

MARCOS CLEMENTE FERRETTI DE MOURA

**CORRELAÇÃO ENTRE PRODUTIVIDADE EM CANA-DE-AÇÚCAR E
ÍNDICES DE VEGETAÇÃO ESPECTRAIS: ESTUDO DE CASO NA REGIÃO
DE ORATÓRIOS, MG**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2013

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

Moura, Marcos Clemente Ferretti de, 1957-

M929c
2013

Correlação entre produtividade em cana-de-açúcar e índices de vegetação espectrais : estudo de caso na região de Oratórios, MG / Marcos Clemente Ferretti de Moura. – Viçosa, MG, 2013. xi, 91 f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui apêndices.

Orientador: Francisco de Assis de Carvalho Pinto.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.

Referências bibliográficas: f. 75-80.

1. Agricultura de precisão. 2. Sensoriamento remoto.
3. Cana-de-açúcar. I. Universidade Federal de Viçosa.
Departamento de Engenharia Agrícola. Programa de
Pós-Graduação em Engenharia Agrícola. II. Título.

CDD 22. ed. 631.3

**CORRELAÇÃO ENTRE PRODUTIVIDADE EM CANA-DE-AÇÚCAR E
ÍNDICES DE VEGETAÇÃO ESPECTRAIS: ESTUDO DE CASO NA REGIÃO
DE ORATÓRIOS, MG**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 23 de agosto de 2013.

Luis Manuel Navas Gracia

Joseph Kalil Khoury Junior

Domingos Sárvio Magalhães Valente

Carlos Alberto Alves Varella
(Coorientador)

Francisco de Assis de Carvalho Pinto

“O bom semeador ainda vive e viverá pelo milagre das sementes”.

Ministro Fernando Costa

Agradeço aos meus pais pela formação que recebi sempre valorizando a formação cidadã e a qualificação profissional durante toda a minha juventude.

*Dedico esse Trabalho à minha amada filha
Samanta Trinxet de Moura, minha
companheira nos momentos difíceis. Aos
seus vinte e três anos de idade brilha na Band
News FM em sua carreira de Jornalista.*

Agradecimentos

Ao Prof. Karlheinz Rudolph Matthias, *in memoriam*, pela oportunidade de iniciar em 1983 minha carreira docente, pelas suas orientações e pelo modelo de docente que representou.

Aos companheiros de Departamento na UFRRJ, por terem assumido minhas turmas e aprovado em colegiado meu afastamento para o Curso de Doutorado.

À CAPES, órgão financiador de pesquisas científicas, pela bolsa de estudos recebida, que facilitou as dezenas de deslocamentos da UFV para o local do experimento.

Aos Professores Joseph Kalil Khoury Jr., Daniel Marçal de Queiroz, Francisco de Assis Carvalho Pinto, Carlos Alberto Varela e Vicente Souza Filho pelos caminhos apontados e por suas colaborações ao longo dessa jornada.

Aos companheiros de batalha, todos com idades de filhos para mim, que por me tratarem de igual para igual, conseguiram eliminar trinta anos de minha idade. Futuros profissionais de sofisticada qualificação, já representantes da elite intelectual do nosso país, contribuirão com seu conhecimento e atuação pessoal para o desenvolvimento de nossa sociedade. Sofrendo juntos nos tornamos irmãos. A amizade será para sempre.

Graciele, Renatinha, Lucas Silva, Marcelo Marques, Frederico, Daniel Mariano, Samuel, Eduardo Prado, Anderson, Eduardo Bottega e as estagiárias Thuane e Iara.

Ao Cmte. Rafael, meu instrutor de voo em Viçosa, que durante minha mudança de categoria de CPD para CPAL me posicionou na vertical do talhão em estudo para a obtenção das imagens aéreas para esse trabalho.

Ao Vereador Dati do Município de Oratórios – MG pela indicação da área que foi objeto de medições desse estudo e pelas informações que possibilitaram o acompanhamento do corte da cana-de-açúcar para pesagem.

Aos trabalhadores rurais Leonardo e Juca, que me ajudaram muito nos momentos de grande esforço físico para transposição das linhas de plantio e para pesagem de cana-de-açúcar.

Aos proprietários da lavoura de cana-de-açúcar, Márcio e Dora, pela sua autorização em fazer medições de reflectância no dossel da cultura e pesagem durante a colheita.

Ao Prof. Jair Felipe Garcia Pereira Ramalho, Diretor do Campus Leonel Miranda – UFRRJ em Campos dos Goytacazes – RJ pelas primeiras orientações sobre escolha da área de plantio para medições.

Ao Técnico Luis Marcos da Usina COAGRO em Campos dos Goytacazes – RJ pela condução aos talhões de cana-de-açúcar para avaliações de implantação do experimento.

RESUMO

MOURA, Marcos Clemente Ferretti de, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, agosto de 2013. **Correlação entre produtividade em cana-de-açúcar e índices de vegetação espectrais: estudo de caso na região de Oratórios, MG.** Orientador: Francisco de Assis de Carvalho Pinto. Coorientadores: Daniel Marçal de Queiroz e Carlos Alberto Alves Varella.

Esse trabalho propõe a utilização de reflectâncias multiespectrais utilizando-se imagens de plataforma aérea e de reflectâncias hiperespectrais obtidas no campo, em um estudo de variabilidade espacial e temporal dos níveis de produtividade de cana-de-açúcar. Os índices de vegetação espectrais são muito difundidos para detecção e análise de mudanças no estado das vegetações. A hipótese estabelecida para essa pesquisa é a de que existe correlação positiva entre índices de vegetação e produtividade de cana-de-açúcar. Os objetivos foram estimar a variabilidade espacial de níveis de produtividade de cana-de-açúcar utilizando técnicas de sensoriamento remoto, a determinação do melhor índice de vegetação para discriminação de níveis de produtividade, analisar a variabilidade temporal dos índices de vegetação utilizados nesse estudo de caso para discriminação de níveis de produtividade e o desenvolvimento de um sistema de obtenção de imagens digitais constituído por duas câmeras de uso comum. O experimento foi realizado em um talhão de cana-de-açúcar situado no município de Oratórios, MG. Foram utilizados os índices de vegetação NDVI, GNDVI, SAVI, GSAVI, OSAVI, ARVI, PSSRa e TCARI/OSAVI e organizados em Mapas de Classes de índices de vegetação hiperespectrais e multiespectrais. Os índices de vegetação SAVI hiperespectral e GSAVI multiespectral apresentaram coeficientes de correlação significativa com as amostras de pesagem de cana-de-açúcar. O índice de vegetação hiperespectral SAVI apresentou o coeficiente de correlação de Spearman de 0,9 e o índice de vegetação multiespectral GSAVI o coeficiente de correlação de Spearman de 1,0 ambos a 5% de significância estatística.

ABSTRACT

MOURA, Marcos Clemente Ferretti de, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, August 2013. **Correlation between sugarcane yield and spectral vegetation indexes: a case study in the region of Oratórios, MG.** Adviser: Francisco de Assis de Carvalho Pinto. Coadvisers: Daniel Marçal de Queiroz and Carlos Alberto Alves Varella.

This work proposes the utilization of multi-spectral reflectance using both aerial platform and hyper-spectral reflectance images obtained in the field, in a spatial and temporal variability study of sugarcane yield levels. Spectral vegetation indexes are highly disseminated for detection and analysis of changes in the health of vegetations. The hypothesis established for this work is that there is a positive correlation between sugarcane vegetation and yield indexes. The objectives were to estimate the spatial variability of sugarcane yield levels using remote sensing techniques; to determine the best vegetation index for discriminating the yield levels; and to analyze the temporal variability of the vegetation indexes used in this case study for discriminating the yield levels and development of a digital image acquisition system constituted by two regular cameras. The experiment was carried out in a sugarcane area located in the municipality of Oratórios, MG. The vegetation indexes NDVI, GNDVI, SAVI, GSAVI, OSAVI, ARVI, PSSRa, and TCARI/OSAVI were used, organized in Hyper-spectral and Multi-spectral Vegetation Index Maps. The hyper-spectral and multi-spectral vegetation indexes SAVI and GSAVI, respectively, presented significant coefficients of correlation with sugarcane weight samples. The hyper-spectral vegetation index SAVI presented the Spearman coefficient of correlation of 0.9 and the multi-spectral vegetation index GSAVI showed the Spearman coefficient of correlation of 1.0, both at 5% statistical significance.

Sumário

1 - INTRODUÇÃO	11
2 - REVISÃO DE LITERATURA.....	15
2.1 - Utilização de plataformas aéreas em sensoriamento remoto.....	15
2.2 - Sensoriamento remoto e agricultura de precisão.....	17
2.3 - Índices de vegetação.....	19
2.3.1 - NDVI.....	20
2.3.2 - GNDVI.....	24
2.3.3 - SAVI.....	25
2.3.4 - GSAVI.....	27
2.3.5 - OSAVI.....	29
2.3.6 - ARVI.....	30
2.3.7 - PSSR _a	32
2.3.8 - TCARI/OSAVI.....	34
3 - MATERIAL E MÉTODOS.....	40
3.1 - Georreferenciamento dos pontos do terreno e grade de amostragem.....	41
3.2 - Coletas de amostras de reflectâncias hiperespectrais.....	42
3.3 - Processamento de dados de reflectâncias hiperespectrais.....	43
3.4 – Elaboração dos Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais... 44	
3.5 - Determinação dos pontos da grade amostral para pesagem de cana-de-açúcar 44	
3.6 - Coleta de amostras de solo.....	45
3.7- Medições de grau brix.....	45
3.8 - Pesagem de cana-de-açúcar.....	45
3.9 - Coleta de imagens multiespectrais.....	47
3.10 - Processamento de dados de reflectâncias multiespectrais.....	50
3.11 - Amostras de reflectâncias multiespectrais para correlação entre médias de índices de vegetação multiespectrais e médias de classes de índices de vegetação multiespectrais com médias de pesos de cana-de-açúcar.....	51
3.12 - Elaboração dos Mapas de Classes de Índices de Vegetação Multiespectrais ..	51
3.13 - Análises de correlações.....	52
4 - RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	54
4.1 - Variabilidade espacial da produtividade do talhão de cana-de-açúcar por meio de técnicas de sensoriamento remoto.....	54
4.2 - Determinação do melhor índice de vegetação para discriminação de níveis de produtividade.....	60

<i>4.3 - Coeficientes de correlações feitas entre pesos de cana-de-açúcar com grau brix, com percentuais de argila, de umidade do solo, com soma de bases e com capacidade de troca catiônica.....</i>	<i>62</i>
<i>4.4 - Desenvolvimento de um sistema de obtenção de imagens digitais para agricultura de precisão em plataforma aérea de baixo custo operacional.....</i>	<i>63</i>
<i>4.5 - Determinação da variabilidade temporal dos índices de vegetação utilizados para discriminação de níveis de produtividade</i>	<i>65</i>
<i>5 - CONCLUSÕES</i>	<i>74</i>
<i>6 - REFERÊNCIAS CITADAS.....</i>	<i>75</i>
<i>APÊNDICE A:.....</i>	<i>81</i>
<i>APÊNDICE B:.....</i>	<i>82</i>
<i>APÊNDICE C:.....</i>	<i>83</i>
<i>APÊNDICE D.....</i>	<i>84</i>

1 - INTRODUÇÃO

O Brasil é o maior produtor mundial de cana-de-açúcar. Sua produção atende tanto ao mercado interno quanto ao mercado externo, no que se refere ao fornecimento de açúcar e de etanol automotivo (BIOSEV, 2013).

No Brasil, a produção do setor sucroalcooleiro em 2012 foi de 675.014.649 toneladas de cana-de-açúcar, em uma área colhida de 9.424.615 ha, sendo a área plantada de 10.584.816 ha (UDOP, 2013).

A cana-de-açúcar é cultivada em todo o país, sendo a região Sudeste, a que apresenta os maiores índices de produção (UDOP, 2013). Além da produção do açúcar e do etanol, a cana-de-açúcar também fornece o bagaço e a vinhaça como matérias primas para a produção de energia, adubos e produtos recicláveis como papel e plásticos (GOLDEMBERG et al., 2008).

A produção de cana-de-açúcar apresentou expansões agrícolas em que se incluíram solos mais pobres. As perspectivas da produção sucroalcooleira nacional para o período de 2013 a 2017 incluem investimentos em áreas onde existem necessidades de recuperação de canaviais, sendo estimado para esse período o crescimento da produtividade anual de 9% (BIOSEV, 2013). Existe portanto, um grande potencial de aplicação de técnicas de sensoriamento remoto e agricultura de precisão para o aumento da produtividade do setor sucroalcooleiro.

A produção nacional de cana-de-açúcar possui regiões que apresentam altos níveis de produtividade e outras regiões em que os agricultores mantêm práticas rudimentares e de baixa eficiência, sem orientação correta quanto às técnicas de aumento de produtividade que podem ser aplicadas na preparação do solo, no plantio e na colheita.

Os principais recursos investidos no aumento dos índices de produtividade agrícola recorrem à utilização de uma diversidade de técnicas como a agricultura de precisão, o sensoriamento remoto, a agricultura orgânica, a análise e a correção de solos e às diversas técnicas de irrigação, de plantio e de adubação.

As técnicas dirigidas para o aumento de produtividade, entre tantas outras novidades, despertam interesses nos produtores agrícolas que buscam

lucratividade. Também possibilitam a adoção de práticas menos agressivas ao meio ambiente e diminuem as necessidades de expansão das áreas de cultivo.

As vantagens da utilização das técnicas de sensoriamento remoto e de agricultura de precisão para aumento de produtividade se traduzem pela maior rapidez e menores custos na obtenção de informações dos campos cultivados. Essas técnicas ajudam o aumento da produtividade agrícola por meio de imagens digitais, posicionamentos por GPS e processamento de imagens.

Os produtores agrícolas podem receber através de setores de pesquisa e de fornecedores de dados, informações precisas do estado de vigor das culturas que, através de medições de diferentes níveis de reflectâncias de dossel e respectivas avaliações, indicam o estado de vigor da vegetação e seus diferentes níveis de produtividade para serem feitas as necessárias correções (SEELAN et al., 2003).

Estudos que avaliaram a correlação existente entre produtividade e reflectância de dossel de vegetação, empregaram índices de vegetação para estimativa de produtividade agrícola (LIU, 2006). Através desses índices, a combinação das reflectâncias das faixas visíveis do espectro solar, com as reflectâncias da faixa do NIR tem sido utilizada como uma importante ferramenta para investigação das características das culturas agrícolas.

Picoli et al. (2007) estimaram a produtividade em cultura de cana-de-açúcar, pela análise da variação dos valores de NDVI, durante o desenvolvimento da cultura e concluíram que a variabilidade do NDVI do sensor TM (Thematic Mapper) a bordo do satélite LANDSAT 5, explicou 38% da variação da produtividade real da safra de 2004/05 e 41% para a safra de 2005/06.

Monteiro et al. (2011), utilizando dados de espectrorradiometria, realizaram estudos que correlacionaram índices de vegetação obtidos em banda estreita com a produtividade e crescimento de feijoeiro. Foram feitos mapas para cada combinação de bandas estreitas para determinar quais combinações de reflectâncias que melhor se relacionariam com produtividade e altura final das plantas de feijão. Foram determinadas as regiões espectrais do verde e do infravermelho próximo como as de maior potencial para serem utilizadas no cálculo do NB_NDVI para estimativa de produtividade e altura da planta.

A discriminação entre níveis de produtividade de cana-de-açúcar por meio de imagens adquiridas com plataforma aérea pode fornecer indicações ao produtor sobre a localização de áreas onde existem demandas de correções para aumento de produtividade.

Araújo et al. (2005) avaliaram a relação entre a produtividade em culturas de trigo e soja e índices de vegetação obtidos por meio de videografia aérea multiespectral. Foram feitas comparações entre cinco classes de produtividade dos mapas de produtividade de trigo e soja e cinco classes de imagens de NDVI. Estabeleceram então a correspondência entre as áreas de maior produtividade e as classes dotadas dos maiores valores de NDVI. As classes de menor produtividade também corresponderam visualmente com as de menores valores de NDVI.

A utilização de plataformas aéreas para obtenção de imagens multiespectrais da cobertura vegetal oferece maior flexibilidade de resolução espectral, espacial, temporal e radiométrica, possibilita rapidez na geração de mapas de variabilidade e precisão na tomada de decisões para aumento de produtividade.

Yang et al. (2009) fizeram um estudo comparativo entre imagens multiespectrais e hiperespectrais obtidas por plataforma aérea que foi montada em um avião Cessna 206 monomotor, para mapeamento de variabilidade espacial de produtividade em cultura de sorgo, em Rio Grande Valley, na região sul do Texas, EUA. Foi utilizado o índice de vegetação NDVI e procedimentos estatísticos de correlação, indicando para as imagens hiperespectrais maior potencial para estimativas de produtividade.

O tempo necessário para estimar a produtividade de culturas agrícolas através de amostras de reflectâncias espectrais de dossel utilizando-se plataforma aérea é menor do que o tempo necessário para a obtenção da produtividade agrícola através de coleta de amostras de campo. Porém, o custo de aquisição de imagens por plataforma aérea para estudos em áreas agrícolas de pequeno porte, como é o caso de áreas de agricultura familiar e de trabalhos de extensão universitária, é menor do que o custo de aquisição de imagens de plataformas orbitais.

Estas últimas, mesmo oferecendo menor custo por hectare, são caracterizadas pela apresentação de grandes extensões territoriais, em que se

incluem imagens além dos interesses do pesquisador. A utilização de ultraleves motorizados, quando não implica em sua aquisição, oferece ainda menores custos para obtenção de imagens, devido ao seu baixo custo operacional (LABBÉ et al., 2007).

A existência no Brasil, de milhares de aeronaves ultraleves motorizadas, facilita a colaboração por parte de proprietários em fazer sobrevoos com propósitos de investigações científicas.

As hipóteses assumidas por essa pesquisa são de que existem correlações entre índices de vegetação e produtividade de cana-de-açúcar e de que imagens digitais obtidas por plataforma aérea constituída por aeronave do tipo ultraleve possibilitam o mapeamento da variabilidade espacial dos níveis de produtividade de cana-de-açúcar, pela utilização de índices de vegetação.

O objetivo principal desse trabalho foi estimar a variabilidade espacial de níveis de produtividade de cana-de-açúcar, utilizando técnicas de sensoriamento remoto.

Os objetivos específicos foram: a determinação do melhor índice de vegetação para discriminação de níveis de produtividade, analisar a variabilidade temporal dos índices de vegetação utilizados nesse estudo de caso para discriminação de níveis de produtividade e o desenvolvimento de um sistema de obtenção de imagens digitais constituído por duas câmeras de uso comum.

2 - REVISÃO DE LITERATURA

2.1 - Utilização de plataformas aéreas em sensoriamento remoto

Entre as opções de plataformas para sensoriamento remoto as plataformas aéreas oferecem vantagens quanto à varredura em áreas que são consideradas extensas para os deslocamentos de equipamentos e de pessoal no campo e pequenas para justificar a aquisição de imagens orbitais.

As plataformas aéreas utilizadas para aquisição de imagens digitais de alta resolução, se comparadas a imagens de plataformas orbitais (HAMZET et al., 2013; LEE et al., 2010; VIEIRA et al., 2012), possibilitam a obtenção de informações de dosséis em tempo real e com menores tamanhos de pixels. Contudo, as plataformas aéreas oferecem vantagens devido às menores altitudes operacionais, por estarem menos sujeitas a variações de opacidade atmosférica (KAUFMAN e TANRÉ, 1996).

Ryu et al. (2011) avaliaram a obtenção de dados hiperespectrais do sensor AISA Eagle em plataforma aérea e concluíram que a utilização deste sistema permite se estabelecer um modelo de detecção e mapeamento de níveis de concentração de Nitrogênio na fase de crescimento até o espigamento em culturas de arroz, em Osaka, Japão.

Peckham et al. (2009) realizaram estudo para estimativa de percentual de cobertura por briófitas em florestas boreais no Canadá utilizando sensor LIDAR juntamente com imagens multiespectrais em plataforma aérea.

Zhang et al. (2008) utilizaram plataforma aérea para obtenção de imagens hiperespectrais de dossel de áreas florestais no Canadá. Foi feito mapeamento do teor de clorofila a nível foliar por meio de modelagem matemática baseado nos dados adquiridos pelas imagens das coberturas vegetais.

Entre as plataformas aéreas que oferecem baixo custo operacional, as mais acessíveis em termos de aquisição seriam as constituídas por aeromodelos radiocontrolados, também denominados de Veículos Aéreos Não Tripulados ou VANTs (HUNT et al., 2005).

Garcia-Ruiz et al. (2013) utilizaram imagens multiespectrais obtidas a bordo de um VANT hexacóptero para detecção e diagnóstico de áreas de pomares de citrus infestados por Huanglongbing (HLB) na Flórida, EUA.

Link et al. (2013) desenvolveram e avaliaram um sensor multiespectral em plataforma aérea constituída por um aeromodelo, para obtenção de informações baseadas em características espectrais de cultura de milho. Os dados multiespectrais coletados apresentaram baixas correlações com níveis de concentração de Nitrogênio e de produtividade. O sistema desenvolvido apresentou potencial para fornecer informações em agricultura de precisão para determinação de setores com demanda de aplicação de fertilizantes.

Xiang e Tian (2011) avaliaram a utilização de um sistema de georreferenciamento automatizado de imagens multiespectrais, instalado em um helimodelo. Não houve necessidade de pontos de controle de campo (GCP). Os erros de posicionamento foram menores do que 90 cm e os erros de mosaico foram de 56,9 cm. A acurácia do sistema proposto mostrou grande potencial para que ele seja utilizado em trabalhos de agricultura de precisão com avaliações de características de culturas, baseadas em reflectâncias de dossel.

