (Doutorado em Geografia) – Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, 199p, 1995.

BLACKBUM, G. A. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales: an evaluation of some hyperspectral approaches. **Remote Sensing of Environment**, 66(3), 273-285. 1998.

BÉGUÉ, A.; LEBOURGEOIS, V.; BAPPEL, E.; TODOROFF, P.; PELLEGRINO, A.; BAIL-LARIN, F.; SIEGMUND B. Spatio-temporal 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 (Meloidogyne javanica), lesion nematode (Pratylenchus zeae) and dagger nematode (Xiphinema elongatum) parasites of sugarcane using real-time. **Molecular and Cellular Probes**, Volume 22, Issue 3, Pages 168-176, 2008.

BRANTLEY, S. T.; ZINNERT, J. C.; YOUNG, D. R. **Application of hyperspectral vegetation indices to detect variations in high leaf area index temperate shrub thicket canopies**. University of Nebraska – Lincoln, 2011.

BRIEGER, F. A. **Recomendações para o plantio da cana-de-açúcar**. São Paulo: ed, (Boletim Técnico Copersucar, 10), 1962

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 Journal of Remote Sensing**, e.13, c.5, p.925-932, 1992.

CHO, M. A.; SKIDMORE, A. K. A new technique for extracting the red edge position from hyperspectral data: The linear extrapolation method. **Remote Sensing of Environment**, 101, 181–193, 2006.

CHELINHO, S.; SAUTTER, K. D.; CACHADA, C.; ABRANTES, I.; BROWN, G.; DUARTE, A. C.; SOUZA, J. P. Carbofuran effects in soil nematode communities: Using trait and taxonomic based approaches. **Ecotoxicology and Environmental Safety**, Volume 74, Issue 7, Pages 2002-2012, 2011.

CLARK, R. N. et al. **Reflectance spectroscopy as rapid assessment tool for the detection of amphiboles from the Libby**. Montana Region. USGS Spectroscopy Lab, Denver, p. 1-41, 2003.

CLEVERS, J. G. P. W.; Imaging Spectometry in Agriculture. **Plant Vitality and Yeld Indicators**. Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic, p. 193-219, 1994.

CLEVERS, J. G. P.W.; DE JONG, S. M.; EPEM, G. F.; VAN DER MEER, F.; BAKKER, W. H.; SKIDMORE, A. K. Derivation of the red edge index using MERIS standard band setting. **International Journal of Remote Sensing**, 23 (16), 3169-3184, 2002.

CLEVERS, J. G. P.W.; KOOISTRA, L.; SALAS, E. A. L.; Study of heavy metal contamination in river floodplains using the red-edge position in spectroscopic data. **International Journal of Remote Sensing**, 25(19), 3883-3895, 2004.

CLEVERS, J. G. P. W.; KOOISTRA, L.; SCHAEPMAN, M. E. Using spectral information from the NIR water absorption features for the retrieval of canopy water content. International. **Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,** c.10, p. 388–397, 2008

CLEVERS, J. G. P. W.; KOOISTRA L.; SCHAEPMAN M. E. Estimating canopy water content using hyperspectral remote sensing data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation.** 12, 119–125, 2010.

CLEMENTE, R. H.; CERRILLO, R. M. N., TEJEDA, P. J. Z. Carotenoid content estimation in a heterogeneous conifer forest using narrow-band indices and PROSPECT + DART simulation. **Remote Sensing of Environment,** V. 127, P. 298–315, 2012.

CORBANI, R.Z. **Estudo do extrato pirolenhoso biopirol® no manejo de nematóides em canade-açúcar, olericolas e citros em diferentes ambientes**. 2008. 53f. Tese (Doutorado em Agronomia). Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal. 2008. Nematologists,. p.7-14, 1987.

COLLINS, W. Remote sensing of crop type and maturity. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. e.44, p.43-55., 1978.

CURRAN, P. J. **Principles of Remote Sensing**. United States of America and Longdon c.2, p.20-53, 1985.

DARGHTRY, C. S. T.; WALTHALL, C. L.; KIM, M. S.; BROWN, C. E.; MCMURTREY III, J. E. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. **Remote Sensing of Environment,** 74, 229– 239, 2000.