As técnicas de sensoriamento remoto, as análises dos históricos de produtividade dos campos cultivados e as informações meteorológicas são recursos utilizados para monitoramento de produtividade, estimativas e previsões de safras agrícolas. A produtividade agrícola pode ser monitorada por sensoriamento remoto utilizando-se plataformas terrestres, aéreas ou orbitais.

Mazzetto et al. (2009), em um estudo de sensoriamento remoto por plataforma terrestre, testaram para monitoramento de produtividade em viticultura, a integração entre o medidor de SR e NDVI em tempo real GreenSeeker RT100 e a câmera digital multiespectral Tetracam ADC. Foi encontrado $\rho=0,97$ para a correlação feita entre os índices calculados pelas duas fontes de dados.

Liu et al. (2010), utilizando os índices de vegetação TCARI, OSAVI, MTVI2 e NDVI, demonstraram o potencial da integração entre plataforma aérea e plataforma orbital para monitoramento de acúmulo de biomassa, deficiências

hídricas e estimativas de produtividade em culturas de milho por medições de comportamento espectral de dossel.

Utilizando reflectâncias hiperespectrais em sensoriamento remoto de campo, Chen et al. (2012) determinaram níveis de produtividade de cana-de-açúcar por medições de potencial hídrico de folhagens que foi obtido pela reflectância espectral de dossel sob diferentes condições de irrigação. Foram utilizados os índices de vegetação RVI e NDVI. Os dados de reflectância foram obtidos por espectrorradiômetro distanciado a 50 cm do dossel. Foram obtidos coeficientes de correlação de 0,754 e 0,923 entre reflectâncias de dossel e potencial hídrico de folhagens sob diferentes condições de umidade do solo.

2.2 - Sensoriamento remoto e agricultura de precisão

Sensoriamento remoto é a medição de objetos sem contato físico (LIU, 2006). A forma mais imediata de sensoriamento remoto é a própria visão humana. Através da Astronomia foram desenvolvidos os sensores óticos. Com o aperfeiçoamento, o campo de utilização se ampliou, sendo esses sensores utilizados em Meteorologia, Agricultura e Siderurgia, entre outros.

As técnicas de sensoriamento remoto auxiliam a agricultura de precisão quanto à obtenção de dados relacionados ao vigor da vegetação e aos atributos físico-químicos do solo. Esses dados são obtidos por medições de reflectâncias de dosséis e de reflectâncias dos solos, que são feitas por plataformas aéreas, plataformas orbitais ou por plataformas terrestres (LEE et al., 2010; SINGH et al., 2011).

A agricultura de precisão está relacionada a um conjunto de técnicas que orientam tratamentos diferenciados em função da variabilidade espacial e temporal apresentada pelas características do solo e da vegetação (ADRIAN et al., 2005; MULLA, 2012; MAOHUA, 2001; ZHANG et al., 2002).

Além de técnicas como a retirada de amostras de solo para análises químicas e físicas e de medição de condutividade elétrica do solo a agricultura de precisão pode utilizar os recursos que são oferecidos pelo sensoriamento remoto. A importância desses recursos se justifica pela redução de custos e de

tempo que proporcionam, comparadas às medições de campo (SEELAN et al., 2003).

Entre os diferentes objetivos das técnicas de sensoriamento remoto, pode ser destacada a medição dos diferentes percentuais de reflectâncias da luz solar emitidos pelas folhas das vegetações.

Muitos estudos têm mostrado que as diferentes reflectâncias da luz solar, feitas pelas folhas das vegetações, tem apresentado altas correlações com parâmetros biofísicos da cultura, como a identificação de setores que apresentam deficiência hídrica, existência de pragas, deficiências de nutrientes, ou da existência de diferentes níveis de produtividade entre setores da cultura (AHAMED et al., 2011; MULLA, 2012). Esses parâmetros indicam quais correções poderão ser feitas no solo e no plantio para o aumento da produtividade agrícola.

Zhang et al. (2009) testaram o potencial de um sistema integrado de imagens multiespectrais de plataforma aérea com dados hiperespectrais de campo para monitoramento de crescimento de cultura de algodão e soja. Foram utilizados os índices de vegetação SR, NDVI e SAVI e comparadas suas médias obtidas pelas duas fontes de dados de reflectâncias. Foram obtidos coeficientes de correlação entre NDVI multiespectral e hiperespectral de 0,3029 para a soja e de 0,3380 para o algodão, sendo que os Índices SR e SAVI não apresentaram correlação.

Li et al. (2012) utilizaram imagens multiespectrais e hiperespectrais em plataforma aérea e medições de reflectâncias no campo, para mapear a variabilidade espacial dos níveis de infecção por Huanglongbing ou HLB em culturas de citrus na Flórida, EUA. As diferentes classes de pixels de imagem se correlacionaram positivamente com os dados de campo, e com as classes de níveis de infestação.

Ye et al. (2008) estudaram as relações existentes entre as características de dossel e a produção de frutos em culturas de citrus, em Kanagawa, Japão. Foi utilizada câmera ADS-40 em plataforma aérea para obtenção de imagens multiespectrais e hiperespectrais. Foram obtidas correlações significativas entre as características de dossel e os níveis de qualidade dos frutos.

2.3 - Índices de vegetação

Através de combinações algébricas dos valores numéricos das diferentes faixas de comprimentos de onda que constituem as formulações dos índices de vegetação é possível medir a variabilidade de valores de reflectâncias da vegetação, com minimização de interferências externas às respostas espectrais das folhagens como, entre outros fatores, o solo aparente, fundo apresentando palhagens, diferenças locais de opacidade atmosférica.

A utilização dessas operações algébricas permite realçar o comportamento espectral da cobertura vegetal, que geralmente apresenta maiores correlações entre os valores de reflectância e os parâmetros biofísicos da vegetação (VERRELST et al., 2008).

Os campos de aplicação do sensoriamento remoto para estudo do espectro das radiações refletidas pelo solo, água e vegetações tem sido objeto de investigações científicas para avaliações qualitativas e quantitativas das características das imagens da superfície terrestre.

As formulações dos índices de vegetação se apresentam como simples razões, ou como razões normalizadas. As razões normalizadas são aquelas em que há divisão das reflectâncias pela sua soma.

As formulações podem se apresentar com mais de duas parcelas e também podem representar a divisão de um índice de vegetação por outro (AHAMED et al., 2009; MIAO et al., 2008; ZARATE-VALDEZ et al., 2012).

Os índices de vegetação utilizam como objeto de medições, os dosséis das vegetações ou as folhas tomadas individualmente. Na maioria dos casos as medições se referem à atividade fotossintética e aos níveis de concentração de pigmentos fotossinteticamente ativos ou não (BLACKBURN, 1998). Quanto à largura do intervalo de comprimentos de onda que formam as bandas de interesse e a quantidade de bandas utilizadas para medição das reflectâncias, esses Índices podem ser de natureza hiperespectral ou multiespectral.

O NDVI é o índice de vegetação mais amplamente utilizado em pesquisas sobre produtividade agrícola. A utilização do GNDVI tem propósitos de determinar diferenças entre setores da cultura, quanto às taxas de concentração de clorofila nas folhagens. Estas são utilizadas como um

indicativo da atividade fotossintética e também dos níveis de produtividade da cultura.

Os Índices SAVI, GSAVI, OSAVI e outros índices deles derivados foram formulados com objetivos de diminuição das interferências que são causadas nas reflectâncias do dossel das vegetações pelas reflectâncias do solo e de elementos não fotossinteticamente ativos.

O índice de vegetação ARVI está entre os Índices que possuem características de diminuição das variações dos valores de reflectâncias causadas pelas variações de opacidade da atmosfera.

2.3.1 - NDVI

O Índice de Vegetação pela Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI) proposto por Rouse et al. (1973) compara a reflectância da radiação do Vermelho com a reflectância da radiação do Infravermelho Próximo.

O valor do NDVI multiespectral, em cujo cálculo são considerados vários comprimentos de onda dentro dos limites de uma banda, é obtido pela equação 1 (ROUSE et al., 1973 citado por MIAO et al., 2009).

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (eq.1)$$

em que:

NIR = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do NIR.

RED = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Vermelho.

O valor do NDVI hiperespectral, em cujo cálculo são considerados comprimentos de onda específicos, é obtido pela equação 2 (Lichtenthaler et al., 1996). No presente trabalho, os comprimentos de onda das radiações refletidas, foram obtidos a cada nanômetro.

$$\text{NDVI} = \frac{R_{800} - R_{680}}{R_{800} + R_{680}} \quad (\text{eq. 2})$$

em que:

R800 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 800 nm.

R680 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 680 nm.

A normalização (divisão pela soma) da diferença entre o Vermelho e o Infravermelho Próximo tem os objetivos de apresentação desse índice em valores percentuais e de diminuição de interferências causadas por radiações na reflectância de dosséis, devido às variações do ângulo solar e devido às variações do ângulo de visada dos sensores (LIU, 2006).

Os valores de reflectância da radiação na banda do Infravermelho Próximo feita pelas folhagens são altos. A absorção existe, mas é muito pequena. Ao nível de dossel, esses altos valores de reflectância estão relacionados com o Índice de Área Foliar e ao nível de folhas tomadas individualmente estão relacionados com a estrutura constituinte das folhagens (GITELSON et al., 1996; GITELSON et al., 2002).

Segundo Liu (2006), os valores de NDVI, em termos de folhagens de coloração verde, possuem uma faixa de variação de 0 a 0,84. O NDVI=0 ocorre quando existe apenas solo exposto, conforme mostrado pela Figura 1. Nesse caso pode haver igualdade de valores para as reflectâncias na faixa do NIR e do RED.

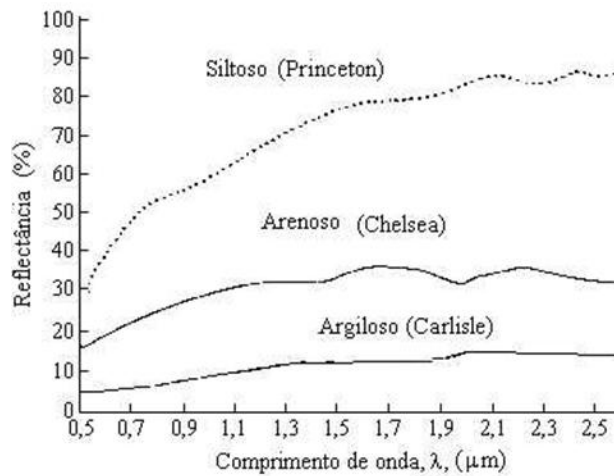


Figura 1: Reflectâncias de solos de texturas diferentes e com baixo teor de umidade.

Fonte: Apostila de sensoriamento remoto. Disciplina ENF-610 (UFV).

Os valores de NDVI ficam maiores na medida em que aumenta a densidade das folhagens e sua atividade fotossintética. O valor máximo de 0,84 ocorre quando a vegetação é densa e apresenta vigor ou maiores taxas de crescimento (LIU, 2006).

Quando a reflectância dos dosséis é medida por espectrorradiômetro ou por imagens digitais, poderão ser encontrados efeitos de reflectância de fundo (GITELSON et al., 1996) causados pelo solo aparente ou por palhagens. As respostas espectrais serão caracterizadas pelo aumento da reflectância do Vermelho. Essas características também existirão em dosséis de culturas que estejam em estado de maturidade ou de senescência ou que estejam sob déficit hídrico ou de nutrientes.

O NDVI é utilizado em investigações como as dos estados das vegetações quanto à nutrição, crescimento, produtividade, 'stress' ou deficiências, presença de ervas daninhas e quanto a danos causados por agentes químicos (ORTIZ et al., 2011).

O NDVI foi também utilizado por Blackburn (1998) para medição de concentração de pigmentos fotossinteticamente ativos (Clorofila-a e Clorofila-b), em folhas individuais de árvores com folhagens em estado de senescência, mantendo a mesma formatação do NDVI, porém com a denominação de Diferença Normalizada para Pigmentação Específica ou Pigment-Specific Normalized Difference – PSND, utilizando comprimentos de onda de 680 nm, de 635 nm e de 470 nm.

Molin et al. (2010) encontraram o coeficiente $r^2=0,9278$ para a equação de regressão linear $y=0,006581.x+0,185837$, através da qual foi feita regressão linear entre o NDVI e a produtividade de colmos de cana-de-açúcar.

Abdel-Rahman et al. (2010) utilizaram em cultura de cana-de-açúcar, na Província de KwaZulu-Natal na África do Sul, espectrorradiometria, NDVI e índices de vegetação de Razão Simples para avaliar níveis de concentração de Nitrogênio foliar através dos valores de reflectância decorrentes dos níveis de concentração de clorofila presentes nas folhagens. Os índices de vegetação utilizaram radiações da faixa visível, red-edge e infravermelho próximo e se apresentaram altamente correlacionados com os níveis de concentração de Nitrogênio foliar, obtendo para todos os r^2 determinados, valores superiores a 0,70, sendo o máximo $r^2 = 0,76$.

Rulinda et al. (2011) compararam por Teste Duncan a variabilidade temporal de médias de NDVI para avaliação do vigor de vegetações. Foram utilizadas como variáveis o percentual de cobertura vegetal do solo e do teor de clorofila, em grades amostrais referentes a campos florestais de eucaliptos, arroz irrigado, arbustos e outros campos cultivados, em Bugesera na República do Congo. O NDVI foi determinado pela utilização das bandas VIS 006 e VIS 008 do sensor MSG-SEVIRI. Os estados de vigor das feições estudadas apresentaram similares tendências com os valores médios e máximos de NDVI.

2.3.2 - GNDVI

O Índice de Vegetação Verde da Diferença Normalizada (Green Normalized Difference Vegetation Index – GNDVI) foi proposto por Gitelson et al. (1996), utilizando imagens orbitais sobre áreas de vegetação adulta e sobre áreas ocupadas por vegetação sob estado de senescência, com objetivos de determinação de taxas de concentração de pigmentações fotossinteticamente ativos e deficiências das vegetações.

Utilizando a faixa espectral de 400 nm a 750 nm, com resolução espectral de 2 nm, Gitelson et al. (1996) demonstraram que, considerando a faixa de reflectância do Vermelho, o comprimento de onda de 670 nm é o da radiação de máxima absorção feita pela clorofila e a 550 nm a máxima reflectância da radiação Verde feita pela superfície das folhas verdes. O comprimento de onda utilizado na medição da reflectância em Infravermelho Próximo foi o de 801 nm. Segundo Gitelson et al. (1996), o GNDVI foi sensível às taxas de concentração de clorofila-a e portanto, à realização do processo da fotossíntese.

O valor do GNDVI multiespectral é obtido pela equação 3 (GITELSON et al., 1996).

$$\text{GNDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{GREEN}}{\text{NIR} + \text{GREEN}} \quad (\text{eq. 3})$$

em que:

NIR = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do NIR.

GREEN = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Verde.

O valor do GNDVI hiperespectral é obtido pela equação 4 (DAUGHTRY et al., 2000).

$$\text{GNDVI} = \frac{\text{R801} - \text{R550}}{\text{R801} + \text{R550}} \quad (\text{eq. 4})$$

em que:

R801 = valor numérico da reflectância de dossel no comprimento de onda de 801 nm.

R550 = valor numérico da reflectância de dossel no comprimento de onda de 550 nm.

Cicek et al. (2010) utilizaram o GNDVI juntamente com o NDVI, como meios de avaliação da eficácia de Calhas de Controle de Drenagem sobre os índices de crescimento de plantas e de produtividade, em campos experimentais de milho e de soja, por imagens multiespectrais dos sensores LANDSAT-5 e SPOT-4, em Ontario, Canadá. Para os estágios de crescimento dessas culturas a maioria das comparações estatísticas que foram procedidas indicaram que o recurso das Calhas de Controle de Drenagem aumentaram significativamente os valores de NDVI e GNDVI nos campos experimentais, tanto em parcelas que receberam adubação quanto em parcelas que não foram adubadas.

2.3.3 - SAVI

O Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (Soil-Adjusted Vegetation Index - SAVI) foi introduzido por Huete (1988), utilizando as reflectâncias da banda do Vermelho e da banda do Infravermelho próximo, em dosséis de algodão e de pasto.

O objetivo foi o de minimizar as interferências causadas nos valores do NDVI, causadas pela reflectância do solo, durante as medições de reflectância de dosséis, em que o solo aparece ao fundo da vegetação. A partir da formulação do NDVI, Huete (1988) propôs a adição do fator "L" ao denominador. Com intenções de simplificação, foi também proposto por Huete (1988) o estabelecimento de apenas três valores numéricos para o fator "L", dispensando desse modo o conhecimento prévio do tipo de solo.

O resultado foi a diminuição da influência da reflectância do solo nas medições do comportamento espectral do dossel da vegetação, quando este comportamento espectral for utilizado para o registro de parâmetros biofísicos significativos do estado de vigor da vegetação.

A Equação 5 apresenta a formulação do SAVI, onde L é sugerido por Huete (1988) em 3 valores pré-determinados: L=1 para vegetações muito esparsas; L=0,5 para vegetações de densidades intermediárias e L=0,25 para vegetações densas. O presente trabalho utiliza L=0,5 assumindo-o como fator mais adequado à cultura de cana-de-açúcar.

Huete (1988) minimizou com sucesso a interferência do solo no espectro refletido pelo dossel de algodão, de folhas largas, e de pasto, com suas folhas estreitas.

O valor do índice SAVI multiespectral, em cujo cálculo são considerados vários comprimentos de onda dentro dos limites de cada banda utilizada, é obtido pela equação 5 (Huete, 1988):

$$\text{SAVI} = 1,5 \cdot \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED} + 0,5} \quad (\text{eq. 5})$$

em que:

NIR = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do NIR.

RED = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Vermelho.

O valor do SAVI hiperespectral, em cujo cálculo são considerados comprimentos de onda específicos, é obtido pela equação 6 (HABOUDANE et al., 2004).

$$\text{SAVI} = 1,5 \cdot \frac{\text{R800} - \text{R670}}{\text{R800} + \text{R670} + 0,5} \quad (\text{eq. 6})$$

em que:

R800 = valor numérico da reflectância de dossel com comprimento de onda de 800 nm.

R670 = valor numérico da reflectância de dossel com comprimento de onda de 670 nm.

Demarchi et al. (2011) utilizaram os Índices NDVI e SAVI em comparação para análise temporal do uso do solo, determinação de porcentagens de cobertura vegetal do solo e de ausências de solo em Santa Cruz do Rio Pardo – SP, por imagens do LANDSAT-5TM. A comparação entre eficiências desses Índices apresentou valores entre si muito próximos.

2.3.4 - GSAVI

A utilização do Índice Verde de Vegetação Ajustado para o Solo (Green Soil-Adjusted Vegetation Index - GSAVI) foi proposta por Sripada et al. (2006) durante o desenvolvimento de um modelo de previsão de demanda de Nitrogênio em cultura de milho, no estágio inicial de crescimento. Esse índice de vegetação foi utilizado para diminuir a interferência no espectro de reflectância do dossel da cultura, causada pela reflectância do solo que aparece ao fundo da vegetação, em imagens obtidas por plataforma aérea.

Segundo Sripada et al. (2006), estudos anteriores que utilizaram a reflectância de dosséis de milho, demonstraram que a banda do Verde, em combinação com a banda do NIR é muito mais representativa da variabilidade dos pigmentos de clorofila, dos níveis de nitrogênio nas folhas, e da produtividade de grãos, do que a banda do Vermelho combinada com a banda do NIR.

O valor do GSAVI multiespectral, em cujo cálculo são considerados vários comprimentos de onda dentro dos limites de uma banda, é obtido pela equação 7 (SRIPADA et al., 2006).

$$GSAVI = 1,5 \cdot \frac{NIR - GREEN}{NIR + GREEN + 0.5} \quad (eq.7)$$

em que:

NIR = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do NIR.

GREEN = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Vermelho.

O valor do GSAVI hiperespectral, em cujo cálculo são considerados comprimentos de onda específicos, é obtido pela equação 8. Foram assumidos para esse trabalho os valores de 800 nm e de 550 nm respectivamente para os comprimentos de onda do NIR e do Verde.

$$\text{GSAVI} = 1,5 \cdot \frac{\text{R800} - \text{R550}}{\text{R800} + \text{R550} + 0,5} \quad (\text{eq.8})$$

em que:

R800 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 800 nm.

R550 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 550 nm.

Miao et al. (2008) colocaram em comparação 17 índices de vegetação multiespectrais, entre eles o Índice GSAVI, para avaliação do potencial da combinação de leituras de medidores de clorofila com imagens de sensores orbitais, para medição de níveis de Nitrogênio em parcelas de milho e de milho com soja, em vários estágios de crescimento, em Minnesota, USA.

Entre os índices de vegetação multiespectrais utilizados para estudar as relações entre as leituras dos medidores de clorofila e as imagens multiespectrais do sensor IKONOS, os coeficientes de determinação (R^2) do Índice GSAVI foram de 0,77, 0,79 e 0,86 para as parcelas de milho e soja e 0,64, 0,76 e 0,81 para as parcelas de milho. Os valores de R^2 para GSAVI ficaram muito próximos dos valores apresentados pelos demais Índices.

2.3.5 - OSAVI

Os valores do índice NDVI apresentam sensibilidade a outras fontes de reflectâncias que vão além da absorção da clorofila e da reflectância das estruturas foliares. A reflectância do solo que aparece ao fundo da vegetação, a reflectância de folhagens não fotossinteticamente ativas componentes do dossel, os efeitos de aerossóis presentes na atmosfera e a geometria de iluminação solar, sensibilizam a banda do Vermelho, causando interferências nos valores numéricos do NDVI.

Rondeaux et al. (1996) procuraram minimizar essas interferências através de ajuste feito por coeficientes. Foi proposto o índice OSAVI, com o coeficiente 0,16 para redução da interferência do solo nos valores de reflectância dos dosséis das culturas. O índice OSAVI seria uma versão simplificada do índice TSAVI, não necessitando porém, de conhecimentos preliminares dos parâmetros do solo.