DAWSON, T. P.; CURRAN, P. J. A new technique for interpolation the reflectance red edge position, **International Journal of Remote Sensing**, 19 (11): 2133-2139, 1998.

DIDAN, K.., 2002, MODIS Vegetation Index Production Algorithms. **Terrestrial Biophisycs and Remote Sensing**. 2002.

DI GREGORIO, A. **Land cover classification system (LCCS), version 2:** classification concepts and user manual. Rome: FAO, 2004.

DINARDO MIRANDA, L. L**. Patogenicidade de Pratylenchus brachyurus e Pratylenchus zeae (Nemata, Pratylenchidae) a duas variedades de cana-de-açúcar (Saccharum sp.).** Dissertação (Mestrado em Agronomia), 51.f, Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1990.

DINARDO-MIRANDA, L. L.; NOVARETTI, W. R. T.; MORELLI, J. L.; NELLI, E. J. Comportamento de variedades de cana-de-açúcar em relação a *Meloidogyne javanica*, em condições de campo.**Nematologia Brasileira**, v. 19, p. 60-66, 1995.

DINARDO-MIRANDA, L. L.; GIL, M. A.; COELHO, A. L.; GARCIA, V.; MENEGATTI, C. C. Efeito da torta de filtro e de nematicidas sobre as infestações de nematóides e a produtividade da cana-deaçúcar. **Nematologia Brasileira**, v. 27, p. 61-67, 2003.

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.

ELBADRI, G. A. A.; SUNG M.; WANI, P.; BUKHRI, K.; LEE, D. W.; CHOO H. Y. Description of Helicotylenchus zeidani sp. nov., a new species of nematode from Guneid sugarcane, **Sudan Journal of Asia-Paci.c Entomology** 12, 155–157, 2009

FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations). **FAOSTAT**. Disponível em: <http://faostat.fao.org/site/567/DesktopDefault.aspx?PageID=567#ancor>. Acesso em: setembro de 2012.

FERREIRA, L. G.; SANO, E. E.; FERNADEZ, F.; ARAÚJO, M. Biophysical characteristics and fire occurrence of cultivated pastures in the Brazilian savanna observed by moderate resolution satellite data. **International Journal of Remote Sensing**, 34:1, 154-167, 2012

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.

FERET, J. B.; FRANÇOIS, C.; ASNER, G. P.; GITELSON, A. A.; MARTIN, R. E.; BIDEL, L. P. R.; USTIN, S. L.; LE MAIRE, G.; JACQUEMOUD, S. PROSPECT-4 and -5: advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments. **Remote Sensing of Environment,** 112 (6), 3030–3043, 2008.

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.

FROHN, R. C. **Remote Sensing for landscape ecology: New metrics indicators for monitoring, modeling, and assessment of ecosystems**. Boca raton: Lewis Publisher, 99p., 1998.

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.

GARCIA, J. F. **Técnica de criação e tabela de vida de *Mahanarva fimbriolata* (Stal., 1854) (Hemíptera: Cercopidae)**. Dissertação (Mestrado em entomologia), 59f. Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2002.

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

GATES, D. M.; KEEAGAN, J. J.; SCHLETER, J. C.; WEIDNER, V. R. Spectral properties of plants. **Apllied Optics.** v.4, p.11-20, 1965.

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

GITELSON, A. A.; ZUR Y.; CHIVKUNOVA O. B. C.; Merzlyak M. N., Assessing carotenoid content in plant leaves with reflectance spectroscopy, **Photochem. Photobiol**., e.75, p.272 – 281, 2002.

GONÇALVES, R. R. V.; Jurandir Zullo Jr, 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

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento digital de imagens**. 2. ed. São Paulo: Edgard Blücher, 2000.

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.

GUYOT, G.; BARET, F. Utilisation de la haute résolution spectrale pour suivre l'état des couverts végétaux. **Proceedings of the 4th International colloquium on spectral signatures of objects in remote sens**ing. ESA SP-287, Assois, France, pp. 279-286, 1988.

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.

HABOUDANE, D.; MILLER, J. R.; PATTEY, E.; ZARCO-TEJADA, P. J.; STRACHAN, I. B. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture. **Remote Sensing of Environment**, 90, 337-352. 2004.