O valor do índice OSAVI multiespectral, em cujo cálculo são considerados vários comprimentos de onda dentro dos limites de uma banda, é obtido pela equação 9 (RONDEAUX et al., 1996).

$$\text{OSAVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED} + 0.16} \quad (\text{eq.9})$$

em que:

NIR = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do NIR.

RED = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Vermelho.

O valor do OSAVI hiperespectral, em cujo cálculo são considerados comprimentos de onda específicos, é obtido pela equação 10 (RONDEAUX et al., 1996).

$$\text{OSAVI} = \frac{R_{800} - R_{670}}{R_{800} + R_{670} + 0,16} \quad (\text{eq.10})$$

em que:

R800 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 800 nm.

R670 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 670 nm.

Hamzeh et al. (2012) investigaram a capacidade de imagens hiperespectrais e multiespectrais do sensor Hyperion, utilizando índices de vegetação para estimar a salinidade do solo em 108 parcelas de cana-de-açúcar em Khuzestan, no sudoeste do Iran. Os autores avaliaram o desempenho de 21 índices de vegetação e desenvolveram novos índices de vegetação. Os resultados estatísticos de análise de regressão linear forneceram o valor de r^2 de 0,692 para o Índice OSAVI e 0,678 para o NDVI, classificando-os como os de maior relação com os índices de salinidade do solo.

2.3.6 - ARVI

O Índice de Vegetação Resistente às Variações da Atmosfera (Atmospherically Resistent Vegetation Index - ARVI) foi desenvolvido por Kaufman e Tanré (1992) como uma técnica de sensoriamento remoto baseada na reflectância das vegetações, utilizando plataformas orbitais.

Foi proposta uma adaptação na formulação do NDVI, fazendo-se a redução dos efeitos causados pela variação da opacidade atmosférica sobre o canal do Vermelho. O objetivo foi o de formar um índice de vegetação mais resistente às variações de reflectância das vegetações, sob a visada dos sensores orbitais, ocorridas devido às mudanças de opacidade na atmosfera, que normalmente ocorrem devido à presença de aerossóis (dispersão coloidal de líquidos ou sólidos no ar), fumaças e poeiras.

Segundo Kaufman e Tanré (1992) o termo "Atmospherically Resistent" se refere às menores variações que ocorrem nos valores do ARVI, quando

comparadas às variações que ocorrem nos valores do NDVI, para a mesma cena, causadas pelas variações de opacidade existentes na atmosfera. Essas variações ocorrem devido às grandes dimensões das áreas que são capturadas pelos sensores. O índice ARVI apresenta em sua formulação, a diferença entre os valores de reflectância do canal do Azul e os do Vermelho, conforme mostrado pela equação 11 (KAUFMAN e TANRÉ, 1992):

$$ARVI = \frac{NIR - (2 \cdot RED - BLUE)}{NIR + (2 \cdot RED - BLUE)} \quad (\text{eq.11})$$

em que:

NIR = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do NIR.

RED = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Vermelho.

BLUE = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Azul.

Para a determinação do valor numérico do índice de vegetação ARVI hiperespectral, são utilizados no presente trabalho os comprimentos de onda de 470 nm, 660 nm e 865 nm. Esses foram utilizados nas simulações de várias condições atmosféricas feitas por Kaufman e Tanré (1992) para comparar o ARVI com o NDVI e com outros índices de vegetação.

Dentro das condições em que foram feitas as simulações, Kaufman e Tanré (1992) concluíram que o ARVI foi em média quatro vezes menos sensível às variações atmosféricas do que o NDVI, em condições que apresentaram interferências de reflectâncias do solo menores do que as das variações da opacidade atmosférica.

O valor do ARVI hiperespectral, é obtido pela equação 12 (KAUFMAN e TANRÉ, 1992).

$$ARVI = \frac{R865 - (2 \cdot R660 - R470)}{R865 + (2 \cdot R660 - R470)} \quad (\text{eq.12})$$

em que:

R865 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 865 nm.

R660 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 660 nm.

R470 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 470 nm.

Bargain et al. (2012) testaram a eficiência dos índices de vegetação ARVI, NDVI, PSSRa e OSAVI, entre outros Índices, para estimativa de biomassa em algas marinhas utilizando imagens dos sensores Quickbird e CASI na Baía de Bourgneuf, localizada ao sul do Estuário Loire, na costa atlântica francesa.

Foi destacada a utilização da banda azul com as demais bandas visíveis e Infravermelho Próximo, em imagens multiespectrais e hiperespectrais na comparação entre ecossistemas. Os coeficientes de determinação relativos a esses Índices foram respectivamente 0,97, 0,96, 0,96 e 0,91.

2.3.7 - PSSR_a

Blackburn (1998) propôs estudos para determinação das faixas espectrais que melhor poderiam quantificar a concentração de pigmentos fotossinteticamente ativos em quatro espécies de árvores, fazendo medições em folhas individuais, para avaliação de estágios de senescência.

Blackburn (1998) verificou a existência de vantagens na utilização do Índice de Vegetação da Razão Simples para Pigmentação Específica (Pigment-Specific Simple Ratio - PSSR) e do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada para Pigmentação Específica (Pigment-Specific Normalized Difference - PSND). Os comprimentos de onda que apresentaram os melhores resultados para quantificação da concentração de pigmentos fotossinteticamente ativos foram os de 680 nm para a clorofila-a, 635 nm para

clorofila-b e 470 nm para os carotenóides. Foram demonstradas fortes correlações positivas dos índices PSSR e PSND com as concentrações, a nível foliar, de clorofila e fracas correlações com as concentrações de carotenóides. No presente trabalho é utilizado o índice PSSR_a pelos motivos de que a clorofila-a apresenta maior absorvância da radiação da faixa do Vermelho se comparada à clorofila-b (BOTANY ONLINE, 2013).

. Sua versão normalizada ficaria igual à formulação do NDVI. Sendo o presente trabalho dirigido à discriminação de níveis de produtividade de cana-de-açúcar, por imagens de plataforma aérea, a quantificação de carotenóides não é considerada como parâmetro. As taxas de concentração de carotenóides são parâmetros indicadores para identificação de estágios de senescência, através de folhas individuais e podem contribuir para a previsão dos setores ou arbustos da cultura que se aproximam do melhor momento para corte.

O valor do índice de vegetação PSSR_a multiespectral, em cujo cálculo são considerados vários comprimentos de onda dentro dos limites de uma banda, é obtido pela equação 13.

A equação 13 a que se refere o PSSR_a multiespectral, foi formulada para esse trabalho a partir da equação 14, que foi proposta por Blackburn (1998) referente ao PSSR_a hiperespectral.

$$PSSR_a = \frac{NIR}{RED} \quad (\text{eq.13})$$

em que:

NIR = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do NIR.

RED = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Vermelho.

O valor do PSSR_a hiperespectral, em cujo cálculo são considerados comprimentos de onda específicos, é obtido pela equação 14 (BLACKBURN, 1998).

$$\text{PSSRa} = \frac{\text{R800}}{\text{R680}} \quad (\text{eq.14})$$

em que:

R800 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 800 nm.

R680 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 680 nm.

2.3.8 - TCARI/OSAVI

Haboudane et al. (2002) desenvolveu uma combinação de índices de vegetação, para estimativa do conteúdo de clorofila como indicador de atividade fotossintética, como também para a resposta à aplicação de adubação nitrogenada e para minimizar a interferência do solo na reflectância do dossel. Os resultados apresentaram baixa sensibilidade às variações de Índice de Área Foliar e às variações de ângulo solar.

O índice de vegetação TCARI/OSAVI é o valor numérico obtido pela razão entre o índice de vegetação TCARI e o índice de vegetação OSAVI. Os comprimentos de onda utilizados são os de 680 nm e de 550 nm. Segundo Blackburn (1999) e Zarco-Tejada (2000), o comprimento de onda da Radiação Eletromagnética (REM) da luz solar que é mais absorvido pela clorofila-a é o de 680 nm e o comprimento de onda que é por essa menos absorvido é o de 550 nm.

A razão TCARI/OSAVI foi proposta por Haboudane et al. (2002) fazendo a união entre as vantagens dos índices de vegetação que minimizam os efeitos de interferência causada na reflectância do dossel da vegetação por parte da reflectância do solo ao fundo, com as vantagens dos índices de vegetação que são mais sensíveis às concentrações de clorofila.

Entre esses últimos, Haboudane et al. (2002) priorizou a escolha do índice TCARI em lugar do CARI e do MCARI. O Índice de Reflectância da

Absorção da Clorofila (Chlorophyll Absorption in Reflectance Index - CARI) apresentado por Kim et al. (1994) teve sua formulação voltada para a redução da interferência causada pela reflectância de elementos não fotossintéticos na reflectância do dossel da vegetação.

A partir desse índice de vegetação, foi proposto por Daughtry et al. (2000) o Índice de Reflectância Modificado da Absorção da clorofila-a (Chlorophyll Absorption in Reflectance Index - MCARI). Esse índice considera as profundidades das folhagens no dossel na determinação das taxas de absorção realizadas pela clorofila-a.

Os comprimentos de onda utilizados para a determinação do MCARI são os de 550 nm, 670 nm e 700 nm. A escolha do comprimento de onda de 700 nm se deve à posição limite entre a baixa reflectância característica da faixa de absorção por parte da clorofila e o início da faixa espectral denominada Red-Edge, a partir da qual ocorre um aumento brusco da reflectância, característica das estruturas das folhagens, exercendo maiores influências na reflectância do dossel (KIM et al., 1994).

A razão $R700/R670$, do índice MCARI, foi utilizada para minimizar os efeitos combinados da reflectância do solo abaixo do dossel e dos elementos não fotossinteticamente ativos, componentes do próprio dossel da vegetação. Entretanto, a razão utilizada apresenta valores numéricos exagerados quando o dossel não apresenta folhagens totalmente verdes.

Devido ao grande aumento da razão $R700/R670$, o índice MCARI seria, segundo Daughtry et al. (2000), ainda sensível às interferências da reflectância do solo ao fundo da vegetação sobre a do dossel, sensível a elementos não fotossinteticamente ativos componentes do dossel e sensível às baixas concentrações de clorofila, sendo assim de difícil interpretação em vegetações de baixo Índice de Área Foliar.

O Índice de Reflectância Transformado da Absorção da Clorofila (Transformed Chlorophyll Absorption in Reflectance Index – TCARI) foi proposto por Kim et al. (1994) como tentativa de mensuração das taxas de concentração de pigmentos de clorofila, minimizando interferências de reflectâncias de fundo e de Índices de Área Foliar. Foi observado que a variação da reflectância do solo de fundo da vegetação apresentou valores muito aumentados na faixa de

550 a 700 nm. Para compensar esses efeitos foi utilizada a razão R700/R670 como fator multiplicador para a diferença (R700-R550).

Segundo Rondeaux et al. (1996), o índice TCARI não apresentou resultados satisfatórios quanto à diminuição da interferência da reflectância do solo e da reflectância correspondente aos baixos Índices de Área Foliar.

Haboudane et al. (2002) escolheram o Índice OSAVI para a razão TCARI/OSAVI pelo motivo de que o Índice OSAVI não necessita de conhecimento prévio das propriedades óticas do solo e possui, segundo Baret et al. (1989), comportamento semelhante ao índice TSAVI, que necessita do conhecimento dos parâmetros na linha do solo. Segundo Daughtry et al. (2000), não houveram na época, estudos sobre os efeitos do Índice de Área Foliar na estimativa de pigmentos em reflectâncias de dosséis, para demonstrar as vantagens da razão MCARI /OSAVI.

Haboudane et al. (2002) conduziram o estudo da razão TCARI /OSAVI utilizando imagens hiperespectrais em cultura experimental de milho para investigação das interferências causadas no dossel da vegetação por elementos fotossinteticamente não ativos e pelo solo ao fundo da vegetação.

O conteúdo de clorofila mostrou correlação positiva com a diferença existente entre o aumento do TCARI e a diminuição do OSAVI. A razão TCARI/OSAVI não apresentou sensibilidade às variações de Índice de Área Foliar (IAF) no intervalo de IAF = 0,5 a IAF = 8,0. O conteúdo de clorofila estimado pelo índice TCARI /OSAVI, em sensoriamento remoto por plataforma aérea, apresentou alto coeficiente de correlação ($r = 0,9$) com as medições de clorofila em laboratório.

Segundo que Haboudane et al. (2002) o índice TCARI/OSAVI necessita de avaliações prévias para o caso de culturas em fase inicial de crescimento, ou seja, com baixo Índice de Área Foliar.

O valor do TCARI multiespectral, em cujo cálculo são considerados vários comprimentos de onda dentro dos limites de uma banda, é obtido pela equação 15 (HABOUDANE et al., 2002). A equação 15 a que se refere o TCARI multiespectral, foi formulada para esse trabalho a partir da equação 16, que foi proposta por Haboudane et al. (2002) referente ao TCARI hiperespectral.

$$TCARI = 3 \cdot [(Red\ Edge - RED) - 0,2 \cdot (Red\ Edge - GREEN) \cdot \left(\frac{Red\ Edge}{RED} \right)] \quad (eq.15)$$

em que:

Red Edge = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Red-Edge.

RED = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Vermelho.

GREEN = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Vermelho.

O valor do TCARI hiperespectral, em cujo cálculo são considerados comprimentos de onda específicos, é obtido pela equação 16 (HABOUDANE et al., 2002).

$$TCARI = 3 \cdot [(R700 - R670) - 0,2 \cdot (R700 - R550) \cdot \left(\frac{R700}{R670} \right)] \quad (eq.16)$$

em que:

R700 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 700 nm (Red-Edge).

R670 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 670 nm.

R550 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 550 nm.

O valor do índice OSAVI multiespectral é dado pela equação 9 e o do índice OSAVI hiperespectral pela equação 10.

O valor do índice TCARI/OSAVI multiespectral, em cujo cálculo são considerados vários comprimentos de onda dentro dos limites de uma banda, é obtido pela equação 17 (HABOUDANE et al., 2002).

$$\frac{\text{TCARI}}{\text{OSAVI}} = \frac{3 \cdot [(\text{Red Edge} - \text{RED}) - 0,2 \cdot (\text{Red Edge} - \text{GREEN}) \cdot \left(\frac{\text{Red Edge}}{\text{RED}}\right)]}{\frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED} + 0,16}} \quad (\text{eq.17})$$

em que:

Red Edge = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Red-Edge.

NIR = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do NIR.

RED = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Vermelho.

GREEN = valor numérico da reflectância de dossel na faixa dos comprimentos de onda do Verde.

O valor do índice TCARI/OSAVI hiperespectral, em cujo cálculo são considerados comprimentos de onda específicos, é obtido pela equação 18 (HABOUDANE et al., 2002).

$$\frac{\text{TCARI}}{\text{OSAVI}} = \frac{3 \cdot [(R700 - R670) - 0,2 \cdot (R700 - R550) \cdot \left(\frac{R700}{R670}\right)]}{\frac{R800 - R670}{R800 + R670 + 0,16}} \quad (\text{eq.18})$$

em que:

R700 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 700 nm (Red-Edge).

R800 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 800 nm.

R670 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 670 nm.

R680 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 680 nm.

R550 = valor numérico da reflectância de dossel, com comprimento de onda de 550 nm.

Suárez et al. (2010) avaliaram a qualidade de frutos em culturas sujeitas a diferentes regimes de irrigação. Foram estudados três pomares comerciais compreendendo laranja, pêsego e nectarina, na região oeste da Andalucia, na Espanha. Foram utilizados os índices de vegetação NDVI, TCARI/OSAVI, SR e PRI em imagens multiespectrais e hiperespectrais obtidas por plataforma aérea em aeromodelo. Os coeficientes de determinação r^2 das equações de regressão feitas para os índices de vegetação utilizados e os parâmetros Total de Sólidos Solúveis e Tamanho de Fruto, forneceram respectivamente os valores de 0,24 e 0,32 para laranja, 0,55 e 0,05 para pêsego e 0,02 e 0,28 para nectarina.

3 - MATERIAL E MÉTODOS

O experimento foi realizado em uma área de cultivo de cana-de-açúcar, localizada no município de Oratórios no Estado de Minas Gerais, conforme mostra a Figura 2. Nessa área foi escolhido um talhão com área de aproximadamente 110000 m² em plano horizontal, com altitude média de 480 metros, tendo as linhas de cultivo um espaçamento aproximado de 1m. As coordenadas de um ponto de referência situado na parte central do talhão são 20°22'43" S e 42°48'24" O. A produção de cana deste talhão é destinada principalmente à Usina Jatiboca – Cia. Agrícola Pontenovence, situada a 25 km de distância.



Figura 2: Imagem do talhão em estudo obtida por plataforma aérea e sua localização.

Segundo informações dos trabalhadores rurais responsáveis pelo manejo desse talhão, a última colheita ocorreu em setembro de 2011. A rebrota ocorreu em seguida, existindo nesse talhão no período do experimento, setores de segunda e de terceira rebrota. As variedades existentes são a SP80-3280 e a SP80-1816. O corte da cana-de-açúcar no talhão em estudo ocorreu no mês de agosto de 2012. A produtividade média, baseada nas pesagens de cana-de-açúcar efetuadas nos pontos da grade amostral, durante o período de corte nesse talhão foi de 80 t/ha.

Os índices pluviométricos relativos às proximidades do município de Oratórios foram obtidos no Centro de Estudos de Cana-de-açúcar (CECA - UFV), que fica situado neste município e a uma distância aproximada de 8 km do talhão. Os valores para os anos de 2010, 2011 e 2012 estão no APÊNDICE A.

3.1 - Georreferenciamento dos pontos do terreno e grade de amostragem

O contorno do talhão e o georreferenciamento dos pontos da grade amostral foram realizados utilizando-se o GPS topográfico TRIMBLE Pro XR. A grade de amostragem foi feita utilizando como referência as linhas de plantio.

Foram utilizados para a grade de amostragem 154 pontos. A Figura 3 apresenta a grade de amostragem do talhão em estudo.

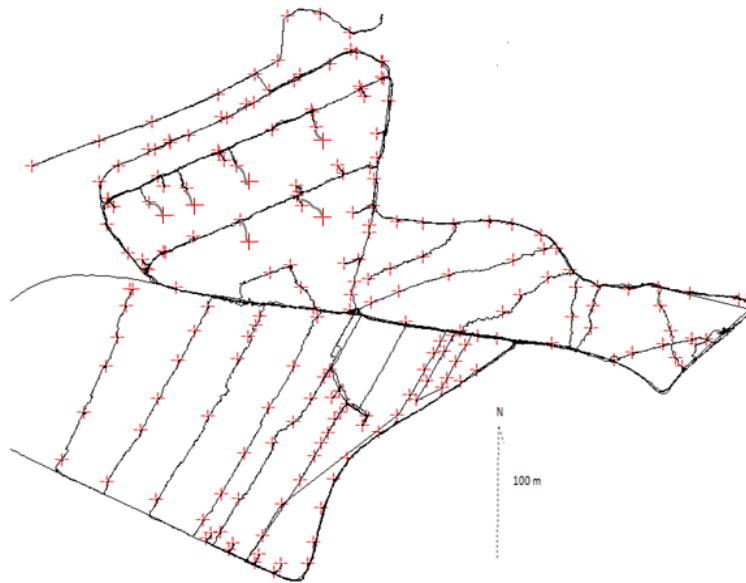


Figura 3: Grade de amostragem para medição de reflectâncias hiperespectrais.

O trabalho de georreferenciamento foi feito no período de 26/04/2012 a 08/06/2012. Os pontos da grade de amostragem foram demarcados utilizando-se fitas de tecido, com aproximadamente 1,5 m de comprimento. Cada fita foi amarrada em dois caules e posicionada a uma altura aproximada de 1,70 m. Nessas fitas foram escritos os códigos dos pontos.

O distanciamento entre pontos foi medido através de mapeamento dos pontos do terreno, utilizando-se o programa computacional Path Finder, considerando a projeção cartográfica UTM, Zona 23 S e Datum SAD 69.

3.2 - Coletas de amostras de reflectâncias hiperespectrais

As amostras de reflectâncias hiperespectrais foram obtidas no campo utilizando-se o espectrorradiômetro ASD FieldSpec Pro, de resolução espectral de 1 nm e faixa espectral de 325 a 1075 nm. O aparelho foi calibrado sob a luz solar utilizando uma placa Spectralon, que foi considerada como padrão de 100% de reflectâncias para todos os comprimentos de onda medidos pelo aparelho.

As medições de reflectâncias hiperespectrais foram realizadas no horário compreendido entre 10 e 14 h devido às menores mudanças do ângulo zenital e do ângulo azimutal solar (VERRELST et al., 2008). A calibração do aparelho foi feita no início das medições como também a cada mudança de luminosidade solar devido à passagem de nuvens sobre o talhão em estudo e em intervalos de 20 a 30 minutos durante a ausência de nuvens. O tempo de cada leitura ótica foi configurado no aparelho para 1,09 segundos. Em cada ponto da grade amostral foram feitas duas leituras de reflectâncias.

As coletas de amostras de reflectâncias hiperespectrais foram realizadas no dossel da cultura, no estágio de maturação fisiológica, tendo seu início a dois meses antes da data de corte. A primeira amostra foi coletada em 12/06/2012 e 13/06/2012. A segunda em 19/06/2012 e 20/06/2012 e a terceira amostra em 03/07/2012 e 04/07/2012.

A leitura ótica do dossel da cultura foi feita através de uma extensão constituída por um cabo de fibra ótica de 4,5 m, que foi instalada em um suporte composto por um conjunto de duas hastes de madeira e uma de

alumínio, conforme mostra a Figura 4. O suporte permitiu o posicionamento da extremidade de leitura do cabo a uma altura aproximada do solo de 4,23 m.