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

HUANG, C.; GEIGER, E. L.; KUPFRE, J. A. Sensitivity of landscape metrics to classification scheme. **International Remote Sensing**, v. 27, n. 14, p.2927-2948, 2006.

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 Trasactions on Geocience and Remote Sensing. 32 (4): 897-905, 1994.

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.

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

KASTEN JR, P.; TERÁN, F. O.; VITO, F. D.; MANECHINI, C. Influência da época de plantio da cana-de-açúcar no controle de Migdolus sp. **Bol. Tec. Copersucar**, v.41, p.23-30, 1988.

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.

KAUTH, R. J.; THOMAS, G.S. The Tasselled Cap—A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by LANDSAT. LARS **Symposia**, paper 159, 1976.

KIM, M. S.; DAUGHTRY, C. S. T.; CHAPPELLE, E. W.; MCMURTREY III, J. E.; WALTHALL, C. L. The use of high spectral resolution bands for estimating absorbed photosynthetically active radiation (Apar). **Proceedings of the 6th Symp. on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing**, Jan. 17–21, 1994, Val D'Isere, France p. 299–306, 1994.

LAERTE G. F.; SANO E. E; FERNANDEZ, L. E.; ARAÚJO, F. M. Biophysical characteristics and fire occurrence of cultivated pastures in the Brazilian savanna observed by moderate resolution satellite data. **International Journal of Remote Sensing**, 34:1, 154-167, 2012.

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.

LI, D.; WANG, S. **Concepts, principles and applications of spatial data mining and knowledge discovery**. Beijing: 13p., 2005.

LIU, J.; PATTEY, E.; MILLER, J. R.; MCNAIRN, H.; SMITH, A.; HU, B. Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use ef.ciency model. **Remote Sensing of Environment,** e.114 p.1167–1177, 2010.

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; Athos R.

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-band enhanced vegetation index without a blue band. **Remote Sensing of Environment.** 112, 3833–3845. 2008.

JU, C. H.; TIAN, Y. C.; YAO, X.; CAO, W. X.; ZHU, Y.; HANNAWAY, D. Estimating Leaf Chlorophyll Content Using Red Edge. **Pedosphere,** 20(5): 633–644, 2010.

JORDAN, C. F. Derivation of leaf area index from qualityof light on the forest floor. **Ecology** 50:663–666, 1969

MACCARTY J.L.; JUSTICE, C.O.; KORONTZI, S. **Agricultural burning in the Southeastern United States detected by MODIS**. Department of Geography, 2181 LeFrak Hall, University of Maryland, College Park, MD 20742, United States, 2007

MACEDO, N. **Variedades da cana-de-açúcar**, 2008. Com Ciência. Disponível em: <http//www.comciencia.br/comciencia/?section=23hjd=258>.Acesso em: 15/12/2010 Fonte: http://www.webartigos.com/articles/20320/1/PRODUCAO-DE-CANA-DE-ACUCAR/pagina1.html#ixzz17xdHSZO3

MACED0, N..; MORAES, E. C. Tutorial de radiometria. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. Curitiba, **Anais I SBSR**. São José dos Campos: INPE, p. 2-12, 1993.

MARTONCHIK, J.V.; BRUEGGE, C.J.; STRAHLER A.H. A review of reflectance nomenclature used in remote sensing, **Remote Sensing Review** 19, 9-20, 2009.

MCGARIGL, K.; MARKS, B. FRAGSTATS: spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure. **USDA Forestry Service Technical Report PNW-351**: Washington, DC, 1995

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

MAINON, O.; ROKACH, L. **Data mining and knowledge Discovery handbook**. 2 ed. New York: Springer, 1285 p. ISBN (978-0-387-09822-7), 2010

MAQBOOL, M. A.; HASHMIN, S. Effect of granular nematicides on nematode populations and sugarcane yield. **Revue de Nématologie, Paris**, v. 10, n. 1, p. 111-113, 1987.

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

MARTONCHIK, J.V.; BRUEGGE, C.J.; STRAHLER A.H. A review of reflectance nomenclature used in remote sensing, **Remote Sensing Review** 19, 9-20, 2009.

MILTON, E. J. Principles of Field Spectroscopy. **Interanatioanl Journal of Remote Sensing**, e.8, c. 12, p. 1807-1827, 1987.

MILTON, E.J.; SCHAEPMAN, M.E.; ANDERSON, K.; KNEUBUHLER, M.; FOX, N. Progress in field spectroscopy**. Remote Sensing of Environment** 113 S92-S109, (2009)

MORAES, E. C. **Fundamentos de Sendoriamento Remoto**. São José dos Campos: INPE 22p, 2002.

MOREIRA, M. A.. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. São José dos Campos, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2005.

MUSTARD, J. F.; SUNSHINE, J. M. Spectral Analysis for Earth science: Investigations Using Remote Sensing Data. In: RENCZ A. N**. Remote Sensing for the Earth sciences. New York**: John Wiley & Sons.v. 3, c. 5, p. 251-374, 1999.

MULLA, D. J. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. **Biosystems Engineering**, p. 1-14, 2012

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

NICODEMUS, F. E.; RICHMOND, J. C.; HSIA, J. J.; GINSBER, I. W.; LIMPERS, T. **Geometrical considerations and nomenclature for reflectance**. Washington, DC: National Bureau of Standards, US Department of Commerce, 1977.

NOUGCH, T. G. N. **Um Sistema Baseado Em Regras *Fuzzy* Para Classificação De Imagens Multiespectrais De Alta Resolução**. 2004. p.28 – 31. Dissertação (Mestrado em Informática) – UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ, Curitiba. 2004.

NOVARETTI, W. R. T.; ROCCIA, A. O.; LORDELLO, L. G. E.; MONTEIRO, A. R. **Contribuição ao estudo dos nematóides que parasitam a cana-de-açúcar em São Paulo**. Revista da Sociedade Brasileira de Nematologia, Piracicaba, v. 1, p. 27-32, 1974.

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

NUNES, D. B. O estado da arte sobre *Migdolus spp*. (Coleóptera: Cerambycidae). **In: Workshop o estado do conhecimento sobre *Migdolus***,. p.5-10. 1996

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. Diazotrophic Burkholderia 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, 2007.

PRADO, F. A. **Sistema Hierárquico de Classificação Para Mapeamento da Cobertura da Terra nas Escalas Regional e Urbana**, Dissertação de Mestrado do Programa de Pós Graduação em Ciências cartográficas, FCT- Unesp, Presidente Prudente-SP, 169 p., 2009.

PU, R.; GONG, P.; BIGING, G. S.; LARRIEU, M. R. Extraction of red edge optical parameters from Hyperion data for estimation of forest leaf area index. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 41(4), 916-921. 2003.

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.

ROBINSON, B. R.; BIEHL, L. L. *Calibration proce-dures for measurement of reflectance factor in remote sensing field research*, **Proc. Soc. Photo-Opt. Instrum. Eng**. p.16-20, 1979

ROBINSON, B. R.; BIEHL, L. L. Calibration proce-dures for measurement of reflectance factor in remote sensing field research, **Proc. Soc. Photo-Opt. Instrum. Eng**. p.16-20, 1979.

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 spaceborne RapidEye sensor. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,** e.19 p.151–162, 2012.

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

ROMÁN, J. **Nematode problems of sugarcane in Puerto Rico**. Tropical nematology. Gainesville: Publish Center for Tropical Agriculture, University of Florida Press, p. 61-67, 1968.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. **In: Third ERTS Symposium, Proceedings**, NASA SP-351, NASA, Washignton, DC, v. 1, p. 309-317, 1973.

RUDORFF, B. F. T.; BATISTA, G. T. **Resposta espectral da cana-de-açúcar através de dados multitemporais do MSS do Landsat – 4.** São José dos Campos. INPE. 12 p, 1985.

RUDORFF, B. F. T.; BATISTA, G. T. Yield estimation of sugarcane based on agrometeorological-spectral models. **Remote Sensing of Environment,** v. 33, n 3, p. 183-192. Sept. 1990.

RUDORFF, B. F. T.; BERKA, L. M. S.; MOREIRA, M. A.; DUARTE, V.; XAVIER, A. C.; ROSA, V. G. C.; SHIMABUKURO, Y. E. Imagens de satélite no mapeamento e estimativa de área de cana-de-açúcar em São Paulo: ano-safra 2003/04. **Agricultura em São Paulo, São Paulo, SP**, v. 52, n. 1, p. 21-39, jan./jun. 2005.