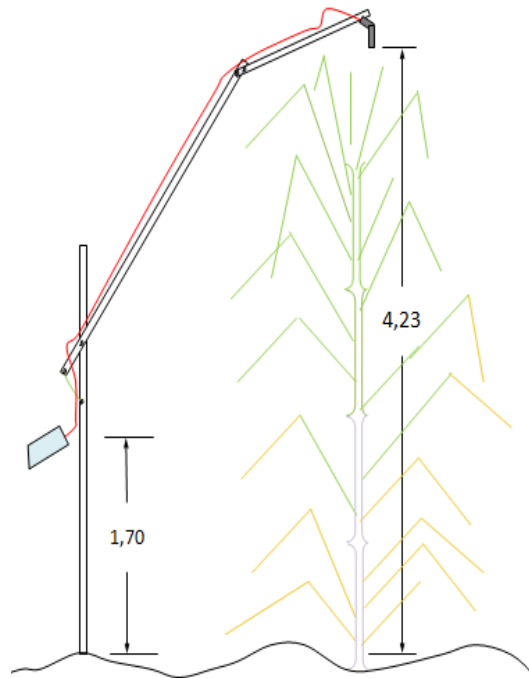


Figura 4: Suporte de madeira para o cabo de fibra óptica do espectrorradiômetro.

3.3 - *Processamento de dados de reflectâncias hiperespectrais*

Após as leituras de campo os dados do espectrorradiômetro foram convertidos para arquivos Excel através dos programas computacionais HH2 Sync e ViewSpec Pro Versão 6.0, fornecidos com o espectrorradiômetro.

Foram calculados os valores médios entre as duas leituras de reflectâncias que foram feitas em cada ponto da grade amostral. Foram determinados os índices de vegetação hiperespectrais NDVI, GNDVI, SAVI, GSAVI, OSAVI, ARVI, PSSRa e TCARI/OSAVI.

3.4 – Elaboração dos Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais

Partindo desses índices foram feitos os Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais utilizando-se o programa computacional Krigme. Foram feitos oito Mapas para três datas de medição, formando um total de 24 Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais. Nesses mapas foram assumidas cinco classes de índices de vegetação hiperespectrais para agrupamento dos valores de reflectância de todos os pontos da grade amostral.

Utilizando-se o programa computacional ArcMap/ArcGIS10.1, foram superpostos aos 24 Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais os 29 pontos de pesagem de cana-de-açúcar conhecida. Em cada Mapa foi feita a contagem visual dos pontos de pesagem conhecida, que se incluíram nos contornos de cada uma das cinco classes de índices de vegetação hiperespectrais.

3.5 - Determinação dos pontos da grade amostral para pesagem de cana-de-açúcar

Para a determinação dos pontos de pesagem de cana-de-açúcar, foram escolhidos os pontos da grade amostral que ficaram situados nos setores do talhão que apresentaram maior variabilidade espacial entre si. Para isso foi utilizado o Mapa de Reflectâncias Hiperespectrais de NDVI da 3ª data de coleta, procedida em 03/07/2012 e 04/07/2012. Essa data foi escolhida por ser a data de coleta de reflectâncias hiperespectrais mais próxima da colheita.

Foram determinados seis pontos em cada uma das cinco classes de NDVI. Durante a colheita um desses pontos não teve o peso da cana-de-açúcar medido, ficando portanto uma amostragem de 29 pontos de pesagem conhecida.

Para a determinação desses pontos, o índice de vegetação escolhido foi o NDVI pelo motivo de que esse índice de vegetação é o de maior utilização em pesquisas que envolvem medições de estado de vigor das vegetações.

Nesses pontos foi realizada coleta de amostras de solo e de amostras de grau Brix, para análise de correlação com as amostras de peso de cana-de-açúcar.

3.6 - Coleta de amostras de solo

Depois de realizada a última coleta de amostras de reflectâncias hiperespectrais em 17 e 18 de julho, foi procedida em 30 de julho a coleta de amostras de solo, nos 31 pontos que foram determinados sobre a grade de amostragem.

Para cada ponto, foram retiradas amostras em quatro posições em torno deste, com espaçamento constante, em um raio de aproximadamente 3 metros, utilizando-se trado holandês. As amostras foram retiradas de uma profundidade de 20 cm da superfície.

3.7- Medições de grau brix

Foi utilizado para medição de grau Brix, um refratômetro portátil Sammar, modelo RT-30 ATC, com escala de 0 a 32 % e resolução de 0,2 %. No momento em que os caules estavam acondicionados no conjunto de pesagem, foram escolhidas aleatoriamente dez extremidades inferiores de caules para serem pressionadas. Para cada ponto foi obtida a média entre dez amostras de grau Brix.

3.8 - Pesagem de cana-de-açúcar

Os valores de peso de cana-de-açúcar foram obtidos no momento do corte. Na colheita do talhão, em alguns pontos a cana-de-açúcar foi queimada e em outros, a cana foi colhida com palha. A colheita ocorreu entre os dias 06/08/2012 e 20/08/2012.

Durante o corte, os 29 pontos ficaram sob observação. Na medida em que os cortadores se aproximaram de cada ponto, foi marcado com fita métrica, 5 m para cada lado do ponto ao longo da linha de plantio. Para cada ponto foram cortadas, pesadas e medido o grau Brix de 10 m de linha de

plântio. Na Figura 5 são mostrados os 29 pontos em que houve a pesagem de cana-de-açúcar durante a colheita e os valores dos pesos obtidos e a Figura 6 mostra o respectivo mapa de produtividade.

Foram pesados os caules colhidos nos 10 m de linha de plântio correspondentes a cada um dos 29 pontos. O valor desse peso foi dividido por 10 m^2 , os quais foram considerados como a área ocupada por 10 m de dossel de cana-de-açúcar. Os valores em kg/m^2 foram convertidos para t/ha.

Foi utilizada para pesagem uma balança do tipo dinamômetro com sensibilidade de 1 kg. Essa balança ficou pendurada em um tripé, composto por sarrafos de madeira. No gancho da balança foi pendurado por cordas um tambor cortado longitudinalmente ao meio, onde foram colocados os caules para leitura de peso e para medição de grau Brix. Esse conjunto de pesagem ofereceu portabilidade suficiente para ser deslocado com rapidez no campo.

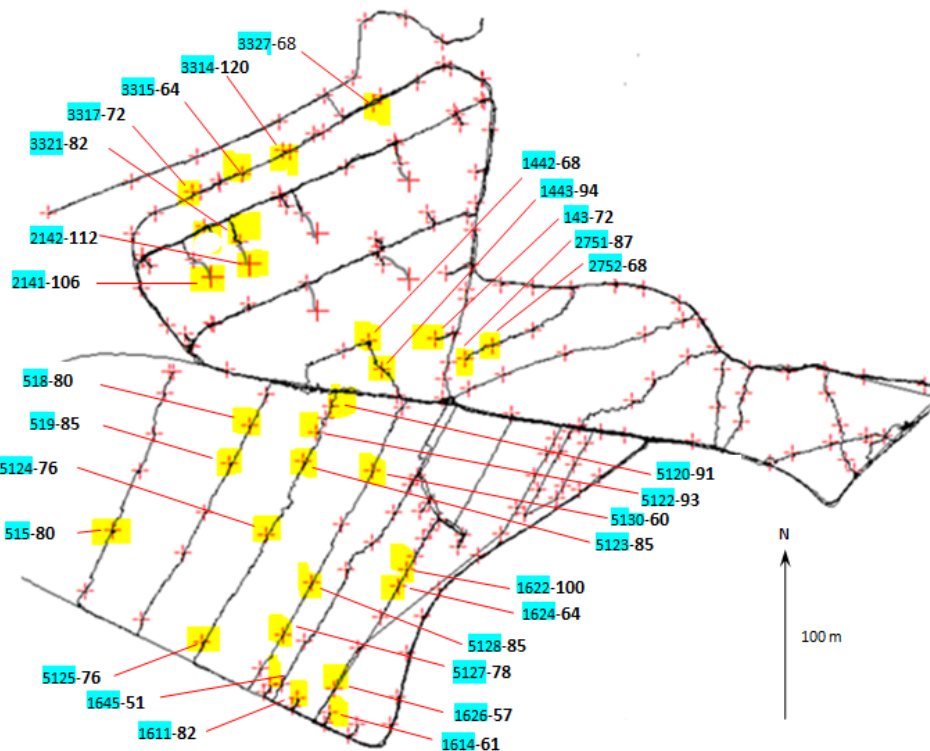


Figura 5: Grade de amostragem destacando em amarelo os 29 pontos onde foi feita a pesagem de cana-de-açúcar. Os códigos utilizados para georreferenciamento dos pontos estão destacados em azul, constando ao lado de cada um os respectivos pesos em kg.

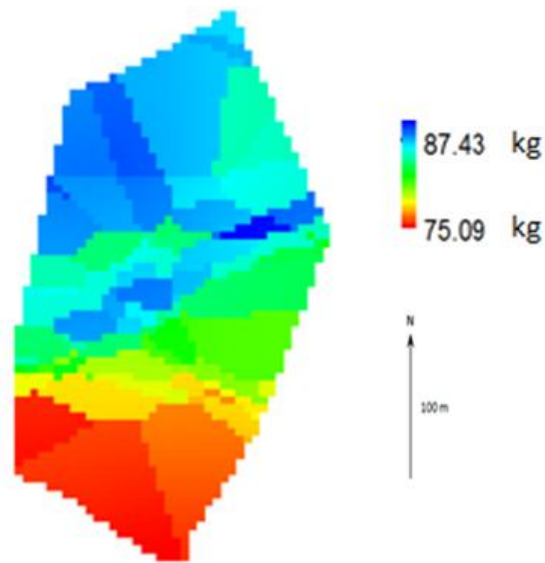


Figura 6: Mapa de produtividade baseado nos 29 pontos onde foi feita a pesagem de cana-de-açúcar.

3.9 - Coleta de imagens multiespectrais

Foram realizadas três coletas de amostras de imagens multiespectrais, através de câmeras digitais. Essas imagens foram obtidas em plataforma aérea nas datas de 14/07/12, 21/07/12 e 29/07/12.

Todos os sobrevoos foram feitos em dias ensolarados, em horários próximos das 12 h, dentro do horário compreendido entre 10 h e 14 h, que oferece maiores ângulos solares, maior luminosidade e menores sombreamentos. A altitude de voo durante a obtenção das amostras de imagens do talhão foi mantida entre 1190 e 1220 m, sendo controlada por altímetro e por GPS aeronáutico, a uma velocidade constante de 130 km/h.

Tendo em vista ser a altitude média do talhão em estudo de 480 m, as imagens foram obtidas a uma distância do solo de 710 a 740 m. A essa distância do solo, a imagem do contorno do talhão em estudo se enquadrava com razoável margem ao seu redor, o que possibilitou poucas perdas de

imagens devido aos eventuais balanços da aeronave durante a tomada de imagens.

Para a obtenção das imagens em sobrevoo sobre o talhão, foram procedidas trajetórias de voo reto nivelado e de voo nivelado em curva para a direita. Todas as coletas de imagens, para cada data, foram obtidas em um percurso de três voltas sobre o talhão.

Foram utilizadas duas câmeras para a obtenção das imagens aéreas do talhão. Ambas as câmeras Fujifilm FinePix Z20fd, de uso comum, com resolução de 10 megapixels, distância focal de 6,3 mm e CCD de 1/2.3". Uma das câmeras possui a adaptação de um filtro que permite a passagem apenas da radiação da faixa espectral de Infravermelho Próximo (Near Infrared ou NIR). Essa faixa de radiação apresenta comprimentos de onda entre 750 e 1300 nm (SAKAMOTO et al., 2011).

Na câmera que é adaptada para receber a radiação correspondente à faixa espectral do Infravermelho Próximo, a radiação que entra, vai sensibilizar o CCD (Charge Couple Device ou Dispositivo de Carga Acoplado) nas bandas que foram projetadas pelo fabricante para receberem as radiações do Vermelho, do Verde e do Azul.

A imagem da banda do Vermelho desta câmera, quando comparada às imagens das bandas do Verde e do Azul, é a que apresenta os maiores valores de reflectância. É a imagem mais clara das três bandas e a que apresenta as copas das árvores com saturação de imagem na parte voltada para o sol, conforme a Figura 7. A imagem da banda do Vermelho da câmera RGB se apresenta como a imagem mais escura, como mostrado na Figura 8.

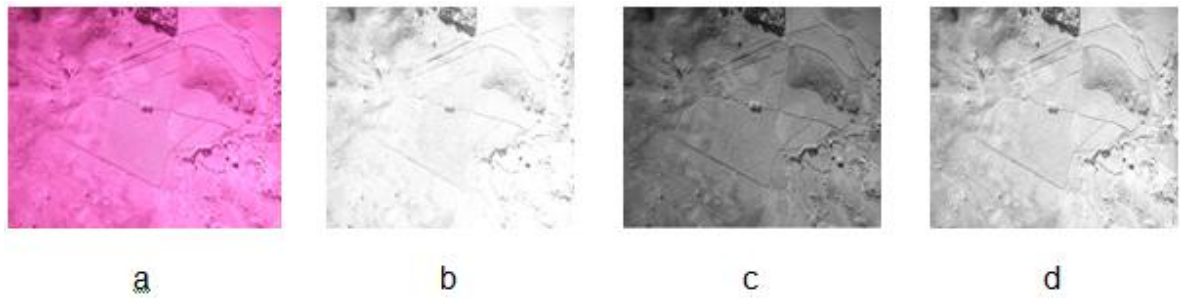


Figura 7: (a) Imagem fornecida pela câmera adaptada para receber as radiações da faixa do NIR. As bandas de seu CCD no Vermelho (b), no Verde (c) e no Azul (d).

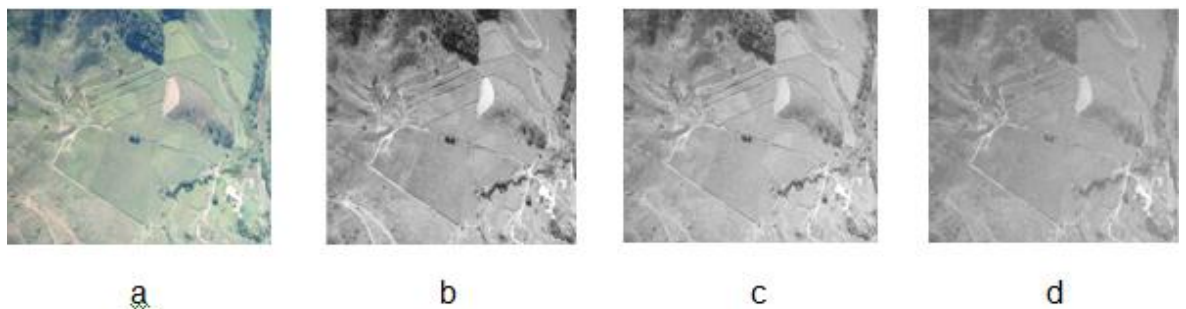
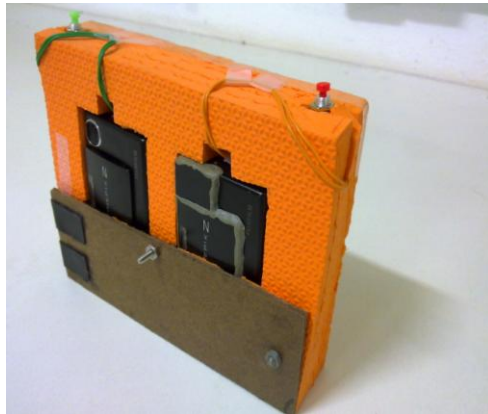


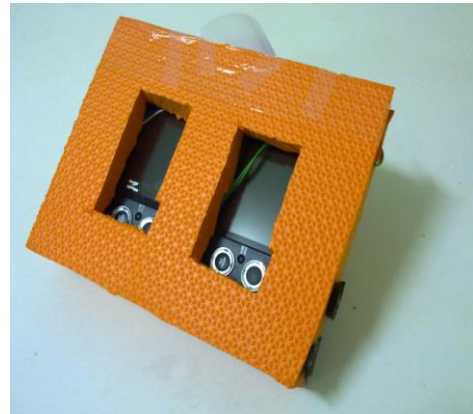
Figura 8: (a) Imagem fornecida pela câmera RGB e as bandas do seu CCD no Vermelho (b), no Verde (c) e no Azul (d).

Para a obtenção das imagens aéreas, as duas câmeras foram unidas em um estojo, para serem apontadas manualmente para o alvo, conforme mostra a Figura 9. Cada câmera foi acionada por um interruptor, ambos embutidos no estojo. Esse estojo não foi fixado à aeronave para serem compensados manualmente os ocasionais balanços ocorridos durante o sobrevoo do talhão, que desviariam as câmeras do alvo e exigiriam mais tempo de sobrevoo para compensar as conseqüentes perdas de imagens.

O estojo que conteve as duas câmeras foi apontado para fora da fuselagem da aeronave, sendo apoiado e acionado manualmente. A aeronave utilizada foi um ultraleve avançado ou Avião Leve, modelo Bravo 700.



a



b

Figura 9: Estojo que une a câmera RGB à câmera adaptada com filtro para passagem de radiações da faixa do NIR, apresentando em (a) o lado da captura de imagens e os interruptores de acionamento das câmeras e em (b) o lado dos visores.

3.10 - Processamento de dados de reflectâncias multiespectrais

As imagens obtidas em plataforma aérea foram analisadas individualmente para a escolha de imagens adequadas ao processamento. Para cada data de coleta foi selecionado um par de imagens composto por uma imagem da câmera RGB e uma imagem da câmera adaptada para receber radiações da faixa do NIR.

Para o posicionamento dos recortes nos pontos da grade amostral (Figura 3) foi utilizado o mapeamento dos pontos no terreno utilizando-se o programa computacional Path Finder.

Nos recortes de imagens coloridas, foram separadas as bandas R, G e B, respectivamente as bandas da faixa de comprimento de ondas do Vermelho, do Verde e do Azul. Nos recortes das imagens da câmera adaptada com filtro NIR, foi utilizada apenas a banda R ou seja, a do Vermelho, por ser essa a mais representativa da imagem na faixa do Infravermelho Próximo (NIR). A separação de bandas foi feita utilizando-se o programa computacional Matlab.

3.11 - Amostras de reflectâncias multiespectrais para correlação entre médias de índices de vegetação multiespectrais e médias de classes de índices de vegetação multiespectrais com médias de pesos de cana-de-açúcar

Foram feitos recortes nas imagens coloridas e nas imagens da câmera adaptada com filtro NIR nos pontos da grade amostral do talhão, com reflectâncias hiperespectrais conhecidas, nos pares de imagens das três amostras de imagens aéreas.

Os recortes formaram amostras de reflectâncias multiespectrais relativos aos pontos da grade amostral, que através de processamento de dados formaram os Mapas de Classes de Índices de Vegetação Multiespectrais.

3.12 - Elaboração dos Mapas de Classes de Índices de Vegetação Multiespectrais

Utilizando-se o programa computacional Matlab foram separadas as bandas R, G e B dos recortes de imagens das duas câmeras, calculados os índices de vegetação e determinadas as médias dos pixels de cada recorte Índice. Essas médias formaram os índices de vegetação multiespectrais NDVI, GNDVI, SAVI, GSAVI, OSAVI, ARVI, PSSRa e TCARI/OSAVI.

A partir dos valores dessas médias, foram obtidos os Mapas de Classes de Índices de Vegetação Multiespectrais utilizando-se o programa computacional Krigme. Foram feitos oito Mapas para três datas de medição, formando um total de 24 Mapas de Classes de Índices de Vegetação Multiespectrais. Nesses Mapas, os pontos da grade amostral, foram agrupados em cinco classes de índices de vegetação multiespectrais.

Utilizando-se o programa computacional ArcMap/ArcGIS10.1, os Mapas de Classes de Índices de Vegetação Multiespectrais foram superpostos aos 29 pontos de pesagem de cana-de-açúcar conhecida. Em cada Mapa foi feita a contagem visual dos pontos de pesagem conhecida, que se incluíram em cada uma das cinco classes de índices de vegetação multiespectrais e determinado o valor médio dos pesos de cana-de-açúcar em cada classe.

3.13 - Análises de correlações

Foram feitas oito análises de correlações:

1. Médias de índices de vegetação hiperespectrais e médias de pesos de cana de pontos localizados em cada classe, em três datas de amostras.
2. Médias de índices de vegetação multiespectrais e médias de pesos de cana de pontos localizados em cada classe, em três datas de amostras.
3. Pesos de cana-de-açúcar e grau Brix.
4. Pesos de cana-de-açúcar e percentual de umidade do solo.
5. Pesos de cana-de-açúcar e percentual de argila do solo.
6. Pesos de cana-de-açúcar e soma de bases (Potássio+Cálcio+Magnésio) ($\text{cmol}_c/\text{dm}^3$).
7. Pesos de cana-de-açúcar e capacidade de troca catiônica total.
8. Pesos de cana-de-açúcar e capacidade de troca catiônica efetiva.

As análises de correlações entre variáveis emparelhadas têm como objetivos mostrar o grau de associabilidade e a força da relação que existe entre elas.

A correlação de Spearman foi escolhida por sua característica de não exigir especificações da distribuição de frequências das variáveis. Os graus de associação entre duas variáveis emparelhadas, fornecidos pelos coeficientes

da correlação de Spearman não consideram os valores das variáveis, mas apenas as posições de pares de observação. O coeficiente de correlação de Spearman é obtido pela equação 19 (WONG e LEE, 2005).

$$\rho = 1 - \frac{6 * \sum_{i=1}^n (R_i - S_i)^2}{n * (n^2 - 1)} \quad (\text{eq. 19})$$

em que:

ρ = coeficiente de correlação de Spearman.

n = pares de observações (X_i, Y_i) de uma população contínua e bivariada.

R_i e S_i são, respectivamente, as ordens das observações X_i e Y_i .

Hipóteses para este teste:

H_0 : X e Y não correlacionadas ($\rho = 0$)

H_1 : X e Y são positivamente correlacionadas ($\rho > 0$) e

X e Y são negativamente correlacionadas ($\rho < 0$)

O nível de significância de ρ pelo teste T foi de 5%.