RUDORFF, B. F. T.; AGUIAR, D. A.; SILVA, W. F.; SUGAWARA, L. M.; GOLTZ, E.; AULICINO, T. L. I. N.; CARVALHO, M. A.; BRANDÃO, D.; ARENAS-TOLEDO, J. M. **Uso de imagens de satélites de sensoriamento remoto para mapear a área cultivada com cana-de-açúcar no estado de São Paulo - safra 2009/10**. São José dos Campos: INPE, 46 p., 2010.

RUNNING, S. W.; LOVELAND, T. R.; PIERCE, L. L.; HUNT. E. R. JR. A remote sensing based vegetation classification for global land cover analysis. **Remote Sensing of Environment**, 1994.

SAITO, E. A.; FONSECA, L. M. G.; ESCADA, M. I. S; KORTING, T. S. Efeitos da Mudança de Escala em Padrões de Desmatamento na Amazônia. **Revista Brasileira de Cartografia**, 63/03, 2011.

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.

SCHAEPMAN-STRUB, G.; SCHEPMAN, M. E.; PAINTER, T. H.; DANGEL, S.; MARTONCHIK J. V.; Reflectance Quantities in Optical Remote Sensing - Definitions and Case Studies, **Remote Sensing of Environment**, 103 (1), 27-42, 2006.

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

SLATER, P.N. **Remote sensing: optics and optical systems**. Reading, MA, Addison-Wesley, 575p, 1980.

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.

SMIT, M.A.; SINGELS, S. A. The response of sugarcane canopy development to water stress. **Field Crops Research**, 98, pp. 91–97, 2006.

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

SPAULL, V. W.; CADET, P. **Nematode parasites of sugarcane**. Wallingford: C.A.B. International Institute of Parasitology. p. 461- 491, 1990.

SASSER, J. N.; FRECKMAN, D. W. A world perspective on nematology; the role of the society. **Vistas on nematology**. Hyattsville: Society of Nematologists, p. 7-14, 1987.

STEFFEN, C. A. Fundamentos de radiometria. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8., Salvador, 1996. **Anais IV SBSR**. São José dos Campos: INPE, p. 1-17, 1996

SUGAWARA, L. M., RUDORFF, B. F. T. Sugarcane yield penalization indicator estimated by an agronomic model. In:International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2011. Vancouver. Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2011.

TEJERA, N.A.; RODE, S. R.; ORTEGA, E. Comparative analysis of physiologicalcharacteristics and yield components in sugarcane cultivars. **Field Crops Research**, 102, pp. 67–72. 2007.

THORNE, G. **Principles of nematology**. New York: MackGraw-Hill Book Company, p. 312-335, 1991.

TUCKER, C. A comparison of satellite sensor bands for vegetation monitoring. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, c.44, p.1316-1380, 1978.

TSAI, F.; PHILPOT, W. Derivative Analysis of Hyperspectral Data. **Remote Sensing Environment**. e. 66. p.41–51, 1998.

TISOT, D. A. **Modelos de Transferência Radiativa no Estudo da Concentração de Clorofila em Cana-de-Açúcar, Utilizando Dados Hiperespectrais**. Tese de Doutorado do Curso de Pós Graduação em Sensoriamento Remoto, IMPE, São José dos Campos, 115 p., 2009.

UPDIKE, T.; COMP, C. **Radiometric use of World View-2 imagery. Technical Note**. Digital Globe, 2010.

UNICA (União da Indústria de CAna-de-açucar). **Cana-de-açúcar: produtos, Brasil 2012.** Disponível em: http://www.unica.com.br/pages/cana_produtos.asp. Acesso em julho/2012.

UNICA (União da Indústria de CAna-de-açucar). **Dados e Cotações – Estatísticas, Produção Brasil. 2009.** Disponível em: <http://www.unica.com.br/dadosCotacao/ estatistica>. Acesso em: setembro de 2012.