4 - RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 - Variabilidade espacial da produtividade do talhão de cana-de-açúcar por meio de técnicas de sensoriamento remoto

Os parâmetros utilizados para a estimativa de variabilidade espacial de produtividade do talhão de cana-de-açúcar estudado foram obtidos pela utilização de técnicas de sensoriamento remoto, como a espectrorradiometria no campo e as imagens digitais de plataforma aérea.

As duas variáveis para as quais foram determinados seus graus de associação, foram as médias dos índices de vegetação dos pontos de pesagem conhecida e as médias dos pesos de cana-de-açúcar.

Foram utilizados os Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais e Multiespectrais considerando as três amostragens e neles destacados 29 pontos da grade amostral que possuem pesagem de cana-de-açúcar conhecida, para estimativa da variabilidade espacial de produtividade.

Para a estimativa da variabilidade espacial de produtividade do talhão de cana-de-açúcar em estudo foram utilizados os coeficientes de correlação de Spearman, entre as Médias dos valores dos índices de vegetação dos pontos que, entre os 29 pontos de pesagem de cana-de-açúcar conhecida, se agruparam em cada uma das cinco classes de índices de vegetação e as respectivas médias dos pesos de cana-de-açúcar.

As médias dos pesos de cana-de-açúcar foram obtidas considerando entre os 29 pontos da grade amostral, aqueles que ficaram agrupados em cada uma das cinco classes de índices de vegetação.

Os coeficientes de correlação de Spearman entre as médias dos valores dos índices de vegetação e as médias dos pesos de cana-de-açúcar são mostrados nas Tabelas 1 e 2. Para esses coeficientes foram feitos testes de significância e foram determinados níveis de probabilidade ou p-values.

Tabela 1: Coeficientes de correlação de Spearman entre as médias de índices de vegetação hiperespectrais e as médias de pesos de cana-de-açúcar de 29 pontos de pesagem conhecida, que se agruparam em cada uma das cinco classes de índices de vegetação. Abaixo dos coeficientes estão indicados os respectivos níveis de probabilidade.

Coeficientes de Correlação			
Índ. Veg. Hiperespectrais	1ª amostra	2ª amostra	3ª amostra
NDVI	0,2 0,7471	0,2 0,8048	0,7 0,1881
GNDVI	0,7 0,1881	-1,0 0	0,4 0,4502
SAVI	0,1 0,8729	0,1 0,8729	0,9 * 0,0374
GSAVI	0,4 0,5046	-0,3 1	-0,1 0,8729
OSAVI	0,3 0,6238	0,1 0,9347	0,8 0,0886
ARVI	0,1 0,9347	0,1 0,8729	0,6 0,2848
PSSRa	0,7 0,1881	-0,7 0,1881	0,8 0,1041
TCARI/OSAVI	-0,6 x	0,4 0,7406	0,7 0,1881

* Significativo ao nível de 5% de probabilidade.

x: Ocorreram pontos em apenas 4 Classes de Índices de Vegetação.

Tabela 2: Coeficientes de correlação de Spearman entre as médias de índices de vegetação multiespectrais e as médias de pesos de cana-de-açúcar de 29 pontos de pesagem conhecida, que se agruparam em cada uma das cinco classes de índices de vegetação. Abaixo dos coeficientes estão indicados os respectivos níveis de probabilidade.

Coeficientes de Correlação			
Índ. Veg. Multiespectrais	1ª amostra	2ª amostra	3ª amostra
NDVI	0,7 0,1881	0,7 x	0,6 0,2848
GNDVI	0,7 0,2189	0,7 x	0,8 0,1041
SAVI	0,7 0,1881	0,7 x	0,7 0,1881
GSAVI	0,7 0,2189	0,7 x	1,0 ** 0,0048
OSAVI	0,7 0,1881	0,7 x	0,7 0,1881
ARVI	0,3 0,6238	0,8 x	0,9 x
PSSRa	0,7 0,1881	0,7 x	0,2 0,7471
TCARI/OSAVI	x(1)	x(2)	x(1)

** Significativo ao nível de 1% de probabilidade.

x: Ocorreram pontos em apenas quatro Classes de Índices de Vegetação.

x(1): Houve apenas 3 valores para o Índice de Vegetação TCARI/OSAVI.

x(2): Para o Índice de Vegetação TCARI/OSAVI, todos os pontos amostrais se agruparam na Classe 5.

Os valores encontrados para os coeficientes de correlação indicaram na maior parte, correlações positivas entre as médias de valores de índice de vegetação, tanto hiperespectrais como multiespectrais, com as médias dos pesos de cana-de-açúcar.

Para as médias dos índices de vegetação desses pontos, foi feita análise estatística utilizando valores de desvio padrão, valor máximo em cada classe de índices de vegetação, valor mínimo em cada classe e quantidade de pontos que se agruparam em cada classe. Esses valores são mostrados nas Tabelas 1 a 16 do APÊNDICE D.

Entre os coeficientes de correlação mostrados na Tabela 1, o índice de vegetação SAVI hiperespectral em sua 3ª amostra apresentou o coeficiente 0,9 com um nível de probabilidade de 0,0374 indicando forte correlação positiva. Pela Tabela 3 do APÊNDICE D esse índice de vegetação apresentou baixos valores de desvio padrão para suas cinco classes.

Na Tabela 2 o índice de vegetação GSAVI multiespectral em sua 3ª amostra apresentou o coeficiente 1,0 com níveis de probabilidade de 0,0048 indicando forte correlação significativa ao nível de 1% de probabilidade estatística e apresentando pela Tabela 12 do APÊNDICE D, baixos valores de desvio padrão para suas cinco classes.

Os valores dos índices de vegetação hiperespectrais NDVI, SAVI e OSAVI apresentaram baixos desvios padrão, fortes correlações positivas, porém com níveis de probabilidade próximos de 5% de significância estatística.

Os valores dos índices de vegetação multiespectrais apresentaram em sua maioria valores máximos dentro das classes, muito próximos aos valores mínimos e portanto baixos desvios padrão.

Em alguns casos de forte correlação positiva entre médias de índices de vegetação e médias de pesos de cana-de-açúcar mostrados na Tabela 2, não houve a determinação de níveis de probabilidade por não haverem pontos da grade amostral dentro de alguma das classes de índices de vegetação.

Os valores dos coeficientes que apresentaram forte correlação, porém com níveis de probabilidade próximos do nível de 5% de significância para a maioria dos índices de vegetação hiperespectrais e multiespectrais, indicam que a obtenção de valores de reflectâncias e de pesagem poderia favorecer maior quantidade de índices de vegetação para estimativa de variabilidade

espacial de produtividade de cana-de-açúcar, se o estudo fosse realizado em campo experimental e sob condições de iluminação solar características de verão.

A variabilidade espacial dos índices de vegetação pode ser estimada através dos contornos das cinco diferentes classes de índices de vegetação, que estão registrados nos Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais e Multiespectrais.

Obedecendo a uma escala de cores, a classe que possui as maiores médias de índices de vegetação hiperespectrais, para a qual se estima os maiores índices de produtividade em t/ha, é a que apresenta as áreas de cor azul, conforme mostrado na Figura 10. Essa classe é seguida em ordem decrescente de médias de índices de vegetação pelas classes de áreas verdes, amarelas e laranja. A classe de área em cor vermelha é a que apresenta as menores médias de índices de vegetação.

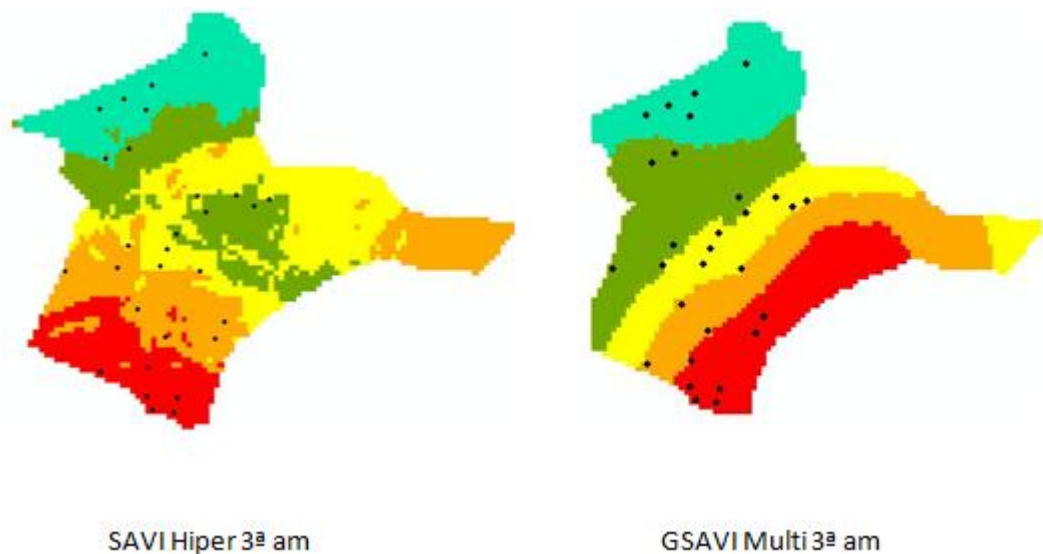


Figura 10: Mapas de Classes de Índices de Vegetação do SAVI Hiperespectral na sua 3ª amostra e do GSAVI Multiespectral na 3ª amostra, contendo 29 pontos de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.

Nos Mapas mostrados pela Figura 10 pode ser observado que ambos apresentam, dentro do mesmo Mapa, os setores que estão destacados em azul e os setores que estão destacados em vermelho mostrados pela Figura 11, como os setores de mais alta e de mais baixa estimativa de produtividade de cana-de-açúcar em função dos valores dos índices de vegetação. O mapa de produtividade mostrado pela Figura 6 apresenta em posições correspondentes o setor em tons de azul com maior produtividade de cana-de-açúcar e o setor de cores vermelha e alaranjada como o de menor produtividade.



Figura 11: O setor destacado em azul apresentou as maiores estimativas de produtividade de cana-de-açúcar e o setor destacado em vermelho apresentou as menores estimativas.

Os Mapas de Classes de Índices de Vegetação mostrados pela Figura 10 apresentam resultados de variabilidade espacial que apontam para a confirmação da hipótese da existência de correlação positiva entre os índices de vegetação multiespectrais obtidos por imagens digitais de plataforma aérea e a pesagem de cana-de-açúcar, o mesmo ocorrendo com os índices de vegetação hiperespectrais obtidos por espectrorradiografia de dossel no campo.

Entre os 24 Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais e os 24 Mapas de Classes de Índices de Vegetação Multiespectrais mostrados nos APÊNDICES B e C, mesmo tendo sido deles

obtidos coeficientes de correlação inferiores aos do SAVI hiperespectral 3ª amostra e aos do GSAVI multiespectral 3ª amostra, é possível ser observada a tendência de serem apresentados os maiores valores de índices de vegetação no mesmo setor que é indicado pelos Mapas desses dois índices de vegetação mostrados pela Figura 10. O mesmo ocorre em relação aos menores valores de índices de vegetação.

Desses 48 Mapas, 29 apresentam tanto os setores destacados de azul como os de vermelho em posições referentes aos mesmos setores observados nas Figuras 10 e 11.

O talhão estudado é constituído por uma área de plantio de cerca de 110000 m², que tem acompanhamento frequente durante o desenvolvimento da cultura de cana-de-açúcar. Segundo informações do gerente da cultura, o lançamento de defensivos agrícolas e o processo de adubação são feitos com uniformidade em toda a área do talhão.

É esperada a ocorrência de variabilidade espacial de índices de vegetação e de pesagem de cana-de-açúcar, mas não são esperadas grandes variações para esses valores.

A região do talhão, para a qual foram encontrados nos Mapas de Classes de Índices de Vegetação mostrados na Figura 10 os maiores valores de médias de índices de vegetação, fica situada em um talude. A área cultivada fica na parte inferior desse talude. Ficam situadas na parte superior desse talude, vegetações nativas e uma nascente de água, favorecendo a retenção de água no solo.

A posição desse setor do talhão é beneficiada por condições de umidade do solo que favorecem a absorção de nutrientes e o desenvolvimento da vegetação, resultando em maiores valores de atividade fotossintética, de índices de vegetação e de produtividade.

A região do talhão, em que foram encontrados nos Mapas de Classes de Índices de Vegetação, mostrados na Figura 10, os menores valores de médias de classes de índices de vegetação, fica situada em uma área em plano horizontal, junto com áreas de pastagem.

Os valores dos índices de vegetação utilizados para a determinação dos Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais seriam mais representativos das características espectrais do dossel sem a ocorrência do

vento, que mesmo sendo calmo, provocou pequenas modificações nas inclinações das folhagens, que são frequentes e inevitáveis.

A coleta de dados hiperespectrais de dossel de cana-de-açúcar está frequentemente sujeita à ação do vento. As medições foram feitas em pontos sem ocorrência de vento e em outros na presença de vento calmo. Nas situações de vento calmo os arbustos movimentam sua sombra própria e sua sombra projetada. Esse efeito do vento provoca variações nos valores de reflectância do dossel. Essas variações foram observadas pela tela do espectrorradiômetro durante o trabalho de campo, verificando-se a existência de movimentação do gráfico durante as medições.

A coleta de dados multiespectrais foi feita com as facilidades de se obter todos os valores de reflectâncias do talhão de uma só vez em cada imagem e com a possibilidade de obtenção de várias amostras de imagens em poucos minutos de sobrevoo.

Entretanto, as amostras de imagens obtidas por plataforma aérea, nunca são iguais devido às diferentes posições de tomadas de imagens ao longo da trajetória de voo em torno do talhão, que deixam as imagens sujeitas a variações nas reflectâncias, entre as amostras obtidas na mesma data.

4.2 - Determinação do melhor índice de vegetação para discriminação de níveis de produtividade

Tomando-se por base as Tabelas 1 e 2, o índice de vegetação hiperespectral SAVI seria apontado como o melhor entre os índices de vegetação hiperespectrais por ter apresentado coeficiente de correlação de 0,9 com significância estatística ao nível de 5% de probabilidade em sua 3ª amostra. O índice de vegetação multiespectral GSAVI seria apontado como o melhor entre os índices de vegetação multiespectrais por ter apresentado coeficiente de correlação de 1,0 com significância estatística ao nível de 1% de probabilidade em sua 3ª amostra.

O talhão em estudo é um campo de cultivo comercial onde são utilizadas técnicas de plantio direto. Mesmo após a queima da cana-de-açúcar,

o ápice é cortado e deixado no solo para cobertura. Os Índices SAVI (Huete, 1988) e GSAVI (Sripada et al., 2006), foram formulados para diminuir as interferências nas reflectâncias do dossel das vegetações que são causadas pelas reflectâncias do solo e de elementos de fundo, não fotossinteticamente ativos como as palhas.

Molin et al. (2010) utilizaram o NDVI e procederam correlação linear entre produtividade e pesos de colmos em campo experimental, utilizando sensor ótico ativo. Abdel-Rahman et al. (2010) utilizaram o NDVI e medições de concentração de Nitrogênio em plantio comercial de cana-de-açúcar fazendo medições de folhas individuais. Cicek et al. (2010) utilizaram NDVI e GNDVI em campos experimentais de milho e de soja para obtenção de níveis de produtividade, em campos experimentais utilizando imagens de plataformas orbitais. Bargain et al. (2012) testaram a eficiência dos índices de vegetação ARVI, NDVI, PSSRa e OSAVI, entre outros Índices, para estimativa de biomassa em algas marinhas utilizando imagens de sensores orbitais.

A presente pesquisa foi realizada utilizando câmeras fotográficas de uso comum, espectrorradiômetro e plataforma aérea em um talhão de cana-de-açúcar a nível comercial, o que apresenta diferenças metodológicas em relação aos trabalhos que foram consultados.

A metodologia apresentada na presente pesquisa visa à redução de custos operacionais e a rapidez de informações relativas a trabalhos de extensão universitária e setores de agricultura familiar, buscando a variabilidade espacial dos níveis de produtividade e iniciando os trabalhos com cultura de cana-de-açúcar.

É interessante dar continuidade a esse tipo de pesquisa em outras culturas agrícolas, procurando condições de medições de reflectâncias de dossel e de paisagem que favoreçam melhores níveis de precisão no campo.

4.3 - Coeficientes de correlações feitas entre pesos de cana-de-açúcar com grau brix, com percentuais de argila, de umidade do solo, com soma de bases e com capacidade de troca catiônica

As correlações entre pesos de cana-de-açúcar e as medições de grau Brix e atributos do solo apresentaram coeficientes de correlação de Spearman indicando correlações não significativas a 5% de probabilidade estatística, conforme mostrados na Tabela 3.

Tabela 3: Coeficientes de correlação de Spearman entre os pesos de cana-de-açúcar com o grau Brix obtido durante a colheita e com cinco variáveis obtidas por amostragem de solo, em 29 pontos da grade amostral. Abaixo dos coeficientes estão indicados os respectivos níveis de probabilidade.

VARIÁVEIS	COEFICIENTES DE CORRELAÇÃO
Grau Brix	0,10 0,5820
Argila	-0,14 0,4400
Umidade do solo	-0,03 0,8404
Soma de bases	-0,19 0,3217
Capacidade de troca catiônica total	-0,24 0,2054
Capacidade de troca catiônica efetiva	-0,16 0,3892

O período de retirada de amostras de solo é caracterizado como uma fase de baixos valores de umidade relativa do ar, e baixas taxas pluviométricas, além de baixas médias de temperaturas. Esses fatores favorecem o amadurecimento da cana-de-açúcar, tendo sido a colheita programada para este mesmo período.

As taxas de umidade do solo favorecem a absorção de nutrientes pela planta e por consequência vem o aumento de peso de produto por área plantada. Entretanto, considerando um plantio comercial, não devem ser esperadas correlações positivas entre essas variáveis.

Em um plantio de intenções comerciais, a medição de pesos de cana-de-açúcar apresenta obstáculos e não possibilita a demarcação de mais de 30 pontos em um talhão de aproximadamente 110000 m², a não ser que se disponha de uma numerosa equipe de pessoas envolvidas na medição de peso.

Tendo em vista a existência de várias frentes de trabalhadores cortadores de cana-de-açúcar, o controle que precisa ser feito para que, nos setores demarcados para pesagem, só seja cortada a cana na presença do pesquisador, devido à medição com trena que precisa ser feita na linha de plantio, exige a composição de uma equipe numerosa de ajudantes para o controle do corte dos pontos demarcados. A quantidade de 29 pontos, tanto para amostragem de pesos de cana-de-açúcar quanto para amostragem de grau Brix e das demais variáveis, foi pequena para obtenção de coeficientes de correlação estatisticamente significativos.

4.4 - Desenvolvimento de um sistema de obtenção de imagens digitais para agricultura de precisão em plataforma aérea de baixo custo operacional

A plataforma aérea utilizada atingiu seus objetivos quanto ao enquadramento e captura da cena correspondente ao talhão, sem prejuízos de focalização na parte relativa ao talhão em estudo. O estojo construído para acionamento das duas câmeras poderá ser utilizado manualmente ou preso à fuselagem da aeronave.

A altura do sobrevoo em relação ao solo foi calculada em função da distância focal da câmera e das dimensões máximas do talhão, imaginando-o inscrito em um retângulo de 600m por 400m. Entretanto essa altura precisou ser um pouco maior para que sobrasse imagem em torno do talhão como margem de tolerância para qualquer desvio de pontaria por parte das câmeras.

O estojo não possibilitou o exato alinhamento dos eixos de visada das duas câmeras, ou seja, as imagens de cada cena não ficaram exatamente iguais. Entretanto esse pequeno desalinhamento já era esperado.

Por serem duas câmeras e, portanto dois CCDs, que podem apresentar dimensões ligeiramente diferentes entre si, não seria possível fazer as duas imagens coincidirem pixel a pixel para o programa computacional Matlab processar as Imagens Índice.

O procedimento feito por recortes de imagens possibilitou a separação das bandas denominadas de Red, Green e Blue em cada recorte, o cálculo dos índices de vegetação utilizando os valores numéricos dos pixels dos recortes e a determinação da média dos valores dos pixels desses recortes, utilizando o programa computacional Matlab.

Cada recorte de imagem formou um quadrado de 30 X 30 pixels para cada um dos 154 pontos da grade amostral do talhão. O tamanho de pixel, segundo o programa computacional Erdas 9.1, foi de aproximadamente 23 cm. Cada recorte de imagem fez o registro de uma área de 6,90 m X 6,90 m.

As características de luminosidade como azimute e altura solar, durante os meses de junho e julho no horário de 10 h às 14h, não são tão boas quanto as da época de verão. Um dos fatores que contribuem para a melhoria da definição das classes de índices de vegetação multiespectrais se refere à realização da coleta de imagens no período de novembro a fevereiro. As imagens obtidas nesse período, provavelmente apresentarão menores ocorrências de sombras projetadas entre os arbustos.

Nas propriedades agrícolas é muito importante o conhecimento dos setores da cultura que necessitam de correções para aumento de produtividade e dos setores que não necessitam tanto de correções. Seguindo procedimentos de manejo de cultura agrícola setorizado os agricultores terão chances de maior produção por área plantada, menos desmatamentos, alimentos com menores taxas de agrotóxicos e o meio ambiente sem excessos de produtos químicos no solo.

O sistema de obtenção de imagens em plataforma aérea atingiu seus objetivos ao fornecer as imagens que serviram como fonte de dados para a determinação dos índices de vegetação multiespectrais.

4.5 - Determinação da variabilidade temporal dos índices de vegetação utilizados para discriminação de níveis de produtividade

Os índices de vegetação hiperespectrais e multiespectrais obtidos para o talhão em estudo são constituídos por valores numéricos referentes a cada um dos 154 pontos da grade amostral. Foram considerados para a determinação da variabilidade temporal, os valores da média da classe 5 e da média da classe 1 dos Mapas de Classes de Índices de Vegetação Hiperespectrais e Multiespectrais nas três datas de amostragem.

A classe 5 faz o agrupamento dos maiores valores de índices de vegetação e a classe 1 reúne os menores valores.

Os índices de vegetação NDVI, SAVI, GSAVI e OSAVI hiperespectrais mostrados pelas Figuras 12, 16, 18 e 20, apresentaram variabilidade temporal semelhante à dos mesmos índices multiespectrais mostrados pelas Figuras 13, 17, 19, e 21. O índice de vegetação TCARI/OSAVI multiespectral por não ter apresentado variabilidade espacial, não tem apresentada sua variabilidade temporal.

O índice de vegetação SAVI hiperespectral, mostrado na Figura 16, de maior coeficiente de correlação com os pesos de cana-de-açúcar, apresentou variabilidade temporal semelhante ao SAVI multiespectral, mostrado na Figura 17. O índice de vegetação GSAVI multiespectral, mostrado pela Figura 19 apesar dos baixos valores e pequenas diferenças entre classes, apresentou semelhante variabilidade temporal com o GSAVI hiperespectral mostrado pela Figura 18.

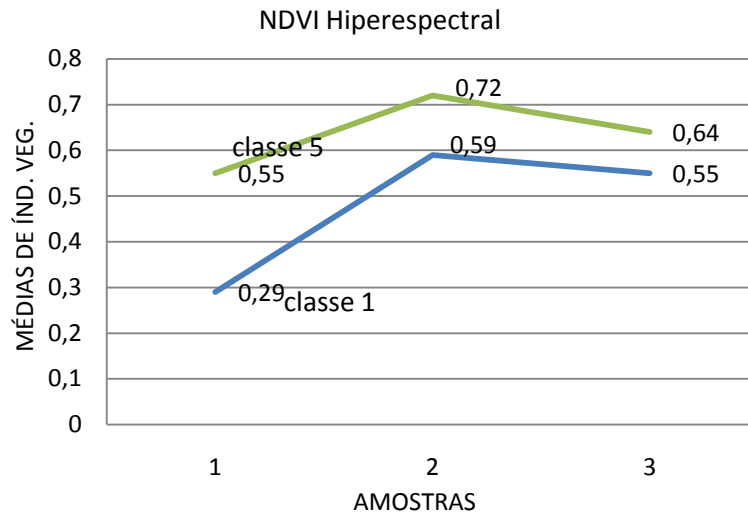


Figura 12: Variabilidade temporal do NDVI hiperespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

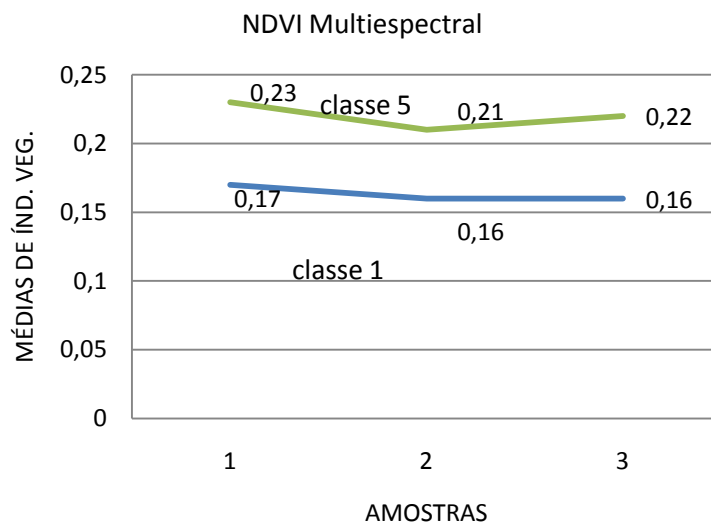


Figura 13: Variabilidade temporal do NDVI multiespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

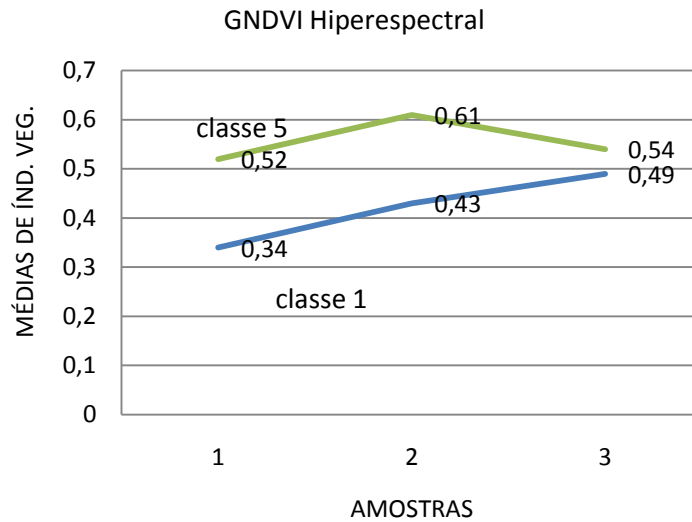


Figura 14: Variabilidade temporal do GNDVI hiperespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

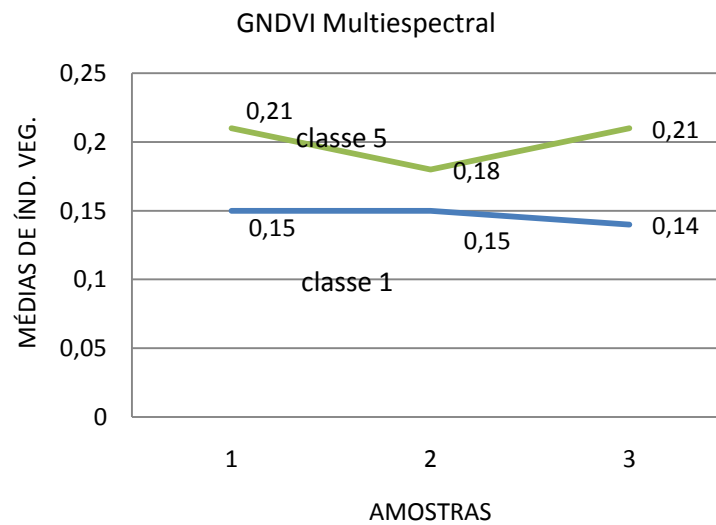


Figura 15: Variabilidade temporal do GNDVI multiespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

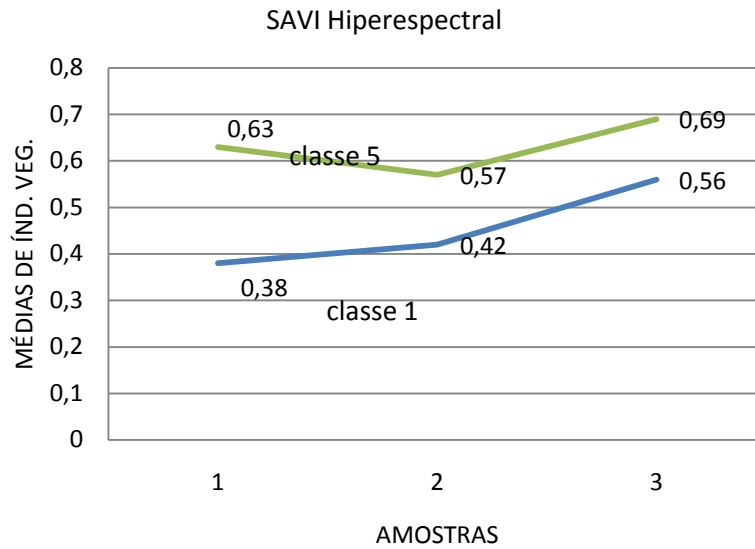


Figura 16: Variabilidade temporal do SAVI hiperespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

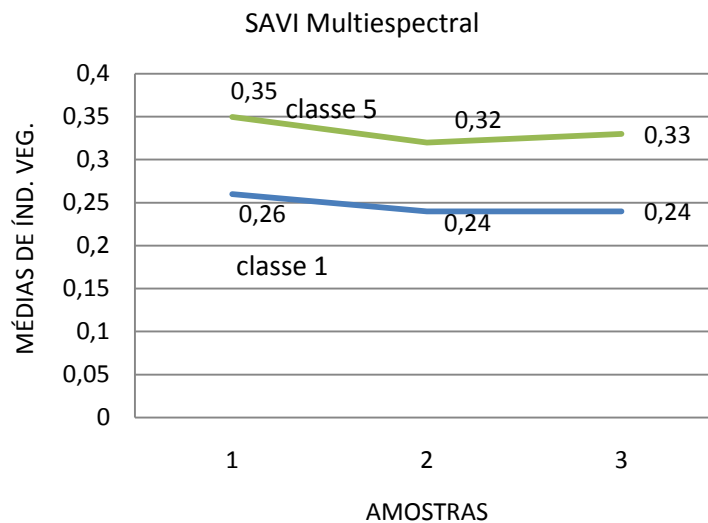


Figura 17: Variabilidade temporal do SAVI multiespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

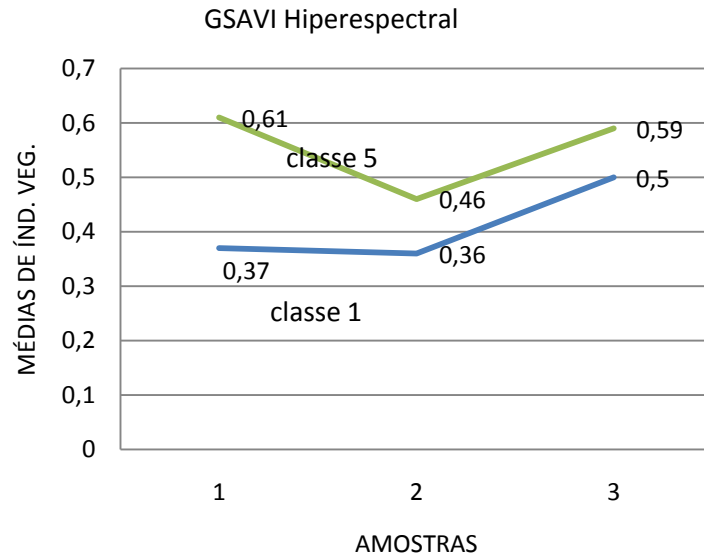


Figura 18: Variabilidade temporal do GSAVI hiperespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

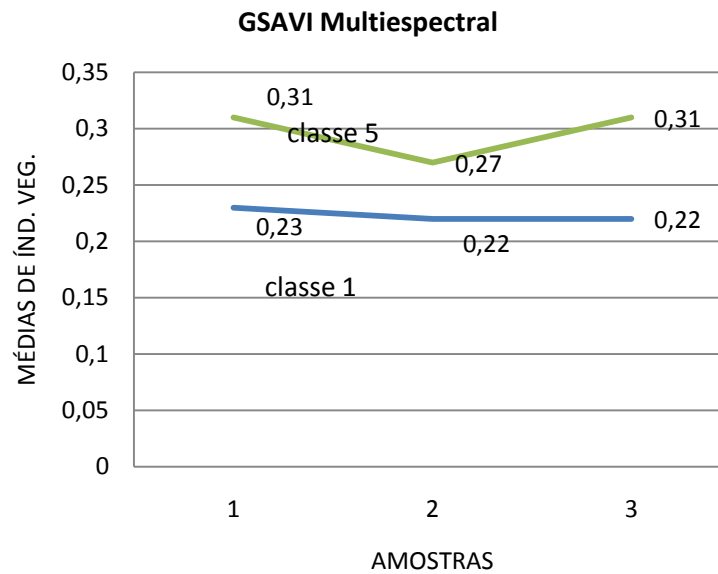


Figura 19: Variabilidade temporal do GSAVI multiespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

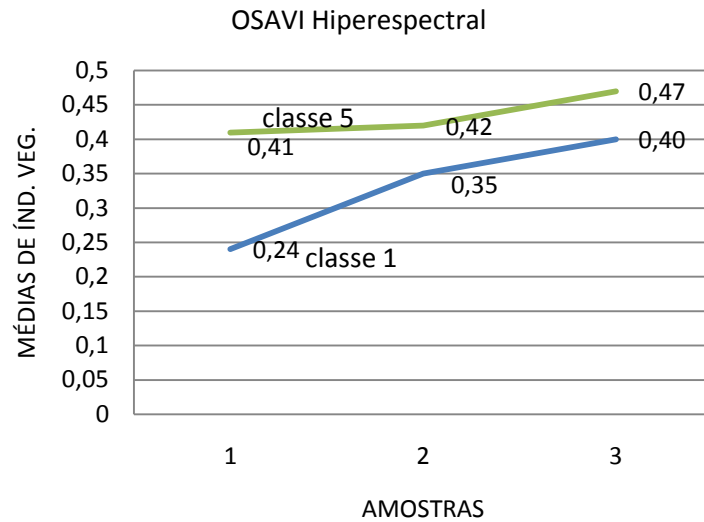


Figura 20: Variabilidade temporal do OSAVI hiperespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

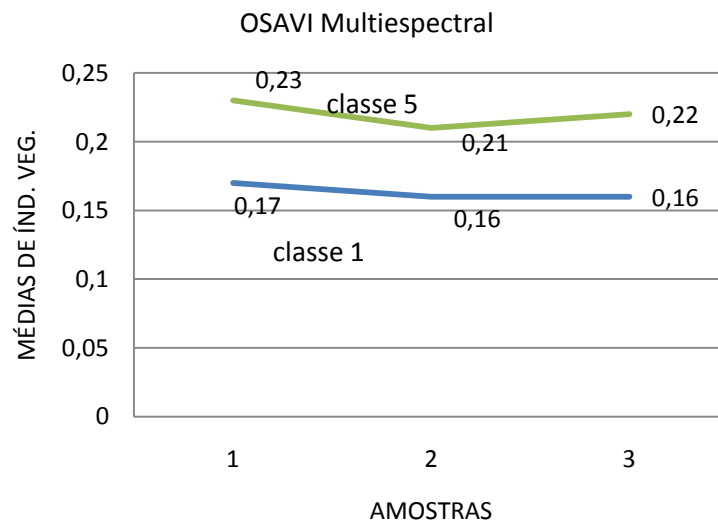


Figura 21: Variabilidade temporal do OSAVI multiespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

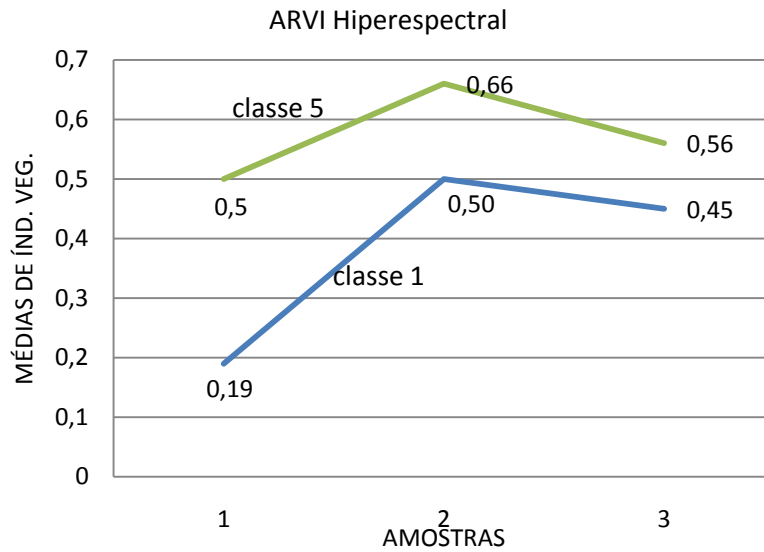


Figura 22: Variabilidade temporal do ARVI hiperespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

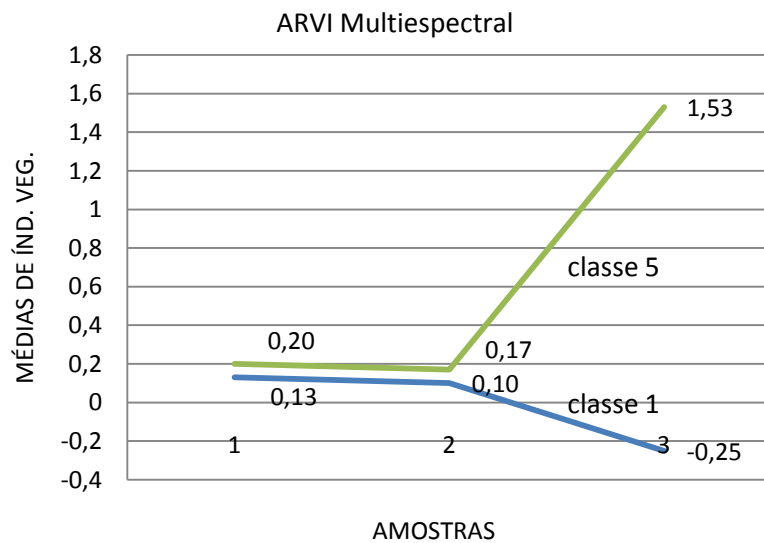


Figura 23: Variabilidade temporal do ARVI multiespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

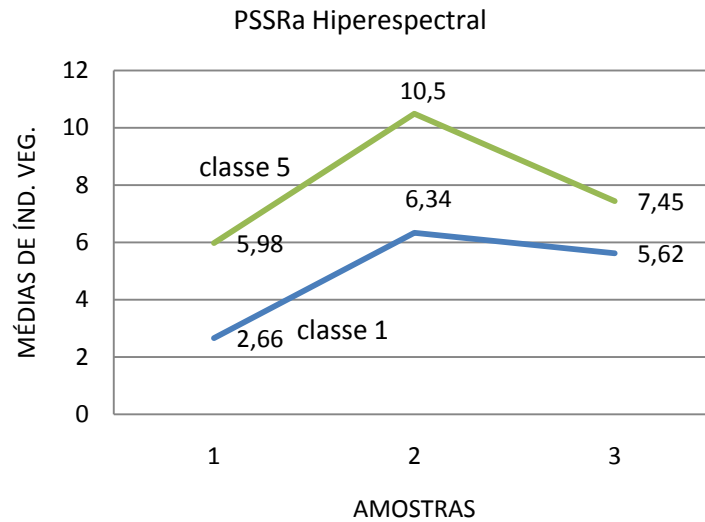


Figura 24: Variabilidade temporal do PSSRa hiperespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

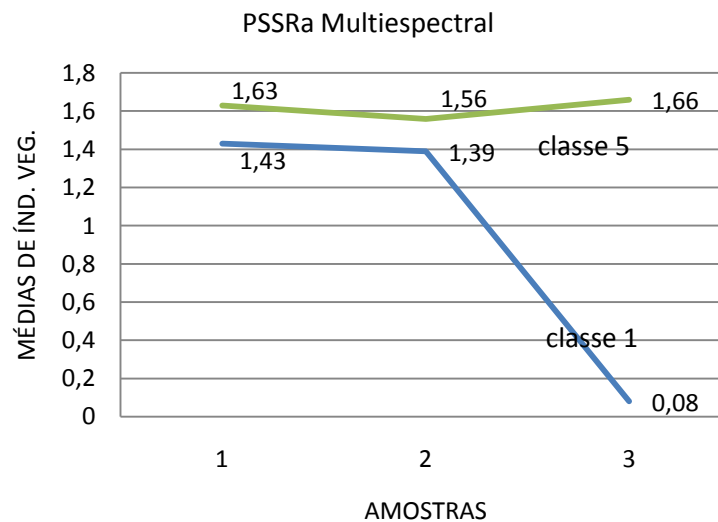


Figura 25: Variabilidade temporal do PSSRa multiespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

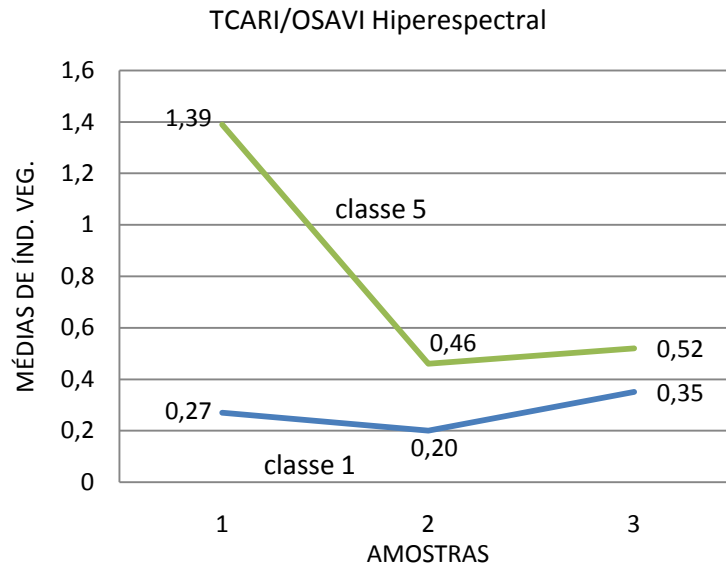


Figura 26: Variabilidade temporal do TCARI/OSAVI hiperespectral nas 3 amostras, considerando as médias de índices de vegetação da classe 5 de maiores valores e da classe 1 de menores valores.

Os índices de vegetação multiespectrais apresentaram valores menores e com menores diferenças entre a classe de maiores valores e a classe de menores valores.

A quantidade de três datas de amostras de índices de vegetação se apresentou insuficiente para apontar aumentos ou diminuições do vigor da vegetação durante seu desenvolvimento. O talhão em estudo possui características comerciais, em que não ocorreram interferências externas à cultura ao longo de seu desenvolvimento além da ocorrência de períodos de chuvas.

O estudo da variabilidade temporal contribui para estimativa de produtividade no talhão de cana-de-açúcar em estudo, se for considerada uma quantidade maior de datas de amostras de índices de vegetação nos pontos da grade amostral, nos estágios de desenvolvimento da vegetação que apresentam maiores índices de área foliar.