VIEIRA, T. G. C.; ALVES, H. M. R.; LACERDA, M. P. C. Parâmetros culturais para avaliação do comportamento espectral da cultura do café (coffea arábica) em Minas Gerais, In: SIMPÓSIO BRASILEIRO SENSORIAMENTO REMOTO, **Anais XI SBSR**, Belo Horizonte: INPE, p. 247-254, 2003.

WU, C.; NIU, Z.; TANG, Q.; HUANG, W.; Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices. **Modeling and validation agricultural and forest meteorology.** 14 8, 1230–1241, 2008.

ZHANG, Z.; PU, R.; HUANG, W.; YUAN, L.; LUO, J.; WANG, J. Using in-situ hyperspectral data for detecting and discriminating yellow rust disease from nutrient stresses**. Field Crops Research** 134 165–174, 2012.

ZULLO, JR. J. **Correção atmosférica de imagens de satélite e aplicações.** Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 204p, 19, 1994.

Apêndice A

Métricas de para uma determinada área não delimitada por células espaciais (McGarigal e Marks, 1995):

- Ângulo (Radianos);

$$0<\text{ângulo}<360°,$$

Onde, ângulo é a medida angular do objeto na paisagem.

- *Área* (hectares);

$$área = a_{ij} * (\frac{1}{10000})$$

Onde, a_{ij} é o valor da área região *i*, em metros quadrados, da região *j*.

- *Área da caixa*: É a área da região do retângulo envolvente;

- *Circularidade*: denominado pelo círculo circunscrito que, atribui-se 0 para regiões circulares e, tende ao valor máximo 1 para região lineares;

$$Circularidade = 1 - (\frac{a_{ij}^{s}}{a_{ij}})$$

Onde, a_{ij} é a área (m^2) da região $_{ij}$ e a_{ij}^{s} é a área (m^2) do menor círculo circunscrito da região i na paisagem j.

- *Compacidade*;

$$0<\text{Compacidade}<\infty$$

Onde, Compacidade mede a compactação do objeto.

- *Densidade*: quantidade de subáreas em relação à área da paisagem;

$$Densidade = \left(\frac{\sum_{K=1}^{n} a_{ij}^{sb}}{a_{ij}}\right).(10.000)$$

Onde, a_{ij}^{sb} quantifica a área de cada polígono.

- *Ajuste Elíptico* (radianos);

$$0<\text{Ajuste Elíptico}<360°$$

Onde, Ajuste Elíptico representa um fator de Circularidade para a o padrão analisado.

- *Dimensão Fractal*: valor próximo 1 para regiões com formatos muito simples, como quadrados, e de 2 para regiões com intensas convoluções;

$$FRAC = \frac{2\ln\,(0.25p_{ij})}{lna_{ij}}$$

Onde, p_{ij} é o perímetro, em metros.

- *Raio*: raio do giro, o qual é influenciado pela extensão e compactação da região, atingindo seu valor máximo quando a região cobre toda a paisagem;

$$Raio = \sum_{r=1}^{z} {}^{h_{ijr}}_{Z}$$

Onde, h_{ijr} é a distância (m) entre o pixel ijr e o centróide da região ij e Z é o número de pixels na região ij

- *Perímetro* (metros): p_{ij};

- Razão Perímetro/Área: Mede-se a complexidade da região;

$$PArea = \frac{p_{ij}}{a_{ij}}$$

- *Ajuste Retangular:*de forma análoga a Retangularidade mede-se a proximidade da área a uma geometria de retângulo;

- *Índice de forma:* quando o valor é igual a 1, infere-se que a região é a mais compacta possível (quadrado ou semi-quadrado), e cresce sem limite juntamente com a irregularidade do formato da região;

$$SHAPE = \frac{p_{ij}}{minp_{ij}}$$

Onde, $minp_{ij}$ é o mínimo perímetro possível para uma região maximamente compacta da paisagem analisada.

- *Contiguidade:* valor próximo a 0 para regiões com apenas um pixel e de 1 conforme o aumento da contigüidade ou conectividade da região:

$$Contiguidade = \frac{(\sum_{r=1}^{z} C_{ijr}) - 1}{v - 1}$$

Onde, C_{ijr} é o valor que representa a contigüidade para um determinado pixel pi r na região ij e, v é o valor da soma dos valores numa matriz regular de pixels 3x3 e aij é a área da região ij.