5 - CONCLUSÕES

Esse trabalho utilizou técnicas de sensoriamento remoto e de agricultura de precisão para serem feitas estimativas de variabilidade espacial de produtividade de cana-de-açúcar.

As coletas dos valores de reflectâncias espectrais de dossel foram feitas por sensoriamento remoto utilizando sensor hiperespectral no campo e sensor multiespectral em plataforma aérea. Essas reflectâncias foram transformadas em valores numéricos pela utilização de oito índices de vegetação em pontos de uma grade e com três datas de amostragem.

A utilização de índices de vegetação espectrais constitui importante recurso no sentido de medições e análises de mudanças no estado das vegetações de modo simplificado e com agilidade para coletas de amostras. Esses índices foram utilizados para estimar a variabilidade espacial dos níveis de produtividade do talhão estudado.

Os índices de vegetação foram agrupados em cinco classes diferentes que apontaram, através de Mapas de Classes de Índices de Vegetação, para contornos do plantio com maiores níveis de atividade fotossintética e para contornos de menores níveis de atividade fotossintética. Os valores das médias dos índices de vegetação SAVI hiperespectral e GSAVI multiespectral obtidas nas cinco classes apresentaram correlação positiva estatisticamente significativa com a produtividade de cana-de-açúcar.

Os Mapas de Classes de Índices de Vegetação hiperespectrais e multiespectrais podem ajudar em trabalhos de agricultura de precisão. Suas indicações de variabilidade espacial podem orientar correções diferenciadas no sentido do aumento de produtividade agrícola.

A utilização de plataforma aérea possibilitou rapidez e facilidades de coletas de dados de reflectâncias multiespectrais e apresentaram viabilidade operacional para estudos de variabilidade espacial de produtividade de culturas agrícolas.

6 - REFERÊNCIAS CITADAS

ABDEL-RAHMAN, E. M.; AHMED, F. B.; VAN DEN BERG, M. Estimation of sugarcane leaf nitrogen concentration using in situ spectroscopy. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 12, Supplement 1, n. 0, p. S52-S57, 2010. Doi.org/10.1016/j.jag.2009.11.003.

ADRIAN, A. M.; NORWOOD, S. H.; MASK, P. L. Producers perceptions and attitudes toward precision agriculture technologies. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 48, n. 3, p. 256-271, 2005.

AHAMED, T.; TIAN, L.; ZHANG, Y.; TING, K. C. A review of remote sensing methods for biomass feedstock production. **Biomass and Bioenergy**, v. 35, n. 7, p. 2455-2469, 2011. Doi.org/10.1016/j.biombioe.2011.02.028.

ARAÚJO, J. C., VETTORAZZI, C. A., MOLIN, J. P. **Estimativa da produtividade e determinação de zonas de manejo, em culturas de grãos, por meio de videografia aérea multiespectral**. Acta Sci. Agron. Maringá, v. 27, n. 3, p. 437-447, July/Sept., 2005.

BARGAIN, A.; ROBIN, M.; LE MEN, E.; HUETE, A.; BARILLÉ, L. Spectral response of the seagrass *Zostera noltii* with different sediment backgrounds. **Aquatic Botany**, v. 98, n. 1, p. 45-56, 2012. Doi.org/10.1016/j.aquabot.2011.12.009.

BIOSEV - A Louis Dreyfus Commodities Company. Setor sucroalcooleiro. Disponível em: <http://www.mzweb.com.br/biosev/web/conteudo_pt.asp?idioma=0&conta=28&ipo=30884>. Acesso em: 28 jan 2013.

BOTANY ONLINE. Disponível em <<http://www.biologie.uni-hamburg.de/b-online/e24/3.htm>>. Acesso em: 21 mai 2013.

BLACKBURN, G. A. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales: An evaluation of some hyper-spectral approaches. **Remote Sensing of Environment**, v. 66, p. 273-285, 1998. doi:10.1016/S0034-4257(98)00059-5.

CICEK, H.; SUNOHARA, M.; WILKES, G.; MCNAIRN, H.; PICK, F.; TOPP, E.; LAPEN, D. R. Using vegetation indices from satellite remote sensing to assess corn and soybean response to controlled tile drainage. **Agricultural Water Management**, v.98, n.2, p.261-270,2010. Doi.org/10.1016/j.agwat.2010.08.019.

CHEN, H.; WANG, P.; LI, J.; ZHANG, J.; ZHONG, L. Canopy Spectral Reflectance Feature and Leaf Water Potential of Sugarcane Inversion. **Physics Procedia**, v. 25, n. 0, p. 595-600, 2012.

DAUGHTRY, C. S. T.; WALTHALL, C. L.; KIM, M. S.; DE COLSTOUN, E. B.; MCMURTREY III, J. E. Estimating Corn Leaf Chlorophyll Concentration from

Leaf and Canopy Reflectance. **Remote Sensing of Environment**, v. 74, n. 2, p. 229-239, 2000.

DEMARCHI, J. C.; PIROLI, E. L.; ZIMBACK, C. R. L. Análise temporal do uso do solo e comparação entre os índices de vegetação NDVI e SAVI no Município de Santa Cruz do Rio Pardo – SP usando imagens LANDSAT-5. **RAEGA**, UFPR, p. 234-271, Curitiba, 2011. ISSN: 2177-2738.

GARCIA-RUIZ, F.; SANKARAN, S.; MAJA, J. M.; LEE, W. S.; RASMUSSEN, J.; EHSANI, R. Comparison of two aerial imaging platforms for identification of Huanglongbing-infected citrus trees. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 91, n. 0, p. 106-115, 2013.

GITELSON, A.; KAUFMAN, Y.; MERZLYAK, M. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v.58, p.289-298, 1996. doi:10.1016/S0034-4257(96)00072-7.

GITELSON, A. A.; KAUFMAN, Y. J.; STARK, R.; RUNDQUIST, D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 76-87, 2002. Doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00289-9.

GOLDEMBERG, J.; COELHO, S. T.; GUARDABASSI, P. The sustainability of ethanol production from sugarcane. **Energy Policy**, v. 36, n. 6, p. 2086-2097, 2008.

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, n. 2–3, p. 416-426, 2002. Doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00018-4.

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**, v. 90, n. 3, p. 337-352, 2004.

HAMZEH, S.; NASERI, A. A.; ALAVIPANAH, S. K.; MOJARADI, B.; BARTHOLOMEUS, H. M.; CLEVERS, J. G. P. W.; BEHZAD, M. Estimating salinity stress in sugarcane fields with spaceborne hyperspectral vegetation indices. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 21, n. 0, p. 282-290, 2013.

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

HUNT, E. R., JR.; CAVIGELLI, M.; DAUGHTRY, C. T.; McMURTREY, J., III; WALTHALL, C. Evaluation of Digital Photography from Model Aircraft for

Remote Sensing of Crop Biomass and Nitrogen Status. **Precision Agriculture**, v. 6, n. 4, p. 359-378, 2005/08/01 2005. Doi.10.1007/s11119-005-2324-5.

KAUFMAN, Y.J.; TANRÉ, D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. v.30, n.2, p.261-270, 1992.

KAUFMAN, Y. J.; TANRÉ, D. Strategy for direct and indirect methods for correcting the aerosol effect on remote sensing: From AVHRR to EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 55, n. 1, p. 65-79, 1996.

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

KIM, D. H.; SLAUGHTER, D. C. Image-based real-time displacement measurement system. **Biosystems engineering**. n. 101, p. 388-395, 2008.

LABBÉ, S., ROUX, B., BÉGUÉ, A., LEBOURGEOIS, V., & MALLAVAN, B. An operational solution to acquire multispectral images with standard light cameras: Characterization and acquisition guidelines. In: **Proceedings of the International Society of Photogrammetry and Remote Sensing Workshop**. 2007.

LEE, W. S.; ALCHANATIS, V.; YANG, C.; HIRAFUJI, M.; MOSHOU, D.; LI, C. Sensing technologies for precision specialty crop production. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 74, n. 1, p. 2-33, 2010. Doi.org/10.1016/j.compag.2010.08.005.

LI, X.; LEE, W. S.; LI, M.; EHSANI, R.; MISHRA, A. R.; YANG, C.; MANGAN, R. L. Spectral difference analysis and airborne imaging classification for citrus greening infected trees. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 83, n. 0, p. 32-46, 2012. Doi.org/10.1016/j.compag.2012.01.010.

LICHTENTHALER, H. K.; LANG, M.; SOWINSKA, M.; HEISEL, F.; MIEHÉ, J. A. Detection of Vegetation Stress Via a New High Resolution Fluorescence Imaging System. **Journal of Plant Physiology**, v. 148, n. 5, p. 599-612, 1996.

LINK, J.; SENNER, D.; CLAUPEIN, W. Developing and evaluating an aerial sensor platform (ASP) to collect multispectral data for deriving management decisions in precision farming. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 94, n. 0, p. 20-28, 2013.

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 efficiency model. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 6, p. 1167-1177, 2010.

LIU, W. T. H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Campo Grande: Ed. UNIDERP, 2006. 908 p.: il, color.

MAOHUA, W. Possible adoption of precision agriculture for developing countries at the threshold of the new millennium. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 30, n. 1–3, p. 45-50, 2001.

MAZZETTO, F.; CALCANTE, A.; MENA, A. Comparing commercial optical sensors for crop monitoring tasks in precision viticulture, **J. of Ag. Eng. - Riv. di Ing.**, v.1, p. 11-18, 2009.

MIAO, Y.; MULLA, D. J.; RANDALL, G. W.; VETSCH, J. A.; VINTILA, R. Combining chlorophyll meter readings and high spatial resolution remote sensing images for in-season site-specific nitrogen management of corn. **Precision Agriculture**, v. 10, n. 1, p. 45-62, 2009. Doi. 10.1007/s11119-008-9091-z.

MOLIN, J. P.; FRASSON, F. R.; AMARAL, L. R.; POVH, F. P.; SALVIS, J. V. Capacidade de um sensor ótico em quantificar a resposta da cana-de-açúcar a doses de nitrogênio. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v.14, n.12, p.1345-1349, 2010.

MONTEIRO, P. F. C.; RUBENS FILHO, A.; XAVIER, A. C.; MONTEIRO, R.. O. C. **Análise de dados de sensoriamento remoto na estimativa da produtividade e altura final do feijão**. Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de maio de 2011, INPE p.8645

MULLA, D. J. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. **Biosystems Engineering**, n. 0, 2012. Doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009.

ORTIZ, B.V.; THOMSON, S.J.; HUANG, Y.; REDDY, K.N.; DING, W. Determination of differences in crop injury from aerial application of glyphosate using vegetation indices. **Computers and Electronics in Agriculture**. n.77, p.204–213, 2011.

PECKHAM, S. D.; AHL, D. E.; GOWER, S. T. Bryophyte cover estimation in a boreal black spruce forest using airborne lidar and multispectral sensors. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 6, p. 1127-1132, 2009.

PICOLI, M. C. A., RUDORFF, B. F. T., RIZZI, R., ZUBEN, F. J. V. **Estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar: estudo de caso Usina Catanduva**. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril 2007, INPE, p. 331-333.

RONDEAUX, G.; STEVEN, M.; BARET, F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v.55, p.95-107, 1996. Doi:10.1016/0034-4257(95)00186-7.

ROUSE, J. W.; JR., HASS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In **Proceedings Earth Resources Technology Satellite (ERTS) Symposium**. Washington: NASA, 1973. v.1, p.309–317.

RULINDA, C. M.; BIJKER, W.; STEIN, A. The chlorophyll variability in Meteosat derived NDVI in a context of drought monitoring. **Procedia Environmental Sciences**, v. 3, n. 0, p. 32-37, 2011. Doi.org/10.1016/j.proenv.2011.02.007.

RYU, C.; SUGURI, M.; UMEDA, M. Multivariate analysis of nitrogen content for rice at the heading stage using reflectance of airborne hyperspectral remote sensing. **Field Crops Research**, v. 122, n. 3, p. 214-224, 2011.

SAKAMOTO, T.; SHIBAYAMA, M.; KIMURA, A.; TAKADA, E. Assessment of digital camera-derived vegetation indices in quantitative monitoring of seasonal rice growth. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 66, n. 6, p. 872-882, 2011. Doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.08.005.

SEELAN, S. K.; LAGUETTE, S.; CASADY, G. M.; SEIELSTAD, G. A. Remote sensing applications for precision agriculture: A learning community approach. **Remote Sensing of Environment**, v. 88, n. 1–2, p. 157-169, 2003. Doi.org/10.1016/j.rse.2003.04.007.

SINGH, D. Generation and evaluation of gross primary productivity using Landsat data through blending with MODIS data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 13, n. 1, p. 59-69, 2011. Doi.org/10.1016/j.jag.2010.06.007

SRIPADA, R. P.; HEINIGER, R. W.; WHITE, J. G.; MEIJER, A. D. Aerial color infrared photography for determining early in-season nitrogen requirements in corn. **Agronomy Journal**. v.98, p.968-977, 2006. doi:10.2134/agronj2005.0200.

SUÁREZ, L.; ZARCO-TEJADA, P. J.; GONZÁLEZ-DUGO, V.; BERNI, J. A. J.; SAGARDOY, R.; MORALES, F.; FERERES, E. Detecting water stress effects on fruit quality in orchards with time-series PRI airborne imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 2, p. 286-298, 2010. Doi.org/10.1016/j.rse.2009.09.006.

UDOP – União dos Produtores de Bioenergia. Tabela 1618 - Área plantada, área colhida e produção, por ano da safra e produto. Disponível em: <http://www.udop.com.br/download/estatistica/area_cultivada/2013_ibge_area_plantada_regiao.pdf>. Acesso em: 23 jan 2013.

UFV. Apostila de sensoriamento remoto. Disciplina ENF-610. Universidade Federal de Viçosa, 2010. 71 p: il.

VERRELST, J.; SCHAEPMAN, M. E.; KOETZ, B.; KNEUBÜHLER, M. Angular sensitivity analysis of vegetation indices derived from CHRIS/PROBA data. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 5, p. 2341-2353, 2008.

VIEIRA, M. A.; FORMAGGIO, A. R.; RENNÓ, C. D.; ATZBERGER, C.; AGUIAR, D. A.; MELLO, M. P. Object Based Image Analysis and Data Mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas. **Remote Sensing of Environment**, v. 123, n. 0, p. 553-562, 2012.

WONG, D. W. S. e LEE, J. Statistical analysis of geographic information with Arc View GIS and ArcGIS. p. cm. Rev. ed. Of: Statistical analysis with ArcView GIS, 2001. ISBN-13: 978-0-471-46899-8 (cloth). ISBN-10: 0-471-46899-1 (cloth). G70.212L43 2005. 910'.285—dc22.

XIANG, H.; TIAN, L. Method for automatic georeferencing aerial remote sensing (RS) images from an unmanned aerial vehicle (UAV) platform. **Biosystems Engineering**, v. 108, n. 2, p. 104-113, 2011.

YANG, C.; EVERITT, J. H.; BRADFORD, J. M.; MURDEN, D. Comparison of airborne multispectral and hyperspectral imagery for estimating grain sorghum yield. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 52 (2), p. 641-649, 2009. ISSN 0001-2351.

YE, X.; SAKAI, K.; ASADA, S. -I; SASAO, A. Inter-relationships between canopy features and fruit yield in citrus as detected by airborne multispectral imagery. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 51 (2), p. 739-751, 2008. ISSN 0001-2351.

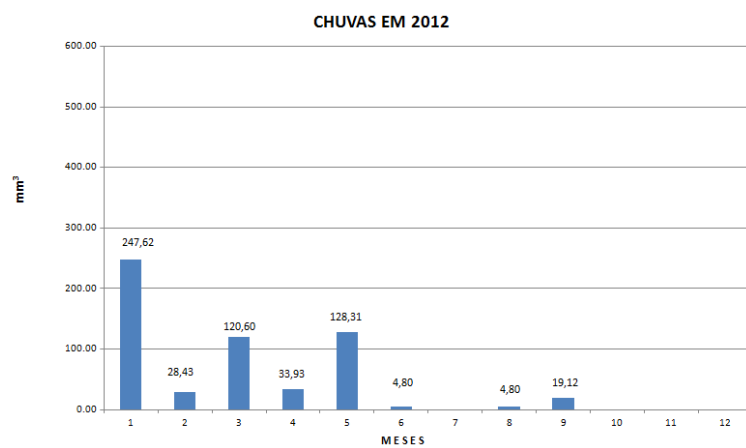
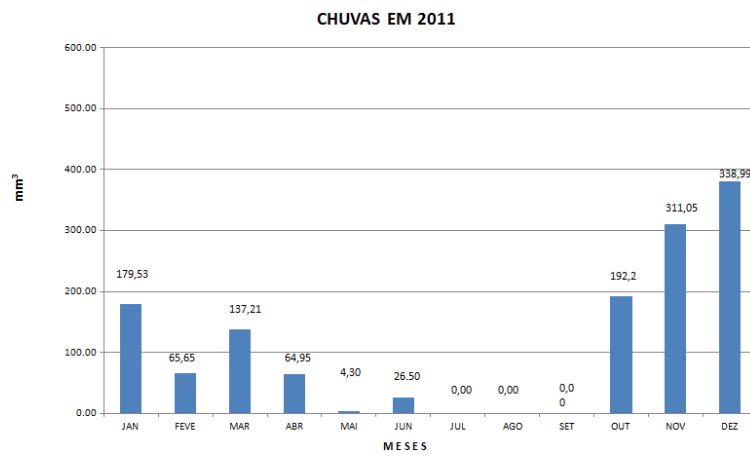
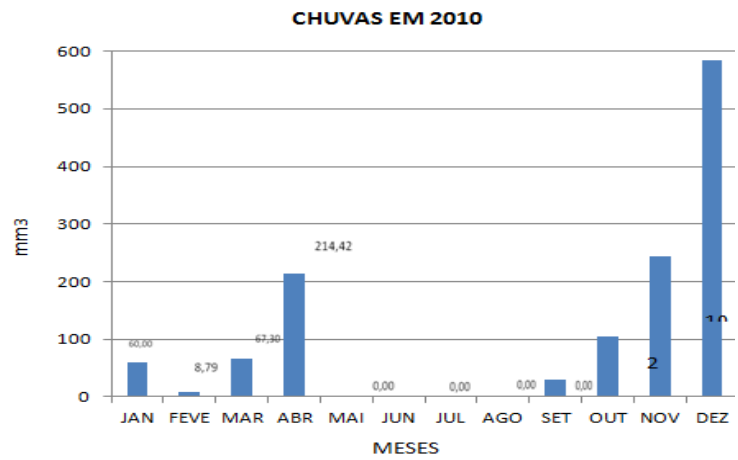
ZARATE-VALDEZ, J. L.; WHITING, M. L.; LAMPINEN, B. D.; METCALF, S.; USTIN, S. L.; BROWN, P. H. Prediction of leaf area index in almonds by vegetation indexes. **Computers and Electronics in Agriculture**. n. 85, p. 24-32, 2012.

ZHANG, H.; LAN, Y.; LACEY, R.; HOFFMANN, W. C.; HUANG, Y. Analysis of vegetation indices derived from aerial multispectral and ground hyperspectral data. **Int J Agric & Biol Eng**, 2(3): 33—40, 2009.

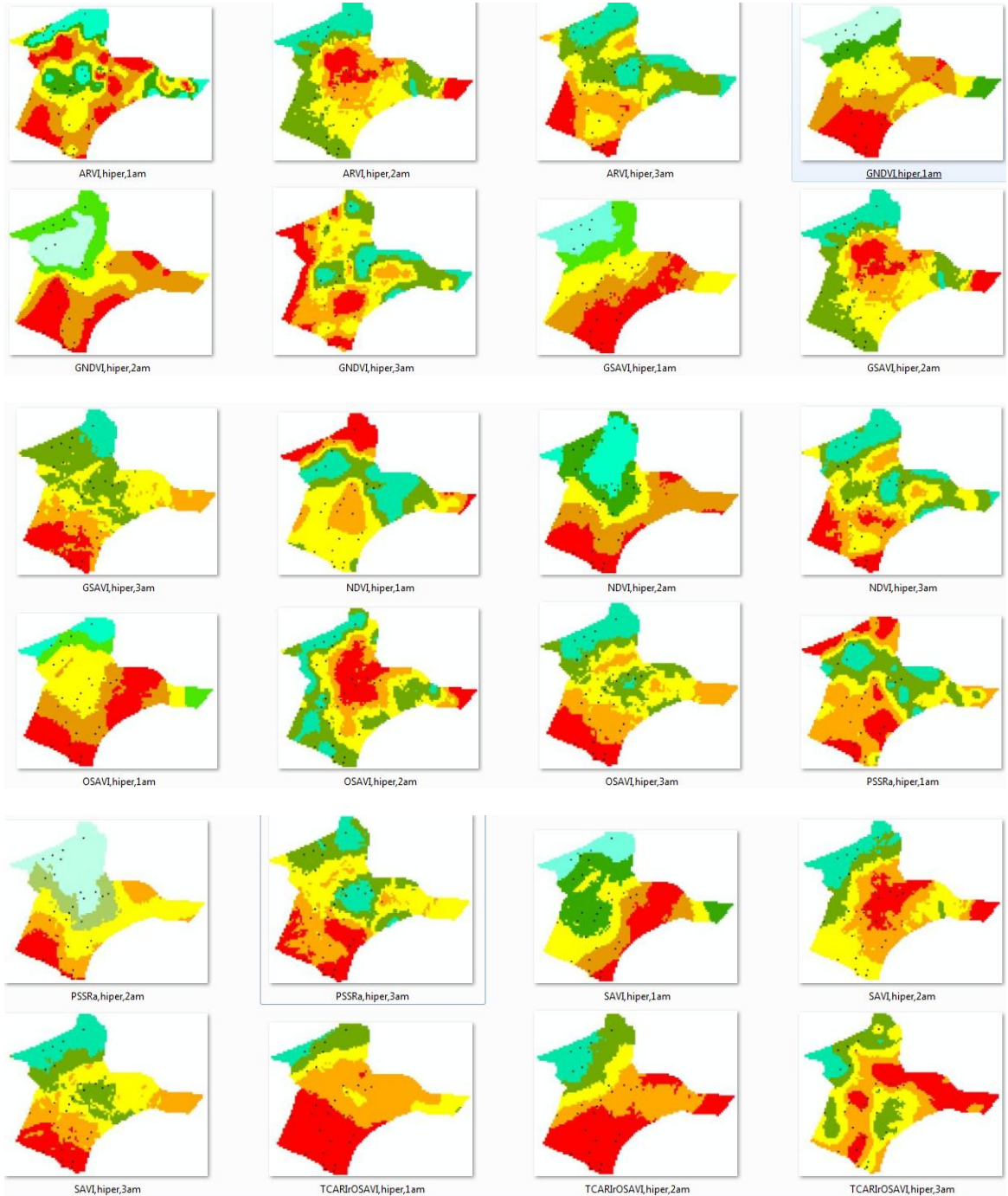
ZHANG, N.; WANG, M.; WANG, N. Precision agriculture—a worldwide overview. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 36, n. 2–3, p. 113-132, 2002.

ZHANG, Y.; CHEN, J. M.; MILLER, J. R.; NOLAND, T. L. Leaf chlorophyll content retrieval from airborne hyperspectral remote sensing imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 7, p. 3234-3247, 2008.

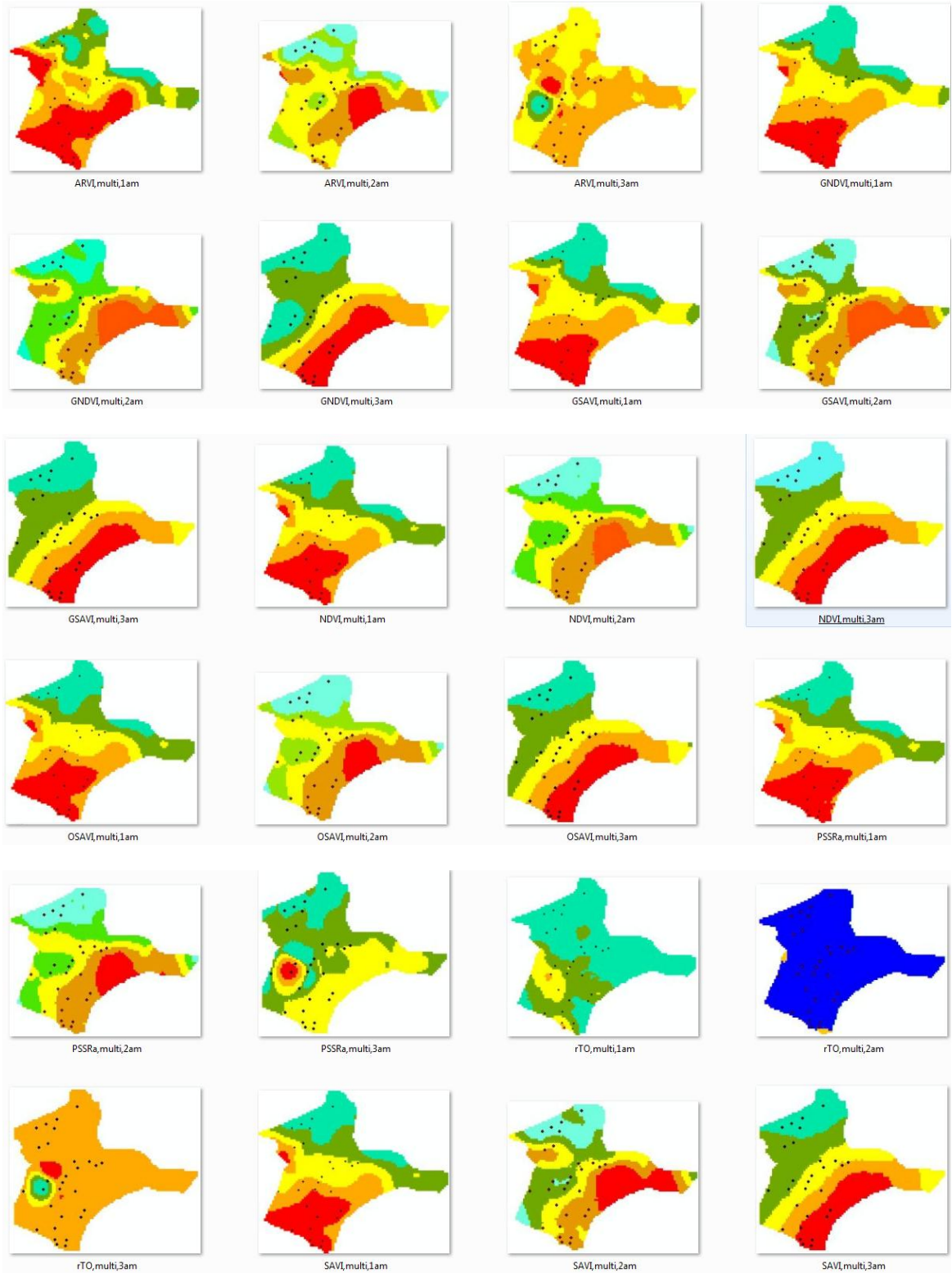
APÊNDICE A: Índices Pluviométricos da região de Ponte Nova-MG e Oratórios-MG.
 Fonte: CECA-UFV



APÊNDICE B: Mapas de Classes de Índices de Vegetação do NDVI, GNDVI, SAVI, GSAVI, OSAVI, ARVI, PSSRa e TCARI/OSAVI hiperespectrais.



APÊNDICE C: Mapas de Classes de Índices de Vegetação do NDVI, GNDVI, SAVI, GSAVI, OSAVI, ARVI, PSSRa e TCARI/OSAVI multiespectrais.



APÊNDICE D: Tabelas 1 a 16 constando média, máximo, mínimo, desvio padrão dos valores de índices de vegetação e as quantidades de pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar, que ficaram agrupados em cada uma das 5 classes de índices de vegetação.

Tabela 1: Estatística do índice de vegetação NDVI hiperespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

NDVI hiperespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	0.35	0.42	0.28	0.10	2	classe 1	0.71	0.76	0.57	0.07	7	classe 1	0.50	0.53	0.47	0.02	6
classe 2	-0.42	0.32	-1.00	0.61	10	classe 2	0.71	0.77	0.65	0.05	6	classe 2	0.55	0.62	0.46	0.07	4
classe 3	-0.44	0.52	-1.00	0.49	11	classe 3	0.69	0.77	0.57	0.11	3	classe 3	0.58	0.64	0.43	0.07	7
classe 4	0.57	0.68	0.46	0.11	3	classe 4	0.65	0.71	0.58	0.04	10	classe 4	0.61	0.69	0.56	0.05	5
classe 5	0.59	0.59	0.59	0.00	3	classe 5	0.62	0.66	0.60	0.03	3	classe 5	0.66	0.73	0.53	0.06	7

Tabela 2: Estatística do índice de vegetação GNDVI hiperespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

GNDVI hiperespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	0.29	0.56	-0.26	0.37	10	classe 1	0.64	0.66	0.61	0.02	7	classe 1	0.47	0.49	0.44	0.02	5
classe 2	-0.41	0.57	-1.00	0.75	4	classe 2	0.58	0.64	0.50	0.05	7	classe 2	0.64	2.00	0.40	0.48	10
classe 3	0.08	0.58	-1.00	0.68	8	classe 3	0.55	0.57	0.53	0.01	6	classe 3	0.51	0.55	0.47	0.03	6
classe 4	0.48	0.51	0.44	0.05	2	classe 4	0.48	0.51	0.46	0.02	7	classe 4	0.51	0.55	0.47	0.03	5
classe 5	0.33	0.46	0.27	0.08	5	classe 5	0.45	0.47	0.42	0.04	2	classe 5	0.51	0.55	0.47	0.03	3

Tabela 3: Estatística do índice de vegetação SAVI hiperespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

SAVI hiperespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	-0.30	-0.27	-0.32	0.04	2	classe 1	0.44	0.49	0.39	0.04	6	classe 1	0.52	0.68	0.42	0.09	6
classe 2	-0.06	0.73	-2.25	1.22	7	classe 2	0.43	0.46	0.36	0.04	5	classe 2	0.58	0.74	0.44	0.09	7
classe 3	-0.48	0.56	-2.25	1.38	6	classe 3	0.49	0.62	0.43	0.06	10	classe 3	0.64	0.82	0.45	0.19	3
classe 4	-1.12	0.50	-2.25	1.28	11	classe 4	0.41	0.41	0.41	x(1)	1	classe 4	0.59	0.73	0.52	0.07	7
classe 5	0.49	0.65	0.40	0.14	3	classe 5	0.58	0.74	0.39	0.14	7	classe 5	0.69	0.77	0.62	0.06	6

x(1): nessa classe ocorreu apenas um ponto de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.

Tabela 4: Estatística do índice de vegetação GSAVI hiperespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

GSAVI hiperespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	0.12	0.63	-1.29	0.76	8	classe 1	0.38	0.40	0.35	0.03	3	classe 1	0.48	0.76	0.37	0.15	6
classe 2	-0.14	0.66	-2.25	1.25	5	classe 2	0.38	0.41	0.35	0.03	6	classe 2	0.54	0.63	0.48	0.05	5
classe 3	-0.43	0.64	-2.25	1.37	9	classe 3	0.41	0.48	0.37	0.05	4	classe 3	0.55	0.68	0.46	0.09	6
classe 4	0.51	0.51	0.51	x(1)	1	classe 4	0.41	0.59	0.30	0.07	11	classe 4	0.53	0.60	0.46	0.05	11
classe 5	0.36	0.39	0.30	0.04	6	classe 5	0.51	0.60	0.33	0.11	5	classe 5	0.63	0.63	0.63	x(1)	1

x(1): nessa classe ocorreu apenas um ponto de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.

Tabela 5: Estatística do índice de vegetação OSAVI hiperespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

OSAVI hiperespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	-0.27	0.46	-1.00	0.65	6	classe 1	0.37	0.41	0.34	0.03	4	classe 1	0.37	0.41	0.33	0.03	6
classe 2	-0.22	0.46	-1.00	0.69	8	classe 2	0.38	0.42	0.32	0.04	5	classe 2	0.43	0.48	0.37	0.04	6
classe 3	-0.23	0.39	-1.00	0.60	10	classe 3	0.38	0.42	0.32	0.04	6	classe 3	0.42	0.55	0.33	0.08	6
classe 4	0.30	0.36	0.25	0.06	3	classe 4	0.42	0.51	0.36	0.04	9	classe 4	0.43	0.45	0.40	0.02	4
classe 5	0.31	0.36	0.25	0.08	2	classe 5	0.45	0.49	0.38	0.04	5	classe 5	0.47	0.51	0.40	0.04	7

Tabela 6: Estatística do índice de vegetação ARVI hiperespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

ARVI hiperespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	-0.07	0.62	-1.00	0.85	5	classe 1	0.67	0.72	0.56	0.05	9	classe 1	0.39	0.42	0.37	0.02	5
classe 2	-0.63	0.52	-1.00	0.68	8	classe 2	0.62	0.70	0.58	0.06	4	classe 2	0.47	0.53	0.34	0.07	7
classe 3	-0.79	0.47	-1.00	0.56	7	classe 3	0.59	0.70	0.49	0.09	4	classe 3	0.53	0.58	0.50	0.04	3
classe 4	-1.00	-1.00	-1.00	0.00	3	classe 4	0.58	0.65	0.47	0.06	10	classe 4	0.49	0.60	0.32	0.09	7
classe 5	0.09	0.22	0.00	0.08	6	classe 5	0.55	0.57	0.53	0.03	2	classe 5	0.60	0.69	0.46	0.07	7

Tabela 7: Estatística do índice de vegetação PSSRa hiperespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

PSSRa hiperespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	1.25	2.67	0.00	0.96	7	classe 1	11.02	12.41	9.35	1.55	3	classe 1	4.94	6.81	4.09	0.86	8
classe 2	2.09	4.64	0.00	1.91	15	classe 2	8.83	11.62	5.44	2.13	6	classe 2	5.68	6.66	4.05	0.97	6
classe 3	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0	classe 3	9.50	11.62	7.16	1.91	5	classe 3	6.86	8.05	6.15	0.84	4
classe 4	5.42	5.79	4.90	0.40	4	classe 4	7.03	9.94	5.49	1.62	6	classe 4	7.09	8.38	5.55	1.24	6
classe 5	7.05	8.21	5.88	1.63	3	classe 5	7.18	9.62	5.67	1.28	9	classe 5	6.84	10.88	4.17	2.89	5

x(1): não houveram pontos nessa classe.

Tabela 8: Estatística do índice de vegetação TCARI/OSAVI hiperespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

TCARI/OSAVI hiperespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	14	classe 1	0.20	0.38	0.15	0.06	12	classe 1	0.28	0.33	0.23	0.03	6
classe 2	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	7	classe 2	0.21	0.29	0.15	0.05	9	classe 2	0.39	0.51	0.34	0.05	9
classe 3	0.54	0.94	0.26	0.35	3	classe 3	0.25	0.25	0.25	x(2)	1	classe 3	0.44	0.66	0.22	0.16	6
classe 4	1.19	1.76	0.30	0.63	4	classe 4	0.48	0.48	0.48	x(2)	1	classe 4	0.48	0.59	0.37	0.08	7
classe 5	1.62	1.62	1.62	x(2)	1	classe 5	0.40	0.52	0.31	0.08	6	classe 5	0.65	0.65	0.65	x(2)	1

x(1): valores fora da faixa de valores esperados.

x(2): nessa classe ocorreu apenas um ponto de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.

Tabela 9: Estatística do índice de vegetação NDVI multiespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

NDVI multiespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	0.17	0.18	0.15	0.01	10	classe 1	x(2)	x(2)	x(2)	x(2)	0	classe 1	0.16	0.18	0.15	0.01	7
classe 2	0.18	0.19	0.17	0.01	5	classe 2	0.17	0.18	0.16	0.01	10	classe 2	0.17	0.19	0.16	0.01	6
classe 3	0.19	0.21	0.17	0.01	8	classe 3	0.19	0.22	0.17	0.01	9	classe 3	0.19	0.22	0.17	0.02	6
classe 4	0.20	0.20	0.20	x(1)	1	classe 4	0.20	0.23	0.19	0.02	5	classe 4	0.21	0.23	0.19	0.02	5
classe 5	0.23	0.26	0.21	0.02	5	classe 5	0.23	0.26	0.20	0.02	5	classe 5	0.25	0.27	0.22	0.02	5

x(1): nessa classe ocorreu apenas um ponto de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.

x(2): não houveram pontos nessa classe.

Tabela 10: Estatística do índice de vegetação GNDVI multiespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

GNDVI multiespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	0.15	0.16	0.13	0.01	9	classe 1	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0	classe 1	0.15	0.16	0.14	0.01	7
classe 2	0.16	0.17	0.15	0.01	7	classe 2	0.16	0.16	0.15	0.01	9	classe 2	0.16	0.16	0.16	0.00	2
classe 3	0.18	0.19	0.17	0.01	5	classe 3	0.16	0.17	0.15	0.01	8	classe 3	0.17	0.18	0.15	0.01	6
classe 4	0.18	0.19	0.17	0.01	5	classe 4	0.19	0.20	0.18	0.01	7	classe 4	0.19	0.20	0.17	0.01	5
classe 5	0.21	0.23	0.20	0.01	3	classe 5	0.19	0.21	0.17	0.02	5	classe 5	0.21	0.24	0.18	0.02	9

x(1): não houveram pontos nessa classe.

Tabela 11: Estatística do índice de vegetação SAVI multiespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

SAVI multiespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	0.25	0.27	0.22	0.01	10	classe 1	x(2)	x(2)	x(2)	x(2)	0	classe 1	0.25	0.27	0.23	0.02	7
classe 2	0.27	0.29	0.26	0.01	5	classe 2	0.26	0.27	0.25	0.01	9	classe 2	0.26	0.28	0.24	0.01	6
classe 3	0.29	0.31	0.26	0.02	8	classe 3	0.27	0.29	0.25	0.02	8	classe 3	0.29	0.32	0.26	0.02	6
classe 4	0.30	0.30	0.30	x(1)	1	classe 4	0.31	0.35	0.29	0.02	7	classe 4	0.31	0.35	0.29	0.02	5
classe 5	0.35	0.39	0.31	0.03	5	classe 5	0.35	0.38	0.30	0.04	5	classe 5	0.37	0.40	0.33	0.03	5

x(1): nessa classe ocorreu apenas um ponto de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.

x(2): não houveram pontos nessa classe.

Tabela 12: Estatística do índice de vegetação GSAVI multiespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

GSAVI multiespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	0.22	0.24	0.20	0.01	9	classe 1	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0	classe 1	0.22	0.25	0.20	0.02	7
classe 2	0.24	0.25	0.22	0.01	7	classe 2	0.23	0.24	0.22	0.01	9	classe 2	0.24	0.25	0.23	0.01	4
classe 3	0.27	0.28	0.26	0.01	5	classe 3	0.24	0.26	0.23	0.01	8	classe 3	0.27	0.29	0.23	0.02	6
classe 4	0.27	0.29	0.26	0.01	5	classe 4	0.28	0.30	0.27	0.01	7	classe 4	0.28	0.30	0.25	0.02	7
classe 5	0.31	0.34	0.30	0.02	3	classe 5	0.29	0.32	0.26	0.03	5	classe 5	0.33	0.36	0.31	0.02	5

x(1): não houveram pontos nessa classe.

Tabela 13: Estatística do índice de vegetação OSAVI multiespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

OSAVI multiespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	0.17	0.18	0.15	0.01	11	classe 1	x(2)	x(2)	x(2)	x(2)	0	classe 1	0.16	0.18	0.15	0.01	7
classe 2	0.18	0.19	0.18	0.01	4	classe 2	0.18	0.19	0.16	0.01	11	classe 2	0.17	0.19	0.16	0.01	6
classe 3	0.19	0.21	0.17	0.01	8	classe 3	0.19	0.22	0.17	0.01	8	classe 3	0.19	0.22	0.17	0.02	6
classe 4	0.20	0.20	0.20	x(1)	1	classe 4	0.20	0.23	0.19	0.02	5	classe 4	0.21	0.23	0.19	0.02	5
classe 5	0.23	0.26	0.21	0.02	5	classe 5	0.23	0.26	0.20	0.02	5	classe 5	0.25	0.27	0.22	0.02	5

x(1): nessa classe ocorreu apenas um ponto de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.

x(2): não houveram pontos nessa classe.

Tabela 14: Estatística do índice de vegetação ARVI multiespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

ARVI multiespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	0.13	0.14	0.11	0.01	12	classe 1	x(2)	x(2)	x(2)	x(2)	0	classe 1	x(2)	x(2)	x(2)	x(2)	0
classe 2	0.14	0.15	0.14	0.00	7	classe 2	0.13	0.14	0.11	0.01	9	classe 2	0.13	0.16	0.10	0.02	19
classe 3	0.16	0.18	0.15	0.01	5	classe 3	0.14	0.17	0.12	0.01	12	classe 3	0.17	0.22	0.14	0.03	8
classe 4	0.18	0.19	0.15	0.02	4	classe 4	0.17	0.21	0.16	0.03	3	classe 4	0.15	0.15	0.15	x(1)	1
classe 5	0.22	0.22	0.22	x(1)	1	classe 5	0.19	0.22	0.14	0.03	5	classe 5	0.14	0.14	0.14	x(1)	1

x(1): nessa classe ocorreu apenas um ponto de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.

x(2): não houveram pontos nessa classe.

Tabela 15: Estatística do índice de vegetação PSSRa multiespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

PSSRa multiespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	1.41	1.44	1.36	0.03	10	classe 1	x(2)	x(2)	x(2)	x(2)	0	classe 1	1.49	1.49	1.49	x(1)	1
classe 2	1.45	1.49	1.43	0.02	5	classe 2	1.44	1.48	1.40	0.02	11	classe 2	1.55	1.55	1.55	x(1)	1
classe 3	1.49	1.54	1.42	0.03	8	classe 3	1.48	1.56	1.41	0.04	8	classe 3	1.42	1.47	1.37	0.03	12
classe 4	1.52	1.52	1.52	x(1)	1	classe 4	1.53	1.63	1.46	0.06	5	classe 4	1.51	1.63	1.44	0.06	8
classe 5	1.63	1.72	1.53	0.07	5	classe 5	1.63	1.73	1.50	0.10	5	classe 5	1.64	1.78	1.52	0.10	7

x(1): nessa classe ocorreu apenas um ponto de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.

x(2): não houveram pontos nessa classe.

Tabela 16: Estatística do índice de vegetação TCARI/OSAVI multiespectral agrupado em 5 classes, nos pontos de pesagem conhecida de cana-de-açúcar.

TCARI/OSAVI multiespectral																	
1ª amostra						2ª amostra					3ª amostra						
	média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant		média	máximo	mínimo	dv.padr.	quant
classe 1	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0	classe 1	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0	classe 1	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0
classe 2	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0	classe 2	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0	classe 2	0.01	0.01	0.01	0.00	19
classe 3	0.01	0.01	0.01	x(2)	1	classe 3	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0	classe 3	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0
classe 4	0.01	0.01	0.01	0.00	9	classe 4	x(1)	x(1)	x(1)	x(1)	0	classe 4	0.01	0.01	0.01	x(2)	1
classe 5	0.01	0.01	0.01	0.00	12	classe 5	0.01	0.01	0.01	0.00	29	classe 5	0.01	0.01	0.01	x(2)	1

x(1): não houveram pontos nessa classe.

x(2): nessa classe ocorreu apenas um ponto de pesagem de cana-de-açúcar conhecida.